



HAL
open science

Incertitude des données biomécaniques : modélisation et propagation dans les modèles de diagnostic des pathologies du système musculosquelettique

Tuan Nha Hoang

► **To cite this version:**

Tuan Nha Hoang. Incertitude des données biomécaniques : modélisation et propagation dans les modèles de diagnostic des pathologies du système musculosquelettique. Biomécanique [physics.med-ph]. Université de Technologie de Compiègne, 2014. Français. NNT : 2014COMP2171 . tel-01234607

HAL Id: tel-01234607

<https://theses.hal.science/tel-01234607>

Submitted on 27 Nov 2015

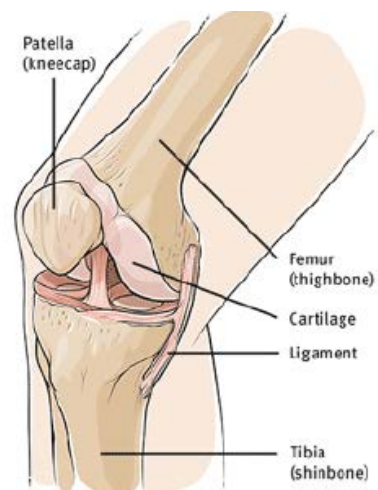
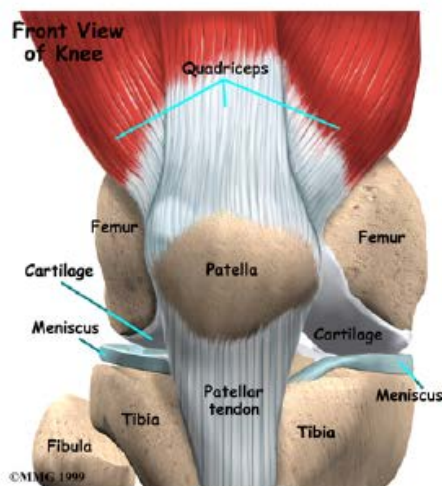
HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Par Tuan Nha HOANG

*Incertitude des données biomécaniques :
modélisation et propagation dans les modèles de
diagnostic des pathologies du système
musculosquelettique*

Thèse présentée
pour l'obtention du grade
de Docteur de l'UTC



Soutenue le 16 décembre 2014
Spécialité : Biomécanique, Bio-ingénierie

D2171



UNIVERSITE DE TECHNOLOGIE DE COMPIEGNE

Incertitude des données biomécaniques : Modélisation et propagation dans les Modèles de diagnostic des pathologies du Système musculosquelettique

Soutenue publiquement le *16 Décembre 2014* par:

Tuan Nha HOANG

Devant le jury composé de :

- M. **Arnaud MARTIN**, Professeur, Université de Rennes 1, Rapporteur
- M. **Jos VANDER SLOTEN**, Professeur, Katholieke Universiteit Leuven, Rapporteur
- Mme. **Catherine MARQUE**, Professeur, UTC (Examinatrice)
- M. **Philippe PUDLO**, Professeur, Université Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis (Examinateur)
- M. **Morgan SANGEUX**, Dr, Université de Melbourne (Examinateur)
- M. **Tien Tuan DAO**, Dr, UTC (Co-directeur)
- M. **Thierry DENOEU**X, Professeur, UTC (Co-directeur)
- Mme. **Marie-Christine HO BA THO**, Professeur, UTC (Co-directrice)

Compiègne 2014

Remerciements

C'est avec une certaine émotion et beaucoup de sincérité que je voudrai remercier toutes les personnes ayant soutenu et apprécié mon travail.

Je voudrai tout d'abord remercier grandement ma directrice de thèse, Madame Marie-Christine HO BA THO - Directrice du laboratoire de Biomécanique et de Bio-ingénierie, pour toute son aide. Je suis ravi d'avoir travaillé en sa compagnie car, outre son appui scientifique, elle a toujours été là pour me soutenir et me conseiller pendant mes trois années de thèse. Je lui suis reconnaissant de m'avoir fait bénéficier tout au long de ce travail de sa grande compétence, de sa rigueur intellectuelle et de son dynamisme, certain que je n'oublierai jamais.

Je tiens tout particulièrement à remercier Monsieur Thierry DENOEU, qui a codirigé cette thèse, pour ses remarques approfondies au cours de la réalisation de cette thèse et pour ses précieux conseils qui m'ont accompagné durant mes travaux.

Je remercie Monsieur Tien Tuan DAO, d'avoir codirigé ce travail de thèse. Il a beaucoup œuvré pour la mise en valeur de mon travail. J'ai beaucoup appris à ses côtés et je lui adresse toute ma reconnaissance.

Je remercie Monsieur Arnaud MARTIN et Monsieur Jos VANDER SLOTEN pour avoir accepté d'être rapporteurs de ma thèse et pour leurs commentaires qui ont permis d'améliorer mon rapport. Je remercie Monsieur Philippe PUDLO, Monsieur Morgan SANGEUX et Madame Catherine MARQUE d'avoir accepté d'examiner ce travail.

Je remercie particulièrement les experts qui ont apporté une grande contribution dans l'étape d'évaluation des questionnaires. Sans eux, je n'aurais pas pu finir cette partie importante de la thèse.

Mes plus profonds remerciements vont à mes parents. Tout au long de mon cursus, ils m'ont toujours soutenu, encouragé et ont su me donner toutes les chances pour réussir. Plus personnellement, je remercie ma femme et mon fils d'être à côté de moi, pour leur aide et leur amour qui m'ont été essentiel durant ces trois années. Je remercie également tous mes plus proches amis.

Je voudrai aussi remercier tous mes collègues et amis du laboratoire BMBI. Je garderai les bons souvenirs : des repas ensoleillés, des barbecues...

Je remercie enfin toutes les personnes intéressées par mon travail, en espérant qu'elles puissent trouver dans mon rapport des explications utiles pour leurs propres travaux de recherches.

Glossaire abrégatif

CT Scan : Computed Tomography Scanner

CF : Clubfoot

EMG : Électromyogramme

IMC : Indice de Masse Corporelle

IRM : Imagerie par Résonance Magnétique

PC : Paralysie Cérébrale

pCSA : Physiologic Cross Sectional Areas

VICON : Video Converter

Table des matières

Remerciements	i
Glossaire abrégatif	iii
Notions mathématiques	xix
Chapitre 1	1
Introduction générale	1
1.1. Contexte de la recherche	2
1.2. Objectifs de la thèse	5
Chapitre 2	8
Connaissances de base	8
2.1. Anatomie du système musculosquelettique des membres inférieurs	9
2.1.1. Système musculaire des membres inférieurs.....	9
2.1.2. Système osseux des membres inférieurs	12
2.1.3. Articulations des membres inférieurs	13
2.1.4. Système de mouvement.....	15
2.2. Paralyse cérébrale.....	17
2.3. Systèmes de mesures expérimentales.....	18
2.3.1. Systèmes d'analyse d'images médicales	19
2.3.2. Systèmes d'analyse de mouvement.....	22
2.4. Revue bibliographique des modèles de diagnostic	23
2.5. État de l'art de la modélisation des incertitudes	24
2.5.1. Types d'incertitude.....	24
2.5.2. Représentation des incertitudes	25
2.6. État de l'art de l'opinion d'experts	28

2.6.1. Technique Delphi	29
2.6.2. Echelle Likert	30
2. 7. Synthèses.....	31
Chapitre 3	33
Collection des données biomécaniques	33
3.1. Introduction	34
3.2. Propriétés physiologiques	35
3.3. Propriétés morphologiques.....	36
3.3.1. Muscles.....	36
3.3.2. Os.....	44
3.4. Propriétés mécaniques.....	46
3.5. Propriétés de mouvement.....	50
3.4. Incertitudes dans les mesures	53
3.5. Analyse des données	53
3.5.1. Angle d'antéversion du fémur.....	53
3.5.2. Volume musculaire gastrocnémiens médial de cas PC et normaux	54
3.5.3. pCSA du MG des cas normaux et PC	55
3.5.4. Angle de pennation du MG et du LG des cas normaux	56
3.5.5. Longueur osseuse du fémur.....	57
3.5.6. Cadence	58
3. 6. Synthèse et Conclusion	59
Chapitre 4	61
Etude de la fiabilité des données.....	61
4.1. Définition du problème	62
4.2. Méthodologie	62

4.2.1. Etape 1 & 2 : définition du questionnaire et la campagne de recueil des avis d'expert.....	64
4.2.2. Etape 3 et 4 : transformation de l'avis d'expert en fonction de masse.....	65
4.2.3. Etape 5 : Seuil de sélection pour la prise de décision.....	68
4.3. Analyse des données	69
4.4. Discussion et conclusions.....	90
Chapitre 5	93
Application clinique: modèle de regroupement pour la paralysie cérébrale	93
5.1. Introduction	94
5.2. Nouvelle approche de regroupement.....	95
5.2.1. Méthodologie.....	95
5.2.2. Construire une base de connaissances a priori	96
5.3. Les modèles de regroupement.....	97
5.3.1. Méthode Evidential C-mean (ECM) (M.H. Masson et T. Denoeux, 2008)	98
5.3.2. Méthode US-ECM (Uncertainty-Space Evidential C-mean)	100
5.3.3. Optimisation de la fonction de coût J_{US-ECM}	102
5.4. Génération d'une base de données de synthèse	104
5.5. Analyses des performances et de la sensibilité des paramètres.....	107
5.5.1. Analyse systématique de la performance	107
5.5.2. Indice de Silhouette adapté pour la partition floue.....	107
5.5.3. Analyse de sensibilité des paramètres	108
5.6. Résultats	109
5.6.1. Espace d'incertitude	109
5.6.2. Analyse systématique de la performance	110
5.6.3. Indice de Silhouette adapté pour la partition floue.....	115

5.6.4. Etude de l'impact des seuils de sélection issus de l'analyse de la fiabilité	115
5.6.5. Etude de l'impact des seuils de sélection en utilisant la probabilité pignistique.	120
5.5. Conclusions et Discussions	123
Chapitre 6	127
Conclusions and perspectives	127
6.1. Données biomécaniques	128
6.2. Opinions d'experts	129
6.3 Modèle de diagnostic	130
Remerciements	132
Annexe A.....	134
Annexe B.....	139
Annexe C.....	151
Annexe D.....	156
ANNEXE E : Exemple du questionnaire pour une source.....	164
Références.....	167

Tables des figures

Figure 1 Prévalence de PC selon l'âge, 2007 en Australie (nombre de personnes) © Economics, A. 2008.....	3
Figure 2 Démarche de la thèse.....	6
Figure 3 Muscle des membres inférieurs © anatomyuniverse.com.....	10
Figure 4 Les os de la jambe © http://amar-constantine.e-monsite.com/	12
Figure 5 Articulation de la cheville © http://antoinekoch.com	13
Figure 6 Articulation du genou © http://antoinekoch.com	14
Figure 7 Articulation de la hanche © http://www.umm.edu	15
Figure 8 © Longueur de pas et Stride © www.me.sc.edu	16
Figure 9 Cycle de la marche © Bérard. 2008	17
Figure 10 Image MRE © Debernard et al. 2011.....	20
Figure 11 Phases de mesure via l'imagerie médicale	21
Figure 12 Vicon Motion Systems Ltd (Cappozzo et al, 2005)	22
Figure 13 Phase de mesure de mouvement.....	23

Figure 14 P-box de la distribution normale © Ferson. 2002	27
Figure 15 Phases de calcul l'angle de pennation – Ultrasons © Laetitia Debernard. 2011	38
Figure 16 Calcul l'angle de pennation – MRE © Laetitia Debernard. 2011	38
Figure 17 La longueur des fibres musculaires © P.W. Hodges et al. 2003 et Prompers 2006.....	39
Figure 18 Tranches de la jambe © IAN JANSSEN et al. 2000 et Prompers. 2006.....	40
Figure 19 Phases de calcul du volume musculaire © Bahareh HajGhanbari et al.	41
Figure 20 Deux états de muscle © Mark A. Nicosia et al. 2001	41
Figure 21 Segmentation des muscles (c) Hudelmaier 2010.....	42
Figure 22 Calcul des angles © F. Fernández-Palazzi. 2007	45
Figure 23 mesure de la torsion tibiale © J P Cahuzac et al. 1992	45
Figure 24 La longueur d’onde © Basford 2002.....	47
Figure 25 Calcul du Coefficient d'atténuation (α_m) © Zachary J. Domire 2009	48
Figure 26 Mouvement de la cheville © http://www.gla.ac.uk	50
Figure 27 Flexion du genou © http://www.kneeindia.com	51
Figure 28 Angle d'antéversion du fémur.....	54
Figure 29 Diagramme du volume musculaire de gastrocnémus médial de cas PC et normaux ..	55
Figure 30 pCSA du MG des cas normaux et PC	56

Figure 31 Diagramme de l'angle de pennation du MG et du LG des cas normaux	56
Figure 32 Les angles de pennation des muscles des cas normaux.....	57
Figure 33 Longueur osseuse du fémur.....	58
Figure 34 Cadence	59
Figure 35 Méthodologie d'étude de la fiabilité des données biomécaniques	63
Figure 36 Un exemple résumé de la première source du premier questionnaire.....	64
Figure 37 Exemple de transformation en fonction de croyance	68
Figure 38 Codes de couleur des réponses.....	69
Figure 39 Résumé des réponses sous forme de codes de couleur.....	70
Figure 40 Statistique sur les réponses sujet et valeur de la source 1 – questionnaire 1 de 11 experts.....	72
Figure 41 Analyse du questionnaire 1: sources 1 et 2	74
Figure 42 Analyse du questionnaire 1: sources 3 et 4	75
Figure 43 Analyse du questionnaire 1: sources 5 et 6	76
Figure 44 Analyse du questionnaire 1: source 7.....	77
Figure 45 Analyse du questionnaire 2: sources 1 et 2	78
Figure 46 Analyse du questionnaire 2: sources 3 et 4	79
Figure 47 Analyse du questionnaire 2: sources 3 et 4	80

Figure 48 Analyse du questionnaire 3: sources 1 et 2	81
Figure 49 Analyse du questionnaire 3: sources 3 et 4	82
Figure 50 Analyse du questionnaire 3: sources 5 et 6	83
Figure 51 Analyse du questionnaire 4: sources 1 et 2	84
Figure 52 Analyse du questionnaire 4: sources 3 et 4	85
Figure 53 Analyse du questionnaire 4: source 5	86
Figure 54 Analyse du questionnaire 5: Sources 1 et 2	87
Figure 55 Analyse du questionnaire 6: sources 1 et 2	88
Figure 56 Analyse du questionnaire 7: Source 1	89
Figure 57 Synthèse des modèles de classification pour les enfants atteints de paralysie cérébrale	94
Figure 58 Méthodologie.....	95
Figure 59 Illustration du volume musculaire MC des cas normaux et PC	97
Figure 60 Illustration de l'intégration de la connaissance a priori dans les bi-classes (triangle et cercle) du modèle de regroupement.....	98
Figure 61 Densités de 7-paramètres issues du processus de génération des données.	106
Figure 62 Degré d'ignorance: ECM vs. US-ECM (bba signifie basic belief assignment)	110
Figure 63 Fonction de masse de la première classe (groupe normal): ECM vs. US-ECM	111

Figure 64 Fonction de masse de la deuxième classe (groupe normal): ECM vs. US-ECM.....	111
Figure 65 Probabilité pignistique: ECM vs US-ECM	112
Figure 66 Impact du type de paramètre sur les résultats de regroupement.....	113
Figure 67 Impact du degré de croyance γ	114
Figure 68 Nombre d'itérations: ECM vs US-ECM.....	114
Figure 69 Comparaison de performance en utilisant l'indice de Silhouette adapté	115
Figure 70 $m(\text{conf})$ issu de la règle de Dubois et Prade de 7 questionnaires	116
Figure 71 L'impact du choix de seuil de fiabilité en utilisant la probabilité inférieure	119
Figure 72 La probabilité pignistique de $m(\text{conf})$ calculée par la règle de Dubois et Prade de 7 questionnaires	120
Figure 73 L'impact du choix de seuil de fiabilité en utilisant la probabilité pignistique.....	123
Figure 74 Processus général de traitement d'incertitudes	126

Liste des tableaux

Tableau 1 Bilan des données collectées (sur le nombre d'articles)	34
Tableau 2 Synthèse de données physiologiques	36
Tableau 3 Synthèse des données morphologiques de muscles – Cas normaux	43
Tableau 4 Synthèse des données morphologiques de muscles – Cas PC	43
Tableau 5 Synthèse des données morphologiques d'os	46
Tableau 6 Synthèse des données mécaniques de muscles – Cas normaux	49
Tableau 7 Synthèse des données mécaniques de muscles – Cas PC	49
Tableau 8 Synthèse des données mécaniques d'os	49
Tableau 9 Données dynamiques et cinématiques des articulations	52
Tableau 10 Données dynamiques du système	52
Tableau 11 Synthèse des données analysées et leurs degrés de fiabilité	91
Tableau 12 Algorithme de génération de données.....	105
Tableau 13 Espace d'incertitude multidimensionnelle (US) de 7 paramètres sélectionnés	109
Tableau 14 Synthèse des intervalles des propriétés : seuil de fiabilité fixé à 0.5	116

Tableau 15 Synthèse des intervalles des propriétés : seuil de fiabilité fixé à 0.6	117
Tableau 16 Synthèse des intervalles des propriétés : seuil de fiabilité fixé à 0.7	117
Tableau 17 Synthèse des intervalles des propriétés : seuil de fiabilité fixé à 0.8	118
Tableau 18 Synthèse des intervalles des propriétés : seuil de fiabilité fixé à 0.9	118
Tableau 19 Synthèse des intervalles des propriétés : seuil de fiabilité fixé à 0.6	120
Tableau 20 Synthèse des intervalles des propriétés : seuil de fiabilité fixé à 0.7	121
Tableau 21 Synthèse des intervalles des propriétés : seuil de fiabilité fixé à 0.8	121
Tableau 22 Synthèse des intervalles des propriétés : seuil de fiabilité fixé à 0.8	122
Tableau 23 Annexe A - Données physiologiques - Cas normal (* : calculé)	134
Tableau 24 Annexe A - Données physiologiques – PC (* : caculé)	136
Tableau 25 Annexe B - pCSA (cm ²)- Cas normal	139
Tableau 26 Annexe B - Volume musculaire (cm ³) - Cas normal	141
Tableau 27 Annexe B - Volume musculaire (cm ³) - Cas PC	143
Tableau 28 Annexe B - Segmental mass (kg) - Cas normal	143
Tableau 29 Annexe B - Moment d'inertie des segments - Cas normaux	144
Tableau 30 Annexe B - Angle de pennation (°) - Cas normal	145
Tableau 31 Annexe B - Angle de pennation (°) - Cas PC	146

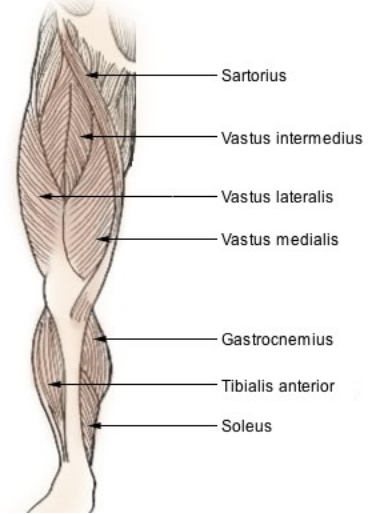
Tableau 32 Annexe B - Longueur des fibres musculaires (cm) - Cas Normal	147
Tableau 33 Annexe B - Longueur des os (cm) - Cas normaux.....	148
Tableau 34 Annexe B - Angle d'os (°) - Cas normal	149
Tableau 35 Annexe B - Angle d'os (°)- Cas PC	150
Tableau 36 Annexe C - Module de cisaillement (kPa) - Cas normal	151
Tableau 37 Annexe C - Module de cisaillement (kPa) - Cas PC	152
Tableau 38 Annexe C - Coefficient d'attenuation (α_m) (m-1) - Cas normal	153
Tableau 39 Annexe C - Données mécaniques des articulations – Cas normaux	153
Tableau 40 Annexe C - Données mécaniques des articulations - Cas PC	154
Tableau 41 Annexe C - Données mécaniques de l'os – cas Normaux	155
Tableau 42 Annexe D - Angles articulaires (α_a et $\Delta\alpha_a$) (o) - Normal	156
Tableau 43 Annexe D - Angles articulaires - Cas PC.....	157
Tableau 44 Annexe D - Moments articulaires (m_a et Δm_a) - Normal- (N-m)	159
Tableau 45 Annexe D - moments articulaires $_ (m_a$ et Δm_a) CP (N-m).....	160
Tableau 46 Annexe D - forces de contact (f_c et Δf_c) (W/kg)- Normal	161
Tableau 47 Annexe D - Forces de contact (f_c et Δf_c) (W/kg)- CP.....	161
Tableau 48 Annexe D - Données du système - Cas normaux.....	162

Tableau 49 Annexe D - Données du système - Cas PC..... 163

Nomenclature

Adductors	m1
Biceps femoris	m2
Extensors	m3
Gluteus	m4
Ischiocrurales	m5
Lateralis gastrocnemius	m6
Medialis gastrocnemius	m7
Peronaei	m8
Popliteus	m9
Rectus femoris	m10
Sartorius	m11
Semi	m12
Small flexors	m13
Soleus	m14
Tensor	m15
Triceps surae	m16
Vasti	m17 = m18+m19+m20
Vastus intermedius	m18
Vastus lateralis	m19
Vastus medialis	m20
tibialis anterior	m21

Muscles of the Lower Extremity



(<http://ultrafitnesstraining.com/>)



Rectus femoris

Notions mathématiques

$m_{ij}(\text{conf})$	Le degré de confiance
$m_{ij}(\text{non_conf})$	Le degré de défiance
$m(\Omega)$	Le niveau d'ignorance à cause du manque d'information
Q_{S-ij}	La réponse de l'expert i à la question j pour la source S
C_{S-ij}	La question supplémentaire pour déterminer le niveau d'expertise de l'expert i
$m_{S-ij}(\text{conf})$	Le degré de confiance de l'expert i à la question j pour la source S
$m_{S-ij}(\text{non_conf})$	Le degré de défiance de l'expert i à la question j pour la source S
$m_{S-ij}(\Omega)$	Le degré d'ignorance de l'expert i à la question j pour la source S
$x_i(x_{i_1}; \dots; x_{i_p})$	L'ensemble de p paramètres d'un objet
$m_i(.)$	Le niveau d'appartenance
$\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_c\}$	L'espace des partitions
d_{ij}	La distance entre x_i et le centre d' A_j , $A_j \in 2^\Omega$
m_{ij}	Le niveau x_i appartient à A_j
$v_k \in R^p$	Le centre de la classe ω_k
\bar{v}_j	Le centre du sous-ensemble A_j
$J_{ECM}(M, V)$	La fonction de coût

α	Le coefficient d'imprécision des fonctions de masse
β	Le coefficient de "dureté" de la partition
δ	Le seuil de filtrage des valeurs aberrantes
γ	Le coefficient de fiabilité sur les données collectées.
\min_{i,A_j}	La valeur minimale du paramètre i d' A_j
\max_{i,A_j}	La valeur maximale du paramètre i d' A_j
l_j^2	La largeur de l'espace d'incertitude Z_j

Chapitre 1

Introduction générale

Le contexte scientifique et l'objectif à atteindre de la thèse aussi bien que le thème du laboratoire portant ce projet sont présentés dans ce chapitre. La démarche de la thèse est également présentée.

1.1. Contexte de la recherche

Les pathologies du système musculo-squelettique, concernant les déformations/anomalies osseuses et musculaires ont un fort impact sur la qualité de vie des personnes concernées. Ces pathologies sont largement étudiées au laboratoire de Biomécanique et Bioingénierie UMR CNRS 7338, plus récemment sur les membres inférieurs (Dao, 2009¹) et la paralysie cérébrale (PC) (Rezgui, 2012²). Les principaux objectifs ont été de proposer des modèles du système musculo-squelettique pour aider les cliniciens dans leur diagnostic pour planifier le traitement chirurgical ou la rééducation fonctionnelle. Dans la continuité des travaux précédents nous proposons comme cas d'étude la PC.

La paralysie cérébrale (PC) est un trouble orthopédique pédiatrique chronique du système musculo-squelettique humain (E. Blair, L. Watson. 2005). De plus, elle est la plus fréquente pour les enfants (Heinen et al. 2010), un nouveau cas sur 500 naissances (Ann Johnson. 2002) : il y a environ 764 000 enfants et adultes ayant les symptômes de PC aux États-Unis, 650 mille en Europe et 125 mille cas en France (Seuret, F. 2007), 33.797 cas en Australie en 2007 (Economics, A. 2008). Le traitement de cette pathologie utilise des méthodes thérapeutiques et techniques (physiothérapie, orthoptique, pharmacologique, chirurgie orthopédique, neurochirurgie).

¹ Dao TT, Modélisation du Système Musculosquelettique des Membres inférieurs : Modèle Biomécanique vs Méta Modèle, Thèse UTC 2009

² Rezgui T Musculoskeletal Modeling of Cerebral Palsy Children, Thèse UTC 2012

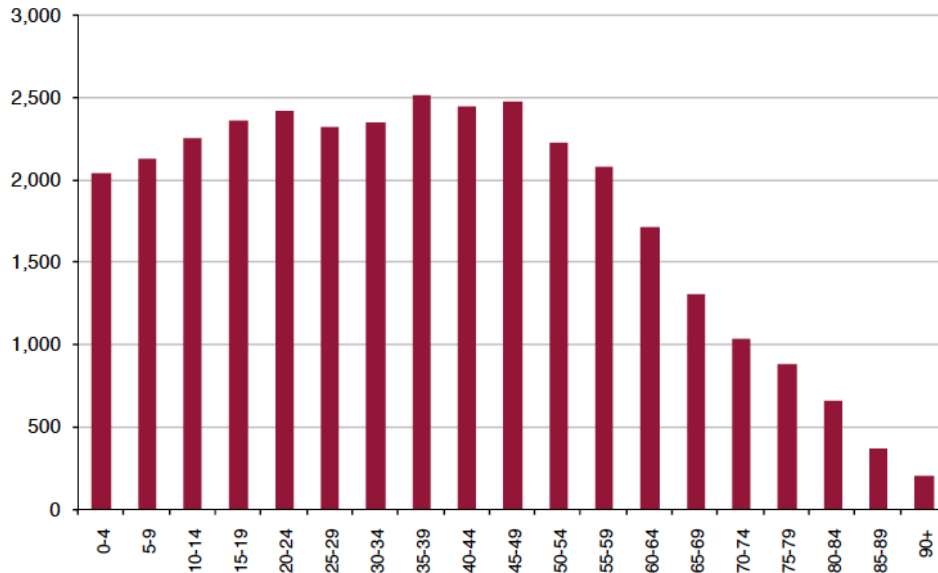


Figure 1 Prévalence de PC selon l'âge, 2007 en Australie (nombre de personnes) © Economics, A. 2008

La PC devrait augmenter au fur et à mesure que la population augmente (environ 0,2% de la population australienne). De plus, le coût financier de la PC est important : 1.47 milliards de Dollars en Australie (0.14% de PIB) (Economics, A. 2008) et 2 à 4 milliards de dollars en Chine (Wang et al. 2008).

Actuellement, les cliniciens utilisent la palpation et les techniques d'observation basées sur la vidéo pour obtenir les données de la marche des patients et les analysent pour choisir une méthode appropriée de traitement (S. Grunt et al. 2010). Malgré leur simplicité, ces techniques permettent d'obtenir des données de patients (par exemple, les données spatio-temporelles) qui sont utilisées dans le processus de prise de décision clinique.

Il serait envisageable que, dans l'avenir, la routine clinique utilise plus de données pertinentes, telles que des données morphologiques, propriétés mécaniques, cinétiques et électromyographiques (EMG). Leur utilisation permettrait une meilleure prescription dans le traitement ainsi qu'une meilleure évaluation objective des résultats du traitement (réadaptation fonctionnelle ou traitements chirurgicaux). Pour traiter ces données multimodales, multidimensionnelles et hétérogènes, une nouvelle approche prédictive doit être développée en raison de l'absence de méthodes disponibles. Pourtant, ces données sont sensibles aux différentes erreurs comme les arté-

faits d'acquisition et les erreurs logicielles/matérielles/humaines. Par conséquent, le résultat du diagnostic dépend fortement de la fiabilité des données utilisées.

L'utilisation de ces données concerne la fusion des informations provenant de plusieurs sources: les informations de la littérature scientifique et les informations de groupes d'experts. Ces données sont souvent partielles et insuffisantes. Pour cette raison, les incertitudes de ces données devraient être représentées et prises en compte dans les modèles de diagnostic. Les modèles de diagnostic sont basés sur des approches statistiques, ils permettent une aide à la décision médicale ou une évaluation de traitements médicaux.

Les incertitudes sur les données sont de deux types : on distingue les incertitudes aléatoires (par exemple erreurs expérimentales dues à des variations intrinsèques systématiques des observations expérimentales) (F. Tonon. 2004 – F.G. Cozman. 2010) et les incertitudes épistémiques (par exemple, erreurs dues à un manque d'informations ou de connaissance sur les observations d'intérêt) (D. Dubois et al. 1982 – L.A. Zadeh. 1975). Les données biomécaniques sont influencées non seulement par les variations intrinsèques aux sujets (G. Steinwender et al. 2000 – G. Yavuzer et al. 2008), mais aussi par l'opérateur effectuant l'expérience (A. Leardini et al. 2005 – U. Della Croce et al. 2005 – T.T. DAO 2012) ou par les instruments utilisés (L. Chiari et al. 2005). Ces sources conduisent à une erreur intra-sujette (par exemple, moyenne \pm valeurs d'écart-type pour un objet) à partir d'essais répétés sur le même sujet et à une erreur inter-sujet (par exemple une gamme de valeurs mesurées pour N sujets d'intérêt) provenant de différentes origines ou de différents laboratoires (G.E. Gorton et al. 2009). De fait, ces incertitudes doivent être considérées dans notre méthode de classification.

En ce qui concerne les travaux précédents, une étude portant sur l'influence des données morphologiques issues de l'imagerie médicale 3D a montré un fort impact sur les résultats de simulation des modèles personnalisés du système musculo-squelettique (Dao et al, 2009). De plus, une étude de faisabilité de l'application de la théorie des fonctions de croyance sur la classification de la paralysie cérébrale (PC) dans le cadre incertain a aussi été réalisée (Dao et al, 2010). Ceci a montré que les incertitudes des données biomécaniques et biomédicales doivent être prises en compte dans les modèles prédictifs. Les résultats obtenus ont aussi suggéré que la

théorie des fonctions de croyance est une approche potentielle pour intégrer l'incertitude dans les modèles prédictifs.

Les travaux de cette thèse s'intègrent dans l'axe 2 : « gestion de l'incertitude » du laboratoire d'excellence LABEX MS2T (Maîtrise de Systèmes de Systèmes Technologiques) de l'Université de Technologie de Compiègne. Les principaux thèmes de cet axe sont les suivants: (i) Modélisation des incertitudes et leur propagation à l'intérieur de traitement de l'information, de la perception à la prise de décision. (ii) Robustesse et l'intégrité d'incertitude. (iii) Incertitudes dans la modélisation numérique.

1.2. Objectifs de la thèse

Les objectifs de la thèse sont, d'approfondir les études précédentes en intégrant la modélisation de l'incertitude des données biomécaniques et biomédicales pertinentes dans les modèles de diagnostic prédictif des pathologies du système musculo-squelettique. La paralysie cérébrale a été choisie comme cas d'étude car des études antérieures ont été réalisées au sein du laboratoire BMBI (Dao 2009, Rezgui 2012). De plus nous bénéficions de l'expertise clinique et biomécanique de la PC grâce à la collaboration avec Dr Morgan Sangeux du Royal Hospital for Children (Melbourne, Australie).

Le **chapitre 2** abordera l'anatomie du système musculosquelettique ainsi que la PC et les méthodes d'exploration de cette pathologie.

La démarche scientifique proposée dans le cadre du projet de thèse contenant les différentes étapes est illustrées sur la figure 2.

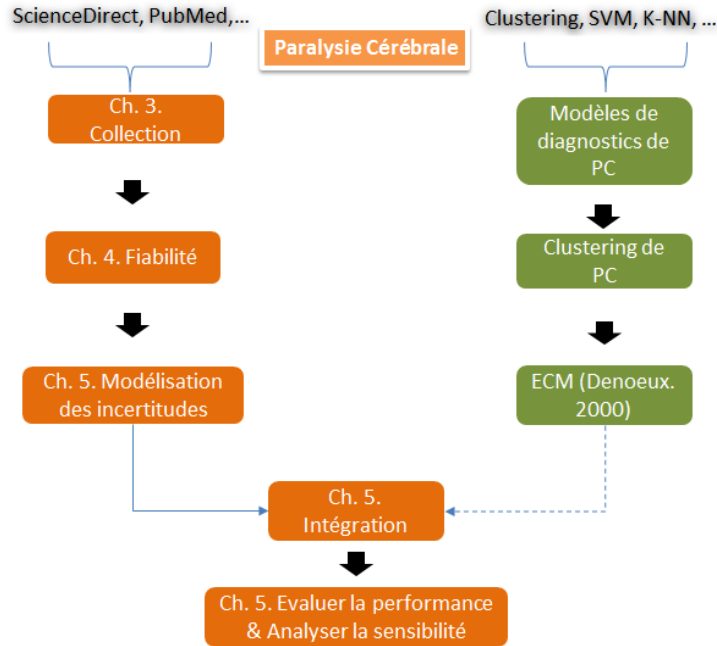


Figure 2 Démarche de la thèse

Le **chapitre 3** abordera la première étape qui concerne la **collection des informations/ données biomécaniques et biomédicales**.

Les données multimodales et multidimensionnelles concernant la pathologie PC seront collectées dans la littérature à partir des sources comme ScienceDirect, Pub Med,... L'objectif de cette partie est de connaître les gammes de valeur ainsi que les causes des incertitudes. Les méta-informations sur ces données sont également retenues comme : les techniques et les protocoles de mesure, les informations sur les sujets, etc. Des pré-analyses des données collectées seront également réalisées pour extraire des informations utiles.

Le **chapitre 4** présentera la deuxième étape de la **sélection des données**.

Cette importante étape concerne la fiabilité des données. Dans un premier temps, nous avons utilisé toutes les données collectées en les supposant fiables. Dans un deuxième temps, nous avons utilisé des opinions d'experts pour estimer la fiabilité sur les sources que nous avons choisies comme pertinentes pour notre modèle de diagnostic.

Le **chapitre 5** concerne la **propagation des incertitudes modélisées au travers d'un modèle mathématique**

En étendant le modèle de clustering « Evidential C-means » (ECM), un nouveau modèle sera proposé pour intégrer les données collectées dans la littérature. L'objectif est d'augmenter la fiabilité du modèle de clustering de PC en ajoutant les connaissances supplémentaires. La théorie des fonctions de croyance couplée avec une analyse des intervalles sera appliquée sur un modèle mathématique de diagnostic prédictif.

Des indices de validé d'une classification seront utilisés pour analyser la performance de la nouvelle méthode. Une méthode d'analyse de sensibilité des incertitudes sera développée pour quantifier l'impact de l'imprécision et de l'incertitude des données d'entrées sur les résultats de diagnostic.

Enfin nous terminerons par un bilan des travaux et ses perspectives dans le chapitre 6.

Chapitre 2

Connaissances de base

Ce chapitre fournit des connaissances de base, des termes concernant la PC, les incertitudes, les techniques expérimentales pour mesurer les données biomécaniques. En effet, en vue d'étudier les modèles de diagnostic pour la paralysie cérébrale, il est important de connaître les malformations du système musculosquelettique concernant ce type de pathologie liée aux problèmes des muscles, des os, et du type de mouvement. Ainsi, le système musculosquelettique des membres inférieurs sera présenté dans cette partie. Dans un premier temps, une description de l'anatomie des membres inférieurs, les techniques d'imagerie médicale, la marche, et les systèmes de mesures expérimentales (analyse du mouvement, force de réaction, activité musculaire) seront décrites. Dans un deuxième temps, une revue bibliographique des modèles de diagnostics et de la modélisation des incertitudes sera présentée.

2.1. Anatomie du système musculosquelettique des membres inférieurs

Les membres inférieurs doivent assurer plusieurs fonctions (© Faculté de médecine Pierre et Marie CURIE – Sorbonne université - chups.jussieu.fr) : premièrement, un rôle antigravitaire et d'appui (comme deux racines) pour la stabilité et la solidité de la posture. Deuxièmement, une tâche plus subtile, intermédiaire entre posturale et dynamique, dans le redressement et le déroulement du corps en verticalité, avec la pression active des pieds au sol induisant, par le réflexe tonique postural, un allongement de la colonne vertébrale et la soutenant dans son élongation. Et troisièmement, c'est la mission dynamique de la locomotion, de la mobilité dans l'espace. Ces trois fonctions sont les résultats de la coordination entre les muscles, les os et les articulations des membres inférieurs.

2.1.1. Système musculaire des membres inférieurs

Les muscles sont reliés aux os, aux cartilages, aux ligaments et à la peau, soit directement, soit par l'intervention de structures fibreuses appelées tendons ou aponévroses. Lorsque le muscle est attaché à l'os ou au cartilage, les fibres se terminent au niveau des extrémités émoussées sur le périoste ou de périchondre, et ne viennent pas en relation directe avec le tissu osseux ou cartilagineux. Lorsque les muscles sont reliés avec la peau, ils sont reliés à son tissu aréolaire par des faisceaux plus ou moins de fibres, comme dans les muscles de la face. Les muscles varient extrêmement dans leur forme. Dans les membres, ils sont d'une longueur considérable, en particulier les plus superficielles; ils entourent les os, et constituent une protection importante pour les différentes articulations. On a environ 32 muscles majeurs dans les membres inférieurs (Renée Lampe. 2006, K. Oberhofer. 2009, K. Albracht. 2008). La majorité des muscles de la jambe est considérée comme des muscles longs, vu qu'ils s'étendent sur de grandes distances. Comme ces muscles se contractent et se relâchent, ils déplacent les os du squelette pour créer le mouvement du corps. Les petits muscles aident les gros muscles, stabilisent les articulations, permettent de

faire tourner les articulations, et de faciliter d'autres mouvements. Les principaux muscles sont décrits figure 3.

Les plus grandes masses musculaires de la jambe sont présentes dans la cuisse et le mollet.



Figure 3 Muscle des membres inférieurs © anatomyuniverse.com

Les **quadriceps** sont les muscles les plus forts et les plus maigres dans le corps. Ces quatre muscles à l'avant de la cuisse sont les principaux extenseurs du genou. Ce sont :

- **Vastus lateralis** : A l'extérieur de la cuisse, c'est le plus grand des quadriceps. Il s'étend de la partie supérieure du fémur à la rotule.

- **Vaste médial** : Ce muscle en forme de larme de la cuisse intérieure s'attache le long du fémur et jusqu'à la frontière interne de la rotule
- **Vastus intermedius** : Entre le vaste interne et vaste externe à l'avant du fémur, il est le plus profond du quadriceps.
- **Muscle droit antérieur** : Ce muscle s'attache à la rotule. Parmi les quatre muscles quadriceps, il a le moins d'effet sur la flexion du genou.

Les **ischio-jambiers** sont trois muscles à l'arrière de la cuisse qui touchent la hanche et les mouvements du genou. Ils commencent dans le cadre du grand fessier derrière les os du bassin et s'attachent au tibia au niveau du genou. Ce sont :

- **Biceps fémoral** : Ce muscle long fléchit le genou. Il commence dans la région de la cuisse et s'étend à la tête du péroné près du genou.
- **Semimembranosus** : Ce muscle long s'étend depuis le bassin au tibia. Il s'étend de la cuisse, du genou fléchi, et contribue à faire tourner le tibia.
- **Demi-tendineux** : Ce muscle s'étend également le long de la cuisse et fléchit le genou.

Les **muscles du mollet** sont essentiels au mouvement de la cheville, du pied et les orteils. Certains des principaux muscles du mollet comprennent :

- **Gastrocnemius (mollet)** : L'un des gros muscles de la jambe, il se connecte au talon. Il fléchit et s'étend du pied, à la cheville et au genou.
- **Soléaire** : Ce muscle s'étend à l'arrière du genou au talon. Il est important dans la marche et le maintien debout.
- **Plantaire** : Ce petit muscle mince est absent dans environ 10 pour cent des personnes. Le muscle jumeau remplace sa fonction.

2.1.2. *Système osseux des membres inférieurs*

La jambe contient le plus grand os du corps, le fémur dans la partie supérieure de la jambe ainsi que certains des plus petits dans les corps-phalanges distales des orteils.

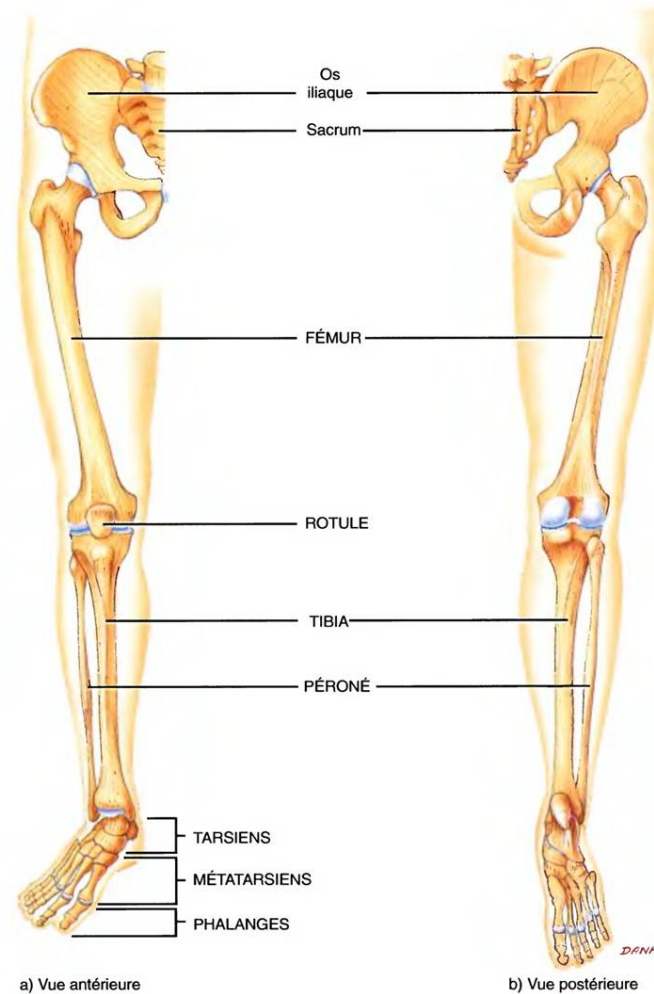


Figure 4 Les os de la jambe © <http://amar-constantine.e-monsite.com/>

Le fémur est l'os le plus long et le plus grand du corps humain. Son extrémité inférieure permet de créer l'articulation du genou. Le deuxième plus grand os dans le corps est **le tibia**. Cet os long se connecte avec le genou à une extrémité et avec la cheville à l'autre. A côté du tibia est **le péroné** (Fibula), le plus mince et plus faible os de la jambe inférieure. Le péroné est relié par

des ligaments aux deux extrémités du tibia. **La rotule** (Patella) est au centre du genou. Elle aide à l'extension du genou et protège l'articulation. Comme le genou se plie, la rotule glisse le long d'une rainure dans le fémur.

2.1.3. Articulations des membres inférieurs

2.1.3.1. Cheville

La cheville est l'articulation entre la jambe et le pied (Fig 5). Elle est représentée par l'articulation talo-crurale entre le talus, le tibia et la fibula. Le complexe articulaire de la cheville et du pied possède des mouvements dans un plan sagittal. Il s'agit de l'extension ou flexion plantaire qui éloigne la face dorsale du segment de la jambe (ou segment crural) comme lors de la marche sur la pointe des pieds, et de la flexion ou flexion dorsale qui rapproche la face dorsale du pied du segment de la jambe comme lors de la marche sur les talons. Dans ce plan sagittal, l'essentiel des mouvements se produit dans l'articulation talo-crurale. Dans un plan frontal, l'abduction éloigne l'extrémité du pied de l'axe du corps (comme Charlie Chaplin) et l'adduction la rapproche. Selon un axe horizontal passant par le deuxième rayon (ou orteil), la rotation médiale porte la face plantaire en regard de l'axe médian du corps et la rotation latérale est inverse.

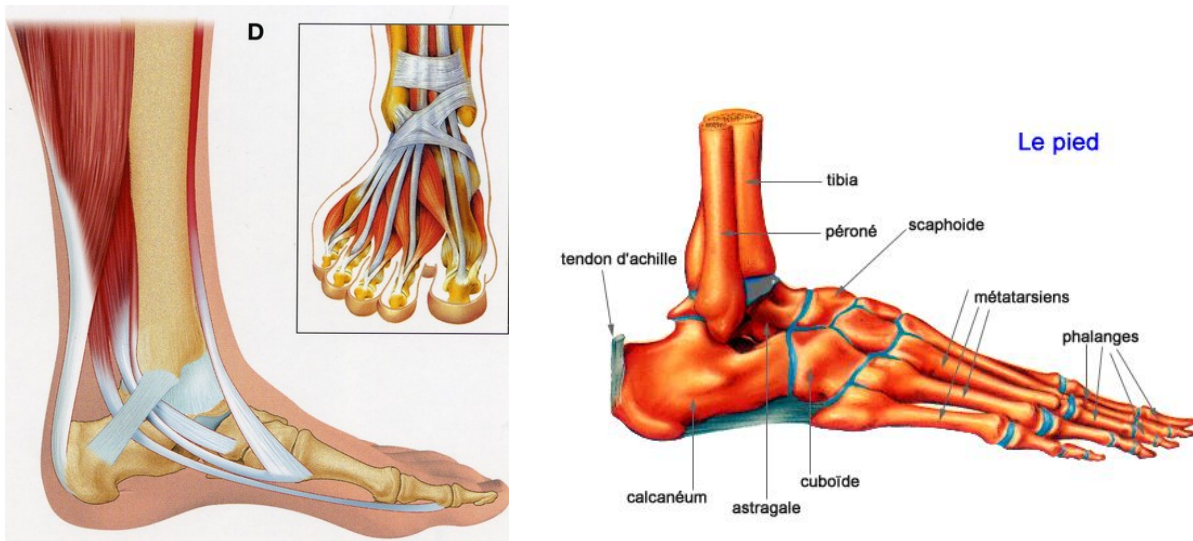


Figure 5 Articulation de la cheville © <http://antoinekoch.com>

2.1.3.2. Genou

Le genou est l'articulation intermédiaire du membre inférieur. Il articule le fémur, le tibia et la patella (fig 6). C'est une articulation synoviale de type bicondylaire entre le fémur et le tibia et de type trochléaire (ou ginglyme) entre le fémur et la patella. C'est une articulation qui nécessite une très grande mobilité et une très grande stabilité. Les mouvements de cette articulation sont l'extension d'une amplitude nulle (l'axe de la jambe est alors dans l'axe de la cuisse), la flexion d'une amplitude de 120° environ lorsque la hanche est en extension et de 140° lorsque la hanche est en flexion, et la rotation. Il existe une rotation automatique associée à la flexion-extension et une rotation volontaire lorsque le genou est « déverrouillé » (possible en flexion).

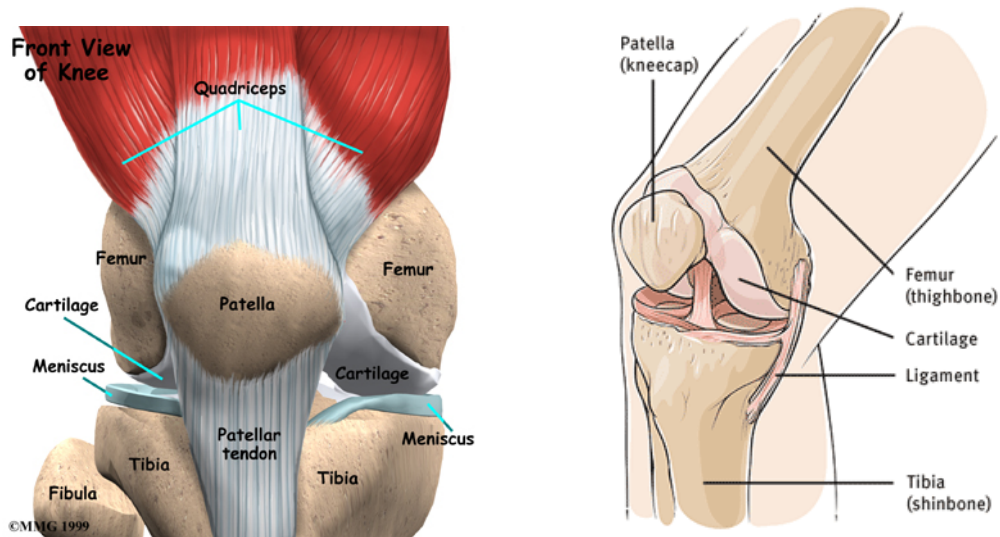


Figure 6 Articulation du genou © <http://antoinekoch.com>

2.1.3.3. Hanche

La hanche est l'articulation coxo-fémorale, entre l'os coxal et l'extrémité supérieure du fémur. C'est l'articulation proximale du membre inférieur (fig 7). C'est une articulation de type synoviale sphéroïde, très mobile. Elle permet de positionner le membre inférieur dans l'espace. C'est une articulation profonde, enfouie dans les masses musculaires. En arrière se place la région glutéale et en avant, se place la région du trigone fémoral.

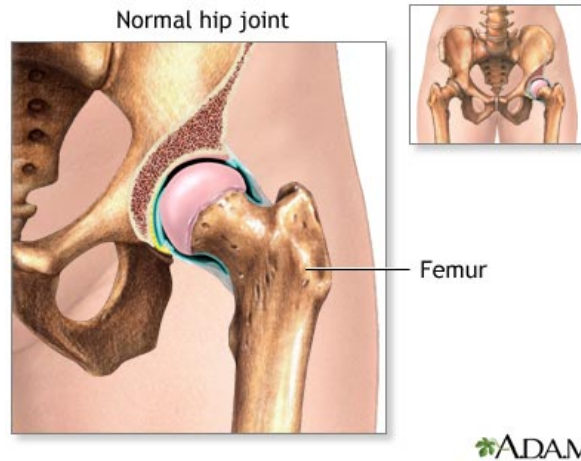


Figure 7 Articulation de la hanche © <http://www.umm.edu>

2.1.4. *Système de mouvement*

Le mouvement de la marche humaine intègre diverses informations, y compris des comportements involontaires tels que les habitudes de marche, la condition du sol, l'état de santé, ainsi que des actions conscientes telles que le contrôle. Les données du mouvement jouent un rôle important dans les modèles de diagnostics de PC.

Une séquence unique des fonctions d'un membre est appelée un cycle de marche. C'est essentiellement l'unité fonctionnelle de la marche. Le cycle de marche comporte deux éléments de base :

- la phase d'appui « **Stance** » dans laquelle le membre est en contact avec le sol,
- la phase d'oscillation « **Swing** » dans laquelle le pied est en air pour l'avancement du membre.

Un cycle de marche est également désigné comme une enjambée ou un pas (Stride).

- « **Stride** » (**longueur d'enjambée**): la distance linéaire entre les points successifs correspondants de contact du même pied (par exemple, la distance mesurée à partir de l'attaque du talon à l'attaque du talon du même pied) (Fig 8).

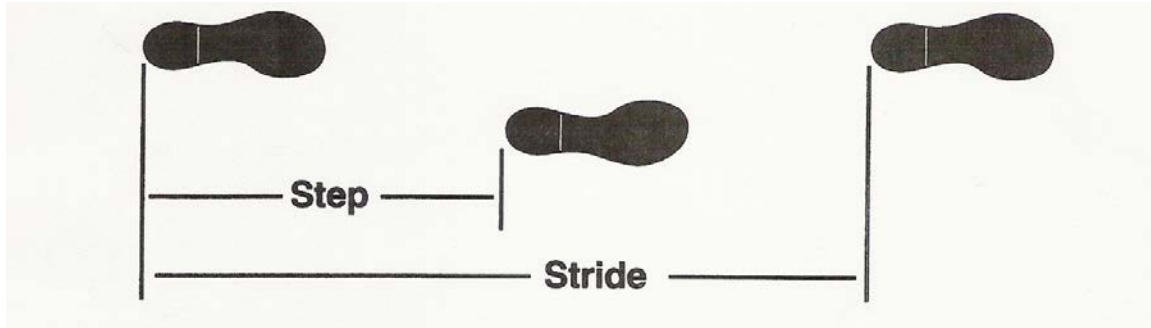


Figure 8 © Longueur de pas et Stride © www.me.sc.edu

- « **Step** » (**longueur de pas**) : distance linéaire dans le plan de progression entre les points de contact successifs de pieds opposés (par exemple, la distance mesurée à partir de l'attaque du talon d'un pied à l'attaque du talon de l'autre pied). Normalement, la durée de l'étape est d'environ 40 à 50 cm. (Fig 8).

Chaque enjambée comprend deux étapes :

- Phase d'appui, qui peut être subdivisée en :

- *Contact initial*
- *Réponse de chargement*
- *Midstance*
- *Phase terminale*
- *Preswing*

- Subdivisions de la phase d'oscillation :

- *Oscillation initiale*
- *Midswing*

• *Oscillation terminale*

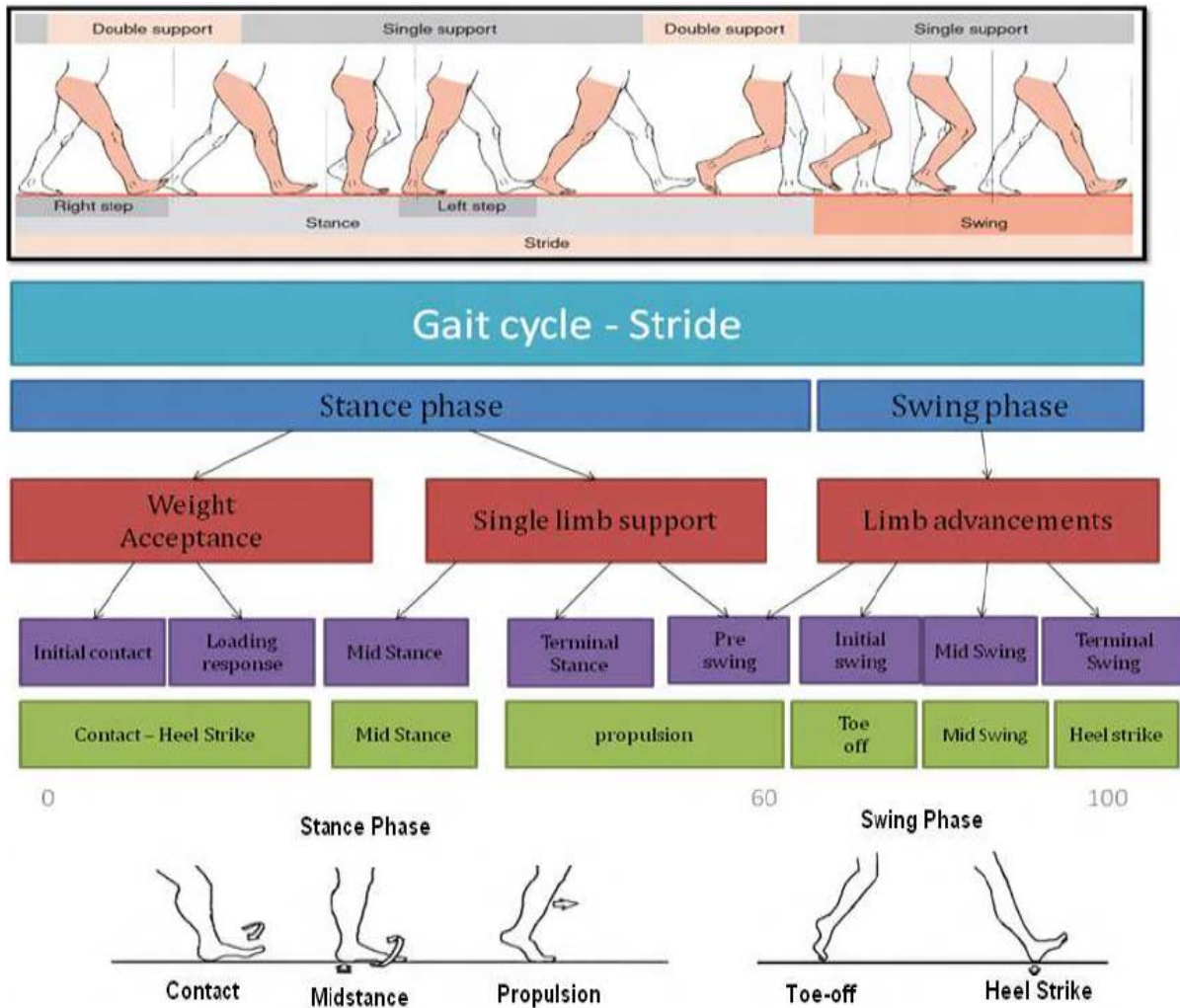


Figure 9 Cycle de la marche © Bérard. 2008

2.2. Paralyse cérébrale

La paralysie cérébrale (PC) (Bax MC. 1964, Bax MC. 2005) est un trouble neurologique qui affecte la capacité d'une personne à contrôler ses muscles. Il n'existe pas de traitement pour cette maladie chronique. Elle est considérée comme un désordre persistant. Le mot « désordre » im-

plique à une situation, pas à une maladie, qui peut s'améliorer ou s'aggraver et peut être surmontée.

Généralités sur la paralysie cérébrale (PC) (Christensen D et al. 2014) : la paralysie cérébrale est le handicap moteur chez l'enfant le plus fréquent. Il affecte environ 3,3 naissances pour 1000. De plus, environ 4% des enfants de 8 ans ont une paralysie cérébrale. Environ 80% des cas sont des paralysies spastiques. Le PC se produit chez les garçons 1,2 fois plus souvent que chez les filles. 56% peuvent marcher par eux-mêmes. 33% à 41% ont une capacité limitée ou sont incapables de marcher. 31% ont besoin de fauteuils roulants ou d'autres équipements. D'autres troubles du développement se produisent dans environ 60% des cas et 40% des cas ont une déficience intellectuelle.

Statistiques économiques sur l'infirmité motrice cérébrale (Christensen D et al. 2014) : Les frais médicaux par rapport aux enfants sans paralysie cérébrale sont 10 fois moins élevés que pour les enfants ayant une paralysie cérébrale, 26 fois moins élevés que pour les enfants ayant une paralysie cérébrale et une déficience intellectuelle. Les coûts des soins de vie dépassent actuellement \$ 1, 000,000. Les coûts pour les enfants nés avec le PC en 2000 sont estimés à plus de \$ 11,5 milliards.

La paralysie cérébrale est classée en 4 classes principales selon la morphologie des membres paralysés. La description de chaque classe est la suivante : **Hémiplégie** : paralysie de l'hémicorps droit ou gauche, **Diplégie** : affectation des deux membres inférieurs, **Triplégie** : affectation des membres inférieurs et un membre supérieur, **Tétraplégie (quadriplégie)** : affectation des 4 membres

2.3. Systèmes de mesures expérimentales

Généralement, il existe deux types de système de mesures expérimentales pour mesurer les propriétés biomédicales et biomécaniques pour la pathologie PC : Systèmes d'analyse d'images médicales et Systèmes d'analyse de mouvement.

2.3.1. Systèmes d'analyse d'images médicales

2.3.1.1. Techniques d'acquisition

Les Ultrasons envoient des ondes sonores dans le corps et celles-ci sont réfléchies. Grâce à cela, on peut créer une représentation visuelle du corps. Les Ultrasons peuvent créer une image en temps réel du mouvement de l'objet observé.

L'IRM utilise des champs magnétiques pour aligner des molécules à l'intérieur de nos corps et scanne les taux auxquels ces molécules modifient leur orientation. Grâce à cela, elle peut créer une image qui représente l'intérieur du corps humain. L'IRM crée des images statiques en coupe transversale ou coronale du corps qui peuvent être combinées pour créer une image en trois dimensions.

Les rayons **X** (radiographie standard) utilisent les rayons qui traversent le corps humain et créent une image projetée en 2D.

Le **CT scanner** envoie des rayons-X à travers le corps en tranches minuscules, qui sont enregistrées comme des images sur l'ordinateur

L'élastographie par résonance magnétique (ERM) est utilisée pour mesurer les propriétés viscoélastiques des tissus en générant des ondes de cisaillement (ondes S) dans les tissus, puis en utilisant l'imagerie par IRM pour la capture de mouvement des ondes de cisaillement.

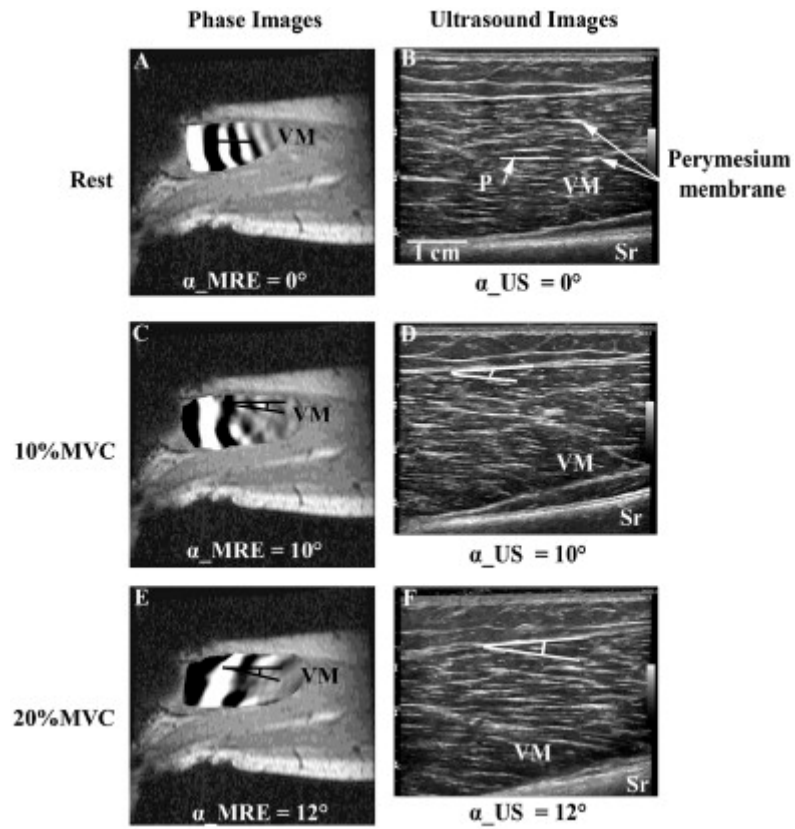


Figure 10 Image MRE © Debernard et al. 2011

2.3.1.2. Protocole général et incertitudes

Généralement, on a 3 phases d'acquisitions des données en utilisant des instrumentations d'imagerie médicale (Fig 11):

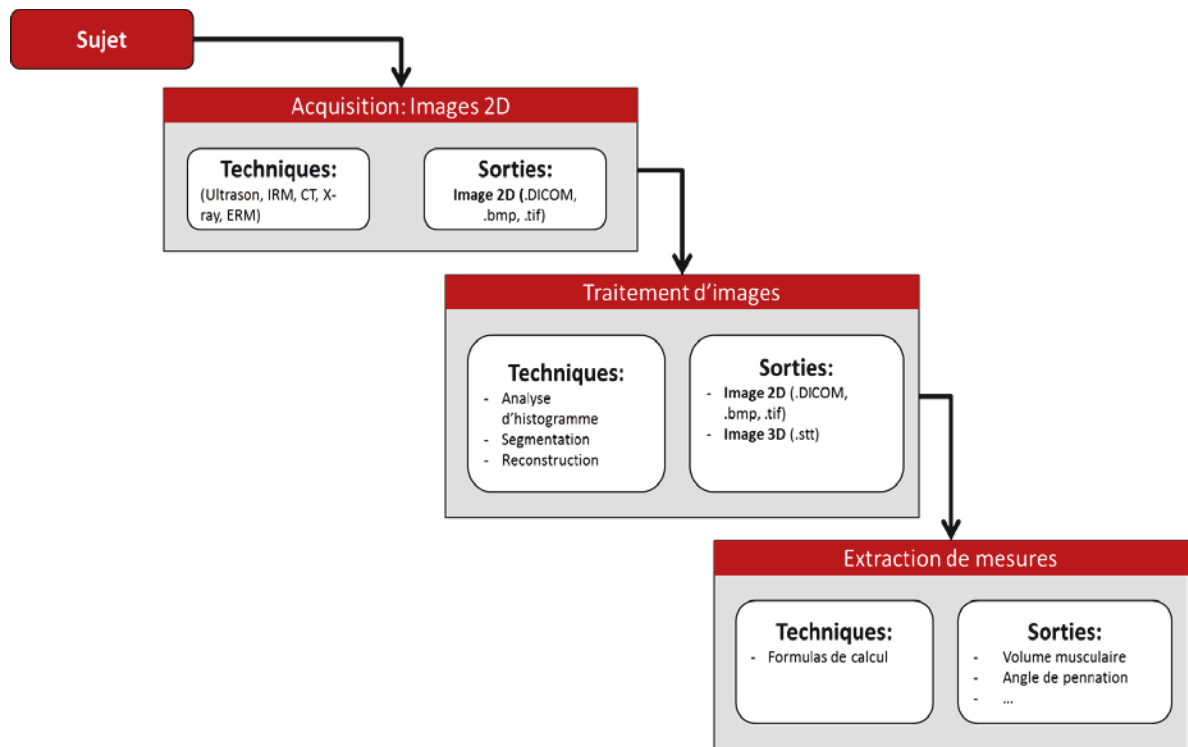


Figure 11 Phases de mesure via l'imagerie médicale

(1) Acquisition des images 2D sur le sujet en utilisant des techniques comme Ultrasons, IRM, CT, X-ray, MRE. Ses sorties sont des images en 2D ou 3D :

- L'incertitude de cette étape concerne le mouvement et l'état de contraction du muscle : la longueur musculaire et l'angle de pennation dépendent de l'angle de la cheville (Barber2011). Ce type d'incertitude est donc aléatoire.

(2) Traitement d'image en utilisant les techniques comme : Analyse d'histogramme, segmentation, reconstruction. Ses sorties sont les images 2D ou les images 3D :

- L'incertitude dépend du nombre de tranches analysées. Ce type d'incertitude est aléatoire.

(3) Extraction de mesures en utilisant des formules de calcul dédiées à chaque paramètre. Ses sorties sont le volume musculaire, l'angle de pennation.... Ce type d'incertitude est considéré comme épistémique.

2.3.2. *Systèmes d'analyse de mouvement*

Les systèmes de capture et d'analyse du mouvement permettent d'acquérir les données cinématiques et dynamiques au cours d'un mouvement en utilisant un système de caméras et des marqueurs (Fig 12).

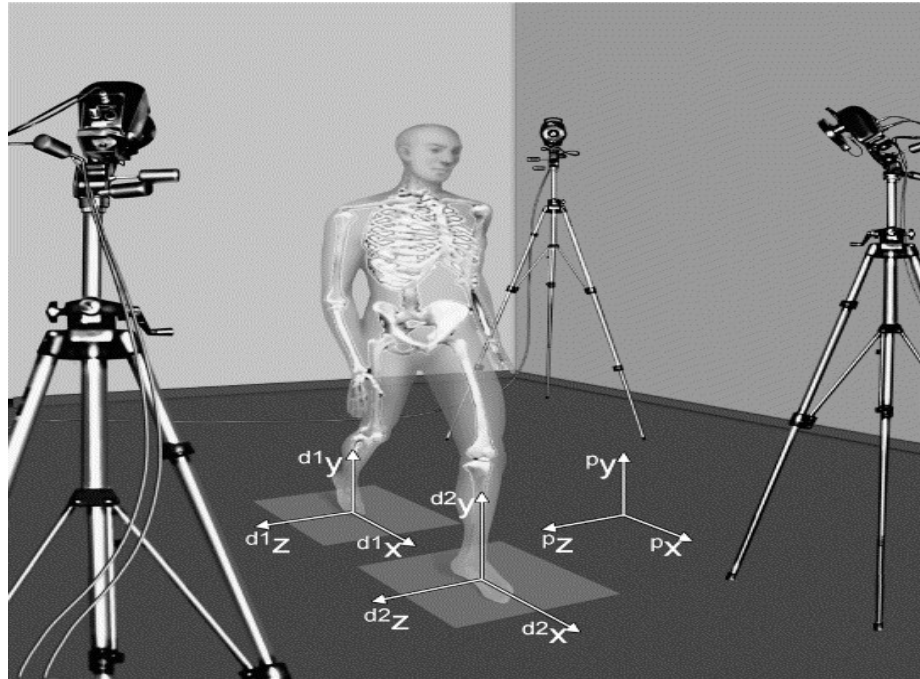


Figure 12 Vicon Motion Systems Ltd (Cappozzo et al, 2005)

Généralement, on a 2 phases d'acquisitions de données en utilisant des instrumentations d'analyse de mouvement pour convertir le mouvement physique en une représentation numérique: **(1)** Acquisition des signaux sur le mouvement de sujet en utilisant des capteurs (capteurs optiques, magnétiques, accéléromètres, caméras ou exosquelette). Ses sorties sont des signaux digitaux; **(2)** Calcul des paramètres cinématiques (angles de flexion, rotation des articulations, vitesses de pas...), dynamiques (efforts) à partir de logiciels fournis avec les équipements (Fig 13).

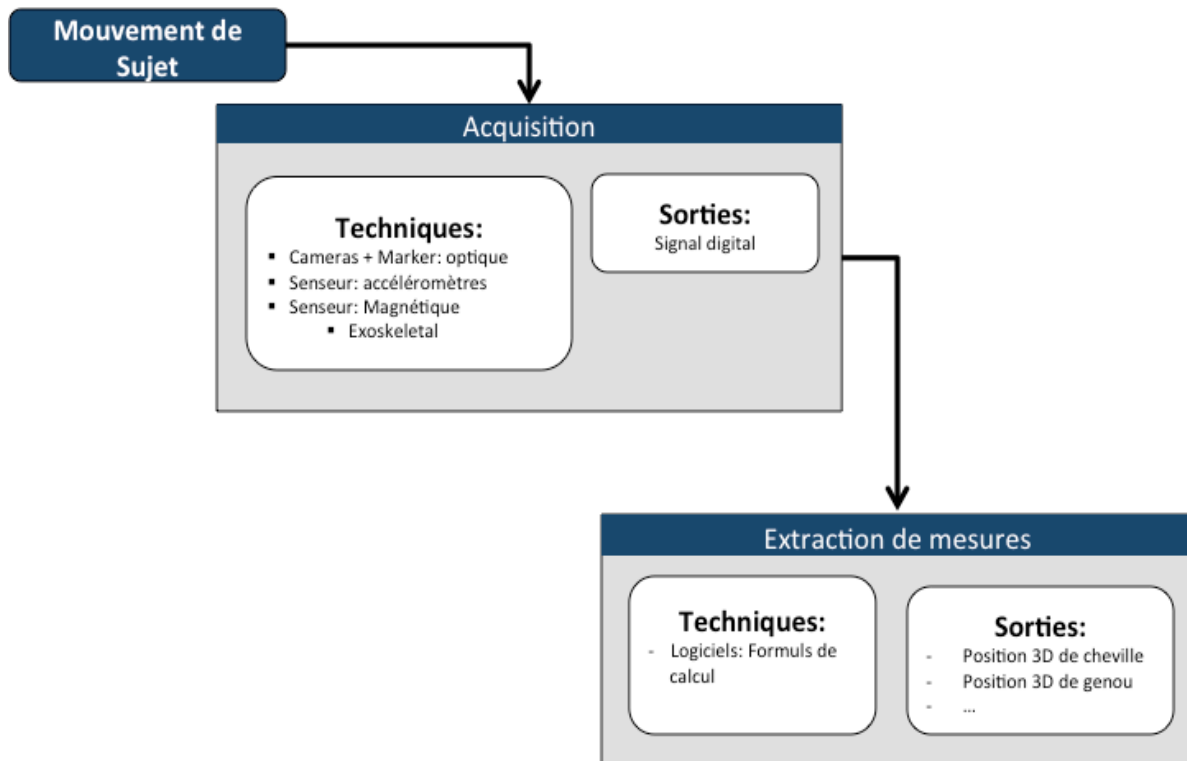


Figure 13 Phase de mesure de mouvement

2. 4. Revue bibliographique des modèles de diagnostic

La Paralyse cérébrale (PC) peut être décrite en fonction de plusieurs caractéristiques, y compris de nombreux troubles fonctionnels, neurologiques. A cause du large éventail de systèmes de classification et le manque de consensus sur le traitement optimal, les modèles de diagnostic de PC sont très complexes. Il y a un grand nombre de modèles de diagnostic concernant la classification des patients (Karl C.K. Kuban, 2008, Bai-ling Zhang et al. 2009, Mark J. O'Malley et al. 1997, Brigitte Toro et al. 2006, Zhelong Wang et al. 2009).

La plupart des modèles de classification se base sur les données cinématiques de la marche : une classification floue sur les données temporelles-distance précises de la marche (la longueur d'enjambée, la cadence, l'âge) de 68 enfants normaux et de 88 enfants PC (Mark J. O'Malley et al. 1997) ; une classification bayésienne pour les données de Mark J. O'Malley (Bai-ling Zhang et al. 2009) ; un algorithme nommé F-SVM a été proposé pour l'analyse de la marche en combi-

nant SVM (Support Vector Machine : Vapnik. 1995) avec une classification floue sur les données de Mark J. O'Malley (Zhelong Wang et al. 2009) ; une application de regroupement en 13 groupes de la marche en utilisant la méthode de l'analyse de classification hiérarchique (Everitt BS. 1993) à partir de données cinématiques sagittales de la marche (Brigitte Toro et al. 2006). La présence des incertitudes nous permet de découvrir des nouvelles possibilités dans la sortie des modèles.

2. 5. État de l'art de la modélisation des incertitudes

La prise en considération des incertitudes est devenue d'une importance primordiale dans de nombreuses applications industrielles. C'est particulièrement vrai dans les diagnostics médicaux, où son utilisation devrait permettre un meilleur diagnostic et une meilleure prise en charge du patient.

2.5.1. Types d'incertitude

L'ignorance peut prendre 2 formes: l'imprécision et l'incertitude. Une déclaration est imprécise si elle contient des prédicats qui ne spécifient pas de manière unique la valeur d'une variable au sein de son référentiel (par exemple: «L'angle de flexion du genou est entre 10 et 15 degrés »). Un énoncé est incertain si l'on ne peut pas évaluer sa vérité ou sa fausseté, compte tenu des données disponibles (Dubois et al. 1985). L'imprécision est présentée par les intervalles, des ensembles flous (Dubois et Prade. 1980) ou des fonctions de possibilité (Zadeh. 1975, Dubois et Prade [19]).

L'incertitude est causée par deux raisons : le hasard (dû à la variation naturelle de l'observation), appelé l'incertitude aléatoire, et l'incertitude épistémique (due au manque d'information). Dans la pratique, des informations aléatoires sont présentées en utilisant la distribution de probabilité. Par ailleurs, l'incertitude épistémique est présentée en encodant par boîte-probabilité (la fonction de distribution accumule supérieur et inférieurs) (Ferson. 2003, Ferson.

2004) par une distribution de possibilité (ou intervalle flou) (Dubois et al. 2000) ou par la fonction de croyance de Dempster-Shafer (Shafer, G. 1976, Smets. 1990, F. Tonon. 2004).

L'incertitude aléatoire (Fabio Gagliardi Cozman. 2010, Fulvio Tonon. 2004) est une variation inhérente associée au système physique ou à l'environnement. Elle est aussi appelée variabilité, incertitude irréductible, incertitude stochastique ou incertitude aléatoire. Par exemple : C'est la variation de la longueur des fibres musculaires.

Par ailleurs, l'incertitude épistémique (D. Berleant et al. 2008, Gert de Cooman et al. 2010, Cassio Polpo de Campos et al. 2007, Fabio Gagliardi Cozman et al. 2010) est une incertitude liée à un manque de connaissance des quantités ou des processus du système de l'environnement. Elle est aussi appelée incertitude subjective, incertitude réductible ou modèle incertitude de la forme. C'est, par exemple, la fiabilité des sources de données.

2.5.2. Représentation des incertitudes

Pour représenter les incertitudes sur les données, une distribution uniforme de probabilité a été couramment utilisée (S.L. Janak et al. 2007 - V. Horálek. 2013 - F. Karmeshu et al. 1987). Cependant, cette représentation classique ne peut être utilisée que sous certaines conditions limitées telles que les limites minimales ou 100 % critère de confinement. En outre, elle ne traite que de l'incertitude aléatoire. Les représentations d'incertitude avancées telles que la boîte de codage probabilité (i.e. fonction de distribution accumulation limites supérieure et inférieure) (S. Ferson et al. 2003 - C.H. Meh. 2013 - S. Destercke et al. 2008) ou la distribution de possibilité (ou intervalle flou) (D. Dubois. 2006 - S. Mohamed et al. 2001 - V. Henn et al. 2006) ou la fonction de croyance de Dempster Shafer (A. Dempster. 1967 - G. Shafer. 1976 - P. Smets. 1997) ont été récemment utilisées pour représenter les incertitudes à la fois aléatoires et épistémiques. En outre, la théorie de la croyance a été appliquée avec succès dans de nombreux domaines d'applications allant de la reconnaissance postale (D. Mercier et al. 2009) à la classification de la fonction du genou (L. Jones et al. 2006). En ce qui concerne les méthodes de clustering disponibles en utilisant la fonction de croyance, ont été proposées récemment la méthode de regroupement d'évidence (d'EVCLUS) de l'algorithme (T. Denoeux et al. 2004) pour les données relationnelles

et la méthode Evidential C-Means (ECM) (M. Masson et al. 2008) avec une connaissance partielle de données d'objets. Les résultats numériques ont montré l'efficacité de ces approches traditionnelles de clustering. En outre, ces approches fournissent des structures mathématiques souples pour être adaptées pour intégrer les connaissances à priori dans un modèle de clustering. Par conséquent, les objectifs de ce présent travail sont les suivants: 1) développer une nouvelle approche de clustering pour intégrer les données biomécaniques multimodales ; 2) intégrer les connaissances biomécaniques extraites de plusieurs sources de données afin d'améliorer les résultats du clustering. Ainsi, une nouvelle variante de la méthode de « evidential c-mean » classique (ECM) et appelé US-ECM (Uncertainty Space – Evidential C-mean) a été développé et mise en œuvre. Nous avons testé les performances et la robustesse de la méthode proposée sur une base de données synthétiques des enfants atteints de paralysie cérébrale.

2.5.2.1. Principe de l'indifférence

Le principe de l'indifférence (Keynes et al. 1992, Edwin Thompson Jaynes. 2003) (aussi appelé principe de raison suffisante) est une règle pour l'attribution de probabilités épistémiques : en l'absence d'informations sur une certaine quantité X , nous devrions attribuer une probabilité égale à toutes les valeurs possibles de X .

2.5.2.2. Les fonctions de croyance

La théorie des fonctions de croyance, introduite par Dempster (1968) et Shafer (1976) et développée par Smets (1990) est l'un de formalismes les plus généraux et les plus utilisés en ingénierie. L'idée générale est une synthèse entre l'approche probabiliste et l'approche ensembliste. Elle est utilisée dans plusieurs applications : classification (M.H. Masson et T. Denoeux. 2008, T. Denoeux. 2000, M.-H. Masson and T. Denoeux. 2011), fusions d'informations (D. Mercier et al. 2007, D. Mercier et al. 2009, V. Cherfaoui, T. Denoeux et al. 2008, G. Nassreddine et al. 2008), propagation d'incertitude (Fulvio Tonon. 2004).

Le cadre de discernement (X) est un ensemble des propositions élémentaires mutuellement exclusives à partir des ensembles de données possibles (Shafer. 1976). Prenons une variable x , la connaissance partielle en ce qui concerne la valeur réelle prise par x peut être représentée par une fonction de masse m telle que:

$$m: 2^X \rightarrow [0,1]$$

Axiomes

- I. $m(A) \geq 0$; pour tout $A \in 2^X$
- II. $m(\emptyset) = 0$
- III. $\sum_{A \in 2^X} m(A) = 1$

Si $m(A) > 0$, A est appelé un élément focal. Un ensemble aléatoire est la paire (P,m), ou P est la famille de tous les éléments focaux.

2.5.2.3. Boite de probabilité (p-box)

Supposons que \bar{F} et \underline{F} sont deux fonctions non décroissantes de R à valeurs dans [0,1] et $\underline{F}(x) \leq \bar{F}(x)$ pour tout $x \in R$. On dénote $[\bar{F}, \underline{F}]$ comme l'ensemble des fonctions non décroissantes F de R à valeurs dans [0,1], tel que : $\underline{F}(x) \leq F(x) \leq \bar{F}(x)$. Quand \bar{F} et \underline{F} circonscrivent une distribution probabiliste, on appelle $[\bar{F}, \underline{F}]$ la boite de probabilité p-box (Ferson, S. 2003).

Cela veut dire que $[\bar{F}, \underline{F}]$ est une p-box pour une variable aléatoire X dont la distribution F est inconnue sauf qu'elle est dans la p-box. Par exemple, X est présenté par une distribution normale dont la moyenne est entre [5.6, 6] et la variance est entre [1, 1.5] :

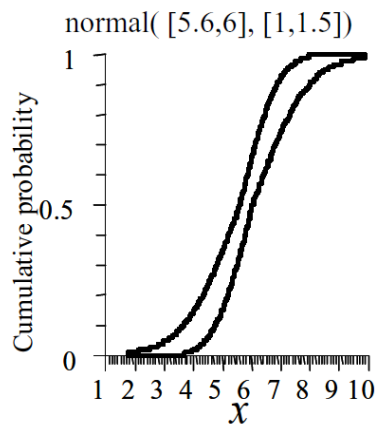


Figure 14 P-box de la distribution normale © Ferson. 2002

2. 6. État de l'art de l'opinion d'experts

La combinaison de l'opinion de groupes d'experts est en train de devenir une méthode courante de sélection de critères pour définir la qualité des soins de santé. La Rand Corporation a été pionnière de cette méthode dans les années 1950 et 1960 dans le cadre des événements de la prévision technologique. Depuis, de nombreuses organisations ont adopté la méthodologie pour élaborer des politiques locales et nationales (Sharon-lise t. normand et al. 1998). L'opinion des experts est souvent nécessaire dans les tâches de prévision en raison d'un manque d'information approprié ou disponible pour l'utilisation de méthodes statistiques. Mais comment peut-on obtenir les meilleures prévisions des experts? Dans le contexte de la qualité des soins, l'opinion est généralement obtenue auprès d'un échantillon d'experts quant à la pertinence ou l'importance d'un traitement médical pour plusieurs cohortes cliniques bien définies. Les informations des experts sont ensuite combinées pour créer une norme ou mesure de la performance des soins.

Une solution consiste à utiliser une technique de groupe structuré, comme celui de Delphi (Helmer and Rescher, 1959) pour susciter et combiner des jugements d'experts. En utilisant la technique Delphi, on contrôle l'échange d'informations entre experts anonymes sur un certain nombre de tours (itérations). Un certain nombre de principes sont développés ici pour indiquer comment procéder à des groupes structurés pour obtenir de bons jugements d'experts.

Comment obtenir l'opinion d'experts et, une fois obtenue, comment combiner les résultats pour prendre des décisions ? Dans le cadre du développement de la qualité des soins, de nombreux chercheurs ont utilisé des techniques de jugement de groupe afin de faire des recommandations concernant le traitement approprié. Par exemple, l'Agence de la politique et de la recherche de soins de santé (AHCPR), l'Institut national du cancer, et de nombreuses autres organisations aux États-Unis ont publié des lignes directrices sur les consensus des soins (Sharon-lise t. normand et al. 1998).

En raison de la nature subjective complexe de l'opinion d'expert, il n'y a pas formellement de méthodologie établie pour le traitement des avis d'experts. Au cours des années 90, on constate plus d'effort pour établir une approche plus systématique à susciter des avis d'experts (Winkler et

al 1992; von Winterfeld 1989). Cooke et Goossens (2000) fournissent des protocoles officiels et complets de procédures et des lignes directrices sur le processus de déclenchement et le traitement de ces données dans l'analyse de l'incertitude. Clemen et Winkler (1999) classent les processus de sollicitation et d'agrégation des évaluations d'experts en deux groupes: les approches mathématiques et comportementales. En approche mathématique, les évaluations individuelles des experts sur une quantité incertaine sont exprimées en probabilités subjectives. Elles sont combinées par diverses méthodes mathématiques par le décideur après leur déclenchement. Les approches comportementales visent à produire un certain type de consensus du groupe parmi les experts, qui sont généralement encouragés à interagir les uns avec les autres et à partager leurs évaluations.

2.6.1. Technique Delphi

Une des approches comportementales les plus connues est la technique Delphi, qui était développée dans les années 1950. Dans cette méthode, les experts sont invités à juger de manière anonyme les évaluations faites par d'autres experts dans un panneau. A chacun des experts est alors donnée une chance de réévaluer son jugement initial sur la base de l'examen des autres. Typiquement, le procédé est répété sur plusieurs séries jusqu'à ce qu'un écart faible entre les avis des experts soit atteint. La méthode Delphi est considérée comme un mécanisme d'auto-évaluation, permettant aux experts d'évaluer leur expertise (Cooke, 1991; Parenté et Parenté 1987 ; Sackman 1975). La méthode du groupe nominal est une autre méthode comportementale bien connue, dans lequel les experts sont autorisés à discuter de leurs estimations directement avec l'autre dans un environnement contrôlé (Delbecq et al. 1975). Cette méthode est considérée comme plus favorable que les autres groupes de méthodes, notamment la méthode Delphi (Gustafson et al. 1973).

Alors que la méthode d'un groupe de consensus peut aider à identifier les erreurs des experts et malentendus au cours du processus, il n'y a pas de règles formelles à appliquer pour concilier les divergences lorsque le consensus est difficile à réaliser entre les différents experts. La conformité induite par l'interaction de groupe est une préoccupation majeure d'une telle approche. Mosleh et al. (1988) notent que le processus interactif de groupe peut souffrir de, par exemple, la tendance

des experts à limiter leur participation, l'influence de personnalités dominantes, et une tendance à atteindre rapidement une conclusion. Genest et Zidek (1986) mettent en garde contre le potentiel « manipulation stratégique, le bluff, les tactiques d'intimidation et les menaces » si le dialogue est autorisé sans restriction. Cooke (1991) souligne que l'interaction de groupe tend à produire des estimations de probabilité les plus extrêmes, pouvant potentiellement rendre les participants confiants. Les questions sur la polarisation de groupe sont discutées par Plous (1993), Sniezek (1992), et Phillips (1987). Il existe un large éventail de la littérature concernant la méthode d'estimation d'un groupe de consensus (Zahedi 1986; Goicoechea et al 1982; Eliashberg et Winkler 1981). Il est généralement admis que les approches mathématiques donnent des résultats plus précis que faire des approches comportementales dans l'agrégation des opinions d'experts (Clemen et Winkler, 1999; Mosleh, Bier et Apostolakis 1988).

2.6.2. Echelle Likert

L'échelle de Likert est couramment utilisée dans la recherche par sondage. Elle est souvent utilisée pour mesurer les attitudes des répondants en demandant dans quelle mesure ils sont en accord ou en désaccord avec une question ou déclaration particulière. Une échelle typique pourrait être "fortement d'accord, d'accord, pas sûr / indécis, en désaccord, fortement en désaccord." L'échelle est **nommée** d'après son inventeur, psychologue Rensis Likert (Likert. 1932).

Le format d'un élément de Likert à cinq niveaux typiques est:

1. Fortement en désaccord
2. Désaccord
3. Ni d'accord ni en désaccord
4. D'accord
5. Tout à fait d'accord

Il faut obtenir des données prêtes pour l'analyse par codage des réponses. Par exemple, un sondage qui demande aux répondants s'ils sont en accord ou en désaccord avec un ensemble de positions dans le programme d'un parti politique. Chaque position est une question de l'enquête,

et l'échelle utilise les réponses suivantes: Tout à fait d'accord, d'accord, neutre, en désaccord, en fortement désaccord. Dans cet exemple, nous allons coder les réponses en conséquence: Fortement en désaccord = 1, en désaccord = 2, neutre = 3, d'accord = 4, entièrement d'accord = 5.

2. 7. Synthèses

Les données biomécaniques de la pathologie de la paralysie cérébrale sont sous forme multimodale et multidimensionnelle. Il existe un nombre important d'articles concernant la PC (>108 articles). Cependant **il manque une vue globale sur la gamme des valeurs des propriétés**, sur les techniques de mesures utilisées et leurs incertitudes associées.

C'est pourquoi dans notre projet, nous proposons de **collecter les données** afin d'établir une **gamme de valeur des propriétés** pour obtenir une vue globale et aussi les **techniques de mesures** utilisées ainsi que leurs **incertitudes associées**.

La fiabilité des articles est toujours jugée par les experts. Mais, le recueil des opinions des experts par des questionnaires est toujours sous forme des réponses précises, il n'existe pas encore des méthodes pour modéliser ces incertitudes et pour combiner et analyser les opinions de tous les experts. Alors, nous proposons un nouveau moyen pour **modéliser les incertitudes des réponses des experts**.

Les diagnostics jouent un rôle important pour comprendre l'état de santé de l'enfant et commencer le traitement et l'intervention précoce. Toutefois, le diagnostic actuel concerne les images 2D ou les mesures cliniques basées sur des techniques de palpation ou les outils de mesures simples. En conséquence, les résultats peuvent être très subjectifs et moins efficaces. Dans la littérature, il existe plus de 300 articles de classification de PC (Dobson. 2007), mais **il manque l'intégration des informations d'incertitude** des pathologies.

Nous nous proposons d'intégrer dans un **modèle de diagnostic**, les informations supplémentaires sur **les incertitudes de données**.

Chapitre 3

Collection des données biomécaniques

Nous n'avons aucune information d'incertitudes sur les données, c'est pourquoi la première étape de la thèse est de collecter des données biomécaniques dans la littérature pour obtenir leurs gammes de valeurs. L'imprécision des données est impactée par la technique de mesure, le protocole de mesure. Alors, ces informations sont également collectées pour mieux comprendre les causes d'incertitudes. Il existe beaucoup de données concernant les pathologies des systèmes musculo-squelettiques. Mais, ces données ne sont pas toujours prises en compte dans les modèles de diagnostic. Le recueil des données nous permet de regarder les propriétés quantitatives de façon générale. Grâce à cela, on peut en déduire des informations utiles : comme la gamme de valeur, le changement des propriétés en fonction de l'âge, et du genre. Les types de données, les techniques utilisées, les pré-analyses de données seront présentées dans cette partie.

3.1. Introduction

Les données sont collectées de la littérature. Environ 100 articles sont utilisés par la suite triés et sélectionnés. Une estimation des articles collectés est présentée tableau 1 :

Tableau 1 Bilan des données collectées (sur le nombre d'articles)

Type	Anatomie	Paramètres	Normal	PC
PHYSIOLOGIQUE		Age, Poids, Taille, IMC	28	16
MORPHOLOGIQUE	Muscle (21 muscles)	pCSA	8	4
		Volume	10	5
		Longueur	5	3
		Angle de pennation	6	2
	Segment (3 segments)	Masse	5	-
		Moment d'inertie	5	-
	Os (fémur, tibia)	Longueur	4	3
		Angles(FA, TT)	2	1
		Volume	-	-
MECANIQUE	Muscle (21 muscles)	Module de cisaillement	8	1
		Viscosité	-	-
		Coefficient d'atténuation	1	-
		Module de Young	-	-
	Os (fémur, tibia)	Module de Young	1	-
		Mass volumique	1	-
		Limite à la rupture	1	-

	Articulation (cheville, genou, hanche)	Raideur	3	2
MOUVEMENT	Articulation (cheville, genou, hanche)	Angles articulaires	6	10
		Moments articulaires	2	6
		Force de contact	2	4
	Système	Longueur de pas, cadence, strike	5	3
TOTAL		28 paramètres	103	60

Le nombre des paramètres biomécaniques est important : on a vingt-huit paramètres pour vingt-et-un muscles, 2 os, et 3 articulations. Cela augmente la complexité pour les modèles de diagnostic. Les formes possibles des données biomécaniques sont : un intervalle, un ensemble d'intervalles, une distribution, un ensemble de distributions ou un mélange de tout cela. Chaque donnée d'une source présente les données statistiques sur un ensemble de sujets.

A partir de ces données, nous avons fait un choix de 7 paramètres qui ont présentés dans assez de sources pour les deux cas, normal et PC : Maximal dorsiflexion angle ($^{\circ}$), Normalized MG muscle volume (cm^3/kg), MG pCSA (cm^2), Cadence (step/min), Stance time(s), Shear Modulus of Soleus (kPA), Shear Modulus of LG (kPA)

3.2. Propriétés physiologiques

Dans les diagnostics, la mesure de la taille et de l'IMC (Indice de masse corporelle) est toujours la première étape pour juger de l'état d'un patient. Alors, la collection des informations sur l'IMC des types de normal et PC est importante pour savoir si le patient présente des valeurs anormales sur cet indice en comparant aux courbes de croissance appropriées et seuils recommandés.

Le tableau 1 résume les gammes de valeurs de toutes les sources pour les propriétés : Age, Taille, Poids, et ICM. S indique le nombre de sources.

Tableau 2 Synthèse de données physiologiques

	Normal S=28	PC S=16
Age (ans)	[1.1-81]	[2.1-70.6]
Taille (m)	[0.75-1.9]	[0.83-1.66]
Poids (kg)	[10-98.7]	[10.9-65.4]
IMC (kg/m ²)	[15.68-39.3]	[15.82-37.7]

Les données détaillées sont fournies dans l'annexe A.

Il y a 28 sources qui sont utilisées pour le cas normal et 16 pour le cas PC. L'âge du cas normal est entre 1.1-81 et entre 2.1 et 70.6 pour le cas PC. A partir de notre statistique, on peut en déduire que l'index IMC ne peut pas être utilisé pour différencier normal ou PC.

3.3. Propriétés morphologiques

3.3.1. *Muscles*

La paralysie cérébrale peut causer beaucoup de restrictions à l'activité sociale. Certaines personnes, en particulier ceux avec hémiplégie spastique, ont des muscles et des membres qui sont plus petits que la normale (Gormley, 2001). Les membres du côté du corps touchés par la PC peuvent croître plus lentement que ceux de l'autre côté. Les mains et les pieds sont les plus gravement touchés. Les enfants avec la PC ont des muscles affaiblis dus à l'absence de motricité du muscle, par rapport aux enfants ayant un développement normal (Lampe et al. 2006). Les enfants ayant la PC avec une capacité de déambulation indépendante ont également une limitation de la contraction musculaire. Et leur plus grande capacité de contraction du muscle atteint seulement 52% de celle des enfants normalement développés (Wiley et Damiano, 1998). Alors, les propriétés musculaires sont les facteurs déterminants pour le processus de diagnostics. Par exemple, la

collecte des gammes de valeurs des propriétés musculaire nous aide dans la classification des enfants PC et normaux.

3.3.1.i) L'architecture musculaire : l'architecture du muscle squelettique peut être défini comme «l'arrangement des fibres musculaires à l'intérieur d'un muscle par rapport à l'axe de génération de force ». Considérant que les fibres musculaires ont un diamètre de fibre relativement constant entre les muscles de tailles différentes et que la taille des fibres est directement proportionnelle à la génération de la force par la fibre, les différences architecturales entre les muscles montrent beaucoup plus de variabilité et affectant fortement leur fonction. Les études quantitatives de l'architecture musculaire ont été vues en premier par Gansand Bock et Gansand De Vries, qui ont développé une méthodologie précise pour définir l'architecture musculaire en se basant sur la micro dissection de l'ensemble de muscles. Les paramètres habituels inclus dans l'analyse architecturale sont la longueur du muscle (L_m), la longueur des fibres (L_f), l'angle de pennation (l'angle de fibre par rapport à l'axe générateur de force, α), et la surface de section transversale physiologique (pCSA).

a) l'angle de pennation (α) : est l'angle formé par les fibres musculaires individuelles avec la ligne d'action du muscle. Il est exprimé en tant que moyenne pour l'ensemble du muscle. Le protocole de mesure est le suivant :

- **En utilisant les Ultrasons**

- **Première étape,** les Ultrasons sont utilisés pour prendre des images du muscle. L'incertitude de cette étape concerne le mouvement et l'état de contraction du muscle lors de la mesure.
- **Deuxième étape,** on traite les images en utilisant une analyse d'histogramme pour détecter le chemin d'un fascicule.
- **Troisième étape,** on calcule l'angle entre les deux susmentionnées. L'incertitude est considérée comme aléatoire.

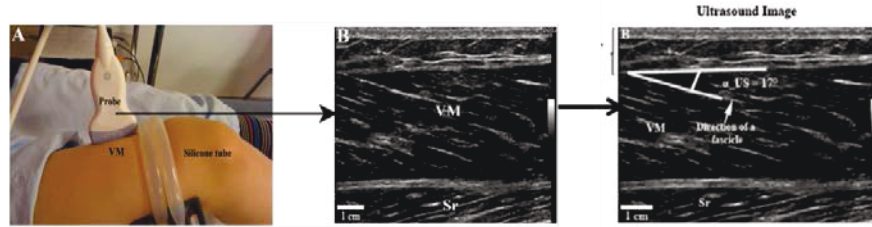


Figure 15 Phases de calcul l'angle de pennation – Ultrasons © Laetitia Debernard. 2011

- *En utilisant MRE*

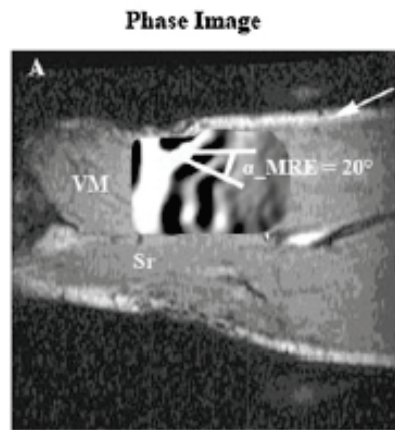


Figure 16 Calcul l'angle de pennation – MRE © Laetitia Debernard. 2011

Les étapes sont comme celles des Ultrasons. L'angle mesuré est entre l'interface sous-cutanée du muscle et la direction de propagation des ondes de cisaillement.

La pCSA est aussi calculée en utilisant l'équation suivante :

$$pCSA = (\text{muscle volume} * \cos(\text{angle de pennation})) / \text{longueur fascicule}$$

Où, l'angle de pennation est obtenu de la mesure réalisée à l'état normal (Barber. 2011).

b) Longueur des fibres musculaires (l_f), le protocole de mesure est le suivant :

- **Première étape**, on utilise l'IRM pour prendre un ensemble des images (chaque image correspond à une coupe) du muscle.
- **Deuxième étape**, on distingue les différentes régions (segmentation) de l'image en utilisant des techniques comme un seuil du niveau gris, les différences de niveau gris ou manuellement. L'incertitude de cette étape concerne des choix de la région de segmentation. L'incertitude est aléatoire.
- **Troisième étape**, la longueur est calculée manuellement

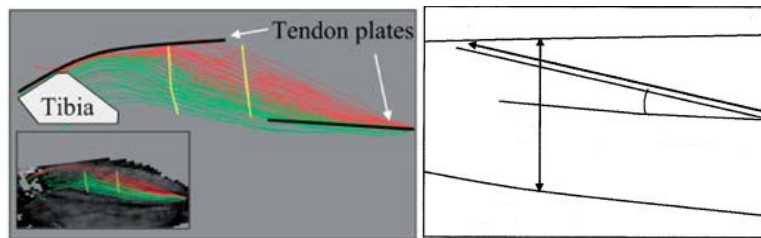


Figure 17 La longueur des fibres musculaires © P.W. Hodges et al. 2003 et Prompers 2006

c) Physiological cross-sectional area pCSA (A_m): aire de section transversale physiologique (pCSA) est l'aire de la section transversale d'un muscle perpendiculairement à ses fibres, généralement à l'endroit le plus grand. Il est généralement utilisé pour décrire les propriétés de contraction de muscles pennés. Ce n'est pas la même que la zone anatomique en coupe transversale (ACSA), qui est la zone de la section transversale d'un muscle perpendiculaire à son axe longitudinal. Dans un muscle non penné les fibres sont parallèles à l'axe longitudinal, et donc pCSA et ACSA coïncident. L'un des protocoles généraux de mesure de cette propriété est décrit ci-dessous :

Les deux premières étapes sont comme celles pour obtenir la longueur des fibres musculaires.

Troisième étape, la superficie de chaque image est calculée automatiquement en sommant tous les pixels et puis en multipliant par la superficie individuelle d'un pixel. L'incertitude de cette étape concerne la superficie de chaque pixel.

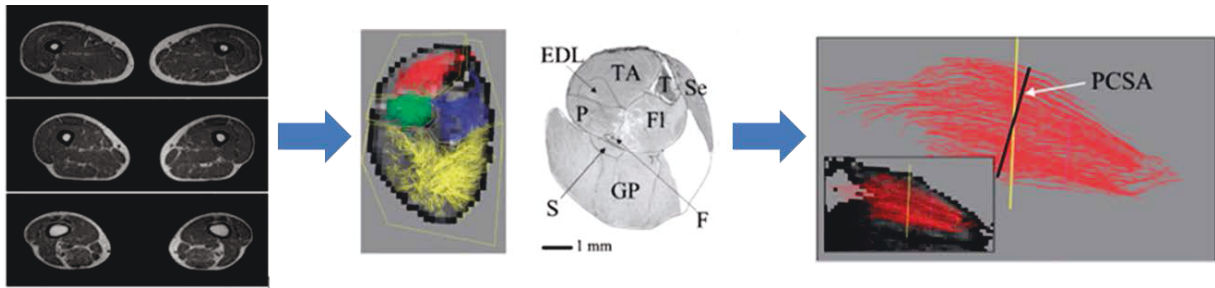


Figure 18 Tranches de la jambe © IAN JANSSEN et al. 2000 et Prompers. 2006

3.3.2. ii) *Volume musculaire (V_m)* : le protocole de mesure du volume musculaire est comme suivant :

- **Première étape** est similaire à celle de pCSA.
- **Deuxième étape**, après avoir identifié les régions de segmentation, on construit une image 3D (reconstruction) du muscle en utilisant la technique comme l'interpolation, etc. L'incertitude est considérée comme aléatoire.
- **Troisième étape**, le volume musculaire est calculé en sommant tous les voxels dans la segmentation du muscle, et puis en le multipliant par le volume spatial occupé par chaque voxel. L'incertitude de cette étape concerne le volume de chaque voxel. Elle est considérée comme aléatoire.

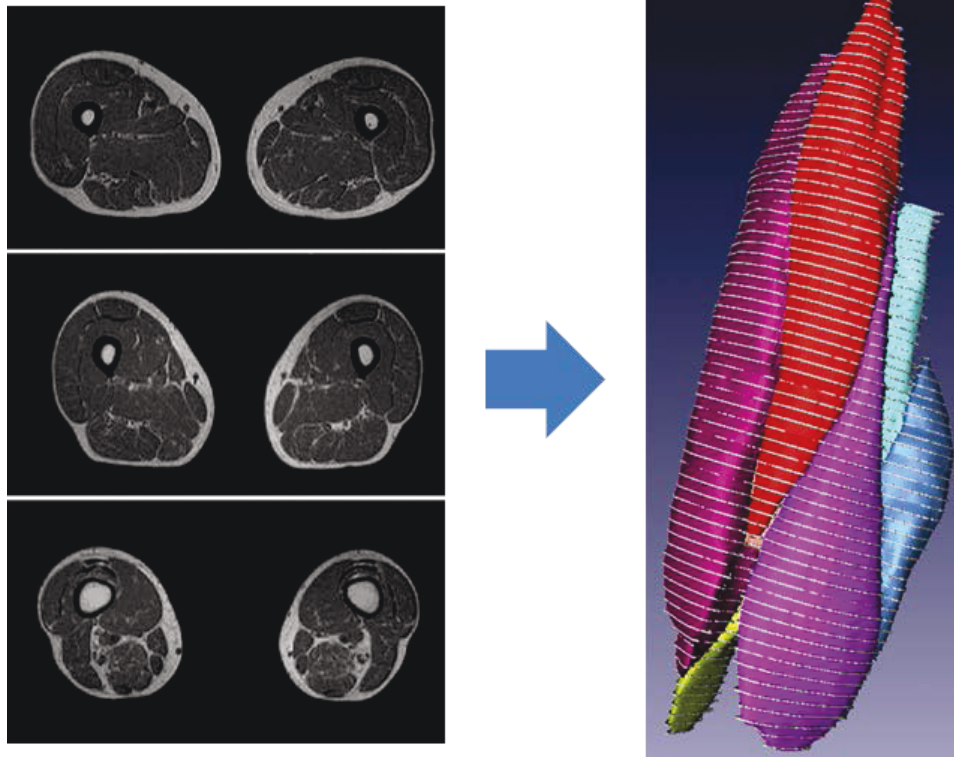


Figure 19 Phases de calcul du volume musculaire © Bahareh HajGhanbari et al.

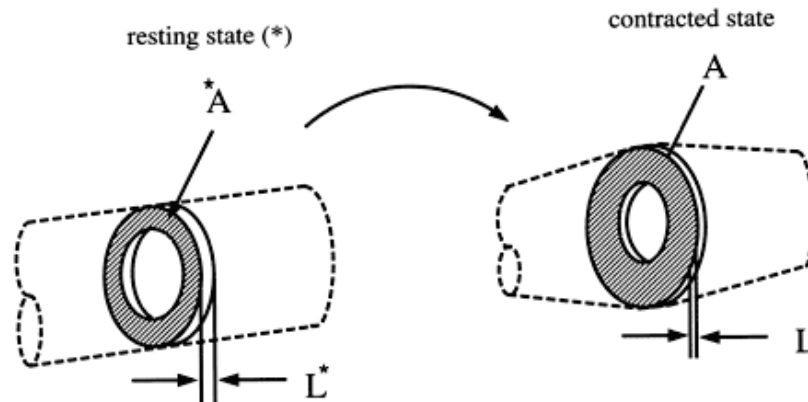


Figure 20 Deux états de muscle © Mark A. Nicosia et al. 2001

iii) Masse musculaire (M_s) : le protocole de mesure est le suivant :

- **Première et deuxième étapes** identiques à celles du volume musculaire.
- **Troisième étape**, l'unité du volume musculaire (m^3) est convertie en unité de poids (kg) en multipliant le volume avec une masse volumique constante du muscle (1.04 kg/l).

L'incertitude est considérée comme épistémique (la valeur de la masse volumique dépend de la connaissance)



Figure 21 Segmentation des muscles (c) Hudelmaier 2010

La synthèse des données morphologiques des muscles est présentée dans les tableaux 2 et 3. Le détail est en annexe B.

Tableau 3 Synthèse des données morphologiques de muscles – Cas normaux

NORMAL	m2	m6	m7	m10	m12	m14	m16	m17	m18	m19	m20	m21
Longeur fibre (cm)	[18.69-21.91] S=1	[4.3-25.5] S=2	[4.1-29.6] S=5	[26.15-55.4] S=1	[27.6-29.9] S=1	[3.9-37] S=3	-	[29.82-38.7] S=1	-	-	-	-
Volume (cm³)	78.2(14.96) S=1	[45.6-219.4] S=5	[54.8-338.6] S=8	-	[142.46-204.34] S=1	[158-687.4] S=4	[65.4-1126.9] S=1	[595-2000] S=2	[183-603] S=1	[224=738] S=1	[148-566] S=1	-
pCSA(cm²)	-	[12.3-38.1] S=3	[6.8-73.5] S=5	[5.7-38] S=2	-	[98.4-162] S=2	-	-	[29.8-69.1] S=1	[29.2-68.5] S=1	[20.8-54.4] S=1	-
Angle de pennation (°)	[15.4-27.7] S=1	[7-27] S=3	[12-31.5] S=3	[13.2-39.7] S=1	[7.6-15.8] S=1	[8.5-37] S=2	-	-	[9.8-17] S=1	[3.7-19.7] S=1	[18.5-34] S=1	[7-14] S=1

Tableau 4 Synthèse des données morphologiques de muscles – Cas PC

PC	m2	m6	m7	m8	m9	m10	m11	m12	m14	m15	m17	m21
Longeur fibre (cm)	[16.6-19] S=1	-	[13.2-41.4] S=3	-	-	[21.42-55.4] S=2	-	[22.7-27.46] S=1	[20.23-26.4] S=2	-	[26.07-38.7] S=2	-
Volume (cm³)	46.4 (11.89) S=1	[110-210] S=1	[31.3-210] S=5	[22-80] S=2	[8-11] S=1	[57.13-240] S=2	[120-195] S=1	[87-139] S=1	[85.26-420] S=2	[40-85] S=1	[368.3-1600] S=2	-
pCSA(cm²)	-	10.9 S=1	[3.8-37] S=3	-	-	-	-	-	30.5 S=1	-	-	[2.3-5.7] S=2
Angle de pennation (°)	-	-	[16-21] S=1	-	-	-	-	-	-	-	-	[7.6-13.3] S=1

3.3.2. Os

i) Longueur de l'os (l_o) : La PC a des effets sur le développement du système squelettique. Le retard de l'âge osseux est fréquent chez les enfants avec le PC (68%, avec un retard de plus d'1 an) (Kong CK et al. 1999). Alors, la mesure de la longueur d'os est faite dans le but de générer des graphiques des enfants PC avec les déformations squelettiques. Le protocole de mesure de la longueur d'os est comme suivant :

- **Première étape** : les images sur les articulations du fémur, tibia sont acquises par CT, X-ray ou MRI.
- **Deuxième étape** : On traite les images par la segmentation, l'analyse d'histogramme, etc.
- **Troisième étape** : On calcule manuellement les longueurs de l'os.

ii) Antéversion angle : L'antéversion est définie par l'angle par lequel le col fémoral dévie vers l'avant à partir de l'axe des condyles fémoraux, projetées sur le plan horizontal, et il mesure la rotation antérieure du col du fémur. Les méthodes de mesure in vivo comprennent le test de l'angle de proéminence trochantérienne et de la technique radiologique biplan Hermann (Hermann KC et al. 1999), même si aujourd'hui la méthode de choix est considérée comme CT. A la naissance, l'angle d'antéversion normale est environ de 30 °, mais ceci réduit à environ 15 ° dans un adulte (Fabry G et al. 1973, Shands A et al. 1958). Certaines conditions comme la paralysie cérébrale peuvent conduire à un angle augmenté en raison d'un déséquilibre musculaire (Beals RK. 1969). Le protocole de mesure est comme suit :

- **Première étape** : les images sur les articulations du fémur, tibia sont acquises par CT, X-ray ou MRI
- **Deuxième étape** : On traite les images par la segmentation, l'analyse d'histogramme, etc.
- **Troisième étape** : On calcule manuellement les angles de l'os.

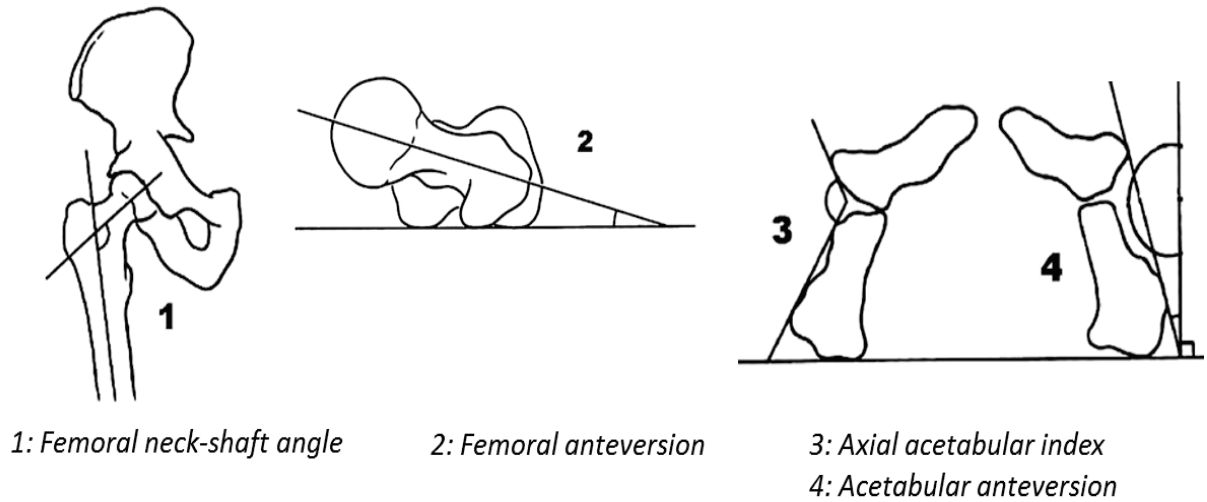


Figure 22 Calcul des angles © F. Fernández-Palazzi. 2007

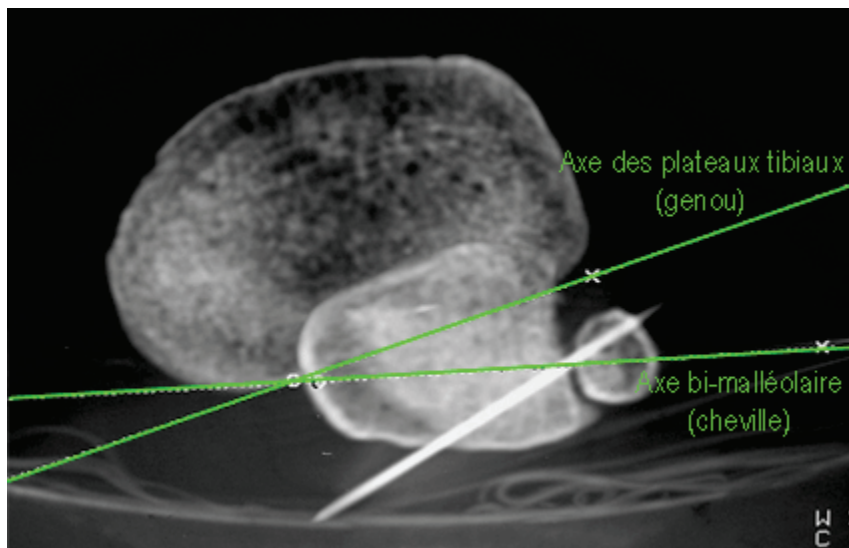


Figure 23 mesure de la torsion tibiale © J P Cahuzac et al. 1992

La synthèse des données morphologiques d'os est représentée dans le tableau 4. Le détail est dans l'annexe C.

Tableau 5 Synthèse des données morphologiques d'os

	NORMAL		PC	
	Fémur	Tibia	Fémur	Tibia
Longueur (cm)	[31.5-42.8] S=3	[21.5-41.5] S=2	[27-37.4] S=2	[23.3-35.5] S=1
FA(°)	[0-82] S=1	-	[9-50] S=1	-
TT(°)	[9.2-21.6] S=1	[23.5-27.1] S=1	-	-

3.4. Propriétés mécaniques

Le système musculaire est responsable de la génération des forces permettant le mouvement des os et articulations. Ainsi, une meilleure compréhension du mouvement peut être obtenue par la compréhension des propriétés mécaniques du système musculaire. Les propriétés mécaniques des muscles sont difficiles à évaluer, car ces structures sont constituées de tissus actifs ou passifs complexes (Gennisson J et al. 2010). Comprendre les propriétés mécaniques des muscles est essentiel dans le diagnostic clinique, la recherche sur les blessures du système musculo-squelettique et les troubles liés aux mouvements, l'application de ces connaissances pour les soins aux patients est au centre de la rééducation fonctionnelle (Lee AC et al. 2007).

i) Module de cisaillement (μ_m and $\Delta\mu_m$): Récemment, des techniques d'imagerie ont été appliquées pour étudier la fonction musculaire. Des recherches approfondies dans le domaine des mesures de l'activité musculaire en IRM soulignent le rôle important du muscle dans la recherche neurophysiologique, le diagnostic et le traitement (Basford JR et al. 2002, Papazoglou S et al. 2006, Ringleb SI et al. 2007). L'élastographie par résonance magnétique (MRE) est une technique d'imagerie non invasive d'élasticité sur la base d'une séquence de MRE sensible à la phase qui détecte la propagation des ondes de cisaillement générées par un vibreur externe. Le protocole général pour mesurer le module de cisaillement musculaire est décrit comme suit :

- **Première étape**, la MRE est utilisée pour prendre des images de la propagation des ondes de cisaillement.
- **Deuxième étape**, on ne traite rien des images.
- **Troisième étape**, on calcule manuellement la longueur d'onde. Et puis, le module de cisaillement est calculé par la formule suivante :

$$\mu = \rho \lambda^2 f^2 \quad (1)$$

- Où, $\rho = 1000 \text{ kg/m}^3$ pour la densité du muscle
- f est la fréquence (Hz) de l'onde de cisaillement pré-décrit.

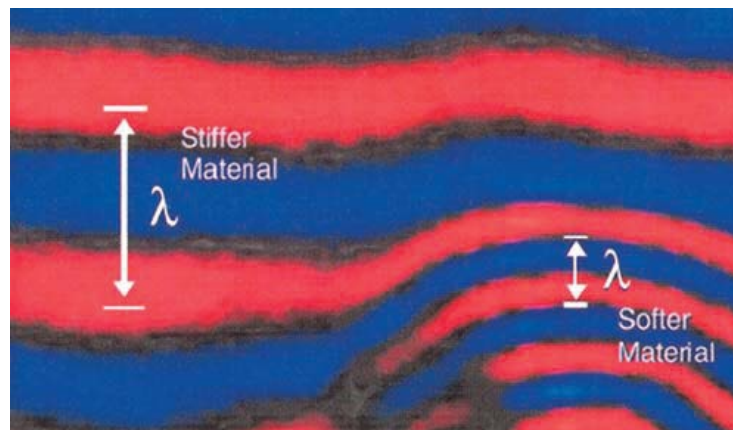


Figure 24 La longueur d'onde © Basford 2002

ii) *Attenuation coefficient* (α_m et $\Delta\alpha_m$), le protocole de mesure est le suivant :

- **Première étape**, les images du déplacement de l'onde de cisaillement du muscle d'intérêt sont acquises par MRE sur une ligne de profil.
- **Deuxième étape**, les images sont converties en une fonction de fréquence en fonction de la transformation de Fourier.

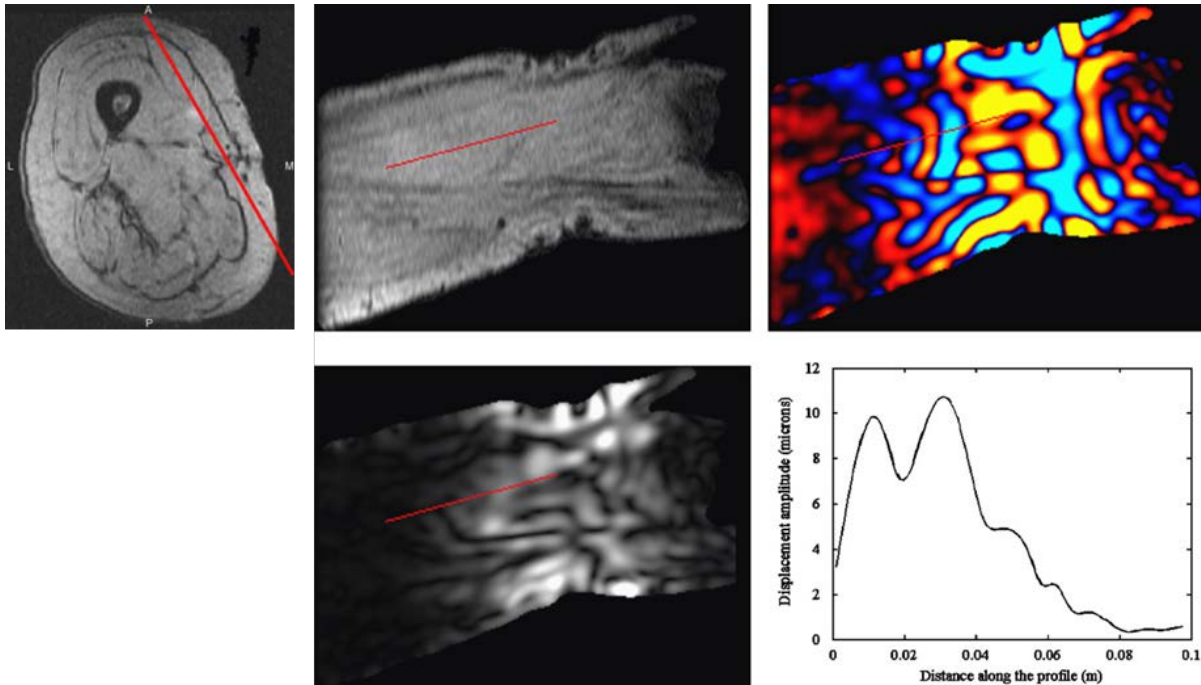


Figure 25 Calcul du Coefficient d'atténuation (α_m) © Zachary J. Domire 2009

- **Troisième étape**, le coefficient est présenté par la formule suivante :

$$\frac{A}{A_{\max}} = e^{-ax} \quad (2)$$

- A est l'amplitude de déplacement
- A_{\max} est le maximale de A
- x est la longueur de la distance de la ligne de profile

Les synthèses de données mécaniques de muscles et mécaniques d'os sont représentées dans les tableaux 5, 6 et 7. Le détail est dans l'annexe C.

Tableau 6 Synthèse des données mécaniques de muscles – Cas normaux

NORMAL	m2	m6	m7	m10	m14	m19	m20	m21
Module de cisaillement (KPa)	[2.45-4.37] S=2	[2.28-25.5] S=3	[2.42-16.7] S=3	[2.8-3.66] S=1	[2.29-19.9] S=2	[2.84-4.58] S=2	[2.7-4.26] S=3	[1.8-16.8] S=3
Coefficient d'atténuation (m⁻¹)	-	-	-	-	-	-	[35.42-66.87] S=1	-

Tableau 7 Synthèse des données mécaniques de muscles – Cas PC

PC	m6	m7	m14	m21
Module de cisaillement (KPa)	[3.4-4.36] S=1	[3.64-4.94] S=1	[3.69-5.33] S=1	[3.03-4.51] S=1
Coefficient d'atténuation (m⁻¹)	-	-	-	-

Tableau 8 Synthèse des données mécaniques d'os

	NORMAL			
	FEMUR		TIBIA	
	Cortical	Cancellous	Cortical	Cancellous
Modulus de Young (MPa)	[7.4-24.3] S=1	[24-3669] S=1	[8.4-24.6] S=1	[27-1970] S=1
Densité (kg/m³)	[1581-1996] S=1	[73-883] S=1	[1616-2063] S=1	[55-440] S=1
Force (MPa)	-	[0.18-19] S=1	-	[0.11-7.99] S=1

3.5. Propriétés de mouvement

Angles articulaires (a_a and Δa_a): sont représentés par des articulations mécaniques dans les trois plans anatomiques. La hanche et la cheville ont trois degrés de liberté, alors que l'articulation du genou est limitée uniquement au degré de liberté sagittal. Avec des déformations osseuses, toutes les articulations sont limitées en termes de la limite angulaire et du degré de liberté. Le protocole de mesure est le suivant :

- **Première étape**, trajectoires des marqueurs sont acquises par un système des caméras de capture de mouvement
- **Deuxième étape**, on traite des signaux des trajectoires.
- **Troisième étape**, après chaque session d'acquisition, trajectoires des marqueurs 3D sont reconstruits et les phases de la foulée droite et gauche sont identifiées.

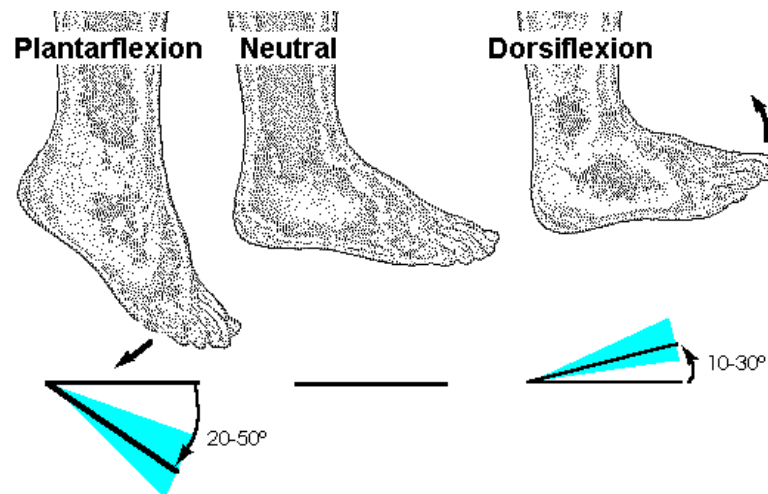


Figure 26 Mouvement de la cheville © <http://www.gla.ac.uk>

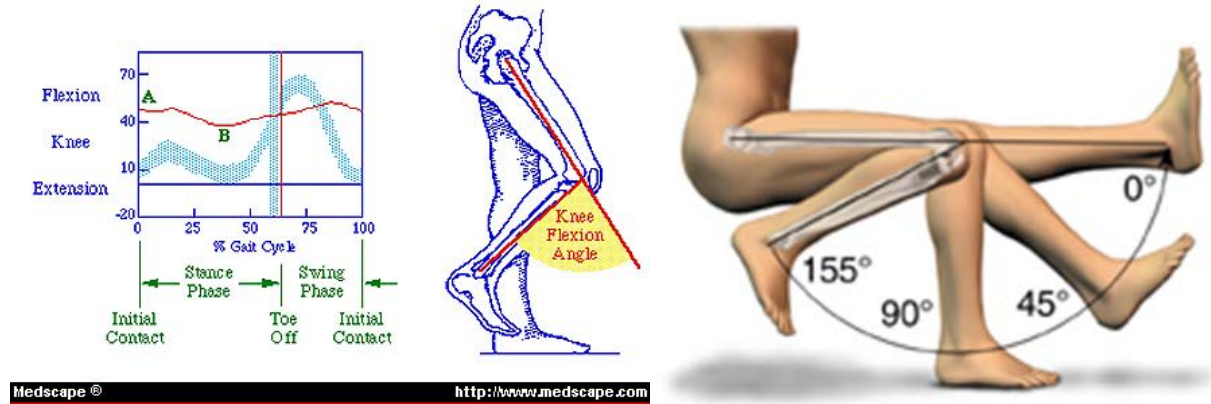


Figure 27 Flexion du genou © <http://www.kneeindia.com>

La synthèse de données dynamiques et cinématiques des articulations et dynamiques du système sont représentées dans les tableaux 8 et 9. Le détail est dans l'annexe D.

Tableau 9 Données dynamiques et cinématiques des articulations

	NORMAL						PC					
	ANKLE		KNEE		HIP		ANKLE		KNEE		HIP	
	Dorsi	Dorsa	Flex	Ext	Flex	Ext	Dorsi	Dorsa	Flex	Ext	Flex	Ext
Angle (°)	[-16.4-32] S=3	[-59-10] S=2	[2.1-25.5] S=2	Max : [56-69.2] S=1	[-10.8-35.9] S=2	-	[-9.92-27] S=6	[-59.15-17] S=4	[-12.1 - 73.41] S=5	[-9.76-45.88] S=6	[-13.6-52] S=8	[-33.23-14.8] S=4
Moment (Nm)	-	[-0.66-5.24] S=1	[-0.25-0.08] S=1	[-2.4-5.38] S=2	[0.01-0.3] S=1	[-2.09-6.29] S=2	-	-	[-90.85-3.95] S=2	[-39.5-59.25] S=3	[-71.1-177.75] S=2	[-118.5-59.25] S=4
Force de contact (W/kg)	[-0.8-0.2] S=1	[0.7-4.1] S=2	[-1.2 to -0.4] S=1	[0.1-0.7] S=1	[-1 to -0.6] S=1	[-0.5-1] S=2	[-1.8 to -0.2] S=2	[0.01-1.5] S=3	[-1.2 -0.3] S=2	[0.03-58.6] S=3	[-0.8 to -0.08] S=2	[0-1.9] S=3

Tableau 10 Données dynamiques du système

	NORMAL S=28	PC S=16
Longueur de pas (m)	[0.5-0.68] S=1	[0.29-0.69] S=1
Cadence (steps/m)	[1.06-2.22] S=5	[88-145] S=3
EI (beats/m)	-	[0.58-2.65] S=1
Stride (m)	-	[0.7-1.1] S=1

3.4. Incertitudes dans les mesures

La précision et l'exactitude des expériences de la biomécanique ou de l'analyse de la marche sont certainement influencées par l'instrumentation utilisée (Chiari L et al. 2005) mais surtout par l'humain comme l'interposition de tissus mous entre les marqueurs et les os, qui ont des effets imprévisibles (Leardini A et al. 2005, Della Croce U et al. 2005). En outre, il y a la variabilité intra-sujet naturelle (Oeffinger DJ et al. 1997, Steinwender G et al. 2000), comme différentes vitesses de marcheurs, les états différents des muscles (l'état de relaxation). En outre, des différences importantes ont été observées chez les sujets, principalement liés à l'âge, le sexe, l'indice de masse corporelle, le niveau de pathologie et probablement aux caractéristiques ethniques (Ounpuu S et al. 1991, Yavuzer G et al. 2006). La variabilité inter laboratoire est également soulignée (George E. Gorton et al. 2009).

Comme l'étude des parties précédentes, il existe toujours des incertitudes dans le modèle de diagnostic due à la variabilité de l'intra-individu, l'inter-individu, de sain/pathologie ; ou à aux incertitudes épistémiques comme des paramètres peu et/ou mal connus, la simplification (vitro). Dans les modèles de diagnostic, on doit traiter à la fois deux types d'incertitude aléatoire et épistémique.

3.5. Analyse des données

3.5.1. Angle d'antéversion du fémur

La figure 30 montre les différences de l'angle d'antéversion du fémur en utilisant différentes techniques avec trois observateurs différents (les données du Guenther. 1995).

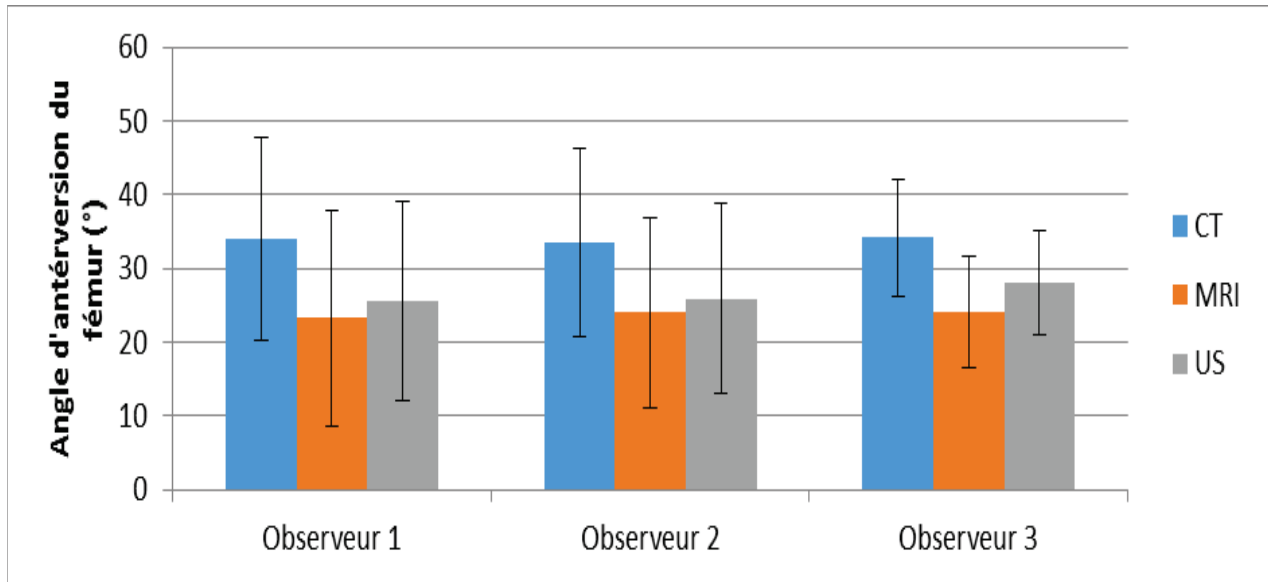


Figure 28 Angle d'antéversion du fémur

Un paramètre biomécanique est toujours gouverné par une distribution de probabilité. Utilisant les principes comme le principe de l'indifférence (Keynes et al. 1992, Jaynes. 2003), le principe d'entropie max (Jaynes. 1957), le principe de Maximum de vraisemblance (Myung. 2003) on peut donner des hypothèses sur la distribution des variables.

3.5.2. *Volume musculaire gastrocnémiens médial de cas PC et normaux*

Comme dans la Fig. 29, le volume musculaire de MG des cas PC est fortement inférieur à celui des cas normaux. Le volume musculaire de MC de cas normaux est augmenté en fonctions du temps, tandis que celui du cas PC ne change pas. Le volume de MG est diminué pour les personnes âgées (à 75 ans).

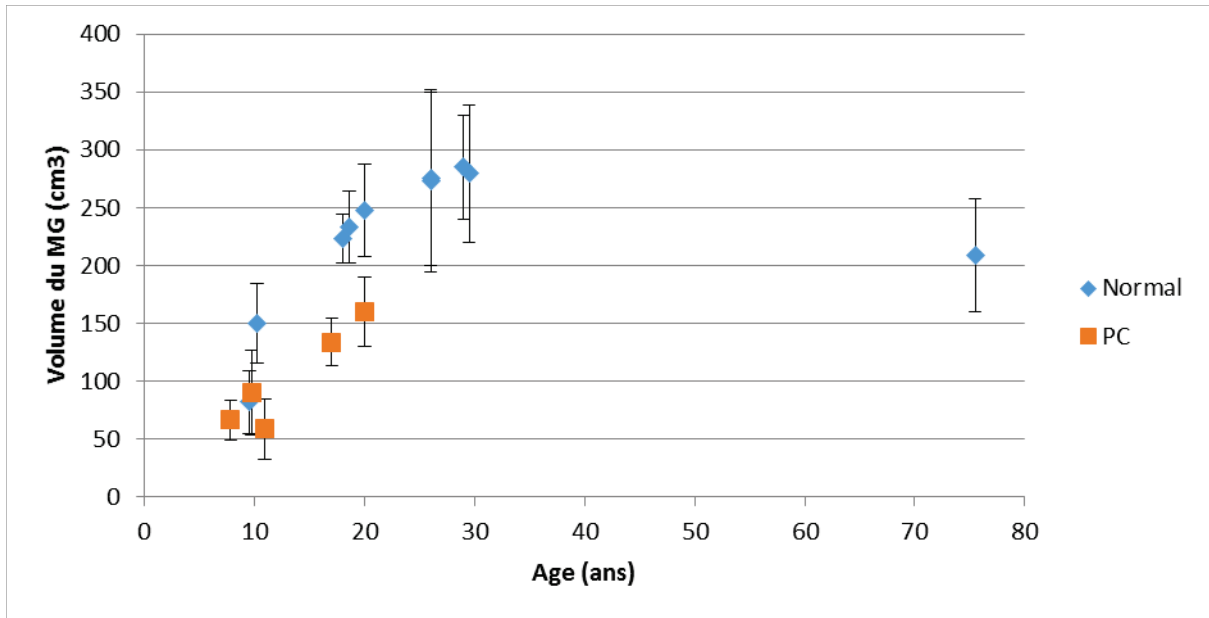


Figure 29 Diagramme du volume musculaire de gastrocnémus médial de cas PC et normaux

3.5.3. pCSA du MG des cas normaux et PC

La figure 40 montre que pCSA est aussi est significativement inférieur dans le groupe de PC que dans le groupe se développant normalement. Il y a une croissance de pCSA du MG de 0 ans à 30 ans. Aux personnes âgées, le pCSA est un peu diminué.

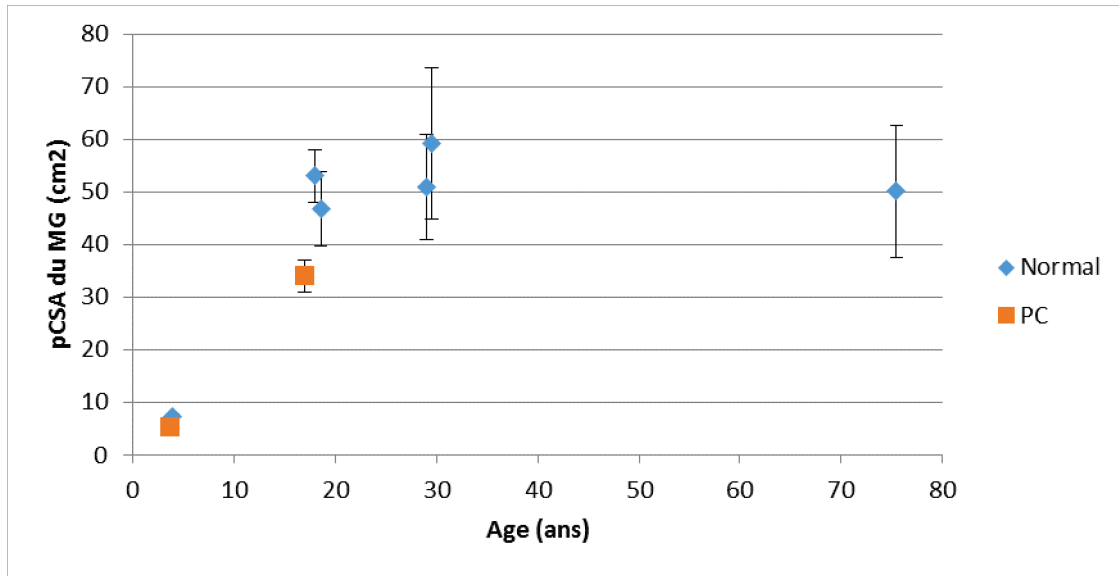


Figure 30 pCSA du MG des cas normaux et PC

3.5.4. Angle de pennation du MG et du LG des cas normaux

L'angle de pennation du LG est plus faible que celui du MG. L'angle de pennation ne dépend pas de l'âge (celle de l'âge 10.9 est presque égal que de l'âge 25.3 ; et aussi entre l'âge de 18.6 et l'âge de 29.5) comme Morse et al. 2008 a montré:

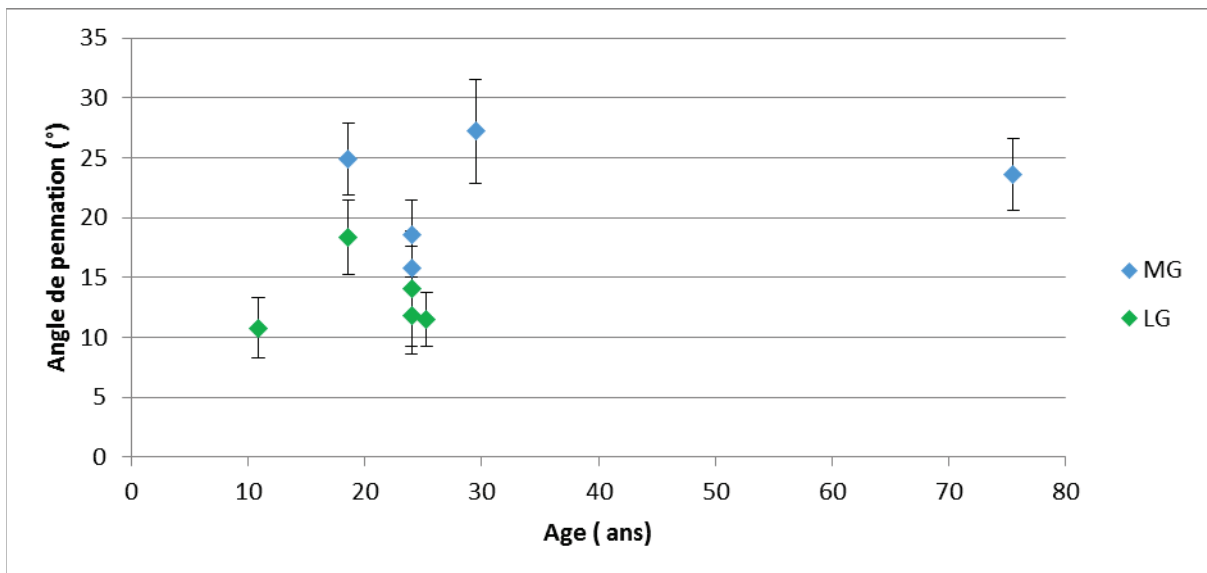


Figure 31 Diagramme de l'angle de pennation du MG et du LG des cas normaux

La figure 33 montre que les angles de pennation de m20, m10 et m7 sont le plus grand. Encore une fois, l'angle de pennation de m20 et de m10 ne dépend pas de l'âge.

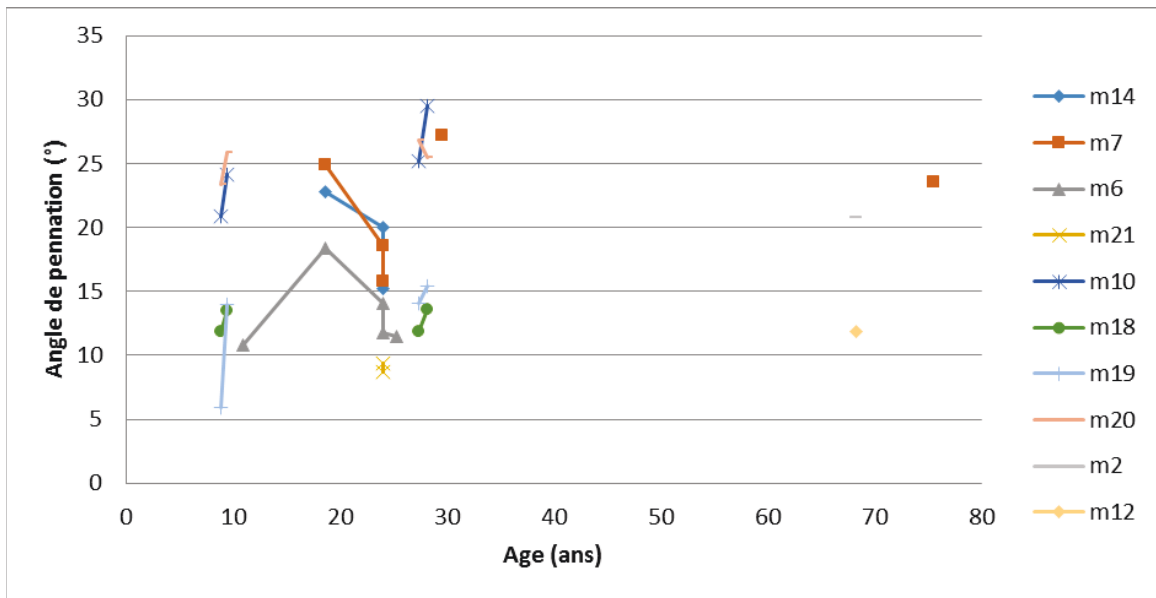


Figure 32 Les angles de pennation des muscles des cas normaux

3.5.5. Longueur osseuse du fémur

La longueur osseuse du fémur des PC est un peu plus courte que celle des cas normaux comme montré dans la figure 43 :

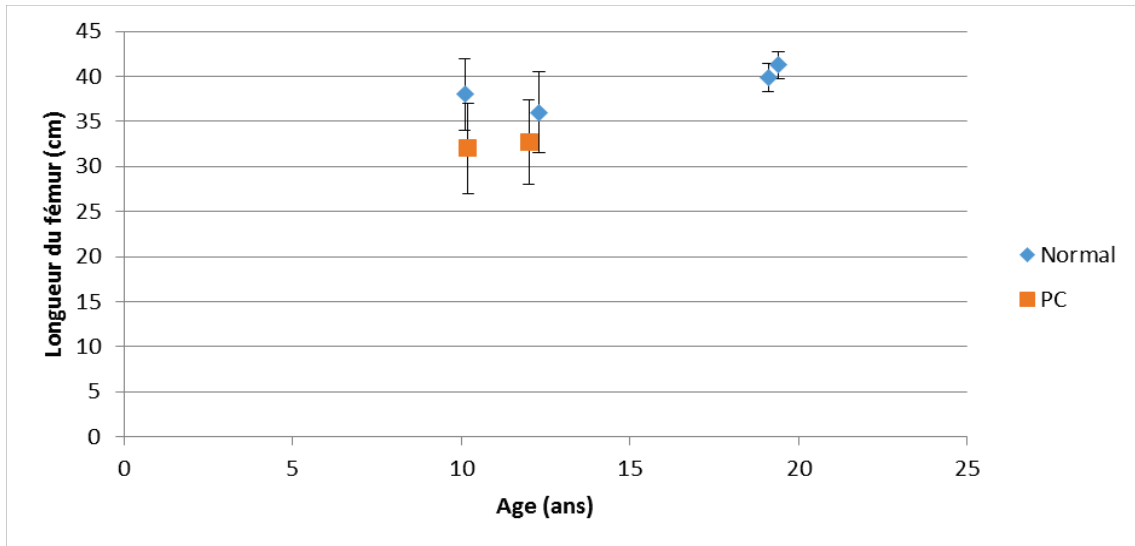


Figure 33 Longueur osseuse du fémur

3.5.6. Cadence

Les valeurs maximales de cadence des cas PC semblent plus élevées que celles des cas normaux mais une étude statistique serait nécessaire pour confirmer ou infirmer. La figure 35 illustre les résultats obtenus pour la cadence pour les différents âges. La cadence est un peu diminuée pour les personnes âgées par rapport aux jeunes.

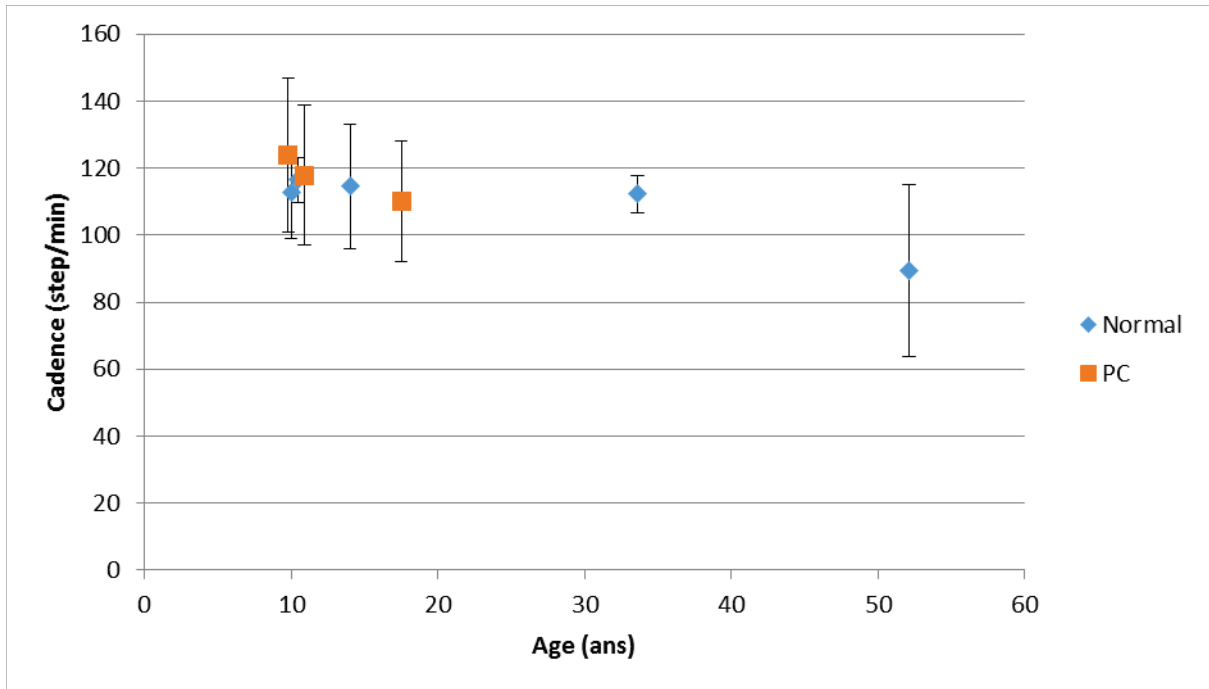


Figure 34 Cadence

3. 6. Synthèse et Conclusion

Les données biomécaniques et biomédicales sont classées en 4 catégories : physiologique, morphologique, mécanique et mouvement. Quelques exemples de chaque catégorie et leur technique de mesure sont les suivantes :

- Données « **physiologiques** » : l'âge, le poids, la taille, l'indice de la graisse corporelle etc. les mesures biométriques, le pèse-personne, ou l'impédance-mètre
- Données « **morphologiques** » : les longueurs et les volumes osseuses et musculaires, l'angle de pennation des fibres musculaires etc. mesurés par l'IRM, le CT Scanner, la radiographie, l'échographie
- Données « **mécaniques** » : le module de Young, le module de cisaillement, la raideur articulaire etc. mesurés par le CT Scanner, l'ERM, l'ergomètre

- Données « **mouvements** » : spatio-temporelles, cinématiques, dynamiques mesurées par les systèmes d'analyse du mouvement et les activités musculaires mesurées par les signaux EMG

Il existe certains articles montrant les cohérences entre les paramètres biomécaniques :

- Le volume musculaire du gastrocnémus médial est fortement corrélé avec le poids et avec l'âge dans le groupe de développement typique et dans le groupe de PC spastique. La longueur musculaire de gastrocnémus est corrélée avec l'âge dans deux groupes (Barber et al. 2011 ; O'Brien et al. 2010 ; Narici et al. 2003)
- La corrélation entre volume musculaire et longueur musculaire (Oberhofer et al. 2010)

Il est important de savoir que toutes les mesures sont imparfaites et toujours mesurées avec des erreurs liées soit au système de mesure et aussi l'expérimentateur, au protocole de mesure. En conséquence, un index tel que l'IMC, qui est dérivé de deux autres mesures, comprendra les composantes d'erreur de mesure inhérente à la hauteur et de mesure du poids. La nature et l'ampleur de ces erreurs de mesure ont des conséquences assez prévisibles relatives à l'utilité et l'interprétation des mesures. Les différences entre les hauteurs mesurées lundi et mardi pour les filles individuelles sont des exemples d'erreurs aléatoires de mesure.

Les erreurs aléatoires de mesure sont un sujet de préoccupation, car ils ajoutent toujours à la variabilité des mesures réelles; leur présence et l'étendue sont généralement considérées comme des mesures de «fiabilité». La fiabilité de la mesure est une préoccupation, car il peut causer des jugements cliniques incorrects pour chaque enfant (mauvaise classification) et modifier les conclusions de l'analyse statistique des groupes d'enfants. Alors, il est important de consulter les experts pour évaluer la fiabilité d'une source de données. Une nouvelle méthode sera proposée dans le chapitre prochain pour résoudre ce problème.

Chapitre 4

Etude de la fiabilité des données

Après la collection et la sélection de données qui seront utilisées, il est important de tester la fiabilité des sources de données.

Ce chapitre décrit l'analyse de la fiabilité des données utilisées pour développer le modèle de regroupement. Ensuite, son impact des gammes de valeur sur la performance du modèle développé est quantifié. Globalement, le choix des gammes des valeurs utilisées dans le processus de développement du modèle de regroupement est subjectif. Dans ce travail, nous avons développé une procédure spécifique pour déterminer le degré de fiabilité de données d'entrées du modèle en utilisant les opinions d'experts et la théorie des fonctions de croyance.

4.1. Définition du problème

Le développement d'un modèle de regroupement performant nécessite l'utilisation de données fiables. Au cours de la dernière décennie, de nombreux articles publiés concernant les données biomécaniques de la paralysie cérébrale (PC). Sous l'effet de la variabilité humaine et des protocoles de mesures, il est nécessaire d'étudier la fiabilité de ces données avant leur utilisation dans les modèles de regroupement, surtout dans le cadre d'une application clinique.

Dans le cadre de notre projet, nous avons proposé une procédure spécifique pour étudier la fiabilité des données recueillies à partir de différentes sources issues de la littérature. Cette analyse s'est basée sur la combinaison des opinions d'experts par la théorie des fonctions de croyance. Notre approche permet d'aider au choix des données pour inclure ou exclure certaines données dans le modèle de regroupement.

Les avis d'experts sont souvent considérés comme une source d'incertitude épistémique. Il est nécessaire de disposer d'un modèle pour représenter ce type d'incertitude. De plus, l'avis d'expert est souvent subjectif et plusieurs experts sont sollicités en même temps pour donner leurs opinions sur le même problème. En fait, les experts donnent leurs avis avec un certain niveau de confiance dépendant de leur niveau d'expertise. Ces avis sont parfois en conflit.

L'objectif de ce travail est de développer une procédure spécifique pour modéliser les avis d'experts sur le niveau de fiabilité des données biomécaniques et de les combiner pour évaluer leur fiabilité pour chaque paramètre morphologique, mécanique ou d'analyse du mouvement concernant la paralysie cérébrale. Ensuite, l'impact de cette analyse sur le développement et la performance d'un modèle de regroupement sont quantifiés.

4.2. Méthodologie

Notre méthode comprend cinq étapes (Fig. 35). L'objectif de la première étape est d'établir un questionnaire par paramètre d'intérêt (par exemple : le volume musculaire). La deuxième étape a

pour but d'établir une campagne pour recueillir les opinions des experts en utilisant les formulaires établis. La transformation des avis d'experts en fonction de masse pour chaque questionnaire a été réalisée dans la troisième étape. La quatrième étape a pour but de combiner les avis d'experts pour chaque type de paramètre. Enfin, l'étape de décision vise à proposer un critère de sélection pour inclure ou exclure les données concernant chaque paramètre d'intérêt dans le modèle de regroupement.

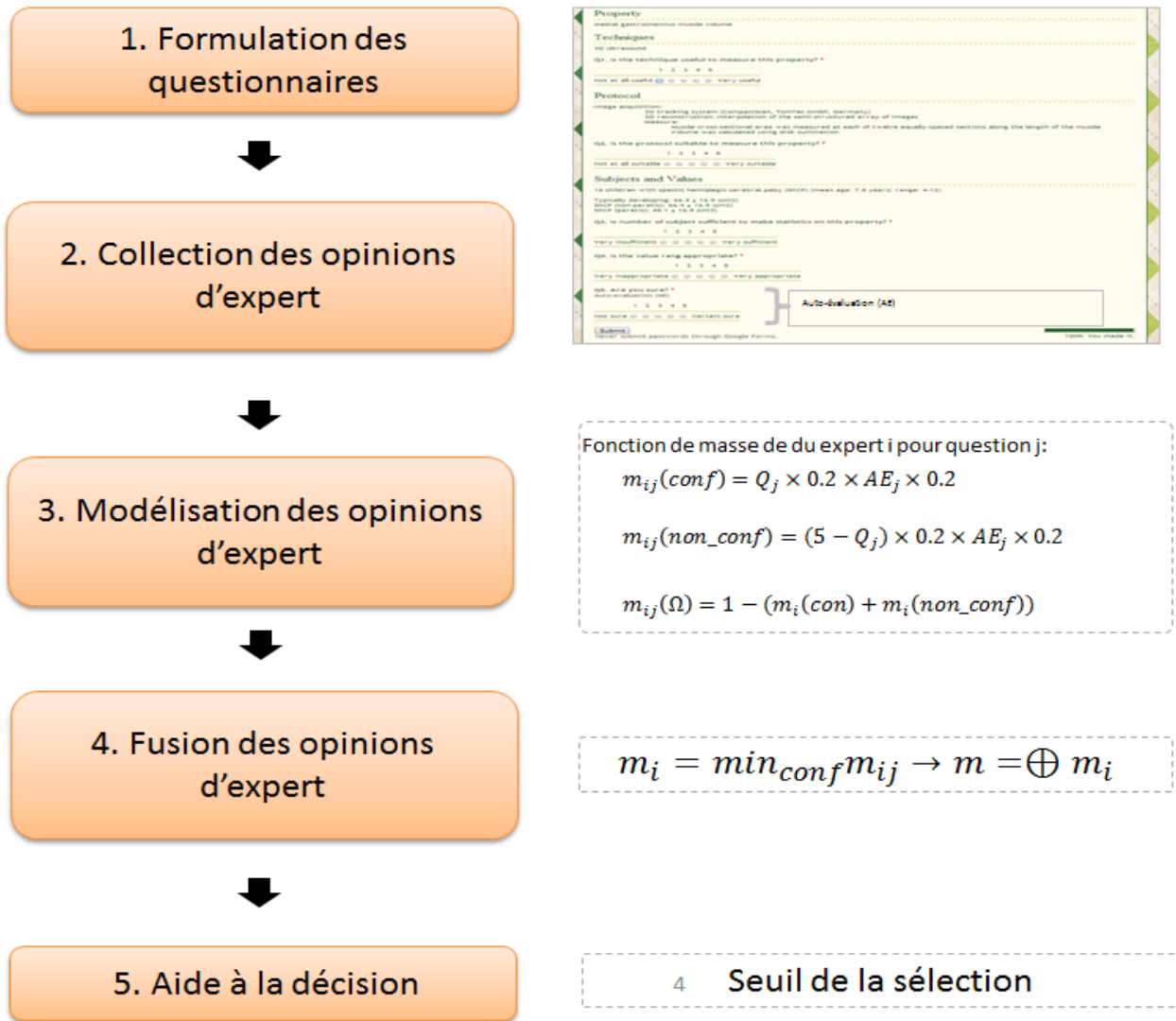


Figure 35 Méthodologie d'étude de la fiabilité des données biomécaniques

Ces étapes sont détaillées dans les sous-sections ci-dessous.

4.2.1. Etape 1 & 2 : définition du questionnaire et la campagne de recueil des avis d'expert

Le questionnaire est implémenté en utilisant « Google Form ». Il y a sept questionnaires au total. Chaque questionnaire correspond à un type de paramètre (par exemple: maximal dorsiflexion angle, medial gastrocnemius muscle volume, medial gastrocnemius pCSA (physiological cross-sectional area), shear modulus of lateral gastrocnemius, shear modulus of soleus, stance time, cadence). Il y a de deux à sept sources par questionnaire. Chaque source correspond à un article scientifique publié dans une revue avec comité de lecture.

Le questionnaire est rédigé en anglais car le panel d'experts comporte aussi des experts internationaux. Chaque questionnaire comprend quatre questions principales concernant la technique de mesure utilisée, les gammes de valeurs obtenues, le nombre de sujets étudiés, et le protocole expérimental. De plus, on ajoute une question supplémentaire par question principale pour évaluer le niveau d'expertise des experts sur leur jugement. Le résumé de l'article est aussi inclus dans le questionnaire (Fig. 36).

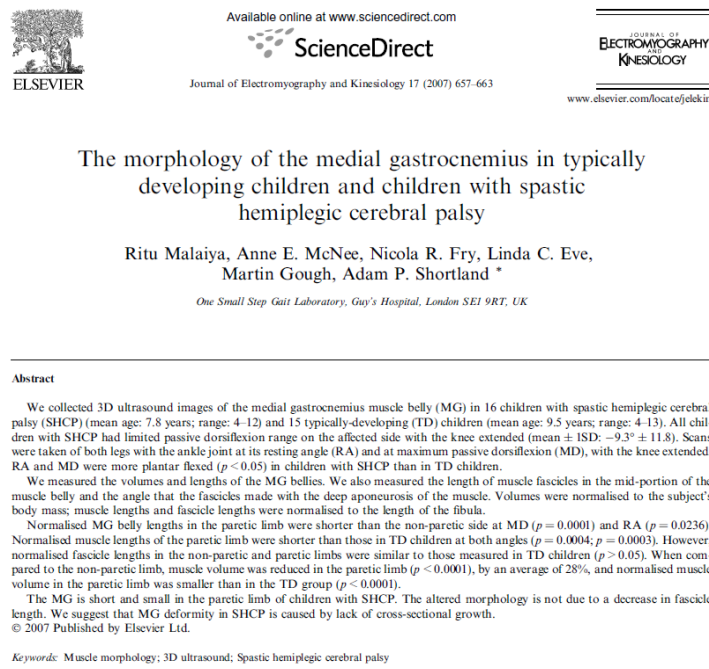


Figure 36 Un exemple résumé de la première source du premier questionnaire

Un exemple de questionnaire est donné en annexe E.

En ce qui concerne la question sur la technique de mesure, le nom de la technique utilisée est décrit. Ensuite, la question principale est posée pour interroger l'expert sur la performance de cette technique pour mesurer le paramètre d'intérêt concerné. La question supplémentaire a pour but de recueillir le niveau de confiance de l'expert sur sa réponse. Les réponses sont formalisées en utilisant l'échelle de Likert à cinq niveaux: « Very high confidence », « high confidence », « moderate confidence », « low confidence » et « very low confidence ».

La deuxième partie du questionnaire concerne le protocole utilisé. Un résumé du protocole est décrit. Ensuite, la question principale et la question supplémentaire sont posées. Leurs contenus sont les mêmes que ceux de la première partie.

Le nombre de sujets analysés est un facteur important pour déterminer la fiabilité des données recueillies. Par exemple, un ensemble des sujets est satisfaisant s'il contient des sujets typiques de la pathologie PC. Particulièrement, la statistique est significative quand le nombre de sujets analysés est important. De plus, la plausibilité de la gamme de valeurs obtenues nécessite une évaluation. La troisième et la quatrième partie du questionnaire sont dédiées à l'évaluation de ces aspects.

Une campagne de recueil des avis d'expert a été définie. Un panel d'experts internationaux en biomécaniques a été établi. Il est important de noter que les experts participant à cette étude ont différentes compétences en biomécanique, particulièrement celles concernent la pathologie de la PC et des techniques des mesures expérimentales (morphologiques, mécaniques, analyse du mouvement).

4.2.2. Etape 3 et 4 : transformation de l'avis d'expert en fonction de masse

La théorie des fonctions de croyance (Shafer G, 1976) est un outil mathématique efficace pour représenter l'incertitude épistémique (due au manque d'information). Elle est choisie pour modéliser les réponses des experts dans notre projet. Une règle est définie pour convertir les réponses de l'échelle de Likert en forme quantitative comme suit :

Echelle	Valeur
Very high	1
High	0.8
Moderate	0.6
Low	0.4
Very low	0.2

En utilisant cette règle, la fonction de masse de l'expert i pour question j de chaque source S est définie. $m_{ij}(conf)$ représente le degré de confiance, $m_{ij}(non_conf)$ représente le degré de défiance, $m(\Omega)$ représente le niveau d'ignorance à cause du manque d'information. Q_{S-ij} est la réponse de l'expert i à la question j concernant source S . C_{S-ij} est la question supplémentaire pour déterminer le niveau d'expertise de l'expert i . C_{S-ij} est considéré comme le degré certitude de l'expert i , donc, $m_{S-ij}(conf)$ (degré confiance de l'expert i à la question j concernant source S) est calculé par : le degré certitude multiplie le degré de réponse de la question j .

$$m_{S-ij}(conf) = Q_{S-ij} \times C_{S-ij} \quad (3)$$

$m_{S-ij}(non_conf)$ (degré défiance de l'expert i à la question j concernant source S) est calculé par : le degré certitude multiplie le degré de réponse de la question j .

$$m_{S-ij}(non_conf) = (1 - Q_{S-ij}) \times C_{S-ij} \quad (4)$$

$m_{S-ij}(\Omega)$ (degré d'ignorance de l'expert i à la question j concernant source S) est calculé par : 1 moins le degré certitude.

$$m_{S-ij}(\Omega) = (1 - C_{S-ij}) \quad (5)$$

Pour chaque source S, on a 4 questions (j=1, 2, 3, 4). La stratégie prudente qui se base sur le plus mauvais-cas a été appliquée (Rustem et al, 2000), donc la fonction de masse de l'expert i pour S est celle qui a la valeur de m(conf) la plus petite, m_i est définie par l'équation 6:

$$m_i = \min_{conf} m_{ij} \quad (6)$$

En fonction du nombre des experts, une combinaison des fonctions de masse de tous les experts ayant répondu est effectuée pour établir une masse finale pour chaque source.

$$m = \oplus m_i \quad (7)$$

La combinaison (appelée la masse commune) est calculée à partir des deux fonctions de masses m_1 et m_2 en utilisant la règle de Dempster (Dempster A.P, 1967) ou celle de Dubois et Prade (Dubois, D. et H. Prade, 1988). La règle de Dempster permet de normaliser les masses après la combinaison. Les équations mathématiques de cette règle sont décrites comme suit :

$$m_{1,2}(\emptyset) = 0 \quad (8)$$

$$m_{1,2}(A) = (m_1 \oplus m_2)(A) = \frac{1}{1-K} \sum_{B \cap C = A \neq \emptyset} m_1(B) m_2(C) \quad (9)$$

$$\text{Où } K = \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B) m_2(C)$$

K est le degré de conflit entre les deux fonctions de masse. Un exemple de combinaison est donné dans la figure 37. La combinaison a été effectuée pour deux experts.

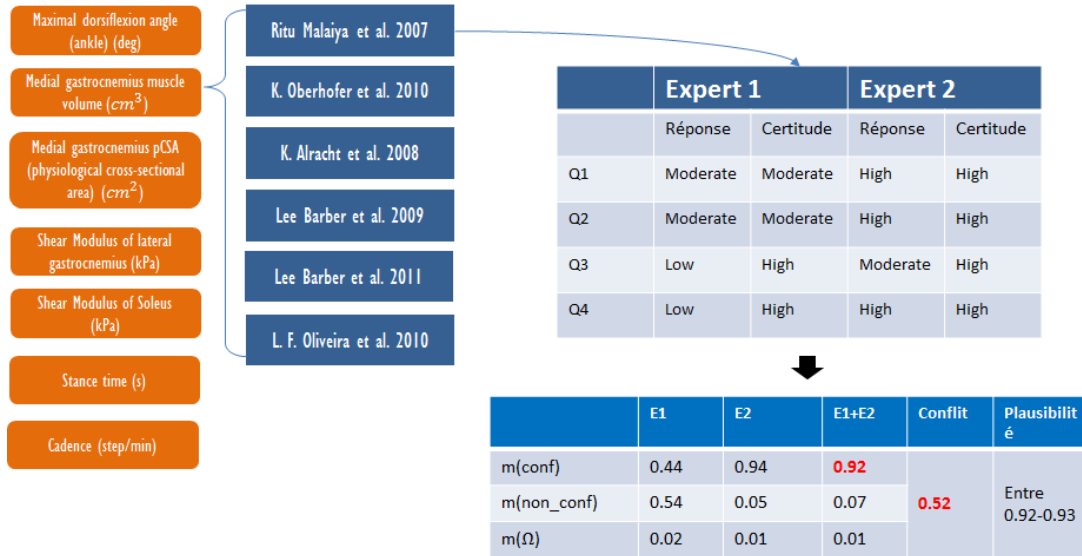


Figure 37 Exemple de transformation en fonction de croyance

Les  quations math matiques de la r gle de Dubois et Prade (Dubois, D. et H. Prade, 1988) sont les suivantes :

$$m_{DP}(A) = \sum_{\substack{X, Y \in 2^\Theta \\ X \cap Y = A \\ X \cap Y \neq \emptyset}} m_1(X) m_2(Y) + \sum_{\substack{X, Y \in 2^\Theta \\ X \cup Y = A \\ X \cap Y = \emptyset}} m_1(X) m_2(Y) \text{ avec } \forall A \in 2^\Theta \setminus \emptyset \quad (10)$$

$$m_{DP}(\emptyset) = 0 \quad (11)$$

4.2.3. Etape 5 : Seuil de s lection pour la prise de d cision

Le seuil de s lection est d fini pour s lectionner des sources de donn es fiables. Ce seuil est calcul  en utilisant la fonction de masse ainsi la probabilit  pignistique (P. Smets. 1997). La transformation des fonctions de masse en probabilit  pignistique a  t  effectu e par la formule suivant :

$$BetP(conf) = m(conf) + \frac{m(\Omega)}{2} \quad (12)$$

Une  tude de sensibilit  du seuil de s lection a  t  effectu e pour quantifier leur impact sur la performance du mod le de regroupement.

Dans la section suivante, nous décrivons l'analyse des données obtenues lors de notre campagne. L'impact des seuils de sélections sera intégré dans le chapitre 5.

4.3. Analyse des données

Nous avons soumis les questionnaires aux 20 experts internes et externes du laboratoire BMBI (UTC). Ils sont biomécaniciens, les physiciens, physiologistes, avec des expertises en analyse de mouvement, le traitement d'images, modélisation. Leur niveau est au-delà de Docteur et ils ont une expérience plus de 4 ans dans leur domaine.

Pour chaque questionnaire, neuf à onze experts ont répondu. Pour modéliser ces résultats, des couleurs sont utilisées pour représenter les choix de réponse. Les codes de couleurs et leur réponse respective sont présentés dans la figure 38.

Réponse (Sn-Qm)	Degrée d'incertitude (Sn-Qm-C)
Very high confidence	Very high
High confidence	High
Moderate confidence	Moderate
Low confidence	Low
Very low confidence	Very low

Figure 38 Codes de couleur des réponses

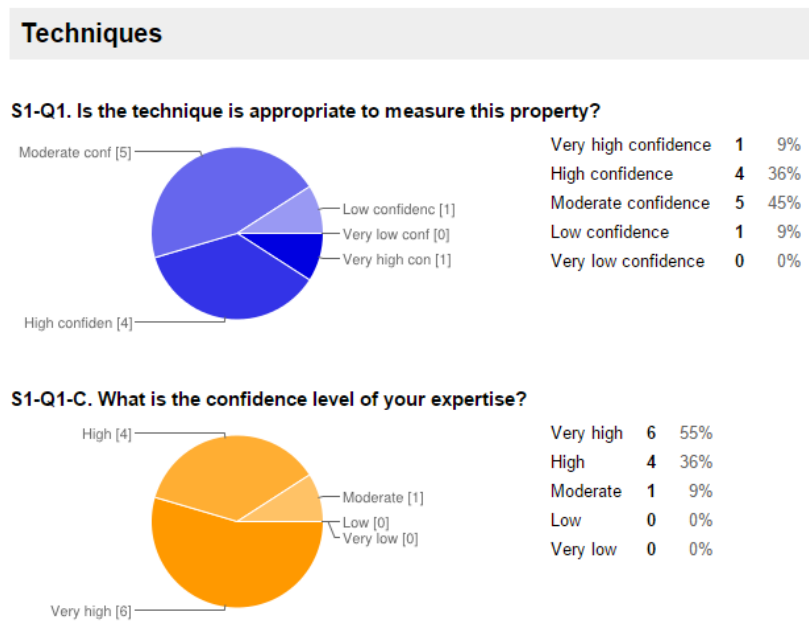
Une synthèse de toutes les réponses est présentée dans la figure 39.

Pour le premier questionnaire, 11 experts ont répondu. Comme décrit dans la figure 39, la plupart des réponses sont positives, ce qui signifie que les sources sont considérées comme fiables. Pour illustrer les combinaisons des opinions d'experts, nous avons réalisé les analyses sur 3 premières sources du premier questionnaire.

Expert	S1-Q1	S1-Q2	S1-Q3	S1-Q4	S1-Q1	S1-Q2	S1-Q3	S1-Q4	S2-Q1	S2-Q2	S2-Q3	S2-Q4	S2-Q1	S2-Q2	S2-Q3	S2-Q4	S3-Q1	S3-Q2	S3-Q3	S3-Q4	S3-Q1	S3-Q2	S3-Q3	S3-Q4	S4-Q1	S4-Q2	S4-Q3	S4-Q4	S5-Q1	S5-Q2	S5-Q3	S5-Q4	S6-Q1	S6-Q2	S6-Q3	S6-Q4	S7-Q1	S7-Q2	S7-Q3	S7-Q4		
1	Hig	Hig	Hig	Mo	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Mo	Hig	Hig	Hig	Hig	Mo	Hig	Hig	Hig	Mo	Hig	Hig	Hig	Mo	Hig	Hig	Hig	Mo	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Mo	Mo	Hig	Mo	Hig	Mo	Hig	Mo	
2	Hig	Ver	Mo	Ver	Hig	Ver	Mo	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Mo	Ver	Hig	Ver	Ver	Ver	Mo	Ver	Hig	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Hig	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	
3	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig
4	Hig	Hig	Mo	Hig	Hig	Mo	Hig	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Mo	Ver	Ver	Ver	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	
5	Lo	Ver	Lo	Ver	Mo	Ver	Mo	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Mo	Ver	Hig	Hig	Ver	Ver	Mo	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Ver	Ver	Ver	Hig	Ver	Lo	Ver	Lo	Ver	Lo	Ver	Lo	Ver	Lo	Ver	Lo	
6	Mo	Mo	Mo	Lo	Hig	Lo	Hig	Hig	Hig	Hig	Ver	Hig	Ver	Hig	Hig	Hig	Hig	Lo	Hig	Lo	Hig	Hig	Hig	Hig	Lo	Hig	Lo	Hig	Mo	Mo	Mo	Lo	Hig	Lo	Mo	Mo	Lo	Hig	Lo	Hig	Lo	
7	Mo	Ver	Mo	Ver	Hig	Ver	Mo	Ver	Ver	Hig	Ver	Hig	Ver	Mo	Ver	Hig	Ver	Hig	Ver	Hig	Ver	Hig	Ver	Hig	Ver	Hig	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	
8	Mo	Ver	Lo	Hig	Hig	Ver	Lo	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Mo	Ver	Hig	Ver	Ver	Mo	Ver	Hig	Ver	Ver	Mo	Ver	Hig	Ver	Hig	Ver	Hig	Ver	Hig	Ver	Hig	Ver	Hig	Ver	Hig	Ver	Hig	Ver	Hig	
9	Mo	Ver	Mo	Hig	Hig	Ver	Mo	Hig	Ver	Ver	Ver	Ver	Mo	Ver	Mo	Hig	Ver	Mo	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver
10	Mo	Hig	Mo	Hig	Mo	Hig	Hig	Hig	Hig	Mo	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Hig	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver
11	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	Ver	

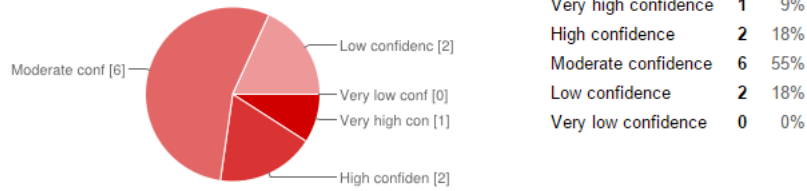
Figure 39 Résumé des réponses sous forme de codes de couleur

Une statistique des réponses de la première source du questionnaire 1 est présentée dans la figure 40. Pour la question principale, la distribution des choix est dispersée. Pour la question complémentaire, la plupart des réponses sont « very high » et « high ». Les experts sont donc fortement confiants dans leurs réponses.

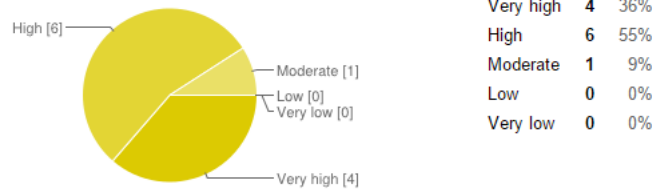


Protocol of acquisition and measurement

S1-Q2. Is the protocol is appropriate to measure this property?



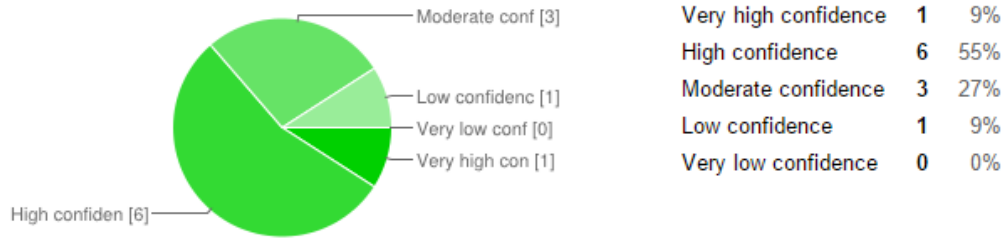
S2-Q2-C. What is the confidence level of your expertise?



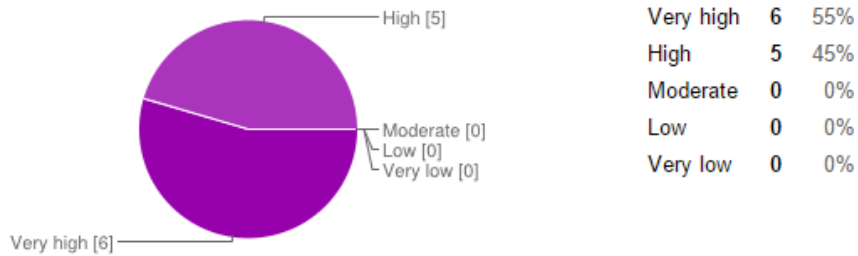
Statistique sur les réponses techniques et protocole de la source 1 – questionnaire 1 de 11 experts

Subjects and Values

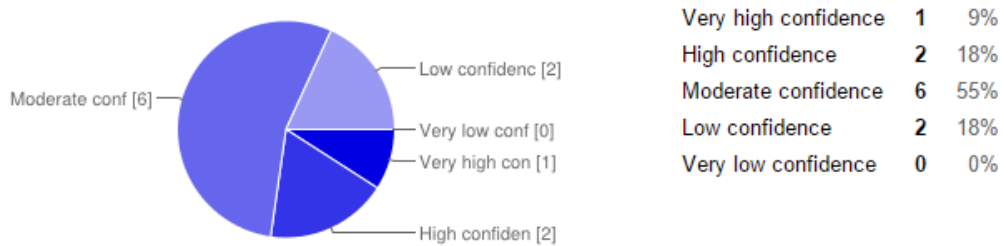
S1-Q3. Is the number of subjects correct for data and/or statistical analyses?



S1-Q3-C. What is the confidence level of your expertise?



S1-Q4. Are you confident with the range of values reported?



S1-Q4-C. What is the confidence level of your expertise?

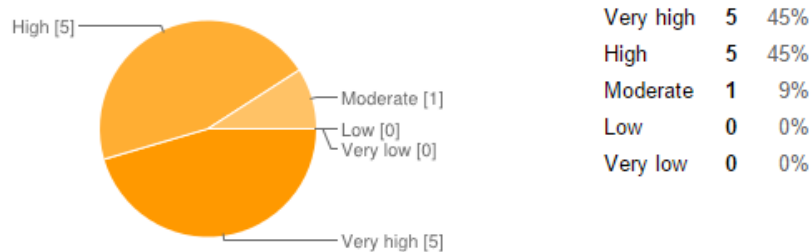


Figure 40 Statistique sur les réponses sujet et valeur de la source 1 – questionnaire 1 de 11 experts

La figure 41-1 illustre les fonctions de masse de tous les experts. On constate que le degré de confiance $m(\text{conf})$ est toujours plus élevé que le degré de non-confiance $m(\text{non_conf})$. La valeur $m(\text{conf})$ pour le onzième expert est égale un, tandis que celle des autres varient entre 0.3 et 0.65. Donc, cela peut être considéré comme un bruit parce qu'un est très éloigné de l'intervalle de 0.3 à 0.65.

Une itération a été utilisée pour combiner les fonctions de masse des experts en utilisant les règles de combinaison de Dempster et de Dubois-Prade.

La combinaison de Dempster : La figure 41-2 montre le processus d'évolution des valeurs $m(\text{conf})$, $m(\text{non_con})$ et $m(\text{Omega})$ en utilisant la règle de combinaison de Dempster-Shafer. Le degré de confiance $m(\text{conf})$ final est proche de 1. Cela veut dire que cette source est certainement fiable. Le degré de confiance $m(\text{conf})$ positif (c'est-à-dire >0.5) de chaque expert aide à augmenter la valeur finale de $m(\text{conf})$ et de réduire les valeurs de $m(\text{Omega})$ et $m(\text{non_conf})$. La courbe en rose montre le niveau de conflit entre les experts, le conflit final est 0.12. Le pic de conflit est 0.58.

La combinaison de Dubois-Prade : La figure 41-3 montre le processus d'évolution des valeurs $m(\text{conf})$, $m(\text{non_con})$ et $m(\text{Omega})$ en appliquant la règle de combinaison de Dubois et Prade. Le degré de confiance $m(\text{conf})$ final est égal à 0.78, ce qui signifie que cette source est certainement fiable, si nous choisissons le seuil de sélection < 0.78 . On constate que l'expert numéro 11 contribue beaucoup à l'augmentation de $m(\text{conf})$, parce que son degré de confiance $m(\text{conf})$ est 1.

Les résultats pour les autres sources sont présentés dans les figures 46 à 52. On peut constater que les degrés de fiabilité issus de la combinaison par la règle de Dempster sont toujours supérieurs à ceux issues de la règle de Dubois et Prade. Ceci est dû au fait que la combinaison par la règle de Dempster-Shafer est toujours normalisée après avoir combiné deux fonctions de masse en ignorant les conflits.

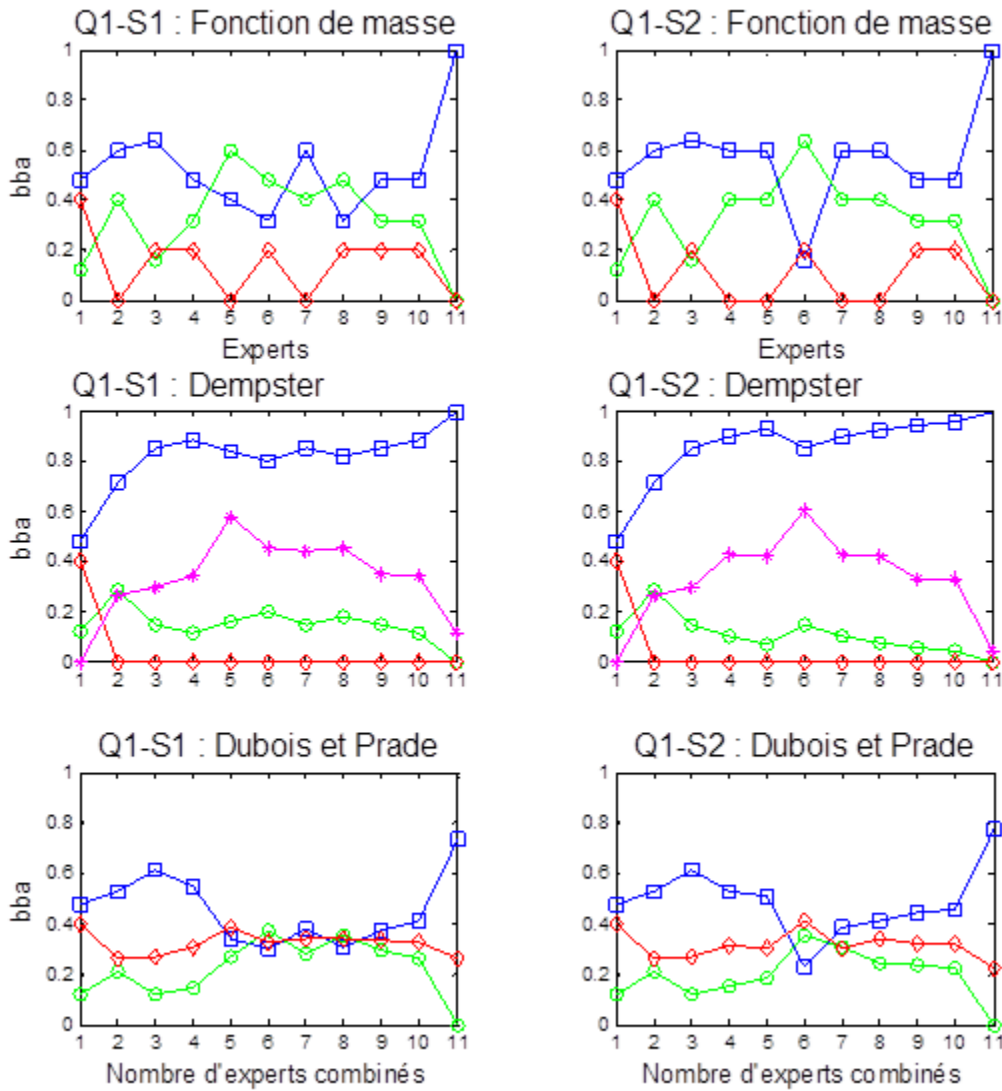
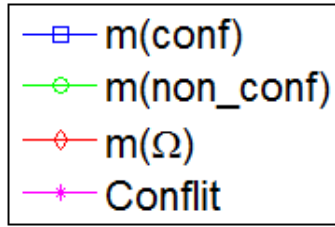


Figure 41 Analyse du questionnaire 1: sources 1 et 2

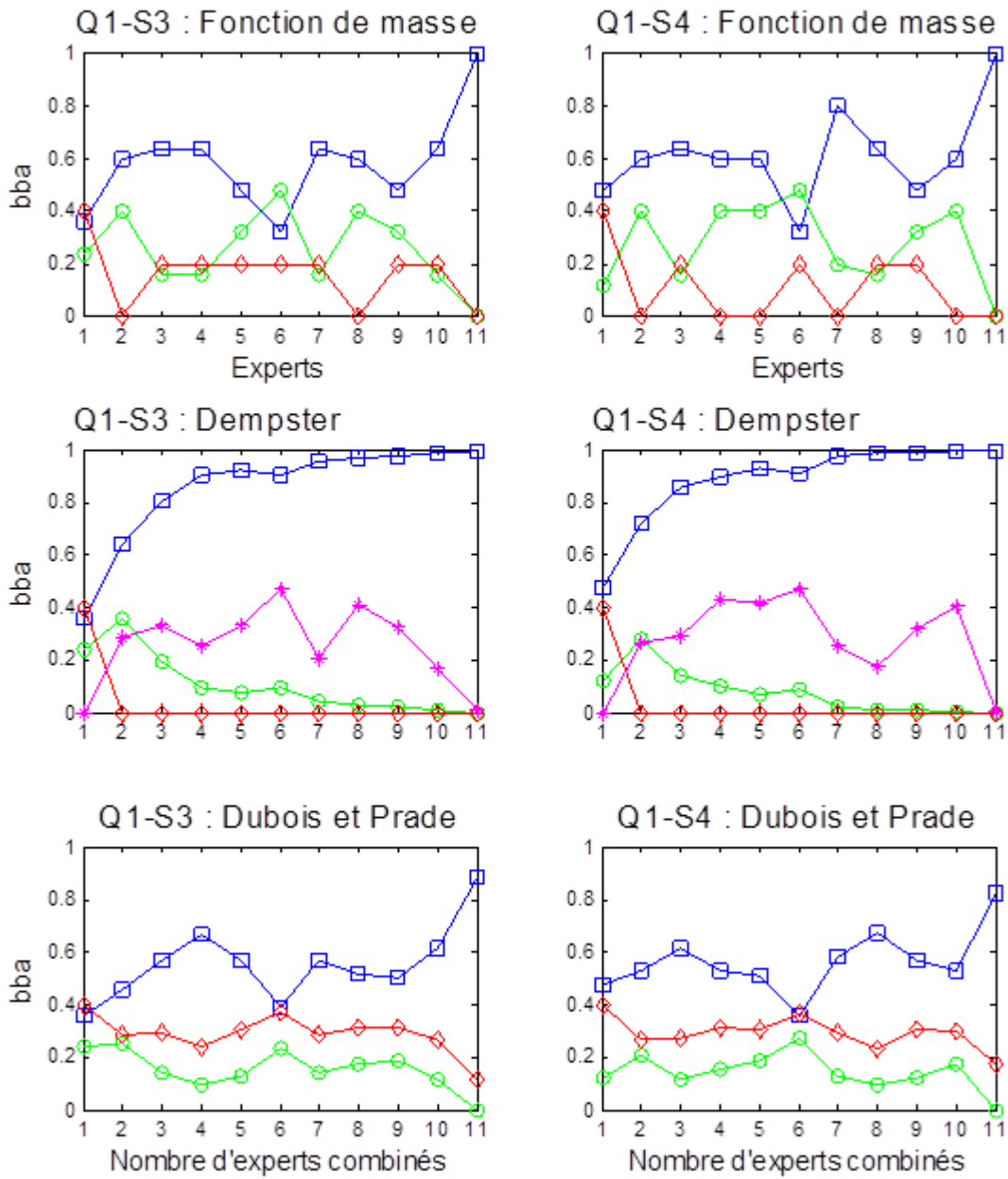


Figure 42 Analyse du questionnaire 1: sources 3 et 4

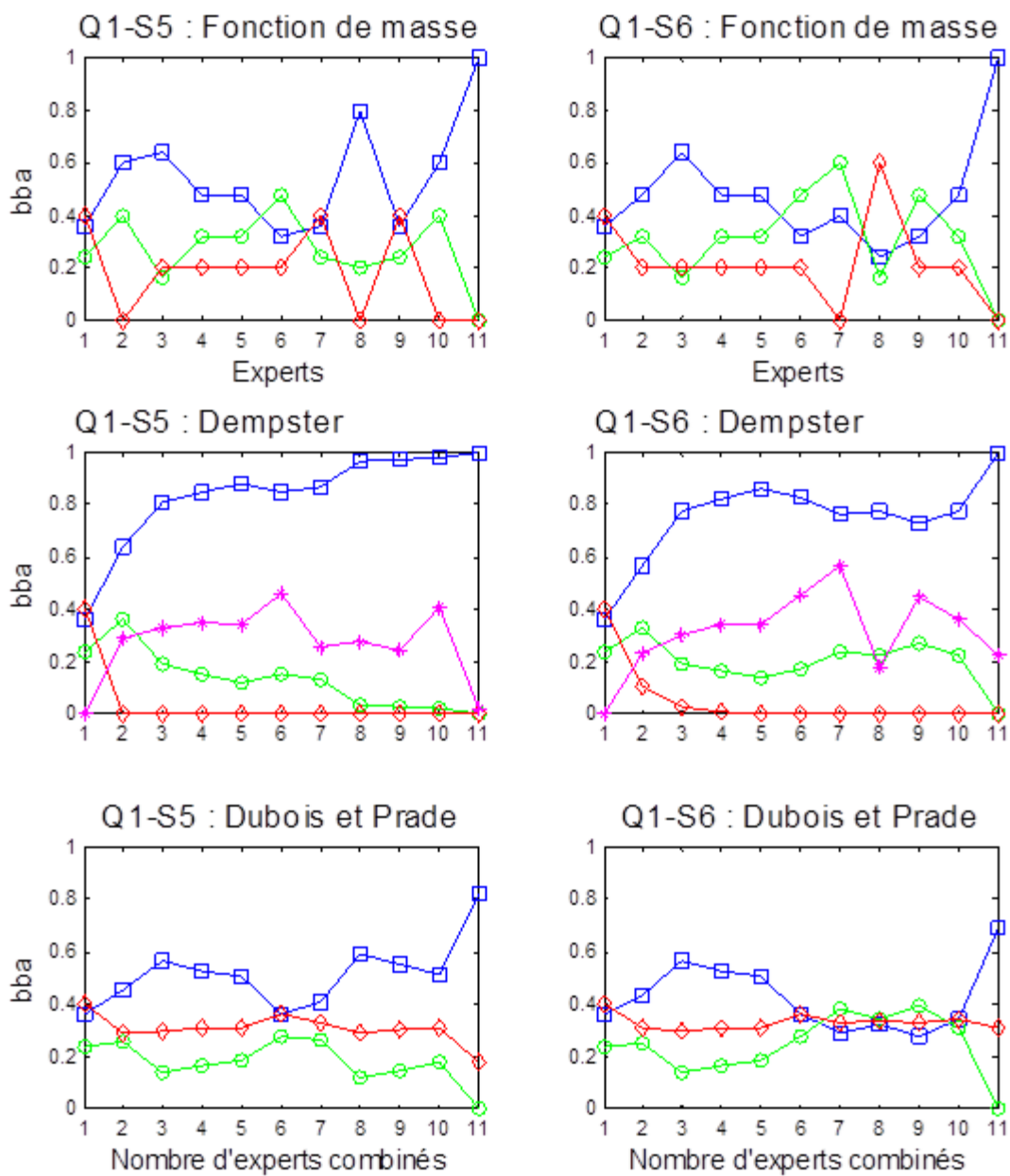


Figure 43 Analyse du questionnaire 1: sources 5 et 6

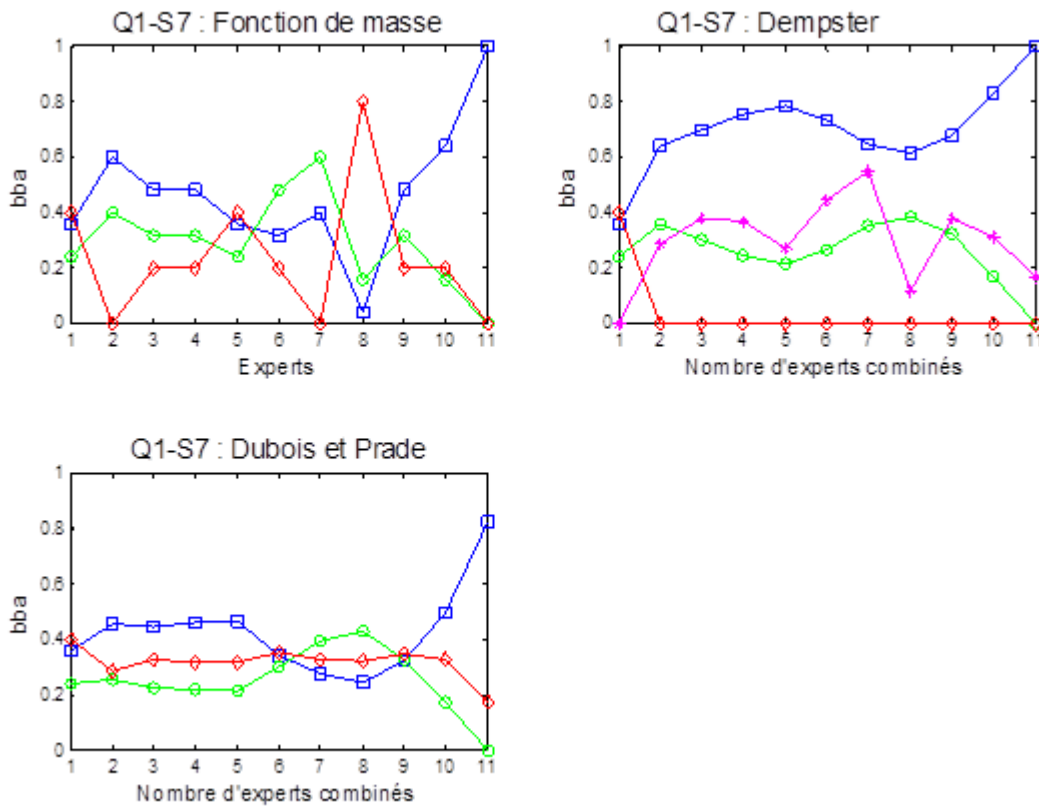


Figure 44 Analyse du questionnaire 1: source 7

Pour le questionnaire 1, l'ignorance de l'expert 8 sur la source 7 est la plus élevée. On peut aussi constater que l'expert 11 a toujours donnée une réponse avec un degré de confiance égal à 1. Cela influence beaucoup le résultat de combinaison par la règle de Dempster. Parce qu'il y a une fonction de masse certain (dans ce cas $m(\text{conf})=1$, $m(\text{non_conf})=0$, $m(\Omega)=0$), le résultat de $m(\text{conf})$ issu de la combinaison de Dempster-Shafer est égal à 1. Par comparaison, la règle de Dubois et Prade n'est pas influencée par ce point extrême. Le degré de conflit entre les experts change rapidement quand on ajoute la fonction de masse de l'expert 6 sur la source 2, car sa fonction de masse est inverse par rapport à celle de l'expert précédent.

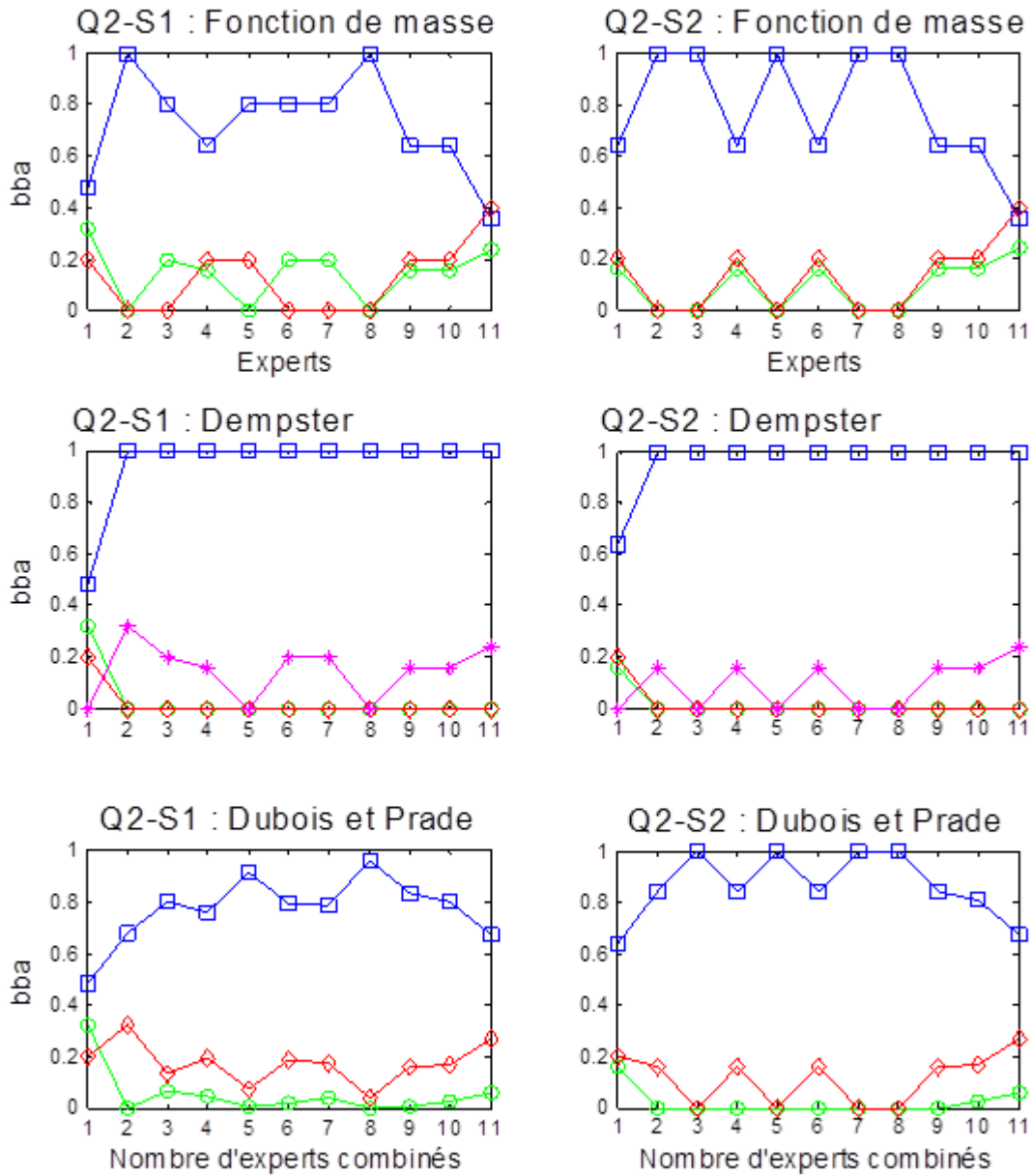


Figure 45 Analyse du questionnaire 2: sources 1 et 2

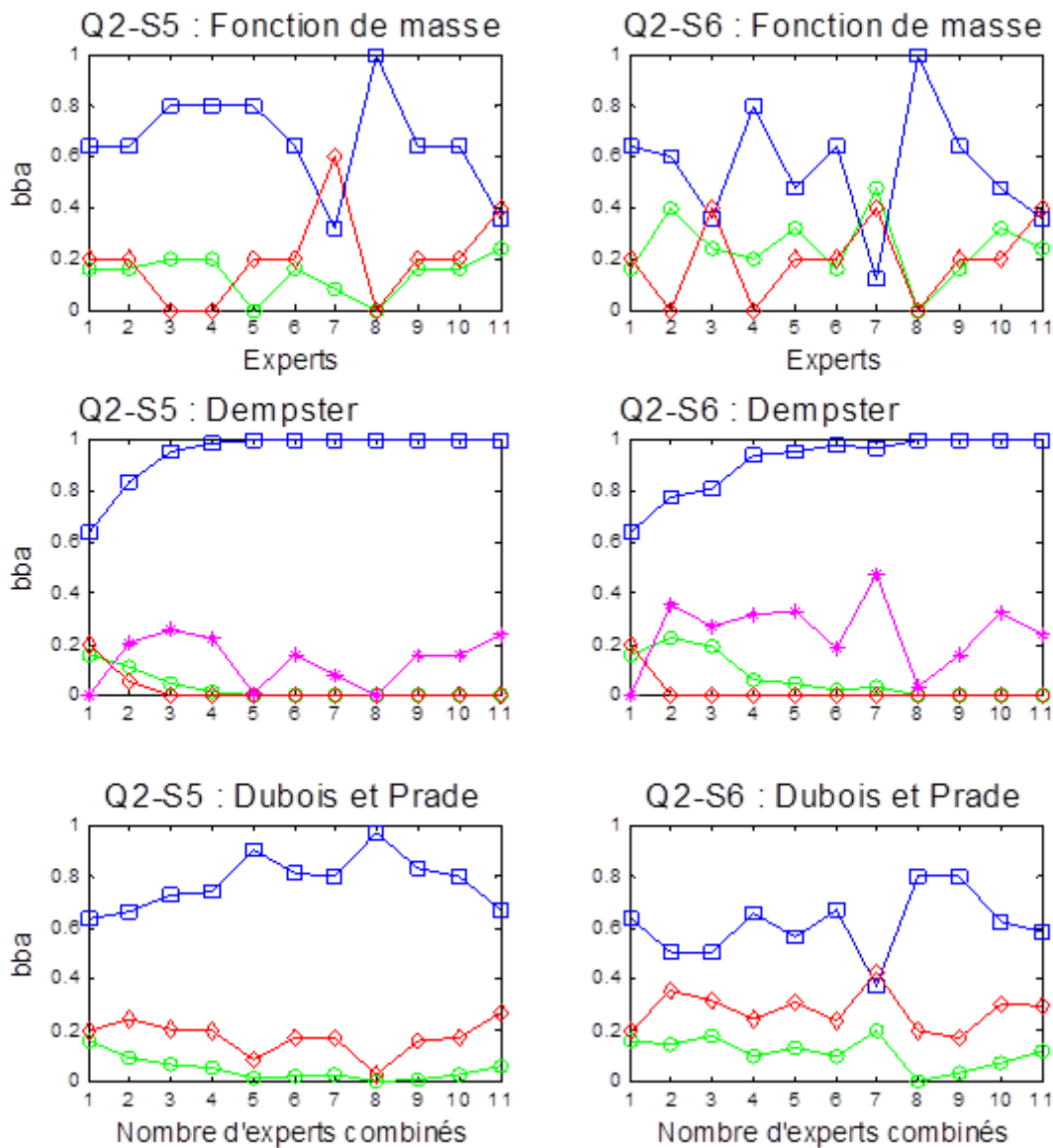


Figure 46 Analyse du questionnaire 2: sources 3 et 4

Onze experts ont répondu au questionnaire 2 sur six articles. Le degré de confiance de toutes les sources du questionnaire 2 est plus élevé que celui du premier questionnaire. La combinaison par la règle de Dempster converge très rapidement. Le degré de conflit est beaucoup plus faible.

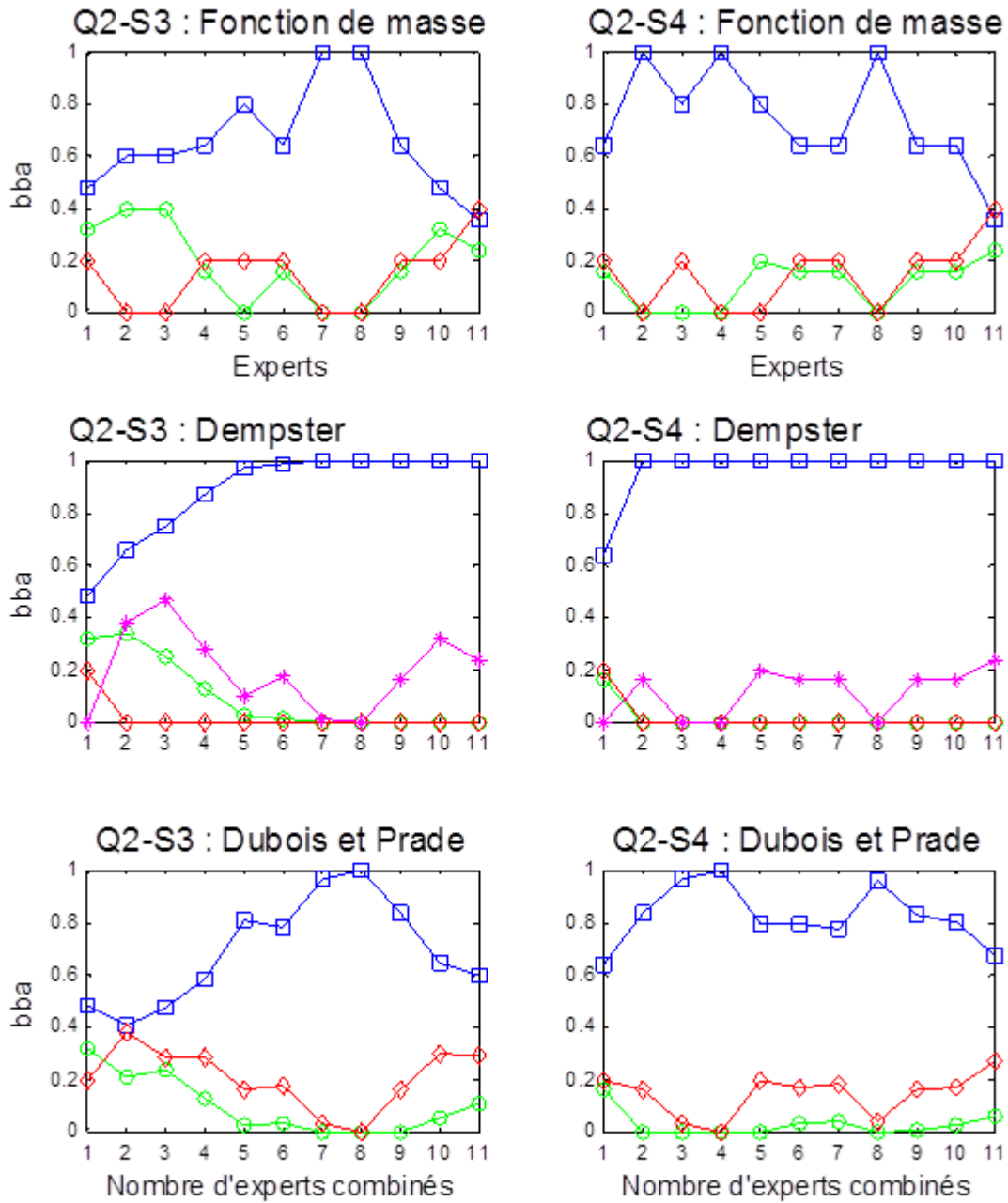


Figure 47 Analyse du questionnaire 2: sources 3 et 4

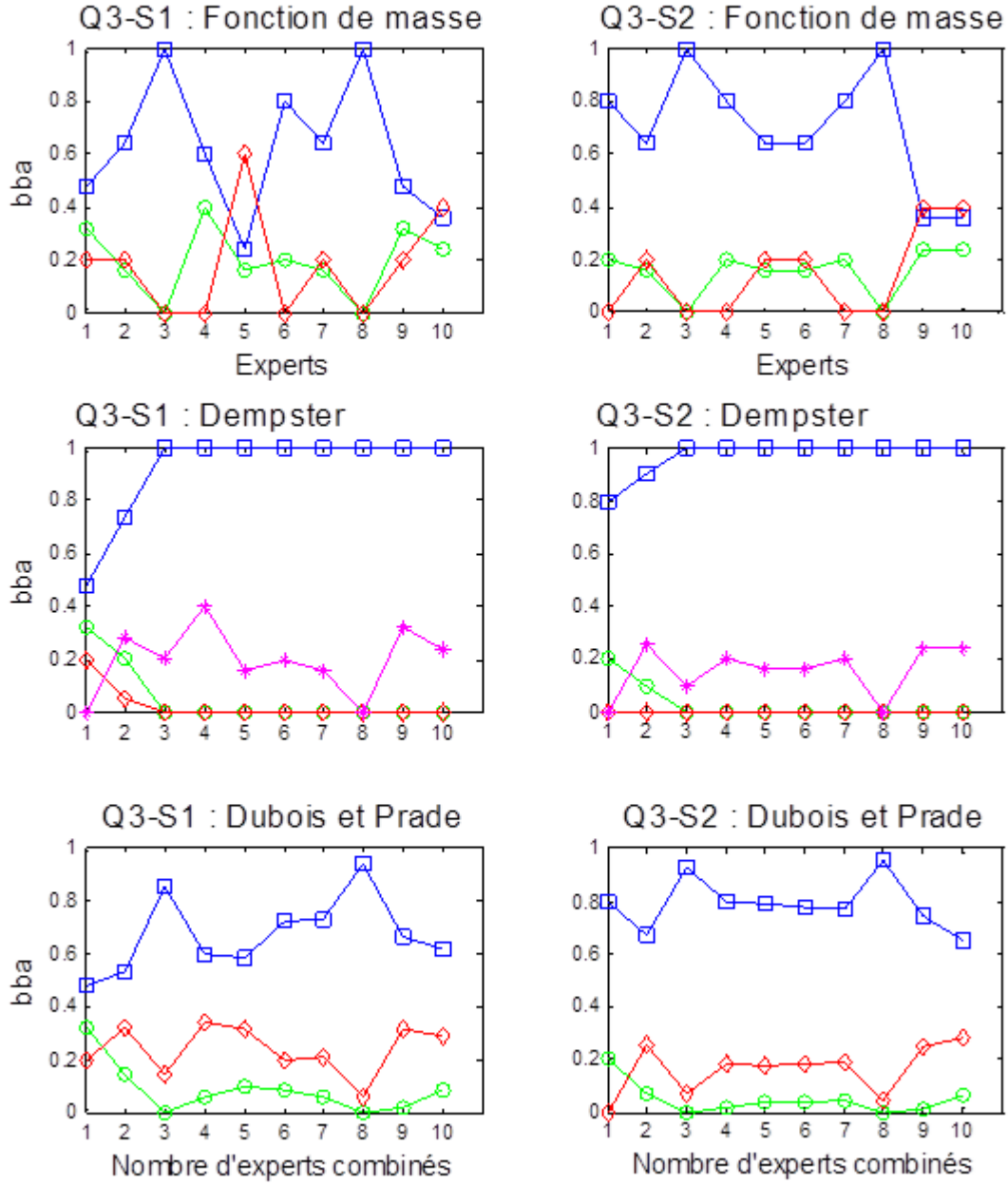


Figure 48 Analyse du questionnaire 3: sources 1 et 2

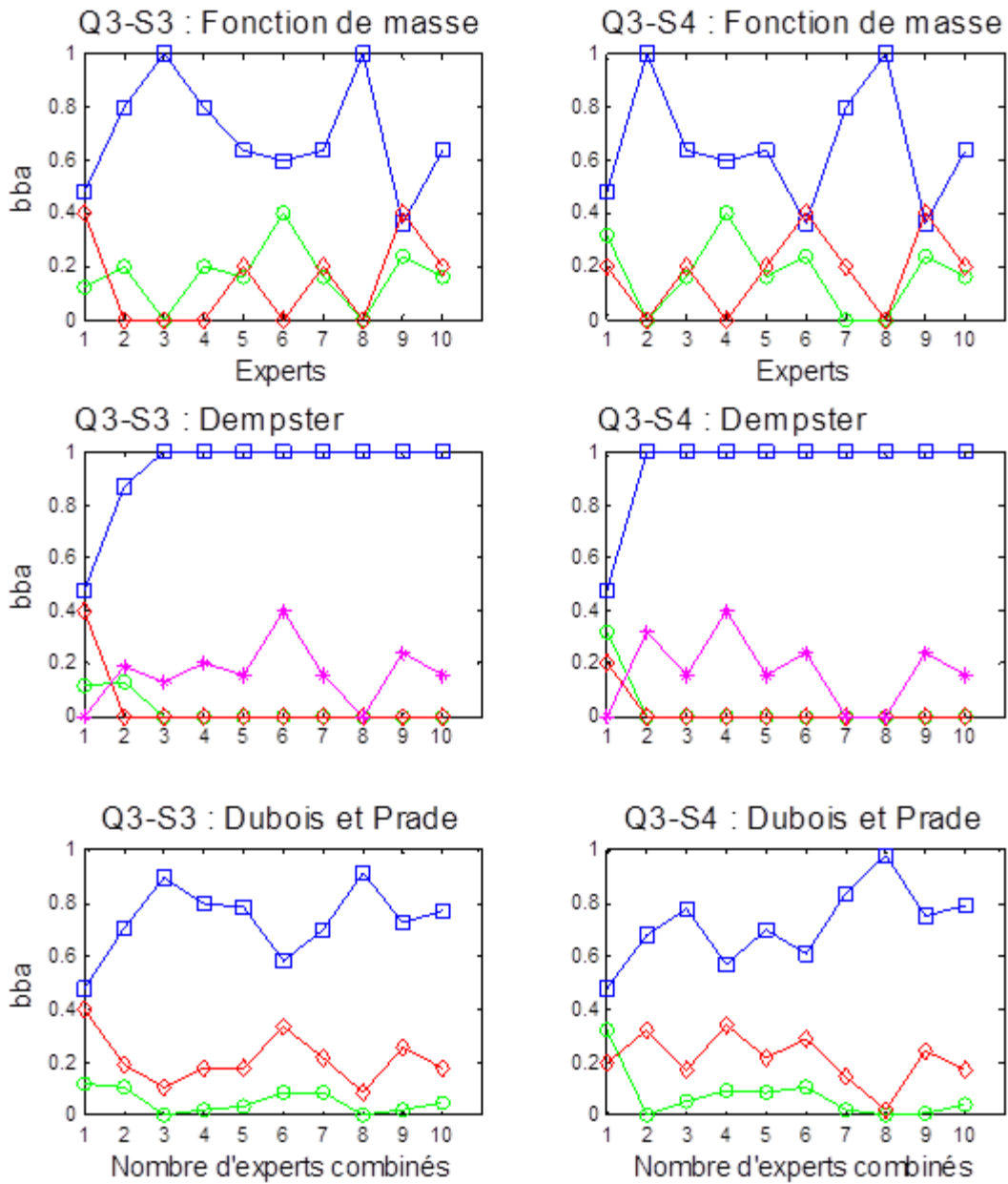


Figure 49 Analyse du questionnaire 3: sources 3 et 4

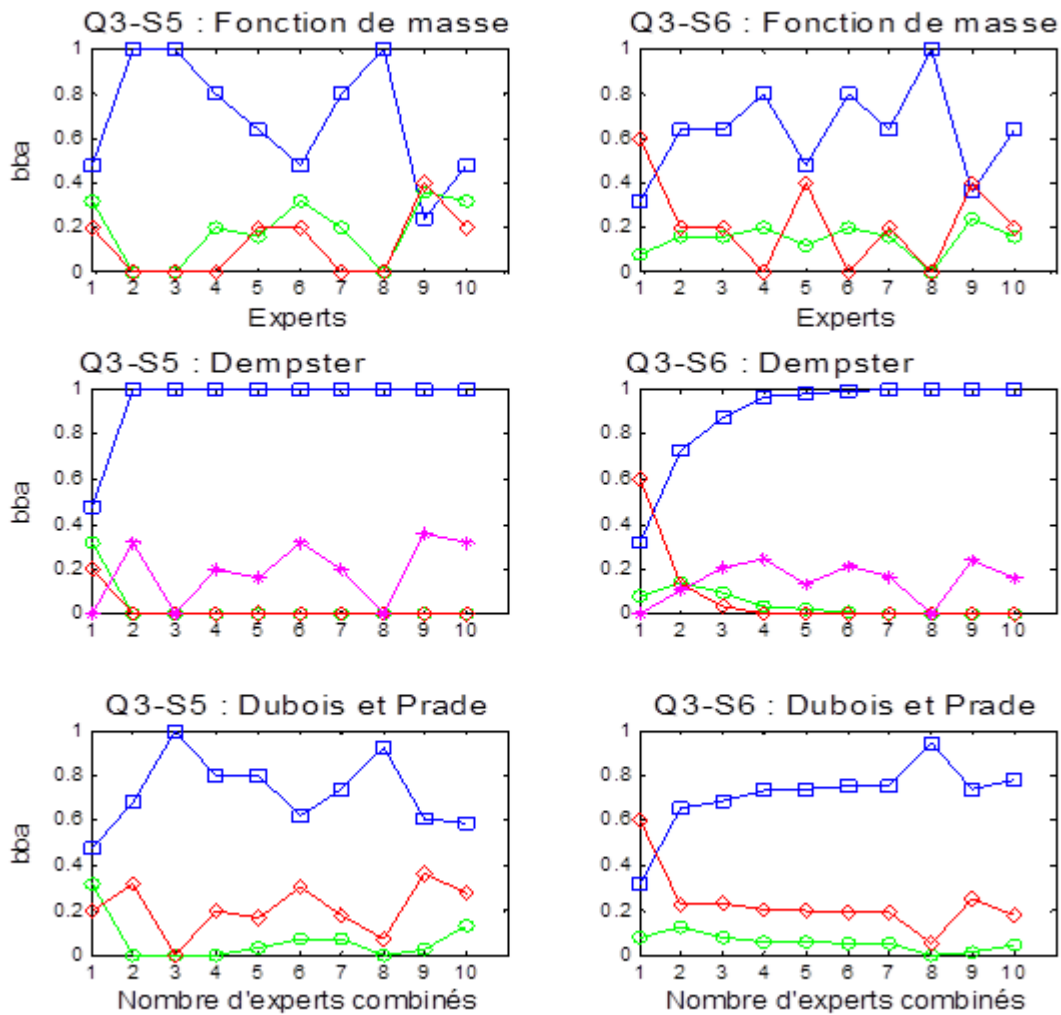


Figure 50 Analyse du questionnaire 3: sources 5 et 6

Dix experts qui ont répondu au questionnaire 3 sur 6 articles. Dès que les combinaison rencontrent la première fois la fonction de masse avec $m(\text{conf}) = 1$. Les valeurs $m(\text{conf})$ combinées sont proche 1. Elle ne change pas malgré les $m(\text{conf})$ d'autres experts sont inférieure à 1. Le degré de confiance issu de la règle de Dubois et Prade se situe entre 0.58 et 0.78.

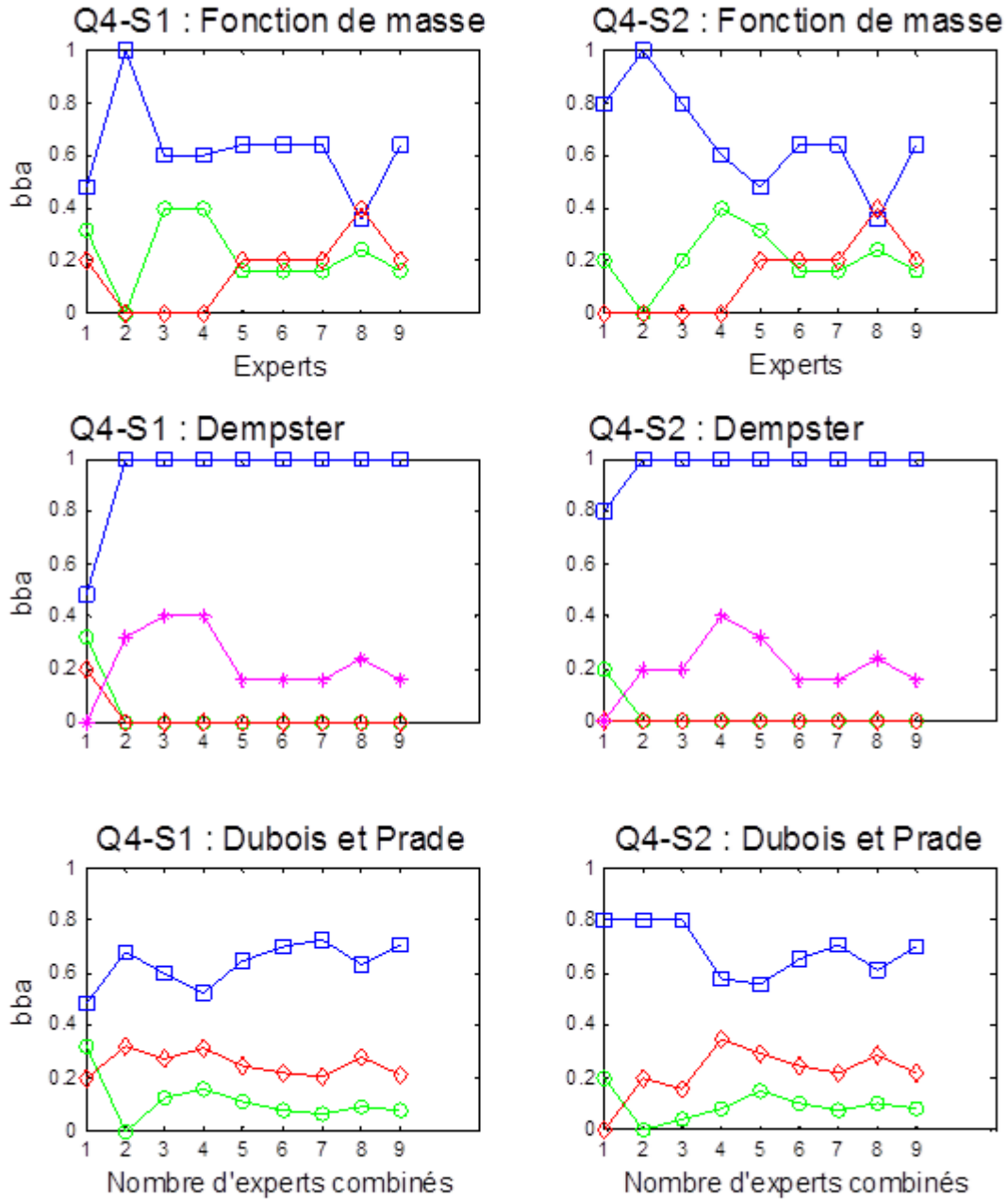


Figure 51 Analyse du questionnaire 4: sources 1 et 2

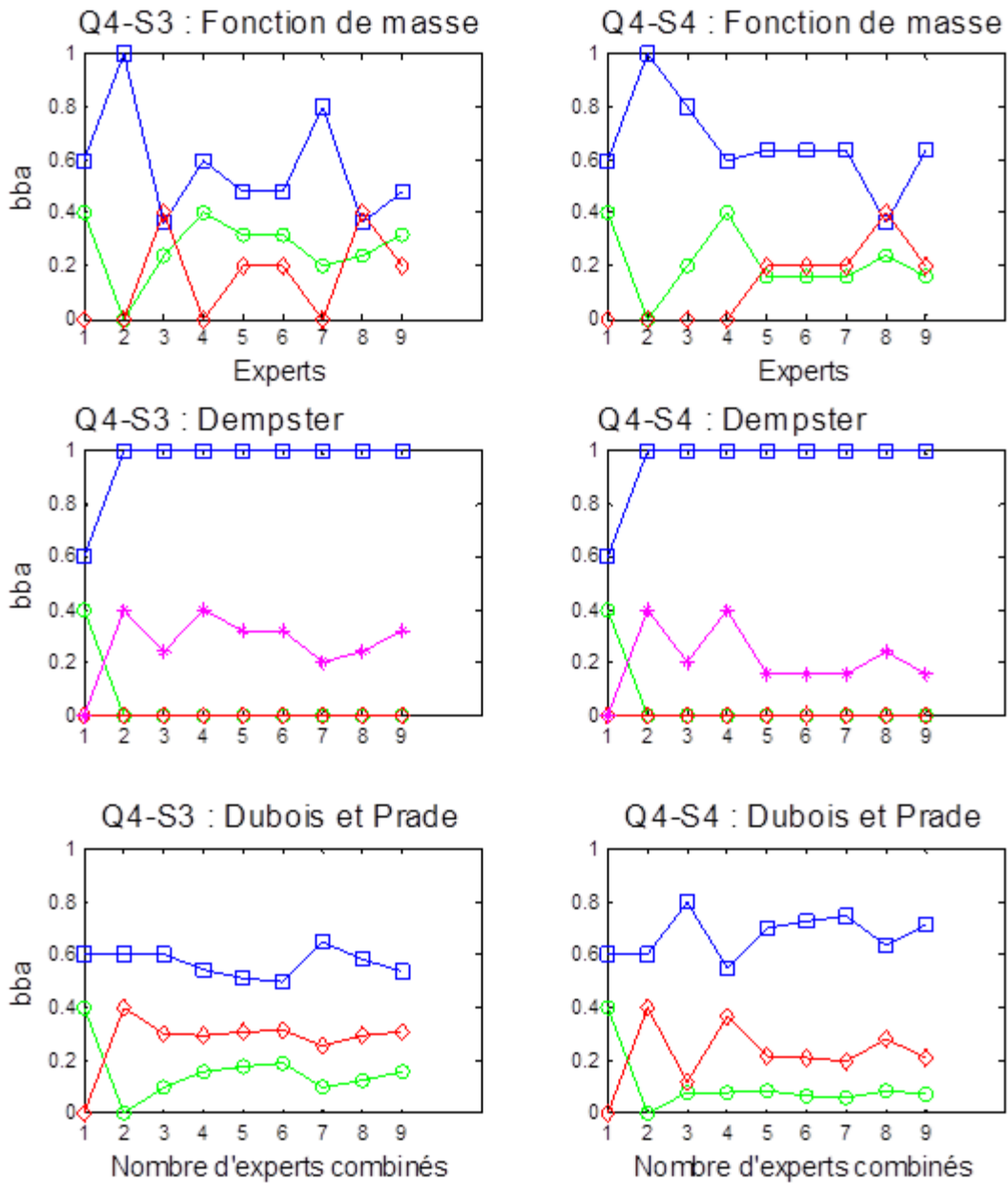


Figure 52 Analyse du questionnaire 4: sources 3 et 4

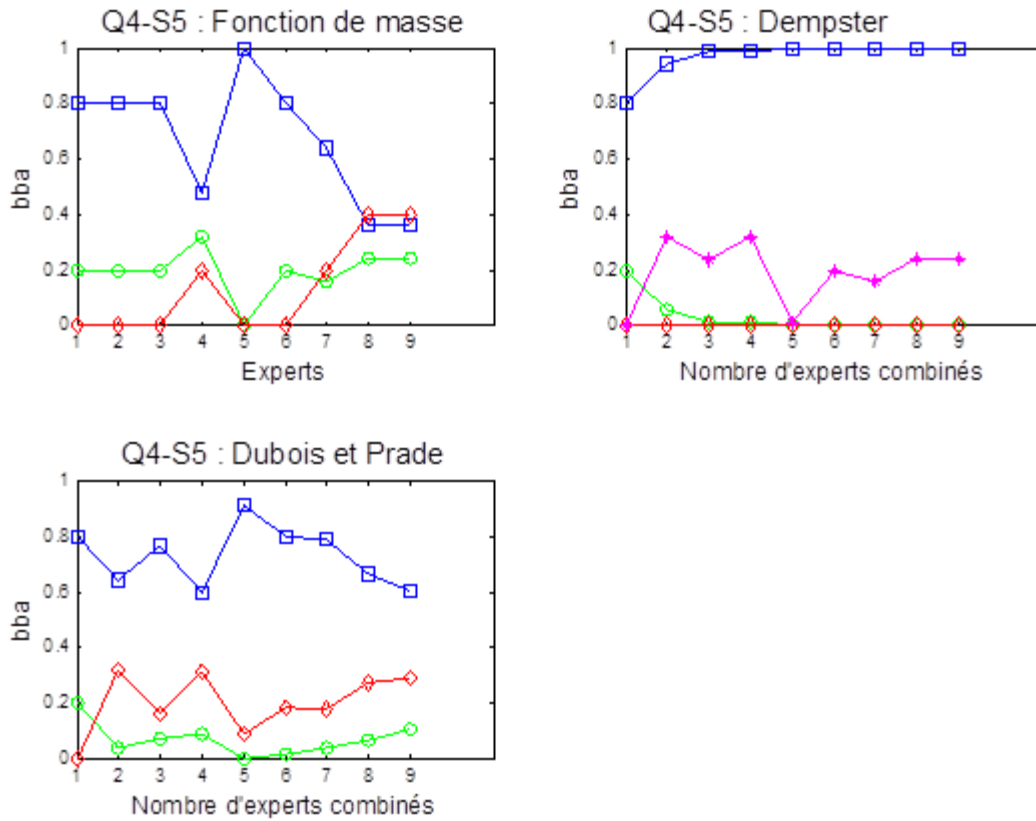


Figure 53 Analyse du questionnaire 4: source 5

Neuf experts qui ont répondu au questionnaire 4 sur cinq articles. Encore une fois, les combinaisons par la règle de Dempster convergent donc très rapidement vers 1 ce qui signifie cette règle n'est pas convenable dans le cas qu'il y a une fonction de masse extrême $m(\text{conf})=1$. Le degré de confiance issu de la règle de Dubois et Prade se situe entre 0.58 et 0.76.

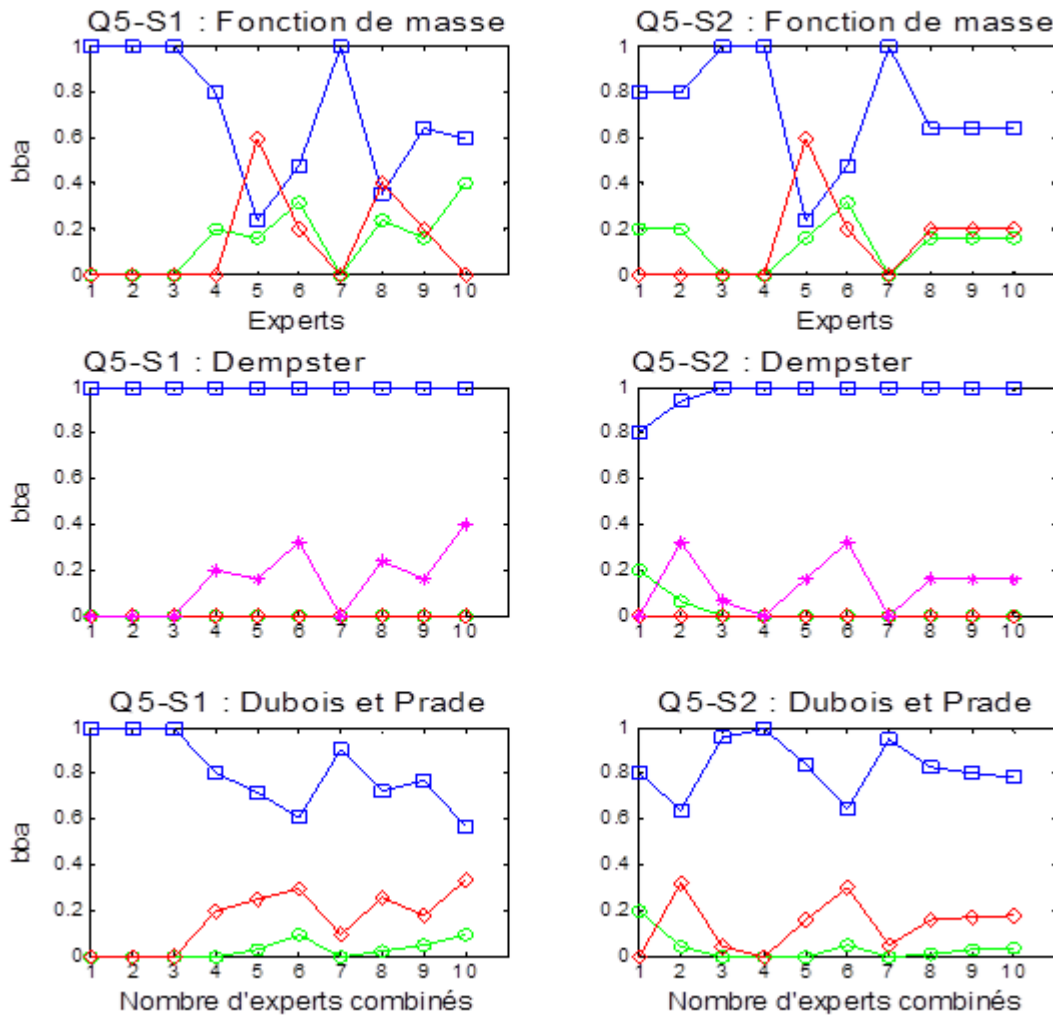


Figure 54 Analyse du questionnaire 5: Sources 1 et 2

Dix experts ont répondu au questionnaire 5 sur deux articles. Il existe plusieurs fonctions de masse telle que $m(\text{conf})=1$. Les combinaisons par la règle de Dempster convergent vers 1, ce qui signifie que chaque fonction de mass dans la règle Dempster influence considérablement sur le résultat de combinaison. C'est pourquoi, la condition de combinaison est que tous les experts soient fiables (Dempster, A. P. 1976). Le degré de confiance issu de la règle de Dubois et Prade

se situe entre 0.59 et 0.78. La condition de la règle Dubois et Prade est qu'il y a au moins un expert fiable (Dubois, D. et H. Prade, 1988).

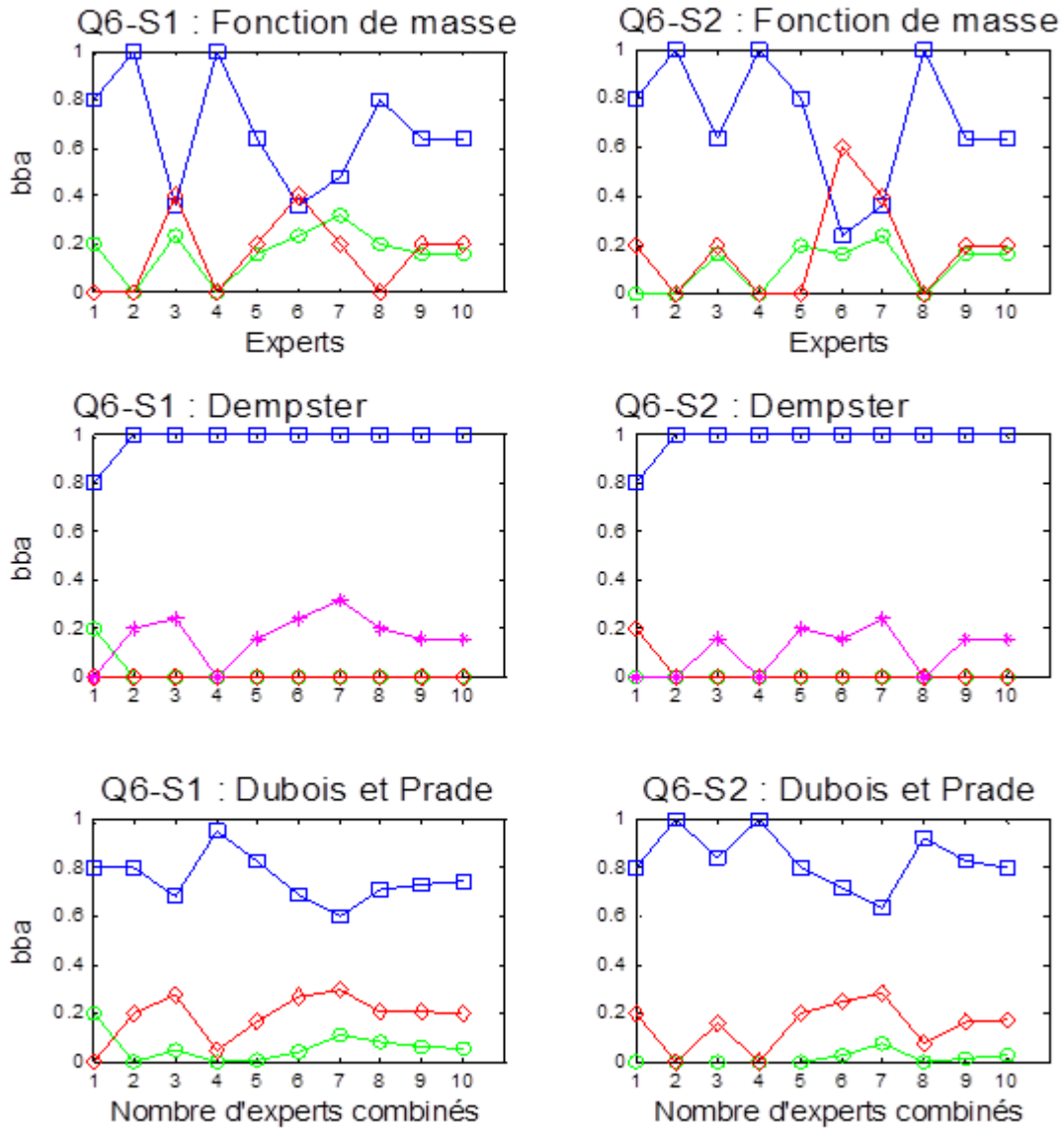


Figure 55 Analyse du questionnaire 6: sources 1 et 2

Dix experts qui ont répondu au questionnaire 6 sur deux articles. Il y a deux fonctions de masse extrêmes sur la source 1 et il y en a trois sur la source 2. La combinaison par la règle de Dempster converge très rapidement vers 1. La combinaison par la règle de Dubois et Prade donne un degré de confiance qui varie entre 0.66 et 0.67.

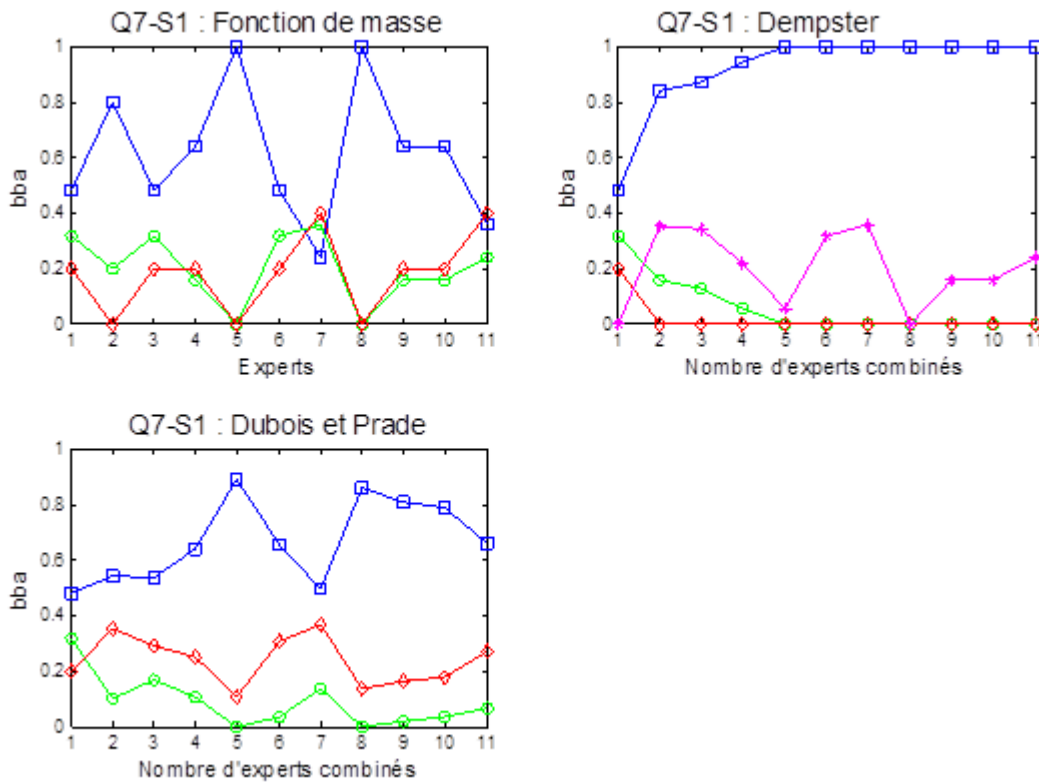


Figure 56 Analyse du questionnaire 7: Source 1

Onze experts qui ont répondu au questionnaire 7 portant sur un article. Deux experts ont donné un degré de confiance égal 1. La combinaison par la règle de Dempster converge vers 1. Les valeurs finales de la combinaison par la règle de Dubois et Prade sont égales 0.62, 0.23, 0.15 pour $m(\text{conf})$, $m(\text{non_conf})$, $m(\text{Omega})$.

Nous avons fait l'analyse pour les 30 sources et les 20 experts. Toutes les sources ont un degré de fiabilité proche de 1.

4.4. Discussion et conclusions

Une nouvelle méthode pour modéliser les opinions d'experts sur la fiabilité des données a été proposée. Cette méthode permet de combiner les opinions et de calculer les degrés de conflit.

Pour la combinaison par la règle de Dempster, le degré de fiabilité de toutes les sources converge vers 1, c'est-à-dire que l'on a $m(\text{confidence})=1$, $m(\text{non_confidence})=0$, $m(\Omega)=0$. Ceci s'explique par le fait que la plupart des experts ont choisi la réponse "confidence" (c'est-à-dire \geq moderate confidence). Le nombre assez élevé de réponses (9 à 11 par source) a aussi permis de rendre le degré d'ignorance proche de zéro.

La combinaison par la règle de Dempster nous permet de résoudre et de mesurer les conflits entre les experts. En revanche celle de Dubois et Prade les maintient dans le processus de combinaison. Pour la combinaison par la règle de Dubois et Prade, le degré de fiabilité de toutes les sources est supérieur à 0.69. Si on choisit le seuil de sélection à 0.55 (un seuil raisonnable), toutes les sources sont considérés comme fiables.

Un seuil de sélection sera défini pour choisir les sources de données fiables. Les données sélectionnées seront utilisées pour intégrer dans un modèle de regroupement dans le chapitre suivant. La sensibilité du seuil sera également étudiée pour quantifier son influence sur la performance du modèle de regroupement.

Une synthèse des données, les techniques utilisées et leurs degrés de fiabilité exprimés en fonction de masse combinée par la règle de Dubois et Prade et par la probabilité pignistique est présentée dans le tableau 11. Pour évaluer la fiabilité des données, la fonction de masse $M(\text{conf})$ est considérée comme le degré de confiance inférieure. La plausibilité est calculée par la formule: $Pl(\text{conf}) = m(\text{conf}) + m(\Omega)$ est le degré de confiance supérieure en cas où on a plus

d'information sur $m(\Omega)$. Le degré de confiance moyenne est calculée par la formule:

$$BetP(conf) = m(conf) + \frac{m(\Omega)}{2} \geq m(conf).$$

Pour la phase de décision, on peut utiliser toutes ces trois possibilités. Dans notre étude, nous avons choisi les degrés de confiances inférieures et moyennes exprimées par la fonction de masse et la probabilité pignistique respectivement. Le tableau 11 a montré le degré de confiance inférieure varie de 0.53 à 0.88 tant dis que le degré de confiance moyenne varie de 0.68 à 0.94. En fait, un bon niveau de fiabilité est associé à chaque source de données. Dans le chapitre 5, un seuil est défini en utilisant la fonction de masse ainsi que la probabilité pignistique pour inclure ou exclure des données dans le modèle de diagnostic.

Tableau 11 Synthèse des données analysées et leurs degrés de fiabilité

Paramètre	Source	Technique	m(conf) – Dubois & Prade	Probabilité pignistique
Volume musculaire (gastrocnémiens- médial)	S1	3D ultrasound	0.74	0.87
	S2	MRI	0.77	0.88
	S3	MRI	0.88	0.94
	S4	MRI and freehand 3D US	0.82	0.91
	S5	Freehand 3D ultrasound	0.82	0.91
	S6	Ultrasound	0.68	0.84
	S7	CT	0.82	0.91
Cadence	S1	3D Motion Capture (VICON)	0.67	0.80
	S2	3D Motion Capture (VICON)	0.67	0.80
	S3	3D Motion Capture (VICON)	0.6	0.74
	S4	3D Motion Capture (VICON)	0.67	0.80
	S5	3D Motion Capture (ELITE)	0.67	0.80
	S6	3D Motion Capture (MAC 3D)	0.58	0.73
Maximal dorsiflexion angle	S1	3D Motion Capture (VICON)	0.62	0.76
	S2	3D Motion Capture (VICON)	0.65	0.79
	S3	3D Motion Capture (ELITE)	0.77	0.86
	S4	3D Motion Capture (Optotrak)	0.78	0.87
	S5	3D Motion Capture (VICON)	0.58	0.72
	S6	3D Motion Capture (CODA-3)	0.78	0.86

Physiological cross-sectional area	S1	Ultrasonography	0.70	0.81
	S2	3D Ultrasound	0.69	0.80
	S3	Ultrasound	0.53	0.68
	S4	Ultrasonography	0.71	0.81
	S5	freehand 3D ultrasound	0.60	0.74
Shear Modulus - Lateral Gastrocnemius	S1	MRE	0.57	0.73
	S2	3D Ultrasound	0.78	0.87
Shear Modulus - Soleus	S1	MRE	0.74	0.84
	S2	MRE	0.79	0.88
Stance Time	S1	3D Motion Capture System (MAC 3D)	0.66	0.79

Chapitre 5

Application clinique: modèle de regroupement pour la paralysie cérébrale

Après le chapitre 4, nous pourrions choisir de bonnes données en utilisant un seuil de sélection. Ce seuil dépend de notre niveau d'exigence sur la fiabilité des données. A quoi servent ces données, est-ce qu'elles nous permettent d'améliorer la performance, ou bien les résultats de diagnostic ?

Dans ce chapitre, l'intérêt des incertitudes sur les données biomécaniques dans les modèles de diagnostics (par exemple le modèle de regroupement) sera étudié. La propagation de ces incertitudes dans le modèle de diagnostic prédictif sera aussi analysée pour quantifier l'impact de la fiabilité des résultats de diagnostic afin d'optimiser le choix ou la configuration des paramètres utilisés dans le processus de diagnostic. La gestion de conflit des données issues de différentes sources et systèmes de mesures sera effectuée pour améliorer le résultat de diagnostic.

Ce chapitre a pour but de présenter un modèle de regroupement de la paralysie cérébrale en intégrant les données biomécaniques et leur incertitude. Le contexte et la motivation d'un tel modèle sont introduits. Ensuite, nous décrivons le modèle et ses composantes et nous analysons la performance du modèle développé. L'impact du seuil de sélection issu de l'analyse de la fiabilité des données utilisées est aussi quantifié.

5.1. Introduction

Le regroupement des enfants atteints paralysie cérébrale chez les enfants normaux ou joue un rôle important dans le choix d'une méthode appropriée de traitement. Cette approche prédictive peut permettre de classer des groupes d'enfants avant et après un traitement de prescription (B. Toro et al. 2007 - T. Chau. 2001).

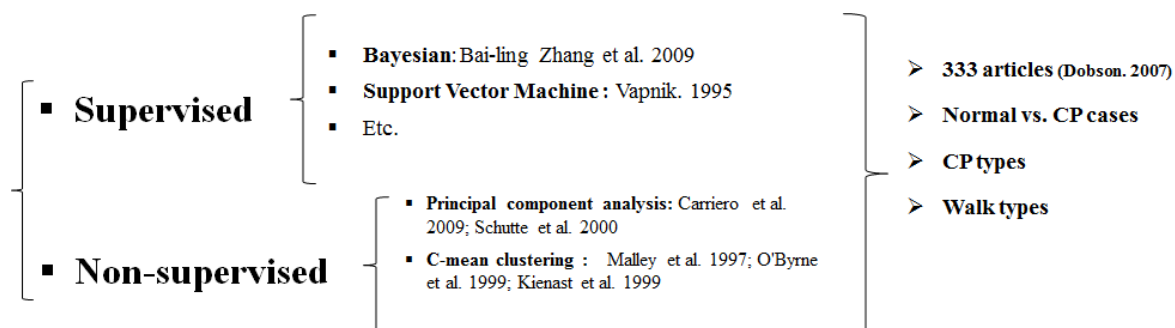


Figure 57 Synthèse des modèles de classification pour les enfants atteints de paralysie cérébrale

Dans la littérature, plusieurs méthodes de classification ont été appliquées sur les enfants atteints de paralysie cérébrale comme la méthode des centres mobiles (CM), la méthode des centres mobiles flous (FCM) (T. Chau. 2001 – M.J Omalley. 1997 - F.C. Su et al. 2001) ou un modèle de classification bayésienne (B. Zhang et al. 2009). Ces modèles utilisent généralement les données temporelles de mouvements. En outre, un algorithme nommé F - SVM a également été proposé pour la classification de la marche en combinant la méthode des séparateurs à vaste marge (SVM) et une approche de classification floue (Z. Wang et al. 2009). Tous ces modèles utilisent des données cinématiques de marche. Cependant, d'un point de vue biomécanique, les données cinématiques ne suffisent pas pour analyser le processus physiopathologique des enfants atteints de la PC, qui se rapporte à la déformation du squelette et un dysfonctionnement musculaire. D'autres données physiologiques, morphologiques, mécaniques, cinématiques, cinétiques et électromyographiques (EMG) devraient être prises en considération. Cependant, l'intégration de ces données dans les modèles numériques (J.C. Refsgaard et al. 2005 – J.F. Wellmann et al. 2010 - J. Post et al. 2008) nécessite de considérer les incertitudes liées à la variabilité humaine, aux

techniques et aux protocoles de mesure, ce qui peut contribuer à accroître la fiabilité de la classification. Nous manquons de méthodes de classification efficaces pour faire face aux incertitudes sur les données. En particulier, la classification des formes de paralysie cérébrale en prenant l'incertitude des données biomécaniques est toujours un défi pour les ingénieurs et cliniciens.

5.2. Nouvelle approche de regroupement

5.2.1. Méthodologie

Notre approche consiste en quatre étapes. La première étape concerne la collecte de données biomécaniques issues de la littérature pour établir un espace d'incertitude considéré comme une base de connaissance préalable. Cette base de connaissance représente les données fusionnées provenant de sources multiples.

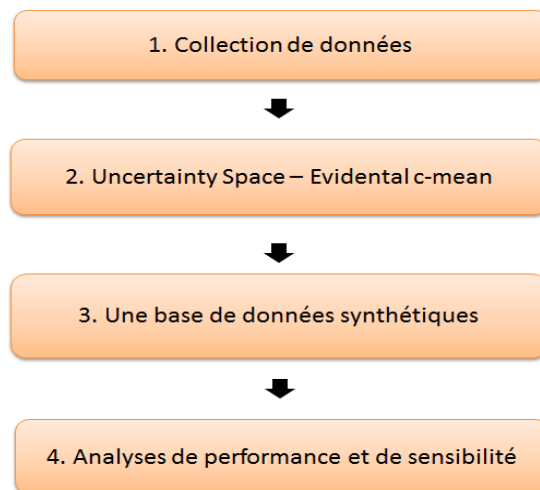


Figure 58 Méthodologie

La deuxième étape concerne le développement d'une nouvelle variante de la méthode de regroupement « ECM » (Evidential c-means), appelée « US-ECM » (Uncertainty Space – ECM). Cette variante intègre les connaissances préalables dans le processus de regroupement. Ensuite, la troisième étape est la génération d'une base de données synthétique d'enfants atteints de paralysie

cérébrale. La dernière étape concerne les analyses de performance et de sensibilité du modèle de regroupement proposé sur la base de données générée.

5.2.2. Construire une base de connaissances a priori

Pour établir la base de connaissances préalables sur sept propriétés morphologiques, mécaniques, et d'analyse du mouvement (maximal dorsiflexion angle, medial gastrocnemius muscle volume, medial gastrocnemius pCSA (physiological cross-sectional area), shear modulus of lateral gastrocnemius, shear modulus of soleus, stance time, cadence) des enfants normaux et ceux atteints de paralysie cérébrale, une revue bibliographique a été effectuée. Le critère de sélection est basé sur la disponibilité des données pour la construction de l'espace d'incertitude de chaque paramètre d'intérêt pour les cas normaux ainsi que les cas PC. En effet, plusieurs sources de données issues des moteurs de recherche scientifique (Science Direct et Pubmed) ont été recueillies et analysées. Chaque document (article) a été récupéré, analysé et examiné par un expert en biomécanique pour assurer la pertinence minimale des données expérimentales utilisées. Ensuite, les données ont été extraites de chaque document pour définir un espace d'incertitude (US) pour chaque propriété d'intérêt (maximal dorsiflexion angle, medial gastrocnemius muscle volume, medial gastrocnemius pCSA (physiological cross-sectional area), shear modulus of lateral gastrocnemius, shear modulus of soleus, stance time, cadence). Un exemple montre que l'espace d'incertitude du module de cisaillement du muscle soléaire varie de 50 à 54 kPa. Un autre exemple lié au volume interne du muscle gastrocnémien médial (MC) est illustré dans la figure 59.

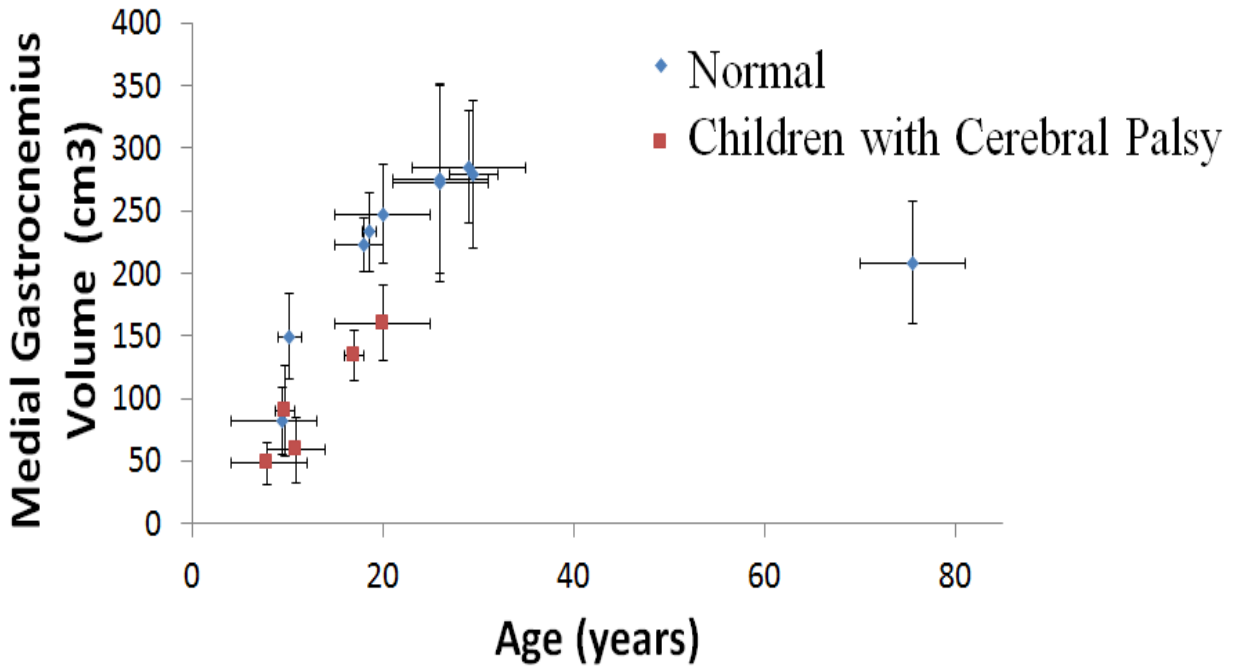


Figure 59 Illustration du volume musculaire MC des cas normaux et PC

5.3. Les modèles de regroupement

La méthode ECM (Evidential C-mean) [38] est basée sur la théorie des fonctions de croyance (TFC). Une partition crédale est générée dans la méthode ECM pour définir l'appartenance de classe d'un objet i par une fonction de masse sur l'ensemble $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_c\}$ où $|\Omega| = c$ est le nombre de classes. Pour intégrer les connaissances préalables définies dans l'espace d'incertitude (noté DOM) dans le modèle de regroupement, la fonction de coût est modifiée à l'aide d'une mesure dissemblance entre chaque groupe et son espace d'incertitude (figure 60). Dans les prochains paragraphes, la méthode ECM classique est brièvement présentée, puis notre nouvelle variante de cette méthode appelée US-EMC (Uncertainty-Space ECM) est abordée.

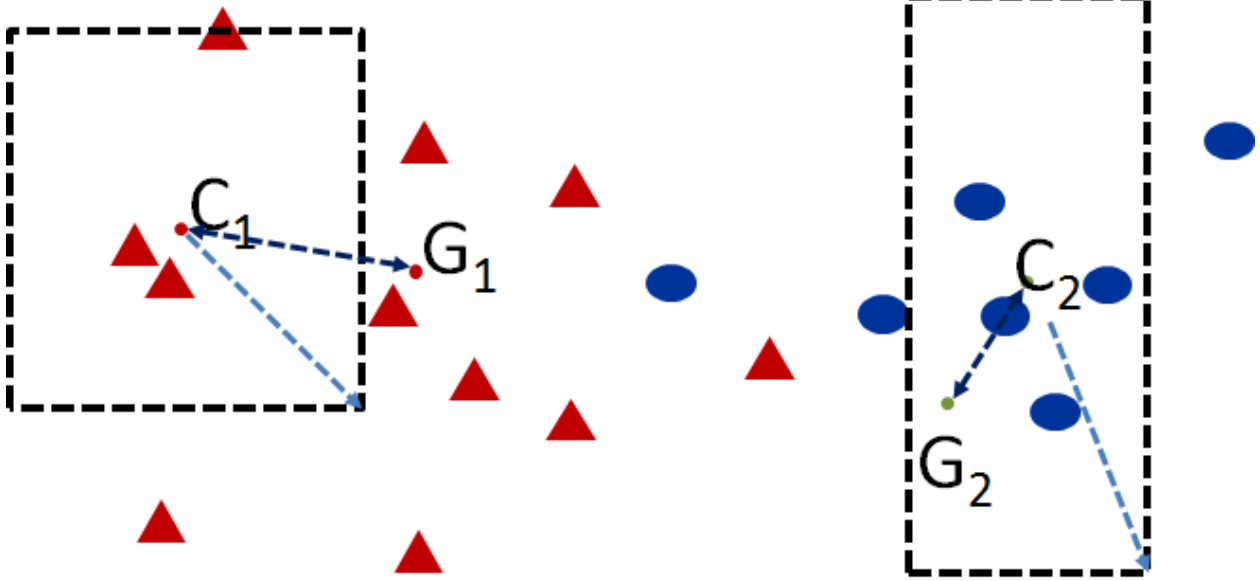


Figure 60 Illustration de l'intégration de la connaissance a priori dans les bi-classes (triangle et cercle) du modèle de regroupement.

5.3.1. Méthode Evidential C-mean (ECM) (M.H. Masson et T. Denoeux, 2008)

Chaque objet a p paramètres $x_i(x_{i_1}; \dots; x_{i_p})$. Son niveau d'appartenance est représenté par une *bba* $m_i(\cdot)$ sur $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_c\}$. Pour chaque élément $A_j \in 2^\Omega$, m_{ij} on détermine par la distance d_{ij} entre x_i et le centre de A_j : $m_{ij} \propto m_{x_i}(A_j)$ de telle sorte que $(m_{ij} \sim \frac{1}{d_{ij}})$. Nous supposons que chaque classe ω_k est représentée par un centre $v_k \in R^p$ et chaque sous-ensemble A_j est représenté par un vecteur de centre \bar{v}_j calculé comme suit :

$$\bar{v}_j = \frac{1}{c_j} \sum_{k=1}^c s_{kj} v_k \quad (13)$$

où $c_j = |A_j|$ est le cardinal de A_j et:

$$s_{kj} = \begin{cases} 1 & \text{si } \omega_k \in A_j \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (14)$$

Ensuite, la distance euclidienne d_{ij} est calculée en utilisant l'équation suivante:

$$d_{ij}^2 = \|x_i - \bar{v}_j\|^2 \quad (15)$$

On définit DOM est le domaine de valeurs d'un paramètre, et la gamme de DOM est la bordure de ce domaine. Les DOMs de tous les paramètres sont différents (c.-à-d. les unités des propriétés biomécaniques sont différentes), nous avons donc besoin de normaliser chaque paramètre en utilisant sa gamme de DOM. La partition crédale M et la matrice du centre de regroupement V sont calculées de manière itérative en minimisant la fonction de coût suivante:

$$J_{ECM}(M, V) = \Delta_1 + \Delta_2, \text{ with } \begin{cases} \Delta_1 = \sum_{i=1}^n \sum_{A_j \in \Omega, A_j \neq \emptyset} c_j^\alpha m_{ij}^\beta d_{ij}^2 \\ \Delta_2 = \sum_{i=1}^n \delta^2 m_{i\emptyset}^\beta \end{cases} \quad (16)$$

Et

$$\sum_{j | A_j \subseteq \Omega, A_j \neq \emptyset} m_{ij} + m_{i\emptyset} = 1 \text{ with } \forall i = \overline{1, n} \quad (17)$$

Où α est un paramètre qui influe sur l'imprécision des fonctions de masse; β est paramètre qui influe sur "dureté" de la partition; δ est un seuil pour le filtrage des valeurs aberrantes. Pour optimiser J_{ECM} , les masses m_{ij} et la matrice V sont calculées de manière itérative. A chaque étape de l'itération, pour tous $A_j \subseteq \Omega$ et $A_j \neq \emptyset$:

$$m_{ij} = \frac{c_j^{-\alpha/(\beta-1)} d_{ij}^{-2/(\beta-1)}}{\sum_{A_k \neq \emptyset} d_{ik}^{-2/(\beta-1)} + \delta^{-2/(\beta-1)}} \quad (18)$$

$$m_{i\emptyset} = 1 - \sum_{A_k \neq \emptyset} m_{ij}, \forall i = \overline{1, n} \quad (19)$$

V est la solution du système linéaire suivant: $HV=B$ où:

$$B_{lq} = \sum_{i=1}^n \sum_{\omega_j \in A_j} c_j^{\alpha-1} m_{ij}^{\beta} x_{iq} \quad (20)$$

Avec $l=1,c$, $q=1,p$, et:

$$H_{lk} = \sum_{i=1}^n \sum_{\{\omega_k, \omega_l\} \in A_j} c_j^{\alpha-2} m_{ij}^{\beta} \quad (21)$$

Avec $k, l=1,c$.

5.3.2. Méthode US-ECM (Uncertainty-Space Evidential C-mean)

Nous avons considéré l'espace d'incertitude comme connaissance préalable pour chaque classe singleton d'intérêt (par exemple : les enfants normaux ou ceux atteints de la PC). L'espace d'incertitude de toutes les propriétés de p pour chaque classe est représenté par la matrice de p -dimensions définie comme suit :

$$\begin{bmatrix} \min_{i_{\omega_k}} & \dots & \min_{p_{\omega_k}} \\ \max_{i_{\omega_k}} & \dots & \max_{p_{\omega_k}} \end{bmatrix} \quad (22)$$

Ensuite, l'espace d'incertitude fusionné Z_j de chaque élément $A_j \in \Omega$ est calculé en utilisant la règle de la combinaison suivante:

$$\begin{cases} \min_{i_{A_j}} & = \min_{\omega_k \in A_j} \{ \min_{i_{\omega_k}} \} \\ \max_{i_{A_j}} & = \max_{\omega_k \in A_j} \{ \max_{i_{\omega_k}} \} \end{cases} \quad (23)$$

Il est important de rappeler que les unités des propriétés morphologiques, mécaniques et d'analyse du mouvement sont différentes de l'un à l'autre. De ce fait, l'utilisation de la distance métrique euclidienne doit être normalisée. Chaque paramètre a été normalisé par son espace d'incertitude $(M_i \forall i = \overline{1, p})$. Ainsi, la distance est redéfinie comme suit:

$$d_{ij}^2 \square \frac{(x_i^1 - \overline{v_j^1})^2}{M_1^2} + \dots + \frac{(x_i^p - \overline{v_j^p})^2}{M_p^2} \quad (24)$$

Où M_k est la valeur max absolue du paramètre k.

Et la largeur de l'espace d'incertitude $Z_j, \forall j = \overline{1, 2^c - 1}$ est définie comme suit:

$$l_j^2 = \frac{\sum_{i=1}^p \left\| \max_{i_{A_j}} - \min_{i_{A_j}} \right\|^2}{4} \quad (25)$$

De plus, un nouveau composant Δ_3 a été ajouté dans la fonction de coût de l'algorithme US-ECM comme suit pour pénaliser la distance entre chaque groupe et son espace d'incertitude:

$$J_{US-ECM}(M, V) = \Delta_1 + \Delta_2 + \Delta_3, \text{ avec } \begin{cases} \Delta_1 = \sum_{i=1}^n \sum_{A_j \in \Omega, A_j \neq \emptyset} c_j^\alpha m_{ij}^\beta d_{ij}^2 \\ \Delta_2 = \sum_{i=1}^n \delta^2 m_{i\emptyset}^\beta \\ \Delta_3 = \sum_{i=1}^n \sum_{A_j \in \Omega, A_j \neq \emptyset} c_j^\alpha m_{ij}^\beta D_j^2 \end{cases} \quad (26)$$

Pour pénaliser la distance entre chaque groupe et son espace d'incertitude, D_j est calculé comme suivant :

On prend γ (le degré de fiabilité sur les espaces d'incertitude) multiplié la moyenne de toutes les distances entre le centre de v_k et le centre Γ_j de l'élément $A_j \in \Omega$. Puis, on prend en compte la

largeur des espaces d'incertitude en multipliant avec $\frac{l_j^2}{l_m^2}$.

$$D_j^2 = \gamma \sum_{\omega_k \in A_j} \frac{\|v_k - \Gamma_j\|^2}{c_j} \times \frac{l_j^2}{l_m^2} \quad (27)$$

Où $l_m^2 = \min_{A_k \in \Omega, A_k \neq \emptyset} l_k^2$ et Γ_j est le centre de Z_j . On pose $\overline{d_{ij}^2} = d_{ij}^2 + D_j^2$ pour simplifier les calculs. γ est un paramètre qui présente notre fiabilité sur les données collectées.

5.3.3. Optimisation de la fonction de coût J_{US-ECM}

La méthode de Lagrange est utilisée pour minimiser J_{US-ECM} par rapport à M :

$$L(M, \lambda_1, \dots, \lambda_n) = J_{US-ECM}(M, V) - \sum_{i=1}^n \lambda_i \left(\sum_{j/A_j \in \Omega, A_i \neq \emptyset} m_{ij} + m_{i\emptyset} - 1 \right) \quad (28)$$

En différenciant du Lagrangien par rapport à m_{ij} , $m_{i\emptyset}$ et λ_i et fixant les dérivés à zéro, nous avons:

$$\frac{\partial L}{\partial m_{ij}} = c_j^\alpha \beta m_{ij}^{\beta-1} \overline{d_{ij}^2} - \lambda_i = 0 \quad (29)$$

$$\frac{\partial L}{\partial m_{i\emptyset}} = \beta m_{i\emptyset}^{\beta-1} \delta^2 - \lambda_i = 0 \quad (30)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda_i} = \sum_{j/A_j \in \Omega, A_i \neq \emptyset} m_{ij} + m_{i\emptyset} - 1 = 0 \quad (31)$$

Après la résolution de ce système d'équations, nous avons la condition nécessaire d'optimalité M de la façon suivante:

$$\Rightarrow \begin{cases} m_{ij} = \frac{c_j^{-\alpha/(\beta-1)} \overline{d_{ij}^{-2/(\beta-1)}}}{\sum_{A_k \neq \emptyset} \overline{d_{ik}^{-2/(\beta-1)}} + \delta^{-2/(\beta-1)}} \\ m_{i\emptyset} = 1 - \sum_{A_k \neq \emptyset} m_{ij}, \forall i = \overline{1, n} \end{cases} \quad (32)$$

Pour minimiser J_{US-ECM} en cas de la valeur m fixée, les dérivées partielles de J_{US-ECM} par rapport aux centres sont utilisées, et les résultats que nous avons sont comme suit:

$$\frac{\partial J_{US-ECM}}{\partial v_l} = \sum_{i=1}^n \sum_{A_j \neq \emptyset} c_j^\alpha m_{ij}^\beta \frac{\partial \overline{d_{ij}^2}}{\partial v_l} = 0, \forall l = 1, c \quad (33)$$

Avec:

$$\frac{\partial \bar{d}_{ij}^2}{\partial v_l} = \frac{1}{c_j} \left(\frac{1}{c_j} \sum_k s_{kj} v_k - x_i \right) + \frac{\gamma l_j^2}{c_j l_m^2} (v_l - \Gamma_j) \quad (34)$$

$$\Rightarrow \sum_{i=1}^n \sum_{A_j \neq \emptyset} c_j^{\alpha-1} m_{ij}^\beta s_{ij} (x_i + \gamma \Gamma_j \frac{l_j^2}{l_m^2}) = \sum_{i=1}^n \sum_{A_j \neq \emptyset} c_j^{\alpha-1} m_{ij}^\beta s_{ij} \left(\frac{1}{c_j} \sum_k s_{kj} v_k + \frac{\gamma l_j^2}{c_j l_m^2} v_l \right) \quad (35)$$

Cela nous amène à une équation linéaire comme suit:

$$B_{c \times p} + C_{c \times p} = H_{c \times c} V_{c \times p} \quad (36)$$

Où:

$$B_{iq} = \sum_{i=1}^n \sum_{A_j \neq \emptyset} c_j^{\alpha-1} m_{ij}^\beta s_{ij} x_{iq} = \sum_{i=1}^n \sum_{\omega_i \in A_j} c_j^{\alpha-1} m_{ij}^\beta x_{iq} \quad (37)$$

$$C_{iq} = \sum_{i=1}^n \sum_{A_j \neq \emptyset} c_j^{\alpha-1} m_{ij}^\beta s_{ij} \gamma \Gamma_{jq} \frac{l_j^2}{l_m^2} = \sum_{i=1}^n \sum_{\omega_i \in A_j} c_j^{\alpha-1} m_{ij}^\beta \gamma \Gamma_{jq} \frac{l_j^2}{l_m^2} \quad (38)$$

Avec $l=1, c, q=1, p$

V est la solution des équations ci-dessus qui peuvent être résolues par un solveur des systèmes linéaires standards. Le pseudo-code de l'algorithme US-ECM est donné dans le tableau 1.

Tableau 1 Algorithme US-ECM

Input	Data to cluster: X_1, \dots, X_n in \mathbb{R}^p
Parameters	<i>c</i> : number clusters, $2 \leq c < n$ $\alpha \geq 0$: Weight exponent for cardinality $\beta > 1$: weighting exponent: $\delta > 0$: Distance for outlier (\emptyset -"class") $\varepsilon > 0$: Termination threshold

	<i>$\gamma \geq 0$: Degree of belief on the uncertainty space</i>
	<i>normalized: Control of normalization (yes or no)</i>
	<i>left_extension: control vector of left extension</i>
	<i>right_extension: control vector of right extension</i>
Initialization	Choose randomly c initial cluster centers $=V_0$
Loop	$t \leftarrow 0$
	Repeat
	$t \leftarrow t + 1$
	Compute M_t
	Compute V_t
	Until $\ V_t - V_{t-1}\ < \varepsilon$

Ensuite, la matrice de fonctions de masse a été utilisée pour calculer la valeur Bel (A) pour aider à la décision.

5.4. Génération d'une base de données de synthèse

Il n'a pas été possible d'obtenir des données expérimentales pour tous les paramètres sélectionnés dans le cadre de ce projet de thèse. Par conséquent, les données synthétiques ont été utilisées pour l'analyse de la performance de notre nouvelle approche de regroupement. Des ensembles de données concernant 1000 enfants ont été générés. Chaque ensemble de données comprend un vecteur de sept-valeurs. Les données ont été générées à l'aide de leur gamme de valeurs issues de la littérature. Il est nécessaire de noter qu'un paramètre de contrôle de bruit a été utilisé pour assurer le mélange des deux classes (par exemple, enfants normaux et enfants atteints de la paralysie cérébrale). L'algorithme de génération des données est présenté dans le tableau 12. Les densités de données générées pour chaque propriété sont illustrées sur la Fig. 61.

Tableau 12 Algorithme de génération de données

<p>Paramètres d'entrées</p>	<p>Ensemble de rang de valeurs de 7 propriétés sélectionnées</p> <p>Groupe normal : $[\alpha_1^n, \beta_1^n], \dots, [\alpha_7^n, \beta_7^n]$</p> <p>Groupe PC : $[\alpha_1^{cp}, \beta_1^{cp}], \dots, [\alpha_7^{cp}, \beta_7^{cp}]$</p> <p>$\sigma : 0 \leq \sigma \leq 1$ degré de bruit</p> <p>N: nombre d'objets</p>
<p>Pour chaque propriété i</p>	<p>$t \leftarrow 0$</p> <p>Répétition</p> <p style="padding-left: 40px;">$t \leftarrow t + 1$</p> <p style="padding-left: 40px;">Prendre p aléatoirement sur [0,1]</p> <p style="padding-left: 40px;">Si $p > \sigma$ générer la valeur sur $[\alpha_i^n, \beta_i^n]$</p> <p style="padding-left: 40px;">Autre : Générer valeur sur $[\min\{\alpha_i^{no}, \alpha_i^{cp}\}, \max\{\beta_i^{no}, \beta_i^{cp}\}]$</p> <p>Jusqu'au $t=N/2$</p> <p>Répétition</p> <p style="padding-left: 40px;">$t \leftarrow t + 1$</p> <p style="padding-left: 40px;">Prendre p aléatoirement sur [0,1]</p> <p style="padding-left: 40px;">Si $p > \sigma$ générer valeur sur $[\alpha_i^{cp}, \beta_i^{cp}]$</p> <p style="padding-left: 40px;">Autre : Générer valeur sur $[\min\{\alpha_i^{no}, \alpha_i^{cp}\}, \max\{\beta_i^{no}, \beta_i^{cp}\}]$</p> <p>Jusqu'au $t=N$</p>

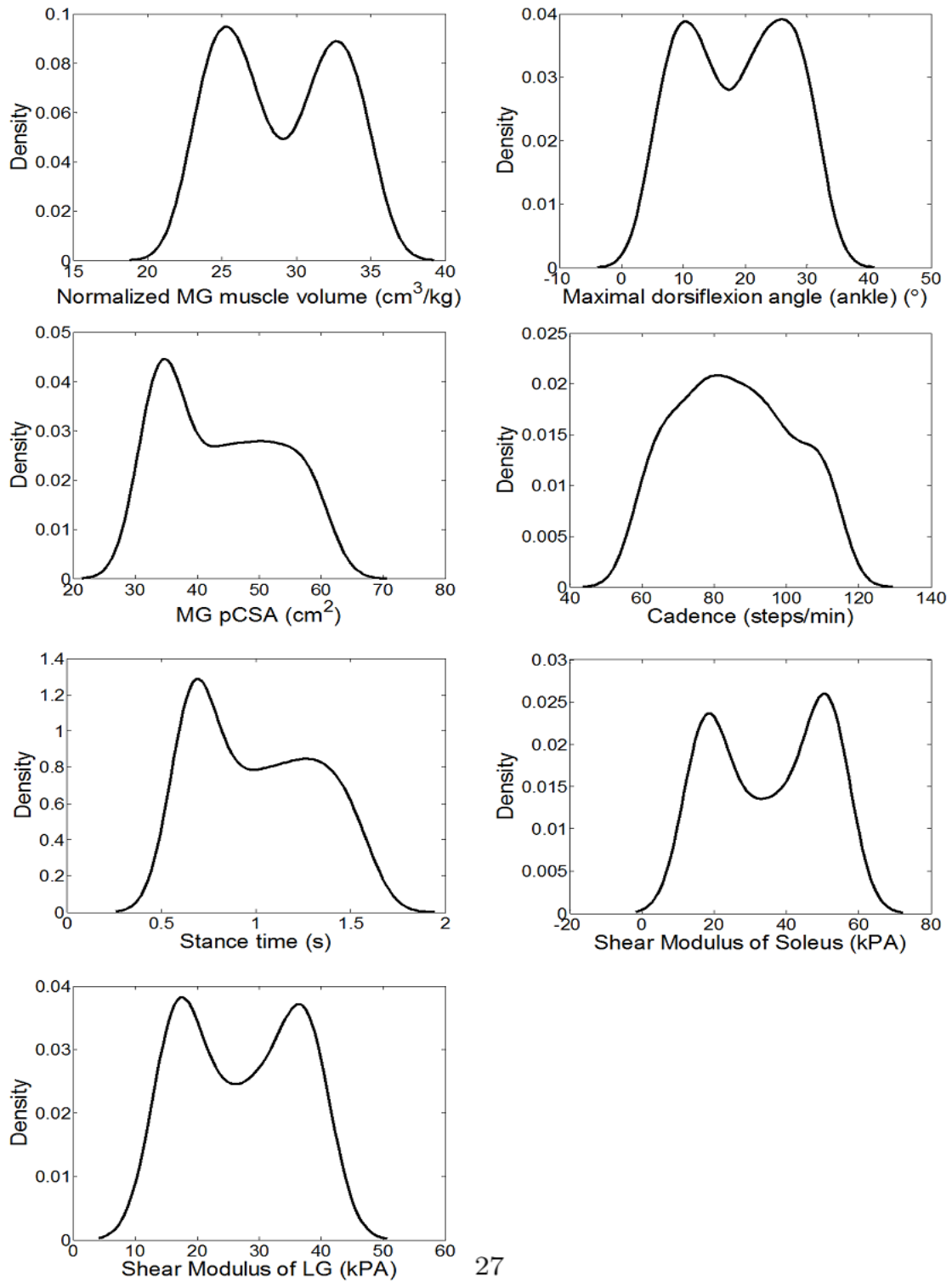


Figure 61 Densités de 7-paramètres issues du processus de génération des données.

5.5. Analyses des performances et de la sensibilité des paramètres

5.5.1. Analyse systématique de la performance

Pour quantifier la performance et la robustesse de notre nouvel algorithme de regroupement, nous avons comparé notre approche à la méthode ECM classique. L'indice de Davies-Bouldin (DB) (D. Davies, D. Bouldin. 1979) a été utilisé pour comparer la performance. Cette métrique d'évaluation est basée sur la dispersion d'un seul cluster et la dissimilarité entre une paire de clusters. La performance est meilleure quand l'indice DB est plus petit. La dispersion d'un groupe S est définie comme la distance euclidienne moyenne de tous les points au centre du groupe,

$$S_i = \sqrt[q]{\frac{1}{T_i} \sum_{j=1}^{T_i} |X_j - V_i|^q} \quad (39)$$

où V_i & T_i sont le centre et la taille de C_i respectivement. La dissemblance M est définie comme la distance entre les deux centres,

$$M_{ij} = \|V_i - V_j\|_r = \sqrt[r]{\sum_{k=1}^p |v_{ki} - v_{kj}|^r} \quad (40)$$

où M_{ij} est une mesure de la séparation entre les clusters C_i et C_j . v_{ki} est l'élément k^{th} de V_i . Ensuite, l'indice de Davies-Bouldin (DB) a été calculé en utilisant les équations suivantes:

$$R_{ij} = \frac{S_i + S_j}{M_{ij}} \text{ et } P_i = \max_{j:j \neq i} R_{ij} \text{ puis } DB = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c P_i.$$

5.5.2. Indice de Silhouette adapté pour la partition floue

L'indice de Silhouette (P.J. Rousseeuw. 1987) fournit une représentation graphique succincte de la façon dont chaque objet se trouve dans son groupe. Afin de construire les silhouettes, nous avons besoin de la partition obtenue et la collection de toutes dissemblances entre les objets. Pour chaque objet, une valeur $s(i)$ est introduite et représentée dans un graphique pour illustrer la

forme de chaque group d'objets. L'attribut $a(i)$ est défini comme la dissemblance de l'objet i à tous les autres objets dans le groupe A ; $d(i, Z)$ est la dissemblance moyenne de l'objet i à tous les objets de groupe Z . Puis l'objet voisin de i est défini comme: $b(i) = \min_{z \neq A} d(i, Z)$ et $s(i)$ est obtenu à partir de $a(i)$ et $b(i)$ comme suit :

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}} \quad (41)$$

$$\rightarrow -1 \leq s(i) \leq 1$$

Pour interpréter le résultat, le regroupement est bon quand $s(i)$ s'approche à 1. L'indice de Silhouette classique est couramment utilisé pour le regroupement avec les partitions dures. En cas de classification floue (ECM ou US-ECM), les partitions floues doivent être converties en partitions dures, par exemple dans le cadre de la méthode « US-ECM », la probabilité pignistique est utilisée. Le caractère flou est disparu dans la phase d'évaluation. Ainsi, nous avons proposé une extension de l'indice de Silhouette et nommée l'indice de Silhouette adapté pour la partition floue.

Le calcul de cet indice est effectué par deux étapes. Dans la première étape, la décision est prise pour les partitions dures. Dans la seconde étape, la différence sera pondérée à l'aide des valeurs de la fonction de masse calculée à partir d'US-ECM comme suit:

$$a(i) = \sum_{j \in A} m_j^A \text{dis}(i, j) \quad (42)$$

$$d(i, Z) = \sum_{j \in Z} m_j^Z \text{dis}(i, j) \quad (43)$$

Enfin, la valeur $s(i)$ est calculée comme celle de l'indice de Silhouette classique.

5.5.3. Analyse de sensibilité des paramètres

L'espace d'incertitude est changeable en fonction de l'ensemble de données sélectionnées qui due à seuil de fiabilité utilisé dans le chapitre précédant. Pour étudier l'impact de l'ajout ou de la suppression des sources de données dans l'espace de l'incertitude, les bornes supérieures et infé-

rieures de chaque paramètre d'intérêt ont été perturbées et analysées. L'impact de regroupement de toutes les configurations modifiées a été quantifié en utilisant l'indice de Davies-Bouldin (DB).

5.6. Résultats

5.6.1. Espace d'incertitude

Les gammes de valeurs de sept propriétés morphologiques, mécaniques et d'analyse du mouvement (le volume musculaire du gastrocnémien médial (L. Barber et al. 2011, R. Malaiya et al. 2007, K. Oberhofer et al. 2010), l'aire axial musculaire du gastrocnémien médial (pCSA) (L. Barber et al. 2011, L. Barber et al. 2011), le module de cisaillement du muscle solaire (J.R. Basford et al. 2002), le module de cisaillement du muscle gastrocnémien latéral (J.R. Basford et al. 2002), la cadence (Y. Sekiguchi et al. 2012), le temps d'appui et de l'angle de dorsiflexion maximale (Y. Sekiguchi et al. 2012)) pour les enfants normaux et ceux atteints de la paralysie cérébrale sont présentés dans le tableau 13.

Tableau 13 Espace d'incertitude multidimensionnelle (US) de 7 paramètres sélectionnés

Qu	Paramètre	Normal	PC	Tout
Q1	Normalized MG muscle volume (cm ³ /kg)	[1.95-5.3]	[2.3-4.4]	[1.95-5.3]
Q2	Cadence (step/min)	[64-133]	[58-147]	[58-147]
Q3	Maximal dorsiflexion angle (°)	[8-32]	[-1-26.6]	[-1-32]
Q4	MG pCSA (cm ²)	[6.8-61]	[4.8-37]	[4.8-61]
Q5	Shear Modulus of LG (kPA)	[3.1-17.7]	[48-55]	[3.1-55]
Q6	Shear Modulus of Soleus (kPA)	[9.3-19.9]	[50-54]	[9.3-54]
Q7	Stance time(s)	[0.6-0.7]	[0.7-1.6]	[0.6-1.6]

5.6.2. Analyse systématique de la performance

Dans notre problème de regroupement bi-classe, deux partitions crédales ont été imposées. Ainsi, quatre éléments focaux (ω_1 , ω_2 , Ω , et l'ensemble vide) ont été pris en compte dans le processus d'optimisation. Les fonctions de masses calculées à partir de notre méthode US-ECM sont comparées à celles issues de la méthode ECM classique. Les résultats de la comparaison sont illustrés dans la figure 62. Nous constatons une réduction significative du degré d'ignorance (test t, p-valeur $p \leq 0,0001$) et une meilleure séparation entre deux classes (fig. 63 et Fig 64). Notez que les deux algorithmes US-ECM et ECM ont été exécutés avec le même jeu de paramètres de réglage ($\alpha = 2$, $\beta = 2$, $\delta^2 = 100$, $\delta = 10^{-3}$). En utilisant la règle de transformation pignistique (P. Smets. 1997), la probabilité pignistique a été calculée et présentée dans la figure. 65. Par rapport à la méthode ECM, notre nouvelle approche US-ECM a permis une meilleure séparation entre les classes représentant les enfants normaux et ceux atteints de la paralysie cérébrale.

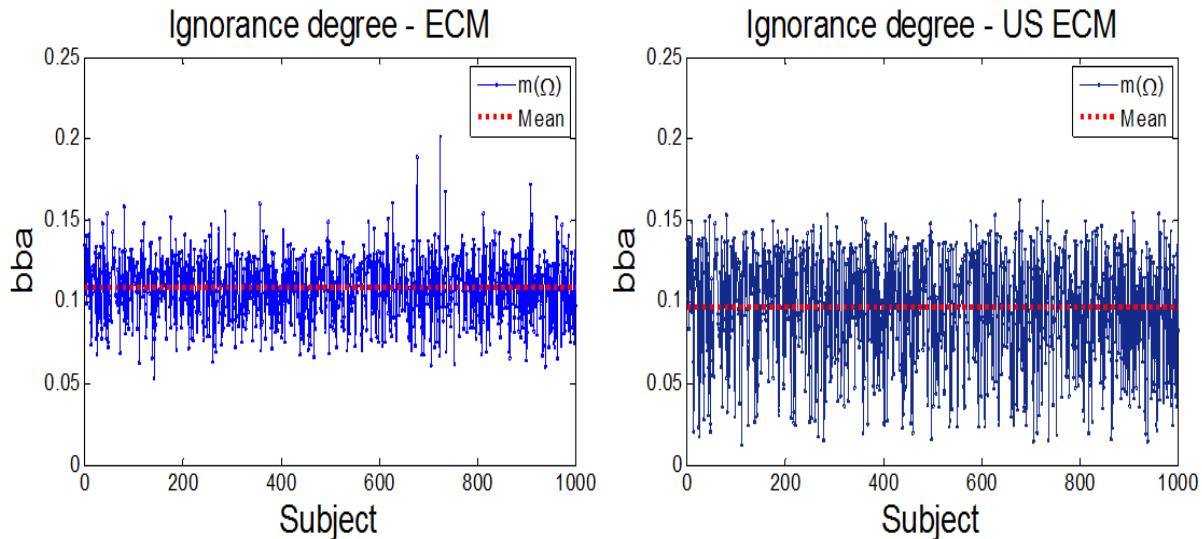


Figure 62 Degré d'ignorance: ECM vs. US-ECM (bba signifie basic belief assignment)

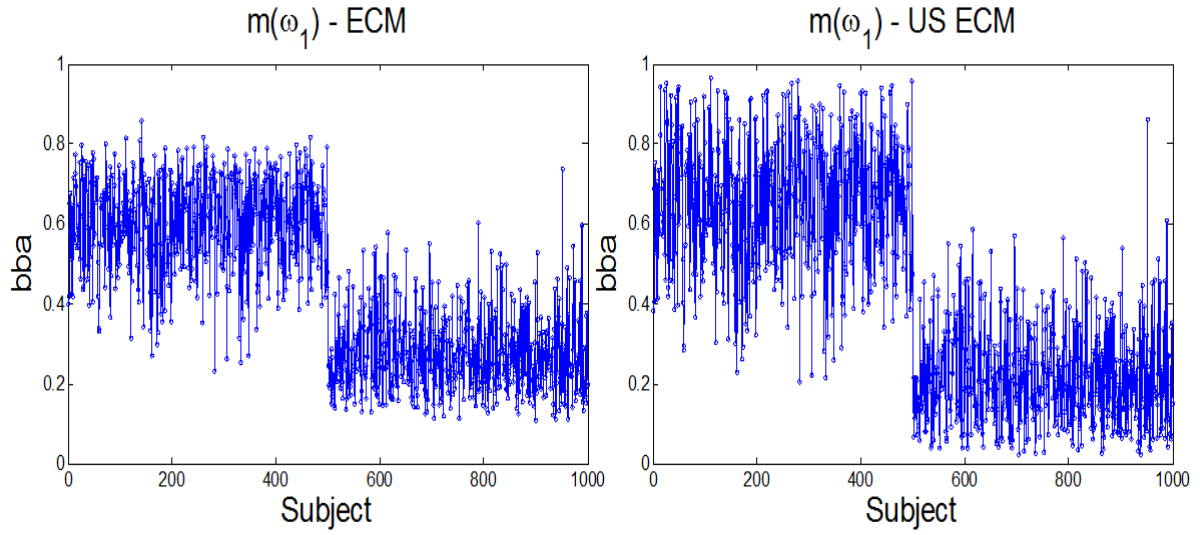


Figure 63 Fonction de masse de la première classe (groupe normal): ECM vs. US-ECM

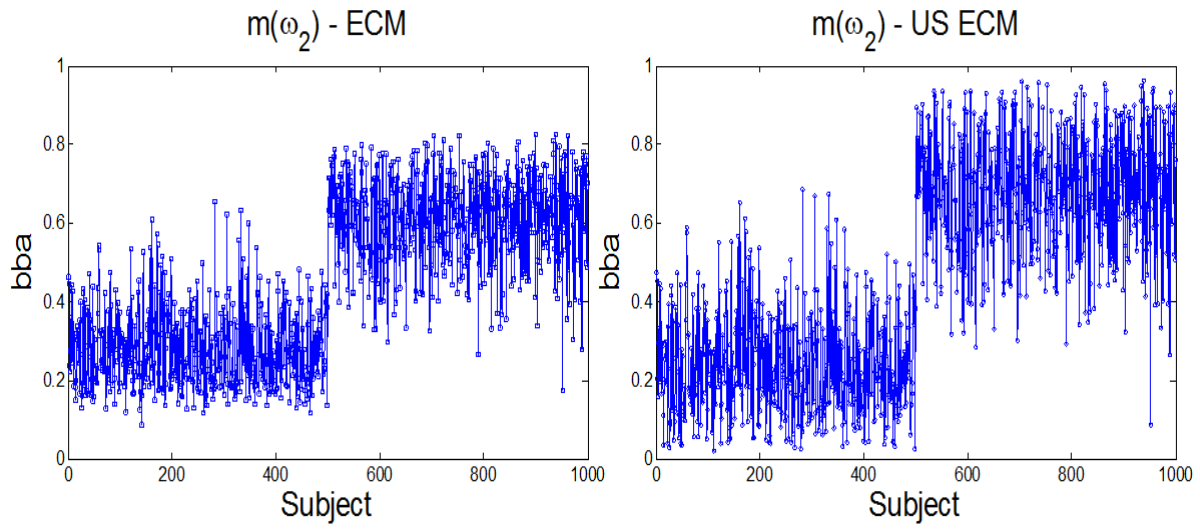


Figure 64 Fonction de masse de la deuxième classe (groupe normal): ECM vs. US-ECM

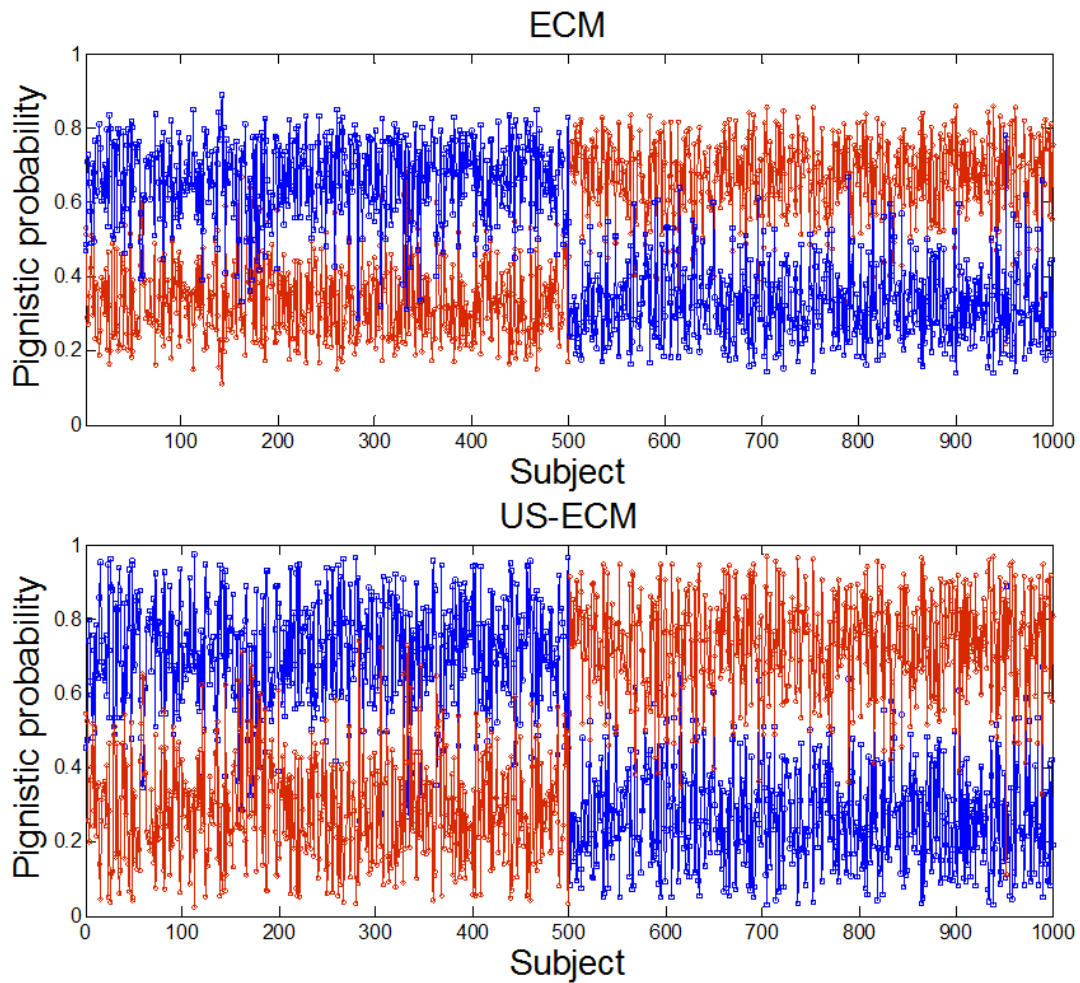


Figure 65 Probabilité pignistique: ECM vs US-ECM

L'impact du type de paramètre sur le résultat de regroupement a été montré dans la Fig. 66. L'indice de Davie-Bouldin (DB) a montré que l'utilisation de la propriété mécanique du muscle donne une meilleure performance de regroupement par rapport à l'utilisation d'autres propriétés, ainsi que l'utilisation de toutes les propriétés. La couleur bleue est la probabilité pignistique du groupe normal. La couleur rouge est celle du groupe de la PC.

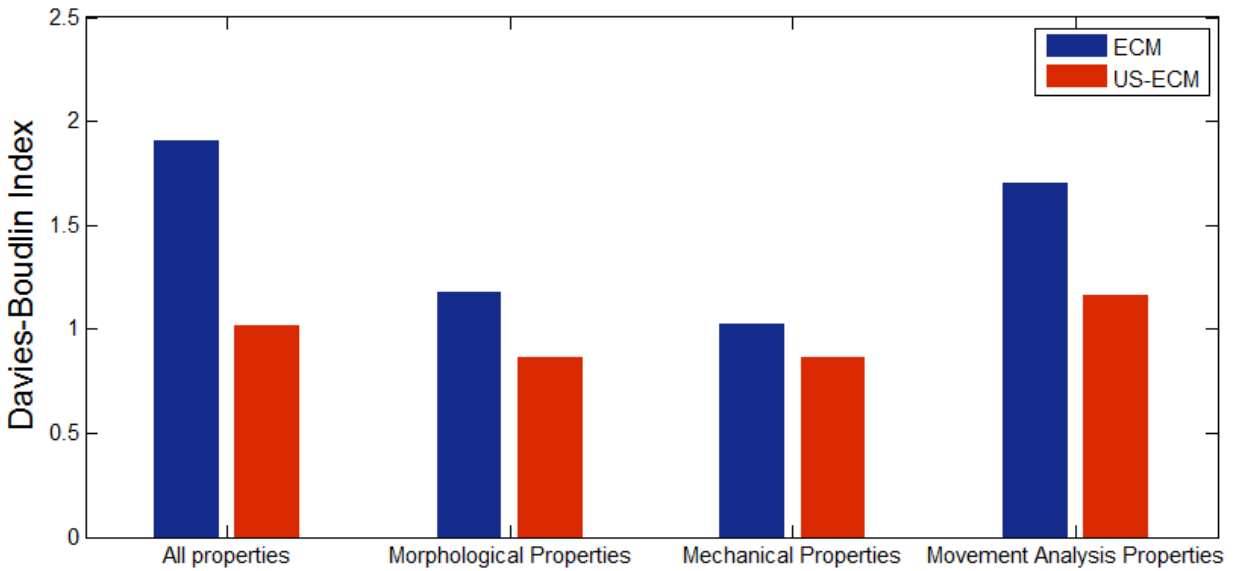


Figure 66 Impact du type de paramètre sur les résultats de regroupement.

Une analyse de l'impact du degré de croyance (γ) (Equ.17) sur l'indice Davies-Bouldin a été réalisée et l'évolution de cette propriété est illustrée dans la figure. 67. De plus, le nombre d'itérations est réduit de façon significative à partir de 27,9 de 2,29 à 8 pour 50 tests.

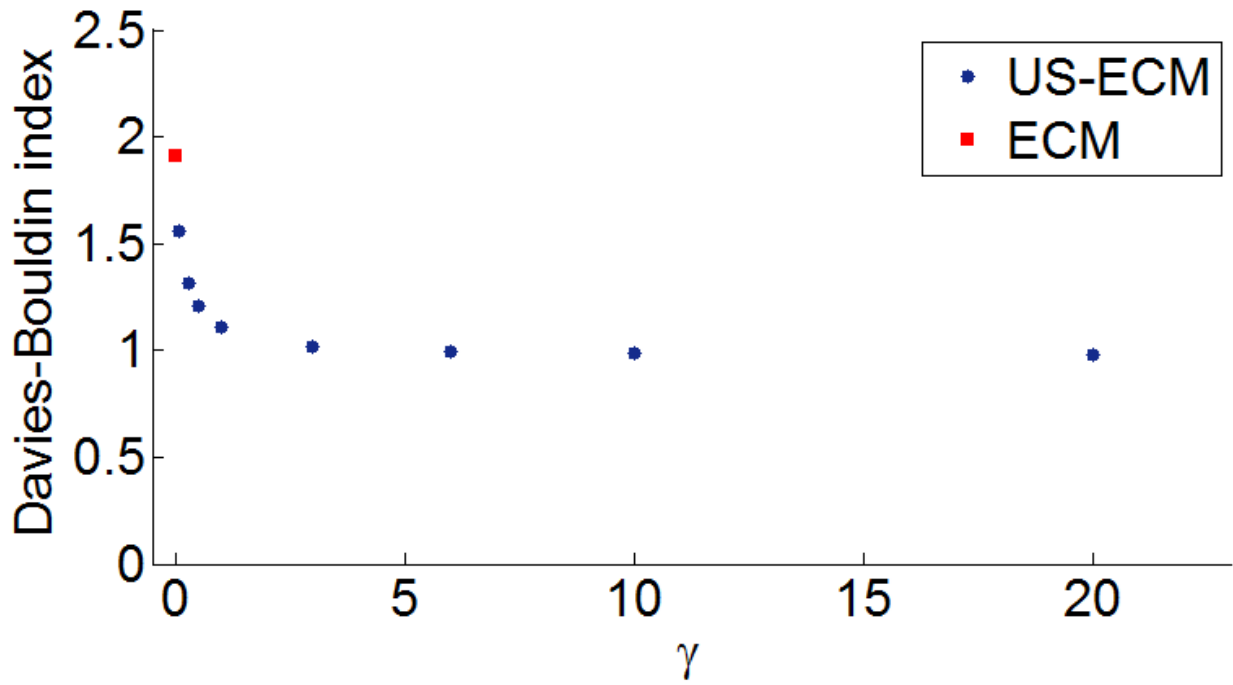


Figure 67 Impact du degré de croyance γ

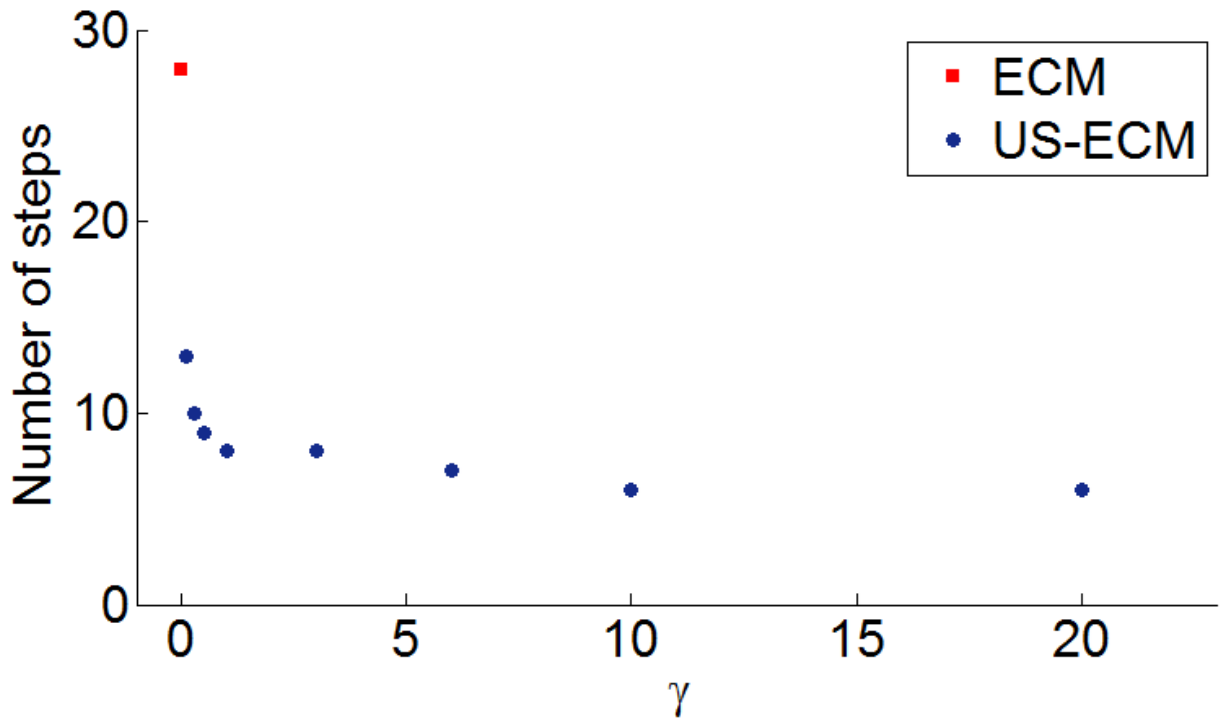


Figure 68 Nombre d'itérations: ECM vs US-ECM

5.6.3. Indice de Silhouette adapté pour la partition floue

En utilisant l'indice de Silhouette adapté pour la partition floue, la comparaison entre l'ECM et US-ECM peut être raffinée (Fig. 69). On peut constater que les parties positives de la méthode US-ECM est plus nombreuses que celles de ECM. Ça montre que les sujets dans US-ECM sont mieux regroupés.

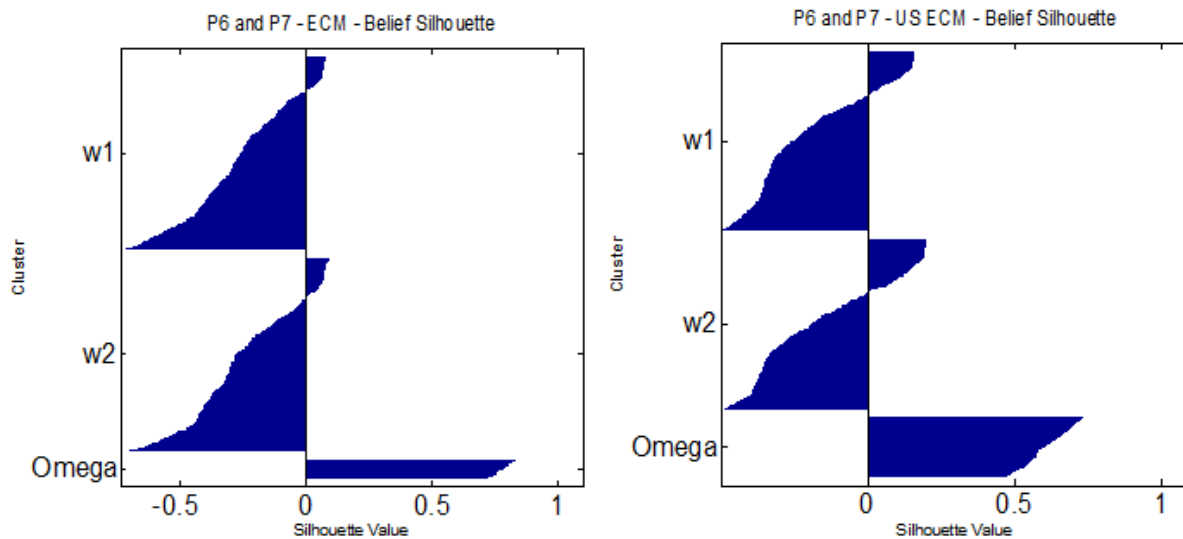


Figure 69 Comparaison de performance en utilisant l'indice de Silhouette adapté

5.6.4. Etude de l'impact des seuils de sélection issus de l'analyse de la fiabilité

Dans le chapitre précédent, la fiabilité de chaque article dont les données ont été extraites, a été analysée et calculée en utilisant les règles de combinaison de Dempster et de Dubois et Prade. Les résultats obtenus par la règle de Dempster convergent toujours vers 1 : ils ne peuvent donc pas être utilisés dans cette étude de l'impact du seuil de fiabilité. Alors, les résultats issus de la combinaison par la règle de Dubois et Prade sont donc utilisés.

En fonction de choix du seuil, certains articles sont exclus de la base de connaissance a priori. Dans cette partie, une échelle de fiabilité a été définie pour la sélection des articles. La figure 69 montre la confiance de tous les articles pour tous les questionnaires :

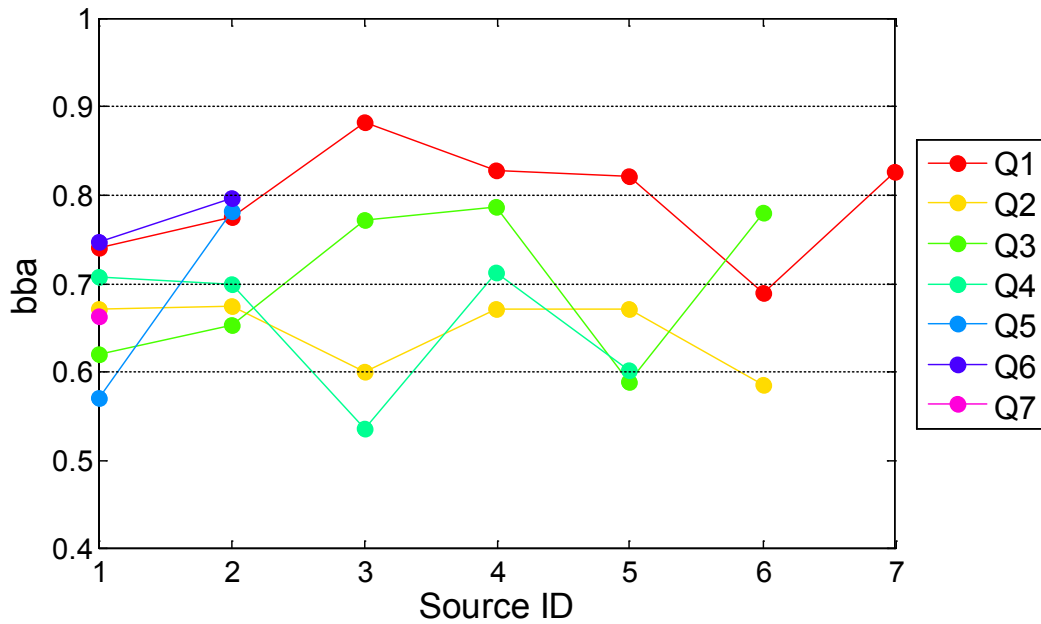


Figure 70 $m(\text{conf})$ issu de la règle de Dubois et Prade de 7 questionnaires

Pour utiliser notre méthode de regroupement avec les sept paramètres, le degré minimal doit être calculé par le minimum du maximum de tout $m(\text{conf})$ issus de la combinaison par la règle de Dubois et Prade. Nous avons calculé comme suit :

$$\gamma_{\min} = \min\{\max_{i=1:7}\{m_{DP_i}(\text{conf})\}\} = 0.66 \quad (44)$$

Une analyse de sensibilité a été réalisée pour le choix des seuils de fiabilité. Les seuils ont été fixés à 0.5, 0.6, 0.7, 0.8 et 0.9. On peut constater qu'avec un seuil de 0.5, toutes les sources sont considérées comme fiables. Les intervalles sont représentés dans le tableau 14.

Tableau 14 Synthèse des intervalles des propriétés : seuil de fiabilité fixé à 0.5

Qu	Paramètre	Normal	PC	Tout
Q1	Normalized MG muscle volume (cm ³ /kg)	[1.95-5.3]	[2.3-4.4]	[1.95-5.3]
Q2	Cadence (step/min)	[64-133]	[58-147]	[58-147]
Q3	Maximal dorsiflexion angle (°)	[8-32]	[-1-26.6]	[-1-32]
Q4	MG pCSA (cm ²)	[6.8-61]	[4.8-37]	[4.8-61]

Q5	Shear Modulus of LG (kPA)	[3.1-17.7]	[48-55]	[3.1-55]
Q6	Shear Modulus of Soleus (kPA)	[9.3-19.9]	[50-54]	[9.3-54]
Q7	Stance time(s)	[0.6-0.7]	[0.7-1.6]	[0.6-1.6]

Quand le seuil est fixé à 0.6 (tableau 15), les gammes de valeurs ont été changées. La source 1 du questionnaire 5, la source 3 du questionnaire 4, la source 6 du questionnaire 3 et la source 6 du questionnaire 2 sont ignorées.

Tableau 15 Synthèse des intervalles des propriétés : seuil de fiabilité fixé à 0.6

Qu	Paramètre	Normal	PC	Tout
Q1	Normalized MG muscle volume (cm ³ /kg)	[1.95-5.3]	[2.3-4.4]	[1.95-5.3]
Q2	Cadence (step/min)	[94-133]	[92-147]	[92-147]
Q3	Maximal dorsiflexion angle (°)	[8-32]	[-1-26.6]	[-1-32]
Q4	MG pCSA (cm ²)	[6.8-61]	[4.8-37]	[4.8-61]
Q5	Shear Modulus of LG (kPA)	[3.1-17.7]	-	-
Q6	Shear Modulus of Soleus (kPA)	[9.3-19.9]	[50-54]	[16.5-54]
Q7	Stance time(s)	[0.6-0.7]	[0.7-1.6]	[0.6-1.6]

Les données correspondantes au seuil de 0.7 sont présentées dans le tableau 16. Par rapport au tableau précédant : la source 1 des questionnaires 2, 3, 7, la source 2 des questionnaires 2, 3, 4, la source 4 du questionnaire 2, la source 5 des questionnaires 2, 4, la source 6 du questionnaire 1 sont ignorées et exclues.

Tableau 16 Synthèse des intervalles des propriétés : seuil de fiabilité fixé à 0.7

Qu	Paramètre	Normal	PC	Tout
Q1	Normalized MG muscle volume	[1.95-5.3]	[2.3-4.4]	[1.95-5.3]
Q2	Cadence (step/min)	-	[92-128]	-
Q3	Maximal dorsiflexion angle (°)	[8-32]	[5-26.6]	[5-32]

Q4	MG pCSA (cm ²)	[41-61]	[31-37]	[31-61]
Q5	Shear Modulus of LG (kPA)	[3.1-17.7]	-	-
Q6	Shear Modulus of Soleus (kPA)	[9.3-19.9]	[50-54]	[16.5-54]
Q7	Stance time(s)	-	-	-

Les gammes de valeurs correspondant aux seuils de 0.8 et de 0.9 sont présentées dans les tableaux 17 et 18. Pour utiliser la méthode US-ECM, il faut avoir au moins une propriété pour tous les deux cas normal et PC. Donc, ces niveaux de fiabilité ne fournissent pas assez de données pour l'analyse.

Tableau 17 Synthèse des intervalles des propriétés : seuil de fiabilité fixé à 0.8

Qu	Paramètre	Normal	PC	Tout
Q1	Normalized MG muscle volume	[1.95-5.3]	-	-
Q2	Cadence (step/min)	-	[92-128]	-
Q3	Maximal dorsiflexion angle (°)	-	-	-
Q4	MG pCSA (cm ²)	-	-	-
Q5	Shear Modulus of LG (kPA)	-	-	-
Q6	Shear Modulus of Soleus (kPA)	-	-	-
Q7	Stance time(s)	-	-	-

Tableau 18 Synthèse des intervalles des propriétés : seuil de fiabilité fixé à 0.9

Qu	Paramètre	Normal	PC	Tout
Q1	Normalized MG muscle volume	-	-	-
Q2	Cadence (step/min)	-	[92-128]	-
Q3	Maximal dorsiflexion angle (°)	-	-	-
Q4	MG pCSA (cm ²)	-	-	-

Q5	Shear Modulus of LG (kPA)	-	-	-
Q6	Shear Modulus of Soleus (kPA)	-	-	-
Q7	Stance time(s)	-	-	-

Nous avons relancé la méthode US-ECM avec les données correspondantes aux trois choix de seuil : 0.5, 0.6 et 0.7. Pour mettre en évidence l'impact des seuils de fiabilité sur la performance de regroupement, l'indice de Davies Bouldin a été également utilisé. La figure 70 indique un léger changement de la performance de regroupement. De ce fait, nous pouvons constater que cet indice change en fonction des intervalles et le nombre de propriétés ainsi que de la taille de l'espace d'incertitude.

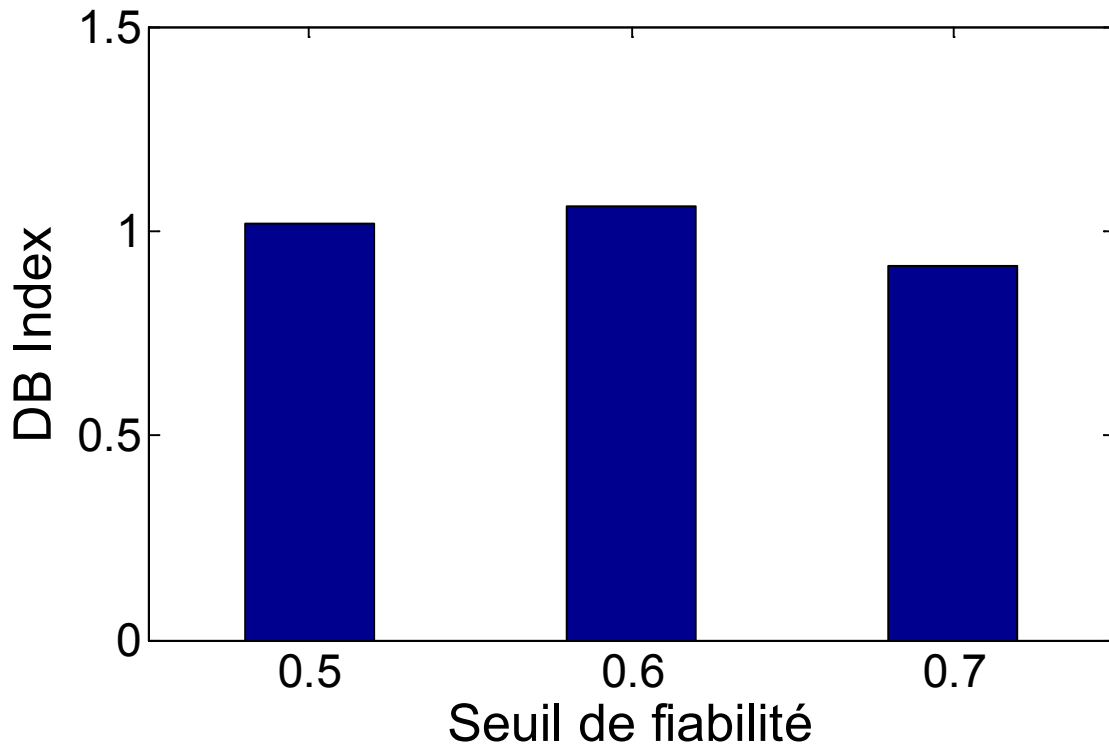


Figure 71 L'impact du choix de seuil de fiabilité en utilisant la probabilité inférieure

5.6.5. Etude de l'impact des seuils de sélection en utilisant la probabilité pignistique

En fonction du choix de seuil, certains articles sont exclus de la base de connaissance a priori. Dans cette partie, une échelle de fiabilité a été définie pour la sélection des articles. La figure 72 montre le niveau de confiance de tous les articles pour tous les questionnaires.

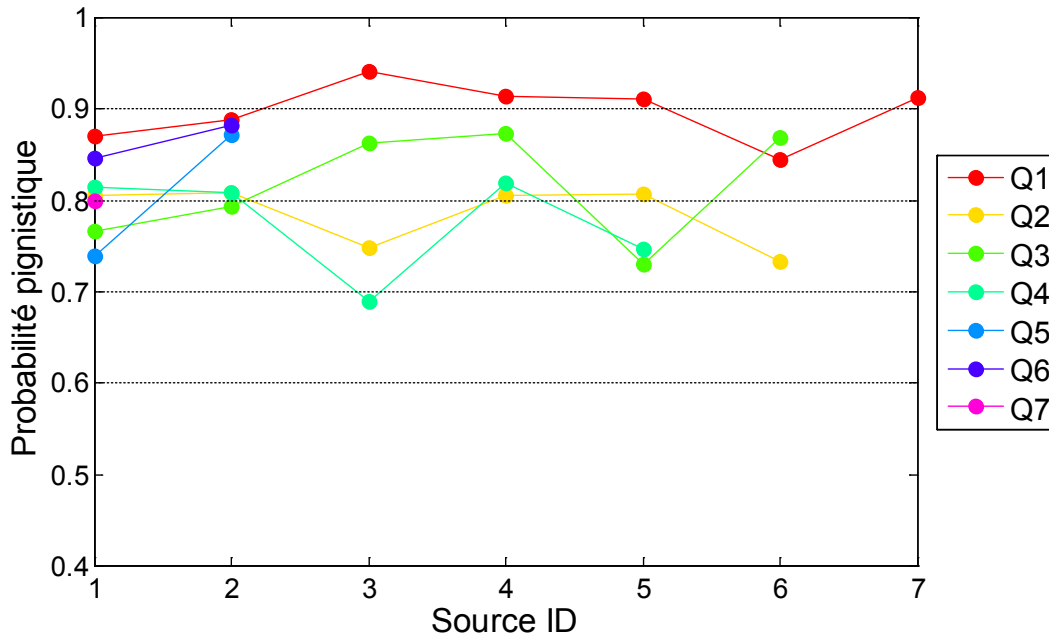


Figure 72 La probabilité pignistique de m(conf) calculée par la règle de Dubois et Prade de 7 questionnaires

Une analyse de sensibilité a été réalisée pour le choix des seuils de fiabilité. Les seuils ont été fixés à 0.6, 0.7, 0.8 et 0.9. On peut constater qu'avec un seuil de 0.6, toutes les sources sont considérées comme fiables. Les intervalles sont représentés dans le tableau 19.

Tableau 19 Synthèse des intervalles des propriétés : seuil de fiabilité fixé à 0.6

Qu	Paramètre	Normal	PC	Tout
Q1	Normalized MG muscle volume (cm ³ /kg)	[1.95-5.3]	[2.3-4.4]	[1.95-5.3]
Q2	Cadence (step/min)	[64-133]	[58-147]	[58-147]

Q3	Maximal dorsiflexion angle (°)	[8-32]	[-1-26.6]	[-1-32]
Q4	MG pCSA (cm ²)	[6.8-61]	[4.8-37]	[4.8-61]
Q5	Shear Modulus of LG (kPA)	[3.1-17.7]	[48-55]	[3.1-55]
Q6	Shear Modulus of Soleus (kPA)	[9.3-19.9]	[50-54]	[9.3-54]
Q7	Stance time(s)	[0.6-0.7]	[0.7-1.6]	[0.6-1.6]

Quand le seuil est fixé à 0.7 (tableau 20) : La source 3 du questionnaire 4 est ignorée mais les gammes de valeurs ne changent pas

Tableau 20 Synthèse des intervalles des propriétés : seuil de fiabilité fixé à 0.7

Qu	Paramètre	Normal	PC	Tout
Q1	Normalized MG muscle volume (cm ³ /kg)	[1.95-5.3]	[2.3-4.4]	[1.95-5.3]
Q2	Cadence (step/min)	[64-133]	[58-147]	[58-147]
Q3	Maximal dorsiflexion angle (°)	[8-32]	[-1-26.6]	[-1-32]
Q4	MG pCSA (cm ²)	[6.8-61]	[4.8-37]	[4.8-61]
Q5	Shear Modulus of LG (kPA)	[3.1-17.7]	[48-55]	[3.1-55]
Q6	Shear Modulus of Soleus (kPA)	[9.3-19.9]	[50-54]	[16.5-54]
Q7	Stance time(s)	[0.6-0.7]	[0.7-1.6]	[0.6-1.6]

Les données correspondantes au seuil de 0.8 sont présentées dans le tableau 21. Par rapport au tableau précédant : la source 1 des questionnaires 3, 5, la source 2 des questionnaires 3, la source 3 des questionnaires 2 et 4, la source 5 des questionnaires 3, 4, la source 6 du questionnaire 2 sont ignorées et exclus.

Tableau 21 Synthèse des intervalles des propriétés : seuil de fiabilité fixé à 0.8

Qu	Paramètre	Normal	PC	Tout
Q1	Normalized MG muscle volume (cm ³ /kg)	[1.95-5.3]	[2.3-4.4]	[1.95-5.3]
Q2	Cadence (step/min)	[94-133]	[101-147]	[94-147]

Q3	Maximal dorsiflexion angle (°)	[8-32]	[-1-26.6]	[-1-32]
Q4	MG pCSA (cm ²)	[35-61]	[31-37]	[31-61]
Q5	Shear Modulus of LG (kPA)	[3.1-17.7]	-	-
Q6	Shear Modulus of Soleus (kPA)	[9.3-19.9]	[50-54]	[9.3-54]
Q7	Stance time(s)	[0.6-0.7]	[0.7-1.6]	[0.6-1.6]

Les données correspondantes au seuil de 0.9 sont présentées dans le tableau 22. Toutes les sources sont éliminées sauf les sources 3, 4 et 5 de « Normalized MG muscle volume ». Pour utiliser la méthode US-ECM, il faut avoir au moins une propriété pour tous les deux cas normal et PC. Donc, ces niveaux de fiabilité ne fournissent pas assez de données pour l'analyse.

Tableau 22 Synthèse des intervalles des propriétés : seuil de fiabilité fixé à 0.8

Qu	Paramètre	Normal	PC	Tout
Q1	Normalized MG muscle volume (cm ³ /kg)	[2.98-3.28]	-	-
Q2	Cadence (step/min)	-	-	-
Q3	Maximal dorsiflexion angle (°)	-	-	-
Q4	MG pCSA (cm ²)	-	-	-
Q5	Shear Modulus of LG (kPA)	-	-	-
Q6	Shear Modulus of Soleus (kPA)	-	-	-
Q7	Stance time(s)	-	-	-

Trois choix de seuil variant de 0.6, 0.7 à 0.8 sont utilisés pour étudier leur impact sur la performance du modèle de regroupement. La figure 71 indique un léger changement de la performance de regroupement selon l'indice de DB.

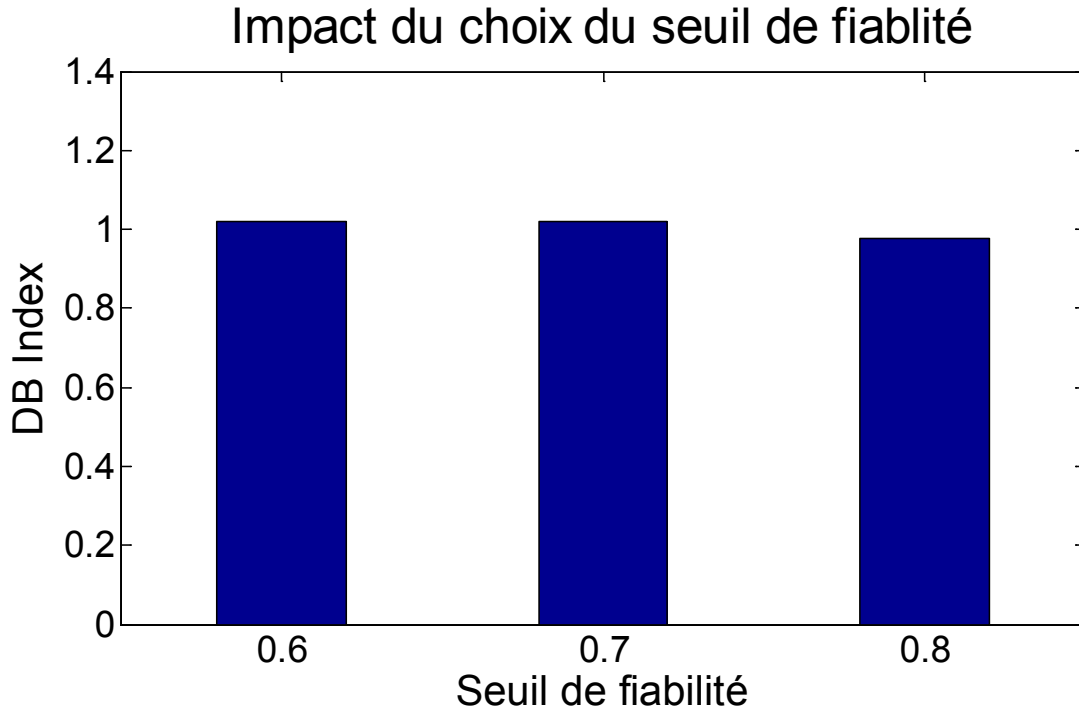


Figure 73 L'impact du choix de seuil de fiabilité en utilisant la probabilité pignistique

5.5. Conclusions et Discussions

Dans la présente étude, nous avons proposé un modèle de regroupement efficace pour des enfants atteints de la paralysie cérébrale en utilisant les données biomécaniques multimodales (c.-à-d. propriétés morphologiques, mécaniques et analyse du mouvement) et les connaissances biomécaniques a priori fusionnées à partir de plusieurs sources issues de la littérature. Ceci permet de regrouper un ensemble d'enfants atteints de la paralysie cérébrale par rapport à un groupe d'enfant normaux. De plus, l'application clinique d'un tel modèle a pour but de regrouper automatiquement un groupe d'enfants avant et après un traitement (par exemple : la rééducation fonctionnelle ou la chirurgie) pour évaluer son efficacité. Ainsi, si le traitement est efficace, les enfants peuvent être regroupés dans le groupe PC avant et en groupe normal après le traitement.

Pour améliorer les performances et la robustesse de notre modèle de regroupement, une base de connaissance préalable a été établie à partir de plusieurs sources de données issues de la litté-

ture (revues de la recherche scientifique). L'idée de construire une telle base de connaissances a priori vient du fait que les données biomécaniques sont liées aux différents niveaux d'incertitudes. De ce fait, l'utilisation de données fiables permet d'améliorer la performance des modèles de diagnostic (modèle de regroupement dans ce projet de thèse), particulièrement pour une application clinique des pathologies du système musculosquelettique (Dao et al. 2012).

En effet, à l'aide de cette base de connaissances considérée comme un espace d'incertitude multidimensionnel, la performance de regroupement a été améliorée (par exemple, l'indice DB a montré un meilleur résultat de notre modèle US-ECM par rapport au modèle ECM classique (Fig. 66)). La construction de l'espace d'incertitude multidimensionnel des données biomécaniques joue un rôle important dans le développement de notre modèle de regroupement. Chaque source de données est importante et nécessite une analyse de la fiabilité pour l'inclure ou l'exclure de notre modèle de regroupement.

De plus, nous avons proposé une approche pour développer un espace d'incertitude extensible. Ainsi, l'impact des nouvelles sources de données supplémentaires sur les résultats de regroupement a été évalué à l'aide d'une étude de sensibilité en utilisant l'approche de perturbation classique. Par conséquent, nous pouvons identifier les paramètres les plus sensibles en variant l'espace d'incertitude (par exemple : le volume musculaire ou le module de cisaillement dans la présente étude). De plus, l'impact du type de paramètre a également été quantifié conduisant à identifier les paramètres qui donnent les meilleurs résultats de regroupement (ex. les propriétés mécaniques musculaires (figure. 61)).

Les fonctions de croyance ont été utilisées pour représenter l'incertitude des données biomécaniques. Cette structure mathématique a permis de combiner les données et leur niveau d'incertitude d'une manière souple et robuste. Dans ce projet de thèse, une nouvelle approche de regroupement a été étendue à partir de la méthode ECM classique en intégrant un espace d'incertitude multidimensionnel (US). Cette variante permet de définir une partition crédale considérée comme une connaissance préalable par un ensemble d'intervalles sur les paramètres. Dans la littérature, les modèles de regroupement utilisant des données d'intervalle couramment utilisés et ils ont montré de fortes améliorations de performance (F.A.T. De Carvalho et al. 2009, F.A.T.

De Carvalho et al. 2007, C.W.D. De Almeida et al. 2013, F.A.T. De Carvalho et al. 2010, M.H. Masson, et al. 2004, M. Chen et al. 2011, M.H. Masson et al. 2011). Cependant, chaque paramètre dans ces études est représenté par une valeur d'intervalle tandis que chaque paramètre dans notre modèle est représenté par une valeur et une connaissance a priori représentée par une valeur d'intervalle extensible. L'utilisation des connaissances préalables dans des modèles de regroupement et de classification semi-supervisée est une approche classique (F. Lauer et al. 2008, T. Yu et al. 2010, L. Tari et al. 2009). Dans notre étude, une base de connaissance préalable a été établie sur l'information d'incertitude aléatoire des bornes supérieure et inférieure de chaque paramètre. En fait, cela peut aider les groupes à converger rapidement et l'espace de recherche est considérablement réduit. Dans notre problème de regroupement à deux classes, le nombre d'itérations est réduit de manière significative (de $27,9 \pm 2,29$ à 8 pour 50 essais). De plus, l'indice de DB montre une diminution de 1,9089 à 1,0185. De ce fait, notre approche donne un meilleur résultat par rapport à la méthode ECM classique. Notre approche permet de définir une nouvelle mesure de l'incertitude épistémique, nommé le degré de croyance sur l'espace de l'incertitude. Ce paramètre est à raffiner selon une application spécifique. Ce critère influence fortement sur les résultats de regroupement.

En ce qui concerne l'évaluation de la performance de regroupement, nous avons utilisé l'indice de DB classique et une version adaptée de l'indice de Silhouette. En fait, l'indice de Silhouette a été couramment utilisé pour évaluer la forme des résultats de regroupement. Dans notre étude présente, une modification de cet indice en utilisant les fonctions de masse dérivées des résultats initiaux de notre méthode US-ECM. L'idée est de pondérer les distances entre les objets par les fonctions de masse. Ceci conduit à fournir une nouvelle métrique potentielle pour l'évaluation de la performance des modèles de groupement dans le cadre de la prise en compte des incertitudes.

L'impact des choix des seuils de sélection a été étudié sur le modèle de regroupement. Nous constatons que la règle de Dempster n'a pas permis de sélectionner des sources de données à exclure. Inversement, la règle de Dubois et Prade a permis une démarche plus flexible pour optimiser l'espace d'incertitude en se basant sur le niveau de fiabilité des données d'entrées du modèle de regroupement. En particulier, le changement des gammes de valeur des propriétés a impacté

les résultats de regroupement. De plus, les incertitudes des réponses des experts ont été modélisées et combinées pour déterminer les intervalles fiables des propriétés. Les incertitudes épistémiques influencent donc de façon indirecte sur la sortie du modèle US-ECM. En conséquence, deux types d'incertitudes (aléatoire et épistémique) sont déjà pris en compte dans l'évaluation de la performance du modèle de regroupement. Tout cela nous a permis d'arriver à définir un processus général, qui peut être appliqué pour analyser d'autres types de données et leurs incertitudes sur n'importe quel modèle de diagnostic (par exemple: le modèle de regroupement ou le modèle de classification supervisée) (Fig. 71)

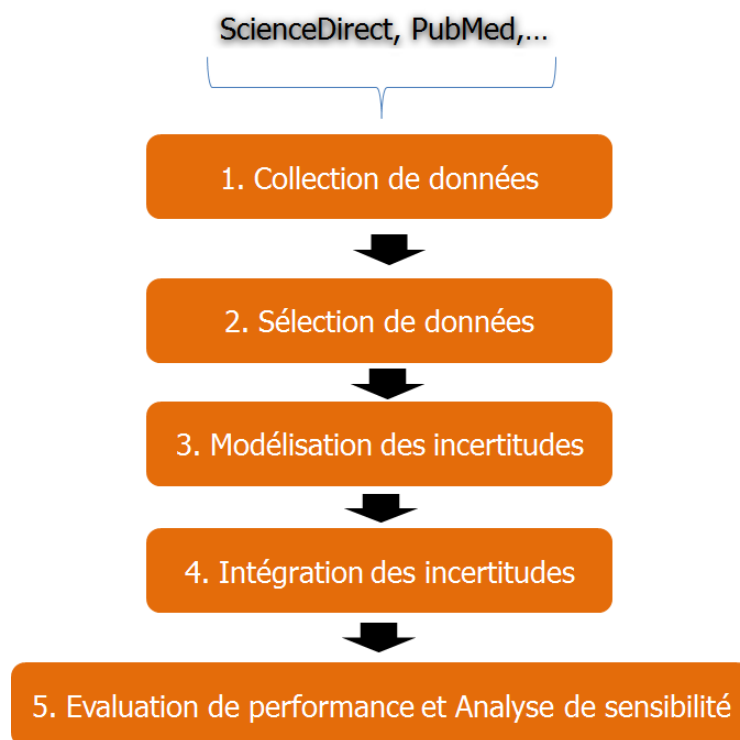


Figure 74 Processus général de traitement d'incertitudes

Chapitre 6

Conclusions and perspectives

Dans cette thèse, une démarche complète incluant la collecte des données biomécaniques avec des analyses de données, une phase de sélection en utilisant des avis d'experts sur la fiabilité de ces données, puis l'application de diagnostics en utilisant les incertitudes des données.

6.1. Données biomécaniques

Dans cette phase, plus de 100 articles qui ont été utilisés avec quatre types de données : morphologique, physique, mécanique, d'analyse du mouvement.

Les données de 28 paramètres concernant l'os, les muscles, le système, et les articulations ont été collectées. Des graphes statistiques ont été utilisés pour illustrer la tendance des données en fonction de l'âge. Sept paramètres pour lesquels on dispose de données pour les cas PC et normaux ont été choisis.

Les raisons qui expliquent l'existence d'incertitudes ont été également étudiées. Deux types d'incertitudes ont été abordés dans notre projet, provenant de la variabilité des données et de l'incomplétude des connaissances des experts.

Notre travail sur la collecte a permis d'obtenir une synthèse sur les gammes de valeurs, les techniques de mesure utilisées, les causes d'incertitudes. Ces données pourraient être utilisées pour créer des diagrammes de croissance de chaque propriété qui nous permet de prévoir la tendance de valeur en fonction de l'âge et de comparer pour la différence entre la nouvelle valeur mesurée et celle de référence.

Cette thèse utilise simplement la présentation des données sous forme intervalle. Dans le cas où deux ou plusieurs sources ont les valeurs qui se chevauchent, nous ne prenons pas en compte de ce chevauchement dans le cas présent. En perspectives, on peut envisager une nouvelle méthode de fusions de données, par exemple, on peut utiliser la technique d'analyse de probabilité.

6.2. Opinions d'experts

Pour sélectionner des sources fiables, la technique du recueil des opinions des experts sous forme des questionnaires a été utilisée. En général, les questionnaires traditionnels ne demandent pas le niveau de fiabilité de l'expertise effectuée par l'expert lui-même. Ainsi, nous avons proposé une méthode qui permet aux experts de donner leur niveau de confiance dans leur propre expertise.

En utilisant la théorie des fonctions de croyance, nous pouvons combiner facilement les opinions des experts et calculer le degré de conflit. Enfin, un seuil de sélection a été défini pour rejeter les sources insuffisamment fiables. Le questionnaire a été implémenté en utilisant « Google Form ». Vingt experts dans le domaine biomécanique ont été choisis pour lancer les questionnaires. Pour chaque questionnaire, de 9 à 10 experts ont répondu.

Les réponses ont été converties sous forme de fonctions de croyance. Les diagrammes d'évolution de la combinaison ont été utilisés pour analyser l'influence de chaque expert sur les résultats finaux. Le degré de conflit de tous les experts a été mesuré. S'il est plus élevé qu'un seuil prédéfini, il peut être rejeté.

Par rapport aux méthodes précédentes, qui représentent l'incertitude, en permettant par un intervalle, notre méthode est plus flexible et permet de combiner facilement les réponses de plusieurs experts. De plus, elle permet de mesurer le degré de conflit.

Ce travail donne une contribution important par rapport à la littérature, dans l'analyse de la fiabilité des données publiées en biomécanique. La méthode proposée est plus flexible pour évaluer la pertinence du questionnaire (on peut ajouter de nouvelles sources, approches de combinaison des avis des experts...).

Cette méthode dépend fortement sur l'honnêteté des experts quand il juge son niveau d'expertise. Donc, dans l'avenir on peut envisager une approche basée sur des critères plus objectifs.

6.3 Modèle de diagnostic

Les modèles de regroupement ont été utilisés pour identifier automatiquement les modèles d'enfants atteints de paralysie cérébrale en utilisant leurs données observables cliniques. Les modèles actuels utilisent peu de données (par exemple, les données de l'analyse quantifiée de la marche) et sans intégrer l'incertitude de données sous-jacente. Ainsi, cela pourrait conduire à des résultats de regroupement peu fiables. Ainsi, une nouvelle variante de la méthode de « evidential c-mean » classique (ECM), appelée US- ECM (Uncertainty Space Evidential C-mean) a été développée et mise en œuvre. Nous avons testé les performances et la robustesse de cette nouvelle méthode sur une base de données de synthétiques d'enfants de paralysie cérébrale. En utilisant l'indice de Davies-Bouldin, nous avons montré que l'utilisation de données multimodales donne à un meilleur résultat de regroupement.

En outre, l'intégration des connaissances à priori sur l'espace d'incertitude de chaque paramètre d'intérêt permet une convergence plus rapide de l'algorithme de regroupement et une amélioration significative des performances. Notre nouvelle méthode de regroupement pourrait être utilisée pour aider les cliniciens dans leur processus de prise de décision (diagnostic, évaluation des résultats de l'intervention médicale, communication avec les professionnels de santé) d'une manière plus fiable. L'analyse de sensibilité des données montre que les données d'incertitude ont des impacts sur les résultats de diagnostic à travers le modèle de regroupement.

Notre méthode d'intégration d'informations supplémentaires sur l'incertitude peut être adaptée à d'autres modèles de diagnostic comme les SVMs, les réseaux de neurones, ou la méthode des K plus proches voisins. Il est très intéressant d'étudier l'intégration des connaissances à priori sur l'espace d'incertitude de chaque paramètre, pour améliorer la performance sur le processus de calcul ou sur les résultats de classification.

Pour le moment, il est extrêmement difficile de mesurer sur les patients tous ces paramètres pour avoir des données réelles pour ce modèle. Alors, notre première étape est de développer une méthode et tester avec les données synthétiques. En perspectives pour illustrer le potentiel d'application clinique, des données sont disponibles via la collaboration avec le Dr Morgan San-

geux du Royal Hospital for Children de Melbourne. Ces données devront être utilisées avec les données multimodales dans le cadre de notre modèle de diagnostic avec la modélisation des incertitudes. La comparaison des résultats classiques (classification a priori) avec ceux obtenus avec la modélisation des incertitudes permettra d'évaluer sa pertinence et la valeur ajoutée.

Remerciements

This work was carried out and funded in the framework of the Labex MS2T. It was supported by the French Government, through the program “Investments for the future” managed by the National Agency for Research (Reference ANR-11-IDEX-0004-02).

Annexe A

Tableau 23 Annexe A - Données physiologiques - Cas normal (* : calculé)

Article	N	Age (ans)	Poids (kg)	Taille (m)	ICM (kg/m ²)
Catherine. 2012	31	6.61 ± 2.47	X	X	16.98 ± 1.88
Cheng. 2000	8M	26(4)	64(6)	1.73(0.04)	21.38*
Patikas. 2007	20	11.7 ± 2.4 (8.1–15.7)	44.6 ± 12.3 (25.6–64.7)	1.51 ± 0.144 (1.25–1.75)	19.5*
Debernard. 2011	7	10.9 (0.6) [8-12]	X	X	17.3 (0.9)
	9	26.4 (1.7) [24-29]			23.69(3.34)
	10	55.2 (2.39) [52-58]			26.39(4.72)
Oberhofer 2009	5	10.2(1.2)	34 (6.8)	1.45 (0.098)	16.17*
Kimberly. 2009	63M	41.4 ± 1.7 (19–81)	90.0 ± 0.9 (52.6–131)	1.797 ± 0.007 (1.654–1.897)	27.9 ± 0.2 (19.2–39.3)
	69F	43.6 ± 1.6 (19–72)	73.3 ± 0.9 (49.6–98.7)	1.625 ± 0.007 (1.513–1.801)	27.9 ± 0.2 (18.7–38.1)
Manal. 2008	8M	24 (3.6)	82.0 (11.0)	1.78(0.066)	25.88*
	8F	24(4.2)	66.4 (8.4)	1.66(0.054)	24*

Prosser. 2010	16	3.3 (1.6) [1.1–5.6]	15.1 (3.9) [10.0–21.9]	0.97 (0.13) [0.75–1.18]	16*
Barber. 2008	10	26±5	X	1.74 ± 0.08	X
Barber. 2011	10	18(2) [15-20]	61(2)	1.71(0.02)	20.86*
Galli. 2010	15	9.2±5.7	33.5±9.4	1.303±0.071	19.73*
Lee. 2009	4M	27.5±4.6	79.7±32	1.75±0.06	26*
Malaiya. 2007	15	9.5 (4-13)	32.12±10.77	1.351±0.075	17.59*
Bartok. 2004	18	28.9(7.9)	71.0(15.5)	1.71(0.105)	24.0(3.4)
McLean. 1999	16M	19.4(2.2)	76(4.3)	1.798(0.061)	23.5*
	14F	19.1(1.8)	64.4(6.9)	1.727(0.095)	21.59*
Barber. 2011	20	4(1.1)	16(3)	1.01(0.09)	15.68*
Oliveira. 2010	8	18.6(0.7)	65.6(6°)	1.739(0.078)	21.69*
Morse. 2008	11M	10.9(0.3)	38.3(8)	1.45(0.03)	18.22*
	12M	25.3(4.4)	79.1(11.9)	1.76(0.08)	25.53*
O'Brien. 2010	10M	28.2 (3.6)	78.8 (14)	1.8 (0.08)	24.32*
	10F	27.4 (4.2)	64 (9.4)	1.67 (0.08)	22.95*
	9M	8.9 (0.7)	35.6 (9.5)	1.38 (0.09)	18.69*

	10F	9.4 (0.8)	42.3 (9.5)	1.42 (0.07)	20.98*
Moreau. 2009	12	12.3(3.9) [7-20]			18.9 (3.0)
Narici.2003	16	[70-81]	74.55(8.3)	1.72(0.03)	25.2*
	14	[27-42]	73.2(10.4)	1.73(0.09)	24.46*
Modlesky.2009	10	10.1±2.6	35.3±5.4	1.42±0.08	17.5±2.5
Binkley. 2005	26	10.3 ± 5.3	36.2 ± 18.0		
Lacourpaille. 2012	30	25(7)	70.3(13.1)	1.76(0.08)	22.69*
Bensamoun. 2006	14	25.2(1.78) [23-28]			22.11(4.14)
Sekiguchi. 2012	9	52.1(17.6)	55.3(8.5)	1.592(0.09)	21.82*
Günther. 2002	13	[20-35]	69.1(9.3)	1.77(0.08)	22.06*
Albracht. 2008	13	29(6)	76(6)	1.8(0.36)	23.46
29: 1999-2012	559	[1.1-81]	[10-98.7]	[0.75-1.9]	[15.68-39.3]

Tableau 24 Annexe A - Données physiologiques – PC (* : calculé)

Article	N	Age (ans)	Poids (kg)	Taille (m)	ICM (kg/m2)
---------	---	-----------	------------	------------	-------------

Oberhofer. 2009	4:dip	9.5 (1.9)	28 (6.1)	1.33 (0.116)	15.82*
	2:hem	30 (2.1)	30(2.1)	1.31 (0.021)	17.48*
Malaiya. 2007	16	7.8 (4-12)	26.87 ± 10.79	1.246 ± 0.132	17.3*
Mohagheghi. 2007	8	10.2 (5)	37.2 ± 19.3	1.371 ± 0.266	17.79*
Barber. 2011	10	17(1)	57(3)	1.64 (0.02)	19.7*
Capio. 2012	31	7.41 ± 2.48			17.34 ± 1.67
Peterson. 2012	42(GMFCS I–III)	37.3±13.2			30.1±7.6
	GMFCS IV–V				24.2±6.2
Bohm. 2011	24 dip	12.5(3.7)	38(11)	1.48(0.11)	17.3*
	25 hem	12(4)	45(22)	1.5(0.18)	20*
Galli. 2010	28: right hem	7.3±5.8	31.8±14.9	1.318 ±0.159	18.3*
	23: left hem	8.4±6.9	30.7±8.4	132.2±8.5	17.6*
Patikas. 2007	18: diplegia	10.5±2.76 (6.0–15.8)	33.3±9.4 (19.8–51.0)	1.39±0.114 (1.18–1.63)	17.2*
	16: hemiplegia	9.6±3.2 (6.0–16.2)	32.2±12.6 (17.6–60.4)	1.38±0.205 (1.15–1.92)	16.9*
Prosser. 2010	15	5.3(1.9) [2.1–9]	19.6 (5.9) [10.9–31.2]	1.06 (0.14) [0.83–1.32]	17.4*
Dreher.2012	44	9.8(3.4)	31.1(13.8)	1.3(0.2)	16.9(3.4)

Barber.2011	15	3.75(1.25)	16(3)	0.99(0.09)	16.32*
Moreau. 2009	18	12(3.2)			17.9 (3.1)
Modlesky.2009	10	10.2±2.1	26.6±11.0	1.23±0.14	16.7±4.6
Binkley. 2005	13	10.2 ± 5.5	30.6 ± 15.5		
Sekiguchi. 2012	12	55.6(15)	58.6(16.8)	1.617(0.095)	22.4*
16:2005-2012	332	[2.1-70.6]	[10.9-65.4]	[0.83-1.66]	[15.82-37.7]

Annexe B

Tableau 25 Annexe B - pCSA (cm2)- Cas normal

Article + Année	hs	Tec	N	Age (ans)	m14	m7	m6	m10	m18	m19	m20
Albracht . 2008	M	IR	3 M	29(6)	131±31	51±10	24±5				

Barber. 2011	US	3D	0	1	18(2) [15-20]	53(5)						
Oliveira. 2010	US		8	7)	18.6(0. [98.4-140.4]	124(12.6) [36.8-57.9]	46.7(7.1)	25.5(3.8) [19.6-32]				
Morse. 2008	M	IR	1M	1 3)	10.9(0.			15.5(3.2)				
			2M	1 4)	25.3(4.			32.3(5.8)				
O'Brien. 2010	M	IR	0M	1 (3.6)	28.2		35.7(2 .3)	64.2(4.9)	64(4.5)	50.7(3.7)		
			0F	1 (4.2)	27.4		28.3(2 .1)	45.5(3.1)	46.6(3.4)	40.5(3.4)		
			M	9 (0.7)	8.9		20.6(1 .2)	31.5(1)	30.7(1.5)	22.2(1.4)		
			0F	1 (0.8)	9.4		18(1.1)	30.8(1.3)	32(2)	22.7(1.8)		
Moreau. 2009	US		2	1 9)	12.3(3.		7.58 (1.88)					
Narici.2003	M	IR	6	1 [70-81]		50.1(12. 6)						
			4	1 [27-42]		59.1(14. 4)						
Barber. 2011	US		0	2	4(1.2)	7.3(0.5)						
8: 2003-2011)			55	1	[2-81]	[98.4-162]	[6.8-73.5]	[12.3-38.1]	[5.7-38]	[29.8-69.1]	[29.2-68.5]	[20.8-54.4]

Table 2 pCSA (cm²) - Cas PC

Article	Te chs	Age (ans)	m1	m3	m4	m5	m6	m	m7	9	m10	m11	m13	m14	m15	m17	m	m21
Lampe. 2006	M	IR		6 0.5	1 1.5	7 1.5	4 6.5	1 0.9	35.6	.8	4 7.5	1 .7	6 5.9	1 0.5	3 .7	6 7.5	7	
Barber. 2011	S	U	0	17(1)					34(3)									
Bland. 2011	S	U	0	13.1(3.5) [8.3-19.9]														4.6 (1.1)
Barber. 2011	S	U	5	3.75(1.25)					5.3(0.5)									3.0 (0.7)
4: 2006- 2011			1	[2-18]	6 0.5	1 1.5	7 1.5	4 6.5	1 0.9	[3.8- 37]	4 .8	1 7.5	6 .7	1 5.9	3 0.5	6 .7	7 7.5	[2.3- 5.7]

Tableau 26 Annexe B - Volume musculaire (cm3) - Cas normal

Article	T echs	Age (ans)	m2	m6	m7	m10	m12	m14	m16	m17	m18	m19	m20
Lampe. 2006	RM	16	15- 25	210 (195-300)	210 (195-300)	290 (210-320)		390 (230-440)		1570 (1370-2000)			
Oberho- fer. 2009	RM	1	10.2 (1.2)	78 .2 (14.96)	149.6(34.34)	122. 4 (23.46)	173.4 (30.94)	187 (28.56)		690.2 (95.2)			
Malaiya. 2007	D US	35	9.5 (4-13)		82.1 ± 27.3								

2008	Barber.	RM	I	0	5	26±		9	273±7									
				3	5	26±			275±7									
		D US		0	5			5										
2008	Albracht.	RM	I	3			146±	5	285±4		477±							
							23				66							
2011	Barber.	D US	3	0	2)	18(223(2									
					[15-20]			1)										
2010	Oliveira.	S	U			18.6	130.5	31.2)	233.1(568.6	807.2(
					(0.7)	(17.5)	[99.5-157.8]	[177.7-281.7]		(76.2)	320.2)							
										[433.6-687.4]	[65.4-1126.9]							
2008	Morse.	RM	I	1M	(0.3)	10.9	64.5(
							18.9)											
				2M	(4.4)	25.3	178.9											
						(4.4)	(40.5)											
2010	O'Brien.	RM	I	0M	(3.6)	28.2		7(20.9)	280.		557.	691.	523.					
											6(45.3)	2(46.8)	2(42.3)					
				0F	(4.2)	27.4		8(10.4)	178.		373.	455.	350.					
											7(25.6)	9(34.3)	7(27.8)					
				M	(0.7)	8.9		7.5)	116(198.	237.	157.					
											1(15.2)	3(13.3)	4(9.6)					
				0F	(0.8)	9.4		1(7.3)	111.		228.	267.	182.					
											8(14.6)	1(16.3)	3(13)					
	Nari-	RM	I	6	81]	[70-		48.5)	208.7(
	ci.2003																	
				4	42]	[27-		59.3)	279.3(
10: 2003-				79	81]	[4-	[6	[45.6-	[54.8-	[98.8	[142.46-	[158-	[65.4-	[595-	[183-	[224	[148-	
2011						3-93]	219.4]	338.6]	-320]	204.34]	687.4]	1126.9]	2000]	603]	=738]	566]		

Tableau 27 Annexe B - Volume musculaire (cm3) - Cas PC

Article	Tech	Age (ans)	m2	m6	m7	m8	m9	m10	m11	m12	m14	m15	m17	
Lampe. 2006	RM	6 25	15-	115 (110-210)	115 (110-210)	0 (60-80)	0 (8-11)	200 (180-240)	190 (120-195)		200 (170-420)	0 (40-85)	1290 (1070-1600)	
Oberhofer. 2009	RM	9.5 (1.9) 9.8 (0.6)	4 6.4 (11.89)		89.9 (36.54)			75.4 (18.27)		13.1 (25.52)	130.5 (45.24)		461.1 (92.8)	
Malaiya. 2007	D US	3 6	7.8 (4-12)		66.4 (16.9) 48.1(16.8)									
Barber. 2011	D US	3 0	17(1)		134(20)									
McNee. 2009	S U	3 3	10.9 (3)		58.7 (26.0)	2.3 (20.0)	4							
5: 2006-2011		2 25]	[4-5-58]	[3-210]	[110-210]	[31.3-210]	[2-80]	[8-11]	[57.13-240]	[120-195]	[8-7-139]	[420]	[85.26-0-85]	[4-1600]

Tableau 28 Annexe B - Segmental mass (kg) - Cas normal

Article + Annee	Techs	N	Age (ans)	Thigh	Leg	Foot
Lee. 2009	MRI	4M	27.5±4.6	10.42±4.54	3.28±0.95	0.83±0.11

Dempster. 1955					7.98±3.17	3.71±1.48	1.16±0.46
Chandler et al..1975					8.5±4.02	3.27±1.3	0.98±0.27
Zatsiorsky et al. 1990					X	3.42±1.19	1.06±0.27
Cheng et al. 2000		MRI	8M	26(4)	10.85±4.32	3.51±1.4	1.6±0.63
5: 1955-2009			12	[22-32.1]	[4.48-14.96]	[1.97-5.19]	[0.7-2.23]

Tableau 29 Annexe B - Moment d'inertie des segments - Cas normaux

Ar- ticle	T ech- nique s	ge	A						I						Iz							
			xx		yy		zz		xy		yz		xz		xy		yz		xz			
			F	L	F	L	F	L	F	L	F	L	F	L	F	L	F	L	F	L	F	L
			oot	eg	oot	eg	oot	eg	oot	eg	oot	eg	oot	eg	oot	eg	oot	eg	oot	eg	oot	eg
DAO . 2009	M odéli- sation		0 .002(0)	0 .002(0)	0 .021(0 001)	0 .022(0 002)	0 .06(0.0 04)	0 .063(0 004)	0 .001(0)	0 .000(0)	0 .021(0 001)	0 .022(0 001)	0 .056(0 004)	0 .059(0 004)	0 .002(0)	0 .002(0)	0 .004(0)	0 .004(0)	0 .021(0 001)	0 .023(0 001)		
Cheng et al. 2000	M RI	2 6(4)	0 .009(0 002)	0 .009(0 002)	0 .025(0 006)	0 .025(0 006)	0 .14(0.0 5)	0 .14(0.0 5)	0 .007(0 002)	0 .007(0 002)	0 .025(0 006)	0 .025(0 006)	0 .014(0 05)	0 .014(0 05)	0 .009(0 005)	0 .009(0 005)	0 .003(0 001)	0 .003(0 001)	0 .017(0 004)	0 .017(0 004)		
Lee et al. 2009	X -ray	2 7.5(4. 6)	0 .0008(0.0001	0 .0008(0.0001	0 .0399(0.0092	0 .0399(0.0092	0 .1713(0.0919	0 .1713(0.0919	0 .0029(0.0793	0 .0029(0.0793	0 .0411(0.0109	0 .0411(0.0109	0 .1825(0.1116	0 .1825(0.1116	0 .0027(0.0003	0 .0027(0.0003	0 .0056(0.003)	0 .0056(0.003)	0 .0405(0.0352	0 .0405(0.0352		
Chandler et al. 1975			0 .0039	0 .0039	0 .048	0 .048	0 .1469	0 .1469	0 .0036	0 .0036	0 .0469	0 .0469	0 .1518	0 .1518	0 .0009	0 .0009	0 .0043	0 .0043	0 .0326	0 .0326		
Zatsiorsky et			0 .048	0 .0048	0 .0443	0 .0443			0 .0044	0 .0044	0 .041	0 .041			0 .0011	0 .0011	0 .0073	0 .0073				

5: 1975- 2009	22- 32. 1]	[0.0007 -0.048]	[0.007- 0.048]	[0.02- 0.048]	[0.02- 0.048]	[0.056- 0.1469]	[0.059- 0.1713]	[0.001- 0.007]	[0- 0.007]	[0.02- 0.0469]	[0.021- 0.0469]	[0.052- 0.1825]	[0.009- 0.1518]	[0.0011 -0.009]	[0.0011 -0.009]	[0.004- 0.0073]	[0.004- 0.0073]	[0.017- 0.0405]	[0.022- 0.0405]
---------------------	------------------	------------------------	-----------------------	----------------------	----------------------	------------------------	------------------------	-----------------------	-------------------	-----------------------	------------------------	------------------------	------------------------	------------------------	------------------------	------------------------	------------------------	------------------------	------------------------

Tableau 30 Annexe B - Angle de pennation (°) - Cas normal

Article	Tech	T	N	Age (ans)	m14	m7	m6	m21	m10	m18	m19	m20	m2	m12
Manal. 2008	S	U	8	24(3.6)	20.0 (5.8) [14.5-37.0]	18.6 (2.9) [14.0-24.0]	14.1 (4.8) [9.0-27.0]	9. 4 (1.8) [7.0-14.0]						
		F	8	24 (4.2)	15.2 (3.8) [8.5-21.5]	15.8 (1.8) [12.0-18.0]	11.8 (3.2) [7.0-18.0]	8. 7 (1.0) [7.0-10.5]						
Oliveira. 2010	S	U	8	18.6 (0.7)	22.8 (2.4) [19.5-27.7]	24.9 (3) [22-30.7]	18.4 (3.1) [14.1-22.8]							
Morse. 2008	RM	I	1	10.9 (0.3)			10.8 (2.5)							
		2M	1	25.3 (4.4)			11.5 (2.3)							
O'Brien. 2010	RM	I	1	28.2 (3.6)				29.46 (10.2)	13.6 (3.4)	15.4 (4.3)	25.4 (7.6)			
		0F	1	27.4 (4.2)				25.22 (12.0)	11.8 (2.0)	14.0 (3.5)	26.8 (7.1)			
		0M	1	8.9 (0.7)				20.85 (4.4)	11.8 (1.6)	5.97 (2.3)	23.3 (4.8)			

		1	9.4			24.12(13.5	13.9	25.8			
		0F	(0.8)			8.6)	2(1.8)	6(3.7)	4(6.1)			
Nari-	I	1	[70-									
ci.2003	RM	6	81]						23.6			
									(3.0)			
		1	[27-						27.2			
		4	42]						(4.3)			
Kellis.	d	4	68.3[67.8-73.4]						20.74 ±			
2010	irect								11.91 ±			
									2.53			
			80%(proxim						23.96 ±			
			al)						8.81 ±			
		6							3.82			
		0%							19.95 ±			
		4							11.47 ±			
		0%							3.78			
									19.35 ±			
			25%(distal)						12.69 ±			
									3.98			
									17.78 ±			
									14.69 ±			
									1.95			
									1.09			
6: 2003-	1	[8.2-	[8.5-	[12-	[7-	[7-	[13.2-	[9.8-	[3.7-	[18.5	[15.4-	[7.6-
2010	21	81]	37]	31.5]	27]	14]	39.7]	17]	19.7]	-34]	27.7]	15.8]

Tableau 31 Annexe B - Angle de pennation (°) - Cas PC

Article	Techs	N	Age (ans)	m7	m21
Mohagheghi. 2007	US	8	10.2 (5) : paretic leg	18(2)	
			non-paretic leg	19(2)	
Bland. 2011	US	20	13.1(3.5) [8.3-19.9]		9.7 (2.1)

10.6 (2.7)

2: 2007-2011	US	28	[5.2-15.2]	[16-21]	[7.6-13.3]
--------------	----	----	------------	---------	------------

Tableau 32 Annexe B - Longueur des fibres musculaires (cm) - Cas Normal

Article + Année	Tech	N	Age (ans)	m2	m6	m7	m10	m12	m14	m17
Oberhofer. 2009	M	5	10.2 (1.2)	20.3 (1.61)		20.3 (2.03)	26.6 (0.455)	28.7 (1.155)	24.85 (1.785)	31.5 (1.68)
Malaiya. 2007	US	5	1 9.5 (4-13)			19.10 (3.5)				
Barber. 2008	M	0	1 26±5			25.0±2.0				
	US					24.7±2.2				
Albracht . 2008	M	3 M	1 X		23.9±1.6	27.8±1.8			33.9±3.1	
	US	8	7) 18.6(0.7)		4.9(0.5) [4.3-5.7]	4.5(0.4) [4.1-5.5]			4.2(0.3) [3.9-4.7]	
5:2006-2010		4	4 [4-31]	[18.69-21.91]	[4.3-25.5]	[4.1-29.6]	[26.15-55.4]	[27.6-29.9]	[3.9-37]	[29.82-38.7]

Table 3 Longueur des fibres musculaires (cm) - Cas PC

Article + Année	Tech	Age (ans)	m2	m7	m10	m11	m12	m13	m14	m15	m17
Lampe. 2006	RI			41.4	55.4	4.6 ⁵		9.9 ²	26.4	8.5 ¹	38.7
Oberhofer. 2009	M	9.5 (1.9)	17.82 (1.221)	16.17 (1.287)	22.44 (1.023)		25.08 (2.376)		21.78 (1.551)		27.06 (0.99)

9.8 (0.6)

Malaiya. 2007	US	3D	6	7.8 (4-12)	16.5 ± 2.8	15.7 ± 2.5								
3: 2006-2009			3	[4-12]	19]	[16.6-41.4]	[13.2-55.4]	[21.42-4.6]	5	[22.7-27.46]	2	[20.23-26.4]	1	[26.07-38.7]

Tableau 33 Annexe B - Longueur des os (cm) - Cas normaux

Article	Techniques	N	Age	Femur	tibia
McLean. 1999	X	16M	19.4(2.2)	41.3(1.5)	39.5(2)
	X	14F	19.1(1.8)	39.9(1.6)	37.8(3.3)
Moreau. 2009	US	12	12.3(3.9)	36.0 (4.5)	
Modlesky.2009		10	10.1±2.6	38±4	
Binkley. 2005	X-ray	26	10.3(5.3)		28.4(6.9)
4: 1999-2009		78	[5-21.6]	[31.5-42.8]	[21.5-41.5]

Table 4 Longueur des os (cm) - Cas PC

Article	Techniques	N	Age	Femur	tibia
Moreau. 2009	US	18	12(3.1)	32.7 (4.7)	

Modlesky.2009		10	10.2±2.1	32±5
Binkley. 2005	X-ray	13	10.2 ± 5.5	28.9 ± 6.6
3: 2005-2009		41	[4.7-15.1]	[27-37.4]

Tableau 34 Annexe B - Angle d'os (°) - Cas normal

Article	Tech- niques	Age	Femur		tibia		Foot
			Femoral Angle	Anteversion	Femoral torsion	Ante- version	Tibial torsion
K . P . Guenther 1995	CT	9	11.0(3.5- 17.5)	34.00 (13.67) [5-82]			
				33.52(14.63)[5-82]			
				34.13(13.41)[5-80]			
	MRI			23.22(12.78)[0-65]			
				24.03(12.85)[0-64]			
				24.08(12.89)[0-65]			
	US			25.55(8.04)[10-40]			
				25.83(7.54)[12-46]			
				28.08(7.04)[15-45]			
David Hudson. 2008	US	4	19-69		16.2 (5.4)	20.3 (6.8)	12.3 (5.5)

	Gonio- metric				15.1 (5.9)	
2: 1995-2008		3	[3.5-69]	[0-82]	[9.2-21.6]	27.1] [23.5- [6.8-17.8]

Tableau 35 Annexe B - Angle d'os (°)- Cas PC

Article	Techniques	Format	l	Age	Femur	
					Femoral Anteversion Angle	Femoral Neck-Shaft Angle
F. Fernández-Palazzi. 2007	3-D CT-scans	Rang; Mean; SD	4	9 [4-15]	33,43; [9-50]; 9,43	147,09; 127-175; 7,35
1: 2007			4	[4-15]	[9-50]	[127-175]

Annexe C

Tableau 36 Annexe C - Module de cisaillement (kPa) - Cas normal

Article + Année	T echs	N	Age (ans)	m20	m19	m21	m7	m6	m14	m2	m10
Debernard.2011	RM	E	5: enfants 4: adults	[8-12] [24-58]	P1=2.87± 0.17		X	X	X	X	
					P2=3.92± 0.32						
Debernard.2011	RM	E	7	[8-12]	2.99 (0.19)		X	X	X	X	
			9	[24-29]	3.83 (0.24)						
			3	[52-58]	3.84 (0.42)						

Basford. 2002	RM	E	8	[24-41]	X	2.20±0.40	3.17±0.54	2.56±0.28	2.60±0.31			
Klatt. 2010	RM	E	7(relation)	36.6 ± 6.5					2.68 ± 0.23			
				contraction					3.87 ± 0.50			
Uffmann. 2004						9.9(6.8)	9.9(6.8)	12.6(7.3)				
Lacourpaille. 2012	S	U	30	25(7)		3.26(0.42)	4.5(0.54)	2.99(0.57)	3.23(0.43)			
Jenkyn. 2003			9			12.3(4.5)	22.04(3.46)					
Bensamoun. 2006	RM	E	14	25.2(1.78) [23-28]	3.91(1.15)	3.73(0.85)						
8: 2002-2012			89	[8-58]	[2.7-4.26]	[2.84-4.58]	[1.8-16.8]	[2.42-16.7]	[2.28-25.5]	[2.29-19.9]	[2.45-4.37]	[2.8-3.66]

Tableau 37 Annexe C - Module de cisaillement (kPa) - Cas PC

Article	Techs	N	Age (ans)	m21	m7	m6	m14
Basford. 2002	ERM	6	17 - 63	3.77±0.74	4.29±0.65	3.88±0.48	4.51±0.82
Synthèse (1:2002)	ERM	6	[17-63]	[3.03-4.51]	[3.64-4.94]	[3.4-4.36]	[3.69-5.33]

Tableau 38 Annexe C - Coefficient d'attenuation (α) (m-1) - Cas normal

Article + Année	Techs	N	Age (ans)	vastus medialis
Debernard. 2011	ERM	7 enfants	[8–12]	59.43 (7.44)
		9 jeunes	[24–29]	46.89(6.35)
		10 adults	[52–58]	41.2(5.68)
Synthèse (1: 2011)	ERM	26	[8-58]	[35.42-66.87]

Tableau 39 Annexe C - Données mécaniques des articulations – Cas normaux

Article + Année	Techs	N	Age (ans)	module de Young (stiffness)Nm/deg	
				ankle	Knee
Barber. 2011	Analyse movement	0 ¹	18(2)	0.43 (0.04)	

Sekiguchi. 2012	Analyse movement	9	52.1(17.6)	0.045 (0.006)	
Günther. 2002	ergometer	3	1 [20-35]	7.3(1.9)	10.8(3.0)
					13(3.5)
3: 2002-2012		3 2	[16-70]	[0.039-9.2]	[7.8-16.5]

Tableau 40 Annexe C - Données mécaniques des articulations - Cas PC

Article + Année	Techs	N	Age (ans)	module de Young (stiffness)Nm/deg	
				ankle	
Barber. 2011	EMG	9	17 (2)	0.65 (0.1)	
Sekiguchi. 2012	Analyse movement	2	1 55.6(15)	0.043 (0.016)	
2: 2011-2012		2 1	[15-70.6]	[0.027-0.75]	

Tableau 41 Annexe C - Données mécaniques de l'os – cas Normaux

Article + Année	T echs	Ag e (ans)	Fe mur	Ti- bia									
			Modulus de Young (MPa)	Densité (kg/m3)			Force (Mpa)	Modulus de Young (MPa)		Densité (kg/m3)		Force (Mpa)	
			Cor tical	Can- cellous	Cor- tical	Can- cellous	Can- cellous	Cor tical	Cancel- lous	Cor- tical	Can cellous	Can- cellous	
Ho Ba Tho. 1991	U trason	60 [45-68]	11. 7(1.9) 7.4-16.2	Dis- tal: 760(589) 34-2412	1821(183) 1581-1996	Dis- tal: 395(180) 81-883	Dis- tal: 5.94(4.13) 0.18-19	11. 7(1.3) 8.4-15.3	Proxi- mal:202(154) 27-530	1840(111) 1616-2063	Pro ximal: 198(94) 55-440	Proxi mal: 2.58(2.22) 0.11-7.99	
			12. 3(2.0) 8-17	707 (555) 39-2037		Pro ximal: 350(190) 73-857	Proxi mal: 4.83(3.87) 0.25-16.82	12. 2(1.4) 8.8-15.4	232(180) 32-636				
			19. 9(2.7) 16.7- 24.3	1698(993) 213-4419				20. 7(1.9) 15.9- 24.6	749(534) 141-1970				
				Proxi mal: 713 24-2492									
				769(7 34) 23-2398									
				1267(888) 105-3669									
1: 1991		[45-68]	[7.4- 24.3]	[24- 3669]	[1581- 1996]	[73-883]	[0.18-19]	[8.4- 24.6]	[27- 1970]	[1616- 2063]	[55-440]	[0.11- 7.99]	

Annexe D

Tableau 42 Annexe D - Angles articulaires (aa et Δaa) (o) - Normal

Article	Techs	Age (ans)	Ankle		I					H							
			Rang	nit	I	Dorsiflexion	Plantarflexion	I	I	Flex	E	Rang	nit	I	Flex	E	Ad
2011 Barber.	3D gait analysis	0	1 8(2) [15-20]	2 1.7(1)		ma x: 21(1)		ξ (1)									
2011 Barber.	3D gait analysis	0	[2-5]			ma x: 26(6)	max: - 54(5)										
2010 Galli.	3D gait analysis	5	9. 2±5.7	1 .1 (5.8)	Ma x st: 13.3 (5.4) Min st: - 12.2 (4.2)	Max sw: 5.8 (4.2)	7 .6 (4.3)	min st: 4.3 (2.1)	max sw: 62.6 (6.6)	3 0.3 (7.6)	min st: -6.2 (4.6)						
Steinwender 2001	six camera video	6	1 0.7(3.1)					av: 19.4 (6.1)			av: 26.1 (9.8)			av: 3.2 (2.2)	av: 6.4 (7.9)		

Oberhofer. 2010	3D gait analysis	1 0.2(1.2)	2 6(5.5)	ξ (3.7)	1 5(4.9)				
5: 2001-2011	max:	2	2-20]	[-59-10]	25.5]	[2.1-56-69.2]	[-10.8-35.9]	5.4]	[1-1.5-14.3]

Tableau 43 Annexe D - Angles articulaires - Cas PC

Article + Année	Techs	N	Age (ans) ^A	Knee	Ankle	Hip						
Column1	Column2	Column4	Column5 ^C	Flexion	extension	Dorsiflexion	Plantarflexion	Flexion2	Ex-tension2	ad-duction	abduction ^a	Rotation ^R
Lee Barber. 2011	3D gait analysis	9 (spastic)	7(2) [15-21]	av: 10(1)		14.9(1)						
Harald Bohm. 2011	3D gait analysis	24: spastic diplegia	2.5 (3.7)	sw: 8.8 (9.1)	6.5 (5.2)	4.5 (5.1)	6.7 (6.3)	sw:4.9 (5.0)	(5.2)	4.9		
		25: hemiplegia	2(4)	sw:11.4 (9.8)	8.0 (4.7)	6.9 (6.4)	7.7 (9.3)	sw:6.4 (5.5)	(4.5)	5.2		
Alessandra Carriero. 2009	Seven infrared cameras	20: spastic diplegic	9 [5-12]	peak sw: 59.77 ±8.66 rang: 52.29±16.62				Max sw: 41.84±9.85	max x: 5.69 ± 11.50	max x: 9.16±3.41	max ax:- 4.88±4.34	max x: 13.28±1.082
Manuela Galli. 2010	3D gait analysis	28: right hemiparetic (RHG)	7 .3±5.8	max sw(R): 60.9 (7.9); 66.5 (6.7); 40.6 (6.6)		max st (R): 12.3 (3.5); 8.1 (5.8); -7.7 (6.9)			min st: - 5.1 (5.8) ; -6.5 (7.1); 1.08 (7.7)			min st: -7.4 (5.6) ; -1.6 (4.7); 5.9 (5.1)

		23: left hemiparetic (LHG)	8	max sw(L): 62.4 (8.8); 55.7 (5.8); 39.5 (9.4)				max st (L): 13.8 (6.1); -0.6 (9.1); -12.7 (7.6) max sw (L): 0.3 (4.0); -8.7 (8.5); -19.9 (7.1)							
Sebastian Grunt. 2010	video screen measurement (VSM)	17: spastic CP	8	max sw: 1.4±11.4	max st: 0.4±13.48	max st: 5.7±15.2	max sw: 2.6±18.8	max st: 12.0±14.68		ma	x st: 1.4±15.6				
Dimitrios Metaxiotis. 2000		19: di-plegic Subluxated side;	8	12.8 [6.5-26.1]						ma	x st: 11.4±13.2	ma	x st: 13.0±6.2	m ax sw: 8.6±6.9	
		non								ma	x st: 8.4±14.7	ma	x st: 3.2±4.8	m ax sw: 2.5±5.9	
Sylvia Ounpuu. 1996	3D gait analysis														
D. Patikas. 2007	3D gait analysis	18: di-plegia 16: hemiplegia	1	FS: ~27(20) oFO: ~23(19) oFS: ~18(23) FO: ~37(20) max sw: ~51(20)		FS: ~10(10) oFO: ~2(12) oFS: ~4(15) FO: ~21(20) max sw: ~12(13)		max FS: ~41(10) max oFO: ~33(9) max oFS: ~1(10) max FO: ~7(8) max sw: ~45(11)							
Gerhardt Steinwender. 2001	six camera video	15: di-plegic-crouch	1	av: 43.1 (15.5)				av: 42.3 (13.1)			av: 3.1 (7.1)			v: 4.3 (15.7) ^a	
		29: di-plegic-non crouch	1	av: 23.0 (10.1)				av: 32.8 (9.9)			av: 2.2 (4.4)			v: -1.1 (12.3) ^a	
Brigitte Toro. 2007		56 cluser 1 (*)	9	max: 64.32 (5.31)[58.39-71.93]	max: 39.93 (4.60)[33.98-45.88]	max: -3.44 (5.73)[-9.92-4.80]	max: 9.58 (5.90)[-0.21-15.94]	max: 35.68 (6.41)[25.42-41.49]	ma	x: 5.91 (2.33)[2.98-8.75]					
		(**) cluser 2		max: 63.43 (2.56)[60.71-66.22]	max: 1.45 (7.80)[-9.76-9.98]	max: -3.82 (3.77)[-8.87 to -0.20]	max: -43.07 (12.94)[-59.15 to -30.17]	max: 35.08 (3.71)[31.65-39.52]		max: -23.02 (6.38)[-33.23 to -17.31]					
		(***) cluser 3		max: 70.66 (2.46)[67.68-73.41]	max: 5.42 (5.63)[-1.48-10.63]	max: 6.11 (5.07)[1.39-12.33]	max: -21.39 (4.71)[-25.52 to -14.97]	max: 36.67 (1.51)[35.27-38.23]		max: -18.96 (4.30)[-24.85 to -15.58]					
Oberhofer. 2010		4 di	9	.5(1.5)	7(14.1)		22(3.3)	11(7.2)							
		5 hem	9	.8(0.6)	2(3.1)		26(2.5)	18(2.4)							

Tableau 45 Annexe D - moments articulaires _(ma et Δma) CP (N-m)

Année	Article +	Techs	Format	N	Age (ans)	Knee		Ankl		Hip			
						Flexio	Extension	Dorsiflexion	Dorsiflexion	Flexio	Extension	Ad-duction	Abduction
2010	Goldberg.	eight-camera system	Nm	1 hemiplegic	9.7	max sw: -2.77 min sw: -63.71	max sw: -2.77 min sw: -22.16			min sw: 11.08 max sw: 110.8	max sw: 11.08 min sw: 24.93		
2011	Goldberg.	eight-camera system	Nm	4: 1- (SCALE=2)	13. 8(7.2)	max sw: -7.9; min sw: -23.7	max sw: 3.95; min sw: -19.75			max sw: 27.65; min sw: -71.1	max sw: 27.65; min sw: -79		
				2- (SCALE=4)		max sw: -15.8; min sw: -79	max sw: -3.95; min sw: -39.5			max sw: 102.7; min sw: 27.65	max sw: 23.7; min sw: -71.1		
				3- (SCALE=9)		max sw: 3.95; min sw: -90.85	max sw: 59.25; min sw: -31.6			max sw: 177.75; min sw: -3.95	max sw: 59.25; min sw: -118.5		
				4- (SCALE=10)		max sw: 3.95; min sw: -110.6	max sw: 27.65; min sw: -27.65			max sw: 122.45; min sw: -17.95	max sw: 27.65; min sw: -110.6		
2004	McNee.	six camera system	Nm/kg	90 Spastic diplegic	10. 3 [4-16]		0.311(0.801)	0.327 (0.592)		0.280(0.362)			
2000	Metaxiotis.	3D gait analysis	Subluxated side; (Nm/kg)	19: diplegic	12. 8[6.5-26.1]						min 0.1 (0.01)	max: 0.69(0.25)	
				4: hemiplegic	14. 2[10.4-18.3]					min -0.2 (0.1)	max: 0.449(0.34)		
1996	Ounpuu.	#											
2001	Steinwender.	six camera video	Nm/kg	15: diplegic-crouch	13. 9(3.4)						av first: 0.9 (0.4)-crouch av st: 0.7 (0.4)-crouch		
				29: diplegic-non crouch	10. 1(2.8)					av first: 1.0 (0.4)-non-crouch av st: 0.7 (0.3)-non-crouch			
Synthese 6[1996-2011]				162	26.1	[4-90.85-3.95]	[-39.5-59.25]*	X	X	[-71.1-177.75]	[-118.5-59.25]*	X	X

Tableau 46 Annexe D - forces de contact (fc et Δfc) (W/kg)- Normal

Article + Année	Techs	N	Age (ans)	Knee		Ankle		Hip	
				Flexion	Extension	Dorsi- flexion	Dorsa- flexion	Flexion	Extension
Ounpuu. 1996	#	20	X	min: - 0.8(0.4)	max: 0.4(0.3)	min: - 0.3(0.5)	max: 3.1(1)	min: - 0.8(0.2)	max: 0.7(0.3)
Steinwender. 2001	six camera video	15: diplegic- crouch 29: diplegic-non crouch	13.9 (3.4) 10.1(2.8)				av: 1.2 (0.5)		av first: 0.0 (0.5) av st: 0.4 (0.3)
2[1996-2001]		61	[7.3- 17.3]	[-1.2 to - 0.4]	[0.1- 0.7]	[-0.8- 0.2]	[0.7- 4.1]	[-1 to - 0.6]	[-0.5-1]

Tableau 47 Annexe D - Forces de contact (fc et Δfc) (W/kg)- CP

Article	Techs	N	Age (ans)	Knee		Ankle		Hip		
				Flexion (abso)	Extension (gen)	Dorsi- flexion	Dorsa- flexion	Flexion	Ex- tension	Adduc- tion
Metaxiotis. 2000	3D gaint analysis	19: di- plegic 4: hemiple-	12.8 [6.5- 26.1]							max: 0.1 (0.01)

		gic	14.2[10.4									
		Subluxated	-18.3]									
		side										
		non										max: 0.36(0.35)
Ounpuu. 1996	#	1 he- miplegic	X	min:-1.2	max: 0.03	min: - 0.06	max: 0.01	min: - 0.08	max: 1.1			
Patikas. 2007	3D gaint analysis	18: di- plegia 16: hemi- plegia	10.5 ±2.76 9.6±3.2	min: - 0.6(0.3) max: - 0.2(0.5)	0	min: - 1(0.8)	max: 1(0.5)	min: - 0.5(0.3)	max: 1(0.7)			
Steinwen- der. 2001	six camera video	15: di- plegic- crouch	13.9 (3.4)		av: 43.1 (15.5)		av ter: 0.4 (0.3)		av first: 0.4 (0.4) av midst: 0.6 (0.3)			
		29: di- plegic-non crouch	10.1 (2.8)		av: 23.0 (10.1)		av ter: 0.5 (0.4)		av first: 1.1 (0.8) av midst: 1.1 (0.6)			
4[1996- 2007]		102	[6.5- 26.1]	[-1.2 - 0.3]	[0.03- 58.6]	[-1.8 to -0.2]	[0.01- 1.5]	[-0.8 to -0.08]	[0- 1.9]	[0.09- 0.71]		

Tableau 48 Annexe D - Données du système - Cas normaux

Article	Techs	N	Age (ans)	Longeur de pas(m)	Cadence(step/s)
Armel Cretual. 2010		5 ²	33.6(22-57)		1.87(0.09)
Schutte. 2000			10.5(4.9-17.6)		1.94(0.11)

Romei 2004			14(7-28)		1.91(0.31)
Sekiguchi. 2012	Analyse movement	9	52.1(17.6)	0.59 (0.09)	1.49 (0.43)
Assi. 2009			10(5-15)		1.88(0.23)
5: 2000-2012		4	3 [4.9-57]	[0.5-0.68]	[1.06-2.22]

Tableau 49 Annexe D - Données du système - Cas PC

Article	Techs	Age (ans)	Vitesse (m/s)	Longueur de pas(m)	Ca-dence(step/min)	EEI (beats/m)	Strike (m)
Laurent Ballaz. 2010	motion analysis system	0	adolescents) 0.47-1.34	0.91(0.28) 0.49(0.13) 0.29-0.69	110(18) 88-138	1.50(0.65) 0.58-2.65	
Dreher.2012		4	9.8(3.4)	0.9(0.2)	124(23)		0.9(0.2))
McNee. 2009		3	10.9(3)	1.03 (0.3)	117.9 (20.9)		
3: 2009-2012		7	[6.4-13.9]	[0.47-1.34]	[0.29-0.69]	[88-145]	[0.58-2.65] 1.1]

ANNEXE E : Exemple du questionnaire pour une source

TECHNIQUE

3D ultrasound

S1-Q1. Is the technique is appropriate to measure this property?

- Very high appropriate
- High appropriate
- Moderate appropriate
- Low appropriate
- Very low appropriate

S1-Q1-C. What is the confidence level of your expertise?

- Very high
- High
- Moderate
- Low
- Very low

PROTOCOL OF ACQUISITION AND MEASUREMENT

1) Image acquisition:

- 3D tracking system (CompactScan, TomTec GmbH, Germany)

- 3D reconstruction: Interpolation of the semi-structured array of images

2) Volume computing

- Muscle volume was calculated using disk summation

S1-Q2. Is the protocol is appropriate to measure this property?

- Very high appropriate
- High appropriate
- Moderate appropriate
- Low appropriate
- Very low appropriate

S1-Q2-C. What is the confidence level of your expertise?

- Very high
- High
- Moderate
- Low
- Very low

SUBJECTS AND VALUES

15 typically developing (mean age: 9.5 years, rang: 4-13): muscle volume (mean \pm SD) = 82.1 \pm 27.3 (cm³)

16 children with spastic hemiplegic cerebral palsy (SHCP) (mean age: 7.8 years; range: 4–12)

- SHCP (non-paretic): muscle volume(mean \pm SD) = 66.4 \pm 16.9 (cm³)

- SHCP (paretic): muscle volume (mean \pm SD) = 48.1 \pm 16.8 (cm³)

S1-Q3. Is the number of subjects correct for data and/or statistical analyses?

- Very high correct

- High correct
- Moderate correct
- Low correct
- Very low correct

S1-Q3-C. What is the confidence level of your expertise?

- Very high
- High
- Moderate
- Low
- Very low

S1-Q4. Are you confident with the range of values reported?

- Very high confidence
- High confidence
- Moderate confidence
- Low confidence
- Very low confidence

S1-Q4-C. What is the confidence level of your expertise?

- Very high
- High
- Moderate
- Low

Références

- [1] Leardini A, Chiari L, Della Croce U, Cappozzo A. Human movement analysis using stereophotogrammetry. Part 3. Soft tissue artifact assessment and compensation. *Gait Posture*. 21(2) (2005) 21225.
- [2] Toro B, Nester CJ, Farren PC. Cluster analysis for the extraction of sagittal gait patterns in children with cerebral palsy. *Gait Posture*. 25(2) (2007) 157-165.
- [3] Zhang B, Zhang Y, Begg RK. Gait classification in children with cerebral palsy by Bayesian approach. *Pattern Recognition*. 42(4) (2009) 581586.
- [4] Barber L, Barrett R, Lichtwark G. Passive muscle mechanical properties of the medial gastrocnemius in young adults with spastic cerebral palsy. *Journal of biomechanics*, 44(13), 2496–500. doi:10.1016/j.jbiomech.2011.06.008
- [5] Barber L, Hastings-Ison T, Baker R, Barrett R, Lichtwark G. Medial gastrocnemius muscle volume and fascicle length in children aged 2 to 5 years with cerebral palsy. *Developmental medicine and child neurology*, 53(6), 543–8. doi:10.1111/j.1469-8749.2011.03913.x
- [6] Basford JR, Jenkyn TR, An K, Ehman RL, Heers G, et al. Evaluation of healthy and diseased muscle with magnetic resonance elastography. *Arch Phys Med Rehabil* 83: 1530–1536. doi: 10.1053/apmr.2002.35472
- [7] Basford JR, Jenkyn TR, An K, Ehman RL, Heers G, Kaufman KR. Evaluation of healthy and diseased muscle with magnetic resonance elastography. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 83(11), 1530–1536. doi:10.1053/apmr.2002.35472
- [8] Beals RK. Developmental changes in the femur and acetabulum in spastic paraplegia and diplegia. *Dev Med Child Neurol* 1969;11:303–13.
- [9] Berleant D, Zhang J (2004). Representation and Problem Solving with Distribution Envelope Determination (DEnv) Daniel Berleant and Jianzhong Zhang, 85, 153–168.
- [10] Berleant D, Andrieu L, Argaud JP, Barjon F, Cheong MP, Dancre M, Sheble G et al. (2008). Portfolio management under epistemic uncertainty using stochastic dominance and information-gap theory. *International Journal of Approximate Reasoning*, 49(1), 101–116. doi:10.1016/j.ijar.2007.07.011

- [11] Campos CP, Cozman FG (2007). Computing lower and upper expectations under epistemic independence. *International Journal of Approximate Reasoning*, 44(3), 244–260. doi:10.1016/j.ijar.2006.07.013
- [12] Cherfaoui V. (2008). Distributed data fusion: application to confidence management in vehicular networks. *Information Fusion*, 2008 Retrieved from http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4632299
- [13] Chiari L, Della Croce U, Leardini A, Cappozzo A. (2005). Human movement analysis using stereophotogrammetry. Part 2: instrumental errors. *Gait & posture*, 21(2), 197–211. doi:10.1016/j.gaitpost.2004.04.004
- [14] Christensen D, Van Naarden Braun K, Doernberg NS, Maenner MJ, Arneson CL, Durkin MS, Benedict RE, Kirby RS, Wingate MS, Fitzgerald R, Yeargin-Allsopp M. Prevalence of cerebral palsy, co-occurring autism spectrum disorders, and motor functioning - Autism and Developmental Disabilities Monitoring Network, USA, 2008. *Dev Med Child Neurol*. 2014 Jan; 56(1):59-65.
- [15] Clemen RT and Reily T (1999), “Correlations and Copulas for Decision and Risk Analysis,” *Management Science*, Volume 45, Issue 2, pp. 208-224.*
- [16] Clemen RT and Winker RL (1985), “Limits for the Precision and Values of Information from Dependent Sources,” *Operations Research*, Volume 33, pp. 427-442.*
- [17] Clemen RT and Winker RL (1993), “Aggregating Point Estimates: A Flexible Modeling Approach,” *Management Science*, Issue 39, No. 4, pp. 501-515.*
- [18] Clemen RT and Winkler RL (1999), “Combining Probability Distributions from Experts in Risk Analysis,” *Risk Analysis*, Volume 19, Issue 2, pp.187-203.*
- [19] Cobb BR, Shenoy PP. (2006). On the plausibility transformation method for translating belief function models to probability models. *International Journal of Approximate Reasoning*, 41(3), 314–330. doi:10.1016/j.ijar.2005.06.008
- [20] Cooke RM (2001), “EXCALIBUR – Windows version of EXCALIBUR: Software for performance based combination of expert judgments,” Department of Mathematics, Delft University of Technology.
- [21] Cooke RM and Slijkhuis KA (2003), “Expert Judgment in the Uncertain Analysis of Dike Ring Failure Frequency,” Appearing in *Case Studies in Reliability and Maintenance*, pp.331-350.
- [22] Cooma G, Hermans F, Antonucci A, Zaffalon M. (2010). Epistemic irrelevance in credal nets: The case of imprecise Markov trees. *International Journal of Approximate Reasoning*

- ning, 51(9), 1029–1052. doi:10.1016/j.ijar.2010.08.011
- [23] Cozman FG. (2010). Concentration inequalities and laws of large numbers under epistemic and regular irrelevance. *International Journal of Approximate Reasoning*, 51(9), 1069–1084. doi:10.1016/j.ijar.2010.08.009
- [24] Dubois D, Prade H. On several representations of an uncertain body of evidence. *Fuzzy Information and Decision Processes*. 1982; 167-181.
- [25] Davies D, Bouldin, D (1979). A cluster separation measure. *Pattern Analysis and Machine*, 227. Retrieved from http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=4766909
- [26] Delialioglu MO, Tasbas BA, Bayrakci K, et al. Alternative reliable techniques in femoral torsion measurement. *J Pediatr Orthop B* 2006;15:28–33.
- [27] Della Croce U, Leardini A, Chiari L, Cappozzo A. (2005). Human movement analysis using stereophotogrammetry. Part 4: assessment of anatomical landmark misplacement and its effects on joint kinematics. *Gait & posture*, 21(2), 226–37. doi:10.1016/j.gaitpost.2004.05.003
- [28] Dempster AP (1967). Upper and Lower probabilities induced by a multivalued mapping. *Annals of Mathematical Statistics* 38, pp. 325–339, 1967.
- [29] Denoeux T (2000). A neural network classifier based on Dempster-Shafer theory. 30(2), 131–150. Retrieved from http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=833094
- [30] Denoeux T, Masson MH. (2004). EVCLUS: evidential clustering of proximity data. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics. Part B, Cybernetics : a publication of the IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society*, 34(1), 95–109. Retrieved from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/15369055>
- [31] Donna J, Oeffinger, Sam Augsburg TC (1997). *Pediatric kinetics: Agerelatedchanges in able-bodiedpopulations*. *Gait & Posture*, 5(2), 155–156.
- [32] Dubois D and Prade H (1982). On several representations of an uncertain body of evidence, in: *Fuzzy Information and Decision Processes* (M.M. Gupta, E. Sanchez, eds.), North-Holland, 167-181.
- [33] Dubois D et Prade H (1988). Representation and combination of uncertainty with belief functions and possibility measures. *Computational Intelligence* 4, pp. 244–264, 1988.
- [34] Dubois D, Prade H, Sabatier UP, Narbonne D, Cedex T. (1993). Possibility theory, probability and fuzzy sets: misunderstandings, bridges and gaps. In *Proceedings of the Second IEEE Conference on Fuzzy Systems* (pp. 1059–1068).
- [35] Blair E, Watson L. Epidemiology of cerebral palsy. *Semin Fetal Neonatal Med*. 8 (2005)

1-9.

- [36] Tonon F. Using random set theory to propagate epistemic uncertainty through a mechanical system. *Reliability Engineering System Safety*. 85(1-3) (2004) 169181.
- [37] Su FC, Wu WL, Cheng YM, Chou YL. Fuzzy clustering of gait patterns of patients after ankle arthrodesis based on kinematic parameters. *Medical Engineering Physics*. 23(2) (2001) 83-90. 19
- [38] Cozman FG. Concentration inequalities and laws of large numbers under epistemic and regular irrelevance. *International Journal of Approximate Reasoning*. 51(9) (2010) 10691084.
- [39] Fabry G, MacEwen GD, Shands AR. Torsion of the femur: a follow-up study in normal and abnormal conditions. *J Bone Joint Surg* 1973;55-A:1726–38.
- [40] Ferson S, Kreinovich V, Ginzburg L, Myers DS, York N (2003). Constructing probability boxes and Dempster-Shafer structures *, (19094), 3–144.
- [41] Steinwender G, Saraph V, Scheiber S, Zwick EB, Uitz C, Hackl K. Intra-subject repeatability of gait analysis data in normal and spastic children. *Clinical biomechanics*. 15(2) (2000) 1349.
- [42] Yavuzer G, Oken O, Elhan A, Stam HJ. Repeatability of lower limb three-dimensional kinematics in patients with stroke. *Gait Posture*. 27(1) (2008) 15.
- [43] Gorton GE, Hebert D, Gannotti ME. Assessment of the kinematic variability among 12 motion analysis laboratories. *Gait Posture*. 29(3) (2009) 398402.
- [44] Gennisson J, Deffieux T, Macé E, Montaldo G, Fink M, et al. (2010) Viscoelastic and anisotropic mechanical properties of in vivo muscle tissue assessed by supersonic shear imaging. *Ultrasound Med Biol* 36: 789–801.
- [45] Goossens LHJ, Cooke RM and Kraan, BCP (1998), “Evaluation of Weighting Schemes for Expert Judgment Studies,” *Probabilistic Safety Assessment and Management (Proceedings of PSAMA 4)*, pp.2389-2396.
- [46] Goossens LHJ, Harper FT, Kraan, BCP and Metivier H. (2000), “Expert Judgment for a Probabilistic Accident Consequence Uncertainty Analysis,” *Radiation Protection and Dosimetry*, Vol. 90, No. 3, pp.295-303.
- [47] Gorton GE, Hebert D, Gannotti ME (2009). Assessment of the kinematic variability among 12 motion analysis laboratories. *Gait & posture*, 29(3), 398–402. doi:10.1016/j.gaitpost.2008.10.060
- [48] Gustafson D, Shulka R, Delbecq A, and Walster A. (1973), “A Comparative Study of

- Differences in Subjective Likelihood Estimates Made by Individuals, Interacting Groups, Delphi Groups, and Nominal Groups,” *Organizational Behaviour and Human Performance*, Volume 9, pp. 280-291.
- [49] Hatfield AJ and Hipel KW (2002), “Risk and Systems Theory,” *Risk Analysis*, Volume 22, No. 6, pp.1043-1057.
- [50] Hermann KC, Egund N. Measuring anteversion in the femoral neck from routine radiographs. *Acta Radiol* 1999;40:557–9.
- [51] Cahuzac JP, Hobatho MC, Baunin C, Boulot J, Darmana R, Autefage A (1992). Classification of 125 children with rotational abnormalities. *Journal of Pediatric Orthopaedics* 1: Part B. 59-66
- [52] Post J, Hattermann FF, Krysanova V, Suckow F. Parameter and input data uncertainty estimation for the assessment of long-term soil organic carbon dynamics. *Environmental Modelling Software*. 23(2) (2008) 125-138.
- [53] Refsgaard JC, Nilsson B, Brown J, Klauer B, Moore R, Bech T, Vurro M, Blind M, Castilla G, Tsanis I, Biza P. Harmonised techniques and representative river basin data for assessment and use of uncertainty information in integrated water management. *Environmental Science Policy*. 8(3) (2005) 267-277.
- [54] Wellmann JF, Horowitz FG, Schill E, Regenauer-Lieb K. Towards incorporating uncertainty of structural data in 3D geological inversion. *Tectonophysics*. 490(34) (2010) 141-151.
- [55] Kong CK, Tse PW, Lee WY. Bone age and linear skeletal growth of children with cerebral palsy. *Dev Med Child Neurol*. 1999 Nov;41(11):758-65.
- [56] Chiari L, Della Croce U, Leardini A, Cappozzo A. Human movement analysis using stereophotogrammetry. Part 2: instrumental errors. *Gait Posture*. 21(2) (2005) 197-211.
- [57] Zadeh LA. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning I. *Information Sciences*. 8(3) (1975) 199-249.
- [58] Leardini A, Chiari L, Della Croce U, Cappozzo A. (2005). Human movement analysis using stereophotogrammetry. Part 3. Soft tissue artifact assessment and compensation. *Gait & posture*, 21(2), 212–25. doi:10.1016/j.gaitpost.2004.05.002
- [59] Lee AC, Magee DJ, Zachazewski JE, Quillen WS (2007) Injury, inflammation, and repair: tissue mechanics, the healing process, and their impact on the musculoskeletal system. In: Magee DJ, Zachazewski JE, Quillen WS, eds. *Scientific foundations and principles of practice in musculoskeletal Rehabilitation*. Philadelphia: Saunders. 1–22.

- [60] Likert, Rensis (1932). "A Technique for the Measurement of Attitudes". *Archives of Psychology* 140: 1–55.
- [61] O'Malley MJ, Abel MF, Damiano DL, Vaughan CL. Fuzzy clustering of children with cerebral palsy based on temporal-distance gait parameters. *IEEE transactions on rehabilitation engineering: a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. 5(4) (1997) 300309.
- [62] Malaiya R, McNee AE, Fry NR, Eve LC, Gough M, Shortland AP. (2007). The morphology of the medial gastrocnemius in typically developing children and children with spastic hemiplegic cerebral palsy. *Journal of electromyography and kinesiology : official journal of the International Society of Electrophysiological Kinesiology*, 17(6), 657–63. doi:10.1016/j.jelekin.2007.02.009
- [63] Mark A. Nicosia, James G. Brasseur , Ji-Bin Liu , Larry S. Miller. Local longitudinal muscle shortening of the human esophagus from high-frequency ultrasonography. *American Journal of Physiology - Gastrointestinal and Liver Physiology* Published 1 October 2001 Vol. 281 no. G1022-G1033
- [64] Masson M, Denœux T (2008). ECM: An evidential version of the fuzzy c-means algorithm. *Pattern Recognition*, (August 2007). Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320307004062>
- [65] Mercier D, Cron G, Denœux T, Masson M. (2009). Decision fusion for postal address recognition using belief functions. *Expert Systems with ...*, (2). Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417408003722>
- [66] Mercier D, Quost B, Denœux T. (2008). Refined modeling of sensor reliability in the belief function framework using contextual discounting. *Information Fusion*, 1(1). Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1566253506000698>
- [67] O'Malley MJ, Abel MF, Damiano DL, Vaughan CL. (1997). Fuzzy clustering of children with cerebral palsy based on temporal-distance gait parameters. *IEEE transactions on rehabilitation engineering : a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 5(4), 300–9. Retrieved from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/9422455>
- [68] Oberhofer K, Stott NS, Mithraratne K, Anderson I. (2010). Subject-specific modelling of lower limb muscles in children with cerebral palsy. *Clinical biomechanics (Bristol, Avon)*, 25(1), 88–94. doi:10.1016/j.clinbiomech.2009.09.007
- [69] Ounpuu S, Gage JR, Davis RB. (1991). Three-dimensional lower extremity joint kinetics in normal pediatric gait. *Journal of pediatric orthopedics*, 11(3), 341–9. Retrieved from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/2056083>

- [70] Rousseeuw PJ. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, Vol. 20, pp. 53–65, 1987.
- [71] Papazoglou S, Rump J, Braun J, Sack I (2006) Shear wave group velocity inversion in mr elastography of human skeletal muscle. *Magn Reson Med* 56: 489–497. doi: 10.1002/mrm.20993
- [72] Ringleb SI, Bensamoun SF, Chen Q, Manduca A, An KN, et al. (2007) Application of magnetic resonance elastography to healthy and pathologic skeletal muscle. *J Magn Reson Imaging* 25: 301–309. doi: 10.1002/jmri.20817
- [73] Rustem, Berc, Robin Becker G, and Marty Wolfgang. "Robust min–max portfolio strategies for rival forecast and risk scenarios." *Journal of Economic Dynamics and Control* 24.11 (2000): 1591-1621.
- [74] Grunt S, van Kampen PJ, van der Krogt MM, Brehm MA, Doorenbosch CAM, Becher JG. Reproducibility and validity of video screen measurements of gait in children with spastic cerebral palsy. *Gait Posture*. 31 (2010) 489-494.
- [75] Janak SL, Lin X, Floudas CA. A new robust optimization approach for scheduling under uncertainty: II. Uncertainty with known probability distribution. *Computers Chemical Engineering*. 31(3) (2007) 171-195
- [76] Sekiguchi Y, Muraki T, Kuramatsu Y, Furusawa Y, Izumi SI. (2012). The contribution of quasi-joint stiffness of the ankle joint to gait in patients with hemiparesis. *Clinical biomechanics (Bristol, Avon)*, 27(5), 495–9. doi:10.1016/j.clinbiomech.2011.12.005
- [77] Shafer G. (1976). *A Mathematical Theory of Evidence* (p. 314). Princeton University Press. Retrieved from <http://www.amazon.com/Mathematical-Theory-Evidence-Glenn-Shafer/dp/069110042X>
- [78] Shands A, Steele M. Torsion of the femur: a follow-up report on the use of the Dunlop method for its determination. *J Bone Joint Surg* 1958;40-A:803–16.
- [79] Sharon-Lise, Normand T, Barbara J. McNeil, Laura Peterson E and Heather Palmer R. Eliciting expert opinion using the Delphi technique: identifying performance indicators for cardiovascular disease. *Int J Qual Health Care* (1998) 10 (3): 247-260.
- [80] Smets P. (1990). The combination of evidence in the transferable belief model. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE ...*, 1–36. Retrieved from http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=55104
- [81] Steinwender G, Saraph V, Scheiber S, Zwick EB, Uitz C, Hackl K. (2000). Intrasubject repeatability of gait analysis data in normal and spastic children. *Clinical biomechanics*

- (Bristol, Avon), 15(2), 134–9. Retrieved from <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/10627329>
- [82] Chau T. A review of analytical techniques for gait data. Part 1: fuzzy, statistical and fractal methods. *Gait Posture*. 13(1) (2001) 49-66.
- [83] Hoang TN, Dao TT, Ho Ba Tho MC. Clustering of children with cerebral palsy with prior biomechanical knowledge fused from multiple data sources. *International Journal of Approximate Reasoning*. Submitted.
- [84] Hoang TN, Dao TT, Denoeux T, Ho Ba Tho MC. *A Clustering Model for the Musculoskeletal Disorders with Fused Data from Multiple Sources*. 5th International Conference on Computational Bioengineering, ICCB2013 Leuven, Belgium September 11-13.
- [85] Hoang TN, Dao TT, Denoeux T, Ho Ba Tho MC. *Belief-based Silhouette Index for Performance Analysis of Evidential Clustering Model for Clinical Decision Support System*. 1st International workshop MS2T. 5-6 September, Compiègne, France.
- [86] Dao TT, Marin F, Pouletaut P, Aaufaure P, Charleux P, Ho Ba Tho MC. Estimation of Accuracy of Patient Specific Musculoskeletal Modeling: Case Study on a Post-Polio Residual Paralysis Subject. *ComputerMethod in Biomechanics and Biomedical Engineering*. 15 (7) (2012) 745-751.
- [87] Tonon F. (2004). Using random set theory to propagate epistemic uncertainty through a mechanical system. *Reliability Engineering & System Safety*, 85(1-3), 169–181. doi:10.1016/j.res.2004.03.010
- [88] Tonon F (2008). Some properties of a random set approximation to upper and lower distribution functions. *International Journal of Approximate Reasoning*, 48(1), 174–184. doi:10.1016/j.ijar.2007.07.010
- [89] Della Croce U, Leardini A, Chiari L, Cappozzo A. Human movement analysis using stereophotogrammetry. Part 4: assessment of anatomical landmark misplacement and its effects on joint kinematics. *Gait Posture*. 21(2) (2005) 22637.
- [90] Vapnik VN (1995). The nature of statistical learning theory. Retrieved from <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=211359>
- [91] Wang Z, Jiang M, Zhang Y (2009). Children Abnormal Gait Analysis Based on SVM, II(3), 20–23.
- [92] Yavuzer G, Oken O, Elhan A, Stam HJ (2008). Repeatability of lower limb three-dimensional kinematics in patients with stroke. *Gait & posture*, 27(1), 31–5. doi:10.1016/j.gaitpost.2006.12.016

- [93] Wang Z, Jiang M, Zhang Y. Children Abnormal Gait Analysis Based on SVM. Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science. 2(3) (2009) 2023.
- [94] Zadeh LA. (1975). The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning—I. Information Sciences, 8(3), 199–249. Retrieved from [http://dx.doi.org/10.1016/0020-0255\(75\)90036-5](http://dx.doi.org/10.1016/0020-0255(75)90036-5)
- [95] Zhang B, Zhang Y, Begg RK (2009). Gait classification in children with cerebral palsy by Bayesian approach. Pattern Recognition, 42(4), 581–586. doi:10.1016/j.patcog.2008.09.025