



Titre: Développement d'un outil automatique d'aide au diagnostic pour les enfants atteints de paralysie cérébrale en réadaptation robotique
Title:

Auteur: Sana Raouafi
Author:

Date: 2019

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Raouafi, S. (2019). Développement d'un outil automatique d'aide au diagnostic pour les enfants atteints de paralysie cérébrale en réadaptation robotique [Ph.D. thesis, Polytechnique Montréal]. PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/4116/>
Citation:

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

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/4116/>
PolyPublie URL:

Directeurs de recherche: Maxime Raison, & Sofiane Achiche
Advisors:

Programme: Génie biomédical
Program:

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

**Développement d'un outil automatique d'aide au diagnostic pour les enfants
atteints de paralysie cérébrale en réadaptation robotique**

SANA RAOUAFI

Institut de génie biomédical

Thèse présentée en vue de l'obtention du diplôme de *Philosophiae Doctor*

Génie biomédical

Décembre 2019

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Cette thèse intitulée :

Développement d'un outil automatique d'aide au diagnostic pour les enfants atteints de paralysie cérébrale en réadaptation robotique

présentée par **Sana RAOUAFI**

en vue de l'obtention du diplôme de *Philosophiae Doctor*

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

Marek BALAZINSKI, président

Maxime RAISON, membre et directeur de recherche

Sofiane ACHICHE, membre et codirecteur de recherche

Delphine PÉRIÉ-CURNIER, membre

Jordi FONOLLOSA, membre externe

DÉDICACE

À tous ceux qui se sentent fiers de ce travail

REMERCIEMENTS

C'est avec beaucoup de plaisir et fierté que je termine ce parcours doctoral qui a débuté il y a trois ans. Je ne me serais probablement pas rendue aussi loin sans l'encadrement, la bienveillance et le soutien continu de mon directeur de recherche, prof. Maxime Raison. Merci de m'avoir fait découvrir le milieu de la réadaptation pédiatrique et l'analyse du mouvement, j'en suis devenue passionnée. Merci mille fois pour votre gentillesse et disponibilité permanente.

Je tiens à remercier prof. Sofiane Achiche, mon co-directeur de recherche, pour l'écoute et la confiance qu'il m'a accordées. Ses nombreux encouragements et conseils m'ont été fort utiles.

Je tiens aussi à remercier les membres de jury :

Marek Balazinski, Delphine Perié-Curnier et David Saussié, Professeurs à l'École Polytechnique de Montréal et Jordi Fonollosa Magrinya, Professeur à l'Université Polytechnique de Catalogne, pour l'intérêt qu'ils ont porté à mes travaux et la disponibilité dont ils ont fait preuve.

J'adresse mes sincères remerciements à toute l'équipe des ergothérapeutes de l'École Victor-Doré, qui m'ont aidé au recrutement des enfants et qui m'ont guidé dans mes réflexions : Lyne Lafrance, Isabelle Morin, Isabelle Cléroux, Myriam Tremblay, Valérie Godin, sans oublier Maryse Leduc.

Merci à Élisabeth Clark, coordonnatrice en recherche et développement en réadaptation et Chantal Dupuis, ergothérapeute au Centre de réadaptation Marie Enfant - CHU Sainte-Justine, pour la foule de bonnes idées et les magnifiques échanges qui ont beaucoup affiné mon projet.

Je voudrais exprimer toute ma reconnaissance et ma gratitude à mes parents, qui m'ont aidé à tirer le meilleur de moi-même. Vos prières et votre support incommensurables ont été mon phare dans la pénombre.

Je remercie mes sœurs Sonya et Hanen, et mon petit frère Jacob, pour leurs encouragements.

Je garde le mot de la fin pour une personne qui a cru en moi plus que je ne le faisais moi-même. Faustin tu as toujours répondu avec calme et patience aux questions quotidiennes dont je t'accablais. Je ne saurais jamais te dire combien je te remercie pour le bonheur que ton amour m'apporte.

RÉSUMÉ

La paralysie cérébrale représente l'infirmité la plus courante chez les enfants, affectant le mouvement, la coordination et la tonicité musculaire. Cette atteinte peut avoir des effets dévastateurs sur le développement des enfants, s'accompagnant d'une grande difficulté pour accomplir les tâches de la vie quotidienne. Les interventions médicamenteuses, psychothérapeutiques et l'adoption de nouvelles technologies d'assistance robotisée, sont des moyens qui permettent d'améliorer la qualité de vie et procurer une indépendance maximale aux enfants dont les capacités mentales le permettent. Les résultats de ces prises en charge sont généralement basés sur des outils d'évaluation subjectives qui dépendent grandement de l'avis de l'évaluateur et des facteurs environnementaux.

Dans le but d'améliorer l'efficacité de ces interventions, l'objectif de cette thèse est de développer un outil de catégorisation des comportements musculaires dynamiques et les habilités motrices des enfants atteints de paralysie cérébrale. Cet objectif global est subdivisé en trois objectifs spécifiques: (1) tester la validité d'une méthode assistée par ordinateur pour la classification des niveaux fonctionnels des enfants avec paralysie cérébrale à partir des mouvements simples d'extension-flexion et de supination-pronation; (2) explorer d'autres techniques d'apprentissage machine plus avancées pour la catégorisation des habilités motrices à partir des mouvements effectués avec un dispositif d'assistance robotisé REAplan; et (3) comparer les comportements musculaires dynamiques aux membres supérieurs entre les enfants atteints de paralysie cérébrale avant et après la rééducation afin de valider l'efficacité du REAPlan comme outil de réadaptation.

Parmi les résultats, une bonne corrélation a été trouvée entre les niveaux de sévérité établis par l'échelle « Manuel Ability Classification System » (MACS) et les niveaux de sévérité issus de la méthode de classification. En outre, il a été possible de différencier les enfants avec un développement normal, des enfants avec paralysie cérébrale pré-thérapie et post-thérapie, avec une précision globale de 97,6%.

Par la suite, un indice quantitatif « Upper Limb Motor Function Index » (ULMFI) a été calculé à partir des paramètres électromyographiques et accélérométriques les plus pertinents pour distinguer les trois groupes d'enfants. L'ULMFI a montré des différences significatives entre le groupe avec un développement normal et les enfants avec paralysie cérébrale pré et post-thérapie assistée par robot.

Les résultats de cette thèse suggèrent que les coûts et les efforts nécessaires pour évaluer et caractériser le niveau de limitation d'un enfant atteint de paralysie cérébrale, peuvent être davantage réduits avec des techniques d'apprentissage machine. Comme perspective, cette méthode pourra aussi être appliquée à d'autres populations atteintes de maladies neuromusculaires et de déficits moteurs cérébraux, afin de mieux cibler les muscles atteints avec des traitements spécifiques et d'améliorer le diagnostic médical.

ABSTRACT

Cerebral palsy is the most common disability in children, affecting movement, coordination and muscle tone. This disability has a devastating effect on children development, on their quality of life and impacts their ability to perform everyday tasks. The use of appropriate combinations of medical and psychotherapeutic interventions and the adoption of the assistive robotic devices could improve the independence and quality of life of children with cerebral palsy whose mental abilities allow it. The effects of these interventions are generally assessed based on the perspective of the therapist evaluating the child and the environmental factors.

To improve the effectiveness of these interventions, the aim of this thesis was to develop a computerized method to estimate the disability levels of children with cerebral palsy. To do so our three specific objectives were: (1) validating a computerized method to classify disability levels of children with cerebral palsy during two main movements of upper extremity: extension-flexion and supination-pronation; (2) testing a more advanced machine learning techniques to categorize motor skills using an assistive robotic device REAplan; and (3) comparing dynamic muscle behavior in upper limbs between children with cerebral palsy before and after the intervention to validate the effectiveness of REAPlan as a rehabilitation tool.

A good correlation was found between the severity levels fixed by the « Manual Ability Classification System » (MACS) and the obtained classes. In addition, it was possible to differentiate children with typical development from children with cerebral palsy pre-therapy and post-therapy, with an overall accuracy of 97.6%.

Thereafter, a quantitative « Upper Limb Motor Function Index » (ULMFI) was calculated from the most relevant electromyographic and accelerometric parameters to distinguish between the three groups of children. The ULMFI was able to differentiate between children with typical development and children with cerebral palsy pre and post Robot-Assisted Therapy (Robot-AT).

The results of this thesis suggest that the cost and effort needed to assess and characterize the disability level of a child with cerebral palsy can be further reduced using machine learning techniques. As a perspective, the proposed assessment method can also be applied to other populations with neuromuscular diseases and cerebral motor deficits, to identify the muscles to target with specific treatments and improve medical diagnosis.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE.....	III
REMERCIEMENTS	IV
RÉSUMÉ.....	V
ABSTRACT.....	VII
TABLE DES MATIÈRES	VIII
LISTE DES TABLEAUX.....	XII
LISTE DES FIGURES.....	XIV
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	XVI
CHAPITRE 1 INTRODUCTION.....	1
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	4
2.1 La paralysie cérébrale.....	4
2.1.1 Origine, prévalence, incidence et syndromes	4
2.1.2 Prise en charge médicale, psychothérapeutique et rééducative.....	5
2.2 Anatomie du membre supérieur	7
2.3 Méthodes d'évaluation du niveau fonctionnel du membre supérieur chez les enfants atteints de paralysie cérébrale	11
2.3.1 Échelles conventionnelles	11
2.3.2 Évaluation cinématique et électromyographique	19
2.3.3 Évaluation avec les outils de réadaptation robotisés	30
2.4 Extraction des données.....	47
2.4.1 Électromyographie	47
2.4.2 Centrales inertielles	48
2.5 Réduction des données	49

2.5.1	Algorithme ReliefF	50
2.5.2	Analyse en composantes principales (ACP)	51
2.6	Classification : Modèles existants dans le domaine biomédical	52
2.6.1	K-moyennes	53
2.6.2	Analyse discriminante linéaire (LDA)	54
2.6.3	L'arbre de décision.....	55
2.6.4	Machine à vecteurs de support	57
CHAPITRE 3	SYNTÈSE DE LA REVUE DE LITTÉRATURE	59
3.1.1	Objectifs et hypothèses de recherche	61
CHAPITRE 4	ARTICLE 1: CLASSIFICATION OF UPPER LIMB DISABILITY LEVELS OF CHILDREN WITH SPASTIC UNILATERAL CEREBRAL PALSY USING K-MEANS ALGORITHM	62
4.1	Introduction	66
4.2	Materials and Methods	68
4.2.1	Participants	68
4.2.2	Experimental Set-up	70
4.2.3	Statistical Analysis	71
4.3	Results	73
4.3.1	Feature selection.....	73
4.3.2	K-means	77
4.4	Discussion	82
4.5	Conclusions	84
4.6	References	85

CHAPITRE 5	ARTICLE 2: MODELING THE ASSESSMENT OF THE UPPER LIMB MOTOR FUNCTION IMPAIRMENT IN CHILDREN WITH CEREBRAL PALSY USING SEMG AND IMU SENSORS.....	89
5.1	Introduction	93
5.2	Material and Methods.....	94
5.2.1	Participants	94
5.2.2	Data acquisition	96
5.2.3	Data processing	97
	Post-trial selection criteria.....	97
	Feature extraction	97
	Feature reduction.....	97
5.2.4	Classification	97
5.3	Results	98
5.4	Discussion	102
5.5	Appendices	104
CHAPITRE 6	ARTICLE 3: ROBOT-ASSISTED THERAPY INFLUENCE ON KINEMATIC AND EMG ACTIVITY IN THE UPPER LIMB FOR CHILDREN WITH CEREBRAL PALSY	112
6.1	Introduction	118
6.2	Methods.....	120
6.2.1	Participants and experimental protocol	120
6.2.2	Strategy of feature extraction and selection	121
	Kinematic parameters.....	121
	EMG and IMU-ACC features	121
	Feature selection.....	122

6.2.3	Data analysis	122
	Calculation of similarity indices	122
	ULMFI generation.....	123
	Validity	124
6.3	Results	125
6.4	Discussion	131
6.5	Conclusion.....	133
CHAPITRE 7	DISCUSSION GÉNÉRALE	137
7.1	Sous-objectif 1.....	137
7.2	Sous-objectif 2.....	139
7.3	Sous-objectif 3.....	140
7.4	Limites et perspectives correspondantes	142
7.4.1	Environnement d'acquisition de données	142
7.4.2	Validité de concurrence	142
7.4.3	Individualisation des exercices d'évaluation.....	143
7.4.4	Thérapie intensive pour des enfants de 1 à 3 ans	143
7.4.5	Outil de suivi socio-économique des enfants atteints de PC, basé sur la sévérité de leur atteinte	143
CHAPITRE 8	CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS	145
RÉFÉRENCES		147

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 Symptômes reliés aux différents types cliniques de la PC [34, 35]	5
Tableau 2.2 Muscles impliqués lors de la mobilité de l'épaule [44]	9
Tableau 2.3 Échelles conventionnelles d'évaluation du niveau fonctionnel du membre supérieur chez les enfants atteints de PC	12
Tableau 2.4 Études d'évaluation de la fonction du membre supérieur chez les enfants atteints de PC avec des mesures cinématiques et électromyographiques.....	21
Tableau 2.5 Les différents robots existants pour la rééducation des membres supérieurs chez les enfants atteints de PC	36
Tableau 2.6 Limitations et inconvénients des outils robotisés existants.....	45
Tableau 3.1 Avantages et inconvénients des méthodes sélectionnées	60
Table 4.1 Demographic and clinical data for SUCP and TD children. The MACS levels for classification of their manual ability (0: none,1: Objects are handled easily and successfully,2: Handles most objects but with some reduced quality and/or speed, 3: Handles objects with difficulty – the child will need help to prepare and/or modify activities). Abbreviations: F: Female. M: Male. IUL: Involved upper limb. L: Left. R: Right. MACS: Manual ability classification system. SUCP: Spastic Unilateral Cerebral Palsy. TD: Typically Developing. NA: Not Applicable.	69
Table 4.2 Minimum (min), maximum (max), mean and amplitude (amp) calculated for four consecutive cycles of extension/flexion movement	75
Table 4.3 Mean, SD variables for each cluster with k-means method.....	80
Table 4.4 Pairwise comparisons between the four clusters tested at the 0.05 level.....	81
Table 5.1 Patient characteristics	95
Table 5.2 Classification accuracies for all feature subsets (two-class models)	99
Table 5.3 Classification accuracies for all feature subsets (Three-class models)	100

Table 5.4 Extracted sEMG features from all domains	104
Table 5.5 Individual performance for each feature with majority vote among all tasks (ranked in order of RF classification accuracy for sEMG and LDA for IMU-ACC)	108
Table 6.1 Demographic characteristics	120
Table 6.2 Significant group difference according to the Mann-Whitney U and paired Wilcoxon tests, accompanied with effect sizes r . Only features with significant differences between the comparing groups are reported. Variable definitions are reported in [28].	127
Table 6.3 Significant group difference according to the Mann-Whitney U and paired Wilcoxon tests, accompanied with effect sizes r for smoothness and inaccuracy variables.....	130

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1: Chaîne cinématique du modèle multicorps proposé [4]	7
Figure 2.2 Mouvements de l'épaule : a) Extension/Flexion b) Abduction/adduction c) Rotation interne/Rotation externe d) rétroposition/antéposition [5, 6].	8
Figure 2.3 Flexion/extension du coude et pronation/supination de l'avant-bras	10
Figure 2.4: Effecteur distal REAplan. (1) Plateforme planaire du robot. (2) L'interface visuelle du patient. (3) L'interface du thérapeute [2]	31
Figure 2.5: Exosquelette des membres supérieurs; ARMin III [3]	32
Figure 2.6 a) Capteur sans fil, b) Boîtier récepteur de données, c) Interface du logiciel EMGWorks.	49
Figure 2.7 Illustration de l'algorithme ReliefF	50
Figure 2.8 Exemple d'arbre de décision pour la question « Cette présentation est-elle intéressante ? » [1]	56
Figure 2.9: SVM: exemple d'un problème séparable dans un espace à 2 dimensions, z_2 définit la marge la plus large qui sépare les deux classes.....	58
Figure 4.1 (a) Silhouette plot for the K-means partition of TD and SUCP.....	78
Figure 5.1 Placement of the eight sensors (sEMG + IMU-ACC).....	96
Figure 5.2 Interposition classification accuracies (in %), averaged across all subjects.....	101
Figure 6.1 (a) Comparison of the Upper Limb Motor Function Index between Typically Developing (TD) children, children with cerebral palsy pre-Robot-Assisted Therapy; (b) Sample representation using the first two components from Principal Component Analysis (PCA).	125
Figure 6.2 Boxplots of similarity indices for kinematic, EMG and IMU-ACC parameters for Typically Developing (TD) children, children with cerebral palsy pre-Robot-Assisted Therapy (CP pre-Robot-AT) and CP post-Robot-AT (children with cerebral palsy post-Robot-Assisted Therapy. Variable definitions are reported in [28].	129

Figure 6.3 Spearman's rank correlation (ρ) between clinical tests and Upper Limb Motor Function Index (ULMFI).....	130
---	-----

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

9HPT	9-Hole Peg Test
AVC	Accident Vasculaire Cérébral
ACP	Analyse En Composantes Principales
AHA	Assisting Hand Assessment
CRME	Centre de Réadaptation Marie-Enfant
d.d.l.	Degrés De Liberté
EMG	Electromyography
ESOPE	Évaluation Systémique des Objectifs Prioritaires En Réadaptation
EF	Extension Flexion
IMU	Inertial Measurement Unit
K-means	K-Moyennes
LDA	Linear Discriminant Analysis
MACS	Manual Ability Classification System
MA	Melbourne Assessment
MUUL	Melbourne Assessment of Unilateral Upper Limb Function
MHAVIE	Mesure Des Habitudes De Vie
MHFC	Modified House Functional Classification
PC	Paralysie Cérébrale
PEDI	Pediatric Evaluation of Disability Inventory

PS	Pronation Supination
QUEST	Quality of Upper Extremity Skills Test
Robot-AT	Robot-Assisted Therapy
SHUEE	Shriners Hospital Upper Extremity Evaluation
SVM	Supports À Vastes Marges

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

La paralysie cérébrale (PC) représente l'infirmité la plus courante chez les enfants, affectant le mouvement, la coordination et la tonicité musculaire [7]. La PC a une prévalence de 2/1000 chez les nouveaux nés et un ratio garçon/fille de 1.5 [8]. En particulier, cette population constitue près de 2000 enfants sur les 4000 suivis au Centre de Réadaptation Marie-Enfant (CRME), Montréal, pédiatrique et surspécialisé, au sein duquel s'est déroulé ce projet. Cette atteinte a des effets dévastateurs sur le développement des enfants et s'accompagne d'une grande difficulté pour accomplir les tâches de la vie quotidienne : être autonome pour faire des routines comme s'habiller, manger, aller aux toilettes, se brosser les cheveux [9]. Pour ces enfants, l'utilisation du membre supérieur est fondamentale et l'atteinte limite grandement sa fonction : attitude en extension/flexion du coude et du poignet, pronation/supination.

L'élimination totale de cette affection neurologique est impossible car il s'agit d'une lésion cérébrale définitive et statique [10]. Pour améliorer la capacité fonctionnelle des enfants atteints et leur qualité de vie, plusieurs traitements sont proposés parmi lesquels: interventions chirurgicales, médicales, paramédicales et sportives. Le traitement de la PC varie en fonction de la sévérité et de la forme des lésions subies par l'enfant. Afin d'évaluer l'efficacité des interventions proposées, plusieurs échelles de classification du degré de gravité de l'infirmité motrice au membre supérieur ont été utilisées [11-13]; notamment l'échelle « Manual Ability Classification System (MACS) » [13]. Toutefois, ces échelles sont subjectives, peu fiables et dépendent grandement du jugement personnel de l'évaluateur et des facteurs environnementaux [14-16]. En effet, la plupart de ces outils cliniques permettent une évaluation fonctionnelle du membre supérieur des enfants atteints de PC, mais elles ne donnent pas d'informations sur l'origine des limitations durant les activités [17]. Des études récentes ont soulevé des doutes par rapport à la validité de ces échelles qui utilisent un score ordinal pour la classification de la sévérité [15, 16]. En outre, certaines de ces méthodes ne donnent pas des indications sur les changements ou l'amélioration de la fonction motrice du membre supérieur suite à une intervention chirurgicale par exemple. En effet, aucun de ces outils de classification ne permet d'évaluer en même temps tous les paramètres et les déficits présents comme la spasticité et la rétraction pour chaque muscle. De plus, ces échelles ne permettent pas de distinguer la résistance due à la spasticité de la résistance due à la raideur passive des muscles [18].

Plusieurs études ont récemment développé des méthodes de classification assistées par ordinateur de la sévérité de la PC pour mesurer l'amélioration post-intervention. Ces études se basent sur des analyses cinématiques 3D du mouvement et l'électromyographie de surface [19-22]. Ces méthodes sont généralement appliquées à la marche, et ont récemment été utilisées pour l'évaluation du membre supérieur [23, 24]. En outre, peu d'entre elles ont combiné les deux types de mesures cinématiques et électromyographiques [24-26], alors que plus d'information sur les activités musculaires permettrait de mieux comprendre les limitations fonctionnelles du membre supérieur, tout en orientant les traitements les plus efficaces [24, 27, 28].

Depuis une décennie, la prise en charge du membre supérieur des enfants atteints de PC a pris une place importante dans l'évaluation clinique. Cette prise en charge vise à mieux contrôler les effets de la spasticité et obtenir une meilleure autonomie motrice, notamment avec la rééducation fonctionnelle du mouvement en utilisant des outils d'assistance robotisés [29, 30]. Toutefois, compte tenu de l'apparition récente de ces outils, leur efficacité n'a pas encore été validée en tenant compte des limitations fonctionnelles du membre supérieur. Une combinaison d'entraînement à l'aide d'un robot interactif et d'une méthode de quantification de la faiblesse musculaire du membre supérieur; permettrait une évaluation clinique précise des possibilités motrices de l'enfant, ainsi qu'un classement rigoureux de la sévérité de l'affection et un meilleur ciblage des muscles lésés.

Cette étude porte sur le développement d'un outil d'aide au diagnostic pour les enfants atteints de PC. Une revue de littérature couvrant l'anatomie du membre supérieur, les méthodes existantes d'évaluation du niveau fonctionnel du membre supérieur chez les enfants atteints de PC ainsi que les différentes méthodes de classification, est présentée au chapitre 2. Une synthèse de la revue de littérature est présentée dans le chapitre 3. Dans la première étude (chapitre 4), nous avons testé la validité d'une méthode assistée par ordinateur pour la classification des niveaux fonctionnels des enfants avec PC à partir des mouvements simples d'extension-flexion et de supination-pronation. Dans la deuxième étude (chapitre 5), nous avons exploré d'autres techniques d'apprentissage machine plus avancées pour la catégorisation des habilités motrices à partir des mouvements effectués avec un dispositif d'assistance robotisé REAplan. Dans la dernière étude (chapitre 6), nous avons comparé les comportements musculaires dynamiques aux membres supérieurs entre les enfants atteints de PC avant et après la rééducation afin de valider l'efficacité du REAplan comme outil de réadaptation. Le chapitre 7 discute l'ensemble des études afin de souligner l'impact des

résultats et proposer des perspectives à ce travail de recherche. Enfin, le chapitre 8 conclut cette étude doctorale.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Tout d'abord dans ce chapitre, la section 2.1 présente l'origine, la prévalence, l'incidence et les syndromes de la PC ainsi que la prise en charge médicale, psychothérapeutique et rééducative. La section 2.2 décrit l'anatomie du membre supérieur. La section 2.3 présente un survol des évaluations cliniques et quantitatives actuelles du niveau fonctionnel du membre supérieur chez les enfants atteints de PC. Dans la section 2.4, on aborde quelques méthodes d'extraction des données utilisées dans l'analyse du mouvement. Enfin, dans les sections 2.5 et 2.6 on présente un aperçu des méthodes d'apprentissage machine en cours dans le domaine biomédical.

2.1 La paralysie cérébrale

2.1.1 Origine, prévalence, incidence et syndromes

La PC a une prévalence de 2/1000 chez les nouveaux nés et un ratio garçon/fille de 1.5 [8]. L'infirmité motrice cérébrale est le résultat d'une lésion cérébrale pré, per ou post natale non progressive [31]. En particulier, cette population constitue près de 2000 enfants sur les 4000 suivis au CRME à Montréal. Les causes prénatales comme les accidents vasculaires cérébraux, une infection du fœtus ou des malformations cérébrales; sont de l'ordre de 70%. Les causes des 20% en perpartum sont la prématurité, une jaunisse, une asphyxie ou un traumatisme obstétrical. Les causes des 10% en postnatale englobent généralement les cas de méningite, encéphalite, traumatisme cérébral ou le traitement d'une tumeur [32].

Cette atteinte a des effets dévastateurs sur le développement des enfants et s'accompagne de plusieurs manifestations telles que : les déficits intellectuels, visuels, auditifs, neurosensoriels, des troubles d'apprentissage et de comportement, une désorientation spatiale et des crises d'épilepsie [33]. Outre ces manifestations, les symptômes de cette atteinte varient selon la région où se trouvent les dommages et la plupart se manifestent après quelques mois. La PC peut se manifester selon trois types de syndromes. Le Tableau 2.1 décrit les différents syndromes [34] et symptômes liés à cette atteinte [35].

Tableau 2.1 Symptômes reliés aux différents types cliniques de la PC [34, 35]

Type clinique de la paralysie cérébrale	Régions	Symptômes
Spasticité (70%)	• Motoneurones supérieurs/cortex moteur (hémiplégie) • Tractus pyramidaux (diplégie) • Dommages corticaux (quadriplégie)	• Faiblesse musculaire • Manque de coordination des mouvements • Contractures articulaires • Dysphagie • Dysarthrie • Dystonie • Hypertonie spastique (résistance aux mouvements passifs)
Dyskinésie (10%)	• Ganglions de la base • Tractus extrapyramidaux • Nerfs crâniens	• Dysarthrie • Dystonie • Disparition des mouvements involontaires durant le sommeil • Mouvements involontaires lents suite à une excitation soudaine • Manque de coordination des mouvements fins
Ataxie (10%)	• Cervelet	• Faiblesse • Manque de coordination • Déséquilibre • Tremblement • Difficultés à effectuer des mouvements rapides
Syndromes mixtes (10%)	• Plusieurs régions sont affectées	• Combinaison des symptômes du syndrome spastique et dyskinétique

2.1.2 Prise en charge médicale, psychothérapeutique et rééducative

Le traitement de la PC varie en fonction de la sévérité et la forme des lésions subies par l'enfant. Les interventions chirurgicales, médicamenteuses et sportives sont les différents moyens d'améliorer la mobilité de l'enfant et sa qualité de vie.

2.1.2.1 Traitement pharmacologique

Plusieurs traitements sont proposés pour atténuer la spasticité sur un muscle donné. L'injection de toxine botulique améliore le tonus musculaire et prévient temporairement les contractures mais, pour une période de trois à six mois [36]. D'autres médicaments aussi peuvent être administrés pour diminuer la spasticité comme les benzodiazépines, le baclofène et la tizanidine, etc. Ces médicaments ont une efficacité limitée et peuvent avoir des effets secondaires comme la faiblesse musculaire, un déficit d'attention, les nausées et la somnolence [37].

2.1.2.2 Traitement chirurgical

Le traitement chirurgical existe depuis 1908 [38]. Cette intervention consiste en une section sélective de radicelles sensitives responsables de la contraction des muscles spastiques[39]. La chirurgie orthopédique s'effectue aussi pour améliorer la motricité. Cette intervention diminue la spasticité et le déséquilibre entre certains groupes musculaires. Notamment, elle est très efficace pour la diplégie ou la quadriplégie [40].

2.1.2.3 Traitements paramédicaux

La réadaptation est l'un des principaux traitements des enfants atteints de PC. Les thérapies commencent dès le stade de récupération et continuent tout au long de la vie. Les premiers buts de la réadaptation sont la mobilité, l'autonomie et le positionnement. Il existe plusieurs interventions comme la thérapie par contrainte induite [41], l'amélioration des aspects de communication et de l'alimentation avec un orthophoniste ou bien l'utilisation des orthèses pour améliorer le positionnement et prévenir les déformations. L'école Victor-Doré, au sein de laquelle s'est déroulé ce projet de recherche, travaille en partenariat avec le CRME pour répondre aux besoins particuliers des élèves avec des déficiences motrices ou organiques graves. Dans le cadre d'un programme de réadaptation en milieu scolaire, les ergothérapeutes identifient les besoins de chaque enfant et mettent en place des interventions individualisées portant sur la sécurité, l'amélioration de l'autonomie, la réalisation d'habitudes de vie, la participation sociale et la réduction de la situation de handicap.

2.2 Anatomie du membre supérieur

Le membre supérieur est une partie du corps humain qui va de l'articulation de l'épaule jusqu'à celle de la main. Les mouvements du membre supérieur sont liés par des groupes musculaires, des articulations, des structures osseuses, des réseaux sanguins ainsi que des tissus de la peau [42]. Le modèle multicorps du membre supérieur développé par Laitenberger et al. [4] est représenté comme un système de plusieurs corps rigides interconnectés possédant 23 degrés de liberté (d.d.l). Le modèle est présenté sur la Figure 2.1. Ce modèle inclut sept principaux segments osseux : thorax, clavicule, omoplate, humérus, radius, ulna et main, et les trois complexes articulaires : épaule, coude et poignet du membre supérieur.

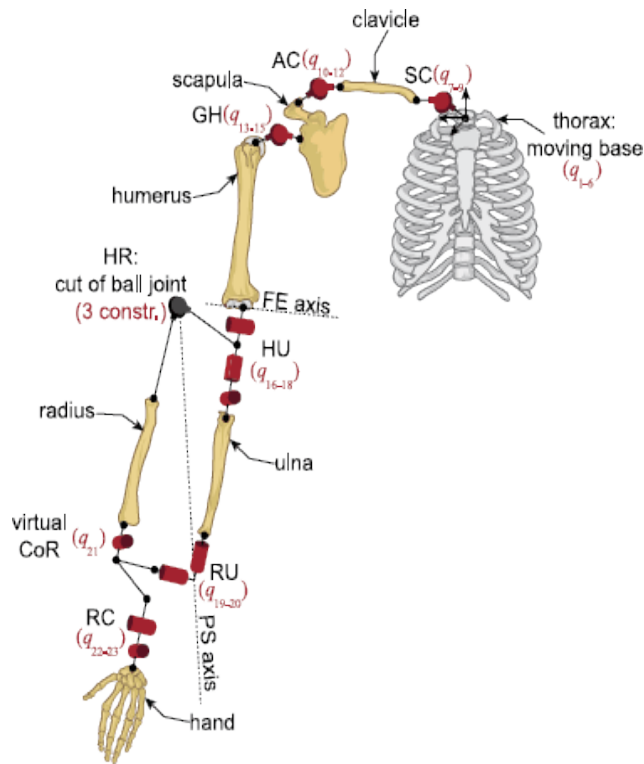


Figure 2.1: Chaîne cinématique du modèle multicorps proposé [4]

L'épaule

Les trois os qui composent l'articulation de l'épaule sont; la scapula ou omoplate, la clavicule et l'extrémité proximale de l'humérus. L'épaule est constituée de 4 articulations [43] :

- Articulation gléno-humérale : entre l'humérus et la scapula.
- Articulation scapulo-thoracique : entre la scapula et le grill costal.
- Articulation acromio-claviculaire : entre la scapula et la clavicule.
- Articulation sterno-claviculaire : entre le sternum et la clavicule.

Les articulations de l'épaule possèdent trois principaux degrés de liberté, permettant l'orientation du bras. Les rotations huméro-thoraciques de l'épaule permettent l'extension/flexion sur le plan sagittal, l'abduction/adduction sur le plan frontal, la rotation interne/externe sur le plan transversal et la rétroposition/antéposition permettent les mouvements du moignon de l'épaule dans le plan transversal (Figure 2.2 [5, 6]). La mobilité de l'épaule est assurée par un nombre important de muscles. Dans le (Tableau 2.2) on présente les différents muscles de l'épaule selon le mouvement effectué.

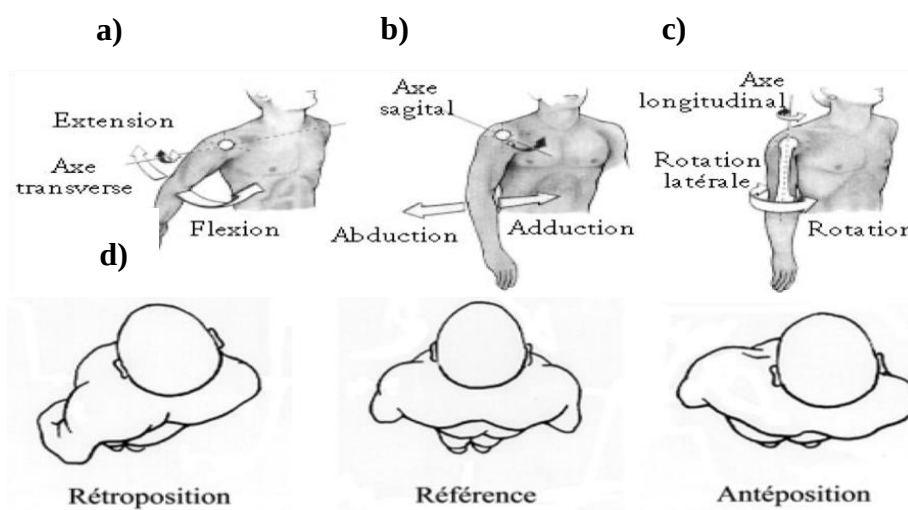


Figure 2.2 Mouvements de l'épaule : a) Extension/Flexion b) Abduction/adduction c) Rotation interne/Rotation externe d) rétroposition/antéposition [5, 6].

Tableau 2.2 Muscles impliqués lors de la mobilité de l'épaule [44]

Mouvements	Muscles impliqués
Abduction	Deltoïde moyen
	Supra-épineux
	Infra-épineux
	Sub-scapulaire
	Petit rond
	Longue portion du biceps
Adduction	Grand pectoral
	Grand dorsal
	Grand rond
	Sub-scapulaire
Rotation interne	Grand pectoral
	Grand dorsal
	Sub-scapulaire
	Deltoïde antérieur
	Grand rond
Rotation externe	Infra-épineux
	Petit rond
	Deltoïde postérieur
Flexion	Deltoïde
	Supra-épineux
	Grand pectoral
	Coraco-brachial
	Biceps (longue portion)
Extension	Deltoïde postérieur
	Grand dorsal
	Grand rond
	Petit rond
	Triceps (longue portion)
Adduction horizontale	Grand pectoral
	Deltoïde antérieur
Abduction horizontale	Deltoïde postérieur
	Grand rond
	Petit rond
	Infra-épineux
Rétroposition	Triceps brachial
	Deltoïde postérieur
	Grand dorsal
	Grand rond
Antéposition	Deltoïde antérieur
	Grand pectoral
	Coraco-brachial

L'avant-bras

L'articulation de l'avant-bras est composée de deux os ; le radius (os latéral) et l'Ulna (os médian/médial). L'humérus s'articule au niveau du coude avec les os de l'avant-bras. L'avant-bras permet les mouvements d'extension/flexion du coude et pronation/supination de l'avant-bras (Figure 2.2 [5]). Le mouvement de pronation/supination de l'avant-bras varie selon plusieurs facteurs mais les normales d'amplitudes considérées sont de 80° à 90° pour la supination et de 50° à 80° pour la pronation. Les muscles impliqués dans les mouvements de l'avant-bras sont : Triceps brachii, brachialis, brachioradialis, biceps brachii, supinateur, pronateur teres et pronateur quadratus [5].

Le coude

L'articulation du coude est moins complexe que celle de l'épaule et se divise en trois articulations : l'huméro-ulnaire qui se prête à des mouvements d'extension/flexion, l'articulation huméroradiale qui permet les mouvements d'extension/flexion et pronation supination; et enfin l'articulation radio-ulnaire proximale qui est responsable des mouvements de pronation/supination (Figure 2.3 [5]). L'amplitude totale du mouvement d'extension/flexion du coude est de l'ordre de 140° généralement. Les muscles impliqués dans les mouvements du coude sont le biceps brachial, le brachial, le brachio-radial et le triceps brachial.

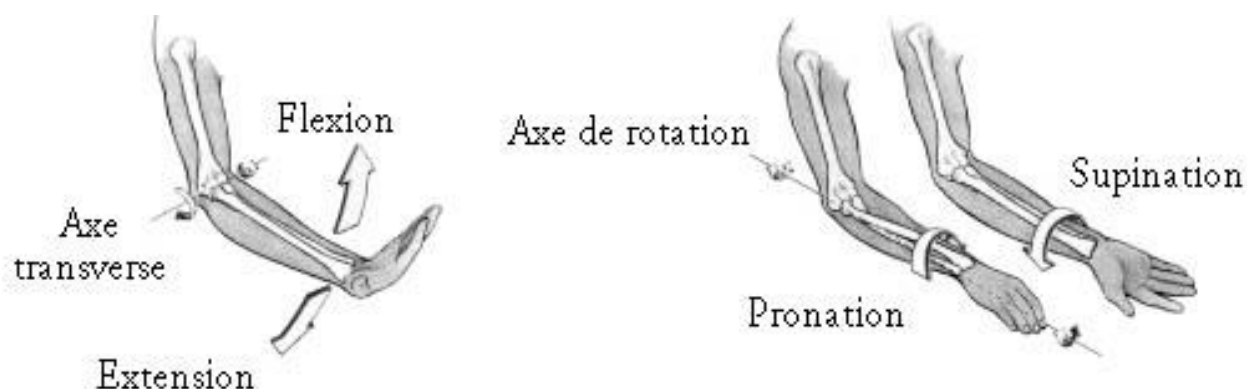


Figure 2.3 Flexion/extension du coude et pronation/supination de l'avant-bras

2.3 Méthodes d'évaluation du niveau fonctionnel du membre supérieur chez les enfants atteints de paralysie cérébrale

2.3.1 Échelles conventionnelles

Plusieurs traitements ont été proposés pour améliorer la capacité fonctionnelle des enfants atteints de PC et leur qualité de vie. Pour évaluer cette capacité fonctionnelle, plusieurs échelles d'évaluation basées sur le modèle de référence de la classification internationale du fonctionnement, du handicap et de la santé ont été développées [11-13]. Celles-ci sont classées selon trois composantes : 1. fonctions organiques et structures anatomiques, 2. activité et 3. participation. L'activité est divisée en deux sections : capacité et performance. La participation représente l'implication sociale de l'enfant dans la vie quotidienne. Le choix des tests doit tenir compte des avantages et des inconvénients, ainsi que de l'objectif recherché. Ceci inclut l'évaluation pré-post-chirurgie, l'effet de l'injection des toxines, l'amélioration après la rééducation, etc. Les principales échelles conventionnelles sont présentées dans le Tableau 2.3 avec une brève définition de chaque test, les paramètres évalués, la forme ou le type de passation, ainsi que les avantages et les limites.

Tableau 2.3 Échelles conventionnelles d'évaluation du niveau fonctionnel du membre supérieur chez les enfants atteints de PC

Catégorie	Test	Paramètres	Type de passation	Avantages	Inconvénients
Fonctions organiques et structures anatomiques	Ashworth modifiée	- Évaluation de la spasticité - Mesure le tonus musculaire mécanique et neurologique	Bilan	- Rapide - Accès gratuit - Favorise l'adhésion et la spontanéité de l'enfant - Avoir une approche de la gestuelle de l'enfant dans sa vie quotidienne	- Passation difficile pour les enfants âgés de plus de 12 ans - Temps d'analyse avec la vidéo très long - Requiert une formation spécifique et l'obtention d'un certificat
	Pince de Jamar	Force de préhension uni-manuelle	Bilan	La mesure la plus utilisée car elle évalue la force du pouce	
	House (pouce)	Classification pour la déformation du pouce	Classification (de I à IV)	Bonne fiabilité inter-évaluateurs	
	Corry	Classification de l'adduction/flexion du pouce	Classification (de 0 à 5)		

Tableau 2.3 Échelles conventionnelles d'évaluation du niveau fonctionnel du membre supérieur chez les enfants atteints de PC (suite)

Catégorie	Test	Paramètres	Type de passation	Avantages	Inconvénients
Fonctions organiques et structures anatomiques	Zancolli	• Tout âge • Évaluer l'extension et la pronation du poignet et des doigts • Fonction de la possibilité d'extension des doigts actifs • Fonction de la position du poignet	• Classification	• Aide à la compréhension des attitudes vicieuses et des faiblesses musculaires	
	Bard et Chaléat	• Tout âge • Décrit les schémas cliniques potentiels retrouvés dans la PC, en attitude spontanée ou dans l'activité, avec la description des grands patterns du membre supérieur et des types de mains	• Classification • Pattern général du MS (de I à III) • Cotation pour la main : main flexion ou main poignet	• Accès facile • Utilisation facile	• Pas d'étude de validité

Tableau 2.3 Échelles conventionnelles d'évaluation du niveau fonctionnel du membre supérieur chez les enfants atteints de PC (suite)

Catégorie	Test	Paramètre	Type de passation	Avantages	Inconvénients
Activité : Performance	MACS (Manual Ability Classification System)	- Évaluation de l'habileté manuelle dans les activités quotidiennes - Enfants âgés de 3 à 18 ans	Classification (I à V)	- Bonne fiabilité inter-évaluateurs - Bonne validité - Facile à utiliser par les parents ou les professionnels	- Dépend de l'avis de l'évaluateur et des facteurs environnementaux - Dépend de l'expérience des parents et leur rapport sur la capacité de l'enfant - N'évalue pas la capacité maximale de l'enfant - Moins spécifiques pour les enfants avec une hémiplégie, car moins représentatives pour le côté atteint

Tableau 2.3 Échelles conventionnelles d'évaluation du niveau fonctionnel du membre supérieur chez les enfants atteints de PC (suite)

Catégorie	Test	Paramètre	Type de passation	Avantages	Inconvénients
Activité : Performance	MHFC (Modified House Functional Classification)	Mouvement de préhension	Classification (de 1 à 8)	Bonne fiabilité inter-évaluateurs et intra-évaluateurs	- Ne donne pas d'information sur l'origine des limitations fonctionnelles lors des activités quotidiennes - Moins spécifiques pour les enfants avec une hémiplégie, car moins représentative pour le côté atteint
	QUEST (Quality of Upper Extremity Skills Test)	- Validé pour les enfants de 18 mois à 8 ans - Préhension, mouvement dissocié, extension protectrice et mise en appui	Bilan en 34 items	- Évaluation des deux côtés - Bonne validité inter – évaluateur - Gratuit - Facile à utiliser	- Dépend de l'avis du soignant - Pas de vidéo - Pas de norme

Tableau 2.3 Échelles conventionnelles d'évaluation du niveau fonctionnel du membre supérieur chez les enfants atteints de PC (suite)

Catégorie	Test	Paramètre	Type de passation	Avantages	Inconvénients
Activité : Performance	MUUL (Melbourne Unilateral Upper Limb Assessment)	- Batterie d'évaluation vidéographique - Validée pour enfants de 5 à 15ans - Évaluer les capacités isolées des deux MS	- Questionnaire de 16 items - Comprend les fonctions d'approches, de prise, de manipuler et lâcher	- Fiabilité inter-évaluateur et intra-évaluateur - Bonne évaluation des capacités fonctionnelles uni-manuelles	- Test non normé par rapport à la population - Payant - Accès un peu difficile - Comparaison avec des tests bi-manuels
	AHA (Assisting Hand Assessment)	- Évaluation de la main assistante - Validé de 18 mois à 12 ans - Évaluer l'efficacité avec laquelle l'enfant se sert de sa main assistante lors des activités bimanuelles	Bilan avec un score global de 20 à 80	- Fiabilité inter-évaluateur - Erreur d'interprétation de 1.2 seulement - Items reproductibles - Évaluation des deux mains simultanément	- Performance habituelle et non la capacité maximale - Payant - Nécessite une formation et un certificat - Accès difficile - Test non normé par rapport à la population
	Box and Blocks Test	Vitesse de l'exécution et la dextérité globale uni-manuelle	Bilan	- Très bonne fiabilité inter-évaluateur - Accès facile - Passation facile	Payant

Tableau 2.3 Échelles conventionnelles d'évaluation du niveau fonctionnel du membre supérieur chez les enfants atteints de PC (suite)

Catégorie	Test	Paramètre	Type de passation	Avantages	Inconvénients
Activité : Performance	Jebsen Test	Performances de la main	Bilan	- Bonne fiabilité inter-évaluateur - Passation facile - Pas très coûteux	- Non normé - Évalue la performance mais pas la capacité maximale durant les activités quotidiennes - Pas de version en français
	Abilhands Kids	Habilité bimanuelle	Questionnaire de 21 items	- Activités les plus représentatives de la vie quotidienne - Pas de biais systématique	- Pas de moyenne des résultats selon l'âge - Questionnaire validé seulement en Belgique
	Shriners Hospital Upper Extremity Evaluation /SHUEE	Efficacité de l'habilité de la main assistante pour des tâches bi-manuelles	Bilan selon l'âge de 20 items et analyse des résultats avec vidéo	Évaluation bi-manuelle	- Évaluation de la performance et non la capacité maximale - Non accessible facilement - Pas de normes à suivre

Tableau 2.3 Échelles conventionnelles d'évaluation du niveau fonctionnel du membre supérieur chez les enfants atteints de PC (suite)

Catégorie	Test	Paramètre	Type de passation	Avantages	Inconvénients
Participation sociale	Mesure des Habitudes de Vie /MHAVIE	Habitudes de vie	Questionnaire de 12 catégories d'habitudes de vie	Fait le lien entre l'évaluation des habitudes de vie et les établir les objectifs de la réadaptation	- Long, fastidieux - Ne comprend pas les facteurs environnementaux et personnels
	ESOPÉ / Évaluation Systémique des Objectifs Prioritaires en Réadaptation	Habitudes prioritaires pour définir les objectifs en réadaptation	Bilan	Prendre en compte les habitudes de vie et la capacité	- Outil informatisé complexe - Pas d'applications pour la PC

2.3.2 Évaluation cinématique et électromyographique

Plusieurs études ont récemment développé des méthodes de classification assistées par ordinateur et non invasives de la sévérité de la PC pour mesurer l'amélioration post intervention. Ces études se basent sur des analyses cinématiques 3D du mouvement et l'électromyographie de surface [19-22].

2.3.2.1 Mesures cinématiques et cinétiques, modélisations cinématiques et dynamiques

L'analyse du mouvement permet d'étudier les amplitudes de mouvement, couples, forces articulaires, et puissances articulaires lors du mouvement humain, à partir de deux types de mesures : cinématiques et cinétiques.

Les mesures cinématiques sont collectées à partir de petits capteurs rétro réfléchissants placés sur des points anatomiques. Ces capteurs reflètent le rayonnement envoyé par des caméras infrarouges qui captent les positions des marqueurs en 2D. Par la suite, un logiciel d'acquisition 3D reconstruit à partir de ces captures en 2D la position 3D de chaque marqueur et finalement il reconstruit tout le mouvement enregistré en 3D. Les mesures cinématiques seront intégrées dans un modèle cinématique inverse du corps humain afin de calculer les coordonnées relatives articulaires, autrement dit les amplitudes de mouvement articulaires.

Les mesures cinétiques sont collectées à partir de plateformes de forces. Les mesures cinématiques seront intégrées dans un modèle dynamique inverse du corps humain, en combinaison avec les mesures dynamiques, afin de calculer les couples et forces articulaires, ainsi que les puissances articulaires. Les mesures cinétiques sont nécessaires quand les efforts extérieurs appliqués au corps humains sont nécessaires au modèle, comme au contact pied-sol lors de la marche [45]. Si le modèle du corps ne nécessite pas de mesure d'efforts extérieurs, comme c'est le cas pour le membre supérieur, qui est articulé autour d'une base fixe (p.ex. le thorax) [4], alors les efforts entre la base et le membre supérieur sont internes, obtenus par la résolution de contraintes cinématiques, et ainsi les mesures cinétiques par plateformes de forces ne sont pas nécessaires [46].

Moura et al. [47] ont publié en 2016 une revue systématique qui a inclut 146 études sur des essais cliniques contrôlés pour l'évaluation cinématique du membre supérieur des enfants avec PC.

2.3.2.2 Évaluation cinématique et électromyographique

Plusieurs études se sont concentrées sur l'évaluation du membre supérieur des enfants avec PC à travers des indices cinématiques. Par contre peu d'entre elles ont combiné les mesures cinématiques et électromyographiques (Tableau 2.4); alors qu'une telle méthodologie fournirait une information plus complète sur les activités musculaires[48]. Combiner les deux types de mesures permettrait de mieux comprendre les limitations fonctionnelles du membre supérieur, de cibler les traitements et d'évaluer leur efficacité [28]. La recherche bibliographique initiale dans Pubmed sur les études d'évaluation cinématique et électromyographique du membre supérieur des enfants et adolescents atteints de PC [(kinematic OR 3D movement OR three dimensional) AND (electromyography OR EMG) AND (children) AND (adolescent) AND [34] AND (upper limb OR arm OR elbow OR upper extremity)] a donné 25 articles entre 1968 et 2019. Parmi ces articles, il y a deux études [49, 50] mesurant l'activation des muscles posturaux, cinq études dont le but est d'évaluer les membres inférieurs [51-55] et une étude résumant l'effet de l'injection de toxine chez les enfants avec PC [56]. Seules les études évaluant les membres supérieurs avec des mesures cinématiques et électromyographiques ont été incluses dans le Tableau 2.4 ci-dessous.

Tableau 2.4 Études d'évaluation de la fonction du membre supérieur chez les enfants atteints de PC avec des mesures cinématiques et électromyographiques

Titre/référence	Enfants	Caractéristiques de l'échantillon	Protocole	Conclusions
Influences of a hand positioning device on upper-extremity control of children with cerebral palsy[57]	10	• PC	• Effet d'un dispositif de positionnement de la main sur le mouvement du membre supérieur • EMG au niveau des muscles brachioradialis/triceps/deltoïde antérieur/extensor carpi radialis/flexor carpi ulnaris • Le temps, la vitesse moyenne, le nombre d'accélération et de décélérations du mouvement de reaching	• Un nombre d'unités motrices plus élevé, un déplacement plus lent et une diminution de la vitesse moyenne pendant la condition « on » • Un profil d'activation normalisé pendant la condition « on » • Amélioration de la performance visuo-motrice
Changes in voluntary motor control induced by intrathecal baclofen in patients with spasticity of different etiology [58]	12	• 2 avec PC spastique • 1 enfant avec dystonie	• Mouvement de flexion/extension du coude horizontale le plus vite possible • EMG au niveau des muscles biceps/triceps/brachioradialis	• Réduction de la spasticité suite aux injections de la toxine. • Diminution de la coactivation des muscles antagonistes distaux

Tableau 2.4 Études d'évaluation de la fonction du membre supérieur chez les enfants atteints de PC avec des mesures cinématiques et électromyographiques (suite)

Titre/référence	Enfants	Caractéristiques de l'échantillon	Protocole	Conclusions
Multidimensional assessment of motor function in a child with cerebral palsy following intrathecal administration of baclofen [59]	1	• Âge: 11 • Diplégie spastique	• Amplitude de mouvement • Niveau de spasticité • EMG au niveau des muscles biceps et triceps	• Réduction de la spasticité suite aux injections de la toxine. • Diminution de la coactivation des muscles antagonistes • Augmentation de la vitesse des membres supérieurs • Amélioration de la coordination des mouvements
Motor benefit from levodopa in spastic quadriplegic cerebral palsy [60]	1	• Âge : 16 • Quadriplégie spastique	• Toucher une cible le plus vite possible. • Vitesse et amplitude du mouvement. • EMG au niveau des muscles biceps/triceps/brachioradialis/deltoïde antérieur/deltoïde postérieure/fléchisseurs du poignet	• La lévodopa a diminué la co-contraction musculaire, les mouvements involontaires et a amélioré la capacité à maintenir une stabilité du bras

Tableau 2.4 Études d'évaluation de la fonction du membre supérieur chez les enfants atteints de PC avec des mesures cinématiques et électromyographiques (suite)

Titre/référence	Enfants	Caractéristiques de l'échantillon	Protocole	Conclusions
Does dystonia always include co-contraction? A study of unconstrained reaching in children with primary and secondary dystonia [61]	7	• Âge : 4-16 • 4 avec PC • 3 avec dystonie primaire	• Mouvements de « reaching » multi-articulaires sans contrainte • Accélération/décélération au cours du mouvement E/F • Durée du mouvement/angles articulaires/vitesse maximale • EMG au niveau des muscles biceps/triceps/flexor carpi radialis/extensor carpi radialis longus	• Une coactivation plus réduite chez les enfants avec dystonie • Une vitesse plus lente n'est peut-être pas due à une coactivation excessive des antagonistes lors d'un mouvement multi-articulaires sans contrainte
Effect of seat surface inclination on postural control during reaching in preterm children with cerebral palsy[62]	58	• Âge : 2-11 • 34 avec PC spastique unilatérale • 24 avec quadriplégie spastique	• Mouvement de reaching avec une vitesse libre • EMG au niveau des muscles biceps/triceps/flexor carpi radialis/extensor carpi radialis longus	• Les enfants avec hémiplégie ont besoin d'une position inclinée vers l'avant, et les enfants avec quadriplégie ont besoin d'une position assise horizontale

Tableau 2.4 Études d'évaluation de la fonction du membre supérieur chez les enfants atteints de PC avec des mesures cinématiques et électromyographiques (suite)

Titre/référence	Enfants	Caractéristiques de l'échantillon	Protocole	Conclusions
Characterization of spasticity in cerebral palsy: dependence of catch angle on velocity[63]	10	• Âge: 7-16 • PC • 6 garçons et 4 filles • 1 avec quadriplégie • 6 avec hémip légie du côté droit • 3 avec hémip légie du côté gauche	• Évaluer la spasticité sous différentes vitesses à l'aide d'un évaluateur de spasticité manuel • EMG au niveau des muscles biceps/triceps brachii • Amplitude du mouvement durant EF • Vitesse durant les mouvements passifs	• Amplitude articulaire plus réduite, rigidité et baisse d'énergie chez les enfants avec PC • La spasticité dépend du niveau de vitesse du mouvement et de la position
Mirror visual feedback induces lower neuromuscular activity in children with spastic hemiparetic cerebral palsy[64]	20	• 8 avec PC unilatérale spastique • 12 avec un développement typique	• Tourner une roue horizontale en tâche bi-manuelle à vitesse libre • EMG au niveau des muscles Biceps Triceps/deltoïde antérieur et postérieur • Angles articulaires au niveau de l'épaule et l'avant-bras (EF) • Durée du mouvement	• Activation musculaire plus élevée au niveau des deux membres des enfants avec PC par rapport au groupe de référence. • Des temps excentriques et concentriques d'activation du biceps plus longs

Tableau 2.4 Études d'évaluation de la fonction du membre supérieur chez les enfants atteints de PC avec des mesures cinématiques et électromyographiques (suite)

Titre/référence	Enfants	Caractéristiques de l'échantillon	Protocole	Conclusions
The role of coactivation in strength and force modulation in the elbow of children with unilateral cerebral palsy [25]	21	• Âge : 8-18 • 21 enfants avec hémiplégie	• EMG au niveau du biceps/triceps	• Les résultats montrent que la coactivation n'affecte pas la faiblesse musculaire et ne limite pas la modulation de la force • La spasticité augmente la coactivation du biceps pendant l'extension et la coactivation du triceps ajuste la fonction atteinte du biceps pendant le mouvement de flexion
The effect of lower body stabilization and different writing tools on writing biomechanics in children with CP [65]	14	• Âge en moyenne : 12 • 6 avec PC diplégique • 6 avec PC avec quadriplégie • 2 avec PC spastique unilatérale	• Mouvements d'écriture à vitesse libre • EMG au niveau des muscles flexor carpi ulnari/flexor digitorum superficialis 1st inter digitorum/ extensor carpi radialis/extensor digitorum communis/bilateral upper trapezius	• Le positionnement du bras peut améliorer la posture du tronc • L'étude propose des pistes pour améliorer la position du tronc, et l'alignement de la tête, des épaules, du tronc et du pelvis pendant des tâches d'écriture mais qui n'influencent pas l'effort musculaire du membre supérieur

Tableau 2.4 Études d'évaluation de la fonction du membre supérieur chez les enfants atteints de PC avec des mesures cinématiques et électromyographiques (suite)

Titre/référence	Enfants	Caractéristiques de l'échantillon	Protocole	Conclusions
Biceps brachii can add to performance of tasks requiring supination in cerebral palsy patients [66]	22	• Âge : 13.8 ± 3 • 10 enfants sains • 12 enfants avec hémiplégie	• EMG au niveau du biceps/triceps	• Le protocole proposé démontré que durant les mouvements reaching et grasping, la coactivation excessive diminuent la performance et provoquent une flexion du coude. Cependant cette flexion excessive a un avantage fonctionnel pour la supination
Impact of muscle activation on ranges of motion during active elbow movement in children with spastic hemiplegic cerebral palsy[24]	30	• Âge : 8.7 ± 2.2 (hémiplégiq<u>u</u>es) • Âge : 9.3 ± 2.0 • (Sains) • 15 sains • 15 avec hémiplégie	• Mouvements d'extension/flexion, pronation/supination • Activation musculaire ; triceps brachii longus/ biceps brachii brevis/brachialis/ brachioradialis/pronator teres/ pronator quadratus/biceps brachii brevis	• Le protocole proposé est un outil fiable pour évaluer la fonction du membre supérieur chez les enfants atteints d'une PC unilatérale.

Tableau 2.4 Études d'évaluation de la fonction du membre supérieur chez les enfants atteints de PC avec des mesures cinématiques et électromyographiques (suite)

Titre/référence	Enfants	Caractéristiques de l'échantillon	Protocole	Conclusions
Transcranial direct current stimulation combined with upper limb functional training in children with spastic, hemiparetic cerebral palsy: study protocol for a randomized controlled trial[67]	34	• Âge : 6-16 • 34 enfants sains	• Deux groupes avec entraînement fonctionnel associé à 1.une simulation transcrânienne à courant continu 2.une simulation transcrânienne simulée par courant continu • Cinématique pour trois mouvements • EMG au niveau du biceps/triceps	• Étude en cours.
Pathological and physiological muscle co-activation during active elbow extension in children with unilateral cerebral palsy[68]	26	• 13 avec hémiplégie • Âge : 9.1 ± 2 • 13 sains • Âge : 9.5 ± 1.9	• Mouvements d'extension/flexion à trois vitesses • Accélération et décélération pendant le mouvement d'extension • Coactivation brachioradialis/triceps et biceps/triceps	• La coactivation musculaire est pathologique et physiologique. • La coactivation musculaire pathologique augmente avec la vitesse du mouvement d'extension du coude. • La coactivation pathologique est plus prononcée dans le brachioradialis que le biceps.

Tableau 2.4 Études d'évaluation de la fonction du membre supérieur chez les enfants atteints de PC avec des mesures cinématiques et électromyographiques (suite)

Titre/référence	Enfants	Caractéristiques de l'échantillon	Protocole	Conclusions
Classification of upper limb disability levels of children with spastic unilateral cerebral palsy using K-means algorithm [23]	26	• 13 avec hémiplégie Âge : 9.1 ± 2 • 13 sains Âge : 8.2 ± 0.8	• Mouvements d'extension/flexion à trois vitesses • 23 variables cinématiques et électromyographiques • Activation musculaire ; triceps brachii longus, biceps brachii brevis, brachialis, brachioradialis, pronator teres, pronator quadratus, biceps brachii brevis • Classification de la sévérité des limitations au niveau du membre supérieur	• Une bonne corrélation entre l'échelle Manual Ability Classification System (MACS) et les niveaux de sévérité fixés par l'algorithme K-means ($p=0.01$). • La coactivation biceps/triceps et l'angle maximal d'extension du coude sont les variables les plus discriminantes des niveaux de sévérité.
Using a cost function based on kinematics and electromyographic data to quantify muscle forces[69]	17	• 8 sains Âge : 9.0 ± 2.2 • 11 avec PC unilatérale spastique Âge : 8.3 ± 2.0	• Une fonction coût en combinant les données cinématiques et EMG pour la quantification des forces musculaires pendant le mouvement. • Mouvements d'extension/flexion, pronation/supination • EMG au niveau des muscles triceps brachii longus/biceps brachii/brachialis/brachioradialis/pronator teres/ pronator quadratus	• La cohérence entre la prédiction et la solution EMG est 18.8% plus élevée qu'avec la méthode de Crowninshield sur une base des données de 17 sujets.

Tableau 2.4 Études d'évaluation de la fonction du membre supérieur chez les enfants atteints de PC avec des mesures cinématiques et électromyographiques (suite)

Titre/référence	Enfants	Caractéristiques de l'échantillon	Protocole	Conclusions
Detection of pronator muscle overactivity in children with unilateral spastic cerebral palsy: Development of a semi-automatic method using EMG data [70]	37	• 25 PC spastique unilatérale • Âge : 10.6 ± 3.0 • 12 sains • Âge : 11 ± 3.0	• Activation pendant un mouvement de supination • EMG au niveau des muscles rond et carré pronateurs	• 9 enfants avec PC ont un seul pronateur (rond pronateur) hyperactif et 7 avec le carré pronateur hyperactif • 10 ont les deux muscles hyperactifs • 6 avec aucun pronateur hyperactif • L'hyperactivité est liée à la sévérité du déficit de supination • L'hyperactivité des muscles pronateurs pourrait être évaluée avec l'EMG pendant un mouvement de supination

2.3.3 Évaluation avec les outils de réadaptation robotisés

Les premiers outils de réadaptation robotisés ont surtout été dédiés à la rééducation des membres inférieurs. Mais depuis plus d'une décennie, la prise en charge du membre supérieur chez les patients cérébro-lésés a pris une place importante dans le domaine de la rééducation. Cette prise en charge vise à mieux contrôler les effets de la spasticité et obtenir une meilleure autonomie motrice, notamment en utilisant des outils d'assistance robotisés. La thérapie assistée par la robotique accompagne, complète ou altère le mouvement du membre supérieur dans un plan 2D ou 3D. En répétant les mouvements que permet l'outil robotisé, ceci va favoriser le réapprentissage moteur des membres supérieurs et simuler la plasticité cérébrale [71] [72].

La thérapie assistée par la robotique fait appel à trois objectifs [73]: 1. Une thérapie efficace en termes d'intensité du mouvement sur une longue durée et le maintien de l'implication et la réactivité du patient, 2. l'analyse de mouvement et 3. l'évaluation des thérapies rééducatives. Aujourd'hui plusieurs robots d'assistance ont été expérimentés et validés par des essais cliniques et commercialisés. La partie suivante présente les caractéristiques qui différencient ces outils et ceux qui ont été utilisés spécifiquement pour la rééducation des membres supérieurs chez les enfants atteints de PC (Tableau 2.5). Ensuite, les études principales mettant en évidence l'efficacité et le potentiel de cette méthode de rééducation, seront présentées dans la partie 2. Enfin, les limites et les avantages des systèmes robotisés existants seront présentés dans la partie 3.

2.3.3.1 Les différents robots existants pour la rééducation des membres supérieurs :

Il y a actuellement plusieurs systèmes robotiques dédiés à la rééducation du membre supérieur des patients cérébro-lésés [74]. Ces appareils dépendent des objectifs fixés afin d'aider à réhabiliter la fonction motrice de la main et du bras. Ils sont en interaction physique fine avec le patient qui respecte le contrôle moteur. On peut les classer en deux grandes catégories :

1. Les robots à effecteur distal [2, 75] : il s'agit des premiers outils robotisés développés au service de la rééducation du membre supérieur (1974). Ces dispositifs ont un seul point de contact avec le membre du sujet soit la main soit le poignet. Ils permettent de compenser un mouvement ou de

l'altérer lors d'un exercice soit en 2D ou 3D et proposent un allègement gravitaire en soutenant l'avant-bras par une gouttière ou par des câbles (Figure 2.4) [76-79].

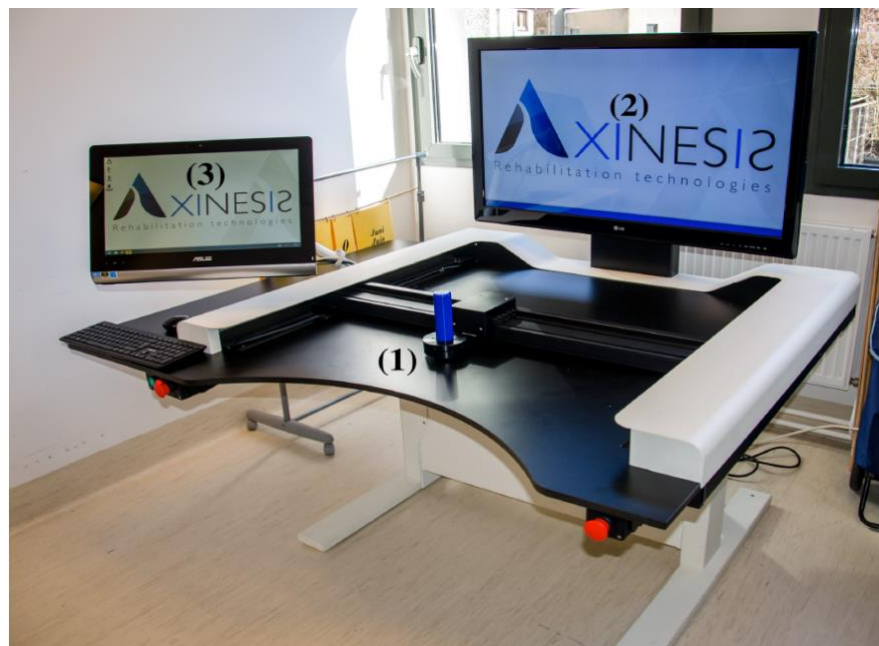


Figure 2.4: Effecteur distal REAplan. (1) Plateforme plane du robot. (2) L'interface visuelle du patient. (3) L'interface du thérapeute [2]

2. Les systèmes multi-contacts ou les robots orthèses (exosquelettes)[3] (Figure 2.5) permettant la fonction de préhension : ces systèmes ont au moins deux points de contact avec le sujet avec un point par segment de membre et sont constitués d'un ensemble de chaînes séries indépendantes. Ils contrôlent toutes les articulations[80]. La conception de ces derniers est assez complexe par rapport aux robots à effecteur distal et sont beaucoup moins nombreux [81]. Le Tableau 2.5 présente les dispositifs robotisés dédiés à la réadaptation du membre supérieur les plus utilisés pour les enfants et jeunes adultes avec PC. Les systèmes existants diffèrent selon leur mode de fonctionnement, la stratégie de contrôle, les signaux d'entrée ainsi que le type d'actionneurs.

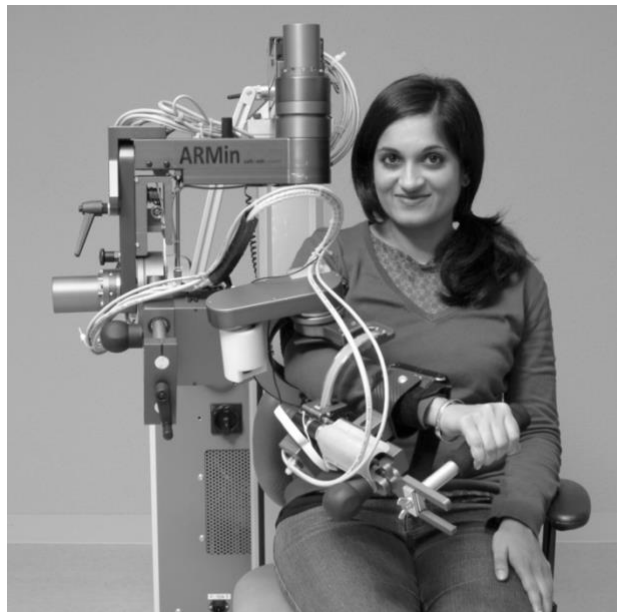


Figure 2.5: Exosquelette des membres supérieurs; ARMin III [3]

Mode de fonctionnement

Il existe 4 modes de fonctionnement :

- Mode arthromoteur : c'est un mode passif ou le patient n'effectue aucune action volontairement.
- Mode assistance : le robot fournit une aide au patient pour réaliser ou compléter un mouvement, ce mode a 4 niveaux :
 - Actif : Le patient ne reçoit aucune assistance pour progresser ou réaliser un mouvement.
 - Actif aidé ou assistance partielle : Le patient initie le mouvement et le dispositif complète ou corrige la trajectoire du mouvement en cas de besoin. Ceci se fait à l'aide d'une commande en impédance adaptée à l'exercice de rééducation.
 - Actif-contraint : Le patient est contraint à exécuter une tâche dans une direction donnée et le dispositif vise à corriger une partie du mouvement. Il permet de renforcer certaines capacités et améliorer la manière de réaliser le mouvement.
 - Passif : Le patient est complètement passif pendant le mouvement et le dispositif exécute la totalité des mouvements. Dans ce cas, il n'y a pas d'interaction entre l'utilisateur et le système. Ce mode est généralement adopté durant la première phase de rééducation.

- Mode perturbateur : le dispositif augmente les erreurs dans le mouvement réalisé en vue d'influer les apprentissages du patient ou oppose une résistance au déplacement.
- Mode bi-manuel : le bras sain effectue des mouvements qui seront appliqués de manière symétrique au bras atteint.

Les stratégies de contrôle

On se base ici sur la récession d'écrits réalisée par L. Marchal-Crespo et al. [82]. La plupart de ces commandes sont associées aux manipulanda qui sont des systèmes robotisés de comanipulation.

- Stratégie de contrôle de haut niveau : on commande les actions que le dispositif doit réaliser. Elle a l'avantage d'être rapide à exécuter mais les interactions avec le monde extérieur est limitée.
- Stratégie de contrôle de bas niveau : on contrôle chaque degré de liberté du dispositif incluant le contrôle de la force, de la position, de l'impédance et de l'admittance. Procédure très longue même pour un mouvement simple.
- Contrôle en impédance (MIT Manus [76], L-Exos exoskeleton [83]): C'est une stratégie de bas niveau. La force exercée par l'utilisateur est mesurée et le dispositif réagit avec une force en sortie en fonction de la cinématique désirée comme la position et la vitesse.
- Contrôle en admittance (MEMOS [84], iPAM [85]): C'est une stratégie de bas niveau aussi, mais contrairement à la commande par impédance, elle accepte une force en entrée et réagit avec un déplacement en sortie à partir d'un modèle dynamique choisi.
- Contrôle d'assistance : C'est une stratégie de haut niveau dans laquelle le dispositif fournit l'assistance au patient pour réaliser ou compléter un mouvement.
- Commande résistive : C'est une stratégie de haut niveau où le dispositif force le patient à corriger le mouvement.
- Simulation haptique : C'est une stratégie de haut niveau où le dispositif réagit comme une interface haptique qui a pour rôle de stimuler les interactions avec la réalité virtuelle. Elle mesure les efforts de l'utilisateur et les transmet à la simulation. Cette dernière en déduit ensuite les efforts ou les mouvements résultants de l'interaction avec la simulation et commande l'interface en conséquence.
- Stratégie de coaching (T-WREX [86]): C'est une stratégie de haut niveau où le dispositif n'assiste pas et ne résiste pas non plus aux mouvements exercés par l'utilisateur. Il y'a

seulement un retour audio-visuel.

Les signaux d'entrée

Plusieurs types de signaux peuvent être utilisés comme entrées de commande des dispositifs robotisés. Les systèmes les plus complexes utilisent souvent la cinématique, la dynamique ou les deux types de signaux comme entrées, qui sont déterminés par la stratégie de bas niveau. Il y'a aussi des systèmes qui utilisent les signaux EMG comme entrées et donnent des informations sur l'intention d'un mouvement, ce qui permettra de mieux contrôler ce dernier.

- Signaux dynamiques : Ce sont des signaux liés au couple ou force exercée par l'utilisateur sur les articulations de l'exosquelette ou l'effecteur distal du manipulateur.
- Signaux cinématiques : Ce sont les signaux liés à la position, l'orientation, la vitesse et l'accélération d'une articulation robotique.
- Signaux de déclenchement : Un signal déclenchant une action spécifique sous forme d'un interrupteur. Dans certains cas, le seuil des signaux EMG est fixé pour déclencher l'action. Ce seuil correspond à un certain niveau de contraction musculaire.

Le type d'actionneurs

Il existe une diversité de systèmes d'actionneurs composés de différents capteurs (capteurs d'effort, de position ou de pression, etc.).

- Actionneur électrique : Il est alimenté par courant électrique et fournit une grande puissance. Certains actionneurs électriques ont une impédance élevée pour la réadaptation.
- Actionneur hydraulique : Il est alimenté par une pression hydraulique, de l'huile généralement, et il est capable de générer des forces élevées. Les actionneurs hydrauliques commercialisés sont généralement lourds.
- Actionneur pneumatique : Il est alimenté par air comprimé. Il a une impédance plus faible et pèse moins que l'actionneur électrique. Des compresseurs spéciaux sont nécessaires pour générer de la puissance.
- Muscle pneumatique artificiel : Catégorie spéciale des actionneurs pneumatiques. Il est similaire à un cylindre d'air souple et déformable. Sous pression, cet actionneur se raccourcit d'une manière similaire à celle d'un muscle se contractant. Il exerce une force dans une seule direction et il est facile à contrôler grâce au non-linéarité de ses propriétés dynamiques.

- Actionneur élastique en série : Mécanisme avec un élément élastique placé avec un actionneur. La performance du contrôle d'impédance est limitée par l'impédance intrinsèque afin de permettre plus de contrôle de la force et prévenir les incidents de sécurité des patients.
- Stimulation électrique fonctionnelle : Technique pour assister ou remplacer les contractions musculaires volontaires pendant des activités fonctionnelles en appliquant un courant électrique de faible intensité sur les nerfs qui contrôlent les muscles. On peut aussi l'appliquer directement sur la plaque motrice du muscle. Par contre il est difficile d'avoir un mouvement précis et reproductible avec cette technique. Elle peut aussi s'avérer douloureuse pour le patient.

Tableau 2.5 Les différents robots existants pour la rééducation des membres supérieurs chez les enfants atteints de PC

Dispositif	Principales caractéristiques	Commande (s)/mode d'actionnement	Nombre de patients	Évaluations et mesures	Résultats
InMotion 2 Arm Robot[76]	• Robot plan • Formé d'un parallélogramme • 2 d.d.l • Mouvement 2D dans le plan transversal • Écran avec retour visuel • Jeux thérapeutiques intégrés • Récupération au niveau du coude et épaule • Améliore l'amplitude, la vitesse et la souplesse du mouvement	• Commande en impédance	• 12 • Âge 5-12 • Hémiplésiques	• Thérapie assistée à raison de 2 fois par semaines/8 semaines + thérapie conventionnelle	• Meilleure évolution avec une performance évaluée par un test de Fugl-Meyer et QUEST
InMotion 3 Wrist Robot	• Mouvement du poignet • 3 d.d.l • Mouvements de EF et PS et abduction/adduction • Écran avec retour visuel • Jeux thérapeutiques intégrés	• Commande en impédance			• Pas d'étude clinique selon la littérature pour les patients atteints de PC

Tableau 2.5 Les différents robots existants pour la rééducation des membres supérieurs chez les enfants atteints de PC (Suite)

Dispositif	Principales caractéristiques	Commande (s)/mode d'actionnement	Nombre de patients	Évaluations et mesures	Résultats
Haptic-Master[77]	• 6 d.d.l. • Guider et soutenir l'avant-bras à travers une attelle placée sur le poignet • Écran avec retour visuel • Mode actif/passif et actif-aidé • Protocole basé sur les activités de la vie quotidiennes pour une rééducation neuromotrice • Commande avec un module de contrôle de la force	• Commande en admittance	• 9 avec PC	• 9 séances de thérapie assistée qui durent 60 minutes chacune	• Meilleure évolution suivie par le test Melbourne Assessment (MA)
ARM Guide: Assisted Rehabilitation and Measurement Guide [87]	• Constitué d'un axe linéaire ou l'avant-bras du patient est fixé avec une attelle • 1 d.d.l. • 2 d.d.l. passifs avec des freins électromagnétiques • Assister ou résister à un mouvement de pointage dans différentes directions • Mode actif-aidé				• Pas d'étude clinique selon la littérature pour les patients atteints de PC

Tableau 2.5 Les différents robots existants pour la rééducation des membres supérieurs chez les enfants atteints de PC (Suite)

Dispositif	Principales caractéristiques	Commande (s)/mode d'actionnement	Nombre de patients	Évaluations et mesures	Résultats
ArmeoSpring [88]	• 7 d.d.l. • Exosquelette ergonomique avec des ressorts intégrés • Permet un mouvement auto-initié de la main et du bras • Convient à des patients avec sévérité modérée à sévère • L'espace de travail 3D incluant une thérapie simultanée de bras et de main • Mode actif/résistif et actif-aidé • Piloté par une plateforme logicielle« Armeocontrol» • Les interactions entre le robot et l'humain sont stéréotypées et ne permettent pas un contrôle fin de la coordination. • Fournit des évaluations pour une analyse objective de progrès patient • Module facultatif de main (Manovo®Spring)	• Compensation de gravité « système passif »	• 11 enfants avec PC, âge moyen : 13.3 • Sévérité modérée	• 3 séances de thérapie assistée de 70 minutes chacune • Une évaluation cinématique du mouvement/ le test de Box and Block et 5 questions du test MA ont été utilisés : une semaine avant l'intervention/un e fois juste avant l'intervention/un e fois après l'intervention et une fois un jour après l'intervention	• Meilleure évolution avec le test Box and Block avant et après l'intervention / l'amélioration a persisté pendant l'évaluation un jour après l'intervention • Pas de différence significative selon MA et l'évaluation cinématique

Tableau 2.5 Les différents robots existants pour la rééducation des membres supérieurs chez les enfants atteints de PC (Suite)

Dispositif	Principales caractéristiques	Commande (s)/mode d'actionnement	Nombre de patients	Évaluations et mesures	Résultats
YouGrabber [89]	• Mouvements des bras en 3D • Flexion des doigts • Les applications interactives sont conçues pour différents mouvements des bras et des doigts • Utilise des jeux virtuels • Deux gants de données de réalité virtuelle ajustables pour l'étude de l'interaction homme/robot • Une caméra infrarouge dont le traitement logiciel des images permet de retrouver la cinématique du sujet • Entraînement unilatéral et bilatéral de l'épaule, le coude et le poignet	• Commande passive	• 17 adolescents avec PC	• 10 sujets ont reçu un entraînement avec Yougrabber; 12 sessions pendant 3 semaines /45 min par session • 7 sujets ont reçu un entraînement avec des jeux vidéo comme groupe de contrôle • Une évaluation de la force de préhension • Un test des 9 trous (9HPT) • Box and Block de la main atteinte	• Montrent une meilleure performance évaluée par le test Box and Block avant et après l'intervention • Pas de différence significative pour les autres tests

Tableau 2.5 Les différents robots existants pour la rééducation des membres supérieurs chez les enfants atteints de PC (Suite)

Dispositif	Principales caractéristiques	Commande (s)/mode d'actionnement	Nombre de patients	Évaluations et mesures	Résultats
REAPlan [90]	• Aide interactive sur trois modes actif/passif et actif-aidé • Effecteur distal • Mouvement dans le plan horizontal • Assistance selon les performances du patient • Interactif • Auto-adaptatif • Logiciel REAlab pour mesurer les efforts d'interaction homme/robot • Retour audio-visuel	• Commande assistive « actif »	• 16 enfants avec PC	• 8 enfants ont bénéficié d'une thérapie conventionnelle en raison de 5 fois par semaine pendant 8 semaines • 8 enfants ont bénéficié d'une thérapie conventionnelle en raison de 3 fois par semaine pendant 8 semaines et la thérapie par assistance robotisée avec 2 séances par semaine/45 min • Exercice pour atteindre des cibles	• Amélioration au niveau de la souplesse/la linéarité et la reproductibilité du mouvement • Meilleure performance évaluée par le test Box and Block pour la dextérité avant et après l'intervention • Pas de différence significative entre les deux groupes pour les autres tests

Tableau 2.5 Les différents robots existants pour la rééducation des membres supérieurs chez les enfants atteints de PC (Suite)

Dispositif	Principales caractéristiques	Commande (s)/mode d'actionnement	Nombre de patients	Évaluations et mesures	Résultats
REAPlan [90]				Évaluation pré et post intervention avec : des mesures de la cinématique du membre supérieur/ Box and Block/QUEST/ force/spasticité/ Abilhand-Kids, PEDI et la participation (MHAVIE)	

Tableau 2.5 Les différents robots existants pour la rééducation des membres supérieurs chez les enfants atteints de PC (Suite)

Dispositif	Principales caractéristiques	Commande (s)/mode d'actionnement	Nombre de patients	Évaluations et mesures	Résultats
NJIT-RAVR [91]	• Interface haptique à retour de force • Des effets haptiques générés • 6 d.d.l. • La force, la vitesse et la position peuvent être calculés en temps réel • Mouvements de l'épaule-avant-bras et coude • Retour audio-visuel et tactile • Interagir avec les jeux vidéo en réalité virtuelle	• Commande par admittance	• 9 enfants avec PC	• Entraînement avec NJIT-RAVR en raison de 3 sessions par semaine pendant 3 semaines /60 min par session • Un 3ème groupe a reçu une thérapie par contrainte induite du mouvement pendant 5-6 heures	• Meilleure évolution évaluée par le test MA pour tout le groupe • Quelques sujets ont montré une amélioration significative au niveau de l'abduction et la flexion de l'épaule ainsi que la supination de l'avant-bras après l'intervention

2.3.3.2 Efficacité et potentiel des thérapies robotisées :

La thérapie assistée par la robotique a pris une place importante dans la prise en charge du patient atteint de PC. Les études cliniques menées sur les systèmes robotisés dédiés à la rééducation du membre supérieur ont montré leur efficacité en termes d'intensité de thérapie, de répétition de mouvement, de réalité virtuelle et de tâches orientées qui aident à améliorer la récupération. La plus récente méta-analyse Cochrane sur le sujet [92] a montré qu'il y'a une amélioration fonctionnelle avec la thérapie assistée par la robotique comparée à des thérapies conventionnelles de rééducation selon les critères cités. Une des études les plus complètes dans ce contexte est celle de Lo et al [93]. Le but de l'étude était de comparer l'effet d'une thérapie assistée par la robotique avec le MIT-Manus à une thérapie conventionnelle intensive. L'étude a été réalisée sur 127 patients post accident vasculaire cérébral (AVC) avec une atteinte modérée à sévère pendant trois mois. Ils ont suivi un total de 36 sessions de thérapie en raison de 60 minutes chacune. 49 patients ont reçu une thérapie assistée par la robotique, 50 patients ont reçu une thérapie conventionnelle intensive et 28 patients ont reçu des soins classiques. Les auteurs de cette étude ont montré l'intérêt de la thérapie-robot. Cette dernière permet d'intensifier la rééducation sur une longue période. Les résultats étaient non significatifs après 12 semaines. En effet, c'est l'intensité de la thérapie qui compte plus que la modalité. D'autres études aussi ont eu les mêmes résultats avec le système MIT-Manus [94-98].

Une autre modalité considérée par cette étude était les coûts des thérapies. Après 36 mois, le coût moyen de la thérapie robot-assistée est estimé à 17,831 \$, celui de la thérapie intensive à 19,746 \$ et 19,098 \$ pour les soins classiques. Il y a un intérêt à favoriser la thérapie assistée par la robotique du point de vue économique mais ceci reste variable et lié au système robotisé utilisé.

D'autres articles sur le sujet ont affirmé le contraire, en montrant que l'assistance robotisée ne présente pas plus d'effets positifs sur la récupération de la fonction motrice qu'une prise en charge classique [93, 99, 100].

Pour les exosquelettes, il y'a un nombre limité d'études cliniques qui ont été réalisées pour démontrer la faisabilité et non l'efficacité de ces systèmes [3, 85, 101, 102]. Frisoli et al ont réalisé une étude avec le système L-Exos sur 9 patients en phase chronique pendant 6 semaines. Les

résultats montrent une bien meilleure évolution (évaluée par un test de Fugl-Meyer au niveau de la fluidité et la durée du mouvement). Par contre il n'y a aucune étude impliquant un groupe de contrôle afin de comparer l'effet de la thérapie avec ce système robotisé et les soins classiques.

2.3.3.3 Limitations et avantages des outils robotisés existants

Les limitations et inconvénients des outils robotisés existants sont présentés dans le Tableau 2.6.

Tableau 2.6 Limitations et inconvénients des outils robotisés existants

Types de robot	Avantages	Inconvénients
Robots à effecteur distal	• Ne nécessitent pas de calibration • Pas d'efforts parasites au niveau des articulations • Une thérapie plus intense et plus longue • Différents types de feedback : audio-visuel-haptique • Transfert à domicile • Thérapie individualisée • Outil d'évaluation objectif et précis de la fonction motrice	• Généralement dans un espace de travail 2D • Non couplée avec la manipulation des objets • Pas d'assistance indépendante au niveau de chaque articulation • Parfois l'amplitude de mouvement est limitée • Mesures de sécurité inadéquates dans certains cas • Utilisation de modèles simplifiés qui peuvent réduire la fiabilité du suivi
Exosquelettes	• Assistance indépendante au niveau de chaque articulation • Généralement un espace de travail en 3D • Possibilité de manipulation des objets	• Nécessitent une calibration • Efforts parasites si les articulations du patient et les axes de rotation ne sont pas alignés

La thérapie assistée par la robotique est de plus en plus utilisée en neuro-rééducation pédiatrique et adulte [103, 104]. La PC comme d'autres affections neurologiques tels que les accidents vasculaires cérébraux, traumatismes crâniens, scléroses-en plaques, etc., justifient une rééducation interdisciplinaire intensive et des évaluations régulières, pouvant être optimisées par la robotique. Cette méthode de rééducation permet la répétabilité des mouvements actifs, passifs ou assistés, en quantité et en qualité. Combinée à la réalité virtuelle, la thérapie assistée par la robotique a le potentiel de simuler des situations de la vie réelle dans un environnement artificiel et favorise l'implication de l'utilisateur. Malgré le fait que plusieurs outils de rééducation robotisés aient été commercialisés, leur efficacité et fiabilité à évaluer les patients cérébro-lésés restent à démontrer par rapport aux autres techniques d'évaluation fonctionnelle et les thérapies conventionnelles.

2.4 Extraction des données

2.4.1 Électromyographie

Le signal électromyographique (EMG) est une technique de mesure de tension électrique résultant de l'innervation d'un certain nombre d'unités motrices[105]. Deux types d'EMG existent : les électrodes de surface, en contact avec la peau, qui mesurent l'activité musculaire, et les électrodes intramusculaires qui mesurent les activités des fibres musculaires plus profondes. Lors de la contraction des muscles, la conduction ionique se transforme en conduction électrique par le biais des électrodes placées sur la peau. Les signaux EMG représentent alors la somme des potentiels d'action des unités motrices activées lors de cette contraction. La qualité du signal est influencée par la distance entre les aires d'activations du muscle et la surface de la peau; ils doivent donc être amplifiés et filtrés avant de procéder à l'analyse.

Plusieurs études ont été menées pour utiliser les signaux EMG dans divers domaines tels que les commandes des bras robotiques, des commandes de contrôle d'ordinateur, l'ergonomie, la kinésithérapie et l'analyse de mouvement. Pour ce dernier domaine, le but est d'évaluer la fonction neuromusculaire d'un patient d'une manière non-invasive. Cette technique a été fréquemment utilisée en réadaptation chez des enfants atteints de PC par exemple [23, 24, 106], pour évaluer l'implication musculaire lors de contractions involontaires.

Afin d'interpréter ces signaux, il faut extraire les vecteurs de caractéristiques les plus pertinents et discriminants. D'après la littérature, les techniques d'extraction s'appliquent soit dans le domaine temporel, soit dans le domaine fréquentiel, soit dans ces deux domaines simultanément. Dans notre étude on a extrait le maximum de caractéristiques afin de comparer leur pouvoir discriminatoire avant la classification. Au total 40 attributs ont été extraits avec Matlab (Chapitre 5, Table 5.4).

2.4.2 Centrales inertielles

La centrale inertielle est un instrument qui mesure la position angulaire, la vitesse linéaire et l'orientation d'un objet dans les trois plans de l'espace[107]. Ces systèmes sont composés de trois capteurs; un accéléromètre, un gyroscope et un magnétomètre.

Depuis quelques années, les centrales inertielles se sont largement améliorées, miniaturisées et commencent à être utilisés dans la capture et l'analyse du mouvement humain[108]. Le but de ce type de technologie est de calculer la position et l'orientation des segments corporels tout en détectant les patrons moteurs pathologiques. En fonction du modèle, le coût de ces technologies est abordable et accessible que ce soit en recherche ou en clinique. Les avancées faites au regard de ces techniques comprennent aussi la méthode de transmission des données ainsi que la combinaison des deux modalités, centrales inertielles et EMG.

Le système EMG+IMU de Delsys Trigno™ est un des produits largement utilisés en recherche clinique [109-111]. Ce dernier, combine un électromyographe de surface et un accéléromètre 3D sans fil. Il intègre un filtre de suppression des artefacts et fourni des mesures de mouvement simultanément avec le signal EMG. Il est composé de capteurs EMG de petites tailles et utilise des électrodes intégrés type DryBar (système breveté). Chaque capteur sans fil comporte (Figure 2.6 a)) :

- Un capteur standard utilisant des électrodes intégrés type Dry-Bar (système breveté).
- Un capteur de type snap lead.
- Un capteur pour électrodes intramusculaire.
- Un capteur IMU intégrant un gyroscope 3 axes et un magnétomètre 3 axes en plus.
- Un capteur Mini pour les petits muscles.



Figure 2.6 a) Capteur sans fil, b) Boîtier récepteur de données, c) Interface du logiciel EMGWorks.

Les capteurs communiquent en Bluetooth avec l'unité d'acquisition. Les données sont transférées depuis le boîtier récepteur de données et chargeur des capteurs (Figure 2.6 b)) vers un ordinateur via un câble USB, permettant une acquisition de données en temps réel. Les données sont analysées avec le logiciel EMGWorks (Figure 2.6 c)). 16 capteurs sont inclus au total. Chaque capteur est composé de 4 électrodes (un signal EMG est perçu par chaque capteur) et une centrale inertielle IMU. Les capteurs ont été conçus pour des recherches expérimentales et scientifiques.

2.5 Réduction des données

Les données biomédicales sont généralement représentées par un grand nombre de paramètres liés à la pathologie et un nombre relativement faible de sujets. Ces attributs ne sont pas tous utiles et peuvent être redondants ou une source de bruit. Plusieurs techniques de réduction de dimension ont été utilisées pour remédier à ces problèmes. Par exemple, Schutte et al.[112] ont proposé un indice pour évaluer la pathologie de la marche chez les enfants atteints de PC. Le « normalcy index » est en effet un score calculé à partir d'une analyse en composantes principales (ACP) sur base de seize paramètres de la marche acquis pendant l'analyse quantifiée. Birjandtalab et al [113] ont montré que l'algorithme t-SNE (t-distributed stochastic neighbor embedding) donne de meilleures visualisations et améliore la performance des modèles de classification par rapport à d'autres techniques. Hajian et al.[114] ont utilisé une méthode de corrélation pour la sélection des caractéristiques électromyographiques les plus pertinentes afin d'améliorer l'estimation de la force du poignet dans des conditions isométriques.

Afin de sélectionner les meilleures caractéristiques parmi tous les attributs extraits, nous avons évalué leur pouvoir discriminatoire à travers deux techniques.

2.5.1 Algorithme ReliefF

ReliefF est un algorithme itératif qui a été conçu pour l'extraction des variables les plus discriminantes dans des problèmes de classification binaire [115]. Cet algorithme part de poids nuls pour toutes les variables, ensuite il choisit une observation d'une façon aléatoire et deux de ses proches voisins. Puis il met à jour le poids de chaque variable dépendamment de la distance relative entre cette observation et ses deux voisins pour chacune des variables. Enfin, il répète ces étapes m fois. Les deux proches voisins sont supposés désignés par hit et miss. L'algorithme ReliefF suit les étapes suivantes :

```
% Entrées  $\mathbf{X}$  (toutes les observations dans
les deux classes)

% Sortie :  $\mathbf{W}$  (vecteur de poids des
variables)

 $m$ : Nombre d'observations

 $\mathbf{W}=0$  ;

Pour  $i = 1$  à  $m$ 

#Trouver le plus proche voisin de la
première classe « hit »  $\mathbf{H}_i$  et le plus proche
voisin de la deuxième classe « miss »  $\mathbf{M}_i$ 
de chaque donnée  $\mathbf{X}_i$  parmi  $\mathbf{X}$ 

 $\mathbf{W} = \mathbf{W} + \frac{1}{m} (\mathbf{H}_i - \mathbf{M}_i)$ 
```

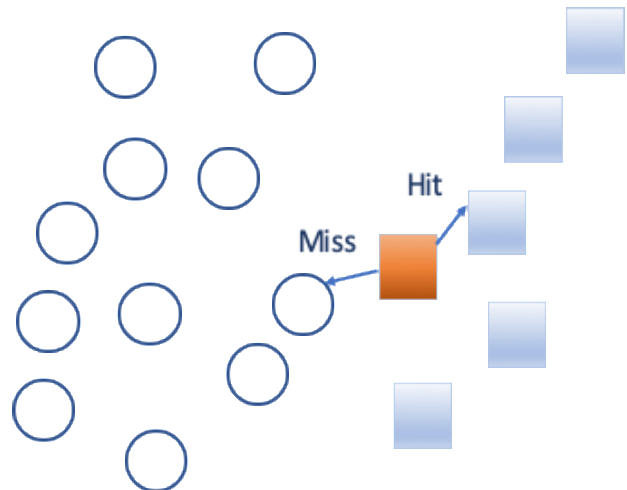


Figure 2.7 Illustration de l'algorithme ReliefF

Les modèles de classification, basés sur les variables retenues de l'algorithme ReliefF obtiennent généralement des taux d'erreur dans la moyenne.

2.5.2 Analyse en composantes principales (ACP)

L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode factorielle qui permet de compresser un ensemble de données qui comprend un très grand nombre de variables quantitatives [116]. Cette technique consiste à explorer les liaisons entre les variables et la ressemblance entre les individus. Le but est de représenter les individus dans un espace de données dans un sous espace de plus petite dimension. Cet espace va être défini à l'aide des combinaisons linéaires des variables initiales, tout en conservant le plus d'informations possible. Ces nouvelles variables sont appelées composantes principales ou axes principaux. Supposons qu'on a un tableau de données avec n lignes qui représentent nos individus de poids w_i et p colonnes qui représentent nos variables $X^1, \dots, X^p$. Chaque ligne $(x_i^1, \dots, x_i^p)$ de cette matrice représente un individu i sur les p variables. Chaque colonne $(x_j^1, \dots, x_j^n)$ représente une variable j sur les n individus. Après un centrage des données les composantes principales de l'ACP sont extraites en calculant la diagonale de la matrice de covariance comme suit

$$\mathbf{M} = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x_j x_j^T \quad (1)$$

Avec

$$x_i \in \mathbb{R}^n, i=1, \dots, m, \sum_{i=1}^n x_i = 0$$

$\mathbf{M}$ est une matrice de covariance positive qu'on peut diagonaliser avec des valeurs propres non négatives $\lambda \geq 0$ tel que :

$$\lambda \mathbf{v} = \mathbf{M} \mathbf{v} \quad (2)$$

Ainsi les axes principaux $\{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_k\}$ correspondent aux plus grandes valeurs propres avec $\lambda_k \gg \lambda_{k+1}$.

2.6 Classification : Modèles existants dans le domaine biomédical

L'apprentissage par machine (« machine Learning » en anglais) est un domaine de l'intelligence artificielle. Ce domaine se divise en deux catégories :

1. L'apprentissage supervisé qui inclut des classificateurs qui cherchent à produire des règles à partir d'une base de données d'entraînement contenant des exemples déjà traités comme l'Analyse discriminante linéaire (LDA), réseaux de neurones artificiels, machine à vecteurs de support (SVM), logique floue, etc.
2. L'apprentissage non supervisé qui inclut des classificateurs regroupant les données les plus similaires au sein du même sous-groupe : l'algorithme des k-moyennes (« k-means »), la classification hiérarchique, ACP, etc.

Ces méthodes ont été développées à partir de 1989 [117] et ont été utilisées dans nombreux domaines d'applications : les jeux vidéo, la robotique, la bio-informatique, etc. Spécifiquement, ces méthodes ont été utilisées pour l'analyse et la classification des données médicales. Parmi les applications les plus répandues on trouve la classification des patrons de la marche pathologique chez les enfants atteints de troubles cérébraux en se basant sur des mesures cinématiques et/ou électromyographiques. Par exemple, O'Byrne et al. [118] ont utilisé l'algorithme k-moyennes pour classer 237 patients avec une PC spastique unilatérale en huit groupes selon leurs patrons de marche. Bonnefoy et al. [20] ont identifié quatre profils de 122 patients avec une PC en utilisant l'analyse des correspondances multiples (ACM) et en se basant sur 16 paramètres spatio-temporels et cinématiques. D'autres classificateurs ont été appliqués pour la détection de la PC chez les nourrissons prématurés à l'aide des données provenant de vidéos [119] et chez les enfants en se basant sur des données provenant d'un système de capture de mouvement [120]. Trost et al. [121], ont développé et testé de arbres de décision pour classer l'intensité de l'activité physique chez des enfants avec PC à partir des données accélérométriques et du niveau de limitation selon le système de classification de la fonction motrice globale (GMFCS).

Comme les méthodes d'apprentissage machine sont nombreuses et variées, nous ne pouvons pas toutes les recenser, les appliquer et évaluer leurs performances. C'est pourquoi nous avons limité le choix de méthodes dans la revue de littérature en définissant principalement trois critères :

1. Une technique d'apprentissage supervisé (cette technique a été choisi parce que notre cible « le niveau de limitation » est connue à priori).
2. Les relations entre les types d'entrées influencent beaucoup le choix de la technique à utiliser. Il faudra donc prioriser les techniques qui traitent les relations non-linéaires entre les variables ce qui correspond le plus à notre cas.
3. Un des objectifs de ce projet de recherche est de développer une méthode d'évaluation en fonction de l'état du patient (en soutien du clinicien). Nous souhaitons donc une technique qui donne des bons résultats avec un jeu de données de hautes dimensions et un temps d'entraînement le plus court possible.

En nous basant sur ces trois critères, il en est ressorti quatre méthodes principales, que nous décrivons dans la revue de littérature et avons sélectionné et comparé dans la suite de la thèse :

1. L'algorithme k-moyennes (Section 2.6.1)
2. La LDA (Section 2.6.2)
3. L'arbre de décision (Section 2.6.3)
4. Le SVM (Section 2.6.4).

2.6.1 K-moyennes

La méthode des centres mobiles ou K-moyennes [122] consiste à diviser un espace d'observations en un certain nombre de classes sans que l'on connaisse leurs propriétés à priori. C'est un algorithme itératif dont le principe est de générer une classification initiale en fixant le nombre de classes à priori p . Il cherche par la suite à améliorer ces classes en réaffectant les données d'une classe à l'autre. Le principe est d'optimiser une fonction objectif à travers laquelle les individus d'une même classe doivent être similaires, et dissimilaires d'une classe à une autre. Son principe est le suivant:

- 1- On commence avec une partition initiale avec k classes qui représentent les centroïdes initialisés au hasard.
- 2- Réattribuer chaque observation à la classe avec le centroïde le plus proche en se basant sur la distance euclidienne.
- 3- Chaque nouveau centroïde représente la moyenne des points qui lui sont attribués.
- 4- Répéter les étapes 3 et 4 jusqu'à ce que l'algorithme converge et que les centroïdes n'évoluent plus.

Étant donné un ensemble de points $(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n)$, L'objectif de l'algorithme est de minimiser l'erreur quadratique entre les classes. La fonction objectif à minimiser est la suivante :

$$J = \sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^n \left\| \mathbf{x}_i^{(j)} - \mathbf{c}_j^2 \right\| \quad (3)$$

n est le nombre d'observations à partitionner en k classes

$i=1, \dots, n$

$\mathbf{C} = \{\mathbf{c}_j, j = 1, \dots, K\}$ est le centre de gravité de chaque classe.

2.6.2 Analyse discriminante linéaire (LDA)

La LDA a pour objectif de discriminer au maximum les classes données en maximisant le ratio entre la distance intergroupe et la distance intragroupe. On se base sur l'hypothèse que la matrice de covariance des variables d'entrée est identique dans toutes les classes. Soit un ensemble d'entrées présenté par la matrice $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_{ij}) \in \mathbb{R}^{n \times N}$ ou chaque colonne $\mathbf{x}_k$ correspond à un exemple et chaque ligne à un attribut. L'objectif est alors de trouver une combinaison linéaire de l'ensemble des variables d'entrée dans un espace vectoriel de plus petite dimension l ($l < n$) à travers une transformation $G \in \mathbb{R}^{n \times l}$. Ainsi, la classe à prédire pour une instance $\mathbf{y}_k$ correspond à $\mathbf{x}_k = (\mathbf{x}_{1k}, \dots, \mathbf{x}_{nk})$ et la transformation se fait comme suit :

$$G: \mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbf{y}_k = G^T * \mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^l \quad (4)$$

On décompose $\mathbf{X}$ en p classes ou sous matrices $\mathbf{B}_i \in \mathbb{R}^{n \times b_i}$ avec $1 \leq i \leq p$

On définit deux mesures :

1. la matrice intraclasse $\mathbf{S}_w$ ("within-class scatter matrix") :

$$\mathbf{S}_w = \sum_{i=1}^p b_i \mathbf{S}_i \quad (5)$$

2. la matrice interclasse $\mathbf{S}_b$ ("between-class scatter matrix") :

$$\mathbf{S}_b = \sum_{i=1}^p b_i (\bar{\mathbf{s}}_i - \bar{\mathbf{s}})(\bar{\mathbf{s}}_i - \bar{\mathbf{s}})^T; \quad (6)$$

avec :

$\bar{\mathbf{s}}$: le centre de gravité de l'ensemble des observations

$\bar{\mathbf{s}}_i$: le centre de gravité de la $i^{\text{ème}}$ classe

b_i : taille de la matrice $\mathbf{B}_i$

$\mathbf{S}_i$: la matrice de covariance de la $i^{\text{ème}}$ classe

En suivant la transformation $\mathbf{G}$, les deux matrices ci-dessus deviennent respectivement :

$$\mathbf{S}_w^L = \mathbf{G}^T \mathbf{S}_w \mathbf{G} \quad (7)$$

$$\mathbf{S}_b^L = \mathbf{G}^T \mathbf{S}_b \mathbf{G} \quad (8)$$

L'objectif de LDA est de maximiser le ratio entre la variance inter et intra ou encore en maximisant la trace de la matrice $\mathbf{S}_b^L$ et en minimisant la trace de la matrice $\mathbf{S}_w^L$. Ainsi, la solution de ce problème d'optimisation s'écrit comme suit [123] :

$$\mathbf{G}^* = \text{maxtrace}((\mathbf{S}_w^L)^{-1} \mathbf{S}_b^L) = \text{maxtrace}((\mathbf{G}^T \mathbf{S}_w \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{S}_b \mathbf{G}) \quad (9)$$

Chaque colonne de la base des vecteurs propres de $\mathbf{G}$ sera appelée vecteur discriminant.

Notons que cette méthode est employée non seulement comme une technique de classification, mais aussi comme une méthode de sélection ou de réduction de données.

2.6.3 L'arbre de décision

L'arbre de décision est un classificateur présenté sous forme d'une structure arborescente. Cette technique donne des règles compréhensibles et interprétables par l'utilisateur [1]. Chaque nœud de l'arbre suit un chemin suivant lequel les observations partagent les mêmes caractéristiques. Les règles sont créées de la racine à une des feuilles. Chaque racine spécifie un test à réaliser sur une seule variable, et les feuilles présentent les résultats possibles de ce test. L'arbre de la Figure 2.8 ci-dessous choisit une réponse booléenne {oui, non} en fonction des valeurs des attributs {difficile, durée, motivation, surprenant}.

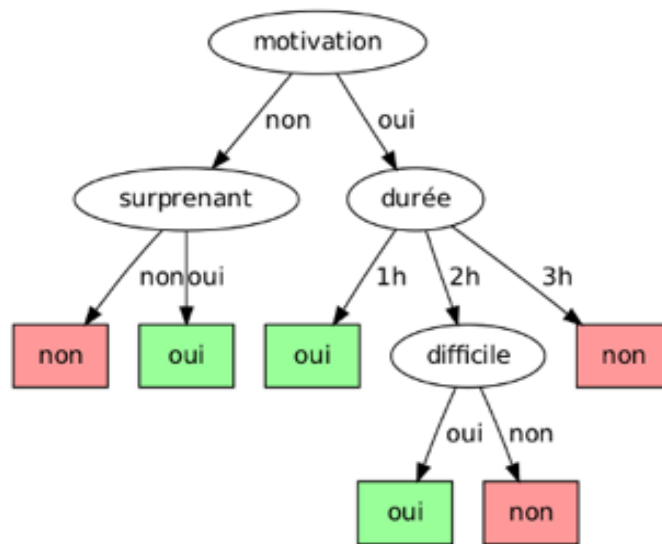


Figure 2.8 Exemple d'arbre de décision pour la question « Cette présentation est-elle intéressante ? » [1]

Le principe de l'arbre de décision est comme suit :

1- Soit un ensemble d'instances I

Trouver l'attribut qui discrimine le plus l'ensemble de données d'entraînement en se basant sur l'entropie. Pour une source ou un attribut B avec n instances, ayant chacun une probabilité p_i d'apparaître, l'entropie M de X est définie comme suit :

$$\text{Entropie}(M) = \sum_{i=1}^n -p_i \log_2 p_i \quad (10)$$

2- On calcule le gain d'information

$$\text{Gain}(M, B) = \text{Entropie}(M) - \sum_{v \in \text{Valeurs}(B)} \frac{|M_v|}{|M|} \text{Entropie}(M_v) \quad (11)$$

M : les exemples d'entraînement.

B : L'attribut à tester.

Valeurs (B) représente l'ensemble des valeurs possibles pour l'attribut B .

$M_v = \{m \in M \mid B(s) = v\}$: le sous ensemble de M qui comprend les exemples qui ont la valeur v pour l'attribut B .

n : le nombre de valeurs possibles pour la fonction visée.

p_i : la proportion des exemples dans M qui ont i comme valeur pour la fonction visée.

- 3- Ce dernier attribut va être utilisé comme test pour la racine.
- 4- Un nœud enfant est créé pour chaque résultat du test.
- 5- Les instances d'entraînement sont par la suite affectées aux nœuds correspondants.
- 6- On répète le même processus pour chacun des nœuds.

Les arbres de décision uniques posent souvent un problème de surapprentissage. Afin d'éviter ce problème et améliorer leur efficacité, les forêts aléatoires ont été développées à partir d'une agrégation d'arbres de décision [1]. Pour générer cette agrégation, chaque arbre est construit aléatoirement à partir d'un rééchantillonnage de l'ensemble de données initial (bootstrap). Par la suite, chaque arbre est construit jusqu'au bout sans élagage. Après la construction de la forêt, les arbres de décision sont appliqués un à un aux données de validation. Chaque arbre participe avec un vote et on calcule le nombre d'arbres qui a voté pour une certaine classe, ce qui nous donne la probabilité d'appartenance d'une observation à cette dernière.

2.6.4 Machine à vecteurs de support

La méthode SVM a été conçue pour séparer deux ensembles de données. Cette séparation se fait par l'intermédiaire des hyperplans optimaux. Dans le cas où les données ne sont pas séparables avec une fonction linéaire on peut utiliser la fonction « noyau » [124] en projetant les données dans une autre dimension. Selon la théorie n'importe quel ensemble de données est séparable avec la fonction Kernel. Cette technique est parmi les plus utilisées dans le domaine de Datamining vu le faible taux d'erreur par rapport aux autres techniques [125].

Le principe de SVM est de projeter les données initiales dans un espace de plus grande dimension infinie. Sur la Figure 2.9, cette transformation va être faite à l'aide d'un hyperplan linéaire choisi parmi une infinité d'hyperplans séparateurs. Le SVM choisit celui qui va maximiser la marge entre les deux classes.

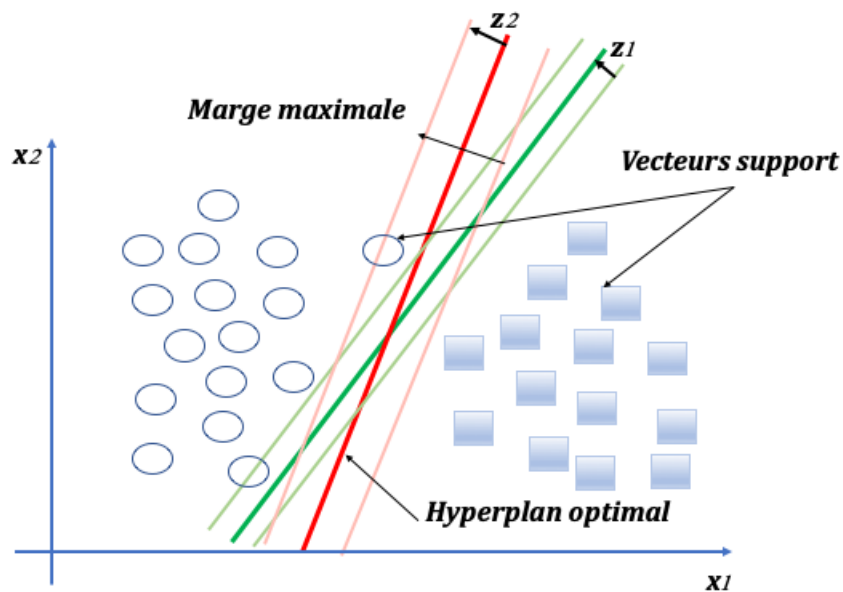


Figure 2.9: SVM: exemple d'un problème séparable dans un espace à 2 dimensions, z_2 définit la marge la plus large qui sépare les deux classes

L'équation de cet hyperplan optimal est décrite par la transformation non linéaire ϕ pour un vecteur d'entrées $\mathbf{x}$:

$$h(\mathbf{x}) = \alpha\phi(\mathbf{x}) + \beta \quad (12)$$

On cherche par la suite les hyperplans parallèles qui passent par les vecteurs supports et on déduit l'équation de cet hyperplan optimal, équidistant de ces hyperplans. Le calcul de cet hyperplan ne nécessite pas la connaissance de la fonction ϕ . Par contre on définit directement la fonction noyau qui nécessite seulement la connaissance du produit scalaire entre les points du nouvel espace. Cette fonction doit être semi-définie positive, symétrique et doit vérifier le produit suivant :

$$K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \phi(\mathbf{x}_1) \cdot \phi(\mathbf{x}_2) \quad (13)$$

Il existe plusieurs fonctions noyau, parmi les plus utilisées on trouve [126] :

- Linéaire.
- Gaussien.
- Polynomial.

CHAPITRE 3 SYNTÈSE DE LA REVUE DE LITTÉRATURE

La PC ralentit le développement cérébral des enfants et complique l'autonomie individuelle ainsi que les gestes quotidiens de base [9]. Pour ces enfants, la PC limite sévèrement l'utilisation du membre supérieur (attitude en extension/flexion du coude et du poignet, pronation/supination). La section 2.3 a fait le constat des méthodes d'évaluation du membre supérieur de l'enfant atteint de PC. La section 2.3.1 a donné un aperçu sur les échelles conventionnelles utilisées en clinique pour l'évaluation des limitations au niveau du membre supérieur et a mis en évidence certaines limites de ces méthodes. Ces échelles subjectives dépendent grandement du jugement personnel de l'évaluateur et des facteurs environnementaux [14-16]. D'un autre côté, la section 2.3.2 a fait un état des connaissances des méthodes de classification assistées par ordinateur de la sévérité de la PC pour mesurer l'amélioration post intervention. Ces études se basent sur des analyses cinématiques 3D du mouvement et l'électromyographie de surface [19-22]. Cependant, elles sont uniquement appliquées à la marche et peu utilisées pour l'évaluation du membre supérieur [4, 23, 24]. La section 2.3.3 a souligné le potentiel de la thérapie assistée par la robotique en termes d'intensité du mouvement sur une longue durée, l'analyse de mouvement et l'évaluation des thérapies rééducatives.

De nos jours, plusieurs robots d'assistance ont été expérimentés et validés par des essais cliniques et commercialisés pour les adultes post-AVC (section 2.3.3.2). Toutefois, compte tenu de l'apparition récente de ces outils; peu d'études ont validé leur efficacité en réadaptation pédiatrique [103]. Gilliaux et al.[90] ont utilisé REAplan pour comparer la rééducation robotique avec la thérapie conventionnelle chez les enfants atteints de PC. Une amélioration au niveau de la fluidité du mouvement et la dextérité manuelle a été observée dans le groupe d'entraînement par rapport au groupe témoin. Deux autres études utilisant le même appareil « Le système Armeo Spring » ont conclu qu'il y a des améliorations significatives au niveau de la cinématique du membre supérieur, telles que la durée et la vitesse d'exécution du mouvement [127, 128].

Finalement, la section 2.6 a fait un sommaire des méthodes d'apprentissage machine qui ont été sélectionnées pour classer le niveau de limitation au membre supérieur. Le choix de ces techniques était basé sur trois critères : 1. Une technique d'apprentissage supervisé vu que notre cible « le

niveau de limitation » est connue à priori, 2. Une technique qui traite les relations non-linéaires entre les variables et 3. Une technique qui donne des bons résultats avec un jeu de données de hautes dimensions et un temps d'entraînement le plus court possible. Les avantages et inconvénients des méthodes sélectionnées sont présentés dans le Tableau 3.1.

Tableau 3.1 Avantages et inconvénients des méthodes sélectionnées

Avantages	Inconvénients
K-moyennes [129]	
Facile à comprendre et à implémenter	Nombre de classes doit être connu à priori
Rapide	Résultat dépend du tirage initial
Traitement de grandes dimensionnalités	Clusters basés sur des centres de gravité fictifs
LDA [130]	
Robuste pour des applications en temps réel	Mauvaise performance avec des grandes dimensionnalités
Taux de réponse rapide et peu coûteuse en espace mémoire	Les points très loin des frontières ont tous la même influence
Bons résultats sur des signaux EMG bruités	Suppose que les données suivent une distribution gaussienne
Forêts aléatoires [131]	
Très précis	Lent à l'entraînement
Pas de surapprentissage	Ne convient pas aux petits échantillons
Adaptation à différents types de données	Simple pour des problèmes complexes
SVM [132]	
Traitement de grandes dimensionnalités	Sensibilité aux paramètres
Robustesse par rapport aux points aberrants	Problématique lorsque les classes sont bruitées
Non paramétrique	Difficulté d'interprétation
Taux d'erreur très faible par rapport aux autres approches (spécifiquement LDA)	Traitement long à cause la fonction Kernel

Une combinaison de l'entraînement à l'aide d'un robot interactif et une méthode de quantification de la faiblesse musculaire du membre supérieur, permettrait une évaluation clinique précise des possibilités motrices de l'enfant avec PC, de classer automatiquement et rigoureusement la sévérité de l'affection et cibler au mieux les muscles atteints.

3.1.1 Objectifs et hypothèses de recherche

Nous pensons que l'utilisation du robot d'assistance REAplan et l'analyse des comportements musculaires à l'aide des capteurs inertiels et des signaux EMG sur le membre supérieur des enfants atteints de PC permettent de : (1) définir avec précision la faiblesse musculaire afin d'identifier une progression ou une régression des déficits moteurs, (2) identifier par classification le degré de la gravité de l'atteinte et (3) évaluer l'efficacité des exercices avec le REAplan.

Pour tester ces hypothèses, les objectifs de recherche suivants ont été énoncés :

Objectif principal : Développer un outil d'évaluation et de catégorisation des habilités motrices des enfants atteints de PC. Ceci va être traduit par l'estimation des comportements musculaires du membre supérieur à partir des capteurs inertiels et des signaux EMG, pendant l'utilisation d'un dispositif d'assistance robotisé (REAplan).

Sous-objectif 1 : Vérifier la faisabilité d'une méthode quantitative assistée par ordinateur pour évaluer le membre supérieur des enfants avec PC à l'aide des mesures cinématiques et électromyographiques durant des mouvements simples d'extension/flexion et pronation/supination.

Sous-objectif 2 : Développer un outil d'évaluation de la fonction motrice du membre supérieur durant un entraînement robotisé.

Sous-objectif 3 : Évaluer l'efficacité du REAplan en identifiant les changements au niveau des habilités dynamiques et des activations musculaires après la thérapie robotisée.

**CHAPITRE 4 ARTICLE 1: CLASSIFICATION OF UPPER LIMB
DISABILITY LEVELS OF CHILDREN WITH SPASTIC
UNILATERAL CEREBRAL PALSY USING K-MEANS
ALGORITHM**

Ce chapitre a été publié comme article original dans le Journal officiel de la Fédération internationale de génie médical et biologique « Medical and Biological Engineering and Computing ». Ce journal est l'un des plus réputés dans le domaine du génie biomédical. Il est édité depuis 1963 et bénéficie d'une solide visibilité. Cet article a été coécrit par Sana Raouafi, Sofiane Achiche, Mickaël Begon, Aurélie Sarcher et Maxime Raison. Classification of upper limb disability levels of children with spastic unilateral cerebral palsy using k means algorithm. (2018) Journal of Medical and Biological Engineering and Computing. doi: 10.1007/s11517-017-1678-y.

Classification of upper limb disability levels of children with spastic unilateral cerebral palsy using K-means algorithm

Authors:

S. Raouafi ^{a*}, S. Achiche ^b, M. Begon ^c, A. Sarcher ^d, M. Raison ^b

Affiliations:

^a Institute of Biomedical Engineering, École Polytechnique de Montréal, QC, Canada

^b Department of Mechanical Engineering, Machine Design Section, École Polytechnique de Montréal, Canada

^c Department of Kinesiology, Université de Montréal, Montreal, QC, Canada

^d Motion Analysis Laboratory, Physical Medicine and Rehabilitation, Saint Jacques Hospital, University Hospital of Nantes, Nantes, France

*Corresponding author:

CRME – Research Center, Office GR-123

5200, East Bélanger Street

H1T 1C9, Montréal, QC, Canada

Tél. : +1 (514) 374-1710 # 8189

Email address: sana.raouafi@polymtl.ca

Abstract

Treatment for cerebral palsy depends upon the severity of the child condition and requires knowledge about upper limb disability. The aim of this study was to develop a systematic quantitative classification method of the upper limb disability levels for children with spastic unilateral cerebral palsy based on upper limb movements and muscle activation. 13 children with spastic unilateral cerebral palsy and six typically developing children, participated in this study. Patients were matched on age and manual ability classification system levels I to III. 23 kinematic and electromyographic variables were collected from two tasks. Discriminative analysis and K-means clustering algorithm were applied using 23 kinematic and EMG variables of each participant. Among the 23 kinematic and electromyographic variables, only two variables containing the most relevant information for the prediction of the four levels of severity of spastic unilateral cerebral palsy, which are fixed by manual ability classification system, were identified by discriminant analysis: (1) the Falconer index (CAI_E) which represents the ratio of biceps to triceps brachii activity during extension, and (2) the maximal angle extension ($\theta_{Extension,max}$). A good correlation (Kendall Rank correlation coefficient=-0.53, $p=0.01$) was found between levels fixed by manual ability classification system and the obtained classes. These findings suggest that the cost and effort needed to assess and characterize the disability level of a child can be further reduced.

Keywords: kinematic; electromyographic; cluster analysis; muscle co-activation; active range of motion

Abbreviations:

AROM	Active Range Of Motion
AHA	Assisting Hand Assessment
CAI	Co-Activation Index
CFCS	Communication Function Classification System
DUL	Dominant Upper Limb
EMG	Electromyography
IUL	Involved Upper Limb
GMFCS	Gross Motor Function Classification System
MACS	Manual Ability Classification System
MCC	Multiple Correlation Coefficients
PS	Pronation/Supination
SENIAM	Surface ElectroMyoGraphy for the Non-Invasive Assessment of Muscles
SUCP	Spastic Unilateral Cerebral Palsy
TD	Typically Developing
QUEST	The Quality of Upper Extremity Skills Test

4.1 Introduction

Spastic Unilateral Cerebral Palsy (SUCP) is one of the most common types of cerebral palsy [1]. It is characterized by unilateral loss of functions of the upper and lower extremities. This disability has a major negative and devastating effect on children development and on their quality of life. Children may have intellectual disability, hearing and visual deficits. Cerebral palsy has also a lifelong effect on physical, emotional, social, psychosocial and school functioning [2]. Children with SUCP have limited active ranges of motion of their Involved Upper Limb [100] [3], especially reduced extension and supination [4, 5]. This neurological disorder lead to excessive stiffness and weakness of the pronator and flexor muscles [6]. In this context, antispasticity agents were often used to manage spasticity and it was improved that they significantly reduce muscle tone and overactivity [7]. These treatments may decrease the spasticity but not necessarily strengthen the range of motion [8].

In clinical practice, SUCP children abilities are characterized by closely observing their daily physical activities and how they use their hands. Since parents are the experts of their children physical disabilities, clinical evaluation is made according to the mentioned descriptions of SUCP. Then, clinicians analyze the Active Range of Motion (AROM) of SUCP children and qualitatively identify the presence of fixed or dynamic deformities [9]. For example, the Gross Motor Function Classification System (GMFCS) focuses on gross motor function, specifically self-initiated movements, sitting and walking. The Manual Ability Classification System (MACS) [10] classify how children with cerebral palsy use their hands to handle objects in daily activities. Also, the Communication Function Classification System (CFCFS) [11] is a tool used to classify the everyday communication of an individual with cerebral palsy into one of five levels according its communication effectiveness. Among the cited classification systems, the MACS have been known to provide most reliable methods for recording and communicating about the manual ability of children with SUCP [10, 12].

In spite of its advantages, MACS was not designed to classify SUCP children in an objective way and is mainly considered as a descriptive and subjective classification system[13]. This is why specialists rely instead on child performances description s of a person who knows him very well such a parent [10]. Additionally, some performance tasks are complex, especially with the motor cognitive part present in almost all tasks and require the support of an adult [5]. Therefore, there

are risks that such a process can overestimate or underestimate children actual performances [14]. Moreover, one common disadvantage of the previously cited systems is the non-consideration of pathological mechanisms, which may affect movement deficiency results, as detailed in [15]. Also, such practices can be misleading because of biased parents and lack of knowledge about their reported experiences with their SUCP children. Therefore, using these kinds of observations cannot result in optimal classification of SUCP children disability.

Recently, quantitative methods have been used to classify pathological gait patterns of children with cerebral palsy into a predefined number of groups. For example, O'Byrne et al. [16] used K-means clustering to classify 237 patients with SUCP in different gait patterns into eight groups. Bonnefoy et al. [17] identified four profiles of CP patients using the Multiple Correspondence Analysis (MCA) on 16 biomechanical spatio-temporal and kinematic parameters of 122 CP patients. Sangeux et al. [18], used a dataset of 776 CP patients, 1552 limbs, to compare the sagittal gait patterns and K-means clustering. The results showed a strong relation between the sagittal gait patterns and the five clusters identified by K-means algorithm.

The heterogeneity of SUCP population has a significant impact on the evaluation of treatment efficacy. Previous quantitative gait classification methods suggested that different SUCP children groups could be used to develop more targeted treatments. Such a result encourages for using statistical classification method for better upper limb disability level identification. To the best of our knowledge, only a few studies focusing in upper limb disabilities of SUCP children have measured muscle activation and co-activation during active upper limb movements. Also, decomposing elbow movements in one degree of freedom movements such as flexion/extension movements and pronation/supination movements allow us to highlight the movement limitations and to target the muscles involved with specific treatments or therapies contrarily to tasks such as grasp and release. A preliminary study by our research group [3] allowed us to collect various muscular and kinematical parameters for a complete analysis of upper limb movement.

The aim of the current study is (1) to classify the upper limb disability levels of children with cerebral palsy, based on upper limb movement and muscle activation using K-means clustering and discriminant analysis (2) to find a limited number of inputs that will lead to an optimal classification of SUCP children disabilities (3) to determine if disability levels found by the

clustering method were in concordance with those fixed by MACS and (4) to examine the impact of the frequency of movement on the classification results.

4.2 Materials and Methods

4.2.1 Participants

This research used a subject database that has already been collected in a different study by our research group [3]. According to our exclusion criteria, data from participant 20 and 21 were excluded from our analysis due to: 1. Non-respect of the instructions by participant 20 and 2. Hardware failure during the data acquisition of participant 21. Our study included 13 SUCP children (mean age: nine years one month, SD: two years). The MACS levels were used to evaluate their manual ability (Level I: Objects are handled easily and successfully, Level II: Handles most objects but with some reduced quality and/or speed, Level III: Handles objects with difficulty – the child will need help to prepare and/or modify activities). In this group, two children are classified at level 3 according to MACS, seven at level 2, and four at level 1. Furthermore, only six Typically Developing (TD) children were included for considering the gap between the total number of observations for each group (mean age: eight years two months, SD: eight months). Table 4.1 lists the participant characteristics. Given that the upper limb dominance has not been found to be significantly associated with task demands especially during pointing tasks [19], our study will include parameters from the IUL of children with SUCP and the dominant upper limb (DUL) of TD children during the extension/flexion and pronation/supination (PS) trials.

The 19 children performed four consecutive cycles of six tasks: extension/flexion and pronation/supination movements at three frequencies (0.35 Hz, 0.50 Hz, and 0.65 Hz) [20]. During voluntary elbow movements, kinematic and electromyographic variables were collected from the IUL of children with SUCP and the DUL of TD children. Representative indicators of the muscle activation such as the muscle co-activation index (CAI) [21], were extracted from the electromyographic measurements. Amongst the kinematic and electromyographic (EMG) variables, 23 variables showed a statistically significant difference between DUL and IUL during extension/flexion cycles and were included in the following analysis [3]. The review was assented by the Research Ethics Boards of Ste. Justine Hospital. The authorization was written and approved

by the parents or guardians of the children involved, and informed assent was obtained from all children.

Table 4.1 Demographic and clinical data for SUCP and TD children. The MACS levels for classification of their manual ability (0: none,1: Objects are handled easily and successfully,2: Handles most objects but with some reduced quality and/or speed, 3: Handles objects with difficulty – the child will need help to prepare and/or modify activities). Abbreviations: F: Female. M: Male. IUL: Involved upper limb. L: Left. R: Right. MACS: Manual ability classification system. SUCP: Spastic Unilateral Cerebral Palsy. TD: Typically Developing. NA: Not Applicable.

	Participant	Age (years: months)	Sex (M: Male; F: Female)	IUL (R: Right; L: Left)	MACS
TD children	2	8	M	NA	0
	3	9	F	NA	0
	4	9	M	NA	0
	5	8	F	NA	0
	6	8	F	NA	0
	7	7	F	NA	0
SUCP children	1	11:3	M	R	1
	8	6:2	F	L	1
	11	6:8	M	R	1
	17	9:1	F	R	1
	9	8:3	F	R	2
	10	7:5	M	L	2
	12	9:3	M	R	2
	14	10:8	F	L	2
	15	12	F	L	2
	18	7:8	F	L	2
	19	12:5	M	R	2
	13	8:9	M	L	3
	16	8:2	M	R	3
	20	5:9	M	L	2
	21	6:2	F	R	1

4.2.2 Experimental Set-up

The details of each separate experiment (Kinematics and ElectroMyoGraphy processing) has been reported, including data extraction forms with detailed instructions and figures, in the preliminary study by our research group [3].

A 29 retroreflective markers were placed on the anatomical landmarks, thorax, shoulder, hand, forearms and arm [3]. Kinematics was recorded by a 12-camera motion-capture system (T40Sx VICON, Oxford, UK) at 100 Hz. The kinematic data was computed using a refined multibody model of the upper limb including the means of a forearm closed-loop [22].

Gaudet et al. [23] confirmed in a recent study the global reliability of EMG for muscle motor functional monitoring. Superficial muscle activation in charge of extension (triceps brachii longus), flexion (biceps brachii brevis, brachialis, brachioradialis), pronation (pronator teres, pronator quadratus) and supination (biceps brachii brevis) [24] was recorded using a wireless free EM300 system (BTS, Milan, Italy) and placed according to the guidelines for Surface Electromyography for the Non-Invasive Assessment of Muscles (SENIAM) [25].

The EMG normalization method used implies that the activation areas cannot be compared between different participants, because of the large variability between electrode sites [26, 27]. Therefore, the co-activation index CAI [%] was based on the specific formulation by Falconer and Winter [21] as presented in Eq. (1), which provides a normalized index that enables direct comparison between participants.

$$CAI = 2 \cdot A_{(Ag,Antag)} A_{Ag} A + A_{Antag} \quad (1)$$

Where $A_{(Ag,Antag)}$ [%] is the common activation area between agonist and antagonist muscles; A_{Ag} [%] and A_{Antag} [%] are the activation areas of agonist and antagonist muscles respectively.

Since several flexor and pronator muscles were studied [3], the CAI was defined for each antagonist pair. For example, during the PS trials, where the action of the two pronators, the teres and the quadratus, opposes the biceps brachii action, the CAI was calculated for the pronator teres/biceps brachii pair as well as for the pronator quadratus/biceps brachii pair.

4.2.3 Statistical Analysis

A partitioning method divides the data into k non-overlapping clusters, so that objects of the same cluster are close to each other and objects of different clusters are dissimilar. In this study K-means was used as a clustering approach to the dataset.

4.2.3.1 Feature selection

To ensure relevant results, a discriminant analysis was performed to determine the most pertinent measures that will be the best predictors for the groups. Discriminant analysis is widely used as a solution for feature selection. This method assumes normal distributed data, features' independence and identical covariance matrices for every class. Even if these assumptions are required for discriminant analysis as classifier, discriminant analysis for performing a supervised dimensionality reduction can also work reasonably well if those assumptions are violated [28].

To estimate the suppressive coefficients, a multiple correlation coefficient [50] was performed to improve the prediction of the parameters applied in the classification [29]. The discriminant analysis was performed on uncorrelated variables to create a procedure for K-means classification and uses independent variables that account for most of the differences among the groups analyzed.

To achieve this, the method analysis step by step down was used. First, all the uncorrelated variables in the model will be included, then, at each step, we remove the variable that contributes least to the prediction of group membership.

4.2.3.2 K-means clustering

The K-means clustering [30] is a method for unsupervised learning, used to partition a dataset into K groups fixed a priori. The idea is to select k initial cluster centers and refining them as the following steps:

- 1- Start with an initial partition with k clusters ($k=4$, based on the classification according to MACS), which represent the first k centroids. The aim is to evaluate if our method will succeed in finding an equivalent classification.
- 2- Determine the distance of each object to the centroids and assigning it to the closet cluster center.
- 3- Take all the points assigned to the center and recalculate the new k centroid positions.

4- Repeat steps 2 and 3 until the algorithm converges and there is no change in assignment of points to groups. The algorithm goal is to reduce the sum of the squared error over all k clusters. The objective function to minimize is: $J = \sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^n \|x_i^{(j)} - c_j\|^2$, where $X = \{x_i\}$, $i=1, \dots, n$; n is the data points to be clustered into k clusters and $C = \{c_j, j = 1, \dots, K\}$ is the cluster center.

In the following analysis, the assumption on the number of groups was based on the classification by MACS (four distinct groups), so the data was partitioned into $k=4$ clusters. The objective of the K-means clustering method is to find a partition of a separate set of healthy and spastic subjects according to their disability levels fixed by MACS. The group of patients with SUCP contained three subgroups. The first one contained two children classified at level 3 according to MACS; the second comprised seven children classified at level 2, and the third comprised four children classified at level 1. The group of healthy children contained six TD children. The changes in the clusters produced, were examined as the frequency increased. The variables used in the analysis have different scales. A centering and a reduction of the data were then necessary to give the same weight to each variable. For interpretation of the clusters, the conditional means of the original parameters was evaluated (Table 4.3). Also, a graphical display that describes the objects and their interrelations was created (CLUSPLOT and silhouette) [31]. This will allow for determination of the size and shape of clusters.

4.2.3.3 Kendall Tau Correlation Coefficient

To examine the significant relationship between MACS levels and the obtained clusters from our K-means algorithm, bivariate correlation coefficient was used. Since the variables are based on ordinal scale, Kendall tau correlation test as nonparametric correlation was calculated. Kendall's coefficient of rank [81] is used to measure the association between two measured quantities. In this study, test of significance in two tailed is selected to investigate the significant relationship.

4.3 Results

Clustering results generated by the K-means method at three frequencies are shown in Table 4.3 and Table 4.4 respectively.

4.3.1 Feature selection

Using our dataset, we obtained the MCC between the 23 variables. We adjusted the results of pairwise comparisons using the Bonferroni correction to account for the increased probability of detecting small p-values due to chance when making multiple comparison. Statistical significance of each correlation coefficient was determined using a Bonferroni corrected alpha of 0.05/23 or ~ 0.002 . After applying Bonferroni correction, we were able to identify a significant correlation between nine variables;

$(CAI_{BrachioF}, CAI_{BrachioE}, CAI_{BrachiaE}, \dot{\theta}_{F,mean}, \dot{\theta}_{E,mean}, \dot{\theta}_{F,max}, \dot{\theta}_{E,max}, \ddot{\theta}_{E,max}$ and $\ddot{\theta}_{F,max}$).

Each of these correlations were significantly correlated using a Bonferroni corrected alpha for multiple comparisons ($p < 0.002$). Using Spearman rank-order correlation coefficients, we then choose to keep $CAI_{BrachioF}$ which was the most strongly correlated with the target variable MACS levels ($Rho=0.432$, $p=0.028$). Then, only 15 parameters were included in discriminant analysis (Table 4.2).

Taking into account all 15 variables as inputs, discriminant analysis could then be used to determine which parameters contribute the most to the prediction of the four clusters for the K-means method. One discriminating function was statistically significant ($p < 0.05$). The function accounts for 95.9% of the variance between groups. The Fisher's linear discriminant function coefficients for each group enable us to classify the observations into groups. The Box's M is significant ($p=0.01$). The eigen value is 6.89 (>1). Wilks Lambda = 0.10, $p=0.0005$. Thus, the function 1 explains the variation well. In addition, the standardized coefficients of the function indicate the partial contribution of each parameter to the different levels of discriminant. The first function was: $-0.66 \times \theta_{Extension,max} + 0.91 \times CAI_E$. The independent variable Falconer index seems to have the higher weight in prediction specifically for SUCP with disability at level 3. The cross-validated accuracy rate was 80.6% and the most discriminant measures are the maximal angle of extension and the Falconer index during extension.

Each subject was then characterized by two variables selected by discriminant analysis: maximal angle of extension and the Falconer index during extension. According to these variables, possible dissimilarities were investigated among the subjects at three different frequencies.

Table 4.2 Minimum (min), maximum (max), mean and amplitude (amp) calculated for four consecutive cycles of extension/flexion movement

Parameter	Description
Cycle Duration	Average duration of flexion-extension cycle in seconds. For an imposed frequency of 0.35Hz, this period should be close to $1 / 0.35 = 2.86\text{s}$ to 0.50Hz and 0.65Hz 2s 1.54s [s]
$\theta_{Flexion,max}$	Maximum reached flexion angle [rad]
$\theta_{Extension,max}$	Maximum reached extension angle [rad]
$\theta_{PS,mean}$	Average angle of pronation supination [rad]
$\theta_{PS,amp}$	Amplitude of pronation supination [rad]
I_F	The peak activation time as the instant initiating the window of 10% of the cycle during which the activation area of the biceps is the largest during flexion movement
CAI_F	Falconer index or co-activation index calculated for the biceps and triceps for the flexion movement
CAI_E	Falconer index or co-activation index calculated for the biceps and triceps for the extension movement
$CAI_{BrachioF}$	Falconer index or co-activation index calculated for the brachioradialis and triceps for the flexion movement
$CAI_{BrachiaF}$	Falconer index or co-activation index calculated for the brachialis and triceps for flexion movement
$Area_{Biceps,exc}$	Percentage of the total area of the biceps activation for which the biceps is eccentrically activated, with a minimum velocity threshold imposed
$\ddot{\theta}_{Extension,acc} (\%)$	Percentage of extension-flexion cycle which corresponds to an extension movement acceleration
$\ddot{\theta}_{Flexion,dec} (\%)$	Percentage of extension-flexion cycle which corresponds to a flexion movement deceleration
$\ddot{\theta}_{Extension,dec} (\%)$	Percentage of extension-flexion cycle which corresponds to an extension movement deceleration
$\ddot{\theta}_{Flexion,acc} (\%)$	Percentage of extension-flexion cycle which corresponds to a flexion movement acceleration.
$\dot{\theta}_{Flexion,max}$	Angular velocity of Maximum reached flexion [rad/s]
$\dot{\theta}_{Extension,max}$	Angular velocity of Maximum reached extension [rad/s]
$\ddot{\theta}_{Extension,acc,max}$	Maximum angular acceleration of extension movement [rad/s ²]
$\ddot{\theta}_{Flexion,acc,max}$	Maximum angular acceleration of flexion movement [rad/s ²]
$\dot{\theta}_{Flexion,max}$	Average of angular velocity during flexion movement [rad/s]

Table 4.2 Minimum (min), maximum (max), mean and amplitude (amp) calculated for four consecutive cycles of extension/flexion movement (suite)

Parameter	Description
$\dot{\theta}_{Extension,max}$	Average of angular velocity during extension movement [rad/s]
$CAI_{BrachioE}$	Falconer index or co-activation index calculated for the brachioradialis and triceps for the extension movement
$CAI_{Brachia,E}$	Falconer index or co-activation index calculated for the brachialis and triceps for the extension movement
<i>Duration of main activation_{brachio,E}(%)</i>	Duration of brachioradialis main activation during extension movement
<i>Duration of main activation_{PT}(%)</i>	Duration of Pronator teres main activation during pronation movement
<i>Duration of main activation_{PQP}(%)</i>	Duration of Pronator quadratus main activation during pronation movement
<i>Duration of main activation_{PQ PT}(%)</i>	Duration of Pronator teres main activation during supination movement
<i>Duration of main activation_{PQS}(%)</i>	Duration of Pronator quadratus main activation during supination movement
$CAI_{PT,P}$	Falconer index or co-activation index calculated for the pronator teres and biceps brachii for the pronation movement
$CAI_{PQ,P}$	Falconer index or co-activation index calculated for the pronator quadratus and biceps brachii for the pronation movement
$CAI_{PT,S}$	Falconer index or co-activation index calculated for the pronator teres and biceps brachii for the supination movement
$CAI_{PQ,S}$	Falconer index or co-activation index calculated for the pronator quadratus and biceps brachii for the supination movement
I_{PT}	The peak activation time as the instant initiating the window of 10% of the cycle during which the activation area of the pronator teres is the largest during pronation movement
I_{PQ}	The peak activation time as the instant initiating the window of 10% of the cycle during which the activation area of the pronator quadratus is the largest during pronation movement

4.3.2 K-means

First, the K-means method was applied with prefixed number (2 and then 3 clusters). The results showed an overlapping area between classes when compared to results obtained by four clusters. Table 4.3 shows the mean values of the clusters. The four groups were equivalent among the three frequencies and were classified differently. No frequency effect was noticed, which means that the classification was the same regardless of the movement frequency. The overall mean scores of the two variables attributed to the children was the same among the three different frequencies in cluster 1,2,3 and 4 respectively (Overall Kruskal Wallis, $p>0.05$ for both variables; $p>0.05$ for all comparisons). In the next paragraphs only results of clustering at 0.35 Hz will be discussed.

The K-means method produced four different size clusters as follows: 5, 2, 10, and 2 subjects in each. The value of variance described by the grouping was 80.9%. The mean of Falconer index during extension in cluster 2 is 0.23 (0.04). According to MACS, this cluster contained the two SUCP children with level 3. In contrast to group two, the third cluster is characterized by the highest angle of extension and the lower Falconer of extension. The mean in this cluster is 78.61 (2.98) for the maximal angle of extension and 0.06 (0.02) for the Falconer index during extension. According to MACS, this cluster contained all TD children and all SUCP children with level 1. Figure 4.1 a is a silhouette graph [31] that represents a graphical means of viewing the clustering. The silhouette (S) is an index that compares the average dissimilarity of each object with all objects in the group, and the one with all the objects of the other groups. A negative value of S means the individual is not in "good class", and therefore could be moved to the closest class. This plot is a way to evaluate the fit of objects to fuzzy clusters. Each bar represents the degree of membership of each object in the group to which it is attached (Figure 4.1a, S between -1 and 1).

A larger average figure width indicates a more homogeneous group. The Group 2 was the most homogeneous (average width of silhouette 0.54). In Figure 4.1a, within each group, the objects are classified according to their degree of membership. Subject three can be considered as the central subject ("typical") in group three, while subject 17 is the eccentric subject ("atypical") in Group three. Subject 10 is the atypical subject in group four and can be moved to group one (the closest group), which contained all SUCP with level 2 according to MACS.

For the silhouette, the width of the bars indicates the strength of clustering for each object. Negative bars indicate unsatisfactory classification, for example object number 10. Figure 4.1b is a projection of groups on an ordination graph formed by the two main factorial axes of a principal coordinate analysis based on the scores of two variables for maximal angle of extension and the Falconer index during extension, explaining 100% of the total information [31]. The density of the clusters (the number of points per area of the ellipse) reflects the number of subjects per cluster. Figure 4.1 (a) and Figure 4.1(b) show a good result together; the four groups are well separated. For post hoc cluster characterization in terms of two discriminant variables, “pairwise” test was provided in Table 4.4, to identify which variable is the best to recognize the disability level of the SUCP child and discriminate it from the other subjects.

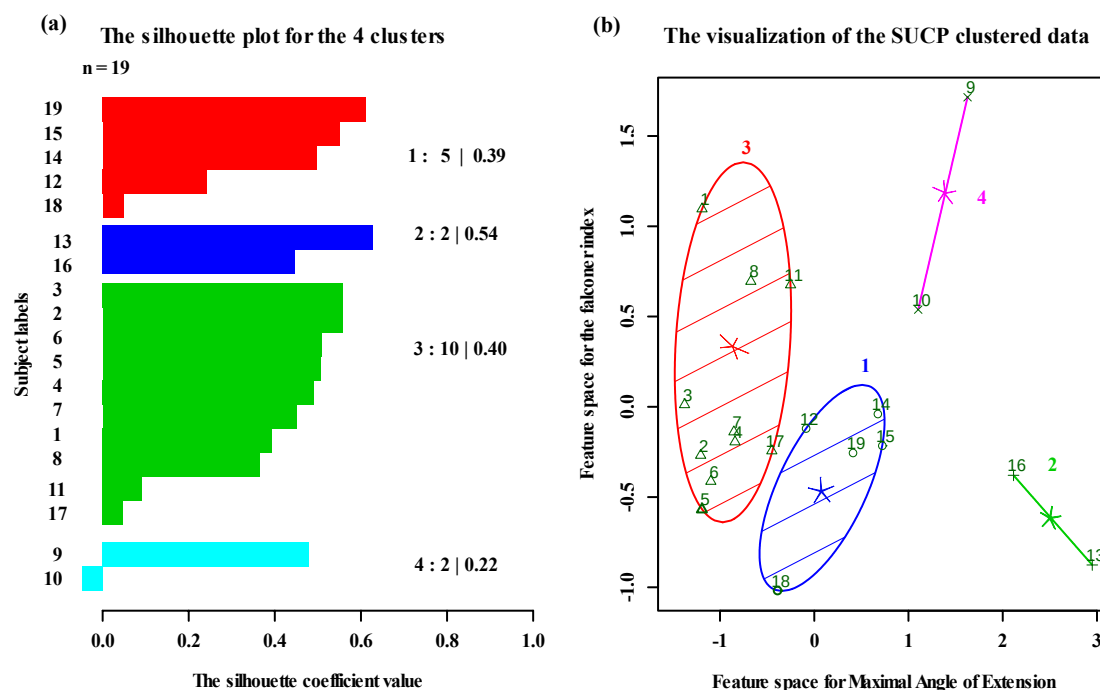


Figure 4.1 (a) Silhouette plot for the K-means partition of TD and SUCP children, four cluster solutions at a frequency of 0.35 Hz, (b) cluster plot graph. The graph depicts the four clusters in the two dimensions given by the first two principal components. Each subject of the data is colored according to its cluster assignment. The cluster centers are specified using big stars in the center of each cluster. TD typically developing, SUCP spastic unilateral cerebral palsy

The Falconer index during extension still emerges as the most discriminating variable, and precisely between the groups three and two. The IUL presented a much smaller extension AROM than in the DUL, and an excessive co-activation index during extension (Mean:0.23, SD:0.04), which was practically absent in DUL (Mean:0.06, SD: 0.02). These findings are in agreement with the results from [3, 32].

Based on the results of Kendall's tau correlation coefficient, there was a significant relationship between MACS levels and the obtained clusters from our K-means algorithm equal to Kendall Rank correlation coefficient =-0.53 with a $p= 0.01$.

Table 4.3 Mean, SD variables for each cluster with k-means method

	K-means(0.35Hz)			K-means (0.50Hz)			K-means (0. 65Hz)		
	Size (%)	Minimum angle of extension	The Falconer index during extension	Size (%)	Minimum angle of extension	The Falconer index during extension	Size (%)	Minimum angle of extension	The Falconer index during extension
		Mean± SD	Mean± SD		Mean± SD	Mean± SD		Mean± SD	Mean± SD
Clus_1	26.31	64.89±14.34	0.13±0.01	21.05	24.05±18.90	0.26±0.04	31.58	61.73±7.75	0.11±0.03
Clus_2	10.53	30.46±4.20	0.23±0.04	15.79	61.19±2.16	0.06±0.03	10.52	76.86±25.34	0.24±0.004
Clus_3	52.63	78.61±12.98	0.06±0.02	36.84	85.90±6.56	0.07±0.03	36.84	87.03±5.60	0.11±0.03
Clus_4	10.53	20.19±21.04	0.11±0.02	26.32	63.22±11.59	0.17±0.05	21.05	28.29±14.98	0.25±0.05

The K-means method produced four different size clusters as follows: 5, 2, 10, and 2 subjects in each. The value of variance described by the grouping was 80.9%. The mean of Falconer index during extension in cluster 2 is 0.23 (0.04). According to MACS, this cluster contained the two SUCP children with level 3. In contrast to group two, the third cluster is characterized by the highest angle of extension and the lower Falconer of extension. The mean in this cluster is 78.61 (2.98) for the maximal angle of extension and 0.06 (0.02) for the Falconer index during extension.

Table 4.4 Pairwise comparisons between the four clusters tested at the 0.05 level.

Variable	K-means (035Hz)		K-means (050Hz)		K-means (065Hz)	
	clusters	p-value	clusters	p-value	clusters	p-value
Angle minimum extension	Cluster 1 vs. Cluster 3	<0.0001	Cluster 3 vs. Cluster 4	<0.0001	Cluster 1 Vs. Cluster 3	<0.0001
The Falconer index during extension	Cluster 2 vs. Cluster 3	<0.0001	Cluster 3 vs. Cluster 4	<0.0001	Cluster 1 vs. Cluster 3	<0.0001

4.4 Discussion

K-means clustering was used to classify the severity of disabilities scale of children with SUCP. The purpose of this classification method was to support clinical evaluation in classifying children based on kinematics, EMG parameters and considering their upper limb function to evaluate the impact of muscle activation on the AROM. The main finding of this study was that the K-means algorithm identified four different clusters based on the most pertinent parameters CAI_E and $\theta_{\text{Extension,max}}$ selected by discriminant analysis, which was related to MACS levels (Kendall Rank correlation coefficient = -0.53, $p=0.01$). There was no overlap between the three SUCP groups and the TD group (Figure 4.1(b)). According to MACS, one of the groups contained all the TD children and all SUCP children with level 1. This indicates that SUCP children with level 1 according to MACS present a high extension and a reduced co-activation on the AROM that are close to those of TD children. The second group has the patients with the highest co-activation on the AROM and a reduced extension. According to MACS, this group contained the two SUCP children with level 3. Excessive antagonist muscle activation was found in the IUL during extension movement [3, 33], and was the most discriminant parameter between the clusters. Additionally, a limited extension AROM was observed in SUCP children relative to TD children [34] (Table 4.3). For post hoc cluster characterization, co-activation on the AROM of extension emerges as the most discriminating variable and precisely between the groups two and three ($p<0.0001$). The SUCP children present a reduced extension AROM compared to the TD children, in agreement with the results from the literature [4, 5, 35, 36], especially in the second cluster which contained SUCP children classified at level 3 by MACS. Extreme co-activation was determined as the factor that had the most impact on the reduced AROM of extension in the IUL, in agreement with [37] [35]. This study also found there was no frequency effect, which means that the classification was the same regardless of the movement frequency. These findings replicate those previously reported in [38] during gait analysis.

Clinical estimation is typically attempted by comparing a patient measurement to the arrangements proposed from the literature. The approach presented here evaluates the functional ability by developing an automatic quantitative assessment. Using clustering techniques on the kinematic data, each affected limb of a SUCP child can be automatically placed into clinical groups that identify the IUL deviations.

It is important to emphasize the advantage of using a classification tool on the two main variables proposed, i.e. the co-activation and the AROM during the extension, rather than using a manual scale, such as the MACS, the Quality of Upper Extremity Skills Test (QUEST) and Assisting Hand Assessment (AHA).

An adequate treatment planning requires extensive knowledge of all upper limb motor dysfunctions. Previous studies used classification systems of upper limb function, which describes SUCP children ability to handle objects without considering pathological mechanisms involved in movement deficiencies. For example, QUEST was developed to identify the improvement in the quality of upper limb movements within four domains; dissociated movement, grasp, protective extension and weight bearing [39]. Another tool to evaluate the upper extremity for SUCP children is AHA, which use four-point scale to describe the use of the IUL in bimanual activities [40]. Recent reviews raised questions about the validity of such tools which use an ordinal outcome score [41, 42]. Moreover, some of these methods are not sensitive enough to identify clinically meaningful changes in upper limb function following a surgical intervention for example [43]. In particular, MACS [10] assesses the ability to execute a requested task, regardless of the manner in which this is done and if the child has received assistance or not to accomplish the task. The MACS provides a subjective description of the upper limb performance based on the opinion of the rater, which can give misleading information about the degree of severity and the improvement in performance. This makes the test very subjective and personalized for each patient and each evaluator [13, 44].

The proposed classification method using quantitative and objective measurements yielded a more particularized and systematic estimation of the severity of SUCP children based on co-activation index and limited active range of motion during the extension movement. An objective measurement of the upper limb kinematics might detect the presence of reliable and greater improvements that are not adequately captured by functional measurements. Furthermore, kinematic and EMG data provide a variety of characteristics such as joint velocity and acceleration, and muscle activation, which better describe how movements progress over time, and therefore help one to identify the muscles to target with specific treatments to improve the upper limb function.

In this study, K-means clustering analysis generated subgroups with a prefixed number according to MACS (Three subgroups of SUCP children and one group contained TD children) and involved the two most discriminant variables obtained from discriminant analysis (co-activation on the AROM of extension and AROM of extension). This classification matched the clinical reports with a good correlation.

One limitation of this method might be the low number of subjects in groups of SUCP children, and thus for better cluster analysis we would need a large number of observations. Further studies will be needed to validate the proposed method including more SUCP children.

4.5 Conclusions

The K-means algorithm succeeded in identifying four different clusters which related to MACS levels ($p=0.01$). Using only the two most pertinent parameters, the Falconer index and maximal angle extension, we can classify disabilities of children with SUCP. We believe that our K-means clustering approach has interesting implications for objective-based research. Former studies involved extensive classifications to depict the IUL deformity without elaborating a particular explanation. The classification accorded here eases the recognition of different pathologies that shape a specific group and offers a more particularized estimation of severity of SUCP children.

Compliance with ethical standards

Conflict of Interest

The authors declare that they have no conflict of interest.

Ethical approval

All procedures performed in this study were in accordance with the Research Ethics Boards of Ste. Justine Hospital. The authorization was written and approved by the parents or guardians of the children involved, and informed assent was obtained from all children.

4.6 References

- [1] T. Moore *et al.*, "Neurological and developmental outcome in extremely preterm children born in England in 1995 and 2006: the EPICure studies," *BMJ*, vol. 345, p. e7961, Dec 04 2012, doi: 10.1136/bmj.e7961.
- [2] A. Colver *et al.*, "Self-reported quality of life of adolescents with cerebral palsy: a cross-sectional and longitudinal analysis," *Lancet*, vol. 385, no. 9969, pp. 705-16, Feb 21 2015, doi: 10.1016/S0140-6736(14)61229-0.
- [3] A. Sarcher *et al.*, "Impact of muscle activation on ranges of motion during active elbow movement in children with spastic hemiplegic cerebral palsy," *Clin Biomech (Bristol, Avon)*, vol. 30, no. 1, pp. 86-94, Jan 2015, doi: 10.1016/j.clinbiomech.2014.10.009.
- [4] B. Steenberg, Thiel, E.v., Hulstijn, W., Meulenbroek, R.G.J., 2000. The coordination of reaching and grasping in spastic hemiparesis. *Hum. Mov. Sci.* 19, 75–105.
- [5] M. Kreulen, M. J. Smeulders, H. E. Veeger, and J. J. Hage, "Movement patterns of the upper extremity and trunk associated with impaired forearm rotation in patients with hemiplegic cerebral palsy compared to healthy controls," *Gait & posture*, vol. 25, no. 3, pp. 485-92, Mar 2007, doi: 10.1016/j.gaitpost.2006.05.015.
- [6] S. Levitt, "Treatment of cerebral palsy and motor delay," *Arch Dis Child*, vol. 58, no. 3, p. 240, Mar 2010.
- [7] V. Pavone *et al.*, "Botulinum Toxin Treatment for Limb Spasticity in Childhood Cerebral Palsy," *Front Pharmacol*, vol. 7, p. 29, 2016, doi: 10.3389/fphar.2016.00029.
- [8] V. W. Chu, T. G. Hornby, and B. D. Schmit, "Effect of antispastic drugs on motor reflexes and voluntary muscle contraction in incomplete spinal cord injury," *Arch Phys Med Rehabil*, vol. 95, no. 4, pp. 622-32, Apr 2014, doi: 10.1016/j.apmr.2013.11.001.
- [9] C. L. Richards and F. Malouin, "Cerebral palsy: definition, assessment and rehabilitation," *Handb Clin Neurol*, vol. 111, pp. 183-95, 2013, doi: 10.1016/B978-0-444-52891-9.00018-X.
- [10] A. C. Eliasson *et al.*, "The Manual Ability Classification System (MACS) for children with cerebral palsy: scale development and evidence of validity and reliability," *Developmental medicine and child neurology*, vol. 48, no. 7, pp. 549-54, Jul 2006, doi: 10.1017/S0012162206001162.
- [11] M. J. Hidecker *et al.*, "Developing and validating the Communication Function Classification System for individuals with cerebral palsy," *Developmental medicine and child neurology*, vol. 53, no. 8, pp. 704-10, Aug 2011, doi: 10.1111/j.1469-8749.2011.03996.x.
- [12] C. Morris and D. Bartlett, "Gross Motor Function Classification System: impact and utility," *Dev Med Child Neurol*, vol. 46, no. 1, pp. 60-5, Jan 2004.
- [13] E. Gajewska, M. Sobieska, and W. Samborski, "[Manual ability classification system for children with cerebral palsy]," *Chir Narzadow Ruchu Ortop Pol*, vol. 71, no. 4, pp. 317-9, 2006. System klasyfikacji zdolności manualnych dzieci z mózgowym porażeniem dziecięcym.

- [14] M. Penta, L. Tesio, C. Arnould, A. Zancan, and J. L. Thonnard, "The ABILHAND questionnaire as a measure of manual ability in chronic stroke patients: Rasch-based validation and relationship to upper limb impairment," *Stroke; a journal of cerebral circulation*, vol. 32, no. 7, pp. 1627-34, Jul 2001.
- [15] A. P. Tedesco, R. D. Nicolini-Panisson, and A. de Jesus, "SHUEE on the evaluation of upper limb in cerebral palsy," *Acta Ortop Bras*, vol. 23, no. 4, pp. 219-22, Jul-Aug 2015, doi: 10.1590/1413-78522015230400967.
- [16] J. M. O'Byrne, A. Jenkinson, and T. M. O'Brien, "Quantitative analysis and classification of gait patterns in cerebral palsy using a three-dimensional motion analyzer," *Journal of child neurology*, vol. 13, no. 3, pp. 101-8, Mar 1998.
- [17] A. Bonnefoy-Mazure, Y. Sagawa, Jr., P. Lascombes, G. De Coulon, and S. Armand, "Identification of gait patterns in individuals with cerebral palsy using multiple correspondence analysis," *Res Dev Disabil*, vol. 34, no. 9, pp. 2684-93, Sep 2013, doi: 10.1016/j.ridd.2013.05.002.
- [18] M. Sangeux, J. Rodda, and H. K. Graham, "Sagittal gait patterns in cerebral palsy: the plantarflexor-knee extension couple index," *Gait Posture*, vol. 41, no. 2, pp. 586-91, Feb 2015, doi: 10.1016/j.gaitpost.2014.12.019.
- [19] E. L. Hill and F. Khanem, "The development of hand preference in children: the effect of task demands and links with manual dexterity," *Brain Cogn*, vol. 71, no. 2, pp. 99-107, Nov 2009, doi: 10.1016/j.bandc.2009.04.006.
- [20] A. Sarcher *et al.*, "Sensitivity of an upper limb motion analysis protocol to changes in kinematics and muscle activity after constraint induced therapy in children with hemiplegia," *Gait & Posture*, vol. 49, pp. 64-65, 2016.
- [21] K. Falconer and D. A. Winter, "Quantitative assessment of co-contraction at the ankle joint in walking," *Electromyogr. Clin. Neurophysiol*, vol. 25, pp. 135-149, 1985.
- [22] M. Laitenberger, M. Raison, D. Périé, and M. Begon, "Refinement of the upper limb joint kinematics and dynamics using a subject-specific closed-loop forearm model," *Multibody System Dynamics*, vol. 33, no. 4, pp. 413-438, 2015.
- [23] G. Gaudet, M. Raison, F. D. Maso, S. Achiche, and M. Begon, "Intra-and Intersession Reliability of Surface Electromyography on Muscles Actuating the Forearm During Maximum Voluntary Contractions," *Journal of Applied Biomechanics*, vol. 32, no. 6, pp. 558-570, 2016.
- [24] J. V. Basmajian, *Primary anatomy*, 8th ed. Baltimore: Williams & Wilkins, 1982, pp. xlii, 409 p.
- [25] H. J. Hermens, B. Freriks, C. Disselhorst-Klug, and G. Rau, "Development of recommendations for SEMG sensors and sensor placement procedures," *J Electromyogr Kinesiol*, vol. 10, no. 5, pp. 361-74, Oct 2000.
- [26] M. G. Feltham, A. Ledebt, F. J. Deconinck, and G. J. Savelsbergh, "Assessment of neuromuscular activation of the upper limbs in children with spastic hemiparetic cerebral palsy during a dynamical task," *J Electromyogr Kinesiol*, vol. 20, no. 3, pp. 448-56, Jun 2010, doi: 10.1016/j.jelekin.2009.07.001.

- [27] D. van Roon, B. Steenbergen, and R. G. Meulenbroek, "Trunk use and co-contraction in cerebral palsy as regulatory mechanisms for accuracy control," *Neuropsychologia*, vol. 43, no. 4, pp. 497-508, 2005, doi: 10.1016/j.neuropsychologia.2004.07.014.
- [28] T. Li, S. Zhu, and M. Ogihara, "Using Discriminant Analysis for Multi-Class Classification: An Experimental Investigation," *Knowledge and Information Systems* vol. 10, no. 4, pp. 453–72, 2006.
- [29] G. W. Snedecor, Cochran, W.G., 1967. Statistical Methods. The Iowa State University Press, Iowa USA.
- [30] J. MACQUEEN, SOME METHODS FOR CLASSIFICATION AND ANALYSIS OF MULTIVARIATE OBSERVATIONS. Proc. of the fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, ed. e.e.I.L.M.L.C.J. Neyman. 1967 , University of California Press.
- [31] G. Pison, A. Struyf, and P. J. Rousseeuw, " Displaying a clustering with CLUSPLOT," *Computational Statistics and Data Analysis*, vol. 30, pp. 381–392, 1999.
- [32] M. Bruin, et al., "Biceps brachii can add to performance of tasks requiring supination in cerebral palsy patients," *J Electromyogr Kinesiol.*, vol. 23(2), pp. 516-22, 2013.
- [33] A. Sarcher, M. Raison, F. Leboeuf, B. Perrouin-Verbe, S. Brochard, and R. Gross, "Pathological and physiological muscle co-activation during active elbow extension in children with unilateral cerebral palsy," *Clinical Neurophysiology*, vol. 128, no. 1, pp. 4-13, 2017.
- [34] B. Steenbergen and A. M. Gordon, "Activity limitation in hemiplegic cerebral palsy: evidence for disorders in motor planning," *Developmental Medicine & Child Neurology*, vol. 48, no. 09, pp. 780-783, 2006.
- [35] R. Palisano, P. Rosenbaum, S. Walter, D. Russell, E. Wood, and B. Galuppi, "Development and reliability of a system to classify gross motor function in children with cerebral palsy," *Dev Med Child Neurol*, vol. 39, no. 4, pp. 214-23, Apr 1997.
- [36] A. Sarcher, M. Raison, F. Leboeuf, B. Perrouin-Verbe, S. Brochard, and R. Gross, "Distinction between pathological and functional co-activation during active upper limb movements in hemiparetic children," *Annals of Physical and Rehabilitation Medicine*, vol. 59, p. e121, 2016.
- [37] J. L. STOUT, B. BRUCE, J. R. GAGE, and L. Schutte, "Joint kinetic patterns in children with spastic hemiplegia cerebral palsy," *Gait & Posture*, vol. 4, no. 3, 1995.
- [38] R. Gross *et al.*, "The influence of gait speed on co-activation in unilateral spastic cerebral palsy children," *Clin Biomech (Bristol, Avon)*, vol. 28, no. 3, pp. 312-7, Mar 2013, doi: 10.1016/j.clinbiomech.2013.01.002.
- [39] C. DeMatteo, M. Law, D. Russell, N. Pollock, P. Rosenbaum, and S. Walter, "The reliability and validity of the Quality of Upper Extremity Skills Test," *Physical & Occupational Therapy in Pediatrics*, vol. 13, no. 2, pp. 1-18, 1993.
- [40] M. Holmefur, P. Aarts, B. Hoare, and L. Krumlinde-Sundholm, "Test-retest and alternate forms reliability of the assisting hand assessment," *Journal of rehabilitation medicine*, vol. 41, no. 11, pp. 886-891, 2009.

- [41] J. C. Hobart, S. J. Cano, J. P. Zajicek, and A. J. Thompson, "Rating scales as outcome measures for clinical trials in neurology: problems, solutions, and recommendations," *The Lancet Neurology*, vol. 6, no. 12, pp. 1094-1105, 2007.
- [42] S. Greaves, C. Imms, K. Dodd, and L. Krumlinde-Sundholm, "Assessing bimanual performance in young children with hemiplegic cerebral palsy: a systematic review," *Developmental Medicine & Child Neurology*, vol. 52, no. 5, pp. 413-421, 2010.
- [43] H. Sätälä, A. Kotamäki, M. Koivikko, and I. Autti-Rämö, "Upper limb function after botulinum toxin A treatment in cerebral palsy: two years follow-up of six cases," *Pediatric rehabilitation*, vol. 9, no. 3, pp. 247-258, 2006.
- [44] A. P. Tedesco, R. D. A. Nicolini-Panisson, and A. d. Jesus, "SHUEE on the evaluation of upper limb in cerebral palsy," *Acta ortopedica brasileira*, vol. 23, no. 4, pp. 219-222, 2015.

**CHAPITRE 5 ARTICLE 2: MODELING THE ASSESSMENT OF
THE UPPER LIMB MOTOR FUNCTION IMPAIRMENT IN
CHILDREN WITH CEREBRAL PALSY USING SEMG AND IMU
SENSORS**

Ce deuxième chapitre se présente sous la forme d'un article original qui est présentement en révision dans le *Journal of Biomechanics*. Ce journal a été choisi car il est fait partie des meilleures revues spécialisées dans le domaine de la réadaptation et le génie biomédical. Cet article a été coécrit par Sana Raouafi, Maxime Raison et Sofiane Achiche. Modeling the assessment of the upper limb motor function impairment in children with cerebral palsy using sEMG and IMU sensors. (2019) Journal of Biomechanics. doi: <https://doi.org/10.1101/748202>.

Modeling the assessment of the upper limb motor function impairment in children with cerebral palsy using sEMG and IMU sensors

Authors:

S. Raouafi ^{a*}, M. Raison ^b, S. Achiche ^b

Affiliations:

^a Institute of Biomedical Engineering, École Polytechnique de Montréal, QC, Canada

^b Department of Mechanical Engineering, Machine Design Section, École Polytechnique de Montréal, Canada

*Corresponding author:

CRME – Research Center, Office GR-123

5200, East Bélanger Street

H1T 1C9, Montréal, QC, Canada

Tél. : +1 (514) 374-1710 # 8189

Email address: sana.raouafi@polymtl.ca

Abstract

Several rehabilitation approaches have shown that robot-assisted therapy (robot-AT) can improve the quality of upper limb movements in children with cerebral palsy (CP). However, there is still no method for assessing upper limb motor function impairment using a combination of surface electromyography (sEMG) and inertial measurement unit (IMU) sensors. The aim of this study was to develop a functional ability model to assess the effectiveness of robot-AT on improving upper limb function in children with CP. Fifteen healthy children and fifteen children with CP were included in this study. Children with CP performed eighteen robot-AT sessions and were evaluated twice, using EMG and three-axis IMU readings from accelerometer (IMU-ACC). Principal component analysis and the RELIEFF algorithm were used for dimensionality reduction of the feature space. The classification was performed by using support vector machines, linear discriminant analysis, and random forest. The proposed assessment method was evaluated by using leave-one-out cross validation. With this approach, it was possible to differentiate between healthy children and children with CP pre-robot-AT and post-robot-AT with an overall accuracy of 97.56%. This study suggests that there is potential for modeling the assessment of the upper limb motor function impairment in children with CP using sEMG and IMU-ACC sensors.

Keywords: Machine learning techniques; Surface electromyography; Inertial measurement unit; Robotic assistive devices.

Abbreviations

ACC	Accelerometer
CP	Cerebral Palsy
EMG	Electromyography
FS	Feature subset
IMU	Inertial Measurement Unit
LDA	Linear Discriminant Analysis
MSK	Musculoskeletal
PCA	Principal Component Analysis
Robot-AT	Robot-Assisted Therapy
RF	Random Forest
SVM	Support Vector Machine

5.1 Introduction

Cerebral palsy (CP) is the most common motor disability in childhood, affecting approximately 2 to 2.5 per 1000 children born [1]. It is characterized by low muscle tone and poor movement coordination. This disability has a major negative and devastating effect on children's development and on their quality of life. About 50% of children with CP present loss of functions of their upper extremities. Consequently, in the past decades, the focus of research in this field has been on the assessment of upper limb motor function, which is crucial for clinicians to use during CP therapy to evaluate the patient rehabilitation needs and increase the chances of a prognosis of motor function improvement. Consequently, this would increase the autonomy of CP children. In clinical practice, different tools were developed to evaluate UL function for individuals with CP [2-4]. Among all these methods, the MACS is considered the most reliable and valid tool to evaluate performance of upper limb tasks in daily living [5].

While some of these tools have been validated, the current outcome measures are mainly qualitative and therefore subjected to the perspective of the therapist evaluating the child. Moreover, these tools do not consider pathological mechanisms, which make it more difficult for therapists aiming to assess the effectiveness of a specific intervention [6].

Recent studies have shown the potential of quantitative electromyography (EMG) analysis in the identification of gait patterns in patients with cerebral palsy. For example, Sangeux et al. [7] used a dataset of 776 CP patients, i.e. 1552 limbs, to compare their sagittal gait patterns using K-means clustering. EMG parameters have also been found to help distinguish between healthy subjects and patients with muscle disorders like Duchenne muscular [8]. E.Abel et al. [9] developed different learning algorithms for EMG-based diagnosis of neuromuscular disorders. In this study, results showed that EMG segment analysis achieved 60–80% accuracy in classifying healthy, myopathic and neuropathic subjects. In a recent study, EMG signals were used to generate a visual biofeedback signal for wrist movement rehabilitation. It was concluded that Shannon entropy could provide an accurate visual biofeedback for reduction of spasticity in patients with a stroke [10]. Another research study found that implementing an EMG-based model of muscle health in a rehabilitative elbow brace has the potential of assessing patients recovering from Musculoskeletal (MSK) elbow trauma [11].

Existing methodologies in pattern recognition suggest that EMG signals could be analyzed to detect muscle strength and motor unit (MU) recruitment as well as measure the effectiveness of rehabilitation therapies. Specifically, for children with CP, EMG analysis has been recognized as a robust tool for identifying gait patterns [12].

To the best of our knowledge, only a limited number of studies have attempted to develop a statistical classification method to assess and characterize disability levels [13]. Similarly, only a few clinical studies have attempted to study the effectiveness of robot-assisted therapy (Robot-AT) for children with CP [14]. In these research studies improvements in upper limb function were often assessed based on the opinion of the evaluating therapist. In this context, an accurate EMG-based function ability model could be a helpful tool to better understand movement limitations in terms of muscular behavior and assess the effectiveness of assistive technology interventions for CP children.

The primary objective of the current study is to develop an EMG-based functional ability model to differentiate between healthy and CP children with an appropriate number of EMG features. A secondary objective is to evaluate the effectiveness of robot-AT for children with CP and to examine the added value of an Inertial Measurement Unit-Accelerometer (IMU-ACC) for identifying disability levels.

5.2 Material and Methods

5.2.1 Participants

Fifteen patients (mean age: 9 years 5 months, SD: 3 years 1 month) were recruited from a school for children with physical disabilities (École Victor-Doré, Montréal, Qc, Canada). Furthermore, fifteen typically developing (TD) children were included as a reference group (mean age: 8 years 2 months, SD: 2 years 7 months). This sample size was dependent on the recruitment capacity of the school. The patients' characteristics are described in Table 5.1 the inclusion criteria included a history of CP, a maximum age of 14 years and the ability to understand or perform the tasks. Among the exclusion criteria were botulinum toxin injections within six months before measurements or previous orthopedic surgery in the upper limbs. The study was approved by the Research Ethics Boards of Ste. Justine Hospital. The study entailed the free participation and authorization form was approved by the parents or guardians of the children involved.

Table 5.1 Patient characteristics

ID	Age (y)	Gender	Cerebral palsy categories	Height (m)	Weight (Kg)	Dominant arm	More affected arm	MACS
1	9.0	M	Right hemiparesis	1.63	70.00	Left	Right	2
2	11.7	M	Dyskinetic quadripareisis	1.51	35.00	Right	Left	1
3	7.0	M	Spastic Diplegia	1.33	30.04	Right	Right/Left	3
4	10.0	M	Encephalopathy with quadriplegia	1.07	35.38	Right	Right>Left	4
5	12.0	F	Spastic Diplegia	1.45	31.00	Left	Right/Left	2
6	9.6	M	Encephalopathy with cerebellar ataxia	1.35	33.57	Right	Left	3
7	8.0	M	Spastic quadripareisis	1.33	25.10	Right	Right>Left	2
8	10.0	F	Ataxic	1.32	28.12	Right	Right>Left	2
9	9.0	M	Ataxic	1.35	29.03	Left	Right/Left	2
10	7.0	M	Encephalopathy with brain atrophy	1.14	18.82	Right	Right/Left	2
11	9.1	M	Dyskinetic quadripareisis	1.31	26.00	Right	Right/Left	3
12	5.6	M	Left hemiparesis	1.32	21.00	Right	Left	3
13	11.0	F	Dyskinetic quadripareisis	1.31	24.49	Right	Right/Left	3

5.2.2 Data acquisition

Children with CP performed two robot-AT sessions with the REAplan end-effector rehabilitation robot [15] and two occupational therapy sessions per week over a period of ten weeks. Each session lasted approximately 45 minutes. The children were evaluated twice, before and after each intervention (i.e. on week 1 and week 10). Each child was assessed using the REAplan by moving the upper limb in a horizontal plane [16].

MACS scores were used to evaluate the children upper limb manual capacity [4]. Healthy children were evaluated once with the REAplan. During each evaluation session, each child was comfortably seated, and the upper limb fixed on the end effector of the robotic device. Movement performance was computed from two unidirectional tasks (a target task and a free Amplitude task) and two geometrical tasks (circle task and a square task). Each child was instructed to perform the four tasks ten times. sEMG and IMU-ACC data were collected from wearable sensors (Trigno, Delsys Inc., Natick, MA, USA). Each sensor included information from both muscle activation, via surface EMG sensors, and position by triaxial ACC. Eight sensors were attached to the skin surface of the anterior deltoid, lateral deltoid, posterior deltoid, biceps brachii, triceps Brachii, infraspinatus, brachialis and brachioradialis (Figure 5.1), according to the guidelines of the SENIAM project [17]. EMG signals were pre-amplified and band pass filtered (from 20 to 450Hz) with a sampling frequency of 1111.11 Hz. The accelerometer sampling frequency was 148.1 Hz.

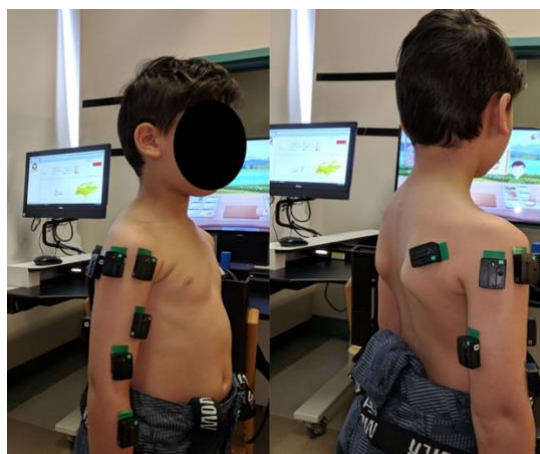


Figure 5.1 Placement of the eight sensors
(sEMG + IMU-ACC)

5.2.3 Data processing

The sEMG and IMU-ACC data were processed using custom-written MATLAB® (MathWorks®, Natick, USA) scripts.

Post-trial selection criteria

Datasets from two subjects were excluded from further analysis due to: 1. Data corrupted after visual inspection; 2. Hardware failure during the data acquisition.

Feature extraction

The most widely used features from time and frequency domains, as described in the literature, were extracted from each EMG segment (Appendix 1). These chosen features are commonly used for pattern recognition and real-time applications [18, 19].

In addition, six features were extracted from the magnitude of the acceleration including the mean, the standard deviation, the maximum, the minimum, the local minimum and maximum peaks.

Feature reduction

First, the best individual features were selected by comparing their individual performances using majority vote models on the four tasks [20]. Feature sets were then developed. To further optimize feature sets, dimensionality reduction was performed. Two dimensionality-reduction techniques were used, principal component analysis (PCA) [21] and the RELIEFF algorithm.

5.2.4 Classification

Each model was evaluated for each of the four tasks separately. Three classification models were investigated: The Linear discriminant Analysis [22], the Support Vector Machine (SVM) with polynomial kernel function and one-vs-one scheme [22], and the Random Forest [23]. Classification models were developed to differentiate between two and three classes. First, we created LDA, SVM, and RF classifiers to distinguish between healthy children and children with CP. Secondly, the same classifiers were used to distinguish between healthy children and children with CP pre_robot-AT and post_robot-AT, respectively. Since we used different types of features, a classifier-level fusion was performed to combine results from classifiers trained separately by

sEMG and IMU-ACC feature subsets. Vectors of posterior probabilities of the two first-level classifiers were concatenated to train the final model.

In the two-class models, the classification accuracy was measured using a leave-one-out patient cross-validation (LOOCV) [24, 25]. In the three-class models, datasets from healthy children and children with CP pre_robot-AT and post_robot-AT were randomly split into approximately 70% for training and 30% for testing each. This was done to handle dataset imbalances. The process was then repeated 10 times. The 10 values of accuracy were averaged to produce the final accuracy.

5.3 Results

The individual performances for each feature after applying a majority vote among the four tasks have been included as supplementary material (Appendix 2). Models were evaluated using a LOOCV. The RF classifier provided the highest accuracy for most sEMG features. New feature subsets were developed. Feature subset 1 (FS1) included only Mean Spike Slope (*MSS*) and Multiple Window (*MHW*) features (with 85.71 % and 82.14% accuracy respectively), because adding more features caused the degradation of the classification performance. Feature subset 2 (FS2) included the top ranked features among each category of sEMG features, these are: Spectral Moment 2 (*SM2*), Integrated EMG (*IEMG*), Average Amplitude Change (*AAC*), Zero Crossing (*ZC*), *MHW*, Coefficients of Cepstral Analysis (*CC4*), Maximum Fractal Length (*MFL*) and *MSS*. Skewness (*SKEW*), and Shannon entropy were excluded because of the low classification accuracy. The *IEMG*, *MHW*, and *CC4* features were selected as the best features for all tasks with RELIEFF algorithm and were considered as Feature subset 3 (FS3). For accelerometric signals, LDA provided the highest accuracy among all tasks and only the mean feature (89.26% accuracy) was considered for further analysis. First, models were developed to classify between the healthy and CP children pre-Robot-AT. FS2 provided better classification accuracy when used with the RF classifier (67.86–85.71%) than those achieved with the SVM classifier (46.42-53.57%). PCA yielded to two principal components, comprising 95% of all the variance. Classification accuracies did not improve after dimensionality reduction. Performances were ranged between 39.29 and 75% with RELIEFF algorithm and 46.43-71.43% with PCA. For IMU-ACC data, mean feature tended to work better with the LDA classifier and provided the best accuracies among all tasks (82.14-92.86%). PCA did not improve classifier performances and reached a maximum accuracy of

71.43%. All classification accuracies for sEMG and IMU-ACC feature subsets are presented in Table 5.2.

Table 5.2 Classification accuracies for all feature subsets (two-class models)

Classification accuracy (%)				
Feature subset	Task	LDA	SVM	RF
FS1	Square	60.71	53.57	82.14
	Free amplitude	64.29	57.14	75.00
	Circle	53.57	53.57	75.00
	Target	60.71	60.71	75.00
FS2	Square	64.29	46.42	75.00
	Free amplitude	46.43	46.42	67.86
	Circle	53.57	46.42	82.14
	Target	32.14	46.42	85.71
FS3 (RELIEFF)	Square	53.57	50.00	75.00
	Free amplitude	46.43	57.14	71.43
	Circle	60.71	39.29	75.00
	Target	42.86	67.86	75.00
F4 (PCA)	Square	60.71	46.43	50.00
	Free amplitude	57.14	71.43	53.57
	Circle	46.43	46.43	64.29
	Target	67.86	46.43	71.43
FS1-IMU-ACC	Square	92.86	92.86	89.29
	Free amplitude	82.14	78.57	78.57
	Circle	92.86	89.29	89.29
	Target	85.71	85.71	82.14
FS2-IMU-ACC (PCA)	Square	50.00	46.43	53.57
	Free amplitude	57.14	53.57	71.43
	Circle	53.57	46.43	60.71
	Target	53.57	46.43	71.43

Classification accuracies for fused data from sEMG and *IMU-ACC* were the same for all tasks. Final classifier inputs were obtained from trained RF classifier for sEMG features and LDA classifier for *IMU-ACC* features. SVM classifier provides the best accuracy for all tasks with fused data as inputs (96.43%).

Following the development of two-class models (Healthy as class1 and CP children pre-robot-AT as class2), classifiers were developed to distinguish between three categories: healthy, CP children pre-robot-AT and CP children post. Results are shown in Table 5.3.

Table 5.3 Classification accuracies for all feature subsets (Three-class models)

Classification accuracy				
Feature subset	Task	LDA	SVM	RF
FS1	Square	35.83	33.33	48.33
	Free amplitude	41.67	33.33	51.67
	Circle	38.33	33.33	47.50
	Target	39.17	33.33	50.83
FS2	Square	32.50	38.33	49.17
	Free amplitude	43.33	59.17	50.83
	Circle	43.33	55.00	55.83
	Target	50.83	44.17	54.17
FS3 (RELIEFF)	Square	33.33	33.33	51.67
	Free amplitude	31.67	33.33	43.33
	Circle	48.33	33.33	61.67
	Target	51.67	33.33	55.83
F4 (PCA)	Square	35.00	33.33	58.33
	Free amplitude	40.00	35.83	44.17
	Circle	35.83	41.67	51.67
	Target	46.67	33.33	42.50
FS1-IMU-ACC	Square	63.33	74.17	73.33
	Free amplitude	57.50	57.50	72.50
	Circle	62.50	78.33	73.33
	Target	65.83	70.83	69.17
FS2-IMU-ACC (PCA)	Square	27.50	33.33	42.50
	Free amplitude	38.33	30.00	51.67
	Circle	35.83	33.33	37.50
	Target	40.83	33.33	37.50

FS3 provided better classification accuracy when used with the RF classifier (43.33–61.67%) than those achieved with the SVM and LDA classifiers (33.33% for SVM and 33.33-51.67% for LDA). PCA yielded to one principal component, comprising 95% of all the variance. Classification accuracies remain low after dimensionality reduction with PCA (33.33-58.33%). For *IMU-ACC* feature, SVM provided the best accuracy among all tasks (57.50-78.33%). Regarding the final classification, fused data improved classification performances to achieve 97.56% for circle task using RF model (Figure 5.2).

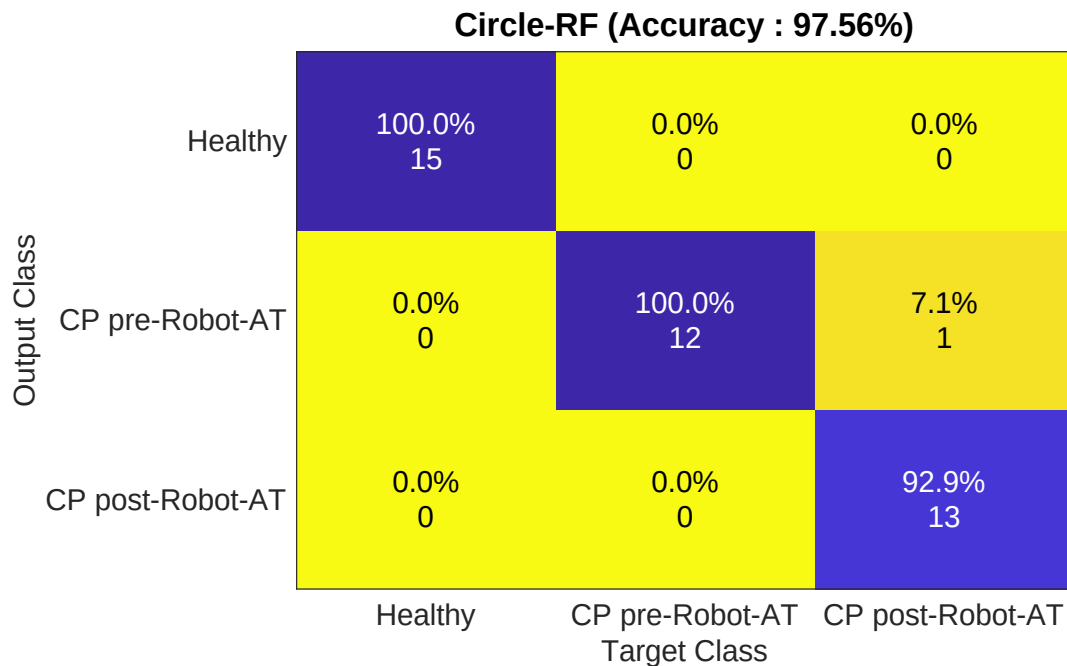


Figure 5.2 Interposition classification accuracies (in %), averaged across all subjects

5.4 Discussion

Classification techniques were used in this study to identify disability levels of children with CP after Robot-AT. The purpose of this classification was to assess the effectiveness of Robot-AT and to provide support for clinical evaluation in classifying children based on features extracted from EMG and *IMU-ACC* signals. The main result of this study was that RF classifier performed well in distinguishing between healthy individuals and those with cerebral palsy based on fused data from sEMG and *IMU-ACC* signals (97.56% classification rate was obtained).

For two-class models, confusion matrix showed that one patient disabled at level I, according to MACS, was misclassified. Further, the confusion matrix of the three-class model (Figure 5.2) showed that one patient in the pre-Robot-AT evaluation was misclassified. The diagnosis of this latter patient was spastic quadriplegia and, on the basis of magnetic resonance imaging (MRI), a diagnosis of intramedullary tumor. According to MACS, this patient is considered to have a disability level 2 pre-Robot-AT and a minor functional limitation. This suggests that classification accuracy might be limited for patients with mild to moderate motor dysfunction. It should be reminded that all tasks in the evaluation process are made in a small workspace with a standard and circular manner without regard to patient's specific characteristics and abilities. In this context, results may be misleading, and patient misclassified as healthy or with a minor functional limitation. To overcome this, a patient-specific evaluation tasks and an individualized trajectory should be designed, depending upon each patient's type of injury, disability level, range of motion and performance.

Our results showed that adding *IMU-ACC* features to the optimal feature subset (*IEMG*, *MHW*, and coefficients of spectral analysis) produced an average increase of 35.89% in the classification accuracy. The results suggest that these features are more efficient to identify muscle health than the more commonly used sEMG features. This is in accordance with [8, 9, 11, 26], who reported that features extracted from sEMG can distinguish between normal and abnormal muscle patterns.

The proposed assessment method can serve as a potential approach to assess the effectiveness of Robot-AT and of other upper limb conventional therapies. Moreover, this method can also be used as part of an adaptive algorithm for the REAplan.

One limitation of this approach, however, is the small sample size and thus larger study cohorts are required to validate the proposed EMG-*IMU-ACC* based functional ability model to assess the

effectiveness of Robot-AT for children with CP. The proposed approach with RF classifier achieves the best classification accuracy of 97.56%. This may be due to two facts. First, even though with a small number of training samples available, a simpler classifier such as the LDA may be preferred to avoid overfitting, this becomes limiting when we have to select the most relevant features from a high-dimensional feature set. Sahiner et al. [27] found that the resubstitution estimate for LDA was always optimistically biased in the latter case. Moreover, they found that the SVM with the radial kernel performs better than the LDA from clinical data for small sample size. Besides, RF is generally recognized for its ability to deal with small sample sizes and high-dimensional feature spaces [28]. Second, even though SVM was proven to detect well neuromuscular disorders [29, 30] and is useful to deal with nonlinear mechanisms, some findings reported that the choice of kernel parameter has an important impact on the performance of the SVMs in classification based on time-frequency domain features. On the other hand, RF classifiers are able to naturally model non-linear decision boundaries with simple parameter tuning, thanks to their hierarchical structure [31].

Acknowledgments

We gratefully acknowledge the contribution of the Canada Foundation for Innovation (CFI). The authors would like to thank the patients who participated in this study as well as the occupational therapists' team at "École Victor-Doré" for their collaboration.

Supporting Information (Appendix 1 and Appendix 2) are available online.

5.5 Appendices

Table 5.4 Extracted sEMG features from all domains

Features	Mathematical equation
Mean Frequency (<i>MNF</i>) [Hz]	$MNF = \frac{\sum_{k=1}^N k \cdot S_x(k)}{\sum_{k=1}^N S_x(k)}$
Median Frequency (<i>MDF</i>) [Hz]	$MDF = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N S_x(k)$
Peak frequency (<i>PKF</i>) [Hz]	$PKF = (arg(\max(S_x(k))))$ $k = 1, \dots, N$
Mean Power (<i>MNP</i>) [W]	$MNP = \frac{\sum_{k=1}^N S_x(k)}{M}$
1st, 2nd and 3rd spectral moment [mV^i]	$SM_i = \sum_{k=1}^N P_k f_k^i$ where P_k is the EMG power spectrum at bin k , f_k is the frequency of the spectrum at bin k and i is the order of the spectral moment.
Variance of Central Frequency (<i>VCF</i>) [Hz]	$VCF = \frac{SM_2}{SM_0} - \left(\frac{SM_1}{SM_0}\right)^2$
Frequency Ratio (<i>FR</i>)	$FR = \frac{\sum_{k=f_1}^{f_2} S_x(k)}{\sum_{f_1}^{f_2} S_x(k)}$
Integrated EMG (<i>IEMG</i>) [mV.s]	$IEMG = \sum_{n=1}^N x(n) $
Root Mean Square (<i>RMS</i>) [mV]	$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n))^2}$
Mean Absolute Value (<i>MAV</i>) [mV]	$MAV = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n) $
Zero Crossing (<i>ZC</i>)	$\{x(i) > 0 \text{ and } x(i+1) < 0\}$ Or $\{x(i) < 0 \text{ and } x(i+1) > 0\}$

Table 5.4 Extracted sEMG features from all domains (suite)

Features	Mathematical equation
Waveform Length (WL) [mV]	$WL = \sum_{i=1}^N \Delta x(i) $ $\Delta x(i) = x(i) - x(i-1)$
Willison Amplitude (WAMP)	$WAMP = \sum_{i=1}^{N-1} [f(x_i - x_{i+1})]$ Where $f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq \varepsilon \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$
Variance of EMG [115] [mV]	$VAR = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x(i) - \mu)^2$; μ =mean value
Log-detector (LOG) [mV]	$LOG = e^{\frac{\sum_{i=1}^N \log_{10}(x_i)}{N}}$
Slope Sign Changes (SSC)	$SSC = \sum_{i=1}^N f \left[\frac{(x(i) - x(i-1)) \times (x(i) - x(i+1))}{(x(i) - x(i-1))} \right]$ Where $f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq \varepsilon \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$
Auto Regression coefficient (AR)	$AR = \sum_{i=1}^p a(i)x(n-1) + e(n)$ a(i) – autoregressive coefficient p- autoregressive model order e(n) - residual white noise
Cepstrum Coefficients (CC)	$-a(i) - \sum_{i=1}^{i-1} \left(1 - \frac{i}{i}\right) a(n)c(i-1)$ a(i) – autoregressive coefficient c(i) – Cepstrum coefficient i – dimensionality of the model
Mean Spike Amplitude (MSA) [mV]	$SA_i = \frac{(By - Ay) + (By - Cy)}{2}$ $MSA = \sum_{i=1}^{NS} \frac{SA_i}{NS}$ Where A_x, B_x, C_x, A_y, B_y and C_y are the x and y coordinates of the points on the spike
Mean Spike Frequency (MSF) [Hz]	$MSF = \frac{NS}{TD}$

Table 5.4 Extracted sEMG features from all domains (suite)

Features	Mathematical equation
Mean Spike Slope (<i>MSS</i>)	$SS_i = \frac{By - Ay}{Bx - Ax}$ $MSS = \sum_{i=1}^{NS} \frac{SS_i}{NS}$
Mean Number of Peaks Per Spike (<i>MNPPS</i>)	$MNPPS = \frac{NP}{NS}$
Mean Spike Duration (<i>MSD</i>) [ms]	$MSD = \sum_{i=1}^{NS} \frac{Cx - Ax}{NS}$
Modified Mean Absolute Value 1 (<i>MMAV1</i>) [mV]	$MMAV1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \text{ where } W_i = \begin{cases} 1, & \text{if } 0.25N \leq i \leq 0.75N \\ 0.5, & \text{otherwise} \end{cases}$
Modified Mean Absolute Value 2 (<i>MMAV2</i>) [mV]	$MMAV2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \text{ where } W_i = \begin{cases} 1, & \text{if } 0.25N \leq i \leq 0.75N \\ \frac{4i}{N}, & \text{elseif } i < 0.25N \\ \frac{4(i-N)}{N}, & \text{otherwise} \end{cases}$
Simple Square Integral (<i>SSI</i>) [mV ²]	$SSI = \sum_{i=1}^{N-1} x_i^2$
Total Power (<i>TTP</i>) [W]	$TTP = \sum_{j=1}^M P_j = SM0$
Power Spectrum Ratio (<i>PSR</i>)	$PSR = \frac{P_0}{P} = \frac{\sum_{j=f_0-n}^{f_0+n} P_j}{\sum_{j=-\infty}^{\infty} P_j} \text{ Where } f_0 \text{ is the frequency at which the maximum Power occurs}$
Higuchi's Fractal Dimension (<i>HFD</i>)	$X_m^k = \left[x_m, x_{m+k}, x_{m+2k}, \dots, x_{m+\left[\frac{N-m}{k}\right]_k} \right]$ Where the integer k is the time interval between points and $\left[\frac{N-m}{k}\right]_k$ is the integer part of $\frac{N-m}{k}$ $L_m = \frac{1}{k} \left[\frac{N-1}{\left[\frac{N-m}{k}\right]_k} \sum_{i=1}^{\left[\frac{N-m}{k}\right]_k} x_{m+ik} - x_{m+(i-1)k} \right] \quad L(K) = \frac{\sum_{m=1}^k L_m(k)}{k}, L(k) \text{ the length of the curve for time interval } k$

Table 5.4 Extracted sEMG features from all domains (suite)

Features	Mathematical equation
Maximum fractal length (<i>MFL</i>)	$MFL = \log_{10} \left(\sqrt{\sum_{i=1}^{N-1} (x_{i+1} - x_i)^2} \right)$
Skewness (<i>SKEW</i>)	$SKEW = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^3 \right)$
Kurtosis (<i>KURT</i>)	$KURT = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^4 \right) - 3$
Average Amplitude Change (<i>AAC</i>) [mV]	$ACC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} x_{i+1} - x_i $
Difference Absolute Standard Deviation Value (<i>DASDV</i>) [mV]	$DASD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (x_{i+1} - x_i)^2}$
Myopulse Percentage Rate (<i>MYOP</i>)	$MYOP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [f(x_i)]$ Where $\left\{ f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq \varepsilon \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \right\}$
Mean Absolute Value Slope (<i>MAVS</i>) [mV]	$MAVS = MAV_{k+1} - MAV_k$
Multiple Window (<i>MW</i>) [mV]	$MW_k = \sum_{i=0}^{N-1} (x_i W_{i-i_k})^2, \quad k=1, \dots, K$ Where W_i is the ith value of the windowing function
Shannon entropy	$SHANNON = -\sum_{j=1}^M p_j \ln(p_j)$ Where p_j is the probability of the jth outcome

Table 5.5 Individual performance for each feature with majority vote among all tasks (ranked in order of RF classification accuracy for sEMG and LDA for IMU-ACC)

Feature	LDA	SVM	RF
sEMG features			
<i>MSS</i>	71.43	53.57	85.71
<i>MW</i>	50.00	53.57	82.14
<i>AAC</i>	67.86	53.57	82.14
<i>IEMG</i>	64.29	42.86	82.14
<i>SM2</i>	64.29	67.86	82.14
<i>MTW</i>	57.14	53.57	78.57
<i>MSA</i>	71.43	53.57	78.57
<i>DASDV</i>	75.00	53.57	78.57
<i>LOG</i>	67.86	53.57	78.57
<i>MAV</i>	60.71	53.57	78.57
<i>MDF</i>	71.43	42.86	78.57
<i>MFL</i>	60.71	67.86	78.57
<i>MMAV2</i>	64.29	53.57	78.57
<i>PKF</i>	78.57	46.43	78.57
<i>SM1</i>	57.14	53.57	78.57
<i>SM3</i>	71.43	46.43	78.57
<i>MMAV1</i>	60.71	53.57	75.00
<i>MNP</i>	71.43	53.57	75.00
<i>TTP</i>	60.71	53.57	75.00
<i>WL</i>	71.43	64.29	75.00
<i>HFD</i>	78.57	75.00	71.43
<i>MAVS</i>	60.71	53.57	71.43
<i>MNF</i>	67.86	46.43	71.43
<i>RMS</i>	75.00	53.57	71.43
<i>SSI</i>	71.43	53.57	71.43
<i>VAR</i>	71.43	53.57	71.43
<i>MNPPS</i>	71.43	71.43	67.86
<i>CC4</i>	60.71	39.29	67.86
<i>FR</i>	71.43	67.86	67.86
<i>PSR</i>	71.43	67.86	67.86
<i>ZC</i>	64.29	46.43	67.86
<i>MSF</i>	67.86	46.43	60.71

Table 5.5 Individual performance for each feature with majority vote among all tasks (ranked in order of RF classification accuracy for sEMG and LDA for IMU-ACC) (suite)

Feature	LDA	SVM	RF
sEMG features			
<i>MSD</i>	75.00	53.57	60.71
<i>SHANNON</i>	42.86	57.14	60.71
<i>SKEW</i>	64.29	42.86	60.71
<i>SSC</i>	50.00	46.43	60.71
<i>KURT</i>	50.00	46.43	57.14
<i>MYOP</i>	57.14	53.57	53.57
<i>VCF</i>	57.14	46.43	53.57
<i>AR4</i>	39.29	42.86	50.00
<i>WAMP</i>	53.57	46.43	46.43
Accelerometric features			
Mean	89.26	85.71	85.71
Maximum	78.57	89.29	78.57
Minimum	75.00	89.26	82.14
Minima	75.00	46.43	67.86
Maxima	75.00	46.43	67.86
Standard deviation	46.43	57.14	57.14

References

- [1] M. Bax *et al.*, "Proposed definition and classification of cerebral palsy, April 2005," vol. 47, no. 8, p. 571-576, 2005.
- [2] J. H. House *et al.*, "A dynamic approach to the thumb-in palm deformity in cerebral palsy," vol. 63, no. 2, p. 216-225, 1981.
- [3] E. Fedrizzi *et al.*, "Hand function in children with hemiplegic cerebral palsy: prospective follow-up and functional outcome in adolescence," vol. 45, no. 2, p. 85-91, 2003.
- [4] A. C. Eliasson *et al.*, "The Manual Ability Classification System (MACS) for children with cerebral palsy: scale development and evidence of validity and reliability," vol. 48, no. 7, p. 549-54, Jul 2006. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/16780622>
- [5] V. Plasschaert *et al.*, "Classification of manual abilities in children with cerebral palsy under 5 years of age: how reliable is the Manual Ability Classification System?," vol. 23, no. 2, p. 164-170, 2009.
- [6] E. Gajewska, M. Sobieska et W. J. C. n. r. i. o. p. Samborski, "Manual ability classification system for children with cerebral palsy," vol. 71, no. 4, p. 317-319, 2006.
- [7] M. Sangeux, J. Rodda et H. K. Graham, "Sagittal gait patterns in cerebral palsy: the plantarflexor-knee extension couple index," vol. 41, no. 2, p. 586-91, Feb 2015. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/25604121>
- [8] J.-Y. J. N. C. C. N. Hogrel, "Clinical applications of surface electromyography in neuromuscular disorders," vol. 35, no. 2-3, p. 59-71, 2005.
- [9] E. Abel *et al.*, "Neural network analysis of the EMG interference pattern," vol. 18, no. 1, p. 12-17, 1996.
- [10] A. Zadnia *et al.*, "Generating the Visual Biofeedback Signals Applicable to Reduction of Wrist Spasticity: A Pilot Study on Stroke Patients," vol. 9, no. 1, p. 15-26, 2018.
- [11] E. Farago, "Development of an EMG-based Muscle Health Model for Elbow Trauma Patients," 2018.
- [12] R. Gopura *et al.*, "Recent trends in EMG-Based control methods for assistive robots," dans *Electrodiagnosis in new frontiers of clinical research*: IntechOpen, 2013.
- [13] Y. Li *et al.*, "Motor function evaluation of hemiplegic upper-extremities using data fusion from wearable inertial and surface EMG sensors," vol. 17, no. 3, p. 582, 2017.
- [14] Y.-P. Chen et A. M. J. D. n. Howard, "Effects of robotic therapy on upper-extremity function in children with cerebral palsy: a systematic review," vol. 19, no. 1, p. 64-71, 2016.
- [15] M. Gilliaux *et al.*, "Upper limb robot-assisted therapy in cerebral palsy: a single-blind randomized controlled trial," vol. 29, no. 2, p. 183-192, 2015.
- [16] J. Sapin *et al.*, "Développement du robot de rééducation du membre supérieur REAplan," communication présentée à XLIèmes Journées d'étude de la SORNEST. Technologies innovantes en Médecine Physique et Réadaptation, 2013.
- [17] H. Hermens *et al.*, "The SENIAM project: Surface electromyography for non-invasive assessment of muscle," communication présentée à ISEK Congress, 2002, p. 22-25.

- [18] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont et C. J. E. S. w. A. Limsakul, "Feature reduction and selection for EMG signal classification," vol. 39, no. 8, p. 7420-7431, 2012.
- [19] E. Scheme, K. J. J. o. R. R. Englehart et Development, "Electromyogram pattern recognition for control of powered upper-limb prostheses: state of the art and challenges for clinical use," vol. 48, no. 6, 2011.
- [20] G. James, "Majority vote classifiers: theory and applications," Stanford University, 1998.
- [21] G. J. L. a. Dallas, "Principal Component Analysis 4 Dummies: Eigenvectors, Eigenvalues and Dimension Reduction," vol. 10, 2014.
- [22] G. James *et al.*, *An introduction to statistical learning* vol. 112: Springer, 2013.
- [23] S. Patel *et al.*, "Tracking motor recovery in stroke survivors undergoing rehabilitation using wearable technology," communication présentée à Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE, 2010, p. 6858-6861.
- [24] A. M. Kazerouni *et al.*, "Appraisal of new product development success indicators in the aerospace industry," vol. 133, no. 10, p. 101013, 2011.
- [25] J. Wen, M. Raison et S. J. J. o. B. Achiche, "Using a cost function based on kinematics and electromyographic data to quantify muscle forces," vol. 80, p. 151-158, 2018.
- [26] R. Haddara, "Elbow Patients' Data Collection and Analysis: An Examination of Electromyography Healing Patterns," 2016.
- [27] T. W. Way, B. Sahiner, L. M. Hadjiiski, and H. P. Chan, "Effect of finite sample size on feature selection and classification: a simulation study," *Medical physics*, vol. 37, no. 2, pp. 907-920, 2010.
- [28] G. Biau and E. Scornet, "A random forest guided tour," *Test*, vol. 25, no. 2, pp. 197- 227, 2016.
- [29] C. D. Katsis, T. P. Exarchos, C. Papaloukas, Y. Goletsis, D. I. Fotiadis, and I. Sarmas, "A two-stage method for MUAP classification based on EMG decomposition," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 37, no. 9, pp. 1232-1240, 2007.
- [30] J. Yousefi and A. Hamilton-Wright, "Characterizing EMG data using machine-learning tools," *Computers in biology and medicine*, vol. 51, pp. 1-13, 2014.
- [31] L. Breiman, "Random forests," *Machine learning*, vol. 45, no. 1, pp. 5-32, 2001.

**CHAPITRE 6 ARTICLE 3: ROBOT-ASSISTED THERAPY
INFLUENCE ON KINEMATIC AND EMG ACTIVITY IN THE
UPPER LIMB FOR CHILDREN WITH CEREBRAL PALSY**

Ce sixième chapitre se présente sous la forme d'un article original qui est présentement en révision dans le Journal Developmental Medicine and Child Neurology. Ce journal fait partie des revues les plus réputées au monde dans le domaine de la neurologie et la réadaptation pédiatrique. Cet article a été coécrit par Sana Raouafi, Maxime Raison et Sofiane Achiche. Kinematic and EMG activity changes in upper limb following Robot-Assisted Therapy for children with cerebral palsy. (2019) Journal of Developmental Medicine and Child Neurology.

Robot-Assisted Therapy influence on Kinematic and EMG activity in the upper limb for children with cerebral palsy

Authors:

S. Raouafi ^{a*}, M. Raison ^b, S. Achiche ^b

Affiliations:

^a Institute of Biomedical Engineering, École Polytechnique de Montréal, QC, Canada

^b Department of Mechanical Engineering, Machine Design Section, École Polytechnique de Montréal, Canada

*Corresponding author:

CRME – Research Center, Office GR-123

5200, East Bélanger Street

H1T 1C9, Montréal, QC, Canada

Tél. : +1 (514) 374-1710 # 8189

Email address: sana.raouafi@polymtl.ca

Abstract

AIM To develop an index for quantitative assessment of the upper limb motor function in children with cerebral palsy before and after robot-assisted therapy.

METHOD An upper limb motor function index was developed using kinematic, surface electromyography and three-axis inertial measurements unit data collected from 15 children with cerebral palsy (CP) and 15 typically developed children. Children with CP underwent 18 robot-assisted therapy sessions with the REAplan device. All children were evaluated, using kinematic data from the REAplan, electromyography and three-axis inertial measurements unit readings from its accelerometer. A principal component analysis was conducted to produce an evaluation index, which is able to detect the deviation from the upper limb motor function of typically developing children group. Children with CP were evaluated twice before and after the intervention with Box and Blocks test and Finger-To-Nose test. The discriminative and concurrent validity of the upper limb motor function index were investigated.

RESULTS The upper limb motor function index was higher in children with CP post therapy ($p < 0.001$). Finger-To-Nose test values improved after robot-assisted therapy ($p < 0.03$). A non-significant but positive correlation was observed between upper limb motor function index and clinical tests ($\rho = 0.012$, $p = 0.95$ and $\rho = 0.13$, $p = 0.54$ for Box and Blocks test and Finger-To-Nose test respectively).

INTERPRETATION The upper limb motor function index successfully differentiated between the typically developing children and children with CP and was effective in assessing the improvement of the upper limb motor function after robot-assisted therapy. The upper limb motor function index could be extended to assess and monitor rehabilitation therapies of other populations, such as those with stroke and Parkinson's disease.

What this paper adds:

- The upper limb motor function index offers an objective alternative to the clinical scales.
- The upper limb motor function index can show whether there was any significant change in kinematic and electromyography activity in the upper limb after intervention.
- The REAplan improved proximal movement patterns in children with cerebral palsy.

Abbreviations

AAC	Average Amplitude Change
ACC	Accelerometer
AHA	The Assisting Hand Assessment
AR	Auto Regression coefficient
BBT	Box and Block Test
CC	Cepstrum Coefficients
CP	Cerebral Palsy
FMA	Fugl-Meyer Assessment
EMG	Electromyography
FTN	Finger-To-Nose test
GDI	Gait Deviation Index
IEMG	Integrated EMG
IMU	Inertial Measurement Unit
IMU-ACC	IMU readings from accelerometer
MAS	The Modified Ashworth Scale
MAUULF	The Melbourne Assessment of Unilateral Upper Limb Function
MFL	Maximum fractal length
MSS	Mean Spike Slope
MU	Motor Unit

PCA	Principal Component Analysis
QUEST	The Quality of Upper Extremity Skills Test
Robot-AT	Robot-Assisted Therapy
SM2	2nd spectral moment
UL	Upper Limb
ULMFI	Upper limb motor function index
WL	Waveform Length
ZC	Zero Crossing

6.1 Introduction

Cerebral palsy (CP) is a group of neurodevelopmental disorders caused by a static insult to the developing brain and affecting movement and posture [1, 2]. It is also the most prevalent type of physical disability in children [3]. Upper limb (UL) dysfunction in particular, is one of the most important disabling symptoms and has a major negative effect on children's quality of life [4].

Although CP is a lifelong disability, there are a variety of therapeutic interventions used to improve functional abilities, treat spasticity-related pain and impact children's quality of life. Recently, robotic rehabilitation devices were developed and employed for the pediatric population with neuromotor disorders [5]. Research studies have shown that the use of robotic rehabilitation devices can offer a great improvement in UL motor function compared to conventional therapies [6, 7].

To determine the amount of clinically important change after these interventions and decide the patient's robotic rehabilitation needs in the future, the evaluation of UL motor function plays an important role. In most of these studies, the assessment of UL motor function improvement was guided by clinical scales. A variety of assessment tools were used [8], the Fugl-Meyer Assessment (FMA) [9]; the Modified Ashworth Scale (MAS) [10], the Quality of Upper Extremity Skills Test (QUEST) [11], the Melbourne Assessment of Unilateral Upper Limb Function (MAUULF)[12], the Assisting Hand Assessment (AHA)[13] and the Box and Block Test (BBT) [14]. Despite having proved their validity in assessing UL motor function, these scoring systems are still considered a descriptive and subjective evaluation. Moreover, these scoring systems rely on the clinicians' expertise, leading to non-consideration of pathological mechanisms, limited accuracy and an underestimation of child's actual performance [15-17].

On the other hand, few studies have suggested testing UL motor function using kinematic, kinetic and dynamic data, before, during and after the Robot-AT. According to the meta-analysis of V. Falzarano et al. [5], most of these studies presented a clinical application with kinematic outcome measures. In five clinical protocols, the kinematic values - smoothness and motor performance - improved significantly in the training group compared to the control group. Gilliaux et al. [18] used the REAplan [19] to compare robotic rehabilitation with traditional therapy in children with CP. Greater smoothness ($p < 0.01$) and manual dexterity ($p < 0.04$) were observed in the training group when compared to the control group. Two other studies using the same device; Armeo Spring system, concluded that significant improvements were present in terms of UL kinematics such as

movement duration, velocity of movement execution, smoothness and Number of Unit Number [20, 21].

Quantitative electromyography (EMG) analysis has been widely used in pattern recognition, rehabilitation training and motor control analysis. To the knowledge of the authors, only a few recent studies used EMG features to assess the effectiveness of robot-AT. For example, Zadnia et al. [22] showed that Shannon entropy could provide an accurate visual biofeedback for reduction of spasticity in patients with a stroke. Another research study found that implementing an EMG-based model of muscle health in a rehabilitative elbow brace has the potential of assessing patients' recovery from Musculoskeletal (MSK) elbow trauma [23]. Some authors advised to incorporate EMG-measurements for the assessment of UL movement characteristics in children with CP [24]. However, no study has examined effectiveness of assistive technology interventions for CP children with kinematic and EMG measurements.

In this research paper, an index for quantitative assessment of the upper limb motor function in children with CP after robot-AT is proposed, based on fused data from kinematic, EMG and inertial measurements unit readings from accelerometer (IMU-ACC) measurements. A group of typically developing (TD) children was included representing the normal pattern of the task performance. The upper limb motor function index (ULMFI) was developed using a Euclidean distance similar to the GDI [25].

We hypothesized that robot-AT would increase ULMFI values in children with CP and that levels of muscle activation would be closer to those of TD children.

6.2 Methods

The methods' section is divided as follows:

First, we will present participants and experimental protocol. Second, we will describe the strategy of feature extraction and selection, and finally we will illustrate all steps of data analysis including the concurrent and discriminative validity.

6.2.1 Participants and experimental protocol

15 CP children (mean age: 9 y 5 mo, interquartile range [IQR] 8:10y) and 15 TD children (mean age: 8 y 2 mo, [IQR] 6–11y) were recruited in the data collection experiment. The inclusion criteria consist of : a history of CP, a maximum age of 14 years and the ability to understand or perform the given tasks. Furthermore, TD children needed to not having had a history of joint or neurological disorders. Among the exclusion criteria were botulinum toxin injections within six months before measurements or previous orthopedic surgery in the UL for CP children. CP patients were recruited from a school for children with physical disabilities (École Victor-Doré, Montréal, Qc, Canada). The study was approved by the Research Ethics Boards of Ste. Justine Hospital. The informed consent was obtained from all subjects prior to their participation. The patients' characteristics are described in Table 6.1.

Table 6.1 Demographic characteristics

	Cerebral palsy	Typically developing
n	15	15
Age, y: mo (IQR)	9:5 (8:0-10:0)	8:2 (6:0-11:0)
Gender, males/females	8/7	10/5
Box and Block test, mean	21.85 (10.40)	-
Coordination proximal, mean	15.23 (6.43)	-
MACS levels	I: 3	-
	II: 6	-
	III: 5	-
	IV: 1	-

IQR, interquartile range; MACS, Manual Ability Classification System

In this study, every CP child underwent a 10-week training with the end-effector REAplan robot [26] with two weekly sessions. Each session lasted for 45 min. During each session using REAplan, children performed four standard tasks; two unidirectional tasks (a target task and a free Amplitude task) and two geometrical tasks (circle task and a square task), with the supervision of their occupational therapist. They were evaluated using REAplan over two sessions: before the intervention and at the end of the 10-week program. Before and after the intervention, occupational therapists adopted two clinical scales to assess the motor function of the UL of the CP children, namely the Box and Block test (BBT; to measure unilateral gross manual dexterity) and the Finger-To-Nose test (FTN; to quantify the degree of impaired coordination). TD children were evaluated once using the REAplan.

Datasets from two CP subjects were excluded from further analysis due to: 1. Sensor data corrupted by large unexpected noises; 2. Hardware failure during the data acquisition. Furthermore, two TD children were excluded due to missing data from two UL kinematic data during evaluation with REAplan.

6.2.2 Strategy of feature extraction and selection

Kinematic parameters

UL kinematics were computed from each task. For the Free Amplitude task, the smoothness, speed and straightness indices were computed. For the Target task, an inaccuracy index was added. For the Square and Circle tasks, the speed, inaccuracy and smoothness indices were computed.

EMG and IMU-ACC features

sEMG and IMU-ACC data were collected from wearable sensors (Trigno, Delsys Inc., Natick, MA, USA). Each sensor included information from both muscle activation, via surface EMG sensors, and position by triaxial ACC. Eight sensors were attached to the surface of the skin of the anterior deltoid, lateral deltoid, posterior deltoid, biceps brachii, triceps brachii, infraspinatus, brachialis and brachioradialis, according to the guidelines of the SENIAM project [27]. Forty sEMG features and six IMU-ACC features were extracted from each EMG segment and

accelerometer signal. More details about the feature extraction method used in this paper could be found in the author's recently published classification model for the assessment of UL motor function using data from EMG and IMU-ACC presented in [28].

Feature selection

From our previous study [28], the best accuracy to differentiate between TD children and children with CP pre- and post-Robot-AT was obtained during the circle task. Each child had to draw a circle with a 4-cm radius using REAplan. Thus, in the current study only UL kinematics from the circle task will be analyzed. Consequently, a total of 12 extracted features were used for further analysis. The Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) measure was used to reduce the set of 12 features in preparation for factor analysis. Bartlett Test of Sphericity at 426.158, $p = 0.000$ and KMO=0.87 indicated that the data were appropriate for the purpose of PCA. From the 12 features, only the velocity did not meet the criteria of measurement of sampling adequacy (≥ 0.50). 11 features were then included: inaccuracy, smoothness, Spectral Moment 2 (SM2), Integrated EMG (IEMG), Average Amplitude Change (AAC), Zero Crossing (ZC), Multiple Hamming Window (MHW), the fourth Coefficient of Cepstral Analysis (CC4), Maximum Fractal Length (MFL), Mean Spike Slope (MSS) and the mean of the magnitude of acceleration (mean IMU-ACC).

6.2.3 Data analysis

Calculation of similarity indices

Among all extracted features, eight EMG and one IMU-ACC features provided enough information to distinguish between healthy children and children with CP pre-robot-AT and post-robot-AT [28]. Each EMG and IMU-ACC feature can be arranged as an 8-element vector for all channels. For each feature vector, we first calculated the Euclidean distances between any given CP child α and all TD children. Then we selected the maximal distance as a similarity index which can be described as follows:

$$d^{\alpha,TD} = \max (\|c^{\alpha} - c^{\beta_j}\|) \quad (1)$$

where:

c refers to a feature vector

α refers to a CP child

β_j refer to TD child; $j = \{1, \dots, n\}$, n is the sample size of TD children.

The minimal distance was used instead of the maximal distance to produce similarity indices for each TD child with respect to the normal reference.

ULMFI generation

Principal Component Analysis (PCA) [29] was conducted to reduce the feature set into a set of principal dimensions while preserving as much information as possible. Since the principal component transformation is not scale invariant, each variable was normalized by subtracting the mean and dividing by the standard deviation using the TD group. We calculated the ULMFI using a distance metric similar to the GDI [25]. The m retained principal components were then considered as a data sample matrix with each row representing an m -dimensional feature vector for each subject. Here, the purpose of the PCA was not the reduction of the feature space but rather transforming the original possibly correlated features into a simpler data set with unrelated variables. The new components will be used to define the ULMFI score and avoid any overlap between the original parameters used to compute the deviation from the TD group.

Given the Euclidean distance between a CP subject α and the average TD group, the raw ULMFI for subject α is defined as:

$$\text{ULMFI}_{\text{raw}}^{\alpha} = \ln (d^{\alpha, \text{TD}}) \quad (2)$$

Where $d^{\alpha, \text{TD}} = \|c^{\alpha} - \bar{c}^{\text{TD}}\|$; $\bar{c}^{\text{TD}}$ is the average feature component vector of the TD group.

For clinical interpretation purposes [30], the ULMFI for each CP child α was transformed to a scaled version of the TD group (Mean (SD); 100 (10)) as follows:

$$z\text{ULMFI}_{\text{raw}}^{\alpha} = \frac{\text{ULMFI}_{\text{raw}}^{\alpha} - \text{Mean}(\text{ULMFI}_{\text{raw}}^{\text{TD}})}{\text{SD}(\text{ULMFI}_{\text{raw}}^{\text{TD}})} \quad (3)$$

$$\text{ULMFI}^{\alpha} = 100 - 10 \times z\text{ULMFI}_{\text{raw}}^{\alpha} \quad (4)$$

Where $\text{ULMFI}_{\text{raw}}^{\text{TD}}$ is the raw ULMFI for each subject in TD group.

Validity

The concurrent validity of the ULMFI was evaluated by examining its behavior with respect to clinical scales: BBT and FTN tests. The discriminative validity of ULMFI in CP children pre- and post-Robot-AT and TD group was investigated with Kruskal Wallis, Mann-Whitney and paired Wilcoxon tests with Bonferroni correction, by use of kinematic, EMG and IMU-ACC measurements. All statistical analyses were performed using R Statistical Software (version 3.6.1; R Foundation for Statistical Computing platform).

6.3 Results

At first, we will present results for feature reduction using PCA. Then, differences in ULMFI between TD children and children with CP pre- and post-Robot-AT will be illustrated. Finally, we will show whether there were significant changes in kinematic and EMG activity in the UL post-Robot-AT.

After performing PCA, when load attributes of the 11 features, the first six components explaining more than 98 percent of the total variance were retained for further analysis. Results for analysis are represented using graph of PCA with the first two dimensions (Figure 6.1(a)).

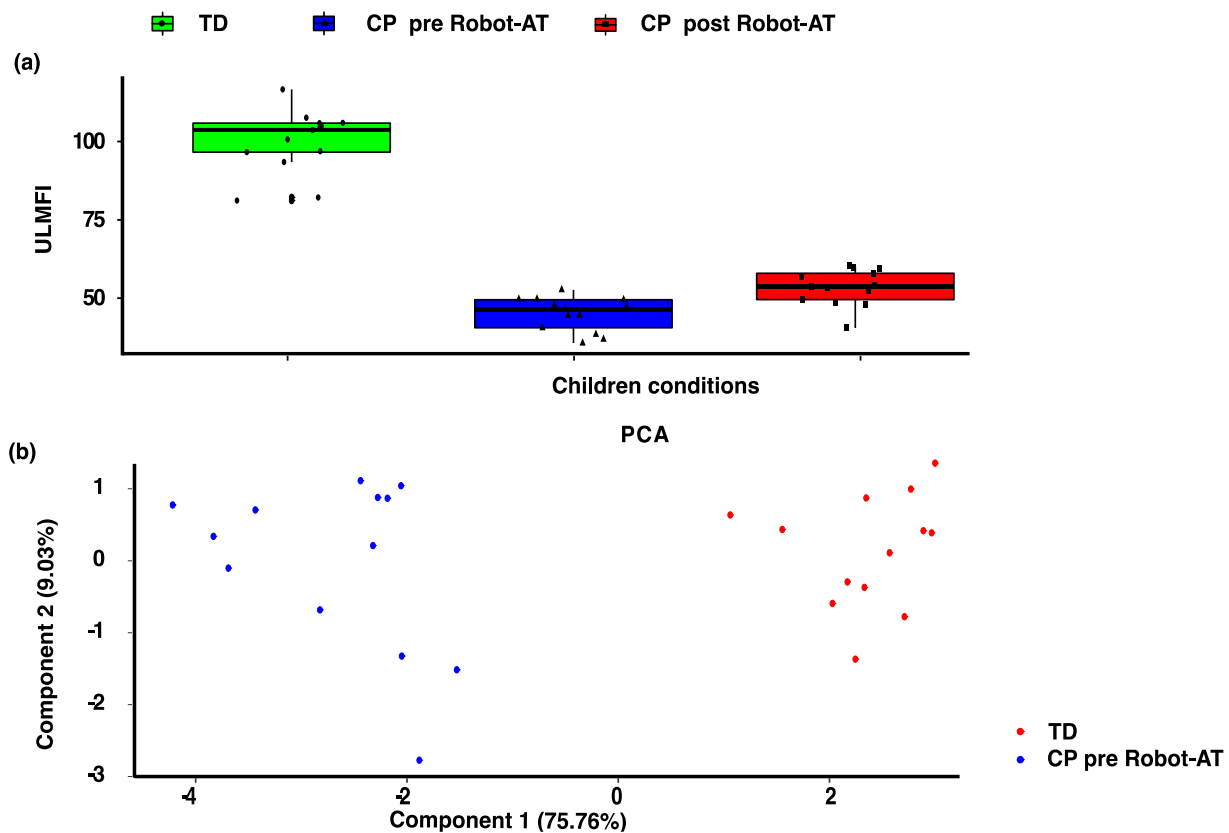


Figure 6.1 (a) Comparison of the Upper Limb Motor Function Index between Typically Developing (TD) children, children with cerebral palsy pre-Robot-Assisted Therapy; (b) Sample representation using the first two components from Principal Component Analysis (PCA).

PCA clearly separates TD and CP groups. The six retained components were then employed to generate ULMFI for CP children pre-Robot-AT and TD children. ULMFI for CP children post-Robot-AT were predicted using the loading matrix of PCA. Pairwise comparisons using Wilcoxon rank sum test revealed significant differences ($p < 0.001$). Figure 6.1(b) shows the mean ULMFI for TD children (mean (SD), 100 (10)) and pre–post changes for CP children (44.9 (5.43) and 53.4 (5.73), for CP pre- and post-Robot-AT respectively). The ULMFI improved significantly after Robot-AT. Boxplots in Figure 6.2 show a distinction between the TD and CP groups, with a closer mean value for each feature in the CP group post-Robot-AT to those of TD group.

For all EMG and IMU-ACC features, the Kruskal Wallis test revealed significant differences between groups. Results are presented in Table 6.2 and Figure 6.2, only features with large effect size will be discussed [31] ($r \geq 0.5$). Results for smoothness and inaccuracy variables are shown in Table 6.3.

Table 6.2 Significant group difference according to the Mann-Whitney U and paired Wilcoxon tests, accompanied with effect sizes r . Only features with significant differences between the comparing groups are reported. Variable definitions are reported in [28].

TD vs CP children pre-Robot-AT					
Feature	Muscle	Mean	Mean	p	r
SM2	Biceps	0.02 (0.03)	0.46 (0.79)	0.010	0.50
	Infraspinatus	0.04 (0.02)	0.19 (0.32)	0.031	0.42
	Triceps	0.02 (0.01)	0.27 (0.49)	0.031	0.42
IEMG	Biceps	0.38 (0.30)	1.69 (2.01)	0.008	0.51
ACC	Lateral deltoid	0.96 (0.01)	0.94 (0.01)	0.013	0.48
	Brachialis	0.95 (0.02)	0.92 (0.03)	0.021	0.45
	Posterior deltoid	1.13 (0.04)	1.02 (0.07)	<0.001	0.75
AAC	Biceps	4.40 (3.09)	22.68 (26.12)	0.016	0.47
	Infraspinatus	7.32 (1.71)	13.90 (8.06)	0.010	0.50
	Triceps	5.89 (2.00)	17.36 (17.74)	0.045	0.39
	Anterior deltoid	9.15 (5.88)	19.93 (14.22)	0.022	0.45
MHW	Biceps	1.18 (2.40)	45.28 (79.84)	0.007	0.53
	Triceps	1.12 (0.81)	55.43 (15.78)	0.029	0.43
	Brachioradialis	4.25 (5.50)	18.48 (25.10)	0.044	0.39
MFL	Biceps	-5.80 (0.41)	-4.79 (1.10)	0.012	0.49
	Infraspinatus	-5.25 (0.21)	-4.81 (0.55)	0.031	0.42
	Triceps	-5.51 (0.29)	-4.91 (0.77)	0.031	0.42
TD vs CP children post-Robot-AT					
SM2	Biceps	0.02 (0.03)	0.11 (0.26)	0.031	0.42
	Brachialis	0.02 (0.01)	0.06 (0.07)	0.021	0.45
IEMG	Brachialis	0.38 (0.21)	0.67 (0.35)	0.035	0.41
ACC	Infraspinatus	0.87 (0.05)	0.97 (0.10)	0.022	0.45
	Brachioradialis	0.95 (0.04)	0.98 (0.02)	0.034	0.41
	Posterior deltoid	1.13 (0.04)	1.13 (0.13)	0.019	0.46
MHW	Biceps	1.18 (2.40)	5.95 (9.56)	0.018	0.46
MFL	Biceps	-5.80 (0.41)	-5.30 (0.69)	0.031	0.42
	Brachialis	-5.57 (0.67)	-4.88 (1.18)	0.016	0.47
CP children pre_Robot-AT vs CP children post-Robot-AT					
SM2	Biceps	0.46 (0.79)	0.11 (0.26)	0.021	0.45
	Anterior deltoid	0.40 (0.56)	0.07 (0.08)	0.048	0.39
ACC	Infraspinatus	0.93 (0.08)	0.97 (0.10)	0.014	0.48
	Anterior deltoid	1.00 (0.10)	1.10 (0.03)	0.006	0.54
	Posterior deltoid	1.02 (0.07)	1.13 (0.13)	0.008	0.52
AAC	Biceps	22.68 (26.12)	8.06 (8.16)	0.040	0.40
	Anterior deltoid	19.93 (14.22)	10.01 (5.89)	0.010	0.50
MHW	Anterior deltoid	79.28 (17.32)	3.38 (3.22)	0.040	0.40
MFL	Biceps	-4.79 (1.10)	-5.30 (0.69)	0.048	0.39
	Brachialis	-5.29 (0.76)	-4.88 (1.18)	0.040	0.40
	Anterior deltoid	-4.59 (0.68)	-5.03 (0.43)	0.017	0.47

Table 6.2 Significant group difference according to the Mann-Whitney U and paired Wilcoxon tests, accompanied with effect sizes r . Only features with significant differences between the comparing groups are reported. Variable definitions are reported in [28]. (suite)

CP children pre_Robot-AT vs CP children post-Robot-AT				
Feature	Muscle	Mean	Mean	p
CC4	Infraspinatus	0.41 (0.08)	0.33 (0.10)	0.048

Bonferroni-corrected p -values are reported. Bold type indicates large effect size (≥ 0.50). TD, Typically Developing; CP pre-Robot-AT, children with cerebral palsy pre-Robot-Assisted Therapy; CP post-Robot-AT, children with cerebral palsy post-Robot-Assisted Therapy; AAC and **MHW** are in [uV].

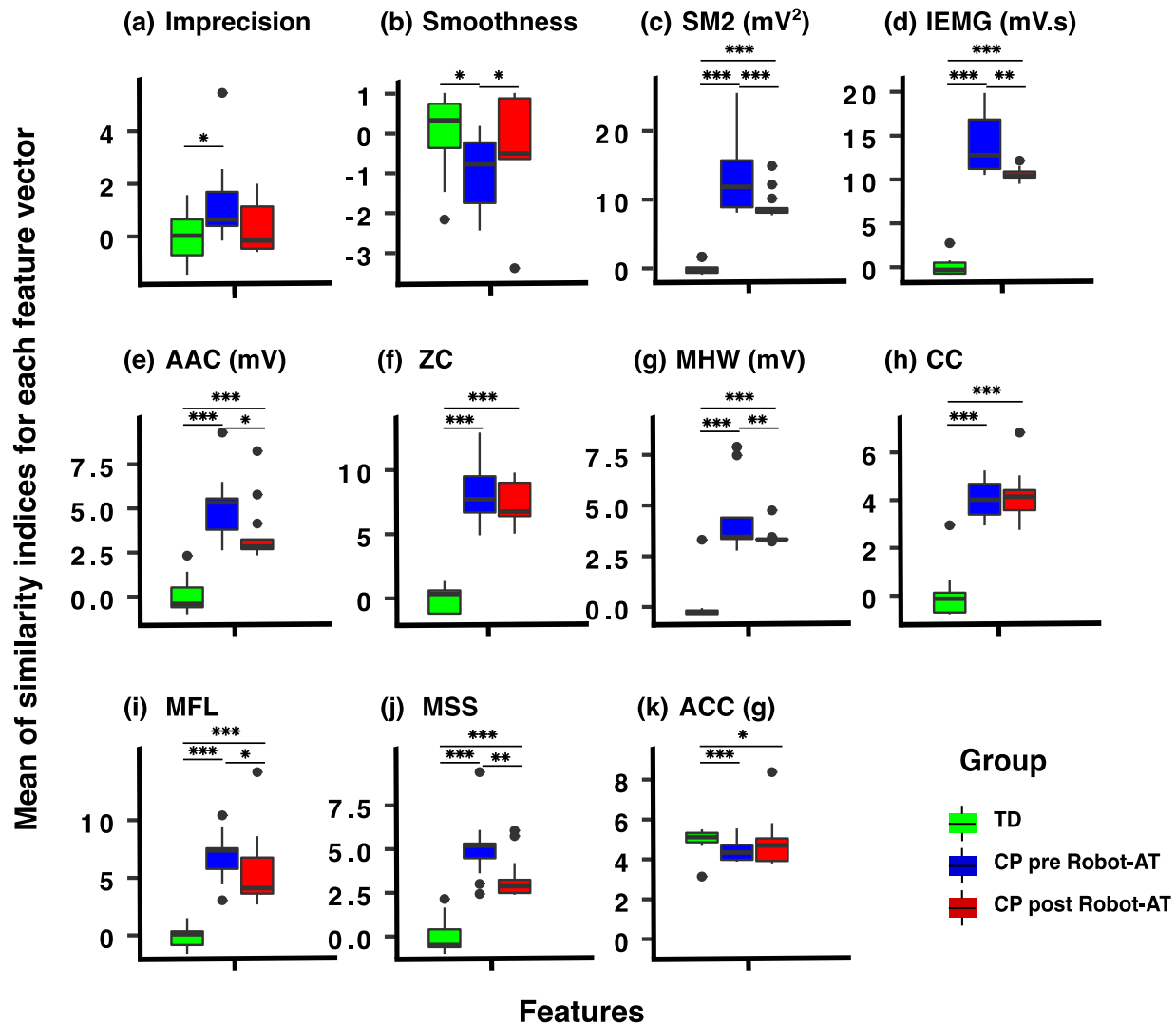


Figure 6.2 Boxplots of similarity indices for kinematic, EMG and IMU-ACC parameters for Typically Developing (TD) children, children with cerebral palsy pre-Robot-Assisted Therapy (CP pre-Robot-AT) and CP post-Robot-AT (children with cerebral palsy post-Robot-Assisted Therapy). Variable definitions are reported in [28].

Table 6.3 Significant group difference according to the Mann-Whitney U and paired Wilcoxon tests, accompanied with effect sizes r for smoothness and inaccuracy variables.

TD vs CP children pre-Robot-AT				
Variable	Mean	Mean	p	r
Smoothness	0.68 (0.07)	0.61 (0.06)	0.010	0.49
Inaccuracy	0.52 (0.16)	0.72 (0.24)	0.020	0.46
TD vs CP children post-Robot-AT				
Smoothness	0.68 (0.07)	0.66 (0.09)	0.661	0.09
Inaccuracy	0.52 (0.16)	0.56 (0.15)	0.540	0.12
CP children pre_Robot-AT vs CP children post-Robot-AT				
Smoothness	0.61 (0.06)	0.66 (0.09)	0.054	0.37
Inaccuracy	0.72 (0.24)	0.56 (0.15)	0.033	0.42

For CP group pre- and post-Robot-AT, Figure 6.3 shows a weak but a positive correlation between ULMFI and clinical tests ($\rho=0.012$, $p=0.95$ and $\rho=0.13$, $p=0.54$ for BBT and FTN respectively). Wilcoxon rank sum test revealed significant differences before and after Robot-AT for FTN ($p=0.03$) but not for BBT ($p=0.57$).

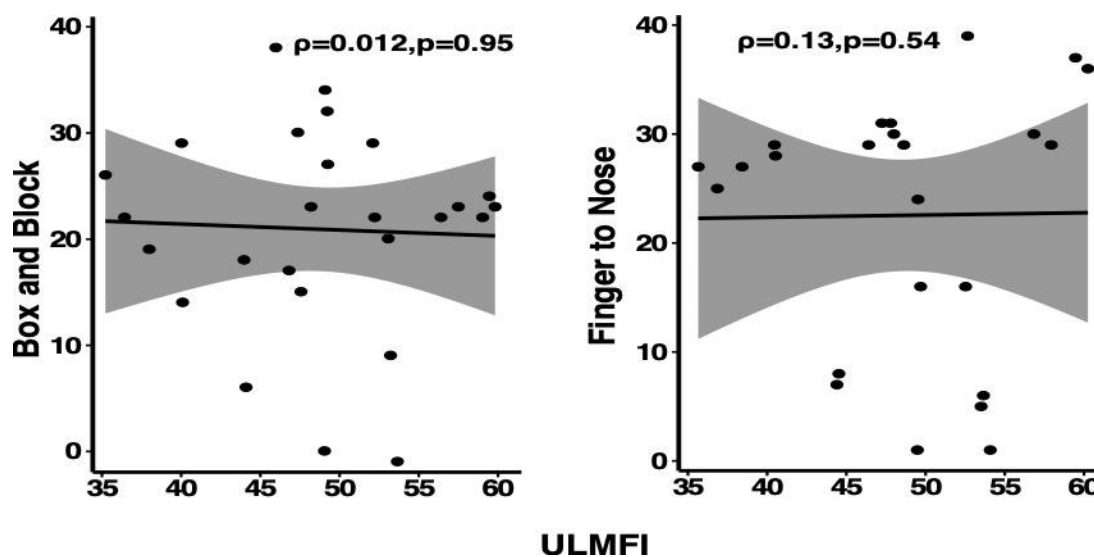


Figure 6.3 Spearman's rank correlation (ρ) between clinical tests and Upper Limb Motor Function Index (ULMFI).

6.4 Discussion

The aim of this study was to assess the effectiveness of Robot-AT in children with CP using a quantitative ULMFI. The ULMFI was developed using a distance metric similar to the GDI [25]. The discriminative validity of the ULMFI was established in CP children pre-Robot-AT and TD group by use of kinematic, EMG and IMU-ACC variables. The concurrent validity was determined by comparing the ULMFI to clinical assessments in CP children pre- and post-Robot-AT.

The ULMFI was developed based on two kinematic parameters from the REAplan, eight EMG features and mean IMU-ACC. In our recent study, the eight EMG features were the top ranked features among each category of sEMG features. Moreover, adding mean IMU-ACC provided the best classification accuracy in distinguishing TD, children with CP pre- and post-Robot-AT during the circle task [28]. The results support our hypothesis that Robot-AT would increase ULMFI values in children with CP and that levels of muscle activation would be closer to those of TD children (Figure 6.1 (b)) and Figure 6.2). These findings are in accordance with recent studies that reported that Robot-AT offers a great improvement in UL motor function and could be considered as a promising intervention for children with CP [6, 18, 21].

Results reported Figure 6.2 and Table 6.2 showed that some parameters appear to have a great potential in distinguishing between CP and TD children. The posterior deltoid muscle showed higher mean IMU-ACC values for TD group and CP post-Robot-AT in comparison to CP pre-Robot-AT (Table 6.2). The decreased mean IMU-ACC may be caused by poor selective motor control [32] during shoulder horizontal extension for circle task. Several studies proved that this parameter can be improved with rehabilitation therapies [33, 34], which is the case for CP children post-Robot-AT in the current study.

Results on the significance of differences between healthy and pathological muscles showed a general trend of higher values in the biceps and infraspinatus muscles for the SM2, IEMG, AAC and MHW parameters in CP group (Figure 6.2 (c), (d), (e) and (g) respectively). This is consistent with the necessity of the activation of the elbow and shoulder muscles to perform the extension/flexion and external rotation movements of the shoulder during the circle task. SM2 feature was different in triceps and infraspinatus muscles as well, with higher activation in pre-Robot-AT group. This is in accordance with Prosser et al. [35] who reported high values of the time-frequency domain features in all muscles for the CP group during gait cycle. For CP group,

AAC exhibited higher values in infraspinatus, triceps and anterior deltoid muscles than TD group. For MHW, higher activation was observed in biceps, triceps and brachioradialis muscles in pre-Robot-AT group. The results of the paired difference tests suggest that there is more MU (Motor Unit) recruitment in pathological muscles compared to healthy muscles, in terms of signal energy, multi-window and information complexity of the EMG signals.

There was a general trend showing a higher mean IMU-ACC in anterior and posterior deltoid muscles and lower AAC in biceps muscle for children post-Robot-AT. The AAC feature is similar to the waveform length (WL) feature but averages the WL over the time segment. This feature provides information on the waveform complexity in each segment and indicates the degree of variations in EMG signals [36]. Increase in EMG signal complexity as seen by AAC indicates increase in activation level of the muscles. Results indicate that higher levels of activation of EMG features were detected in CP pre-Robot-AT compared to TD group [37]. Neurological damage in children with CP results in recruiting a higher number of motor units and the need to stabilize the joints, to achieve the same movement as the TD group [38]. This is in agreement with Haddara et al. [39] who found that time-domain metrics were higher in patients recovering from MSK elbow trauma versus the healthy population. The results of this study suggested that children in pre-Robot-AT have progressed in their therapy. This was particularly seen in the mean IMU-ACC of the anterior and posterior deltoid muscles, and the AAC of the anterior deltoid muscle activity, which tended to be similar to those of TD children.

A further finding in this research study was the improved smoothness after Robot-AT (Figure 6.2 (b)), which is similar to the observations made by several recent studies [5, 6, 18].

The ULMFI exhibited a non-significant but a positive correlation with BBT and FTN (Figure 6.3). This positive correlation may explain the proximal motor control of the UL, involved in BBT and FTN. The poor correlation observed in this study may be partly due to the relatively small sample size or to the fact that kinematic, EMG and IMU-ACC measurements are able to detect specific changes in UL motor function after intervention that conventional scales could not quantify. Motor function improved after Robot-AT according to FTN which is consistent with the improved EMG and the mean IMU-ACC parameters for the proximal muscles that controls the shoulder [40]. However, other clinical assessments may be more appropriate and should be administrated to depict a real improvement in these muscles, such as the proximal upper limb section in the FMA.

We propose the ULMFI as a quantitative assessment for children with CP after Robot-AT. Higher activation in proximal muscles around the shoulder could be due to the increased MU recruitment and a compensatory movement strategy. CP children post-Robot-AT tended to exhibit kinematic, EMG and IMU-ACC signals closer to those of TD group.

One limitation of this study was the relatively small sample size ($n=26$) which may affect the reliability of statistical results. Due to this small sample, the parametric assumptions were not met. Therefore, nonparametric tests were carried out instead of parametric tests. Future studies may therefore include a larger sample of CP children to validate the quantitative assessment index proposed in this study. Another consideration is that all tasks in the evaluation process are made in a small workspace without regard to the patient's specific characteristics and abilities. In this context, evaluation tasks may be less relevant, and results may be misleading. A patient-specific evaluation task and an individualized trajectory should be designed for the REAplan.

6.5 Conclusion

The objective of this study was to develop an index for quantitative assessment of the upper limb motor function in children with cerebral palsy before and after intervention using the REAplan.

The main results showed that the ULMFI was higher in children with cerebral palsy post therapy ($p<0.001$). FTN values improved after therapy ($p<0.03$). A weak but positive correlation was observed between ULMFI and clinical tests ($\rho=0.012$, $p=0.95$ and $\rho=0.13$, $p=0.54$ for BBT and FTN respectively).

These results showed that the ULMFI could successfully differentiate between the typically developing group and children with cerebral palsy and was effective in assessing the improvement of upper limb motor function post therapy.

The ULMFI could be extended to assess and monitor rehabilitation therapies of other populations, such as those with stroke and Parkinson's disease.

Acknowledgments

We gratefully acknowledge the contribution of the Canada Foundation for Innovation (CFI). The authors would like to thank the patients who participated in this study as well as the occupational therapists' team at "École Victor-Doré" for their collaboration.

References

- [1] M. Bax *et al.*, "Proposed definition and classification of cerebral palsy, April 2005," vol. 47, no. 8, p. 571-576, 2005.
- [2] P. Rosenbaum *et al.*, "A report: the definition and classification of cerebral palsy April 2006," vol. 109, p. 8-14, Feb 2007. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17370477>
- [3] S. o. C. P. i. Europe, "Surveillance of cerebral palsy in Europe: a collaboration of cerebral palsy surveys and registers. Surveillance of Cerebral Palsy in Europe (SCPE)," vol. 42, no. 12, p. 816-24, Dec 2000. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11132255>
- [4] A. Colver *et al.*, "Self-reported quality of life of adolescents with cerebral palsy: a cross-sectional and longitudinal analysis," vol. 385, no. 9969, p. 705-16, Feb 21 2015. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/25301503>
- [5] V. Falzarano *et al.*, "Devices and Protocols for Upper Limb Robot-Assisted Rehabilitation of Children with Neuromotor Disorders," vol. 9, no. 13, p. 2689, 2019.
- [6] A. Meyer-Heim et H. J. van Hedel, "Robot-assisted and computer-enhanced therapies for children with cerebral palsy: current state and clinical implementation," vol. 20, no. 2, p. 139-45, Jun 2013. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/23948688>
- [7] S. E. Fasoli *et al.*, "Upper limb robotic therapy for children with hemiplegia," vol. 87, no. 11, p. 929-36, Nov 2008. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/18936558>
- [8] L. V. Wagner et J. R. Davids, "Assessment tools and classification systems used for the upper extremity in children with cerebral palsy," vol. 470, no. 5, p. 1257-71, May 2012. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/21932104>
- [9] A. R. Fugl-Meyer *et al.*, "The post-stroke hemiplegic patient. 1. a method for evaluation of physical performance," vol. 7, no. 1, p. 13-31, 1975. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/1135616>
- [10] R. W. Bohannon et M. B. Smith, "Interrater reliability of a modified Ashworth scale of muscle spasticity," vol. 67, no. 2, p. 206-7, Feb 1987. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/3809245>
- [11] C. DeMatteo *et al.*, "The reliability and validity of the Quality of Upper Extremity Skills Test," vol. 13, no. 2, p. 1-18, 1993.
- [12] L. M. Johnson *et al.*, "Development of a clinical assessment of quality of movement for unilateral upper-limb function," vol. 36, no. 11, p. 965-73, Nov 1994. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/7958514>
- [13] L. Krumlinde-Sundholm *et al.*, "The Assisting Hand Assessment: current evidence of validity, reliability, and responsiveness to change," vol. 49, no. 4, p. 259-64, Apr 2007. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17376135>

- [14] V. Mathiowetz *et al.*, "Adult norms for the Box and Block Test of manual dexterity," vol. 39, no. 6, p. 386-91, Jun 1985. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/3160243>
- [15] E. Gajewska, "Narzędzia diagnostyczne do oceny wczesnego rozwoju motorycznego stosowane w fizjoterapii dziecięcej," vol. 20, no. 40, p. 53-58, 2011.
- [16] A. P. Tedesco, R. D. Nicolini-Panisson et A. de Jesus, "SHUEE on the evaluation of upper limb in cerebral palsy," vol. 23, no. 4, p. 219-22, Jul-Aug 2015. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/26327806>
- [17] M. Penta *et al.*, "The ABILHAND questionnaire as a measure of manual ability in chronic stroke patients: Rasch-based validation and relationship to upper limb impairment," vol. 32, no. 7, p. 1627-34, Jul 2001. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11441211>
- [18] M. Gilliaux *et al.*, "Upper limb robot-assisted therapy in cerebral palsy: a single-blind randomized controlled trial," vol. 29, no. 2, p. 183-92, Feb 2015. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/25015650>
- [19] A. R. technologies, éd.
- [20] V. Cimolin *et al.*, "The Armeo spring as training tool to improve upper limb functionality in hemiplegic cerebral palsy: a pilot study," communication présentée à 2016 IEEE 2nd International Forum on Research and Technologies for Society and Industry Leveraging a better tomorrow (RTSI), 2016, p. 1-4.
- [21] V. Cimolin *et al.*, "Robot-Assisted Upper Limb Training for Hemiplegic Children with Cerebral Palsy," vol. 31, no. 1, p. 89-101, 2019.
- [22] A. Zadnia *et al.*, "Generating the Visual Biofeedback Signals Applicable to Reduction of Wrist Spasticity: A Pilot Study on Stroke Patients," vol. 9, no. 1, p. 15, 2018.
- [23] E. Farago *et al.*, "Development of an EMG-Based Muscle Health Model for Elbow Trauma Patients," vol. 19, no. 15, p. 3309, 2019.
- [24] E. Jaspers *et al.*, "Three-dimensional upper limb movement characteristics in children with hemiplegic cerebral palsy and typically developing children," vol. 32, no. 6, p. 2283-94, Nov-Dec 2011. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/21862283>
- [25] M. H. Schwartz et A. Rozumalski, "The Gait Deviation Index: a new comprehensive index of gait pathology," vol. 28, no. 3, p. 351-7, Oct 2008. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/18565753>
- [26] J. Sapin *et al.*, "Développement du robot de rééducation du membre supérieur REAplan," communication présentée à XLIèmes Journées d'étude de la SORNEST. Technologies innovantes en Médecine Physique et Réadaptation, 2013.
- [27] H. J. Hermens *et al.*, "Development of recommendations for SEMG sensors and sensor placement procedures," vol. 10, no. 5, p. 361-74, Oct 2000. [En ligne]. Disponible: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11018445>
- [28] S. Raouafi, M. Raison et A. Sofiane, "Modeling the assessment of the upper limb motor function impairment in children with cerebral palsy using sEMG and IMU sensors," p. 748202, 2019.

- [29] G. Dallas, "Principal Component Analysis 4 Dummies: Eigenvectors, Eigenvalues and Dimension Reduction," 2013.
- [30] J. Y. Zhou *et al.*, "The Pediatric Temporal-spatial Deviation Index: quantifying gait impairment for children with cerebral palsy," Jun 2019. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/31206183>
- [31] J. Cohen, "The t test for means. Statistical power analysis for the behavioural sciences," éd: Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 1988.
- [32] A. C. Eliasson, A. M. Gordon et H. Forssberg, "Basic co-ordination of manipulative forces of children with cerebral palsy," vol. 33, no. 8, p. 661-70, Aug 1991. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/1916022>
- [33] A. C. Eliasson *et al.*, "The Manual Ability Classification System (MACS) for children with cerebral palsy: scale development and evidence of validity and reliability," vol. 48, no. 7, p. 549-54, Jul 2006. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/16780622>
- [34] R. T. Harbourne, "Accuracy of movement speed and error detection skills in adolescents with cerebral palsy," vol. 93, no. 2, p. 419-31, Oct 2001. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11769898>
- [35] L. A. Prosser *et al.*, "Trunk and hip muscle activity in early walkers with and without cerebral palsy--a frequency analysis," vol. 20, no. 5, p. 851-9, Oct 2010. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/20472460>
- [36] L. J. Bruno, J. Davidowitz et R. F. Hefferline, "EMG waveform duration: A validation method for the surface electromyogram," vol. 2, no. 5, p. 211-219, 1970.
- [37] A. Sarcher *et al.*, "Patterns of upper limb muscle activation in children with unilateral spastic cerebral palsy: Variability and detection of deviations," vol. 59, p. 85-93, 11 2018. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/30216783>
- [38] M. G. Feltham *et al.*, "Assessment of neuromuscular activation of the upper limbs in children with spastic hemiparetic cerebral palsy during a dynamical task," vol. 20, no. 3, p. 448-56, Jun 2010. [En ligne]. Disponible: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/19666231>
- [39] R. Haddara, "Elbow Patients' Data Collection and Analysis: An Examination of Electromyography Healing Patterns," 2016.
- [40] F. Fitoussi *et al.*, "Kinematic analysis of the upper limb: a useful tool in children with cerebral palsy," vol. 15, no. 4, p. 247-56, Jul 2006. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/16751732>

CHAPITRE 7 DISCUSSION GÉNÉRALE

Les travaux présentés dans cette thèse ont été menés pour atteindre l'objectif général du projet (Section 3.1.1) qui est le développement d'un outil d'évaluation et de catégorisation des habilités motrices des enfants atteints de PC.

D'abord, une méthode de classification assistée par ordinateur a été utilisée pour évaluer le membre supérieur des enfants avec PC à l'aide des mesures cinématiques et électromyographiques et durant des mouvements simples d'extension/flexion et pronation/supination. Les résultats obtenus avec cette méthode ont confirmé la fiabilité des mesures cinématiques et électromyographiques pour identifier des atteintes spécifiques au niveau du membre supérieur des enfants avec une hémiplégie spastique unilatérale. La seconde étude visait à développer un modèle d'évaluation du membre supérieur des enfants atteints de PC après une thérapie-robot. Des paramètres cinématiques et électromyographiques qui différencient mieux les enfants avec un développement normal des enfants avec paralysie cérébrale pré-thérapie et post-thérapie, ont été utilisés dans la troisième étude. Cette dernière étude a été réalisée dans le but de comprendre les changements au niveau des habilités dynamiques et des activations musculaires du membre supérieur afin d'évaluer l'amélioration de la fonction motrice post-thérapie et mieux cibler les traitements. Dans les sections suivantes, chaque étude sera résumée ainsi que des recommandations et perspectives d'exploration futures découlant de ses résultats.

7.1 Sous-objectif 1

Le sous-objectif 1 de cette thèse était de vérifier la faisabilité d'une méthode assistée par ordinateur et quantitative pour évaluer le membre supérieur des enfants avec PC à l'aide des mesures cinématiques et électromyographiques. Tel que mentionné dans le chapitre 2 (section 2.2.1), une multitude d'échelles ordinales et des questionnaires ont été proposés afin d'évaluer l'efficacité des interventions pour les enfants atteints de PC [134]. Ces échelles restent très subjectives et dépendent grandement de l'avis de l'évaluateur [17, 135, 136]. D'où l'importance de concevoir une méthode d'évaluation assistée par ordinateur et quantitative qui permettra de distinguer différents types de dysfonctionnements et d'atteintes musculaires spécifiques chez des enfants avec PC. Durant la dernière décennie, des études biomécaniques ont montré l'importance de combiner l'EMG avec des mesures cinématiques comme technique non-invasive pour évaluer la fonction

motrice du membre supérieur [137]. Les résultats du premier article publié dans le cadre de cette thèse de doctorat ont permis de valider l'utilité de ces mesures à travers l'algorithme k-means pour la classification de la sévérité de l'atteinte au niveau du membre supérieur. Cette technique a été validée avec une corrélation modérée (Kendall Coefficient= -0.53, $p = 0.01$) entre les niveaux de sévérité établis par l'échelle MACS et les niveaux de sévérité issus de K-means [23].

L'analyse a mis en évidence que : (1) l'indice Falconer (CAI_E) qui représente le rapport entre l'activation du biceps et celle du triceps brachial au cours du mouvement d'extension et (2) l'angle maximal d'extension ($\theta_{\text{extension,max}}$) donnent les informations les plus pertinentes pour différencier les quatre niveaux de la sévérité. Les enfants avec une hémiplégie spastique unilatérale présentent une limite articulaire au niveau de l'articulation du coude en extension par rapport aux enfants avec un développement normal [24]. Les résultats d'une étude réalisée par notre équipe de recherche [24], ont montré aussi qu'une activation excessive des muscles antagonistes restreint l'amplitude articulaire maximale durant le mouvement d'extension du coude [24, 26]. Le mécanisme de coactivation correspond à une contraction simultanée des muscles agonistes et antagonistes, nécessaire pour la coordination et le maintien d'un certain équilibre lors d'un mouvement [138-140]. Une coactivation excessive ou aussi appelée une co-contraction des muscles antagonistes est liée à une altération de l'inhibition réciproque chez les enfants avec PC [141]. Les résultats obtenus de ce premier article confirment les conclusions des autres études portant sur la coactivation excessive de l'ensemble des muscles du membre inférieur pendant la marche chez les enfants avec PC [142] et prouvent l'utilité des EMG de surface comme technique non-invasive pour la détection des anomalies neuromusculaires spécifiques au niveau du membre supérieur chez les enfants avec PC.

7.2 Sous-objectif 2

Le sous-objectif 2 de cette thèse était de développer un modèle d'évaluation du membre supérieur des enfants atteints de PC après une thérapie-robot.

Les résultats de l'article soumis ont démontré qu'il a été possible de différencier les enfants avec un développement normal, des enfants avec paralysie cérébrale pré-thérapie et post-thérapie, avec une précision globale de 97,6% [143].

L'approche proposée avec le classificateur RF a donné la meilleure précision de classification de 97,6%. Cela peut être dû à deux raisons. Premièrement, même si avec un échantillon d'apprentissage de petite taille, un classificateur simple tel que la LDA peut s'avérer le meilleur choix pour éviter un surapprentissage, ceci peut être problématique lorsque nous devons sélectionner les paramètres les plus pertinentes dans un ensemble de grande dimension. Sahiner et al. [144] ont montré que l'erreur en resubstitution de la LDA est (quasiment) toujours optimiste dans ce dernier cas. En outre, ils ont constaté que le SVM avec le noyau radial fonctionne mieux que la LDA pour les diagnostics cliniques dans le cas d'un échantillon de petite taille. En outre, le classificateur RF fournit généralement de bonnes performances pour les échantillons de petite taille avec un espace de caractéristiques de grande dimension [145]. Deuxièmement, même s'il a été prouvé que le SVM était un concurrent sérieux des algorithmes les plus performants pour la détection des troubles neuromusculaires [146, 147] et est utile pour traiter les mécanismes non linéaires, certaines études ont rapporté que le choix du noyau a un impact important sur la précision de la classification basée sur des paramètres dans le domaine temps-fréquence. D'autre part, les classificateurs RF sont capables de modéliser naturellement les frontières de décision non linéaires avec un réglage simple des paramètres, grâce à leur structure hiérarchique [148].

L'analyse des caractéristiques EMG a démontré que les paramètres; intégrale de la valeur absolue d'EMG (*IEMG*), la fenêtre de Hamming (*MHW*) et les coefficients cepstraux du 4 ordre (*CC4*) différencient mieux les trois groupes d'enfants. Un des enfants avec PC pré-thérapie robot a été mal classé par le modèle et classé plutôt dans le groupe post-thérapie robot. Cet enfant avait une limitation de niveau II selon l'échelle MACS. Ce niveau de limitation peut être surtout présent lors de situations nouvelles et non familières. Ce qui n'est pas le cas étant donné que les enfants suivent un entraînement précédant chaque évaluation afin d'éviter tout biais d'apprentissage. Ceci suggère que la précision du modèle peut être influencée si l'enfant a des limitations mineures ou si sa

performance dépend du niveau de difficulté de la tâche à effectuer. En effet, les exercices d'évaluation avec le REAplan sont standardisés et s'effectuent dans un petit espace de travail sans prendre en compte la morphologie ou le niveau de limitation de l'enfant [149]. Dans ce contexte, les résultats d'évaluation pourraient être sujets à des interprétations erronées et l'enfant avec PC peut être classé comme un enfant avec un développement normal ou avec des limitations mineures. Pour y remédier, une solution serait d'ajuster les exercices d'évaluation avec le REAplan selon un niveau de difficulté ainsi que le degré de limitation de l'enfant, sa morphologie et son niveau de performance lors de la thérapie-robot.

L'ajout des mesures issues de l'accéléromètre triaxial de l'IMU, spécifiquement l'amplitude moyenne de vibration dans les trois directions, a amélioré la précision du modèle de 35.9%. Ceci est en accord avec d'autres études qui ont conclu que l'ajout des informations accélérométriques augmentent la précision de l'évaluation de l'activité musculaire et le niveau de fatigue, la prédiction des risques de blessures, la réadaptation et l'analyse biomécanique en général [150-154].

7.3 Sous-objectif 3

Le sous-objectif 3 de cette thèse était d'évaluer l'efficacité du dispositif robotique de réadaptation « REAplan » en identifiant les changements au niveau des habilités dynamiques et des activations musculaires après la thérapie robotisée.

Le principal résultat de la troisième étude (Chapitre 6) est que le Upper Limb Motor Function Index (ULMFI) fournit une évaluation quantitative valide et robuste des mouvements des membres supérieurs après la réadaptation avec le REAplan. L'ULMFI est un score estimé à partir des indices cinématiques issus du REAplan et des paramètres électromyographiques et accélérométriques issus des centrales inertiels pendant l'évaluation du membre supérieur. Un score supérieur à 100 signifie un niveau fonctionnel normal du membre supérieur. Quand le score diminue de 10 points, ceci correspond à la moyenne de la population contrôle moins un écart type [155]. L'ULMFI a augmenté pour les enfants avec PC post-thérapie-robot. Ce résultat confirme les conclusions des recherches récentes suggérant que la thérapie-robot intensive a un impact important sur l'organisation du cerveau et la réduction des déficiences motrices [90, 128, 156].

En analysant les caractéristiques EMG incluses dans le calcul de ce score, on constate une tendance à l'augmentation des valeurs d'activations de *SM2*, *IEMG*, *AAC* et *MHW* au niveau du biceps et de

l'infraspinatus chez les enfants avec PC. Ces résultats sont en accord avec d'autres études qui ont démontré que les valeurs des caractéristiques des signaux EMG extraites du domaine temporel [157] et le domaine temporo-fréquentiel [158] étaient plus élevées dans les muscles pathologiques. L'augmentation du recrutement des unités motrices chez les enfants avec PC est nécessaire afin de reproduire le même mouvement que les enfants avec un développement normal [159].

Au niveau anatomique, l'infraspinatus est le rotateur externe principal de l'épaule, agissant comme antagoniste. Celui-ci stabilise l'arrière de l'épaule au cours d'un mouvement de rotation externe demandé durant l'exercice cercle du REAplan. L'activation excessive de ce muscle chez les enfants avec PC est nécessaire pour assurer la coordination des mouvements mais également pour maintenir la stabilité de l'articulation de l'épaule afin de produire le même mouvement que les enfants avec un développement normal [142]. Parallèlement aux activations excessives notées au niveau du biceps et l'infraspinatus avant la thérapie-robot, on a noté une amplitude moyenne de vibration dans les trois directions (l'*IMU-ACC* moyenne) plus petite chez les enfants avec PC par rapport au groupe de contrôle. La diminution de l'*IMU-ACC* moyenne peut-être dû à un mauvais contrôle moteur sélectif [160] lors de l'extension horizontale de l'épaule pour l'exercice « cercle ». Plusieurs études ont prouvé que ce paramètre pouvait être amélioré avec les thérapies de rééducation [13, 161]. Ces améliorations ont été notées pour les enfants avec PC après la thérapie-robot dans la présente étude incluant une meilleure fluidité dans les mouvements [127, 128].

Un facteur important dans la spasticité chez les enfants avec PC serait l'altération de l'inhibition réciproque disynaptique qui sera en faveur d'une co-contraction massive des muscles antagonistes par rapport aux agonistes pour un mouvement donné [162]. La lésion des voies descendantes excitatrices serait la cause de ce dysfonctionnement chez les enfants avec PC [133, 163]. Les résultats de la troisième étude ont montré une baisse de la co-contraction accrue de certains muscles après la thérapie-robot notamment le deltoïde antérieur [164]. Ce dernier s'implique davantage lors de mouvements du complexe de l'épaule que dans sa stabilisation. Ceci permet d'envisager qu'un entraînement en résistance de 10 semaines avec la robot-thérapie « REAplan », serait bénéfique pour contrer l'altération de l'inhibition réciproque transférable au niveau fonctionnel chez les enfants avec PC.

L'amélioration de la fonction motrice du membre supérieur chez les enfants avec PC après la thérapie-robot a été observée à travers l'augmentation de ULMFI. Cette amélioration peut être due

soit à un gain de la force musculaire facilitant l'activation des agonistes, soit à une inhibition de la coactivation des muscles antagonistes ou des deux à la fois [165].

Une corrélation linéaire dont le coefficient serait positif, mais où la corrélation est faible a été identifiée entre ULMFI et le test doigt-nez. Même étant très faible et statistiquement non-significative, cette corrélation confirme tout de même une amélioration au niveau des muscles proximaux autour de l'épaule après la thérapie. Cette faible corrélation est peut-être due soit : 1- à la faible taille d'échantillon 2- au fait que les paramètres cinématiques et électromyographiques sont plus sensibles et capables de détecter des changements spécifiques après une intervention que les échelles conventionnelles ne peuvent pas mesurer. Par contre l'échelle de Fugl Meyer [166] conçue pour évaluer les segments proximaux du membre supérieur, serait peut-être plus appropriée pour quantifier une amélioration après un entraînement avec le REAplan.

7.4 Limites et perspectives correspondantes

7.4.1 Environnement d'acquisition de données

La première étude a été réalisée dans le laboratoire d'analyse de mouvement au Centre de Réadaptation Marie-enfant (CRME). Les équipements disponibles dans le laboratoire ont permis d'enregistrer l'activité cinématique des bras des enfants avec PC unilatérale spastique, incluant les amplitudes articulaires, les vitesses et accélérations du mouvement. Par contre il a été impossible de collecter les mêmes données cinématiques dans un environnement à l'extérieur d'un laboratoire de recherche (École Victor-Doré spécialisée pour les enfants avec déficiences motrices ou organiques graves).

Même si les centrales inertielles utilisées lors de la deuxième étude pourraient en théorie collecter des données cinématiques similaires à la première étude, les importantes erreurs du magnétomètre causées par les distorsions magnétiques ont limité leur utilisation. Il est donc évident que la portée clinique réelle de cette technologie ne sera atteinte que lorsque l'environnement d'acquisition de données est bien contrôlé.

7.4.2 Validité de concurrence

Une autre limitation serait la faible validité de concurrence de ULMFI par rapport aux tests conventionnels Box and Blocks et doigt-nez. Comme discuté précédemment, ceci est peut-être dû

aux sensibilités des mesures cinématiques et EMG à certains changements spécifiques après la thérapie-robot, que les deux tests conventionnels ne sont pas capables de détecter. Par contre vu le temps limité alloué à l'évaluation dans cette étude, il n'a pas été possible d'effectuer un test plus spécifique comme celui de Fugl-Meyer. Ce dernier nécessite un temps d'administration de 58 minutes en moyenne[167].

7.4.3 Individualisation des exercices d'évaluation

Des options d'ajustement de l'écran de travail, du niveau de difficulté, de résistance et de la performance de l'enfant sont disponibles durant l'entraînement avec le REAplan. Par contre, les exercices d'évaluation sont standardisés et les résultats d'évaluation pourraient être sujets à des interprétations erronées. Il serait intéressant de permettre aux thérapeutes de personnaliser les exercices d'évaluation en se servant des mêmes options pendant les séances d'entraînement.

7.4.4 Thérapie intensive pour des enfants de 1 à 3 ans

Une récente méta-analyse a montré que les interventions précoces chez les prématurés à haut risque de paralysie cérébrale, ont une grande influence sur le développement moteur jusqu'à l'âge de trois ans [168, 169]. Il n'existe pas encore des travaux de recherche sur l'impact d'une rééducation robotique intensive sur la maturation du cerveau au cours du développement. Il serait intéressant de mener une étude avec des enfants de 1 à 3 ans présentant une PC, afin d'évaluer l'effet d'une thérapie-robot sur la neuro-plasticité des régions cérébrales lésées [168].

7.4.5 Outil de suivi socio-économique des enfants atteints de PC, basé sur la sévérité de leur atteinte

Outre la compréhension des limitations fonctionnelles et le ciblage des traitements adéquats; la prévention et la réduction de la gravité d'évolution de la paralysie cérébrale constituent aussi des préoccupations majeures. Pour une planification stratégique, il importe non seulement de classer rigoureusement les niveaux de sévérité des personnes atteintes de paralysie cérébrale, mais également de surveiller les tendances et les déterminants socio-économiques (statut familial, milieu de résidence, occupation et niveau d'éducation des parents, situation financière, etc.) pouvant affecter l'évolution de cette atteinte. De nombreuses études ont examiné l'association entre les déterminants sociaux et la santé maternelle et néonatale en général [170, 171]. Ces études ont

montré que le statut socio-économique était un fort prédicteur de la santé de l'enfant. Par contre, ce sujet est encore peu traité pour les enfants ayant des troubles neurodéveloppementaux en général et ceux atteints de PC en particulier. Par exemple, Oskoui M and al.[172] ont montré dans une étude récente qu'il existe une association entre l'indice de défavorisation matériel et social, et le degré de sévérité de la paralysie cérébrale chez les enfants canadiens. Cury VC et al. [173] ont déterminé que le statut socio-économique affecte les mouvements fonctionnels des enfants atteints de PC ainsi que leur utilisation des dispositifs d'aide à la mobilité. Raouafi et al [174] ont montré que le faible revenu après impôt, l'assistance familiale, les dépenses quotidiennes, certains services de soins de santé non fournis, l'état et le type du logement étaient associés à la gravité des troubles neurodéveloppementaux. Le statut socio-économique, les facteurs environnementaux ainsi que la fréquence d'utilisation des services de réadaptation [172] peuvent amplifier ou diminuer la gravité des déficits ainsi que l'importance des efforts à fournir. Lors de la prise en charge des enfants avec PC; il est nécessaire de tenir compte des impératifs personnels, familiaux, environnementaux, sociaux et financiers. Cette considération améliorerait la qualité de vie de l'enfant atteint de PC. Or, il n'existe à ce jour aucun outil objectif automatisé de suivi socio-économique basé sur la sévérité de la paralysie cérébrale chez les enfants.

CHAPITRE 8 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Cette thèse s'inscrit dans le développement d'un outil d'évaluation et de catégorisation des habilités motrices des enfants atteints de PC. Tout d'abord, une méthode de classification assistée par ordinateur a été utilisée pour évaluer le membre supérieur des enfants avec PC à l'aide des mesures cinématiques et électromyographiques et durant des mouvements simples d'extension/flexion et pronation/supination. Les résultats obtenus avec cette méthode ont confirmé la fiabilité des mesures cinématiques et électromyographiques pour identifier des atteintes spécifiques au niveau du membre supérieur des enfants avec une hémiplégie spastique unilatérale.

La seconde étude visait à développer un modèle d'évaluation du membre supérieur des enfants atteints de PC après une thérapie-robot. Plusieurs techniques d'apprentissage machine ont été utilisées et combinées par un vote de majorité pour obtenir une classification la plus stable possible des trois groupes d'enfants; avec développement normal, pré- et post-thérapie. L'ajout des informations accélérométriques au modèle nous a permis d'atteindre une très bonne précision globale de l'ordre de 97,6%.

Les paramètres cinématiques et électromyographiques qui différencient mieux les enfants avec un développement normal des enfants avec paralysie cérébrale pré-thérapie et post-thérapie, ont été utilisés dans la troisième étude. Cette dernière a été réalisée dans le but de comprendre les changements au niveau des habilités dynamiques et des activations musculaires du membre supérieur. La détection des changements au niveau de ces paramètres permettrait d'utiliser des stratégies d'intervention adaptées, une évaluation clinique précise des possibilités motrices de l'enfant et un meilleur ciblage des muscles lésés.

Le ULMFI obtenu à partir de ces paramètres, est un score facile à calculer et peut être utilisé chez les enfants atteints de PC dans les cliniques pédiatriques, un milieu scolaire ou un laboratoire de recherche. Cet indice a aussi permis de valider le REAplan comme un outil d'entraînement interactif efficace, spécifiquement pour les enfants avec des limitations modérées à sévères. Cependant, on propose d'augmenter la taille de l'échantillon pour atteindre une meilleure puissance statistique et valider le protocole chez d'autres enfants avec des déficits moteurs cérébraux et des maladies neuromusculaires. Cette méthode d'évaluation est assez facilement transmissible et

permet par les mesures électromyographiques et cinématiques d'évaluer un changement ou une progression post-intervention.

RÉFÉRENCES

- [1] S. Caron, "Une introduction aux arbres de décision," éd, 2011.
- [2] M. Gilliaux, "A robotic device to assess and rehabilitate upper limb movements in cerebral palsy children and stroke adults," UCL-Université Catholique de Louvain, 2015.
- [3] T. Nef, M. Guidali et R. Riener, "ARMin III—arm therapy exoskeleton with an ergonomic shoulder actuation," vol. 6, no. 2, p. 127-142, 2009.
- [4] M. Laitenberger *et al.*, "Refinement of the upper limb joint kinematics and dynamics using a subject-specific closed-loop forearm model," vol. 33, no. 4, p. 413-438, 2015.
- [5] R. St-Jacques. (2000) Le corps humain. [En ligne]. Disponible: http://corpshumain.ca/muscle_articulation.php
- [6] M. Arnaud, "Etude du complexe épaule/membre supérieur Lois de comportement en butées et modélisation cinématique," INSA de LYON, 2003.
- [7] (2014) Association canadienne de sports pour paralytiques cérébraux. [En ligne]. Disponible: www.ccpsa.ca/fr/aboutus/whatispcp.aspx
- [8] M. Oskoui *et al.*, "An update on the prevalence of cerebral palsy: a systematic review and meta-analysis," vol. 55, no. 6, p. 509-519, 2013.
- [9] C. Amiel-Tison et J. Gosselin, *Pathologie neurologique périnatale et ses conséquences*: Elsevier Health Sciences, 2010.
- [10] D. Larivière-Bastien *et al.*, "Perspectives of adolescents and young adults with cerebral palsy on the ethical and social challenges encountered in healthcare services," vol. 1, no. 1, p. 43-54, 2011.
- [11] C. DeMatteo *et al.*, "The reliability and validity of the Quality of Upper Extremity Skills Test," vol. 13, no. 2, p. 1-18, 1993.
- [12] M. Holmefur *et al.*, "Test-retest and alternate forms reliability of the assisting hand assessment," vol. 41, no. 11, p. 886-891, 2009.
- [13] A. C. Eliasson *et al.*, "The Manual Ability Classification System (MACS) for children with cerebral palsy: scale development and evidence of validity and reliability," vol. 48, no. 7, p. 549-554, Jul 2006. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/16780622>
- [14] E. Gajewska, M. Sobieska et W. Samborski, "[Manual ability classification system for children with cerebral palsy]," vol. 71, no. 4, p. 317-9, 2006. [En ligne]. Disponible: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17455534>
- [15] S. Greaves *et al.*, "Assessing bimanual performance in young children with hemiplegic cerebral palsy: a systematic review," vol. 52, no. 5, p. 413-421, 2010.
- [16] J. C. Hobart *et al.*, "Rating scales as outcome measures for clinical trials in neurology: problems, solutions, and recommendations," vol. 6, no. 12, p. 1094-1105, 2007.
- [17] A. P. Tedesco, R. D. Nicolini-Panisson et A. de Jesus, "SHUEE on the evaluation of upper limb in cerebral palsy," vol. 23, no. 4, p. 219-22, Jul-Aug 2015. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/26327806>

- [18] P. G. Lindberg *et al.*, "Validation of a new biomechanical model to measure muscle tone in spastic muscles," vol. 25, no. 7, p. 617-25, Sep 2011. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/21490269>
- [19] F. Su *et al.*, "Fuzzy clustering of gait patterns of patients after ankle arthrodesis based on kinematic parameters," vol. 23, no. 2, p. 83-90, Mar 2001. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11413060>
- [20] A. Bonnefoy-Mazure *et al.*, "Identification of gait patterns in individuals with cerebral palsy using multiple correspondence analysis," vol. 34, no. 9, p. 2684-93, Sep 2013. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/23770664>
- [21] M. J. O'Malley *et al.*, "Fuzzy clustering of children with cerebral palsy based on temporal-distance gait parameters," vol. 5, no. 4, p. 300-9, Dec 1997. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/9422455>
- [22] M. Sangeux, J. Rodda et H. K. Graham, "Sagittal gait patterns in cerebral palsy: the plantarflexor-knee extension couple index," vol. 41, no. 2, p. 586-91, Feb 2015. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/25604121>
- [23] S. Raouafi *et al.*, "Classification of upper limb disability levels of children with spastic unilateral cerebral palsy using K-means algorithm," July 01 2017. [En ligne]. Disponible: <http://dx.doi.org/10.1007/s11517-017-1678-y>
- [24] A. Sarcher *et al.*, "Impact of muscle activation on ranges of motion during active elbow movement in children with spastic hemiplegic cerebral palsy," vol. 30, no. 1, p. 86-94, Jan 2015. [En ligne]. Disponible: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/25467763>
- [25] S. M. Brændvik et K. Roeleveld, "The role of co-activation in strength and force modulation in the elbow of children with unilateral cerebral palsy," vol. 22, no. 1, p. 137-144, 2012.
- [26] M. de Bruin *et al.*, "Biceps brachii can add to performance of tasks requiring supination in cerebral palsy patients," vol. 23, no. 2, p. 516-522, 2013.
- [27] F. Fitoussi *et al.*, "Kinematic analysis of the upper limb: a useful tool in children with cerebral palsy," vol. 15, no. 4, p. 247-56, Jul 2006. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/16751732>
- [28] E. Jaspers *et al.*, "Three-dimensional upper limb movement characteristics in children with hemiplegic cerebral palsy and typically developing children," vol. 32, no. 6, p. 2283-94, Nov-Dec 2011. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/21862283>
- [29] M. Gilliaux *et al.*, "Age Effects on Upper Limb Kinematics Assessed by the REAplan Robot in Healthy School-Aged Children," vol. 43, no. 5, p. 1123-31, May 2015. [En ligne]. Disponible: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/25413362>
- [30] P. Maciejasz *et al.*, "A survey on robotic devices for upper limb rehabilitation," vol. 11, p. 3, Jan 09 2014. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/24401110>
- [31] P. Rosenbaum *et al.*, "A report: the definition and classification of cerebral palsy April 2006," vol. 109, p. 8-14, Feb 2007. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17370477>
- [32] T. Lissauer et G. Clayden, *Pédiatrie: manuel illustré*: De Boeck Supérieur, 1998.

- [33] A. Colver *et al.*, "Self-reported quality of life of adolescents with cerebral palsy: a cross-sectional and longitudinal analysis," vol. 385, no. 9969, p. 705-16, Feb 21 2015. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/25301503>
- [34] C. P. Guide. (2016, December 12) Types of Cerebral Palsy. [En ligne]. Disponible: <https://www.cerebralpalsyguide.com/cerebral-palsy/types/>
- [35] La paralysie cérébrale. [En ligne]. Disponible: <https://cnfs.ca/pathologies/paralysie-cerebrale>
- [36] A. Bakheit *et al.*, "A randomized, double-blind, placebo-controlled, dose-ranging study to compare the efficacy and safety of three doses of botulinum toxin type A (Dysport) with placebo in upper limb spasticity after stroke," vol. 31, no. 10, p. 2402-2406, 2000.
- [37] K. Kopec, "Cerebral palsy: pharmacologic treatment of spasticity," vol. 33, no. 1, p. 22, 2008.
- [38] J. Siegfried *et al.*, "[Functional neurosurgery of cerebral palsy]," vol. 31 Suppl 1, p. 1-118, 1985. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/3908955>
- [39] A. Parent *et al.*, "Experience-based decision-tree process for selective dorsal rhizotomy based on clinical assessment in children with cerebral palsy," 2019.
- [40] T. Park, M. B. Dobbs et J. Cho, "Evidence supporting selective dorsal rhizotomy for treatment of spastic cerebral palsy," vol. 10, no. 10, 2018.
- [41] I. Novak *et al.*, "A systematic review of interventions for children with cerebral palsy: state of the evidence," vol. 55, no. 10, p. 885-910, Oct 2013. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/23962350>
- [42] F. Bonnel, "Appareil locomoteur," vol. 3.
- [43] J.-M. Chevallier, P. Bonfils et E. Vitte, *Anatomie*: Flammarion médecine-sciences, 2001.
- [44] Y. Doiron, "Utilisation d'un modèle biomécanique pour quantifier les stratégies cinétiques d'un syndrome d'abutement de l'épaule," 2007.
- [45] M. Yazji *et al.*, "Are the mediolateral joint forces in the lower limbs different between scoliotic and healthy subjects during gait?," vol. 10, no. 2, p. S3, 2015.
- [46] L. Ballaz *et al.*, "Joint torque variability and repeatability during cyclic flexion-extension of the elbow," vol. 8, no. 1, p. 8, 2016.
- [47] R. C. F. de Moura *et al.*, "Kinematic upper limb evaluation of children and adolescents with cerebral palsy: a systematic review of the literature," vol. 28, no. 2, p. 695-700, 2016.
- [48] G. Gaudet *et al.*, "Intra-and intersession reliability of surface electromyography on muscles actuating the forearm during maximum voluntary contractions," vol. 32, no. 6, p. 558-570, 2016.
- [49] M. Angsupaisal *et al.*, "Effects of forward tilted seating and foot-support on postural adjustments in children with spastic cerebral palsy: An EMG-study," vol. 23, no. 5, p. 723-732, Sep 2019. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/31420131>
- [50] C. A. Zaino et S. W. McCoy, "Reliability and comparison of electromyographic and kinetic measurements during a standing reach task in children with and without cerebral palsy,"

- vol. 27, no. 1, p. 128-37, Jan 2008. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17459707>
- [51] S. Armand, G. Decoulon et A. Bonnefoy-Mazure, "Gait analysis in children with cerebral palsy," vol. 1, no. 12, p. 448-460, Dec 2016. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/28698802>
- [52] H. Habberfehlner *et al.*, "Assessment of net knee moment-angle characteristics by instrumented hand-held dynamometry in children with spastic cerebral palsy and typically developing children," vol. 12, p. 67, Aug 2015. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/26272620>
- [53] U. Myhr et L. von Wendt, "Influence of different sitting positions and abduction orthoses on leg muscle activity in children with cerebral palsy," vol. 35, no. 10, p. 870-80, Oct 1993. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/8405716>
- [54] S. E. Farmer, "Key factors in the development of lower limb co-ordination: implications for the acquisition of walking in children with cerebral palsy," vol. 25, no. 14, p. 807-16, Jul 2003. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/12959361>
- [55] J. Perry, "Determinants of muscle function in the spastic lower extremity," no. 288, p. 10-26, Mar 1993. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/8458121>
- [56] F. Hareb *et al.*, "Botulinum Toxin in Children with Cerebral Palsy: An Update," Sep 2019. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/31486052>
- [57] D. T. Reid et A. Sochaniwskyj, "Influences of a hand positioning device on upper-extremity control of children with cerebral palsy," vol. 15, no. 1, p. 15-29, 1992. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/1601567>
- [58] M. L. Latash et R. D. Penn, "Changes in voluntary motor control induced by intrathecal baclofen in patients with spasticity of different etiology," vol. 1, no. 4, p. 229-46, 1996. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/9238740>
- [59] G. L. Almeida *et al.*, "Multidimensional assessment of motor function in a child with cerebral palsy following intrathecal administration of baclofen," vol. 77, no. 7, p. 751-64, Jul 1997. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/9225847>
- [60] J. E. Brunstrom *et al.*, "Motor benefit from levodopa in spastic quadriplegic cerebral palsy," vol. 47, no. 5, p. 662-5, May 2000. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/10805341>
- [61] N. Malfait et T. D. Sanger, "Does dystonia always include co-contraction? A study of unconstrained reaching in children with primary and secondary dystonia," vol. 176, no. 2, p. 206-16, Jan 2007. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/16850323>
- [62] M. Hadders-Algra *et al.*, "Effect of seat surface inclination on postural control during reaching in preterm children with cerebral palsy," vol. 87, no. 7, p. 861-71, Jul 2007. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17472949>
- [63] Y. N. Wu *et al.*, "Characterization of spasticity in cerebral palsy: dependence of catch angle on velocity," vol. 52, no. 6, p. 563-9, Jun 2010. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/20132137>

- [64] M. G. Feltham *et al.*, "Mirror visual feedback induces lower neuromuscular activity in children with spastic hemiparetic cerebral palsy," vol. 31, no. 6, p. 1525-35, 2010 Nov-Dec 2010. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/20591615>
- [65] H. Y. Cheng *et al.*, "The effect of lower body stabilization and different writing tools on writing biomechanics in children with cerebral palsy," vol. 34, no. 4, p. 1152-9, Apr 2013. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/23376050>
- [66] M. de Bruin *et al.*, "Biceps brachii can add to performance of tasks requiring supination in cerebral palsy patients," vol. 23, no. 2, p. 516-522, 2013.
- [67] R. C. Moura *et al.*, "Transcranial direct current stimulation combined with upper limb functional training in children with spastic, hemiparetic cerebral palsy: study protocol for a randomized controlled trial," vol. 17, no. 1, p. 405, 08 2016. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/27530758>
- [68] A. Sarcher *et al.*, "Pathological and physiological muscle co-activation during active elbow extension in children with unilateral cerebral palsy," vol. 128, no. 1, p. 4-13, 2017.
- [69] J. Wen, M. Raison et S. Achiche, "Using a cost function based on kinematics and electromyographic data to quantify muscle forces," vol. 80, p. 151-158, 10 2018. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/30243496>
- [70] A. Sarcher *et al.*, "Detection of pronator muscle overactivity in children with unilateral spastic cerebral palsy: Development of a semi-automatic method using EMG data," vol. 62, no. 6, p. 409-417, Nov 2019. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/31454560>
- [71] D. H. Hubel et T. N. Wiesel, "Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex," vol. 160, p. 106-54, Jan 1962. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/14449617>
- [72] M. D. Mendelzweig, "La plasticité cérébrale de Cajal à Kandel: Cheminement d'une notion constitutive du sujet cérébral," vol. 63, no. 2, p. 331-367, 2010.
- [73] S. Masiero *et al.*, "Robotic-assisted rehabilitation of the upper limb after acute stroke," vol. 88, no. 2, p. 142-9, Feb 2007. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17270510>
- [74] A. Frizera *et al.*, "The smart walkers as geriatric assistive device. the symbiosis purpose," vol. 7, no. 2, p. 108, 2008.
- [75] J. Sapin *et al.*, "Développement du robot de rééducation du membre supérieur REAplan," communication présentée à XLIèmes Journées d'étude de la SORNEST. Technologies innovantes en Médecine Physique et Réadaptation, 2013.
- [76] S. E. Fasoli *et al.*, "Upper limb robotic therapy for children with hemiplegia," vol. 87, no. 11, p. 929-36, Nov 2008. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/18936558>
- [77] M. A. Jones, I. R. McEwen et L. Hansen, "Use of power mobility for a young child with spinal muscular atrophy," vol. 83, no. 3, p. 253-62, Mar 2003. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/12620089>

- [78] G. Rosati, P. Gallina et S. Masiero, "Design, implementation and clinical tests of a wire-based robot for neurorehabilitation," vol. 15, no. 4, p. 560-9, Dec 2007. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/18198714>
- [79] P. Sale, V. Lombardi et M. Franceschini, "Hand robotics rehabilitation: feasibility and preliminary results of a robotic treatment in patients with hemiparesis," vol. 2012, p. 820931, 2012. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/23320252>
- [80] R. Gopura et K. Kiguchi, "Mechanical designs of active upper-limb exoskeleton robots: State-of-the-art and design difficulties," communication présentée à 2009 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, 2009, p. 178-187.
- [81] P. Staubli *et al.*, "Effects of intensive arm training with the rehabilitation robot ARMin II in chronic stroke patients: four single-cases," vol. 6, p. 46, Dec 17 2009. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/20017939>
- [82] L. Marchal-Crespo et D. J. Reinkensmeyer, "Review of control strategies for robotic movement training after neurologic injury," vol. 6, p. 20, Jun 16 2009. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/19531254>
- [83] A. Frisoli *et al.*, "Arm rehabilitation with a robotic exoskeleton in Virtual Reality," communication présentée à Rehabilitation Robotics, 2007. ICORR 2007. IEEE 10th International Conference on, 2007, p. 631-642.
- [84] S. Micera *et al.*, "A simple robotic system for neurorehabilitation," vol. 19, no. 3, p. 271, 2005.
- [85] P. R. Culmer *et al.*, "A control strategy for upper limb robotic rehabilitation with a dual robot system," vol. 15, no. 4, p. 575-585, 2010.
- [86] R. Sanchez *et al.*, "Monitoring functional arm movement for home-based therapy after stroke," vol. 7, p. 4787-90, 2004. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17271381>
- [87] D. J. Reinkensmeyer *et al.*, "Understanding and treating arm movement impairment after chronic brain injury: progress with the ARM guide," 2014.
- [88] J. W. Keller et H. J. A. van Hedel, "Weight-supported training of the upper extremity in children with cerebral palsy: a motor learning study," vol. 14, no. 1, p. 87, Aug 30 2017. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/28854939>
- [89] H. J. van Hedel, N. Hafliger et C. N. Gerber, "Quantifying selective elbow movements during an exergame in children with neurological disorders: a pilot study," vol. 13, no. 1, p. 93, Oct 21 2016. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/27769301>
- [90] M. Gilliaux *et al.*, "Upper limb robot-assisted therapy in cerebral palsy: a single-blind randomized controlled trial," vol. 29, no. 2, p. 183-92, Feb 2015. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/25015650>
- [91] Q. Qiu *et al.*, "The New Jersey Institute of Technology Robot-Assisted Virtual Rehabilitation (NJIT-RAVR) system for children with cerebral palsy: a feasibility study," vol. 6, no. 1, p. 40, 2009.
- [92] A. Pollock *et al.*, "Interventions for improving upper limb function after stroke," no. 11, 2014.

- [93] A. C. Lo *et al.*, "Robot-assisted therapy for long-term upper-limb impairment after stroke," vol. 362, no. 19, p. 1772-1783, 2010.
- [94] H. I. Krebs *et al.*, "Robot-aided neurorehabilitation," vol. 6, no. 1, p. 75-87, 1998.
- [95] B. T. Volpe *et al.*, "A novel approach to stroke rehabilitation: robot-aided sensorimotor stimulation," vol. 54, no. 10, p. 1938-1944, 2000.
- [96] B. T. Volpe, H. I. Krebs et N. Hogan, "Is robot-aided sensorimotor training in stroke rehabilitation a realistic option?," vol. 14, no. 6, p. 745-752, 2001.
- [97] S. E. Fasoli *et al.*, "Robotic therapy for chronic motor impairments after stroke: Follow-up results," vol. 85, no. 7, p. 1106-1111, 2004.
- [98] H. I. Krebs *et al.*, "Rehabilitation robotics: Performance-based progressive robot-assisted therapy," vol. 15, no. 1, p. 7-20, 2003.
- [99] G. Kwakkel, B. J. Kollen et H. I. Krebs, "Effects of robot-assisted therapy on upper limb recovery after stroke: a systematic review," vol. 22, no. 2, p. 111-121, 2008.
- [100] S. Masiero, M. Armani et G. Rosati, "Upper-limb robot-assisted therapy in rehabilitation of acute stroke patients: focused review and results of new randomized controlled trial," vol. 48, no. 4, p. 355-366, 2011.
- [101] M. Mihelj, T. Nef et R. Riener, "A novel paradigm for patient-cooperative control of upper-limb rehabilitation robots," vol. 21, no. 8, p. 843-867, 2007.
- [102] A. Frisoli *et al.*, "A new gaze-BCI-driven control of an upper limb exoskeleton for rehabilitation in real-world tasks," vol. 42, no. 6, p. 1169-1179, 2012.
- [103] V. Falzarano *et al.*, "Devices and Protocols for Upper Limb Robot-Assisted Rehabilitation of Children with Neuromotor Disorders," vol. 9, no. 13, p. 2689, 2019.
- [104] M.-J. Lee, J.-H. Lee et S.-M. Lee, "Effects of robot-assisted therapy on upper extremity function and activities of daily living in hemiplegic patients: A single-blinded, randomized, controlled trial," no. Preprint, p. 1-8, 2018.
- [105] W. T. F. Encyclopedia. (October, 2019) Electromyography. [En ligne]. Disponible: <https://en.wikipedia.org/wiki/Electromyography>
- [106] A. Sarcher, "Mouvements du membre supérieur chez les enfants hémiplésiques spastiques : analyse cinématique et électromyographique," INSTITUT DE GENIE BIOMÉDICAL, ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL, 2014.
- [107] W. T. F. Encyclopedia. (October, 2019) Inertial Measurement Unit. [En ligne]. Disponible: https://en.wikipedia.org/wiki/Inertial_measurement_unit#References
- [108] W. Y. Wong, M. S. Wong et K. H. Lo, "Clinical applications of sensors for human posture and movement analysis: a review," vol. 31, no. 1, p. 62-75, 2007.
- [109] O. Jahanian *et al.*, "Upper extremity joint dynamics and electromyography (EMG) during standard and geared manual wheelchair propulsion," communication présentée à, 2015.
- [110] J. Patel *et al.*, "Exploring the impact of visual and movement based priming on a motor intervention in the acute phase post-stroke in persons with severe hemiparesis of the upper extremity," vol. 39, no. 15, p. 1515-1523, 2017.

- [111] P. Kugler *et al.*, "Automatic recognition of Parkinson's disease using surface electromyography during standardized gait tests," communication présentée à, 2013 p. 5781-5784.
- [112] L. M. Schutte *et al.*, "An index for quantifying deviations from normal gait," vol. 11, no. 1, p. 25-31, Feb 2000. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/10664482>
- [113] J. Birjandtalab, M. B. Pouyan et M. Nourani, "Nonlinear dimension reduction for eeg-based epileptic seizure detection," communication présentée à 2016 IEEE-EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics (BHI), 2016, p. 595-598.
- [114] G. Hajian *et al.*, "Improving Wrist Force Estimation With Surface EMG During Isometric Contractions," vol. 41, 2018.
- [115] I. Kononenko, E. Šimec et M. Robnik-Šikonja, "Overcoming the myopia of inductive learning algorithms with RELIEFF," vol. 7, no. 1, p. 39-55, 1997.
- [116] C. M. Bishop, *Pattern recognition and machine learning*: springer, 2006.
- [117] N. Pal, *Advanced techniques in knowledge discovery and data mining*: Springer Science & Business Media, 2007.
- [118] J. M. O'Byrne, A. Jenkinson et T. M. O'Brien, "Quantitative analysis and classification of gait patterns in cerebral palsy using a three-dimensional motion analyzer," vol. 13, no. 3, p. 101-8, Mar 1998. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/9535234>
- [119] H. Rahmati *et al.*, "Frequency analysis and feature reduction method for prediction of cerebral palsy in young infants," vol. 24, no. 11, p. 1225-1234, 2016.
- [120] J. Kamruzzaman et R. K. Begg, "Support vector machines and other pattern recognition approaches to the diagnosis of cerebral palsy gait," vol. 53, no. 12 Pt 1, p. 2479-90, Dec 2006. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/17153205>
- [121] S. G. Trost *et al.*, "Decision Trees for Detection of Activity Intensity in Youth with Cerebral Palsy," vol. 48, no. 5, p. 958-66, May 2016. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/26673127>
- [122] J. MacQueen, "Some methods for classification and analysis of multivariate observations," communication présentée à, 1967 p. 281-297.
- [123] K. Fukunaga, *Introduction to statistical pattern recognition*: Elsevier, 2013.
- [124] S.-i. Amari et S. Wu, "Improving support vector machine classifiers by modifying kernel functions," vol. 12, no. 6, p. 783-789, 1999.
- [125] F. Tango *et al.*, "Non-intrusive detection of driver distraction using machine learning algorithms," communication présentée à ECAI, 2010, p. 157-162.
- [126] C. J. C. Burges, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition," vol. 2, no. 2, p. 121-167, 1998.
- [127] V. Cimolin *et al.*, "The Armeo spring as training tool to improve upper limb functionality in hemiplegic cerebral palsy: a pilot study," communication présentée à 2016 IEEE 2nd International Forum on Research and Technologies for Society and Industry Leveraging a better tomorrow (RTSI), 2016, p. 1-4.

- [128] V. Cimolin *et al.*, "Robot-Assisted Upper Limb Training for Hemiplegic Children with Cerebral Palsy," vol. 31, no. 1, p. 89-101, 2019.
- [129] K. Singh, D. Malik et N. Sharma, "Evolving limitations in K-means algorithm in data mining and their removal," vol. 12, p. 105-109, 2011.
- [130] A. Tharwat *et al.*, "Linear discriminant analysis: A detailed tutorial," vol. 30, no. 2, p. 169-190, 2017.
- [131] G. Mendez *et al.*, "Factors associated with persistence in science and engineering majors: An exploratory study using classification trees and random forests," vol. 97, no. 1, p. 57-70, 2008.
- [132] L. Auria et R. A. Moro, "Support vector machines (SVM) as a technique for solvency analysis," 2008.
- [133] K. Nakashima *et al.*, "Reciprocal inhibition between forearm muscles in patients with writer's cramp and other occupational cramps, symptomatic hemidystonia and hemiparesis due to stroke," vol. 112, no. 3, p. 681-697, 1989.
- [134] L. V. Wagner et J. R. Davids, "Assessment tools and classification systems used for the upper extremity in children with cerebral palsy," vol. 470, no. 5, p. 1257-71, May 2012. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/21932104>
- [135] E. Gajewska, "Narzędzia diagnostyczne do oceny wczesnego rozwoju motorycznego stosowane w fizjoterapii dziecięcej," vol. 20, no. 40, p. 53-58, 2011.
- [136] M. Penta *et al.*, "The ABILHAND questionnaire as a measure of manual ability in chronic stroke patients: Rasch-based validation and relationship to upper limb impairment," vol. 32, no. 7, p. 1627-34, Jul 2001. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11441211>
- [137] C. S. Klein *et al.*, "Electromyography (EMG) Techniques for the Assessment and Rehabilitation of Motor Impairment Following Stroke," vol. 9, p. 1122, 2018.
- [138] L. R. Osternig *et al.*, "Electromyographic patterns accompanying isokinetic exercise under varying speed and sequencing conditions," vol. 63, no. 6, p. 289-297, 1984.
- [139] H. Milner-Brown, R. B. Stein et R. Yemm, "Changes in firing rate of human motor units during linearly changing voluntary contractions," vol. 230, no. 2, p. 371-390, 1973.
- [140] A. E. Minetti, "Contraction dynamics in antagonist muscles," vol. 169, no. 3, p. 295-304, 1994.
- [141] C. T. Leonard *et al.*, "Myotatic reflex development in normal children and children with cerebral palsy," vol. 111, no. 3, p. 379-382, 1991.
- [142] A. J. Ikeda *et al.*, "Quantification of cocontraction in spastic cerebral palsy," vol. 38, no. 8, p. 497-504, 1998.
- [143] S. Raouafi, M. Raison et A. Sofiane, "Modeling the assessment of the upper limb motor function impairment in children with cerebral palsy using sEMG and IMU sensors," p. 748202, 2019.
- [144] T. W. Way *et al.*, "Effect of finite sample size on feature selection and classification: a simulation study," vol. 37, no. 2, p. 907-920, 2010.

- [145] G. Biau et E. Scornet, "A random forest guided tour," vol. 25, no. 2, p. 197-227, 2016.
- [146] C. D. Katsis *et al.*, "A two-stage method for MUAP classification based on EMG decomposition," vol. 37, no. 9, p. 1232-1240, 2007.
- [147] J. Yousefi et A. Hamilton-Wright, "Characterizing EMG data using machine-learning tools," vol. 51, p. 1-13, 2014.
- [148] L. Breiman, "Random forests," vol. 45, no. 1, p. 5-32, 2001.
- [149] M. Gilliaux *et al.*, "Using the robotic device REAplan as a valid, reliable, and sensitive tool to quantify upper limb impairments in stroke patients," vol. 46, no. 2, p. 117-125, 2014.
- [150] S. H. Nawab, S. H. Roy et C. J. De Luca, "Functional activity monitoring from wearable sensor data," communication présentée à The 26th annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society, 2004, p. 979-982.
- [151] S. H. Roy *et al.*, "A combined sEMG and accelerometer system for monitoring functional activity in stroke," vol. 17, no. 6, p. 585-594, 2009.
- [152] Y. Li *et al.*, "Motor function evaluation of hemiplegic upper-extremities using data fusion from wearable inertial and surface EMG sensors," vol. 17, no. 3, p. 582, 2017.
- [153] I. Spulber *et al.*, "Frequency analysis of wireless accelerometer and EMG sensors data: Towards discrimination of normal and asymmetric walking pattern," communication présentée à 2012 IEEE international symposium on circuits and systems, 2012, p. 2645-2648.
- [154] X. Zhang *et al.*, "Hand gesture recognition and virtual game control based on 3D accelerometer and EMG sensors," communication présentée à Proceedings of the 14th international conference on Intelligent user interfaces, 2009, p. 401-406.
- [155] M. H. Schwartz et A. Rozumalski, "The Gait Deviation Index: a new comprehensive index of gait pathology," vol. 28, no. 3, p. 351-7, Oct 2008. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/18565753>
- [156] A. Meyer-Heim et H. J. van Hedel, "Robot-assisted and computer-enhanced therapies for children with cerebral palsy: current state and clinical implementation," vol. 20, no. 2, p. 139-45, Jun 2013. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/23948688>
- [157] R. Haddara, "Elbow Patients' Data Collection and Analysis: An Examination of Electromyography Healing Patterns," 2016.
- [158] L. A. Prosser *et al.*, "Trunk and hip muscle activity in early walkers with and without cerebral palsy--a frequency analysis," vol. 20, no. 5, p. 851-9, Oct 2010. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/20472460>
- [159] M. G. Feltham *et al.*, "Assessment of neuromuscular activation of the upper limbs in children with spastic hemiparetic cerebral palsy during a dynamical task," vol. 20, no. 3, p. 448-56, Jun 2010. [En ligne]. Disponible: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/19666231>
- [160] A. C. Eliasson, A. M. Gordon et H. Forssberg, "Basic co-ordination of manipulative forces of children with cerebral palsy," vol. 33, no. 8, p. 661-70, Aug 1991. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/1916022>

- [161] R. T. Harbourne, "Accuracy of movement speed and error detection skills in adolescents with cerebral palsy," vol. 93, no. 2, p. 419-31, Oct 2001. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11769898>
- [162] C. T. Leonard *et al.*, "Deficits in reciprocal inhibition of children with cerebral palsy as revealed by H reflex testing," vol. 32, no. 11, p. 974-984, 1990.
- [163] J. M. Gracies, "Pathophysiology of spastic paresis. II: Emergence of muscle overactivity," vol. 31, no. 5, p. 552-571, 2005.
- [164] D. van Roon, B. Steenbergen et R. G. Meulenbroek, "Trunk use and co-contraction in cerebral palsy as regulatory mechanisms for accuracy control," vol. 43, no. 4, p. 497-508, 2005. [En ligne]. Disponible: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/15716140>
- [165] M. M. Eken *et al.*, "Coactivation during dynamometry testing in adolescents with spastic cerebral palsy," vol. 96, no. 9, p. 1438-1447, 2016.
- [166] A. R. Fugl-Meyer *et al.*, "The post-stroke hemiplegic patient. 1. a method for evaluation of physical performance," vol. 7, no. 1, p. 13-31, 1975. [En ligne]. Disponible: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/1135616>
- [167] F. Malouin *et al.*, "Evaluating motor recovery early after stroke: comparison of the Fugl-Meyer Assessment and the Motor Assessment Scale," vol. 75, no. 11, p. 1206-1212, 1994.
- [168] B. Y. Hong *et al.*, "Factors influencing the gross motor outcome of intensive therapy in children with cerebral palsy and developmental delay," vol. 32, no. 5, p. 873-879, 2017.
- [169] A. Spittle *et al.*, "Early developmental intervention programmes provided post hospital discharge to prevent motor and cognitive impairment in preterm infants," no. 11, 2015.
- [170] B. H. Starfield, "Child health and socioeconomic status," vol. 72, no. 6, p. 532-4, Jun 1982. [En ligne]. Disponible: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/7072869>
- [171] S. Desai et S. Alva, "Maternal education and child health: is there a strong causal relationship?," vol. 35, no. 1, p. 71-81, Feb 1998. [En ligne]. Disponible: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/9512911>
- [172] M. Oskoui *et al.*, "Variation in cerebral palsy profile by socio-economic status," vol. 58, no. 2, p. 160-6, Feb 2016. [En ligne]. Disponible: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/26010819>
- [173] V. C. R. Cury, P. R. P. Figueiredo et M. C. Mancini, "Environmental settings and families' socioeconomic status influence mobility and the use of mobility devices by children with cerebral palsy," *Arq Neuro-Psiquiat*, vol. 71, no. 2, p. 100-105, Feb 2013. [En ligne]. Disponible: <Go to ISI>://WOS:000314644300008
- [174] S. Raouafi, S. Achiche et M. Raison, "Socioeconomic disparities and difficulties to access to healthcare services among Canadian children with neurodevelopmental disorders and disabilities," vol. 40, 2018.