

Titre: Analyse cinématique de la tâche de boire chez des personnes
tétraplégiques par capture vidéo sans marqueurs

Auteur: Anne-Charlotte Desbarbieux
Author:

Date: 2025

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Desbarbieux, A.-C. (2025). Analyse cinématique de la tâche de boire chez des
personnes tétraplégiques par capture vidéo sans marqueurs [Mémoire de
maîtrise, Polytechnique Montréal]. PolyPublie.
Citation: <https://publications.polymtl.ca/69270/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/69270/>
PolyPublie URL:

**Directeurs de
recherche:** Abolfazl Mohebbi, & Marika Demers
Advisors:

Programme: Génie biomédical
Program:

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

**Analyse cinématique de la tâche de boire chez des personnes tétraplégiques
par capture vidéo sans marqueurs**

ANNE-CHARLOTTE DESBARBIEUX

Institut de génie biomédical

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*

Génie biomédical

Septembre 2025

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

Analyse cinématique de la tâche de boire chez des personnes tétraplégiques par capture vidéo sans marqueurs

présenté par **Anne-Charlotte DESBARBIEUX**

en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

Sofiane ACHICHE, président

Abolfazl MOHEBBI, membre et directeur de recherche

Marika DEMERS, membre et codirectrice de recherche

Guillaume DURANDAU, membre

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d’abord à exprimer ma profonde gratitude à ma co-directrice Marika Demers, qui m’a proposée ce projet et m’a accompagnée pendant presque deux ans. Merci de m’avoir guidée dans mes premiers pas en recherche, de m’avoir transmis ton savoir et de m’avoir fait découvrir ce milieu si passionnant.

Je remercie également mon directeur, Abolfazl Mohebbi, de m’avoir accueillie comme étudiante et d’avoir toujours été disponible lorsque j’avais besoin de soutien.

Merci à Dorothy Barthélemy et Diana Zidarov, responsables du projet clinique, pour leur collaboration.

Je tiens également à remercier chaleureusement Héloïse, dont l’aide précieuse m’a permise de rencontrer Marika et d’entreprendre ce projet.

Amedeo, je suis reconnaissante pour tes conseils d’expert toujours justes et bienveillants sur l’estimation de pose et l’amélioration des modèles DeepLabCut.

Merci à tous les étudiants et employés du laboratoire pour leur accueil et leur soutien au quotidien.

Sur un plan plus personnel, je voudrais remercier ma maman, qui malgré la distance a traversé l’Atlantique à plusieurs reprises pour me soutenir dans cette nouvelle vie pas toujours simple au Canada. Merci à toute ma famille et à mes amis d’avoir fait le voyage pour m’apporter chaleur et réconfort.

Enfin, un merci tout particulier à Simon, pour ton soutien sans faille. Merci pour tes innombrables soirées de relecture et tes conseils avisés malgré ta non-connaissance du domaine.

RÉSUMÉ

Les lésions médullaires cervicales entraînent une perte importante de la fonction motrice des membres supérieurs, compromettant l'autonomie dans les activités de la vie quotidienne. Les évaluations motrices jouent un rôle clé dans le processus de réadaptation, permettant d'analyser les progrès et d'adapter les soins. Les outils cliniques existants reposent en grande partie sur l'observation et ne permettent pas de mesurer la granularité des mouvements. Dans ce contexte, la cinématique 3D offre une mesure précise des mouvements. Cependant les systèmes actuels, souvent basés sur des marqueurs, sont coûteux et inadaptés en clinique. C'est pourquoi les systèmes sans marqueurs, exploitant l'analyse vidéo et la vision par ordinateur, représentent une alternative prometteuse.

L'objectif de ce projet est donc de développer, mettre en place et évaluer la faisabilité d'un outil de mesure sans marqueurs de la cinématique des membres supérieurs pour l'utiliser avec des personnes tétraplégiques afin d'extraire des paramètres cinématiques permettant de mieux informer les interventions de réadaptation.

Onze participants tétraplégiques et onze participants neurotypiques ont été filmés lors de la réalisation de la tâche fonctionnelle de boire. Les vidéos ont ensuite été traitées à l'aide d'OpenPose, un modèle d'estimation de pose, afin d'extraire des paramètres cinématiques pertinents.

Les résultats démontrent la faisabilité de l'approche, avec un temps d'installation et d'acquisition inférieur à 10 minutes. Les analyses cinématiques révèlent des différences significatives entre les groupes neurotypique et tétraplégique, notamment en termes de vitesse et de fluidité du mouvement, mesurées à partir du nombre d'unités de mouvements (Neurotypiques: 23, Tétraplégique: 9, $p < 0.01$). Le système permet également de détecter et de quantifier des stratégies compensatoires, telles que l'abduction de l'épaule (Neurotypiques: $12,7^\circ$, Tétraplégiques: $25,0^\circ$, $p < 0,01$). Ces mesures apportent un complément quantitatif précieux aux évaluations cliniques traditionnelles.

En conclusion, cette étude constitue une première étape vers l'intégration d'outils de vision par ordinateur en réadaptation clinique. Des travaux complémentaires, avec un échantillon élargi et l'utilisation d'algorithmes plus avancés, seront nécessaires pour consolider ces résultats et renforcer l'utilisation du système dans des pratiques cliniques.

ABSTRACT

Cervical spinal cord injuries lead to a significant loss of upper limb motor function, severely compromising independence in daily activities. Motor assessments are essential in rehabilitation for people with tetraplegia to evaluate movement patterns. Based on this evaluation, clinicians and researchers develop personalized interventions to optimize recovery and improve quality of life. Existing clinical tools rely largely on observation and do not capture the fine granularity of movement. In this context, 3D kinematics provides precise measurements of motion; however, current systems, often marker-based, are expensive and poorly suited for clinical use. Markerless systems, based on video analysis and computer vision, therefore represent a promising alternative.

The objective of this project was to develop, implement, and evaluate the feasibility of a markerless tool for measuring upper limb kinematics in individuals with tetraplegia, with the aim of extracting parameters that can better inform rehabilitation interventions.

Eleven participants with tetraplegia and eleven neurotypical participants were recorded while performing the drinking task. The videos were then processed using OpenPose, a pose estimation model, to extract relevant kinematic parameters.

The results demonstrate the feasibility of the approach, with an installation and acquisition time of less than 10 minutes. Kinematic analyses reveal significant differences between neurotypical and tetraplegic groups, particularly in terms of movement speed and smoothness, measured by the number of movement units (Neurotypical: 23, Tetraplegic: 9, $p < 0.01$). The system also enables the detection and quantification of compensatory strategies, such as shoulder abduction (Neurotypical: 12.7° , Tetraplegic: 25.0° , $p < 0.01$). These measurements complement traditional clinical assessments by providing quantitative data.

In conclusion, this study represents a first step toward the integration of computer vision tools in clinical rehabilitation. Further work, with a larger sample size and the use of more advanced algorithms, will be necessary to consolidate these findings and strengthen the clinical applicability of the system.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	III
RÉSUMÉ.....	IV
ABSTRACT	V
LISTE DES TABLEAUX.....	X
LISTE DES FIGURES.....	XI
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	XIII
LISTE DES ANNEXES.....	XIV
CHAPITRE 1 INTRODUCTION.....	1
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	3
2.1 Lésion médullaire et tétraplégie	3
2.1.1 Définition et causes	3
2.1.2 Niveau et atteintes motrices.	3
2.1.3 Le milieu clinique et la réadaptation	4
2.2 Cinématique du membre supérieur	6
2.2.1 Anatomie fonctionnelle du membre supérieur	6
2.2.2 Cinématique des personnes sans atteinte motrice	6
2.2.3 Cinématique des personnes avec atteintes sensorimotrices (i.e. tétraplégie).....	8
2.3 Méthode de capture de mouvement	9
2.3.1 Systèmes traditionnels avec marqueurs.....	9
2.3.2 Capture de mouvement sans marqueurs.....	10
2.3.3 Précision et validité des systèmes sans marqueurs.....	12
2.4 Vers une application de la capture vidéo sans marqueurs en clinique	13
2.4.1 Validation clinique sur des personnes sans troubles neurologiques	13

2.4.2	Études sur des personnes avec atteintes motrices	14
2.4.3	Potentiel et limites pour les applications cliniques	15
CHAPITRE 3 PROJET DE RECHERCHE.....		16
3.1	Résumé de la problématique	16
3.2	Objectifs	16
3.2.1	Objectif principal.....	16
3.2.2	Objectifs spécifiques	16
3.3	Hypothèses de recherches	17
CHAPITRE 4 METHODOLOGIE		18
4.1	Méthode générale	18
4.2	Participants	18
4.2.1	Considérations éthiques.....	18
4.2.2	Descriptions des populations (inclusions et exclusions)	19
4.2.3	Stratégie de recrutement.....	20
4.3	Sessions expérimentales	21
4.3.1	Planification et déroulement des sessions	21
4.3.2	Tâche expérimentale : boire à partir d'un verre	22
4.3.3	Matériel et environnement de capture	23
4.3.4	Enregistrement et gestion des données.....	24
4.4	Analyse de données	25
4.4.1	Prétraitement des vidéos.....	26
4.4.2	Estimation de pose	26
4.4.3	Détection visuelle des mouvements compensatoires	30
4.4.4	Extraction de paramètres cinématiques.....	30

CHAPITRE 5	RESULTATS	35
5.1	Participants	35
5.1.1	Caractéristiques socio-démographiques de chaque groupe.....	35
5.1.2	Caractéristiques cliniques des participants avec lésion.....	36
5.2	Éléments de faisabilité	37
5.2.1	Coût et durées.....	37
5.2.2	Données collectées, manquantes et exclues de l'analyse	38
5.3	Estimation de pose	39
5.3.1	Choix du modèle	39
5.3.2	Évaluation de la qualité des estimations de pose avec OpenPose.....	42
5.3.3	Exemples de détection.....	45
5.4	Détection visuelle des mouvements compensatoires	46
5.5	Paramètres cinématiques	47
5.5.1	Caractérisation du point terminal : le poignet	47
5.5.2	Mesure de l'élévation de l'épaule	50
5.5.3	Mesure de l'angle d'abduction de l'épaule	51
5.5.4	Mesure de l'angle de flexion latérale du tronc	53
CHAPITRE 6	DISCUSSION	56
6.1	Principaux résultats	56
6.2	Interprétation des résultats	57
6.2.1	Estimation de pose	57
6.2.2	Mouvements compensatoires	58
6.2.3	Paramètres cinématiques	59
6.3	Comparaison avec la littérature.....	60

6.3.1	Estimation de pose sans marqueurs.....	61
6.3.2	Étude de la cinématique du membre supérieur chez les personnes avec une tétraplégie.....	61
6.4	Limites, implications et perspectives	62
6.4.1	Forces et limites de l'étude.....	62
6.4.2	Implications cliniques et scientifiques	62
6.4.3	Perspectives de recherche.....	63
CHAPITRE 7	CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS	64
RÉFÉRENCES.....		65
ANNEXES		69

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1: Caractéristiques des participants inclus dans les deux groupes	36
Tableau 2: Caractéristiques cliniques des participants avec une tétraplégie.....	37
Tableau 3: Données collectées pour les participants avec une tétraplégie.....	39
Tableau 4 : Performances du modèle DLC 2 : distances moyennes avec et sans indice de confiance	41
Tableau 5: Comparaison des performances moyennes sur tous les points entre les deux groupes	44
Tableau 6 : Comparaison du nombre d'unités de mouvements pour toutes les répétitions entre participants neurotypiques et participants tétraplégiques lors de la tâche fonctionnelle de boire.....	50
Tableau 7 : Comparaison des paramètres cinématiques entre participants neurotypiques et participants tétraplégiques lors de la tâche fonctionnelle de boire. Les résultats sont présentés sous forme de médiane, [Q1–Q3] et écart interquartile (IQR) pour l'amplitude relative de l'élévation de l'épaule (mm), l'angle maximal d'abduction de l'épaule (°) et l'amplitude de l'angle de flexion latérale du tronc (°) (* $p < 0,05$ et ** $p < 0,01$)	55
Tableau 8 : Nombre d'unités de mouvements (NMU) extraits de la vitesse pour chaque répétition et chaque participant.....	71
Tableau 9 : Élévation normalisée relative de l'épaule pour chaque répétition et chaque participant (en %)	72
Tableau 10: Angle maximal d'abduction de l'épaule pour chaque répétition et chaque participant (en °).....	73
Tableau 11 : Amplitude de l'angle de flexion latérale du tronc pour chaque répétition et chaque participant (en °).....	74

LISTE DES FIGURES

Figure 1: Niveau de lésion et zones anatomiques affectées	4
Figure 2 : Classification des métriques cinématiques dérivées du point terminal. Adapté de (de los Reyes-Guzmán et al., 2014)	7
Figure 3: Schéma du dispositif (A) et image de l'installation réelle (B)	23
Figure 4 : Processus d'analyse cinématique à partir d'acquisition vidéo	25
Figure 5 : Schéma de définition de l'angle d'abduction de l'épaule	32
Figure 6 : Schéma de définition de l'angle de flexion latérale du tronc	33
Figure 7: Image de l'installation (A) et image d'un participant réalisant la tâche (B)	38
Figure 7 : Comparaison des modèles d'estimation de pose sur une participante neurotypique (A) et une participante avec lésion (B)	40
Figure 8 : Pourcentage de détection des points avec le modèle DLC 2	42
Figure 9: Carte de chaleur des performances d'OpenPose par point et par participant (A et C: pourcentage de détection pour les participants droitiers et gauchers, B et D: likelihood moyen)	44
Figure 10: Exemples de bonnes (PXX) et de mauvaises détections (PXX) par OpenPose (points verts)	45
Figure 11: Types et fréquences des mouvements compensatoires détectés chez les participants avec une tétraplégie	47
Figure 12 : Trajectoires non filtrées du poignet droit pour toutes les répétitions. Les participants neurotypiques sont représentés en vert et les participants avec une tétraplégie en bleu. Les coordonnées X et Y sont en pixels.	48
Figure 13 : Trajectoires non filtrées du poignet gauche. Les participants neurotypiques sont représentés en vert et les participants avec une tétraplégie en bleu. Les coordonnées X et Y sont en pixels.	49
Figure 14 : Trajectoires filtrées du poignet droit (A), évolution des positions X, Y et de l'amplitude au cours du temps (B), ainsi que de la vitesse correspondante (C), pour différents sujets et	

répétitions (P00, P02, PS01 et PS05). Les coordonnées sont exprimées dans le repère de l'image (axe Y orienté vers le bas), la vitesse en pixels/s et les NMU.	50
Figure 15 : Évolution de l'angle d'abduction de l'épaule droite en fonction du temps pour différents sujets (P04, P02, S01 et PS06). Les angles sont exprimés en degrés (°).	52
Figure 16 : Exemples d'évolution de l'angle d'abduction de l'épaule (droite pour PS08 et gauche pour P07) au cours du temps (graphiques), accompagnés d'illustrations vidéo des postures correspondantes (images).	53
Figure 17 : Évolution de l'angle de flexion latérale du tronc (en °) au cours du temps pour différents participants et mouvements (P02 – bras droit/ tétraplégique, P04 – bras droit/ tétraplégique, PS03 – bras gauche/ neurotypique, PS05 – bras droit/ neurotypique). Convention : un angle positif correspond à une inclinaison du tronc vers la gauche dans le réel, et un angle négatif à une inclinaison vers la droite dans le réel.	54

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

AIS	Abbreviated Injury Scale
AVC	Accident Vasculaire Cérébral
CIME	Clinique d’Intensification de la Moelle Epinière
CRIR	Centre de Recherche Interdisciplinaire en Réadaptation
DLC	DeepLabCut
IURDPM	Institut Universitaire en Réadaptation et Déficience Motrice
LM	Lésion Médullaire
NMU	Nombre d’Unités de Mouvement
Px/PPx	Participant avec une tétraplégie/ Participant Partenaires avec une tétraplégie
RGB	Red Green Blue
RGB-D	Red Green Blue-Depth
Sx/PSx	Participant en « Santé » (neurotypique)
SMART	Spécifiques, Mesurables, Atteignables, Réalistes et Temporellement définis

LISTE DES ANNEXES

ANNEXE A	Tableau des objectifs SMART	69
ANNEXE B	Grille d'évaluation des mouvements compensatoires complétée	70
ANNEXE C	Tableaux des paramètres cinématiques par répétition par participant	71

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

La tétraplégie résulte d'une lésion de la moelle épinière, le plus souvent localisée au niveau cervical, entraînant une perte partielle ou totale de la mobilité des membres supérieurs, incluant l'épaule, le coude, le poignet et les mains. Cette condition a des conséquences majeures sur la capacité à accomplir les gestes du quotidien et réduit fortement l'autonomie fonctionnelle. Outre les limitations motrices, des atteintes sensorielles peuvent également s'ajouter, compliquant encore davantage la récupération. Dans ce contexte, la réadaptation joue un rôle central puisqu'elle vise à maximiser les capacités résiduelles et à améliorer la qualité de vie des personnes touchées.

Les évaluations motrices sont au cœur de ce processus. Elles permettent de suivre l'évolution des patients, de mesurer les progrès réalisés et d'adapter les interventions thérapeutiques. Les outils cliniques classiques, tels que les échelles d'évaluation fonctionnelle, offrent une vision globale de la performance, mais manquent de finesse pour capturer la qualité des mouvements. À l'opposé, la cinématique 3D fournit une description précise des trajectoires articulaires et des paramètres spatio-temporels. Cependant, les systèmes actuels reposent souvent sur l'utilisation de marqueurs et d'équipements spécialisés, ce qui les rend coûteux, longs à mettre en place et peu adaptés aux contraintes d'un milieu clinique.

Face à ces limites, les systèmes de capture sans marqueurs, exploitant la vidéo et la vision par ordinateur (caméras RGB ou caméras de profondeur, modèles d'estimation de pose), apparaissent comme une alternative prometteuse. Plus rapides, accessibles et moins intrusifs, ils offrent un potentiel intéressant pour objectiver la qualité du mouvement. Cependant, leur précision reste encore perfectible, ce qui freine leur adoption à grande échelle en réadaptation.

L'objectif de ce projet de maîtrise est donc de développer un outil sans marqueurs pour mesurer la cinématique des membres supérieurs chez des personnes tétraplégiques. Plus spécifiquement, il s'agit d'extraire des paramètres pertinents permettant de mieux caractériser la qualité du mouvement et d'apporter un complément objectif aux évaluations cliniques traditionnelles.

Ce mémoire est structuré de la manière suivante : le deuxième chapitre présente la revue de littérature et situe le projet dans son contexte scientifique et clinique. Le troisième chapitre décrit les objectifs et hypothèses de l'étude. Le quatrième chapitre détaille la méthodologie mise en place. Le cinquième chapitre expose les résultats obtenus, qui sont ensuite discutés dans le sixième

chapitre. Enfin, le dernier chapitre propose une conclusion et ouvre sur des perspectives de recherche et d'applications futures.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

2.1 Lésion médullaire et tétraplégie

2.1.1 Définition et causes

Une lésion médullaire (LM), également appelée lésion de la moelle épinière, correspond à une atteinte d'un segment de la moelle, structure essentielle du système nerveux central située à l'intérieur de la colonne vertébrale. Cette structure assure la transmission des signaux nerveux entre le cerveau et le reste du corps, jouant un rôle clé dans le contrôle moteur et sensoriel (Kirshblum et al., 2011).

Les lésions médullaires peuvent être traumatiques ou non traumatiques. Les formes traumatiques représentent la majorité des cas et sont le plus souvent liées à des chutes (environ 51 % des cas), des accidents de la route (26 %), des accidents sportifs (15 %), des agressions (4 %) et d'autres causes (4 %) (Kang et al., 2017; Praxis Spinal Cord Institute, 2021).

Les formes non traumatiques peuvent résulter de maladies dégénératives, infectieuses, tumorales ou vasculaires.

2.1.2 Niveau et atteintes motrices.

L'outil de référence pour évaluer l'atteinte motrice et sensorielle suite à une LM est l'International Standards for Neurological Classification of Spinal Cord Injury (ISNCSCI), publié par l'American Spinal Injury Association (ASIA) (Kirshblum et al., 2011). Cette classification fournit un langage commun et une méthode standardisée pour caractériser l'atteinte, grâce à l'ASIS Impairment Scale (AIS), allant de la lésion complète à l'absence de déficit.

Le score AIS A correspond à une lésion complète avec absence totale de fonction motrice et sensorielle sous le niveau de la lésion. AIS B indique une préservation sensorielle mais sans fonction motrice. L'AIS C et l'AIS D décrivent des lésions incomplètes avec préservation partielle de la fonction motrice : dans l'AIS C, plus de la moitié des muscles-clés sous la lésion se contractent mais manquent encore de force pour effectuer des mouvements contre la gravité, alors que dans l'AIS D, au moins la moitié des muscles clés disposent d'une force suffisante pour réaliser des mouvements de manière fonctionnelle contre la gravité. Enfin, AIS E traduit une récupération complète avec une fonction motrice et sensorielle normale (Kirshblum et al., 2011).

Le niveau neurologique de la lésion influence directement les fonctions motrices résiduelles, en particulier dans le cas de lésions incomplètes. Les lésions cervicales sont les plus fréquentes et couramment appelé tétraplégie (Kang et al., 2017). La figure 1 illustre les différents niveaux de lésions médullaires et les zones anatomiques qu'ils affectent. Les lésions médullaires entraînent une perte fonctionnelle graduelle : à C5, seuls les mouvements grossiers de l'épaule et du coude sont préservés ; à C6–C7, des mouvements du poignet deviennent possibles ; et entre C7 et T1, les mouvements fins des mains et des doigts peuvent être partiellement conservés.

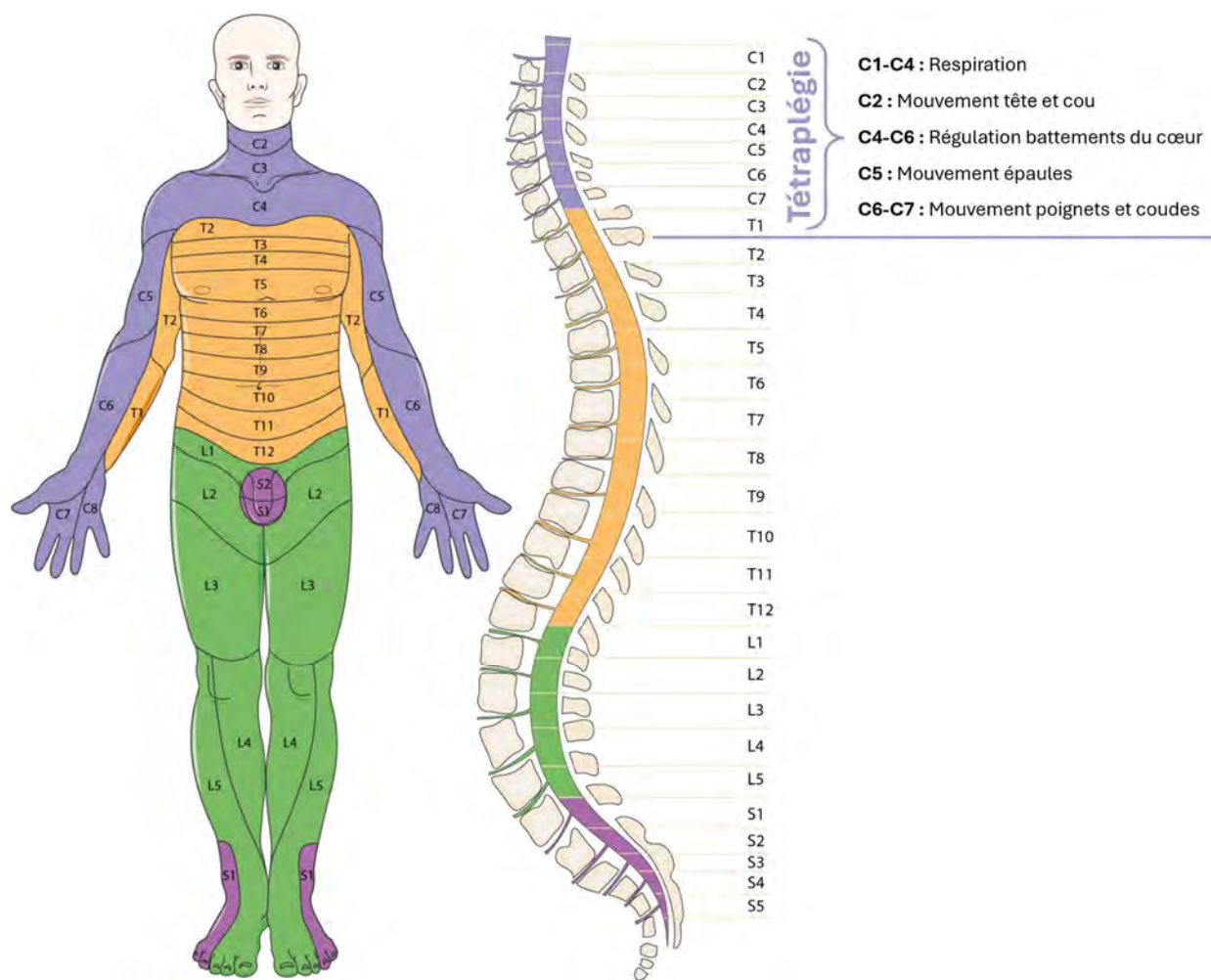


Figure 1: Niveau de lésion et zones anatomiques affectées

2.1.3 Le milieu clinique et la réadaptation

Suite à une LM, les personnes entrent généralement dans un parcours de réadaptation, qui débute souvent en phase aigüe à l'hôpital et se poursuit dans un centre spécialisé de réadaptation.

L'objectif de ce parcours de réadaptation est de maximiser la récupération fonctionnelle et/ou d'optimiser les stratégies de compensation afin de favoriser l'autonomie et la participation aux activités de la vie quotidienne.

Dans ce contexte, la Classification Internationale du Fonctionnement, du Handicap et de la Santé (CIF) (World Health Organization, 2001) permet d'adopter un langage commun entre les professions et de considérer la personne dans sa globalité : fonctions corporelles, capacités d'activité, participation, ainsi que facteurs environnementaux et personnels. Les interventions impliquent souvent une équipe interdisciplinaire comprenant, entre autres, physiothérapeutes, ergothérapeutes et médecins spécialisés. Les physiothérapeutes (appelés kinésithérapeute en Europe) se concentrent plus sur la récupération motrice et la performance physique, tandis que les ergothérapeutes se concentrent plus sur l'optimisation de l'autonomie, la mise en place d'adaptation favorisant ainsi la participation aux activités quotidiennes.

Dans le but d'optimiser les soins et de personnaliser les thérapies, des outils d'évaluation cliniques standardisés sont utilisés pour évaluer les capacités fonctionnelles et définir des objectifs de réadaptation adaptés à chaque personne. Ces outils d'évaluation permettent de cibler les priorités de traitement et d'orienter les interventions en fonction des besoins spécifiques.

Chez les personnes avec une tétraplégie, certains de ces outils, comme le « Graded Redefined Assessment of Strength, Sensibility and Prehension » (GRASSP) permettent d'évaluer les incapacités au niveau des fonctions organiques et des structures anatomiques, tels que la force, la sensibilité et les habiletés fonctionnelles, de façon détaillée. Au niveau de la limitation d'activités, les évaluations sont souvent complétées par des tests de performance standardisés chronométrés, comme le « Grasp and Release Test » (GRT) ou le « Box and Block Test » (BBT), simples à administrer et largement utilisés en clinique.

Cependant, ces outils présentent des limites : ils ne renseignent pas sur la qualité des mouvements ni sur leur finesse d'exécution. La granularité gestuelle, essentielle pour comprendre la récupération motrice, échappe à ces outils, et la variabilité inter et intra-évaluateur rend difficile une mesure fiable uniquement à partir d'observations visuelles (Demers & Levin, 2017). Pour comprendre plus finement le mouvement et la performance dans son ensemble, il est nécessaire de s'intéresser à la biomécanique du membre supérieur, en analysant ses articulations, ses amplitudes de mouvement ainsi que sa cinématique.

2.2 Cinématique du membre supérieur

La cinématique est une branche de la biomécanique qui s'intéresse à la description des mouvements, indépendamment des forces qui les génèrent. Ici, elle permet de caractériser les déplacements du membre supérieur à travers ses articulations principales et d'en quantifier les paramètres (angles, vitesses, amplitudes).

2.2.1 Anatomie fonctionnelle du membre supérieur

Le membre supérieur regroupe le bras, l'avant-bras, la main et trois articulations principales : l'épaule, le coude et le poignet. Lorsqu'il participe au mouvement, le tronc peut également être inclus au membre supérieur. Dans ce mémoire, aucun terme anatomique détaillé ne sera utilisé, chaque articulation sera repérée par son centre articulaire.

Le poignet est relié à la main, qui constitue l'outil principal de manipulation dans les activités de la vie quotidienne. D'un point de vue biomécanique, la main est souvent considérée comme l'*end-effector* du mouvement, c'est-à-dire le point terminal. Cependant, dans ce travail, le poignet sera utilisé comme *end-effector*, car il s'agit du point le plus distal (le plus éloigné du centre du corps) détectable avec précision sur des images.

Le membre supérieur est caractérisé par sept degrés de liberté répartis entre les trois articulations principales : trois à l'épaule (flexion/extension, abduction/adduction, rotation interne/externe), un au coude (flexion/extension) et trois au poignet (flexion/extension, déviation radiale/ulnaire, pronosupination). La coordination entre ces articulations joue un rôle essentiel dans la performance et la qualité du mouvement. Ces deux notions peuvent être distinguées ainsi : la performance se rapporte aux caractéristiques cinématiques de l'*end-effector*, telles que la vitesse, la position, la fluidité et leur variabilité, tandis que la qualité du mouvement concerne davantage le comportement des autres articulations individuelles, leur coordination et la variabilité de leurs contributions respectives (Levin & Demers, 2021). Pour décrire ces notions importantes, il est nécessaire de décrire la cinématique des mouvements.

2.2.2 Cinématique des personnes sans atteinte motrice

Dans un premier temps, la description de la cinématique des personnes sans atteintes motrices est essentielle afin d'avoir une référence pour comparer par la suite la performance et la qualité des mouvements avec des personnes ayant des atteintes motrices.

La cinématique décrit les mouvements, le plus souvent en trois dimensions, et permet d'extraire différents types de paramètres : spatiaux, temporels et spatio-temporels. Dans le cadre de la cinématique du membre supérieur, une première catégorie importante concerne les caractéristiques dérivées de l'*end-effector*, ou en français point terminal du mouvement. Comme le souligne de los Reyes-Guzmán et al. (2014) dans sa revue (figure 2), ces paramètres peuvent être regroupés selon plusieurs catégories reflétant la performance et la qualité du mouvement. Ils incluent par exemple la vitesse (temps de mouvement, vitesse moyenne, vitesse maximale), la précision (erreur cible, déviation du mouvement, dépassement spatial), mais aussi la fluidité du geste (nombre de pics de vitesse), ou encore l'amplitude fonctionnelle (atteinte de la pleine amplitude articulaire).

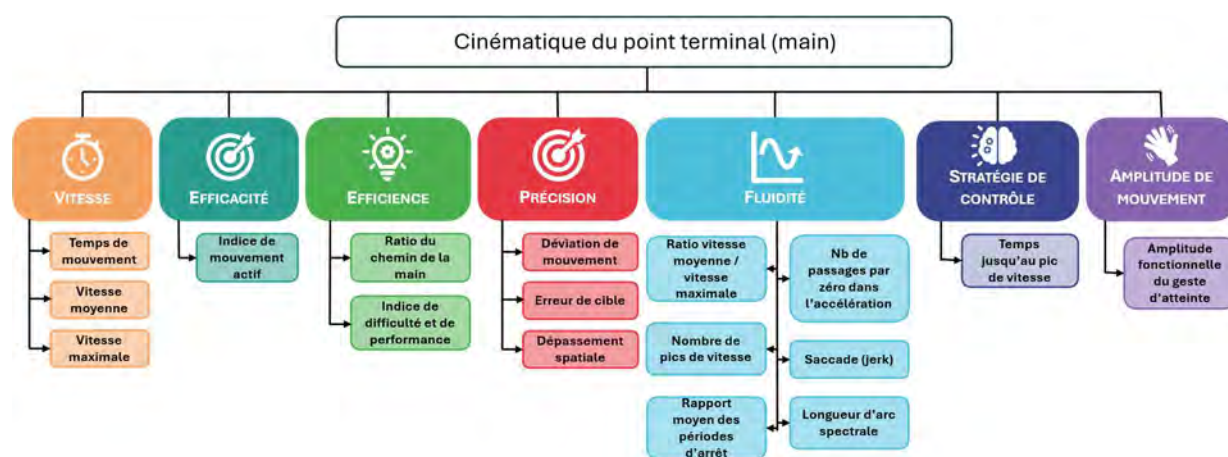


Figure 2 : Classification des métriques cinématiques dérivées du point terminal. Adapté de (de los Reyes-Guzmán et al., 2014)

Ces différents paramètres décrivent la performance et la qualité du mouvement au niveau du point terminal. Toutefois, le membre supérieur possède de nombreux degrés de liberté (trois à l'épaule, deux au coude et deux au poignet, en plus des mouvements associés du tronc et de la scapula et de la main), offrant une infinité de combinaisons possibles pour atteindre une même cible (Latash, 2012).

Lors d'un mouvement de pointage par exemple, une multitude de combinaisons de trajectoires, d'angles de flexion du coude ou d'abduction de l'épaule peut être utilisée. Malgré cette abondance, les personnes sans atteinte motrice présentent des caractéristiques communes (Latash, 2012) : en particulier, la trajectoire de la main demeure globalement rectiligne et le profil de vitesse adopte une forme lisse en cloche. Ce phénomène relève du contrôle moteur, soit la capacité du système nerveux à organiser le mouvement. Selon la théorie des modèles internes (Bock & Goode, 1998),

le cerveau construit des représentations qui lui permettent de prédire le résultat d'une commande motrice et de choisir les solutions les plus efficaces pour atteindre la cible.

Afin de décrire le mouvement dans son ensemble, et malgré certaines invariances observées chez les personnes sans atteinte motrice, il est nécessaire d'examiner divers paramètres, incluant les angles articulaires, les positions des articulations autres que le point terminal et la coordination inter-articulaire. Cette approche permet de caractériser plus finement le mouvement et d'identifier les différences présentes chez les personnes présentant des atteintes motrices.

2.2.3 Cinématique des personnes avec atteintes sensorimotrices (i.e. tétraplégie)

Une atteinte sensorimotrice correspond à une altération des fonctions sensorielles et motrices, observée notamment après un accident vasculaire cérébral (AVC), une lésion médullaire ou d'autres troubles neurologiques. Elle entraîne des difficultés de coordination et d'adaptation des mouvements à l'environnement, impactant la réalisation des activités de la vie quotidienne.

De nombreuses études ont comparé les mouvements de personnes après un AVC à ceux de sujets sans troubles neurologiques. Certaines, comme Bustrén et al. (2017), se sont intéressées à des activités fonctionnelles (boire), tandis que d'autres, comme Levin (1996), ont utilisé des tâches standardisées telles que celle de pointer une cible. Ces études démontrent que malgré une préservation de la précision en fin de mouvement, d'importantes différences apparaissent : allongement du temps de mouvement, perte de fluidité, abduction accrue du bras hémiparétique (Bustrén et al., 2017), diminution des pics de vitesse et altération de la courbe de vitesse en cloche lors de l'atteinte (Murphy et al., 2011).

Des résultats similaires sont retrouvés chez les personnes avec lésion médullaire. Plusieurs groupes de recherche (de los Reyes-Guzman et al., 2017; Lili et al., 2021) rapportent également, pour la tâche de boire, des temps de mouvement prolongés, une fluidité réduite et le recours à des compensations telles que l'implication du tronc ou une mobilisation accrue du bras, alors que la précision terminale demeure préservée. Dans une revue systématique regroupant 18 études, Mateo et al. (2015) confirme ces observations, en soulignant notamment le caractère séquencé des mouvements de type d'atteinte et préhension (« *reach-to-grasp* ») et l'utilisation de stratégies compensatoires spécifiques comme l'effet ténodèse.

Un mouvement compensatoire correspond à une stratégie motrice alternative permettant d'accomplir une tâche malgré une limitation de force, de mobilité ou de coordination (Levin et al., 2009). Ces ajustements, tels qu'une flexion excessive du tronc, une élévation anormale de l'épaule ou une rotation inhabituelle, permettent de réaliser l'action mais exposent à des douleurs, une fatigue accrue et une performance motrice sous-optimale.

Parmi ces compensations, l'effet ténodèse est central chez les tétraplégiques C6. Il se traduit par une flexion du poignet lors de la phase d'atteinte suivie d'une extension en phase de saisie, rendant la préhension possible (S. Mateo et al., 2013). Bien qu'efficace, cette stratégie s'accompagne d'un temps de mouvement plus long et traduit une planification séquentielle spécifique, essentielle à considérer dans la réadaptation.

2.3 Méthode de capture de mouvement

L'analyse des compensations et l'obtention de l'ensemble des paramètres cinématiques nécessitent le recours à des méthodes de capture du mouvement adaptées. Ces systèmes constituent un outil essentiel en biomécanique, en réadaptation, dans le sport de performance ou encore dans l'animation numérique, car ils permettent de décrire avec précision la dynamique corporelle. Plusieurs approches technologiques existent, allant des systèmes traditionnels aux méthodes récentes sans marqueurs.

2.3.1 Systèmes traditionnels avec marqueurs

Parmi les dispositifs les plus utilisés figurent les systèmes de capture de mouvement dits « avec marqueurs », où des capteurs réfléchissants, lumineux ou électroniques fixés sur des points anatomiques permettent de reconstruire les mouvements en trois dimensions. Différentes déclinaisons existent selon la technologie employée : opto-électronique, inertielle, mécanique ou magnétique.

Les systèmes opto-électroniques sont considérés comme la référence en biomécanique et en animation grâce à leur précision millimétrique. Ils utilisent caméras infrarouges qui suivent des marqueurs réfléchissants, ou des marqueurs lumineux, mais exigent un environnement contrôlé, de nombreux équipements, et sont relativement onéreux. De plus, la pose de marqueurs est chronophage et peut restreindre certains mouvements.

Les systèmes inertiels, basés sur des capteurs IMU (Inertial Measurement Unit) (gyroscopes, accéléromètres, magnétomètres), offrent une grande portabilité et permettent des mesures en conditions réelles. Toutefois, ils dépendent fortement du positionnement des capteurs. Ils ne permettent pas d'obtenir des positions absolues dans l'espace.

Les systèmes mécaniques, sous forme d'exosquelettes articulés, mesurent directement les angles articulaires et ne sont pas affectés par la lumière ou les occlusions. En revanche, leur encombrement peut limiter la liberté de mouvement et entraîner un inconfort pour l'utilisateur. De plus, les tâches fonctionnelles sont limitées avec ce type de système.

Enfin, les systèmes magnétiques permettent une capture fluide et en temps réel, sans enjeu d'occlusion visuelle. Leur principale limite réside dans la sensibilité aux interférences électromagnétiques et aux structures métalliques environnantes, ainsi que dans la restriction de l'espace de mesure, ce qui complique leur utilisation auprès de populations en fauteuil roulant, comme les personnes avec une tétraplégie.

L'ensemble de ces systèmes fournit des informations essentielles pour analyser le mouvement et la cinématique. Toutefois, leurs limites (coût élevé, installation longue et restriction des mouvements) freinent leur utilisation en clinique. C'est pourquoi les systèmes sans marqueurs suscitent un intérêt croissant : ils apparaissent comme une alternative prometteuse pour dépasser ces contraintes.

2.3.2 Capture de mouvement sans marqueurs

Afin de surmonter les limites des systèmes avec marqueurs, l'intérêt se porte de plus en plus sur des systèmes de capture sans marqueurs, en développement. Ces systèmes reposent sur la détection de points clés dans les images afin d'en déduire la position des différents segments anatomiques. Cette détection peut être réalisée en 2D ou en 3D, à partir d'une ou de plusieurs caméras. On distingue principalement deux types de caméras : les caméras 2D en couleur (RGB) et les caméras de profondeur (RGB-D).

La détection des points clés en 2D repose sur des modèles d'apprentissage profond, chacun avec une architecture de réseaux de neurones spécifique, mais poursuivant un même objectif : extraire les positions 2D des centres articulaires à partir des caractéristiques des images (Cao et al., 2021; Mathis et al., 2018). Pour leur entraînement et leur validation, ces modèles s'appuient sur de vastes

bases de données d'images, telles que COCO, MPII ou HumanEva (Desmarais et al., 2021; Needham et al., 2021).

Pour obtenir la position des points clés en 3D avec les caméras RGB, il est nécessaire de disposer d'un système multi-caméras synchronisées (au minimum deux) afin de reconstruire la 3D par triangulation. Cette étape s'appuie sur une calibration préalable des caméras, réalisée à l'aide d'un damier, permettant d'obtenir les paramètres extrinsèques indispensables à la reconstruction (Needham et al., 2021). Avec les caméras RGB-D, l'information de profondeur permet d'ajouter une dimension supplémentaire à la détection 2D et ainsi d'obtenir directement des positions en 3D sans triangulation.

Historiquement, les systèmes de capture de mouvement sans marqueurs trouvent leur origine dans le domaine du jeu vidéo et de l'animation, avec l'apparition de la Kinect (caméra RGB-D) (Colyer et al., 2018). Aujourd'hui, ils suscitent un intérêt croissant dans d'autres disciplines, notamment les sciences du sport et la biomécanique. De nombreux développements sont en cours pour améliorer la robustesse des modèles et accroître la précision de la détection 2D (Cronin, 2021; Desmarais et al., 2021). Deux solutions illustrent particulièrement ces avancées : OpenCap et Theia Markerless.

OpenCap est une application open source reposant sur le modèle de détection de pose OpenPose, associé à un réseau HRNet (High-Resolution Network, conçu pour maintenir la précision spatiale des images tout au long du traitement) et à un LSTM (Long Short-Term Memory, un réseau récurrent capable de modéliser les relations temporelles et de corriger les incohérences entre images) pour assurer la cohérence des estimations au fil du temps. Avec seulement deux smartphones Apple et d'un ordinateur, OpenCap permet d'extraire les positions articulaires et de calculer les cinématiques du mouvement (Uhlrich et al., 2023).

Theia Markerless, quant à lui est un système commercial de capture de mouvement sans marqueurs. Contrairement à la majorité des solutions sans marqueurs, il est aussi coûteux que les systèmes avec marqueurs, mais se distingue par sa précision, sa robustesse et sa facilité d'utilisation (Chaumeil, 2024; Wren et al., 2023).

Ces deux systèmes constituent des solutions « clé en main » permettant de réaliser des analyses de mouvement sans avoir de compétences particulières en informatique, et leur validité a été démontrée sur de nombreux types de mouvements.

Toutefois, malgré les avancées prometteuses des modèles d'estimation de pose utilisés par ces systèmes, il reste nécessaire de comparer leur validité pour l'extraction de données cinématiques avec celle des systèmes de référence à marqueurs. En effet, plusieurs limites actuelles restreignent encore leur précision et, par conséquent, leur utilisation en pratique (Colyer et al., 2018; Needham et al., 2021).

2.3.3 Précision et validité des systèmes sans marqueurs

La validation des systèmes de capture de mouvement sans marqueurs repose généralement sur leur comparaison à des systèmes avec marqueurs considérés comme la référence en biomécanique. Bien que les systèmes sans marqueurs montrent des progrès notables au cours des dernières années, leur précision reste globalement inférieure à celle des méthodes de référence avec marqueurs.

Les premiers systèmes, tels que la Kinect (caméra RGB-D), ont suscité un vif intérêt grâce à leur simplicité et leur faible coût. Toutefois, Scano et al. (2020) ont montré que, si la Kinect permettait une estimation rapide et accessible des positions articulaires lors de mouvements de pointage, sa précision restait limitée, avec des erreurs trop importantes pour une analyse cinématique fine. Les auteurs soulignent notamment le rôle des occlusions, responsables du manque de précision pour certains degrés de liberté de l'épaule et du poignet.

Des avancées plus récentes se sont appuyées sur des modèles de vision par ordinateur basés sur l'apprentissage profond. Nakano et al. (2020) ont évalué la précision d'OpenPose combiné à un système multi caméras lors de tâches variées (marche, saut, lancer). Leurs résultats montrent que 80 % des erreurs étaient inférieures à 30 mm, bien que 10 % dépassaient 40 mm en raison d'échecs de tracking 2D. Les auteurs concluent que des algorithmes correctifs permettraient d'atteindre une précision acceptable (<30 mm) pour des applications en sciences du mouvement et malgré ces limites de précision les avantages des systèmes sans marqueurs font d'eux un choix pertinent dans de nombreux cas.

Needham et al. (2021) ont comparé OpenPose, AlphaPose et DeepLabCut à un système à marqueurs lors de tâches locomotrices (marche, course, saut). Ils ont observé des écarts systématiques importants à la hanche et au genou (30–50 mm), liés à l'étiquetage des bases d'entraînement, tandis que la cheville présentait des erreurs plus faibles (1–15 mm). Ces résultats confirment le potentiel des systèmes sans marqueurs, mais montrent que la localisation 3D des

centres articulaires n'atteint pas encore la précision des systèmes à marqueurs, qui permettent de placer des marqueurs sur des repères anatomiques plus précis.

De même Uhlich et al. (2023) ont montré que l'application OpenCap, offre une précision acceptable pour les membres inférieurs (75–89 % de concordance avec les données de référence), mais des erreurs nettement plus importantes pour les membres supérieurs (≈ 39 mm au niveau de l'épaule). Cela montre que la fiabilité des données pour les membres supérieurs n'est pas toujours optimale et qu'une certaine prudence est requise lors de leur utilisation pour analyser des mouvements spécifiques à ce segment.

Ces résultats s'expliquent par plusieurs sources d'erreur communes aux systèmes sans marqueurs :

- Le « jitter », c'est-à-dire les variations instables de la pose estimée dans le temps, liées au bruit et aux approximations numériques.
- Les occlusions, fréquentes lors de mouvements impliquant des superpositions de segments (ex. bras croisés, plongeon), qui compromettent la détection des points clés.
- Le flou de mouvement, particulièrement problématique lors de gestes rapides.
- La résolution spatio-temporelle limitée, qui réduit la qualité des reconstructions 3D.
- Une calibration imparfaite des caméras, en particulier dans les systèmes multi caméras, qui dégrade la triangulation des points clés.

Malgré ces limitations, les systèmes sans marqueurs demeurent une option pertinente dans des contextes où la rapidité et la simplicité d'acquisition priment sur la précision maximale. Ils suscitent notamment un intérêt croissant en clinique, où ils peuvent faciliter une analyse fonctionnelle rapide et intégrée aux protocoles de suivi ou de réadaptation.

2.4 Vers une application de la capture vidéo sans marqueurs en clinique

2.4.1 Validation clinique sur des personnes sans troubles neurologiques

Les premières validations cliniques des systèmes de capture de mouvement sans marqueurs ont été menées auprès de populations sans atteinte motrice, afin d'évaluer leur faisabilité et leur précision dans des conditions contrôlées. Huber et al. (2024) ont ainsi étudié la cinématique lors de la tâche fonctionnelle de boire à partir d'un verre, fréquemment utilisée dans la recherche en rééducation post-AVC. Grâce à des caméras simples couplées à un algorithme d'analyse par vision par

ordinateur, ils ont montré que les métriques obtenues (nombre d'unités de mouvement, déplacement du tronc, temps de mouvement) ne différaient pas significativement de celles mesurées par un système de référence avec marqueurs. L'erreur moyenne restait limitée (par ex. 3,4 mm pour le déplacement du tronc, 0,15 s pour le temps de mouvement). Ces résultats suggèrent que, pour certaines tâches fonctionnelles standardisées, les systèmes sans marqueurs permettent d'obtenir des mesures fiables et suffisamment précises, tout en réduisant considérablement la lourdeur des dispositifs de capture. Ce système ouvre ainsi la porte pour des études futures sur des populations avec AVC (Huber et al., 2024).

2.4.2 Études sur des personnes avec atteintes motrices

Plusieurs travaux ont exploré l'utilisation de système de capteurs de mouvement sans marqueurs auprès de populations présentant des atteintes motrices. Chez des patients post-AVC, Lonini et al. (2022) ont utilisé DeepLabCut pour quantifier des paramètres spatio-temporels de la marche à partir de vidéos enregistrées lors d'évaluations cliniques. Malgré des conditions parfois non contrôlées et l'usage d'aides techniques, les mesures de cadence, de temps de cycle et de vitesse de marche se sont révélées globalement concordantes avec celles issues d'un système de référence d'analyse de la marche, avec des corrélations élevées pour plusieurs variables ($r > 0.9$).

Également chez des patients post-AVC, Farrens et al. (2025) ont proposé une version automatisée du Box and Blocks Test (BBT), combinant détection de la main et algorithme de segmentation. Le BBT est un test clinique demandant de déplacer le plus grand nombre de blocs en 1 minute. Le système permet de quantifier des informations complémentaires au résultats du test (nombre de blocs) tels que la vitesse de mouvement ou la durée de préhension. Les résultats montrent une cohérence entre les paramètres cinématiques et les déficits moteurs des participants.

Zhao & Zariffa (2024) ont élargi ces approches en utilisant des vidéos issues de caméras portées par les participants pour évaluer la fonction de la main après lésion médullaire. Leur modèle de vision par ordinateur a permis de prédire les scores cliniques lors d'activités de vie quotidienne, grâce à un classifieur attribuant automatiquement un score, soulignant le potentiel de ces technologies pour des évaluations écologiques et à distance.

Enfin, Wren et al. (2023) ont évalué le système commercial sans marqueurs Theia3D chez des enfants présentant des troubles moteurs de la marche, en le comparant à un système optique de référence. Les résultats montrent une bonne concordance pour la plupart des paramètres

cinématiques, malgré certains écarts ($>6^\circ$ pour certaines articulations ou en présence d'orthèses) et une variabilité accrue entre essais. Ces limites semblent liées aux spécificités pathologiques des patrons de marche, encore peu intégrées dans les modèles d'estimation de pose.

Ces études illustrent ainsi la diversité des approches explorées et confirment la capacité de ces nouveaux systèmes sans marqueurs à fournir des mesures pertinentes, tout en soulignant les limites actuelles liées aux systèmes eux-mêmes, mais aussi au contexte d'évaluation clinique, en particulier auprès de populations spécifiques avec des atteintes motrices.

2.4.3 Potentiel et limites pour les applications cliniques

Dans l'ensemble, ces travaux confirment que les systèmes de captures de mouvement sans marqueurs sont une alternative prometteuse en clinique, où la simplicité, le faible coût et la rapidité de mise en place sont essentiels. Ils pourraient s'intégrer au suivi des patients en complément des outils existants, en apportant des informations supplémentaires sur la qualité du mouvement lors de tâches fonctionnelles. Néanmoins, leur application clinique demeure encore exploratoire (Lam et al., 2023). Plusieurs limites ont été relevées, notamment une précision réduite pour certains segments comme le membre supérieur, une robustesse insuffisante face à certains patrons pathologiques, ou encore une prise en main parfois complexe. Des travaux supplémentaires sont donc nécessaires pour améliorer la précision des algorithmes, développer des interfaces plus conviviales et élargir les bases de données afin d'inclure une plus grande diversité de populations présentant des troubles moteurs.

CHAPITRE 3 PROJET DE RECHERCHE

3.1 Résumé de la problématique

La revue de littérature met en évidence la nécessité de disposer d'outils permettant d'évaluer, en contexte clinique, la performance et la qualité du mouvement du membre supérieur chez les personnes tétraplégiques lors de tâches fonctionnelles. Cette évaluation doit être simple et rapide à mettre en place, tout en rendant compte de caractéristiques cinématiques spécifiques telles que la non-fluidité du mouvement ou la présence de compensations. Or, les systèmes de capture de mouvement actuels avec marqueurs, bien que très précis, sont coûteux, longs à mettre en place et réservés à des environnements de laboratoire. Dans ce contexte, les systèmes sans marqueurs apparaissent comme une alternative pertinente. Toutefois, leur utilisation en réadaptation n'a pas encore été validée et nécessite d'être testée auprès de populations présentant des atteintes motrices.

3.2 Objectifs

3.2.1 Objectif principal

Afin de renforcer la rigueur méthodologique, les objectifs de ce projet ont été formulés selon l'approche SMART (Spécifiques, Mesurables, Atteignables, Réalistes et Temporellement définis) (plus de détails annexe A).

L'objectif principal de ce projet est de développer un système sans marqueurs permettant de mesurer la cinématique du membre supérieur durant une tâche fonctionnelle chez des personnes tétraplégiques.

Cette étude constitue une première preuve de concept, visant à explorer le potentiel d'utilisation de cette approche dans un contexte clinique.

3.2.2 Objectifs spécifiques

Cet objectif principal se décompose en plusieurs sous-objectifs :

SO1 : Développer un protocole de capture vidéo adapté à une tâche fonctionnelle simple, en conditions proches du milieu clinique.

SO2 : Extraire des paramètres cinématiques (spatiaux et temporels) à partir des enregistrements vidéo.

SO3 : Comparer les paramètres cinématiques associés aux compensations observées chez des personnes tétraplégiques et des personnes sans troubles neurologiques, pour explorer la pertinence de l'approche.

SO4 : Déterminer la faisabilité (durée, contraintes matérielles, qualité des données), en s'appuyant sur des critères de référence incluant un système accessible à faible coût (<1500 CAD), un processus d'acquisition inférieur à 15 min et plus de 90 % de données valides.

3.3 Hypothèses de recherches

Pour répondre à ces sous-objectifs une hypothèse principale et des sous-hypothèses ont été formulées :

HP : La mise en œuvre d'un protocole de capture vidéo sans marqueurs est faisable dans des conditions cliniques pour mesurer les paramètres cinématiques du membre supérieur et du tronc chez des personnes tétraplégiques.

H1 : Le protocole de capture vidéo sans marqueurs permet d'obtenir un taux de détection valide supérieur à 90 % des images analysées, garantissant la fiabilité des données pour une analyse cinématique.

H2 : Les paramètres cinématiques extraits à partir des enregistrements vidéo présentent des différences mesurables entre les participants tétraplégiques et les participants sans troubles neurologiques.

CHAPITRE 4 METHODOLOGIE

4.1 Méthode générale

Le projet s'inscrit dans le cadre d'une étude clinique randomisée, Clinique d'intensification de la moelle épinière (CIME), visant à évaluer l'efficacité de combiner la stimulation spinale avec la thérapie orientée sur la tâche. L'étude implique des outils de mesures cliniques de la fonction des membres supérieurs, de mesures neurophysiologiques, ainsi qu'une analyse cinématique sans marqueurs lors d'une tâche fonctionnelle.

Ce mémoire se concentre sur le développement et la mise en place de l'outil utilisé pour l'analyse cinématique lors de la tâche fonctionnelle consistant à boire à partir d'un verre.

Le système repose sur l'acquisition vidéo de la tâche à l'aide de deux caméras commerciales (GoPro Hero 11). L'objectif initial était de réaliser une reconstruction 3D à partir des deux vues, permettant l'extraction de données cinématiques tridimensionnelles. Cette approche nécessitait la synchronisation des caméras et la triangulation à partir des résultats du modèle d'estimation de pose.

Cependant, en raison de limites techniques en termes de précision et de contraintes temporelles, cette méthode n'a pas pu être pleinement exploitée. Ainsi, une analyse 2D a été privilégiée pour cette première phase de développement. La méthode inclut l'exploration et le choix d'un modèle d'estimation de pose en 2D à partir des vidéos capturées.

Afin de déterminer la faisabilité de cette méthode d'analyse cinématique dans le cadre de l'étude clinique, la durée, le coût et la qualité des données ont été documentés.

Les sections suivantes détaillent la méthodologie mise en place pour l'évaluation expérimentale. Elles couvrent la sélection des participants, le déroulement des sessions, les modalités de capture des données, ainsi que le traitement et l'analyse des vidéos.

4.2 Participants

4.2.1 Considérations éthiques

Ce projet s'inscrivant dans le cadre d'une étude clinique, il a reçu l'approbation (numéro 2024-2080) du comité d'éthique de la recherche (CER) en réadaptation et en déficience physique du CRIR (Centre de Recherche Interdisciplinaire en Réadaptation), le centre où les données ont été

collectées. Tous les participants ont fourni un consentement libre, éclairé et écrit, incluant l'autorisation de prise vidéo. Cela concerne à la fois les participants avec une tétraplégie, recrutés dans le cadre de l'étude clinique, et les participants neurotypiques impliqués à des fins de comparaison.

4.2.2 Descriptions des populations (inclusions et exclusions)

Dans le cadre de ce projet, deux échantillons de participants ont été recrutés: onze participants neurotypiques et onze participants avec une tétraplégie participants à l'étude clinique CIME.

Participants neurotypiques :

Les participants neurotypiques c'est-à-dire sans atteintes neurologiques ont été recrutés pour entraîner un modèle d'estimation de pose et pour servir de groupe de comparaison avec les participants avec une tétraplégie, afin d'établir des paramètres de référence.

Toute personne volontaire, ne présentant aucun antécédent de pathologie neurologique (tel qu'un accident vasculaire cérébral, une lésion médullaire ou la sclérose en plaques), était incluse.

Aucune restriction n'a été appliquée concernant le genre, la dominance (droitière ou gauchère), ni l'origine ethnique, dans le but de représenter au mieux la variabilité naturelle de la population générale. Les personnes présentant une limitation fonctionnelle des membres supérieurs ou refusant la prise de vidéo ont été exclues.

Participants avec une tétraplégie :

Les participants avec une tétraplégie inclus dans l'analyse cinématique sont des personnes présentant des atteintes motrices des membres supérieurs, recrutées dans le cadre de l'étude clinique CIME. Ils sont hospitalisés à l'IURDPM (Institut universitaire sur la réadaptation en déficience physique de Montréal), âgés de plus de 16 ans, sans limite d'âge supérieure.

Leur niveau neurologique de lésion est compris entre C4 et T2, et leur classification selon l'échelle ASIA (AIS) se situe entre A et D.

La présence de contre-indications médicales à la stimulation spinale constitue un critère d'exclusion.

Critères d'inclusion :

- Lésion médullaire traumatique ou non traumatique (ASIA A à D)
- Niveau neurologique de lésion compris entre C4 et T2
- Âge supérieur à 16 ans
- Hospitalisation en cours à l'IRGLM
- Atteinte motrice résiduelle des membres supérieurs
- Consentement éclairé signé, incluant l'autorisation de captation vidéo
- Absence de contre-indication à la stimulation spinale

Critères d'exclusion :

- Présence d'un pacemaker cardiaque
- Cancer au niveau du site de stimulation
- Lésion instable ou condition médicale instable (ex. : détresse respiratoire)
- Impossibilité de positionner les électrodes (plaie non cicatrisée, douleur locale importante)
- Autres affections neurologiques
- Maladie chronique du foie ou des reins
- Pathologie psychiatrique sévère
- Espérance de vie inférieure à 6 mois
- Troubles cognitifs, démence ou maladie d'Alzheimer

4.2.3 Stratégie de recrutement

Un échantillon de convenance à variation maximale a été utilisé pour le recrutement des participants neurotypiques. Les participants neurotypiques ont été recrutés parmi les étudiants et employés de l'IURDPM, à l'aide de communications internes (affichage, courriels institutionnels).

Les participants présentant une tétraplégie étaient, quant à eux, admis dans le cadre de l'essai clinique du projet CIME, à la suite d'une référence de leur thérapeute à l'équipe de recherche concernant leur éligibilité à la thérapie évaluée dans l'essai clinique. Ils étaient ensuite inclus dans la partie « évaluation cinématique » s'ils avaient consentis à la prise de vidéos.

4.3 Sessions expérimentales

4.3.1 Planification et déroulement des sessions

Participants neurotypiques :

L'acquisition de données pour les participants neurotypiques était réalisée lors d'une séance unique, dans la salle du laboratoire des membres supérieurs du centre de réadaptation (environnement contrôlé).

Dans un premier temps, des questions étaient posées pour valider les critères d'éligibilité et identifier d'éventuels problèmes pouvant influencer les mouvements. Puis, le participant signait un formulaire de consentement écrit.

Un formulaire était rempli pour valider la diversité des vidéos collectées (ex. : couleur du t-shirt, corpulence, taille, couleur de peau...), puis des mesures anthropométriques des membres supérieurs étaient prises.

Enfin, le participant réalisait divers mouvements, dont la tâche fonctionnelle de boire à partir d'un verre, pendant lesquels les mouvements étaient enregistrés à l'aide des deux caméras, offrant une vue complète des deux côtés.

Participants avec une tétraplégie :

Dans le projet CIME, les participants tétraplégiques suivent un protocole structuré. Après le recrutement et le consentement, ils passent une évaluation clinique et neurophysiologique. Ensuite, ils sont répartis en deux groupes : l'un reçoit une stimulation spinale active, l'autre une stimulation placebo. Chaque participant suit 20 séances de rééducation, à raison de 2 à 3 séances par semaine. Chaque séance dure 1h30 à 2h, dont 40 à 60 minutes d'exercices actifs. Les activités comprennent quatre volets : imagerie mentale, entraînement cardiovasculaire, étirements et mise en charge, puis des exercices fonctionnels inspirés de la vie quotidienne. Après les 20 séances, des évaluations identiques à celles réalisées avant la thérapie ont lieu immédiatement, puis une dernière fois 1 mois plus tard.

L'évaluation cinématique était réalisée en complément des évaluations cliniques et neurophysiologiques. L'objectif était d'avoir une méthode rapide d'évaluation cinématique, la prise de vidéos des participants était réalisée durant les séances de thérapie. Ces dernières ont été

réalisées dans la salle de thérapie quotidienne de la clinique de réadaptation, avec tous les usagers (environnement non contrôlé).

Afin d'obtenir des données longitudinales, des vidéos étaient capturées lors de trois séances spécifiques : la première, la dixième et la dernière séance.

Les participants étant libres d'abandonner l'étude CIME à tout moment, il est possible que la dixième et la dernière séance n'aient pas été enregistrées. La première séance était cependant toujours collectée.

Pour chaque prise de mesure cinématique, une première série de vidéos était prise avant le début de la thérapie et la pose des électrodes, au cours de la tâche fonctionnelle consistant à boire à partir d'un verre.

Ensuite, la stimulation spinale était mise en place et la thérapie commençait pour 45 min.

Pour terminer, une seconde série de vidéos était enregistrée à la fin de la séance, lors de la même tâche fonctionnelle. Ces enregistrements étaient réalisés avec la stimulation toujours active, ou sans stimulation dans le cas des participants du groupe contrôle du projet CIME, selon l'affectation initiale du participant dans l'étude clinique.

Aucune mesure anthropométrique n'était effectuée sur ces participants, l'objectif étant de réduire au maximum la durée des séances afin d'assurer la faisabilité clinique de l'étude et de limiter la fatigue induite chez les participants.

4.3.2 Tâche expérimentale : boire à partir d'un verre

La tâche fonctionnelle de boire à partir d'un verre est une tâche standardisée, largement documentée dans la littérature pour différentes populations (Alt Murphy et al., 2006; de Los Reyes-Guzman et al., 2014; Huber et al., 2024; Lili et al., 2021).

Elle se décompose en cinq phases caractéristiques du mouvement : l'atteinte, le transport aller, l'inclinaison du verre, le transport retour et la phase finale de retour à la position initiale.

Dans le cadre de ce mémoire, nous avons capturé cette tâche avec cinq répétitions par côté en commençant par le côté dominant. Un verre adapté était utilisé pour faciliter la préhension si nécessaire. Le participant assis en fauteuil roulant ou sur une chaise (pour les participants neurotypiques), était positionné à 20 cm du bord de la table. Il devait atteindre le verre placé à 18

cm du bord de la table, simuler l'action de boire, le reposer sur la table, puis revenir à la position initiale. Le participant réalisait la tâche à son propre rythme, avec la possibilité de prendre des pauses entre chaque répétition, pour limiter la fatigue chez les participants avec une tétraplégie. Les distances ont été choisies de manière que, quelle que soit la taille du participant, celui-ci soit en mesure d'atteindre le verre.

Le verre contenait 100 ml d'eau, afin de rendre le mouvement plus réaliste, mais était protégé pour éviter les débordements pendant la tâche fonctionnelle.

4.3.3 Matériel et environnement de capture

Deux caméras commerciales GoPro Hero 11 ont été utilisées pour capturer la tâche fonctionnelle décrite précédemment. Elles étaient positionnées sur des trépieds ajustables en hauteur et démontables, afin de faciliter l'installation et la transportabilité du dispositif. Les caméras étaient placées de part et d'autre du participant, à environ 45° (voir figure 3), de manière à capturer les deux bras et à limiter les occlusions.

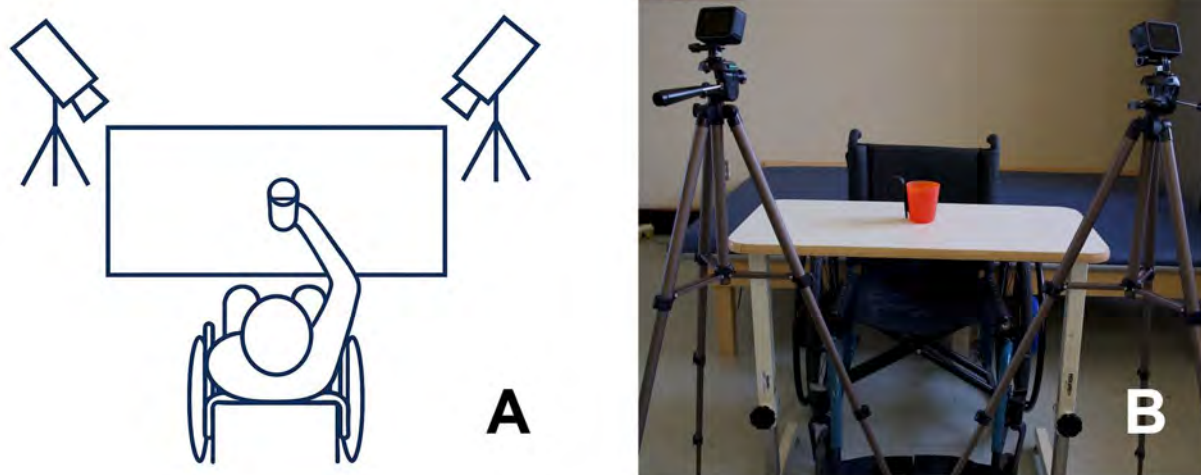


Figure 3: Schéma du dispositif (A) et image de l'installation réelle (B)

Il n'existait pas de distance fixe entre les caméras ni entre les caméras et le participant, l'objectif étant de s'adapter aux contraintes de l'environnement tout en garantissant une visibilité complète de la tâche. Selon la configuration de la table (plus ou moins grande), les trépieds pouvaient être installés sur la table ou au sol à hauteur maximale.

L'enregistrement était réalisé sans câblage, ce qui permettait une installation rapide et flexible, adaptée aussi bien à une salle de laboratoire bien éclairée qu'à une salle de thérapie.

Bien qu'aucun angle de vue strict ne soit imposé, la distance entre les deux caméras était systématiquement mesurée et documentée pour assurer une certaine traçabilité des conditions de capture.

L'arrière-plan des vidéos n'était pas contrôlé lorsque les acquisitions étaient réalisées dans les salles de thérapie, où des personnes pouvaient circuler librement. Toutefois, il était demandé, dans la mesure du possible, d'éviter la présence d'autres personnes que le participant dans le champ de la caméra.

4.3.4 Enregistrement et gestion des données

Calibration

Avant chaque session, les deux caméras étaient configurées avec des paramètres standardisés: mode vidéo activé, champ de vision linéaire (important pour limiter la distorsion), 60 images par seconde, et une résolution Full HD (c'est-à-dire 1920 x 1080 pixels, la qualité minimale d'une GoPro). Ces réglages permettaient de garantir une qualité d'image constante entre les enregistrements.

Une fois le dispositif mis en place, une séquence de calibration était réalisée. L'opérateur se positionnait dans le champ des deux caméras avec un damier horizontal (9 x 7), qu'il déplaçait afin de couvrir l'ensemble du champ de vision, puis inclinait légèrement. Cette inclinaison permettait d'optimiser la calibration pour une éventuelle reconstruction 3D par triangulation.

À l'issue de cette étape, les caméras étaient arrêtées et la position des caméras demeurent fixe, afin de garantir la stabilité de la scène entre les enregistrements, en particulier si une reconstruction 3D était envisagée. Si une caméra avait été déplacée, le processus de calibration était réalisé à nouveau.

Capture de la tâche

Après l'étape de calibration, le participant prenait place devant les caméras. Les réglages restaient identiques, à l'exception de la fréquence d'image, qui était augmentée à 120 images par seconde afin de capturer plus finement les mouvements rapides, et de se rapprocher des systèmes à marqueurs, généralement enregistrés à 100 Hz.

Le participant devait être entièrement visible à l'écran : tête, épaules, coudes et mains sur la table. Les consignes étaient ensuite expliquées, et la position de départ consistait à placer la main active au bord de la table, l'autre main le long du corps, dans la mesure du possible. L'enregistrement était ensuite lancé pour les cinq répétitions du mouvement.

Stockage sécurisé des vidéos

Les vidéos étaient enregistrées sur les cartes SD des caméras, puis transférées après chaque séance sur un serveur sécurisé du centre de recherche, avec des accès restreints.

Chaque participant dispose d'un dossier nominatif, contenant les séances datées qu'il a réalisées, avec pour chacune les vidéos issues de la caméra 1 et de la caméra 2, ainsi que les vidéos de calibration correspondantes.

4.4 Analyse de données

La figure 4 présente l'ensemble des étapes décrites dans les parties suivantes ayant permis l'analyse cinématique.

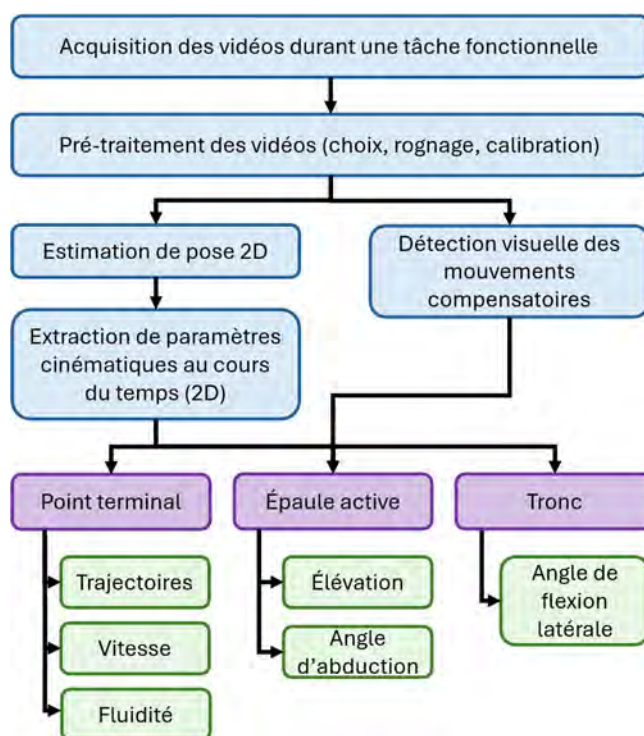


Figure 4 : Processus d'analyse cinématique à partir d'acquisition vidéo

4.4.1 Prétraitement des vidéos

Dans un premier temps, les vidéos de calibration ont été analysées à l'aide d'un script Python basé sur la librairie d'analyse d'image et de traitement vidéo OpenCV, qui permet de détecter le damier dans les images et d'extraire les paramètres intrinsèques, extrinsèques, ainsi que ceux liés à la distorsion optique.

Ces paramètres pourraient être utilisés pour corriger les distorsions et seront nécessaires si une reconstruction 3D est envisagée. Pour l'instant, ils n'ont pas été pris en compte dans le traitement des vidéos.

Seule une analyse 2D des vidéos de la tâche a été réalisée, en raison de limites techniques en termes de précision de la détection. Pour chaque participant, une seule vidéo a été sélectionnée pour l'analyse cinématique : celle de la première séance, en début de thérapie, filmant le bras dominant, depuis la caméra placée du côté correspondant afin de limiter les occlusions visuelles.

Certaines vidéos pouvaient néanmoins avoir une qualité insuffisante (éclairage faible, présence de plusieurs personnes dans le champ, angles mal cadrés), ce qui peut affecter la précision de la détection lors de l'estimation de pose. Pour limiter cet impact, les vidéos ont été rognées, ce qui a permis à la fois d'éliminer l'arrière-plan inutile pouvant fausser la détection et de réduire leur taille. Cette étape a allégé les fichiers et a accéléré l'estimation de pose réalisée par la suite.

Bien qu'il soit possible d'appliquer ce traitement à toutes les séances pour les participants avec tétraplégie, nous avons choisi, dans une optique de preuve de concept de cette technologie, de ne présenter que la première séance. Plus de détails sur les vidéos disponibles et sélectionnées seront fournis dans la section Résultats.

4.4.2 Estimation de pose

Choix du modèle

Pour l'analyse de la pose et la détection de points clefs, dans le but d'extraire des données cinématiques par la suite, il était important de choisir un modèle d'estimation de pose adapté. Pour cela, plusieurs critères de sélection ont été définis : le modèle doit être en libre accès (open source),

accessible, facile à mettre en place, et capable de détecter des points d'intérêt au niveau des membres supérieurs (épaules, coudes, poignets).

Idéalement, il doit aussi être personnalisable, notamment pour détecter des mouvements spécifiques comme l'effet ténodèse, particulièrement visible à travers l'angle du poignet chez les personnes tétraplégiques, nécessitant de détecter la main. De plus, pour la majorité des modèles existants, les données d'entraînement ne sont pas accessibles, ce qui rend impossible de savoir si des personnes présentant des troubles neurologiques — et donc des postures ou des mouvements atypiques — ont été incluses, ce qui peut limiter la précision et la généralisation de l'estimation.

Enfin, nous cherchions à minimiser le “jitter” (instabilité des points) afin de réduire le bruit dans les données cinématiques.

Pour cela, trois modèles ont été retenus comme options possibles répondant à nos exigences :

- OpenPose, développé par Cao et al. (2021), est un modèle open source entraîné sur des millions d'images annotées. Il propose plusieurs configurations, dont Body25, qui permet de détecter 25 points sur l'ensemble du corps, incluant les épaules, coudes et poignets au niveau des membres supérieurs. Ce modèle a été utilisé dans plusieurs études pour l'analyse du mouvement humain, notamment dans des contextes cliniques ou expérimentaux. Nakano et al. (2020) ont utilisé OpenPose pour analyser les mouvements des membres inférieurs chez deux participants sans atteinte motrice, tandis que Sahin et al. (2021) l'ont appliqué à des vidéos d'enfants de moins de 12 mois, avec ou sans troubles neurodéveloppementaux.
- DeepLabCut développé par Mathis et al (2018), un logiciel également open source, utilisable via une interface graphique ou en ligne de commande, initialement développé pour l'analyse sans marqueurs chez l'animal (souris, rat, etc.). Le modèle est pré-entraîné, mais nécessite un fine-tuning sur nos propres données, avec des points clefs définis par l'utilisateur. Ce modèle a également été utilisé dans d'autres études comme celle de Milone et al (2024) pour évaluer le mouvement assis-debout chez des personnes sans atteinte motrice.
- MediaPipe développée par Google, est une librairie Python simple à utiliser. Elle propose différents modèles prédéfinis (mains, visage, corps). Dans cette librairie, le modèle d'estimation de pose du corps est connu pour sa rapidité et sa simplicité de mise en œuvre.

Ce modèle a été recommandée par plusieurs chercheurs rencontrés en conférence, notamment Huber et al. (2024) qui l'utilise pour démontrer la pertinence de méthodes de vision par ordinateur dans l'analyse de la tâche de boire à partir d'un verre sur des personnes sans atteinte motrice, dans un contexte clinique.

Les trois modèles permettent une estimation en temps réel, qui n'a pas été nécessaire pour notre application actuelle.

Pour comparer et choisir l'un de ces modèles, deux vidéos de participants ont été sélectionnées : l'une avec un participant neurotypique, l'autre avec un participant présentant une tétraplégie avec un niveau d'atteinte important qui influence sa posture et ses patrons de mouvement. Pour chaque vidéo, les modèles testés ont prédit les poses à l'aide d'un script Python ou en ligne de commande. Enfin, les résultats des trois modèles ont été superposés sur la vidéo, afin de permettre une analyse visuelle et de comparer leur comportement face aux deux profils de participants.

Entraînement et validation du modèle final

Notre premier choix était un modèle DeepLabCut (DLC) que nous avons entraîné avec nos vidéos et des points clés choisis, afin d'obtenir un modèle personnalisé.

Pour rappel, DeepLabCut est un logiciel open source basé sur l'apprentissage profond (deep learning), permettant de suivre avec précision des points anatomiques sur des images ou des vidéos (Mathis et al., 2018). Il repose sur des réseaux de neurones convolutifs pré-entraînés pour des tâches de vision par ordinateur, comme l'architecture ResNet, utilisée ici comme base. Ces réseaux sont ensuite transformés en modèles personnalisés grâce à un processus de fine-tuning, réalisé en annotant manuellement un nombre limité d'images extraites de nos vidéos (c'est-à-dire en indiquant la position exacte des points d'intérêt sur chaque image). Cette personnalisation permet d'adapter la détection à nos conditions expérimentales spécifiques, en tenant compte des particularités de posture et de mouvement des participants.

Dans un premier temps, nous avons entraîné un premier modèle DLC basé sur l'architecture ResNet-50, choisi pour sa précision et sa rapidité, à partir de 1440 images des participants neurotypiques (6 participants, avec les deux perspectives). Les images ont été annotées manuellement pour les 10 points clés suivants : un point pour le nez, deux pour les épaules, deux pour les coudes, deux pour les poignets ainsi qu'un point au milieu du tronc et deux points sur le

3^e métacarpe de chaque main (ces derniers n'étant pas disponibles dans les autres modèles). Après environ 5h d'entraînement pour 500 000 itérations, le modèle a été testé sur des participants neurotypiques et sur des participants avec lésion. Une analyse visuelle a été réalisée, consistant à regarder les vidéos avec les points prédits pour valider leur cohérence. La généralisation aux participants avec lésion étant jugée insatisfaisante, nous avons décidé d'entraîner un second modèle en y ajoutant de nouvelles vidéos et en améliorant la méthode d'annotation.

Plus précisément, le second modèle DLC est également basé sur l'architecture ResNet-50, à partir de 1920 images de participants neurotypiques ainsi que de participants avec lésion (7 participants neurotypiques et 9 participants avec lésion, avec les deux perspectives). Pour améliorer la précision des annotations et limiter la variabilité introduite par les annotations manuelles, une première annotation automatique a été effectuée avec OpenPose en utilisant la méthode de Milone et al. (2024), puis les annotations ont été corrigées manuellement et complétées pour les points non disponibles pour obtenir les 10 points souhaités. Ce modèle a été entraîné pour 1 400 000 itérations, afin d'identifier, à partir de la courbe de perte, l'itération la plus pertinente.

Des précisions sur les performances de ce modèle seront données dans la section Résultats. Dans la suite de la méthode, les résultats de nos deux modèles DLC n'ont pas été suffisants pour effectuer l'extraction des paramètres cinématiques. Nous avons utilisé simplement le modèle OpenPose pour extraire ces paramètres (Cao et al., 2021), malgré l'absence de points sur la main, pertinents pour la détection de l'effet ténodèse.

L'estimation des points clés a été réalisée à l'aide de la version démo d'OpenPose, choisie pour sa facilité d'installation et d'utilisation. Le modèle Body25 a été utilisé afin de détecter 7 points d'intérêt des membres supérieurs : le nez, les épaules, les coudes et les poignets. Pour chaque image de la vidéo, le modèle génère un fichier « .json » contenant les coordonnées dans l'image des points détectés. Un script Python permettait ensuite de convertir l'ensemble de ces fichiers en un unique fichier « .csv », regroupant la position de chaque point clé image par image, et donc au cours du temps. OpenPose fournit également un indicateur de confiance (« likelihood ») associé à chaque point détecté. Afin de garantir une meilleure fiabilité des données, un seuil de confiance de 0,5 a été appliqué : seuls les points dont l'indicateur de confiance était supérieur à cette valeur ont été conservés dans le nouveau fichier. Les résultats obtenus et ce fichier ont ensuite servi de base pour extraire les paramètres cinématiques souhaités et décrit dans la section suivante.

4.4.3 Détection visuelle des mouvements compensatoires

En parallèle de l'estimation de pose et de l'extraction des paramètres cinématiques, une analyse cinématique observationnelle des mouvements compensatoires a été réalisée, afin de mieux évaluer la qualité du mouvement et d'interpréter les résultats obtenus. Cette étape a permis également de valider ou de nuancer certaines observations issues des données cinématiques.

Pour cela, les vidéos ont été visionnées par des personnes avec une expérience clinique formées à cette tâche. Pour chaque vidéo, sans distinction entre les répétitions, les évaluateurs ont identifié la présence de compensations au niveau de différents segments corporels : tête, tronc, épaules, coudes, poignets, doigts, ainsi que des aspects liés à la fluidité et à la précision du mouvement.

L'analyse reposait sur une grille d'observation (Annexe B) inspirée de celle proposée par Barth et al. (2020) initialement développée pour l'évaluation clinique de personnes ayant subi un AVC dans le cadre de l'évaluation clinique Action Research Arm Test. Cette grille permet d'identifier 20 compensations réparties en différentes catégories : tête, tronc, épaule, coude, avant-bras, poignet, doigts, ainsi que des aspects liés à la fluidité et à la précision du mouvement.

À partir de ces observations cliniques et des détections faites, certains paramètres cinématiques ont été sélectionnés pour quantifier les caractéristiques du mouvement.

4.4.4 Extraction de paramètres cinématiques

Dans un premier temps, les données ont été vérifiées visuellement afin d'identifier d'éventuelles anomalies de détection, notamment lorsqu'une personne apparaît en arrière-plan. Dans ce cas, les points détectés sur les images concernées ont été supprimés manuellement.

L'application d'un seuil de confiance pouvait également entraîner des discontinuités dans les trajectoires, dues à la qualité variable des vidéos, à l'éclairage ou à l'occlusion de certains segments corporels. Cela générerait des données manquantes, qu'il a été nécessaire de corriger pour assurer la continuité temporelle des signaux. Pour cela, une interpolation quadratique a été appliquée par défaut. Toutefois, lorsque la quantité de points manquants successivement était trop importante, une interpolation linéaire a été privilégiée afin de limiter les effets d'approximation. C'est pourquoi, pour chaque point analysé, le pourcentage de positions manquantes par rapport au nombre total de positions attendues a été calculé, afin de valider la qualité de la détection avant d'appliquer l'interpolation.

Les positions au cours du temps ont ensuite été filtrées à l'aide d'un filtre passe-bas de Butterworth d'ordre 4 et de fréquence de coupure 4 Hz.

Pour rappel, l'analyse étant entièrement réalisée en 2D, les coordonnées des points détectés sont exprimées dans le repère de l'image, avec l'origine située en haut à gauche : l'axe X croît vers la droite et l'axe Y vers le bas. Les distances mesurées sont exprimées en pixels, ce qui les rend difficilement comparables entre les individus. En effet, la perspective des caméras, la position du participant ou encore la taille réelle de la personne peuvent influencer les mesures. Pour cela, une méthode de normalisation et des différences relatives ont été mise en place.

À partir des mouvements compensatoires observés, des paramètres spatiaux et temporels ont été sélectionnés. Ces paramètres sont regroupés en 4 catégories : le poignet comme point terminal du mouvement, la position de l'épaule pour analyser l'élévation, l'angle d'abduction de l'épaule ainsi que l'angle de flexion latérale du tronc. Ces paramètres ont été extraits uniquement pour le côté actif (celui réalisant le mouvement).

Le poignet

Le point détecté au niveau du poignet permet de visualiser la trajectoire du mouvement pour les cinq répétitions. À partir de cette trajectoire, la position au cours du temps est extraite, définie par les coordonnées $x(t)$ et $y(t)$, ainsi que par la distance à l'origine du repère de l'image $d(t)$, selon l'équation (1).

$$d(t) = \sqrt{x^2(t) + y^2(t)} \quad (1)$$

La vitesse a ensuite été calculée à partir de ces positions, selon l'équation (2) :

$$v(t) = \sqrt{\left(\frac{\Delta x}{\Delta t}\right)^2 + \left(\frac{\Delta y}{\Delta t}\right)^2} \quad (2)$$

Avec $\Delta x = x(t) - x(t - 1)$ et $\Delta y = y(t) - y(t - 1)$ et $\Delta t = 1/120$

Pour finir, la vitesse a été normalisée par son maximum pour obtenir des mesures comparables entre les individus. Cette vitesse permet de segmenter les différentes répétitions et d'identifier les phases de la tâche de boire.

Enfin, en adaptant la méthode proposée par Alt Murphy et al. (2011), les unités de mouvement, indicateurs utilisés pour évaluer la fluidité du geste, ont été extraites. Une unité de mouvement a été définie lorsque la différence entre un minimum local et le maximum de vitesse suivant est supérieure à 3%, avec un intervalle minimal de 150 ms entre deux pics successifs.

Élévation de l'épaule

Le point détecté au niveau de l'épaule permet d'extraire la position au cours du temps, définie par les coordonnées $x(t)$ et $y(t)$, ainsi que par la distance à l'origine du repère de l'image $d(t)$, selon l'équation (1) avec les coordonnées de l'épaule active. À partir de ces positions, il a été possible d'évaluer l'élévation de l'épaule à chaque instant, en mesurant l'écart relatif à la position initiale. L'écart relatif au cours du temps a ensuite été normalisée par la distance en pixels entre les deux épaules pour faciliter les comparaisons entre les individus, et l'amplitude de cet écart a été calculé pour chaque répétition.

Abduction de l'épaule

L'angle d'abduction de l'épaule a été calculé à partir du vecteur formé entre le point détecté sur l'épaule et celui détecté sur le coude, noté $\vec{u}_a(t)$. Cet angle est défini relativement à la position de référence, correspondant au vecteur initial $\vec{u}_{a,0}$ (position au temps $t = 0$) (figure 5).



Figure 5 : Schéma de définition de l'angle d'abduction de l'épaule

L'angle $\theta(t)$, exprimé en degrés, a été obtenu à partir du produit scalaire entre $\vec{u}_a(t)$ et $\vec{u}_{a,0}$ selon l'équation (3) :

$$\theta(t) = \cos^{-1} \left(\frac{\vec{u}_a(t) \cdot \vec{u}_{a,0}}{\|\vec{u}_a(t)\| \cdot \|\vec{u}_{a,0}\|} \right) \quad (3)$$

Avec :

- $\vec{u}_a(t) = \begin{pmatrix} x_{\text{coude}}(t) - x_{\text{epaule}}(t) \\ y_{\text{coude}}(t) - y_{\text{epaule}}(t) \end{pmatrix}$

Cette méthode permet de suivre l'évolution de l'angle au cours du temps par rapport à une posture de départ standardisée.

Ensuite, les valeurs maximale, minimale et moyenne de l'angle ont été relevées pour chaque répétition, afin de quantifier l'amplitude et la stabilité du mouvement.

Flexion latérale du tronc

L'angle de flexion latérale du tronc a été calculé à partir du vecteur formé entre les épaules droite et gauche au cours du temps. Ce vecteur, noté $\vec{u}_t(t)$, a été comparé à la position de référence $\vec{u}_{t,0}$, correspondant à la posture initiale au temps $t=0$ (figure 6).

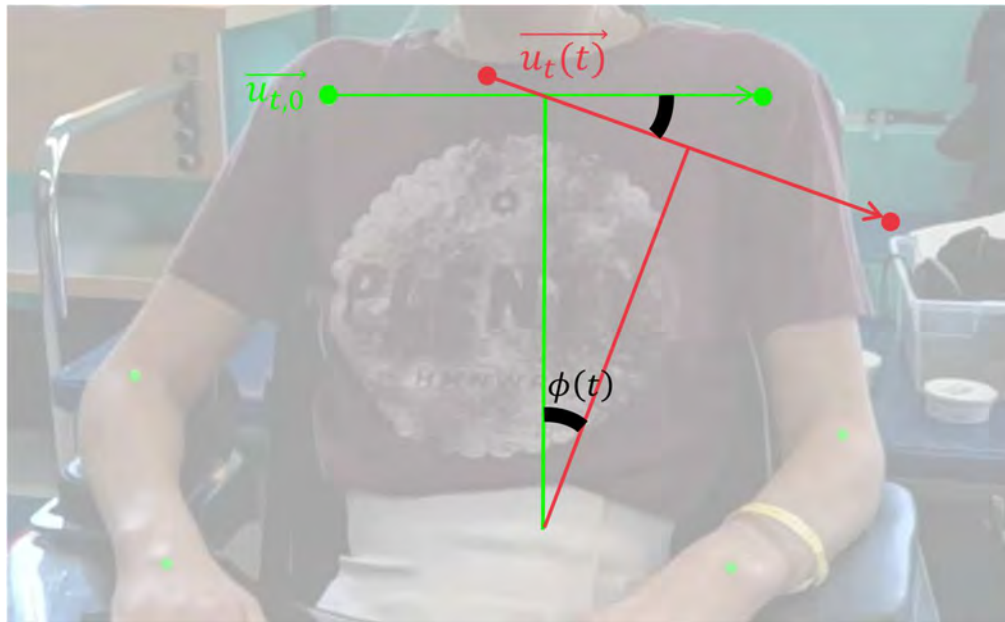


Figure 6 : Schéma de définition de l'angle de flexion latérale du tronc

À chaque instant, l'angle $\phi(t)$ a été obtenu en calculant l'angle signé entre ces deux vecteurs, à l'aide de l'équation (4):

$$\phi(t) = \arctan2(\det(\overrightarrow{u_{t,0}}, \overrightarrow{u_t(t)}), \overrightarrow{u_{t,0}} \cdot \overrightarrow{u_t(t)}) \quad (4)$$

Avec :

$$\overrightarrow{u_t(t)} = \begin{pmatrix} x_epaule_gauche(t) - x_epaule_droite(t) \\ y_epaule_gauche(t) - y_epaule_droite(t) \end{pmatrix}$$

Comme précédemment, les valeurs maximale, minimale et moyenne de cet angle ont été extraites pour chaque répétition afin de quantifier l'amplitude de flexion latérale du tronc au cours du mouvement.

Les valeurs extraites de ces paramètres cinématiques permettent de comparer les participants des deux groupes, à l'aide de tests statistiques non paramétriques de Mann Whitney, en raison de la taille de l'échantillon, faits sur les médianes de chaque participant pour l'ensemble des cinq répétitions.

L'ensemble de ce traitement, incluant l'interpolation, le filtrage, l'analyse, l'extraction et la visualisation des données, ont été implémentés en Python à l'aide de bibliothèques standards telles que NumPy, SciPy, Pandas et Matplotlib.

CHAPITRE 5 RESULTATS

5.1 Participants

Un total de 22 participants a été inclus dans l'analyse cinématique, comprenant 11 participants avec une tétraplégie et 11 participants neurotypiques. Les caractéristiques de chaque groupe sont présentées dans les sections suivantes.

5.1.1 Caractéristiques socio-démographiques de chaque groupe

Le tableau 1 présente les caractéristiques démographiques et anthropométriques des participants des deux groupes. L'âge moyen des participants avec une tétraplégie est de 40 ± 15 ans, contre 32 ± 11 ans pour le groupe neurotypique. La proportion d'hommes est plus élevée dans le groupe avec une tétraplégie (73 %) que dans le groupe neurotypique (45 %). La dominance manuelle est identique entre les groupes, avec une majorité de participants droitiers (73 %).

En termes de corpulence, aucun participant n'est classé dans la catégorie « forte » dans les deux groupes ; la majorité des participants présentent une corpulence moyenne (64 % groupe tétraplégique et 91 % groupe neurotypique). La répartition selon la taille est relativement équilibrée, bien que la proportion de participants grands soit plus importante dans le groupe neurotypique (55 %) que dans le groupe tétraplégique (36 %). Enfin, la distribution des couleurs de peau est identique dans les deux groupes, avec une majorité de participants à peau claire (73 %) mais tout de même des participants avec la peau mate (18%) et avec la peau foncée (9%), caractéristique importante lorsque l'on souhaite analyser des images car cela peut influencer la précision des modèles d'estimation de pose.

Tableau 1: Caractéristiques des participants inclus dans les deux groupes

	Participants avec une tétraplégie (N = 11)	Participants neurotypiques (N = 11)
Âge (années, moyenne $\pm$ écart-type)	40 $\pm$ 15	32 $\pm$ 11
Sexe		
Homme :	8 (73%)	5 (45%)
Femme :	3 (27%)	6 (55%)
Dominance		
Droite :	8 (73%)	8 (73%)
Gauche :	3 (27%)	3 (27%)
Corpulence		
Forte :	0 (0%)	0 (0%)
Moyenne :	7 (64%)	10 (91%)
Mince :	4 (36%)	1 (9%)
Taille		
Grande :	4 (36%)	6 (55%)
Moyenne :	6 (55%)	3 (27%)
Petite :	1 (9%)	2 (18%)
Couleur de peau		
Foncée :	1 (9%)	1 (9%)
Mate :	2 (18%)	2 (18%)
Claire :	8 (73%)	8 (73%)

Note : La corpulence, la taille et la couleur de peau ont été estimées visuellement à partir des vidéos et des observations directes, et classées selon trois catégories simples (forte/moyenne/mince ; grande/moyenne/petite ; foncée/mate/claire). Aucune mesure anthropométrique concernant la taille et le poids n'ont été réalisées.

5.1.2 Caractéristiques cliniques des participants avec lésion

Un total de 11 participants avec une lésion médullaire cervicale a été inclus dans l'étude. Parmi eux, 7 présentent un niveau de lésion neurologique C4 et 4 un niveau C5. Concernant la classification AIS, 3 participants sont classés AIS A, 4 participants AIS B, 2 participants AIS C et 2 participants AIS D.

Avant le recrutement des participants en phase subaiguë, des essais préliminaires ont été réalisés auprès de participants en phase chronique (n = 4). Pour ces derniers, le temps écoulé depuis la lésion est supérieur à 7 mois et n'est pas toujours connu. Les participants en phase subaiguë (n = 7) présentent un délai moyen depuis la lésion de 3 ± 1 mois au moment de la première prise vidéo.

Le tableau 2 présente le détail des caractéristiques cliniques pour chaque participant.

Tableau 2: Caractéristiques cliniques des participants avec une tétraplégie

Identifiant	Niveau de lésion	AIS	Délai depuis la lésion à la première prise vidéo (mois)
PP01	C4	A	-
PP02	C5	A	32,27
P00	C4	C	7,03
P01	C4	B	-
P02	C5	D	4,10
P03	C4	B	2,67
P04	C4	B	3,90
P06	C5	A	3,57
P07	C4	B	4,23
P08	C5	D	3,00
P09	C4	C	2,50

Le niveau de lésion neurologique correspond au dernier segment médullaire intact, identifié lors de l'examen clinique.

5.2 Éléments de faisabilité

5.2.1 Coût et durées

Le coût total du matériel était d'environ 850\$ reste inférieur à 1 500 CAD. Les deux caméras GoPro Hero 11 utilisées coûtaient 400 CAD chacune (soit 800 CAD au total), deux cartes SD de 64 Gb (10\$) et deux trépieds (15 CAD). Les logiciels de traitement vidéo et d'estimation de pose reposent sur Python et/ou sur des solutions open source, donc gratuits.

Pour tous les participants neurotypiques, la séance expérimentale complète (incluant les mesures anthropométriques des membres supérieurs, la calibration et la capture de la tâche de boire) durait moins de 10 minutes, donc moins de 5 minutes pour l'acquisition des vidéos. Pour les participants avec tétraplégie, la durée d'acquisition des vidéos variait de 3 à 8 minutes, car certains participants ont éprouvé de la difficulté pour compléter la tâche en raison d'atteintes motrices. L'installation des caméras, leur calibration et la capture de la tâche étaient suivies d'environ 2 minutes de rangement pour un temps total d'environ 10 minutes pour le processus complet d'acquisition des données. Les caméras, petites et sans fil, étaient facilement transportables (Figure 7).

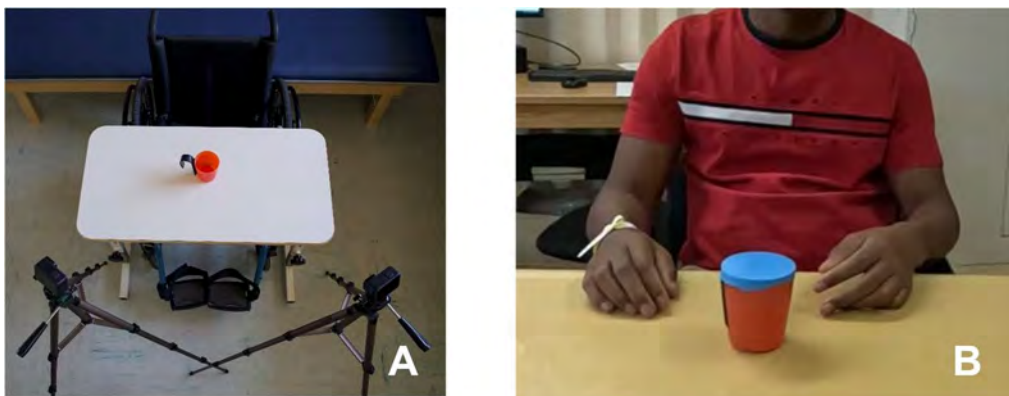


Figure 7: Image de l'installation (A) et image d'un participant réalisant la tâche (B)

En post-traitement, l'analyse complète d'une vidéo, incluant la calibration, le rognage, l'estimation de pose et l'extraction des paramètres cinématiques, prenait au maximum 15 minutes lorsque les scripts étaient prêts à être exécutés. Le facteur le plus variable de cette étape reste l'étape d'estimation de pose, dont la durée dépend principalement des performances de la carte graphique utilisée.

5.2.2 Données collectées, manquantes et exclues de l'analyse

Les vidéos des participants neurotypiques ont toutes été collectées. En revanche, pour les participants avec lésion, la collecte, qui pour rappel prévoyait 3 séances par participant a été compliquée, notamment à cause de l'environnement non contrôlé et du contexte de l'étude clinique randomisée où certains participants ont abandonné leur participation avant la fin de l'étude.

Le tableau 3 récapitule les données ayant été collectées pour chaque participant.

Parmi les 11 participants avec une tétraplégie, 7 participants ont été filmés pendant 3 séances de thérapie sur les 3 séances prévues (P00, P02, P03, P04, P06, P07 et P09). En revanche, pour les 4 autres participants, les 3 séances prévues n'ont pas été collectées. En effet, 2 participants étant des participants partenaires (PP01 et PP02) pour tester l'intervention, ils ont effectué une unique séance et 2 autres participants ont quitté l'étude en cours d'intervention (séance 1 et 6, respectivement) en raison de contraintes trop importantes ou de problème de santé, limitant la participation à l'étude CIME.

Sur les 11 participants, 7 ont pu effectuer la tâche avec le bras droit et le bras gauche, 2 participants n'ont pas été pas capables de saisir le verre à une main, quel que soit le bras (PP01 et P01), 1 participant (P08) n'a été filmé qu'avec le bras droit, en raison d'une erreur de collecte, et 1

participant n'a pas pu bouger son bras droit, et a donc été collecté uniquement avec le bras gauche (P07).

Tableau 3: Données collectées pour les participants avec une tétraplégie

Identifiant	Nombre de séance de thérapie effectuées (/20)	Nombre de prise de mesure (/3)	Coté acquis
PP01	1	1	-
PP02	1	1	Droit/gauche
P00	20	3	Droit/gauche
P01	1	1	-
P02	15	3	Droit/gauche
P03	19	3	Droit/gauche
P04	20	3	Droit/gauche
P06	18	3	Droit/gauche
P07	18	3	Gauche
P08	6	1	Droit
P09	15	3	Droit /gauche

Parmi toutes les vidéos collectées de tous les participants, la dernière séance du participant P09 n'était pas valide pour l'analyse car la fréquence d'image par seconde n'a pas été respectée, malgré la mise en place d'une procédure expérimentale standardisée. D'autres vidéos pourraient également poser des difficultés lors de l'analyse due aux vêtements des participants (ex : un sweat à capuche large ou manches longues) susceptible d'impacter la détection.

Dans l'ensemble, toutes les premières séances réalisées avec le bras dominant ont été analysées. Deux participants ont toutefois été exclus du reste de l'analyse, en raison de difficultés importantes à réaliser la tâche (PP01 et P01), entraînant un nombre insuffisant de phases analysables de mouvements et de répétitions exploitables.

Enfin, les participants n'ont pas toujours réalisé les 20 séances de thérapie prévues dans l'étude CIME. Les séances de collecte vidéo ont donc été adaptées afin d'obtenir, autant que possible, trois prises de mesures longitudinales par participant.

5.3 Estimation de pose

5.3.1 Choix du modèle

La figure 7 présente deux images extraites de vidéos de participantes, avec les estimations de pose obtenues à l'aide de Mediapipe (points rouges), OpenPose (points verts) et DeepLabCut modèle 1

(points bleus). La participante A est neurotypique, tandis que la participante B présente une tétraplégie.

Ces images illustrent les différences de détection entre les trois modèles. Chez la participante neurotypique, huit points sont correctement détectés par DLC sur les dix points souhaités (à l'exception du nez, masqué pour des raisons d'anonymisation, de la main droite et le poignet droit également masqués), tout comme les sept points d'OpenPose et de Mediapipe. À l'inverse, chez la participante avec une tétraplégie, DLC ne détecte que deux points, identifiés en bleu, (poignet et main droite) et également sept points OpenPose et Mediapipe.

De plus, OpenPose et MediaPipe sont capables de détecter des points non visibles et occultés, par exemple le poignet droit de la participante A.

On remarque également que les positions des points diffèrent beaucoup entre les modèles. Par exemple, Mediapipe s'éloigne fortement de la position réelle pour le bras gauche de la participante B, ainsi que pour son poignet droit, et présente aussi des décalages au niveau des coudes de la participante A.

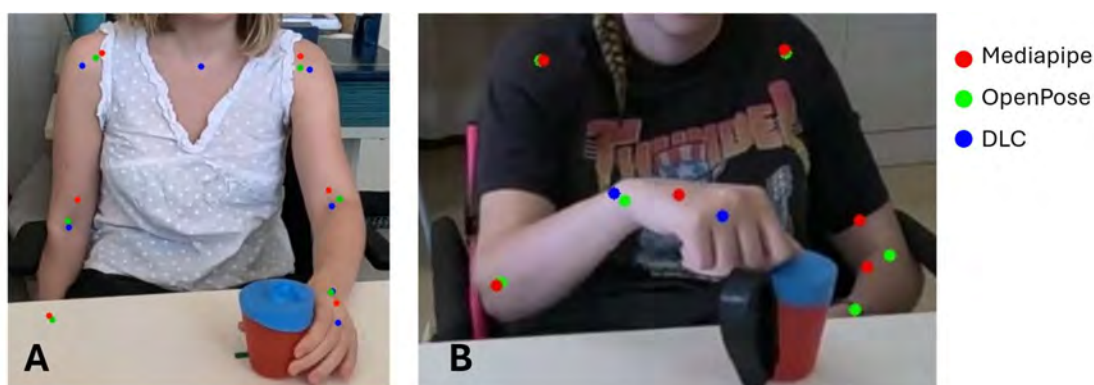


Figure 8 : Comparaison des modèles d'estimation de pose sur une participante neurotypique (A) et une participante avec lésion (B)

Enfin, bien que cela ne soit pas visible sur une image fixe, l'analyse vidéo révèle que les prédictions de Mediapipe, quel que soit le type de participant, sont particulièrement bruitées: les points détectés fluctuent fortement et manquent de stabilité entre les images successives. Pour cette raison, Mediapipe ne sera pas utilisé pour la suite des estimations de pose. Cependant, DeepLabCut sera tout de même approfondi afin d'améliorer ces résultats.

Les figures et tableaux suivants présentent les performances du modèle DLC 2. Pour rappel, ce modèle a été entraîné à partir de 1 920 images issues de vidéos de 7 participants neurotypiques et 9 participants avec lésion, filmés selon deux perspectives. Le découpage des données, défini par DLC, a été réalisé avec 95 % des images pour l'entraînement et 5 % pour le test.

Le tableau 4 résume l'évaluation du modèle à l'aide d'une fonction prédéfinie dans DLC. Les valeurs correspondent à la distance moyenne, autrement dit l'erreur (en pixels), entre les prédictions et les annotations manuelles : d'abord sur le jeu d'entraînement (95 % des images), *Train Error*, puis sur le jeu de test (5 %), *Test Error*. L'analyse est faite dans un premier temps en conservant tous les points détectés, puis dans un second temps en excluant les points dont l'indice de confiance donné par DLC est inférieur à un seuil fixé à 0,6.

Bien que l'utilisation du seuil de confiance permette de réduire l'erreur moyenne entre les annotations et les prédictions pour les deux jeux de données, les performances restent moins bonnes pour les images de tests que pour les images d'entraînement dans les deux cas. De plus, DLC ne fournit pas de moyen de vérifier quelles images ont été sélectionnées pour chacun des ensembles, ne permettant pas de connaître la proportion d'images issues d'un environnement contrôlé (participants neurotypiques) par rapport à un environnement non contrôlé (participants avec tétraplégie).

Tableau 4 : Performances du modèle DLC 2 : distances moyennes avec et sans indice de confiance

Indice de confiance	Train Error [px]	Test Error [px]
-	2.97	6.80
0.6	2.78	5.38

Ensuite, des tests ont été réalisés avec quatre vidéos et des images absentes des 1 920 images initiales : deux vidéos de participants neurotypiques (S1 et S2) et deux vidéos de participants avec tétraplégie (P04 et P08). Pour le participant P04, c'est la deuxième séance qui est utilisée (la première ayant été incluse dans le jeu de données d'origine), tandis que la vidéo du participant P08 n'a jamais été vue par le modèle. Une cinquième contenant des images déjà vues par le modèle (participant P00) est également testée afin de comparer les résultats des images inédites avec des images déjà connues du modèle.

La figure 8 présente, pour chacun des cinq participants, le pourcentage de détection de chaque point, indépendamment de la qualité de la détection, ainsi que la moyenne par participant. La détection moyenne pour les participants S1 et S2 (environnement contrôlé) est supérieure à 80%,

de même que pour P00 (vue par le modèle, dans un environnement non contrôlé). Au contraire pour les participants P04 et P08 (environnement non contrôlé), la détection est inférieure à 50% pour de nombreux points, ce qui est insuffisant pour les analyses souhaitées par la suite. De plus, l'observation des vidéos annotées montre que certains points détectés sont totalement hors du participant (par exemple, une épaule détectée dans les cheveux ou un poignet placé dans l'arrière-plan).

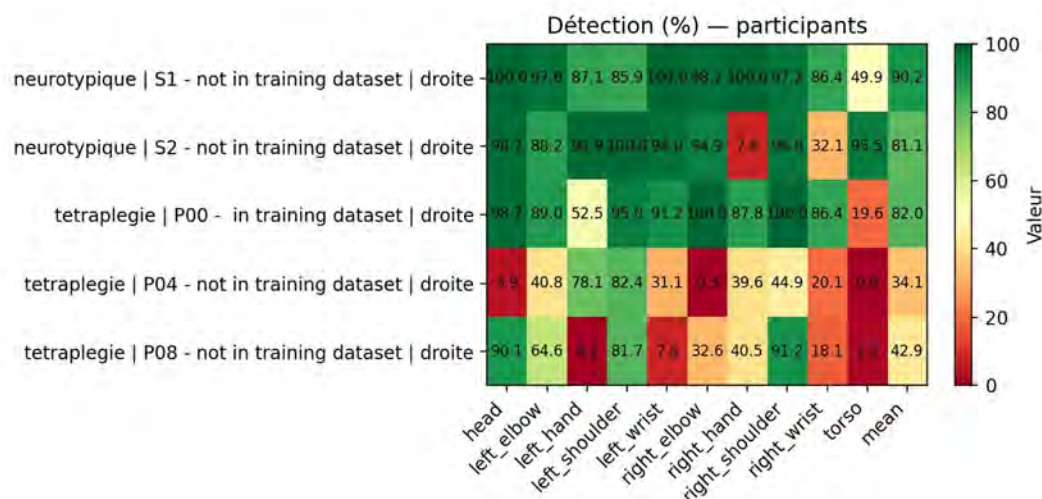


Figure 9 : Pourcentage de détection des points avec le modèle DLC 2

Les résultats des performances de DLC n'étant pas non plus suffisants pour les analyses cinématiques souhaitées (détection inférieure à 80%), OpenPose a été choisi comme modèle final. Ses performances ont également été documentées dans la section suivante.

5.3.2 Évaluation de la qualité des estimations de pose avec OpenPose

OpenPose a été retenu comme modèle final pour l'extraction des paramètres cinématiques. Les figures et tableaux suivants présentent ses performances sur les vidéos de chaque participant, lors de la première séance avec le bras dominant.

La figure 9 illustre des cartes de chaleur où chaque ligne correspond à un participant (donc à une vidéo) et chaque colonne à un point clé. Les sous-figures A et C indiquent, respectivement pour les participants droitiers et gauchers, le pourcentage de points détectés sur l'ensemble des images de la vidéo. Les sous-figures B et D présentent, pour ces mêmes participants, la valeur moyenne du « likelihood », c'est-à-dire l'indice de confiance attribué par le modèle à la position détectée. Cet

indice varie de 0 à 1, une valeur proche de 1 indiquant une très forte confiance. Dans notre cas, un seuil de 0,5 ayant été appliqué lors du post-traitement, les valeurs observées se situaient entre 0,5 et 1.

D'après les sous-figures A et C, les participants P04 et P09 présentaient les pourcentages de détection les plus faibles, en particulier pour le point du poignet. Il sera donc nécessaire d'être vigilant lors de l'extraction des paramètres cinématiques liés à ce point. Pour les autres participants, le modèle a détecté la majorité des points, avec de nombreux cas atteignant 100 % de détection.

Ces pourcentages de détection ont complété les informations fournies par les cartes de « likelihood » (sous-figures B et D). En effet, même si un point était détecté, la confiance associée à sa position n'était pas toujours optimale. À l'inverse, l'absence de détection n'a pas impacté directement la valeur de confiance, puisqu'aucun indice n'a été attribué sans prédiction. Chez les participants pour lesquels la détection était faible, les indices de confiance se distinguaient clairement de ceux des autres. Le point de l'épaule du côté actif se distinguait particulièrement, malgré un taux de détection globalement élevé, il présentait, pour tous les participants, les indices de confiance les plus faibles de l'ensemble des points analysés.

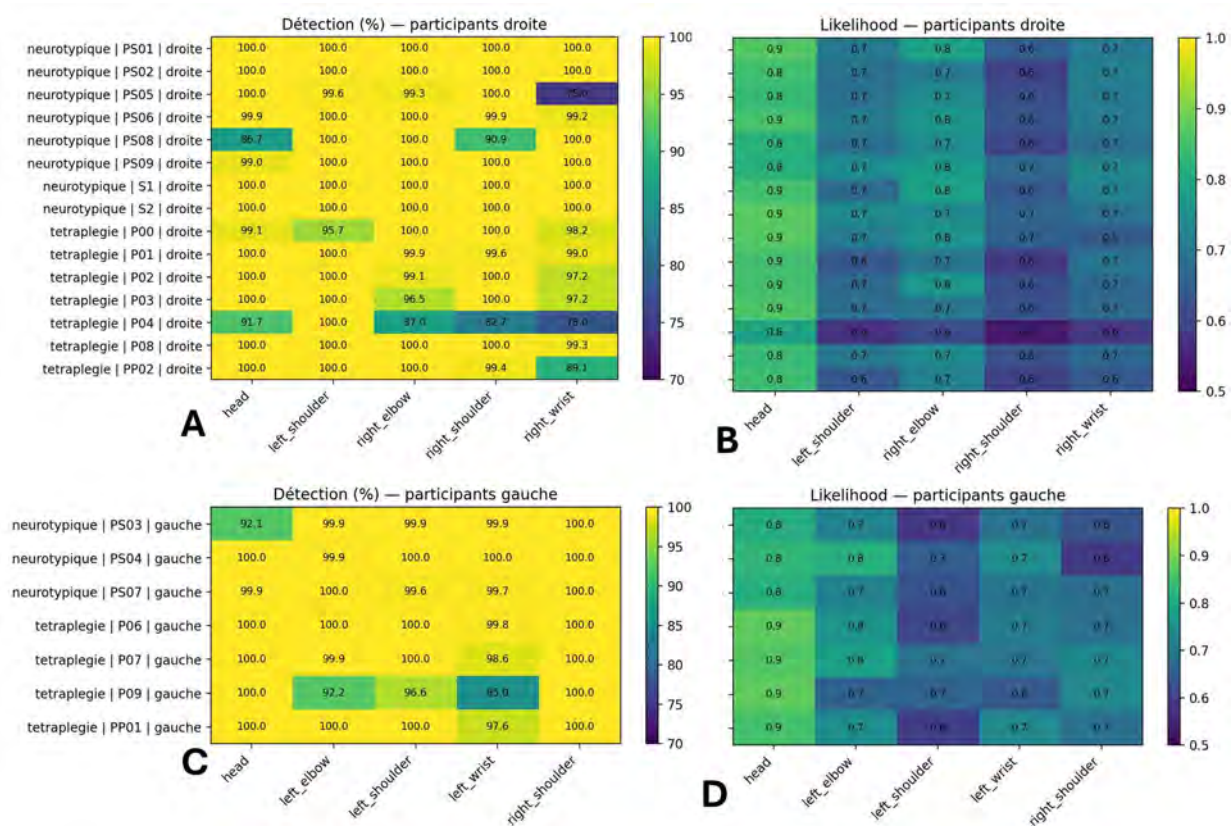


Figure 10: Carte de chaleur des performances d'OpenPose par point et par participant (A et C: pourcentage de détection pour les participants droitiers et gauchers, B et D: likelihood moyen)

À partir de ces cartes de chaleur, des comparaisons entre les deux groupes ont été effectuées et sont présentées dans le tableau 5. Globalement, les pourcentages de détection étaient élevés dans les deux groupes, avec des valeurs proches de 100 %, avec cependant un écart-type légèrement plus élevés chez les participants avec une tétraplégie. Les participants neurotypiques présentaient toutefois un « likelihood » moyen légèrement supérieur pour le côté droit, tandis que pour le côté gauche, les valeurs sont comparables, voire légèrement plus élevées chez les participants avec une tétraplégie.

Tableau 5: Comparaison des performances moyennes sur tous les points entre les deux groupes

Moyenne ± écart-type	Côté	Participants neurotypiques	Participants avec une tétraplégie
% de détection	Droit	98.7 ± 2.2	97.4 ± 4.3
Likelihood moyen	Droit	0.73 ± 0.01	0.69 ± 0.04
% de détection	Gauche	99.4 ± 0.9	98.5 ± 2.5
Likelihood moyen	Gauche	0.71 ± 0.02	0.73 ± 0.02

Dans l'ensemble, ces résultats confirment la bonne performance d'OpenPose pour la détection des points clés pour les deux groupes. Ils mettent toutefois en évidence certaines limites spécifiques,

notamment une fiabilité réduite pour le point de l'épaule du côté actif, ainsi qu'une détection du poignet parfois diminuée chez certains participants. Ces éléments devront être pris en compte lors de l'analyse des paramètres cinématiques.

5.3.3 Exemples de détection

La figure 10 présente quatre images extraites des vidéos analysées, illustrant la diversité des conditions d'enregistrement (arrière-plan, vêtements, luminosité, angle de vue, etc.). Les deux premières images (P04 et P09) montrent des participants avec tétraplégie pour lesquels la détection est insuffisante : chez P04, l'épaule et le poignet du côté actif n'ont pas été détectés. Sur l'image de P09, l'épaule a été détectée, mais pas le coude ni le poignet. À l'inverse, pour PS02 et PS07, les points ciblés ont été bien détectés, malgré des conditions moins idéales, telles que l'occlusion partielle de l'épaule pour PS02 et le port d'un vêtement à manche longue noire, réduisant le contraste.

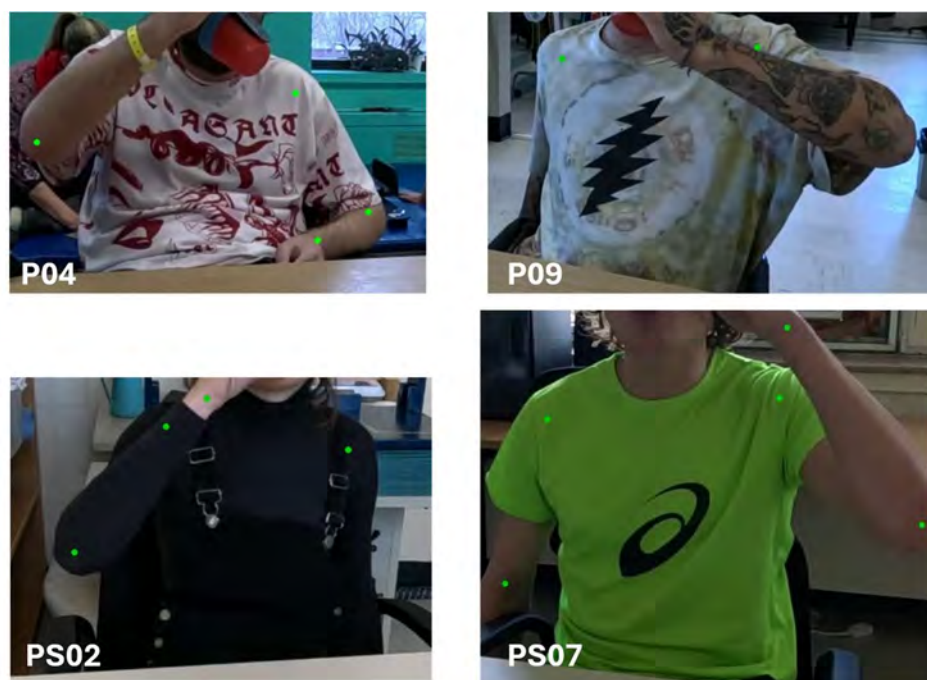


Figure 11: Exemples de bonnes (PS02 et PS07) et de mauvaises détections (P04 et P09) par OpenPose (points verts)

Note : Les images ont été rognées afin d'anonymiser les participants. L'analyse a toutefois été réalisée sur les images complètes, où l'ensemble du participant est visible.

5.4 Détection visuelle des mouvements compensatoires

Pour rappel, l'analyse des mouvements compensatoires reposait sur une grille d'observation inspirée de Barth et al. (2020), qui distingue 20 compensations réparties entre différents segments corporels (tête, tronc, épaule, coude, avant-bras, poignet, doigts) ainsi que des critères de fluidité et de précision.

La figure 11 présente les mouvements compensatoires les plus fréquemment observés chez les participants avec une tétraplégie lors de l'exécution de la tâche fonctionnelle avec le bras dominant, ainsi que leur fréquence d'apparition.

4 participants (PP01, PP02, P01 et P04) présentaient une flexion du tronc au cours de la tâche. 6 participants (PP02, P01, P04, P06, P07 et P09) utilisaient une abduction et/ou une élévation de l'épaule alors que ce mouvement n'était pas requis pour la réalisation de la tâche.

Par ailleurs, 7 participants recouraient à la ténodèse pour saisir le verre (PP01, PP02, P01, P03, P07, P08 et P09), et 7 adoptaient un schéma de préhension compensatoire (PP01, PP02, P01, P03, P04, P06 et P09), c'est-à-dire une manière alternative de positionner et fermer la main pour compenser une limitation fonctionnelle. Enfin, 9 participants présentaient un mouvement d'atteinte saccadé, caractérisé par plusieurs sous-mouvements successifs avant d'atteindre le verre (tous sauf P03 et P04).

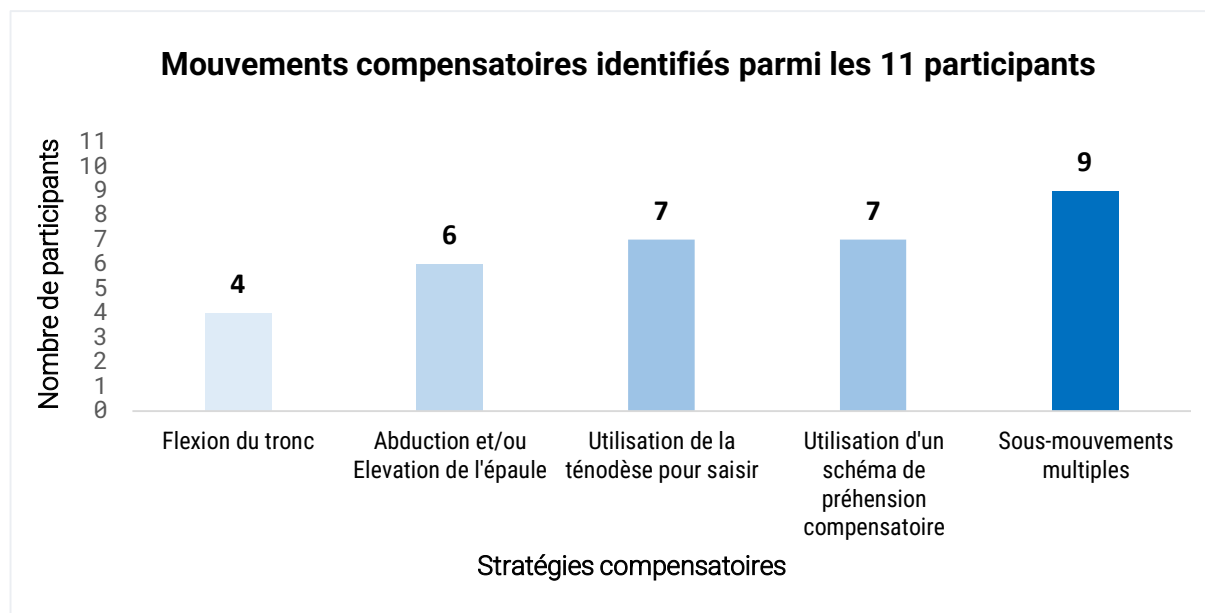


Figure 12: Types et fréquences des mouvements compensatoires détectés chez les participants avec une tétraplégie

Plus d'informations sur les mouvements compensatoires effectuées par chaque participant sont données en annexe B. En moyenne, 5 stratégies compensatoires ont été identifiées par participant, le minimum étant le participant P02 avec seulement un manque de fluidité des mouvements et le maximum étant PP02 avec 10 compensations distinctes identifiées.

5.5 Paramètres cinématiques

Les stratégies compensatoires identifiées visuellement (élévation de l'épaule, inclinaison du tronc, sous-mouvements multiples) nécessitaient d'être confirmées et quantifiées. Pour ce faire, nous avons analysé, à l'aide du système sans marqueurs développé, les trajectoires, positions, vitesses et angles articulaires.

5.5.1 Caractérisation du point terminal : le poignet

Tout d'abord des caractéristiques cinématiques ont été extraites du point terminal (le poignet), afin d'illustrer les différences observées entre les groupes.

Les figures 12 et 13 présentent les trajectoires non filtrées du poignet actif, respectivement droit et gauche, pour tous les participants sur l'ensemble des cinq répétitions. En vert, les participants neurotypiques montraient des trajectoires rectilignes avec une faible variabilité entre les répétitions. En revanche, les participants tétraplégiques (en bleu) présentaient, pour la plupart, une

forte variabilité inter-répétitions, bien qu'ils aient réalisé la tâche dans son intégralité. Seul le participant P02 a présenté une trajectoire rectiligne comparable à celle des participants neurotypiques.

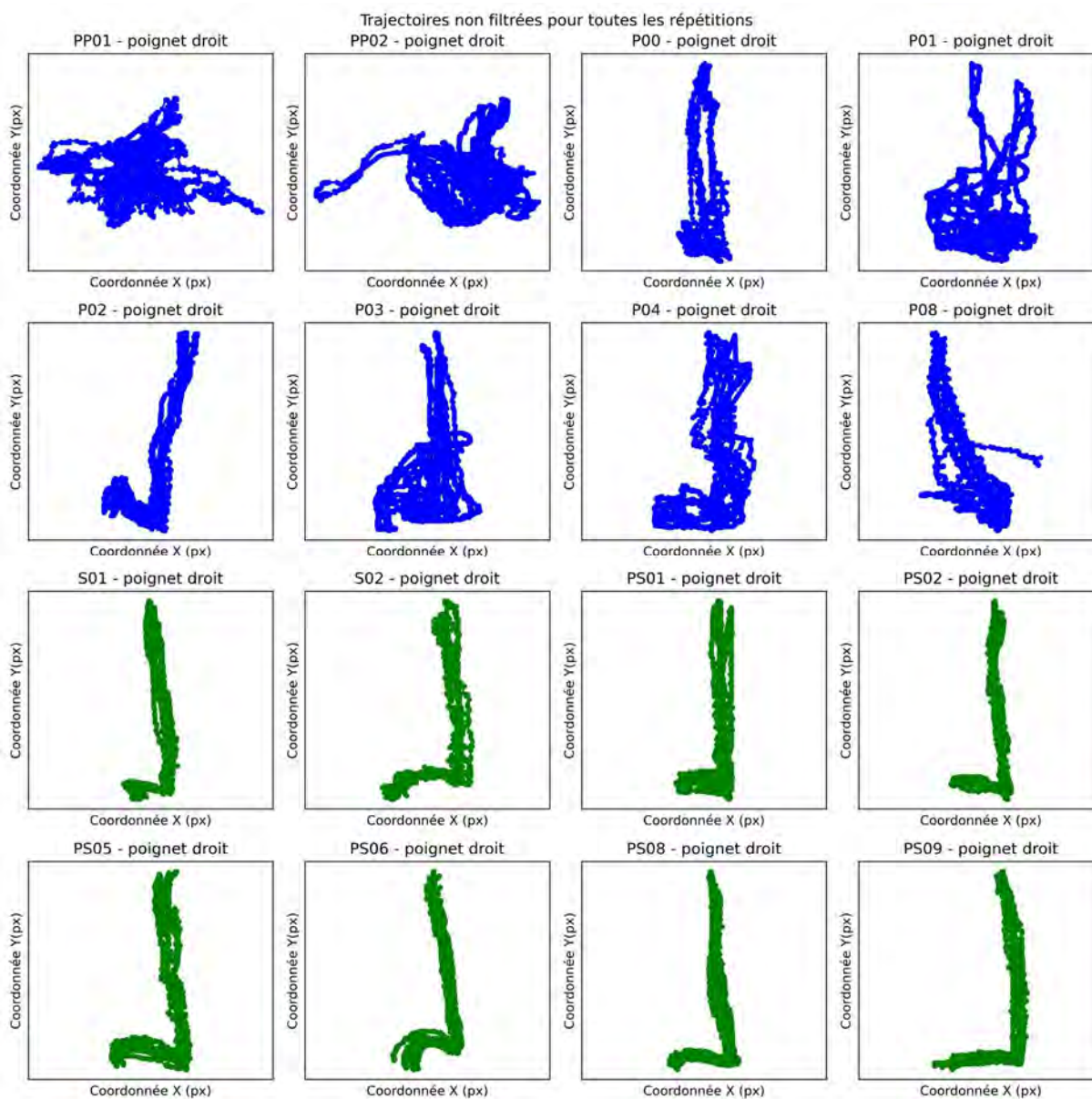


Figure 13 : Trajectoires non filtrées du poignet droit pour toutes les répétitions. Les participants neurotypiques sont représentés en vert et les participants avec une tétraplégie en bleu. Les coordonnées X et Y sont en pixels. X positif signifie un mouvement vers la droite sur l'image et Y positif signifie un mouvement vers le haut.

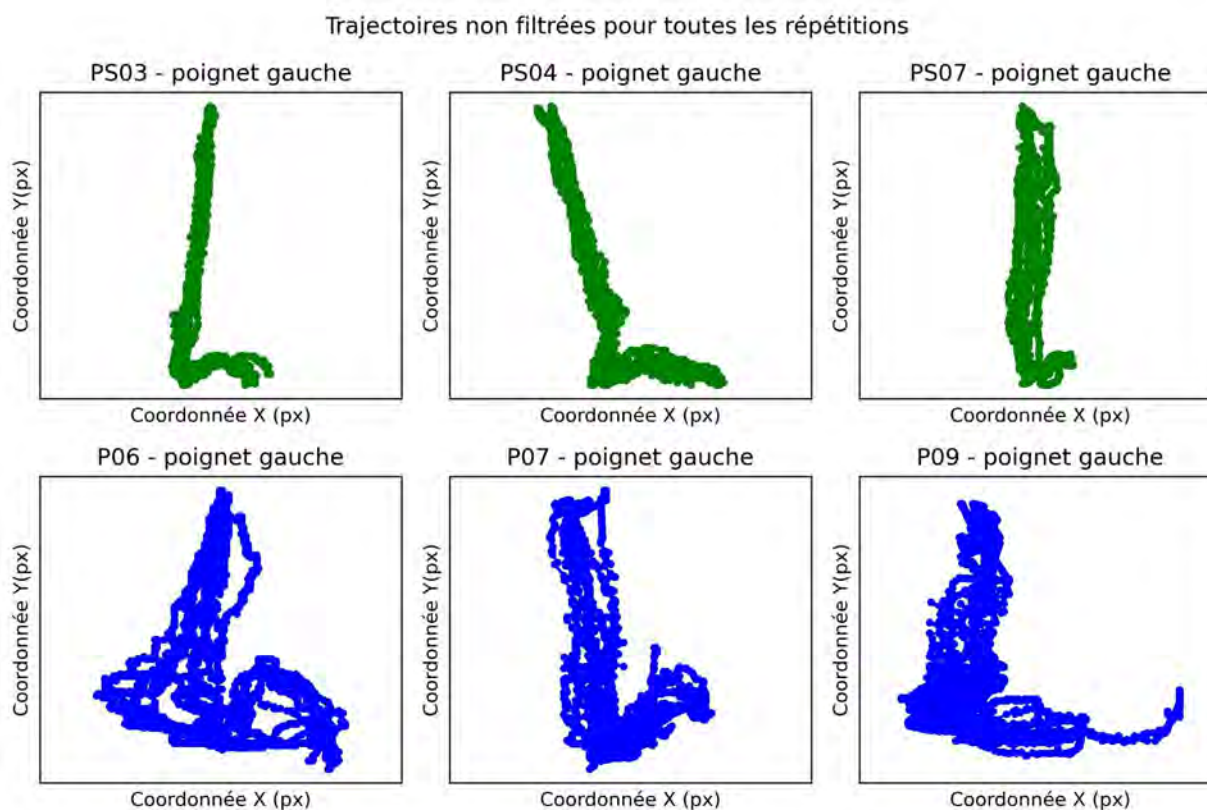


Figure 14 : Trajectoires non filtrées du poignet gauche. Les participants neurotypiques sont représentés en vert et les participants avec une tétraplégie en bleu. Les coordonnées X et Y sont en pixels.

La figure 14 illustre les données extraites du poignet droit pour une répétition chez quatre participants représentatifs: deux avec tétraplégie (P00 et P02) et deux neurotypiques (PS01 et PS05). La première ligne (A) correspond à la trajectoire filtrée pour une répétition. La deuxième ligne (B) représente les coordonnées dans le plan x-y filtrées en fonction du temps (en secondes) ainsi que la distance à l'origine au cours du temps. La phase de transport du verre vers la bouche est caractérisée par une diminution de la coordonnée Y et facilement illustrée dans les 4 graphiques. Enfin, la troisième ligne (C) montre l'évolution de la vitesse normalisée (en pixels/seconde), permettant d'identifier les différentes phases de la tâche de boire (atteinte, transport aller, transport retour), avec également les unités de mouvements (NMU) détectées. Les participants tétraplégiques (P00 et P02) présentent des vitesses plus « bruitées » avec respectivement 15 NMU et 18 NUM que celles des participants neurotypiques (PS01 et PS05) avec respectivement 8 et 7 NMU.

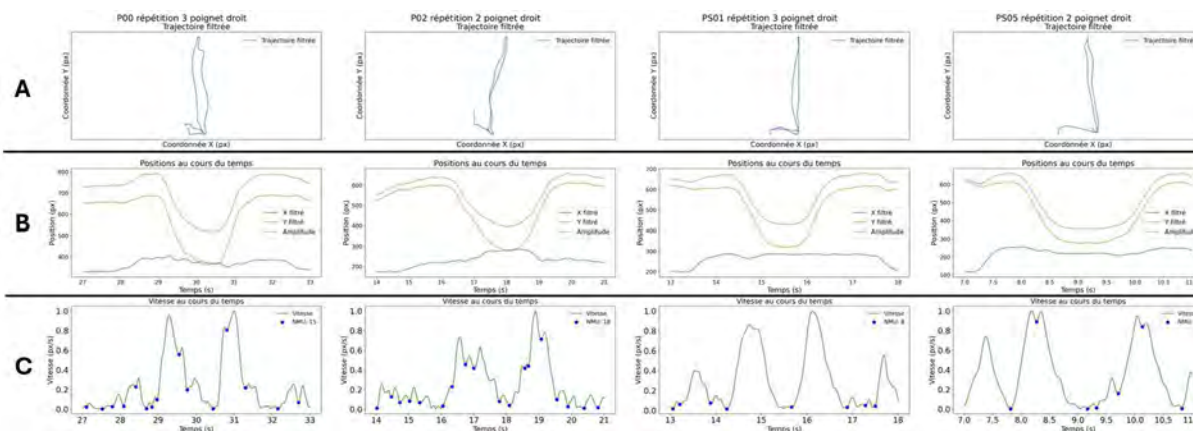


Figure 15 : Trajectoires filtrées du poignet droit (A), évolution des positions X, Y et de l'amplitude au cours du temps (B), ainsi que de la vitesse correspondante (C), pour différents sujets et répétitions (P00, P02, PS01 et PS05). Les coordonnées sont exprimées dans le repère de l'image (axe Y orienté vers le bas), la vitesse en pixels/s et les NMU.

Note : Il n'est pas possible de comparer les vitesses maximales entre participants, les échelles de conversion des coordonnées (pixels → millimètres) étant spécifiques à chacun.

Le tableau 6 présente les médianes de NMU pour chaque groupe (plus de détails annexe C). Le nombre d'unités de mouvements détectés est significativement plus élevé pour les participants tétraplégiques avec une médiane de 23.

Tableau 6 : Comparaison du nombre d'unités de mouvements pour toutes les répétitions entre participants neurotypiques et participants tétraplégiques lors de la tâche fonctionnelle de boire.

(* $p < 0,01$)

Groupe	Nombre d'unités de mouvements (NMU) *		
	Médiane	[IQ1–IQ3]	IQR
Participants neurotypiques	9	[7 - 11]	4
Participants tétraplégiques	23	[16 – 33]	17

5.5.2 Mesure de l'élévation de l'épaule

Afin de quantifier l'élévation de l'épaule identifiée visuellement chez plusieurs participants, les caractéristiques (min, max, moyenne/médiane) de l'amplitude d'élévation sur l'axe Y ont été

calculées séparément pour chacune des répétitions et pour chaque participant (annexe). Les valeurs ont ensuite été normalisées par la largeur des épaules en pixels.

Le tableau 7 présente la médiane de l'amplitude normalisée de mouvement relatif sur l'axe Y de l'épaule par rapport à la position initiale (plus de détails annexe C). L'amplitude normalisée d'élévation relative de l'épaule chez les participants tétraplégiques était significativement plus grande (10,3%) que chez les participants neurotypiques (6,7%; $p=0,02$). L'écart interquartile est comparable entre les deux groupes.

5.5.3 Mesure de l'angle d'abduction de l'épaule

Pour la compensation liée à l'abduction de l'épaule, les caractéristiques (min, max, moyenne/médiane) de l'angle relatif du bras par rapport au tronc ont été calculées séparément pour chacune des répétitions et pour chaque participant.

La figure 15 illustre l'évolution de l'angle d'abduction de l'épaule droite au cours du temps pour l'ensemble des cinq répétitions, chez deux participants tétraplégiques (P04 et P02, à gauche) et deux participants neurotypiques (S01 et PS06, à droite). L'angle d'abduction a évolué de manière cyclique, ce qui a permis de distinguer clairement les cinq répétitions du mouvement pour les quatre participants. Les participants S01, PS06 et P02 ont atteint un maximum d'environ $17,5^\circ$, tandis que P04 a présenté une amplitude beaucoup plus importante, atteignant jusqu'à $50,0^\circ$ d'abduction.

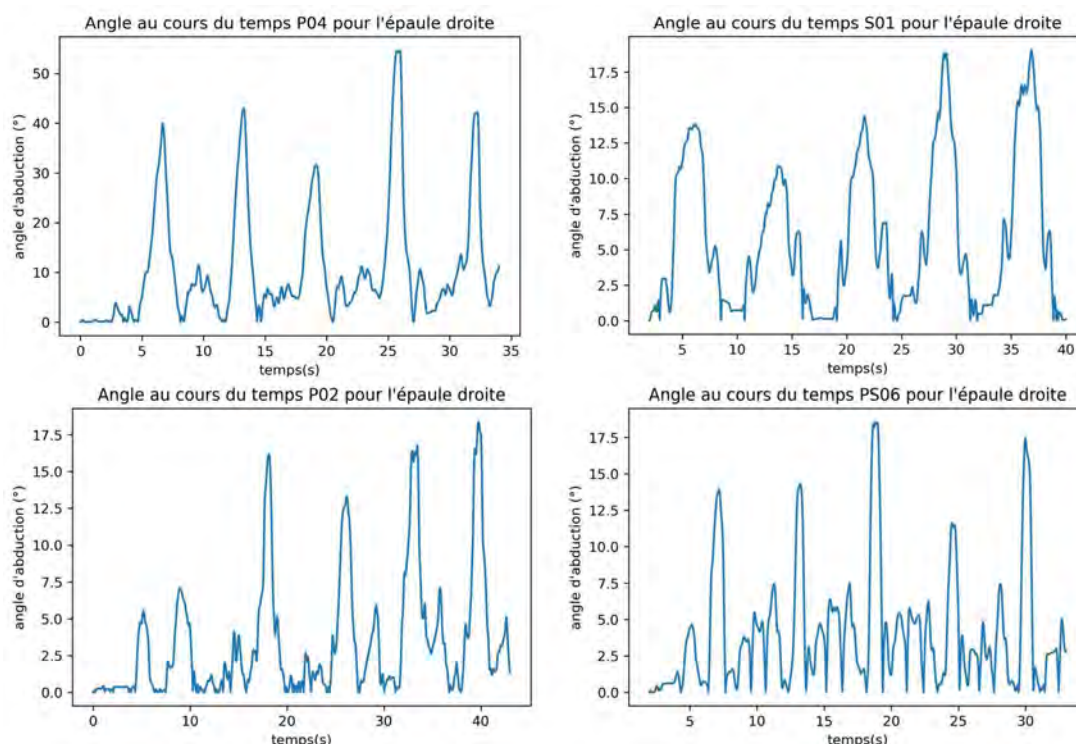


Figure 16 : Évolution de l'angle d'abduction de l'épaule droite en fonction du temps pour différents sujets (P04, P02, S01 et PS06). Les angles sont exprimés en degrés (°).

Le tableau 7 présente la médiane de l'angle d'abduction maximum de l'épaule (plus de détails annexe C). L'angle d'abduction maximum de l'épaule était de plus élevée chez les participants tétraplégiques ($25,0^\circ$) que les participants neurotypiques ($12,7^\circ$; $p=0,01$). L'écart interquartile était également plus grand chez les participants tétraplégiques.

La figure 16 présente deux participants atypiques : un participant neurotypique PS08 (1ère ligne) et une participante avec tétraplégie P07 (2ème ligne), dont les pics d'angle d'abduction ne correspondent pas aux cinq répétitions attendues. Chez PS08, deux pics distincts à environ 30° se démarquent du reste de la courbe. Comme l'illustre l'image extraite de la vidéo, ces valeurs correspondent au mouvement réalisé lors de l'inclinaison du verre. De même, chez P07, un pic marqué à 80° est observé. Comme le montre la détection sur la figure, cet angle reflète une forte abduction de l'épaule.

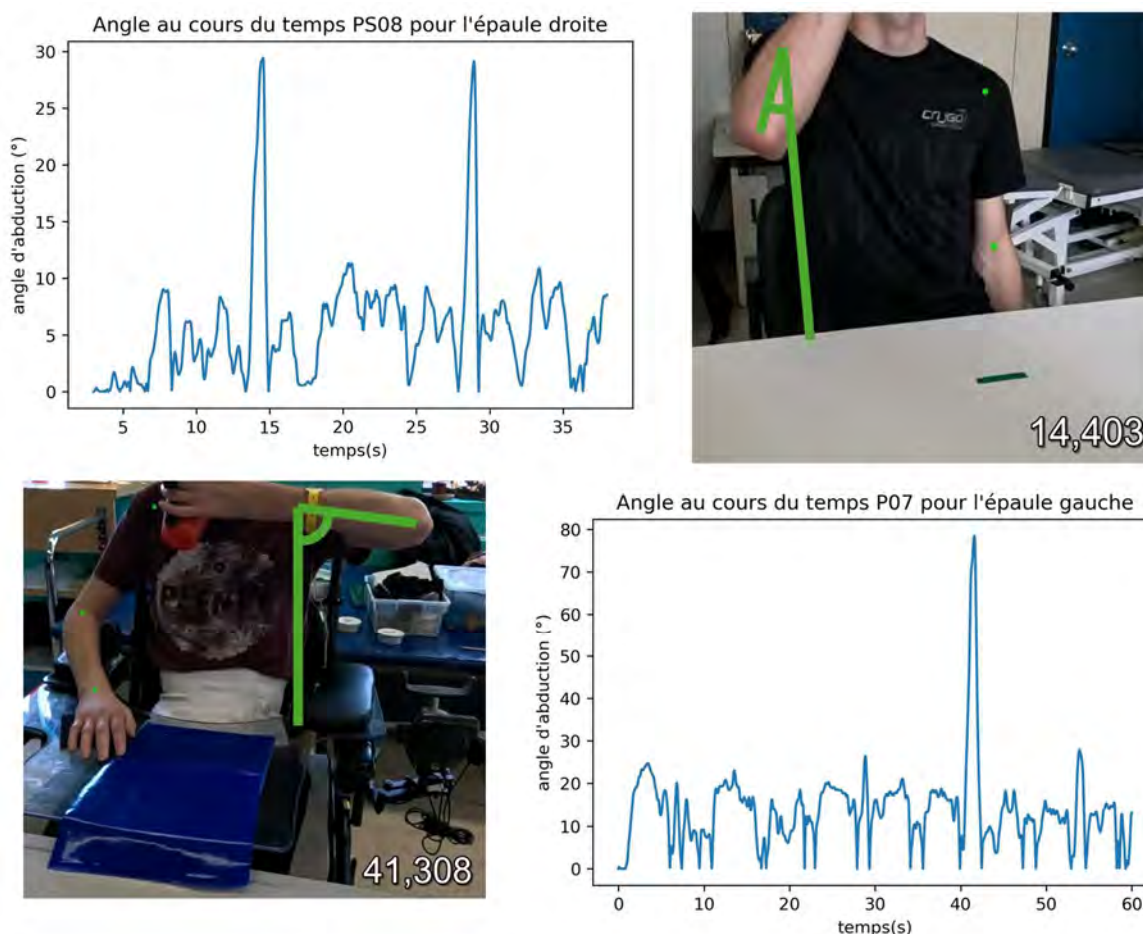


Figure 17 : Exemples d'évolution de l'angle d'abduction de l'épaule (droite pour PS08 et gauche pour P07) au cours du temps (graphiques), accompagnés d'illustrations vidéo des postures correspondantes (images).

5.5.4 Mesure de l'angle de flexion latérale du tronc

Pour finir, de la même manière également, les caractéristiques (min, max, moyenne/médiane) de l'angle de flexion latérale du tronc a été calculé séparément pour chacune des répétitions et pour chaque participant.

La figure 17 illustre l'évolution de l'angle de flexion latérale du tronc au cours du temps pour l'ensemble des répétitions, chez deux participants tétraplégiques (PP02 et P04, 1ère ligne) et deux participants neurotypiques (PS03 et PS05, 2ème ligne) représentatifs. Pour trois d'entre eux (P04, PS03 et PS05), l'angle a évolué de manière cyclique, permettant de distinguer les cinq répétitions du mouvement, tandis que pour PP02, il ne présentait pas de motifs répétitifs aussi distinctifs pour les cinq répétitions tout au long de la tâche. Chez PS03, l'angle était négatif, traduisant une

inclinaison vers la gauche, alors que pour les trois autres participants, il demeure positif, correspondant à une flexion vers la droite, ce qui coïncide avec le côté actif du mouvement.

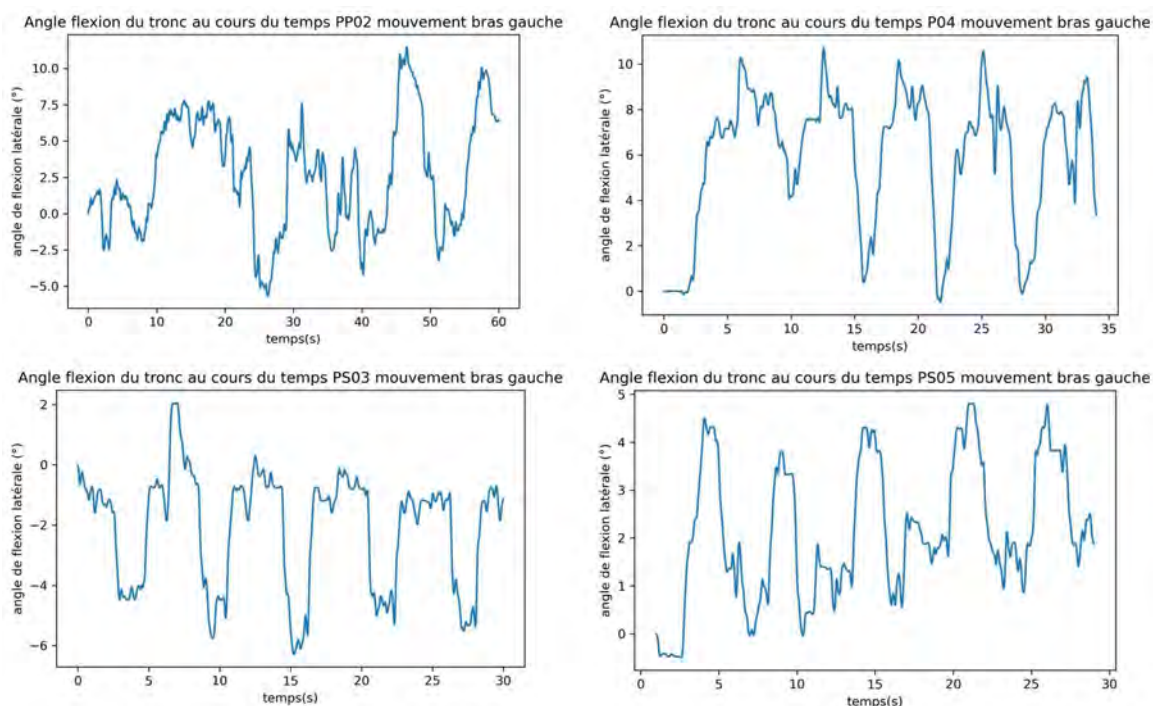


Figure 18 : Évolution de l'angle de flexion latérale du tronc (en °) au cours du temps pour différents participants et mouvements (P02 – bras droit/ tétraplégique, P04 – bras droit/ tétraplégique, PS03 – bras gauche/ neurotypique, PS05 – bras droit/ neurotypique). Convention : un angle positif correspond à une inclinaison du tronc vers la gauche dans le réel, et un angle négatif à une inclinaison vers la droite dans le réel.

Le tableau 7 présente la médiane de l'amplitude de l'angle de flexion latérale du tronc (plus de détails annexe C). Une différence dans l'amplitude de l'angle de flexion latérale du tronc est notée chez les participants tétraplégiques ($4,9^\circ$) et les participants neurotypiques ($8,4^\circ$; $p=0,03$). L'amplitude de flexion du tronc est significativement plus élevée pour les participants avec une tétraplégie. L'écart interquartile est semblable pour les deux groupes.

Tableau 7 : Comparaison des paramètres cinématiques entre participants neurotypiques et participants tétraplégiques lors de la tâche fonctionnelle de boire. Les résultats sont présentés sous forme de médiane, [Q1–Q3] et écart interquartile (IQR) pour l’amplitude relative de l’élévation de l’épaule (mm), l’angle maximal d’abduction de l’épaule (°) et l’amplitude de l’angle de flexion latérale du tronc (°) (* p<0,05 et **p<0,01)

Groupe	Amplitude normalisée d’élévation relative de l’épaule (%) *			Angle d’abduction max (°) **			Amplitude de l’angle de flexion latérale du tronc (°) *		
	Médiane	[IQ1–IQ3]	IQR	Médiane	[IQ1–IQ3]	IQR	Médiane	[IQ1–IQ3]	IQR
Participants neurotypiques	6,67	[4,90 – 9,24]	4,34	12,74	[9,64 – 17,05]	7,41	4,89	[3,77 – 7,43]	3,66
Participants tétraplégiques	10,30	[8,05 – 12,33]	4,27	25,02	[17,59 – 33,70]	16,11	8,44	[6,64 – 10,19]	3,55

En résumé, les analyses cinématiques mettent en évidence des différences significatives entre participants neurotypiques et tétraplégiques, tant au niveau des trajectoires que des angles articulaires et des mouvements du tronc. Une variabilité est également observée dans les groupes avec des cas spécifiques comme P07 et PS08 pour l’angle d’abduction de l’épaule. Ces résultats quantifient les stratégies compensatoires observées visuellement et permettent d’en préciser les caractéristiques. La section suivante discute ces observations et les met en perspective avec la littérature.

CHAPITRE 6 DISCUSSION

6.1 Principaux résultats

Dans cette étude, nous avons inclus 22 participants, répartis en deux groupes : un groupe avec des participants tétraplégique ($n = 11$) et un groupe avec des participants neurotypiques ($n = 11$). Les caractéristiques sociodémographiques et cliniques des participants montrent une variabilité, notamment en termes d'âge et de sexe, mais une répartition comparable pour la dominance manuelle et la couleur de peau.

Sur le plan méthodologique, la faisabilité de l'approche sans marqueurs a été confirmée : l'installation du matériel était rapide et le traitement automatisé des vidéos restait compatible avec une utilisation en contexte clinique, malgré certaines difficultés liées à l'environnement non contrôlé et à la variabilité des données collectées.

Concernant l'estimation de pose, l'évaluation des modèles a montré que Mediapipe et DeepLabCut présentaient des limites importantes dans leur mise en place actuelle, en particulier dans la détection des participants avec lésion. OpenPose a finalement été retenu comme modèle le plus performant, avec des pourcentages de détection élevés (valeur moyenne de 99%) et des indices de confiance globalement satisfaisants, bien que certains points comme l'épaule ou le poignet demeurent plus difficiles à détecter.

L'analyse des mouvements compensatoires a confirmé que les participants avec une tétraplégie recourent fréquemment à des stratégies alternatives, notamment l'élévation et l'abduction de l'épaule, la ténodèse et des sous-mouvements multiples. Ces observations visuelles ont pu être quantifiées par l'analyse cinématique : les trajectoires du poignet étaient plus bruitées chez les participants avec lésion, et l'amplitude d'élévation relative de l'épaule, l'angle d'abduction de l'épaule ainsi que l'angle de flexion latérale du tronc étaient, en moyenne, plus élevés que dans le groupe neurotypique. Enfin, une variabilité intra et interindividuelle marquée a été relevée dans les deux groupes, avec des cas atypiques illustrant la diversité des stratégies compensatoires.

En résumé, nos résultats mettent en évidence la faisabilité technique de la méthode sans marqueurs et montrent que les participants avec une tétraplégie présentent des mouvements compensatoires plus fréquents et plus amples que les participants neurotypiques, confirmant les observations qualitatives initiales.

6.2 Interprétation des résultats

Les résultats relatifs au modèle d'estimation de pose, à la détection des mouvements compensatoires ainsi qu'à l'analyse cinématique de ces derniers sont interprétés dans les sous-sections suivantes.

6.2.1 Estimation de pose

L'analyse des modèles d'estimation de pose met en évidence des différences de performance qui influencent directement la qualité des données obtenues ainsi que leur interprétation.

DLC semble être une alternative prometteuse pour disposer d'un plus grand nombre de points (par exemple sur la main), ce qui permettrait notamment de calculer des angles de ténodèse et d'offrir davantage de possibilité de personnalisation. DLC offre également une meilleure transparence sur les données d'entraînement, avec le fine-tuning d'un modèle, permettant ainsi d'inclure des vidéos de participants avec des patrons de mouvement atypiques, tels que ceux observés chez les participants tétraplégiques. Cependant, l'analyse des performances du modèle démontre la difficulté à détecter les points sur ces participants. Ces limites peuvent s'expliquer par plusieurs facteurs : les variations de luminosité, la position des caméras, la complexité de l'arrière-plan, mais aussi la variabilité des poses chez cette population. En effet, les vidéos des participants neurotypiques ont été collectées en laboratoire, dans des conditions de luminosité optimales, tandis qu'en salle de thérapie les participants étaient parfois à contre-jour, avec un arrière-plan moins contrôlé et la présence de personnes circulant librement dans l'arrière-plan.

L'entraînement du modèle DLC propose une infinité de paramètres d'augmentation d'images, dont le choix pourrait s'avérer crucial pour les performances du modèle. L'exploration de ces paramètres étant restée minimale, du temps supplémentaire serait nécessaire pour améliorer le modèle. L'ajout de données avec plus de variabilité dans l'entraînement du modèle pourrait également permettre d'améliorer ces performances.

Le choix du modèle s'est porté sur OpenPose, car il a été entraîné sur des milliers d'images et se révèle ainsi plus robuste aux variations de luminosité et d'angle de vue. De plus, sur certaines images présentées (figure 10), le modèle parvient à prédire la position de l'épaule chez certains participants, malgré les occlusions. Cela réduit néanmoins l'indice de confiance de ces prédictions sur la position des épaules. Il est également important de noter qu'OpenPose n'est plus maintenu

depuis 2020 : ses performances avec le modèle de base n'évolueront plus et son installation peut désormais s'avérer difficile. Les résultats démontrent des performances similaires entre les deux groupes, contrairement à DLC. Ces performances de détection identiques entre les deux groupes sont essentielles pour garantir la fiabilité des analyses cinématiques par la suite. Seuls les participants P04 et P09 ont des performances de détection plus faibles, probablement en raison de la basse qualité des images (luminosité insuffisante et présence de personnes en arrière-plan) et, possiblement, de l'impact des motifs vestimentaires ou des tatouages sur la complexité générale de l'image.

Les limites de performance observées chez ces participants spécifiques (P04 et P09), ainsi que la précision de la détection des épaules chez l'ensemble des participants, sont importantes à souligner pour l'extraction des paramètres cinématiques, en particulier pour les compensations telles que l'élévation de l'épaule et pour les angles directement dérivés de cette position.

6.2.2 Mouvements compensatoires

L'identification de mouvements compensatoires chez les participants avec une tétraplégie est une étape essentielle pour l'évaluation de la qualité de mouvement. Les analyses visuelles des vidéos mettent en évidence l'utilisation de plusieurs stratégies pour les participants avec une tétraplégie telles que l'élévation et l'abduction de l'épaule, ou encore l'utilisation de l'effet ténodèse. Ces stratégies visent à compenser des pertes motrices liées à la lésion, par exemple l'élévation de l'épaule ou l'abduction permettent de compenser un déficit de flexion du coude, tandis que l'effet de ténodèse est utilisé pour compenser la perte de contrôle des doigts lors de l'ouverture de la main. Les résultats montrent par ailleurs une forte variabilité interindividuelle : chaque participant présente des stratégies propres, sans qu'un schéma compensatoire commun ne puisse être identifié, et ce malgré des caractéristiques cliniques similaires.

Cependant, la grille utilisée n'ayant pas été développée pour les personnes présentant une lésion médullaire, certaines distinctions pourraient être pertinentes tels qu'une différence entre l'abduction et l'élévation de l'épaule. De plus, son approche essentiellement binaire limite la finesse de l'analyse. L'ajout d'informations temporelles sur la présence des compensations constituerait une piste d'amélioration pertinente. L'analyse visuelle est également fastidieuse et donc non réalisable à grande échelle. L'extraction de paramètres cinématiques apparaît donc comme une alternative permettant d'obtenir des informations plus spécifiques.

6.2.3 Paramètres cinématiques

L'extraction des paramètres cinématiques apporte des éléments quantitatifs permettant de préciser et de compléter les observations visuelles des stratégies compensatoires.

L'analyse des trajectoires du point terminal (le poignet), met en évidence la difficulté des participants tétraplégiques à répéter un mouvement de manière précise et à maintenir une trajectoire rectiligne, contrairement aux participants neurotypiques. Il s'agit d'un détail invisible à l'œil nu lors de l'observation des vidéos, mais dont la mise en évidence apporte une information particulièrement pertinente pour quantifier le changement ou la récupération à travers le temps. La vitesse, extraite du point terminal, est également intéressante, car elle met en évidence le manque de fluidité du mouvement chez les participants tétraplégiques avec un nombre d'unités de mouvements plus élevé, et ce malgré l'application d'un filtrage identique, constat déjà suggéré par l'analyse visuelle des mouvements compensatoires (sous-mouvements multiples). De plus, l'analyse des vitesses permet de distinguer les différentes phases de la tâche fonctionnelle. Il convient toutefois de nuancer l'interprétation des amplitudes de pics, en particulier celui observé lors de la phase d'atteinte, qui peut être réduit en fonction de l'angle de vue puisque la détection reste en 2D et la phase d'atteinte est réalisée principalement dans le plan frontal. Par ailleurs, la comparaison entre participant est restreinte par la méthode de normalisation utilisée. De plus, les durées des phases du mouvements n'ont pas pu être extraites ce qui représenterait des données pertinentes pour une comparaison.

L'analyse de l'élévation de l'épaule met en évidence une différence d'amplitude de mouvement entre les deux groupes. Comme mentionné dans la section suivante, il convient toutefois de nuancer cette différence, qui peut être liée à la qualité de la détection. Les résultats montrent néanmoins une médiane plus élevée pour le groupe de participants tétraplégiques par rapport aux participants neurotypiques. Malgré un écart interquartile comparable, d'environ 4%, la dispersion intra-groupe reste importante et traduit des différences interindividuelles marquées, ce qui a également été observé visuellement dans l'utilisation des stratégies compensatoires. Enfin, la normalisation des pixels par la largeur d'épaule doit être interprétée avec prudence, car elle repose sur une mesure en 2D ne tenant pas compte des effets de perspectives et des distances aux caméras pouvant être différentes entre les participants.

L'analyse de l'angle d'abduction de l'épaule met également en évidence une différence entre les deux groupes, avec un écart interquartile plus important pour le groupe tétraplégique. Les figures illustrent par ailleurs des cas particuliers, où une abduction est détectée mais pas sur l'ensemble des répétitions, observation qui peut également être confirmée visuellement sur les vidéos. Pour PS08, par exemple, deux pics à 30° sont détectés, mais ils ne correspondent pas à une abduction : il s'agit en réalité d'une flexion et une rotation interne de l'épaule, normale dans ce type de mouvement, ce qui souligne les limites de l'approche 2D. À l'inverse, pour P07, une véritable abduction est observée à 80° , bien que réalisée une seule fois, et correspond à un angle de détection correct. Enfin, il convient de rappeler que le calcul des angles repose sur la détection de l'épaule, laquelle demeure peu précise en raison des nombreuses occlusions survenant durant le mouvement.

L'analyse de l'angle de flexion latérale du tronc met également en évidence une différence entre les deux groupes, avec un écart interquartile comparable, bien que les valeurs d'amplitude dans les deux groupes restent modestes. La figure 17 illustre notamment le cas de la participante PP02, dont l'évolution de l'angle au cours du temps ne présente pas de motif cyclique clair : les résultats suggèrent un ajustement progressif de la posture du tronc au fil des cinq répétitions, avec seulement les deux dernières qui semblent converger vers un schéma répétitif. Comme pour les mesures précédentes, cet angle étant calculé à partir de la position des épaules, la qualité de la détection fournie par le modèle peut influencer la fiabilité des résultats.

L'ensemble des analyses cinématiques met en évidence des différences significatives entre les deux groupes. Plus de tests statistiques seraient pertinents pour voir les différences entre les participants avec une tétraplégie ayant les mêmes scores cliniques. Les résultats concordent avec les observations visuelles des stratégies compensatoires, ce qui renforce leur validité. Toutefois, il est important de souligner que ces calculs reposent sur la détection du point d'épaule, souvent imprécise en raison des occlusions et des variations de posture, ce qui peut affecter la fiabilité des mesures d'élévation et d'angles.

6.3 Comparaison avec la littérature

Après avoir interprété les résultats, il est pertinent de les confronter aux études existantes afin d'en confirmer la validité, mais aussi d'en apprécier la portée en mettant en évidence les convergences et divergences avec la littérature.

6.3.1 Estimation de pose sans marqueurs

Needham et al. (2021) ont comparé plusieurs modèles d'estimation de pose (OpenPose, AlphaPose et DeepLabCut) à un système de référence avec marqueurs. Leurs résultats montrent qu'OpenPose et AlphaPose surpassent DLC, bien que les trois modèles restent inférieurs au système de référence. Il est toutefois important de noter que, dans cette étude, le modèle DLC n'avait pas été spécifiquement entraîné ; or, un entraînement approprié pourrait améliorer considérablement ses performances et le rapprocher du système de référence. C'est précisément ce qu'illustrent les travaux de Milone et al. (2024), qui, grâce à l'utilisation d'un très grand nombre de vidéos (plus de 500) pour l'entraînement, démontrent une précision remarquable de DLC, supérieur à celle d'OpenPose. Ces observations rejoignent nos propres résultats et interprétations : bien que DLC ait montré certaines limites dans notre contexte, notamment face aux conditions de captation plus complexes, un entraînement plus approfondi et adapté à notre population pourrait en améliorer la robustesse et la pertinence pour l'analyse cinématique.

De plus, les limites observées dans nos résultats avec DLC mais aussi avec OpenPose rejoignent celles rapportées par Papagiannis et al. (2024). Ces auteurs décrivent en effet des perturbations de la détection de la main avec MediaPipe lorsque les images présentent un arrière-plan chargé ou des variations de luminosité. Ces observations renforcent nos interprétations concernant les participants pour lesquels la détection s'est révélée plus difficile.

L'ensemble de ces résultats confirme que les modèles sans marqueurs sont intéressants mais nécessitent encore des améliorations. Ils fournissent néanmoins des données exploitables, à condition de prendre en compte le manque de précision largement décrit dans la littérature (voir chapitre 2 revue de la littérature).

6.3.2 Étude de la cinématique du membre supérieur chez les personnes avec une tétraplégie

Malgré les limites de notre système sans marqueurs, des données sur la cinématique de mouvements des personnes tétraplégiques lors de la tâche fonctionnelle de boire ont été extraites. Nos résultats semblent cohérents avec ceux décrits par Lili et al. (2021), notamment concernant la fluidité du mouvement au cours des différentes phases. Comme dans leur étude, nos analyses révèlent une segmentation accrue du geste traduisant un manque de fluidité, ainsi que l'apparition

de stratégies compensatoires telles que l’abduction de l’épaule, l’utilisation de l’effet de ténodèse ou encore des compensations du tronc. Ces observations se distinguent en comparaison avec le groupe contrôle sans lésion et avec un groupe présentant une lésion mais disposant d’un membre supérieur fonctionnel.

Ces résultats rejoignent ceux rapportés par de los Reyes-Guzmán et al. (2010), concernant l’utilisation de l’effet ténodèse lors de la tâche fonctionnelle. Le manque de coordinations inter-articulaire et le temps de mouvement prolongé chez les personnes avec une tétraplégie sont également rapportés dans les deux études. Néanmoins, nos analyses ne permettent pas de caractériser l’ensemble de ces aspects avec précision, ce qui souligne les limites de notre approche sans marqueurs face à la complexité des mouvements étudiés.

6.4 Limites, implications et perspectives

6.4.1 Forces et limites de l’étude

Notre étude présente plusieurs forces et limites. Parmi les points forts, le système testé a démontré sa faisabilité dans un contexte clinique, avec un coût abordable et une installation rapide. Cette simplicité d’utilisation lui confère une grande flexibilité et la possibilité d’être déployé dans des environnements variés. Toutefois, cette flexibilité s’accompagne d’un impact direct sur la précision des analyses. En effet, afin de préserver cette souplesse, nous avons réduit la standardisation du positionnement des caméras, des réglages de luminosité et du choix de l’arrière-plan, ce qui a affecté la qualité de détection du modèle d’estimation OpenPose. Ce manque de standardisation a également empêché la reconstruction 3D des poses, limitant les analyses aux mouvements visibles dans le plan 2D de la caméra et restreignant les comparaisons entre individus, même si d’autres méthodes pourraient permettre de pallier cette limite.

6.4.2 Implications cliniques et scientifiques

Malgré les limites de notre système, ses atouts en font un outil pertinent pour une application en milieu clinique, notamment pour l’analyse de tâches fonctionnelles. Ce type d’analyse pourrait enrichir le suivi clinique en permettant aux ergothérapeutes d’identifier les compensations utilisées et de chercher à les réduire afin d’améliorer la qualité des mouvements. Ce système pourrait être intégré dans les résultats du projet CIME, mais son intégration nécessite au préalable une validation de sa précision afin de garantir la fiabilité des résultats.

D'un point de vue scientifique, notre étude sera la première à appliquer un système de capture de mouvement sans marqueurs dans le cadre d'un essai clinique randomisé, avec des données longitudinales et sur une population atteinte de déficits moteurs liés à la tétraplégie.

6.4.3 Perspectives de recherche

Afin de pallier les limites de notre système, une première piste serait d'introduire davantage de standardisation dans la mise en place, notamment en garantissant des prises de vues identiques entre participants. Pour cela, l'utilisation d'un support solide et pliable, développé par exemple en impression 3D, permettrait de fixer les caméras entre elles et à la table, assurant ainsi une distance constante avec le participant et des angles de vue comparables. Si l'analyse 2D est conservée, l'ajout d'un objet de dimensions connues dans le plan de l'épaule constituerait en outre une solution pour obtenir une mise à l'échelle fiable et limiter les biais de perspective.

Le modèle d'estimation de pose pourrait également être amélioré par la création d'une base de données spécifique et l'entraînement d'un modèle DLC optimisé, incluant l'exploration systématique des paramètres d'apprentissage.

Il serait ensuite pertinent de documenter la précision de notre système en le comparant à un système de référence avec marqueurs, afin de confirmer la fiabilité des détections.

Enfin, l'analyse longitudinale des données représenterait une perspective importante, en permettant de comparer les paramètres cinématiques au début et à la fin des vingt séances de thérapie, et ainsi d'évaluer l'efficacité de l'intervention sur la qualité du mouvement dans une tâche du quotidien.

CHAPITRE 7 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Ce projet avait pour objectif d'explorer l'utilisation d'un système de capture de mouvement sans marqueurs afin d'analyser la cinématique de la tâche fonctionnelle de boire chez des participants tétraplégiques, en comparaison avec des participants neurotypiques. Malgré les limites de ce type d'approche, notamment liées à la précision de la détection et à l'absence de standardisation complète, notre étude a permis d'extraire des données pertinentes et de mettre en évidence des différences entre les groupes.

Les analyses cinématiques confirment plusieurs éléments déjà décrits dans la littérature. Les trajectoires et vitesses révèlent un manque de fluidité et la présence de compensations chez les participants tétraplégiques. L'élévation et l'abduction de l'épaule, la participation du tronc ou encore l'utilisation de l'effet de ténodèse apparaissent dans nos résultats, en cohérence avec les stratégies compensatoires identifiées visuellement. Notre système permettrait de détecter et de quantifier ces stratégies observées.

La faisabilité clinique de notre système a également été démontrée, grâce à sa flexibilité, son coût abordable et sa facilité d'installation, offrant ainsi un outil prometteur pour l'évaluation fonctionnelle en milieu clinique. Néanmoins, l'absence de standardisation stricte et la dépendance à la qualité de la détection, en particulier au niveau de l'épaule, constituent des limites méthodologiques importantes, mais représentent la réalité clinique.

Ces résultats ouvrent plusieurs perspectives. Une meilleure standardisation des conditions expérimentales et le développement de modèles d'estimation plus robustes pourraient améliorer la précision des mesures. La comparaison avec un système de référence à marqueurs permettra de confirmer la fiabilité des détections. Une analyse longitudinale associée à des tests statistiques adaptés offrirait une compréhension plus fine de l'évolution fonctionnelle au cours de la réadaptation dans le cadre du projet CIME, portant sur la mise en place de nouvelles techniques de thérapie pour des personnes avec une lésion.

Ainsi, notre étude contribue à documenter l'intérêt et les limites des systèmes sans marqueurs dans l'analyse du mouvement, en soulignant leur potentiel d'intégration dans la pratique clinique et leur apport pour la recherche, en particulier dans une population tétraplégique.

RÉFÉRENCES

- Alt Murphy, M., Sunnerhagen, K. S., Johnels, B., & Willén, C. (2006). Three-dimensional kinematic motion analysis of a daily activity drinking from a glass: a pilot study. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 3, 18. 10.1186/1743-0003-3-18
- Barth, J., Klaesner, J. W., & Lang, C. E. (2020). Relationships between accelerometry and general compensatory movements of the upper limb after stroke. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 17(1), 138. 10.1186/s12984-020-00773-4
- Bock, G. et Goode, J. (édit.). (1998). *Sensory guidance of movement*. John Wiley.
- Bustrén, E.-L., Sunnerhagen, K. S., & Alt Murphy, M. (2017). Movement Kinematics of the Ipsilesional Upper Extremity in Persons With Moderate or Mild Stroke. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, 31(4), 376-386. 10.1177/1545968316688798
- Cao, Z., Hidalgo, G., Simon, T., Wei, S.-E., & Sheikh, Y. (2021). OpenPose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 43(1), 172-186. 10.1109/TPAMI.2019.2929257
- Chaumeil, A. (6 novembre 2024). *Evaluation et développement de méthodes d'analyse du mouvement sans marqueurs à partir de vidéos* [These de doctorat, Lyon 1]. <https://theses.fr/2024LYO10209>
- Colyer, S. L., Evans, M., Cosker, D. P., & Salo, A. I. T. (2018). A Review of the Evolution of Vision-Based Motion Analysis and the Integration of Advanced Computer Vision Methods Towards Developing a Markerless System. *Sports Medicine - Open*, 4(1), 24. 10.1186/s40798-018-0139-y
- Cronin, N. J. (2021). Using deep neural networks for kinematic analysis: Challenges and opportunities. *Journal of Biomechanics*, 123, 110460. 10.1016/j.jbiomech.2021.110460
- de los Reyes-Guzman, A., Dimbwadyo-Terrer, I., Perez-Nombela, S., Monasterio-Huelin, F., Torricelli, D., Pons, J. L., & Gil-Agudo, A. (2017). Novel kinematic indices for quantifying upper limb ability and dexterity after cervical spinal cord injury. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 55(5), 833-844. 10.1007/s11517-016-1555-0
- de los Reyes-Guzmán, A., Dimbwadyo-Terrer, I., Trincado-Alonso, F., Monasterio-Huelin, F., Torricelli, D., & Gil-Agudo, A. (2014). Quantitative assessment based on kinematic measures of functional impairments during upper extremity movements: A review. *Clinical Biomechanics*, 29(7), 719-727. 10.1016/j.clinbiomech.2014.06.013
- de los Reyes-Guzmán, A., Gil-Agudo, A., Peñasco-Martín, B., Solís-Mozos, M., del Ama-Espinosa, A., & Pérez-Rizo, E. (2010). Kinematic analysis of the daily activity of drinking from a glass in a population with cervical spinal cord injury. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 7(1), 41. 10.1186/1743-0003-7-41
- de Los Reyes-Guzman, A., Dimbwadyo-Terrer, I., Perez-Nombela, S., Trincado, F., Torricelli, D., & Gil-Agudo, A. (2014). *Objective metrics for functional evaluation of upper limb during the ADL of drinking: Application in SCI*. Seville, Spain (vol. 41, p. 1751-1754). Springer Verlag. 10.1007/978-3-319-00846-2_432

- Demers, M., & Levin, M. F. (2017). Do Activity Level Outcome Measures Commonly Used in Neurological Practice Assess Upper-Limb Movement Quality? *Neurorehabilitation and Neural Repair*, 31(7), 623-637. 10.1177/1545968317714576
- Desmarais, Y., Mottet, D., Slangen, P., & Montesinos, P. (2021). A review of 3D human pose estimation algorithms for markerless motion capture. *Computer Vision and Image Understanding*, 212, 103275. 10.1016/j.cviu.2021.103275
- Farrens, A., Chan, V., Garcia-Fernandez, L., Zhu, Z. “Joe”, Kim, J. M., Farrens, M. K., & King, S. T. (mai 2025). *Markerless Motion Capture Enhances Clinical Assessments: Preliminary Validation with the Box and Blocks Test*. 2025 International Conference On Rehabilitation Robotics (ICORR) (p. 1506-1511). 10.1109/ICORR66766.2025.11063098
- Huber, J., Slone, S., & Bae, J. (2024). Computer vision for kinematic metrics of the drinking task in a pilot study of neurotypical participants. *Scientific Reports*, 14(1), 20668. 10.1038/s41598-024-71470-8
- Kang, Y., Ding, H., Zhou, H., Wei, Z., Liu, L., Pan, D., & Feng, S.-Q. (2017). Epidemiology of worldwide spinal cord injury: a literature review. *Journal of Neurorestoratology*, Volume 6, 1-9. 10.2147/JN.S143236
- Kirshblum, S. C., Burns, S. P., Biering-Sorensen, F., Donovan, W., Graves, D. E., Jha, A., ... Waring, W. (2011). International standards for neurological classification of spinal cord injury (Revised 2011). *The Journal of Spinal Cord Medicine*, 34(6), 535-546. 10.1179/204577211X13207446293695
- Lam, W. W. T., Tang, Y. M., & Fong, K. N. K. (2023). A systematic review of the applications of markerless motion capture (MMC) technology for clinical measurement in rehabilitation. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 20(1), 57. 10.1186/s12984-023-01186-9
- Latash, M. L. (2012). The bliss (not the problem) of motor abundance (not redundancy). *Experimental Brain Research*, 217(1), 1-5. 10.1007/s00221-012-3000-4
- Levin, M. F. (1996). Interjoint coordination during pointing movements is disrupted in spastic hemiparesis, 119(1), 281-293. 0.1093/brain/119.1.281
- Levin, M. F., & Demers, M. (2021). Motor learning in neurological rehabilitation. *Disability and Rehabilitation*, 43(24), 3445-3453. 10.1080/09638288.2020.1752317
- Levin, M. F., Kleim, J. A., & Wolf, S. L. (2009). What do motor "recovery" and "compensation" mean in patients following stroke? *Neurorehabilitation and Neural Repair*, 23(4), 313-319. 10.1177/1545968308328727
- Lili, L., Sunnerhagen, K. S., Rekand, T., & Alt Murphy, M. (2021). Quantifying an Upper Extremity Everyday Task With 3D Kinematic Analysis in People With Spinal Cord Injury and Non-disabled Controls. *Frontiers in Neurology*, 12. 10.3389/fneur.2021.755790
- Lonini, L., Moon, Y., Embry, K., Cotton, R. J., McKenzie, K., Jenz, S., & Jayaraman, A. (2022). Video-Based Pose Estimation for Gait Analysis in Stroke Survivors during Clinical Assessments: A Proof-of-Concept Study. *Digital Biomarkers*, 6(1), 9-18. 10.1159/000520732

- Mateo, S., Revol, P., Fourtassi, M., Rossetti, Y., Collet, C., & Rode, G. (2013). Kinematic characteristics of tenodesis grasp in C6 quadriplegia. *Spinal Cord*, 51(2), 144-149. 10.1038/sc.2012.101
- Mateo, Sébastien, Roby-Brami, A., Reilly, K. T., Rossetti, Y., Collet, C., & Rode, G. (2015). Upper limb kinematics after cervical spinal cord injury: a review. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 12(1), 9. 10.1186/1743-0003-12-9
- Mathis, A., Mamidanna, P., Cury, K. M., Abe, T., Murthy, V. N., Mathis, M. W., & Bethge, M. (2018). DeepLabCut: markerless pose estimation of user-defined body parts with deep learning. *Nature Neuroscience*, 21(9), 1281-1289. 10.1038/s41593-018-0209-y
- Milone, D., Longo, F., Merlino, G., De Marchis, C., Risitano, G., & D'Agati, L. (2024). MocapMe: DeepLabCut-Enhanced Neural Network for Enhanced Markerless Stability in Sit-to-Stand Motion Capture. *Sensors*, 24(10), 3022. 10.3390/s24103022
- Murphy, M. A., Willén, C., & Sunnerhagen, K. S. (2011). Kinematic Variables Quantifying Upper-Extremity Performance After Stroke During Reaching and Drinking From a Glass. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, 25(1), 71-80. 10.1177/1545968310370748
- Nakano, N., Sakura, T., Ueda, K., Omura, L., Kimura, A., Ino, Y., ... Yoshioka, S. (2020). Evaluation of 3D Markerless Motion Capture Accuracy Using OpenPose With Multiple Video Cameras. *Frontiers in Sports and Active Living*, 2. 10.3389/fspor.2020.00050
- Needham, L., Evans, M., Cosker, D. P., Wade, L., McGuigan, P. M., Bilzon, J. L., & Colyer, S. L. (2021). The accuracy of several pose estimation methods for 3D joint centre localisation. *Scientific Reports*, 11(1), 20673. 10.1038/s41598-021-00212-x
- Papagiannis, G., Triantafyllou, A., Yiannopoulou, K. G., Georgoudis, G., Kyriakidou, M., Gkrilias, P., ... Fotiadis, D. I. (2024). Hand dexterities assessment in stroke patients based on augmented reality and machine learning through a box and block test. *Scientific Reports*, 14(1), 10598. 10.1038/s41598-024-61070-x
- Praxis Spinal Cord Institute. (2021). *Rick Hansen Spinal Cord Injury Registry - A look at traumatic spinal cord injury in Canada in 2019*.
- Sahin, I., Modi, A., & Kokkoni, E. (2021). Evaluation of OpenPose for Quantifying Infant Reaching Motion. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 102(10), e86. 10.1016/j.apmr.2021.07.728
- Scano, A., Mira, R. M., Cerveri, P., Molinari Tosatti, L., & Sacco, M. (2020). Analysis of Upper-Limb and Trunk Kinematic Variability: Accuracy and Reliability of an RGB-D Sensor. *Multimodal Technologies and Interaction*, 4(2), 14. 10.3390/mti4020014
- Uhlrich, S. D., Falisse, A., Kidziński, Ł., Muccini, J., Ko, M., Chaudhari, A. S., ... Delp, S. L. (2023). OpenCap: Human movement dynamics from smartphone videos. *PLOS Computational Biology*, 19(10), e1011462. 10.1371/journal.pcbi.1011462
- World Health Organization (édit.). (2001). *International classification of functioning, disability and health: ICF*. World Health Organization.
- Wren, T. A. L., Isakov, P., & Rethlefsen, S. A. (2023). Comparison of kinematics between Theia markerless and conventional marker-based gait analysis in clinical patients. *Gait & Posture*, 104, 9-14. 10.1016/j.gaitpost.2023.05.029

Zhao, N., & Zariffa, J. (2024). Automated Hand Prehension Assessment From Egocentric Video After Spinal Cord Injury. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 32, 2864-2872. 10.1109/TNSRE.2024.3438436

ANNEXE A TABLEAU DES OBJECTIFS SMART

Objectif spécifique	Spécifique	Mesurable	Atteignable	Réaliste	Temporellement défini
SO1 : Développer un protocole vidéo	Mettre en place un protocole standardisé pour une tâche fonctionnelle simple	Valide si appliqué sans interruption à ≥ 90 % des participants	Matériel accessible et tâche simple	Conditions proches du contexte clinique	Établi et testé durant la première phase
SO2 : Extraire des paramètres cinématiques	Identifier des paramètres spatiaux et temporels	Au moins 5 paramètres quantifiés	Logiciels disponibles adaptés à la biomécanique	Données compatibles avec les outils de capture	Pour toutes les prises de mesures
SO3 : Comparer les paramètres entre groupes	Évaluer différences entre personnes tétraplégiques et témoins	Analyse statistique ($p < 0,05$)	Inclusion d'un groupe contrôle suffisant	Recrutement adapté au projet	NA
SO4 : Déterminer la faisabilité	Évaluer durée, contraintes matérielles, qualité des données	Critères : coût < 1500 CAD, acquisition < 15 min, ≥ 90 % données valides	Seuils définis selon standards accessibles	Adapté aux conditions cliniques réelles	Documentation finalisée en fin d'expérimentation

ANNEXE B GRILLE D'ÉVALUATION DES MOUVEMENTS COMPENSATOIRES COMPLÉTÉE

Compensations from video recordings	PP01	PP02	P00	P01	P02	P03	P04	P06	P07	P08	P09	X
Arm	G	D	D	D	D	D	D	G	G	D	G	
Head												Totaux /11 participants
Inappropriate head flexion		X							X			2
Trunk												
Excession trunk flexion			X									1
Excession trunk side bending/rotation	X	X		X			X					4
Shoulder												
Lack of shoulder flexion resulting in shoulder elevation, abd or unable to elevate arm		X		X			X	X	X		X	6
Unable to stabilize limb at beginning of the task								X				1
Unable to stabilize limb at end range								X				1
Elbow												
Excessive elbow flexion or inadequate elbow extension												0
Shoulder elevation or abduction to compensate lack of elbow flexion	X	X		X		X						4
Forearm												
Excessive shoulder abd instead of pronation/supination												0
Excessive supination in reaching or grasping												0
Wrist												
Use of tenodesis to grasp	X	X		X		X			X	X	X	7
Excessive wrist flexion during grasp						X						1
Excessive wrist flexion in release of object												0
Fingers												
Use of compensatory grasp pattern	X	X		X		X	X	X			X	7
Inadequate hand opening to grasp an item	X	X		X		X	X				X	6
Inadequate hand opening to release an item	X	X		X		X	X				X	6
Fluidity and precision of movement												
jerky/multiple sub-movements	X	X	X	X	X			X	X	X	X	9
more than 2 attempts to grasp object		X						X		X	X	4
	7	10	2	8	1	6	5	6	4	3	7	

ANNEXE C TABLEAUX DES PARAMÈTRES CINÉMATIQUES PAR RÉPÉTITION PAR PARTICIPANT

Tableau 8 : Nombre d'unités de mouvements (NMU) extraits de la vitesse pour chaque répétition et chaque participant

Participant	Côté Actif	Groupe	Nombre d'unités de mouvements (NMU) par répétition					Médiane
			#1	#2	#3	#4	#5	
S01	Droit	Neurotypique	12	9	10	11	9	10
S02	Droit	Neurotypique	8	7	9	10	10	9
PS01	Droit	Neurotypique	10	7	8	7	9	8
PS02	Droit	Neurotypique	6	9	7	9	7	7
PS05	Droit	Neurotypique	8	7	7	8	6	7
PS06	Droit	Neurotypique	9	10	11	13	8	10
PS08	Droit	Neurotypique	11	11	16	11	12	11
PS09	Droit	Neurotypique	10	9	7	11	9	9
PS03	Gauche	Neurotypique	6	5	4	4	5	5
PS04	Gauche	Neurotypique	9	12	10	17	12	12
PS07	Gauche	Neurotypique	9	10	10	11	12	10
PP02	Droit	Tétraplégique	Nan	24	36	40	30	33
P00	Droit	Tétraplégique	36	25	15	14	11	15
P02	Droit	Tétraplégique	37	18	21	12	21	21
P03	Droit	Tétraplégique	23	29	19	30	19	23
P04	Droit	Tétraplégique	18	12	15	17	13	15
P08	Droit	Tétraplégique	16	19	12	14	9	14
P06	Gauche	Tétraplégique	39	36	30	32	41	36
P07	Gauche	Tétraplégique	22	35	37	36	39	36
P09	Gauche	Tétraplégique	25	27	26	20	16	25

Tableau 9 : Élévation normalisée relative de l'épaule pour chaque répétition et chaque participant (en %)

Participant	Côté Actif	Groupe	Elévation normalisée relative de l'épaule par répétition (en %)					Médiane
			#1	#2	#3	#4	#5	
S01	Droit	Neurotypique	5,5	5,5	7,4	6,2	6,2	6,2
S02	Droit	Neurotypique	4,0	3,6	2,1	3,3	2,8	3,3
PS01	Droit	Neurotypique	6,4	5,2	10,3	9,9	8,2	8,2
PS02	Droit	Neurotypique	9,4	9,7	9,0	9,1	13,6	9,4
PS05	Droit	Neurotypique	6,3	5,0	5,6	5,0	5,0	5,0
PS06	Droit	Neurotypique	5,0	5,7	4,8	4,2	4,5	4,8
PS08	Droit	Neurotypique	17,9	15,2	19,2	16,3	18,9	17,9
PS09	Droit	Neurotypique	8,1	6,9	6,9	10,6	9,9	8,1
PS03	Gauche	Neurotypique	7,7	10,9	9,4	6,8	6,8	7,7
PS04	Gauche	Neurotypique	1,6	1,2	1,7	1,5	2,4	1,6
PS07	Gauche	Neurotypique	8,5	6,7	6,7	7,8	4,6	6,7
PP02	Droit	Tétraplégique	16,2	10,6	11,0	16,4	8,1	11,0
P00	Droit	Tétraplégique	10,4	5,6	7,5	7,6	6,5	7,5
P02	Droit	Tétraplégique	7,6	9,0	9,2	9,5	9,1	9,1
P03	Droit	Tétraplégique	9,3	9,7	11,0	12,2	12,2	11,0
P04	Droit	Tétraplégique	12,2	7,6	10,3	12,3	10,9	10,9
P08	Droit	Tétraplégique	16,4	16,4	14,8	13,2	8,9	14,8
P06	Gauche	Tétraplégique	8,1	8,5	5,9	7,8	5,9	7,8
P07	Gauche	Tétraplégique	14,5	14,9	14,2	16,5	16,9	14,9
P09	Gauche	Tétraplégique	11,1	9,1	7,3	7,7	10,9	9,1

Tableau 10: Angle maximal d'abduction de l'épaule pour chaque répétition et chaque participant (en °)

Participant	Côté Actif	Groupe	Angle maximal d'abduction par répétition (en °)					Médiane
			#1	#2	#3	#4	#5	
S01	Droit	Neurotypique	13,8	10,9	14,4	18,8	19,0	14,4
S02	Droit	Neurotypique	17,6	17,1	15,9	15,2	15,3	15,9
PS01	Droit	Neurotypique	6,1	7,7	8,8	8,5	9,4	8,5
PS02	Droit	Neurotypique	12,3	10,9	15,8	22,6	Nan	14,1
PS05	Droit	Neurotypique	13,1	13,4	12,7	16,4	12,7	13,1
PS06	Droit	Neurotypique	14,0	14,3	18,6	11,6	17,5	14,3
PS08	Droit	Neurotypique	9,0	29,4	11,3	29,1	9,6	11,3
PS09	Droit	Neurotypique	9,0	9,6	8,1	11,6	11,7	9,6
PS03	Gauche	Neurotypique	13,6	12,6	10,9	11,4	12,5	12,5
PS04	Gauche	Neurotypique	4,3	4,8	5,6	7,4	Nan	5,2
PS07	Gauche	Neurotypique	37,0	34,3	33,8	38,8	17,9	34,3
PP02	Droit	Tétraplégique	28,5	34,2	33,7	30,9	24,5	30,9
P00	Droit	Tétraplégique	18,4	11,9	9,6	8,8	7,0	9,6
P02	Droit	Tétraplégique	7,1	16,2	13,3	16,8	18,4	16,2
P03	Droit	Tétraplégique	21,3	6,8	25,0	18,5	10,0	18,5
P04	Droit	Tétraplégique	39,9	43,0	31,6	54,7	42,3	42,3
P08	Droit	Tétraplégique	38,3	50,3	44,0	31,8	26,8	38,3
P06	Gauche	Tétraplégique	18,1	23,0	20,7	17,6	14,9	18,1
P07	Gauche	Tétraplégique	24,7	23,0	26,3	78,4	27,8	26,3
P09	Gauche	Tétraplégique	44,4	29,5	27,2	38,8	32,4	32,4

Tableau 11 : Amplitude de l'angle de flexion latérale du tronc pour chaque répétition et chaque participant (en °)

Participant	Côté Actif	Groupe	Amplitude de l'angle de flexion latérale du tronc par répétition (en °)					Médiane
			#1	#2	#3	#4	#5	
S01	Droit	Neurotypique	3,6	3,6	5,0	4,6	4,5	4,5
S02	Droit	Neurotypique	4,3	2,5	2,9	2,3	2,2	2,5
PS01	Droit	Neurotypique	6,4	4,6	8,4	7,4	8,6	7,4
PS02	Droit	Neurotypique	8,3	7,6	8,6	10,5	0,0	8,5
PS05	Droit	Neurotypique	5,0	3,9	3,8	4,0	3,4	3,9
PS06	Droit	Neurotypique	4,5	3,9	3,7	4,1	3,4	3,9
PS08	Droit	Neurotypique	13,9	10,7	13,3	11,3	10,3	11,3
PS09	Droit	Neurotypique	6,1	5,3	5,1	7,9	7,4	6,1
PS03	Gauche	Neurotypique	4,5	7,8	6,6	5,2	4,8	5,2
PS04	Gauche	Neurotypique	1,9	1,9	3,0	3,4	0,0	2,5
PS07	Gauche	Neurotypique	6,5	5,0	4,9	6,1	3,8	5,0
PP02	Droit	Tétraplégique	10,3	6,5	13,3	15,7	13,3	13,3
P00	Droit	Tétraplégique	12,1	14,0	4,9	3,8	4,0	4,9
P02	Droit	Tétraplégique	5,9	7,0	7,2	7,3	7,1	7,1
P03	Droit	Tétraplégique	8,4	8,6	8,0	9,0	9,3	8,6
P04	Droit	Tétraplégique	10,4	6,7	9,8	11,1	9,5	9,8
P08	Droit	Tétraplégique	10,8	10,1	8,4	5,9	1,3	8,4
P06	Gauche	Tétraplégique	6,3	5,6	4,4	6,7	4,3	5,6
P07	Gauche	Tétraplégique	9,9	8,9	9,5	10,2	11,4	9,9
P09	Gauche	Tétraplégique	10,1	10,6	7,9	6,6	7,8	7,9