

### XIII. Détermination d'un patron représentatif de la cinématique 3D du genou à l'aide d'une analyse fonctionnelle des données

Imen Mechmeche<sup>1,2</sup>, Amar Mitiche<sup>1</sup>, Youssef Ouakrim<sup>2,3</sup>, Jacques A. De Guise<sup>2</sup> et Neila Mezghani<sup>2,3</sup>

<sup>1</sup>Institut National de la Recherche Scientifique, INRS-EMT, Montréal, Quebec, Canada,

<sup>2</sup>Laboratoire de recherche en Imagerie et Orthopédie, École de technologie supérieure, Centre de recherche du Centre hospitalier de l'Université de Montréal, Montréal, Canada,

<sup>3</sup>Centre de Recherche LICEF, TELUQ university, Montreal, Canada,

#### Résumé

Le but de cette étude est de déterminer un patron représentatif des signaux cinématiques tridimensionnels (3D) du genou. Ces signaux correspondent à des courbes continues décrivant la variation en fonction du temps des angles de rotation du genou dans les plans sagittal, frontal et transverse durant un cycle de marche. La détermination d'un patron représentatif à partir de ces courbes est confrontée à une grande complexité qui est due principalement à la présence des courbes aberrantes et à la variabilité en phase entre les différentes courbes. Nous proposons une approche basée sur l'analyse fonctionnelle des données cinématiques qui consiste à (1) éliminer les courbes aberrantes à l'aide de l'indice MBD (*Modified Band Depth Index*) et (2) à minimiser la variabilité à l'aide de la technique *curve registration*. Finalement le patron retenu est défini par une moyenne des courbes traitées.

#### 1. Introduction

L'analyse des données cinématiques du genou est une nouvelle approche qui a permis une meilleure compréhension de son mode fonctionnement en état de mouvement. Ce type d'analyse permet également d'effectuer un diagnostic non invasive des différentes pathologies musculosquelettiques du genou [1]. En effet, plusieurs études dans la littérature ont permis d'effectuer une classification des patients saints et arthrosiques en se basant sur l'analyse de ces données cinématiques [2] [3].

Une telle analyse se base généralement sur un patron représentatif, qui décrit la variation de chacun des trois angles de rotation (flexion, abduction, rotation) durant un cycle de marche. Ce patron est déduit à partir d'une quarantaine d'observations pour chaque sujet, qui constituent les variations des angles de rotation du genou durant plusieurs cycles de marche. Cependant, l'extraction de ce patron est une tâche complexe. En effet les courbes observées souffrent d'une part de la présence de données aberrantes, et d'autre part de la variabilité en phase entre les cycles superposés. Ceci est traduit par un décalage remarquable des

extremums, ce qui fausse naturellement la moyenne (Généralement considérée comme le patron représentatif) suite à une perte de données au niveau de la forme et de ces valeurs clés.

Généralement la méthode la plus fréquente dans la littérature c'est de moyenner les cycles les plus répétitifs: ceux qui maximisent le coefficient d'intercorrélation [4]. Cette méthode ne tient pas compte de l'aspect continu des courbes et de la corrélation temporelle existante. Ainsi, ce que nous proposons dans ce travail c'est d'utiliser l'analyse fonctionnelle de données (FDA) pour un traitement des observations avant de les moyenner.

## 2. Méthode

L'approche proposée est composée de deux étapes comme expliqué dans la Fig. 1. La première consiste à éliminer les courbes aberrantes en utilisant l'indice MBD [5] [6], puis la deuxième permet de minimiser la variabilité en phase entre les courbes en effectuant un alignement temporel (*curve registration*) [7]. Ces deux outils utilisés sont propre à l'analyse fonctionnelle de données (FDA): un outil statistique avancé qui représente une continuation de l'analyse multivariée dans le cas des courbes fonctionnelles. L'avantage étant de permettre l'utilisation des informations caractéristiques des signaux continus (forme de la courbe, déphasage, dérivée) généralement perdus avec les outils de la statistique classique.

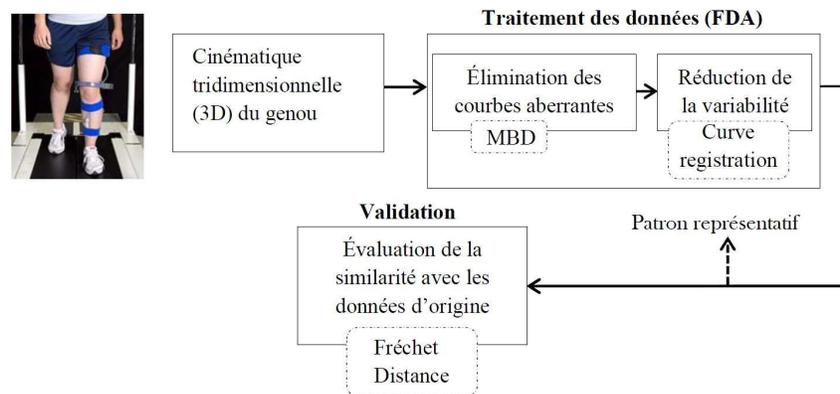


Figure 1 : Diagramme en bloc de l'approche proposée

Le patron proposé est obtenu finalement par une simple moyenne des données traitées. La validation est effectuée à l'aide de la distance de Fréchet, en mesurant le degré de similarité entre le patron proposé et les données d'origine.

### Base de données

Les données cinématiques ont été collectées à l'aide de l'outil KneeKG<sup>TM</sup> (Emovi Inc., Laval, QC, Canada) durant un enregistrement qui dure 45 s. Pour chaque angle, la courbe complète de l'essai est filtrée [8] et découpée pour séparer les différents cycles de marche. Nos observations sont ainsi constituées par la superposition de ces cycles découpés.

## Elimination des courbes aberrantes

Nous proposons d'identifier les données aberrantes à l'aide d'un outil de l'analyse fonctionnelle qui est l'indice MBD (*Modified band depth index*). Cet indice permet de mesurer la centralité de chaque courbe parmi les observations. Il correspond à la moyenne parmi toutes les bandes possibles de la proportion du temps que puisse passer une courbe à l'intérieur d'une bande. Mathématiquement cet indice est calculé comme suit [9]:

$$MBD_x(x) = \binom{n}{2}^{-1} \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \frac{\lambda(\{t \in I | \alpha_{ij} \leq x(t) \leq \beta_{ij}\})}{\lambda(I)}$$

ou  $\alpha_{ij} = \min(x_i(t), x_j(t))$ ,  $\beta_{ij} = \max(x_i(t), x_j(t))$ , et  $\lambda(\cdot)$  est la mesure de Lebesgue  $\mathbb{R}$  [9].

Les courbes aberrantes sont par la suite identifiées par un tri des observations selon la valeur de l'indice MBD, de la courbe la plus centrale (la médiane) à la courbe la moins centrale. Le diagramme en boîte [10] de la statistique classique nous permettra de les identifier comme les valeurs extrêmes se situant à une distance supérieur à 1.5 fois l'interquartile (voir Fig. 2).

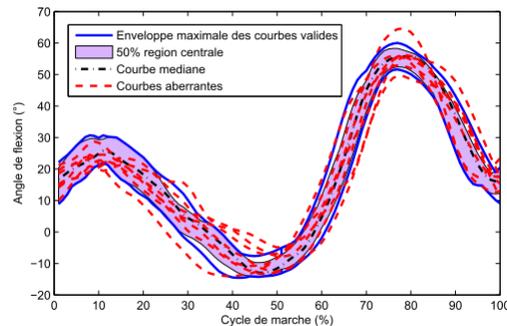


Figure 2: Diagramme en boîte pour le cycle de flexion

## Réduction de la variabilité en phase

Pour la réduction de la variabilité en phase, nous avons opté pour la technique *curve registration* qui consiste à effectuer des transformations non linéaires de l'échelle temporelle de chaque courbe de façon à ce que les extremums et les passages par zéro se produisent au même temps. Mathématiquement parlant cette procédure se résume dans les étapes suivantes:

- 1) Exprimer les courbes sous forme de fonctions continues à l'aide des combinaisons linéaires de fonctions de bases. Dans ce contexte nous avons opté pour les splines vu que nos signaux ne sont pas périodiques [7]:  $f(t) = \sum_{i=1}^K C_i \phi_i(t)$
- 2) Calculer la courbe moyenne des observations  $\hat{u}[t]$
- 3) Pour chaque observation calculer la fonction de déformation temporelle [11] qui minimise la fonction objective suivante :

4)  $J = \sum_{i=1}^N \int_T (Y_i[w_i(t)] - \hat{u}[t])^2$ , ou  $N$  est le nombre de courbes retenues et  $Y_i$  la  $i^{ème}$  courbe. En d'autres termes, nous essayons d'aligner chaque courbe avec la moyenne des observations

On réitère les étapes 2 et 3 jusqu'à convergence. Le résultat de cette étape est illustré par la Fig. 3.

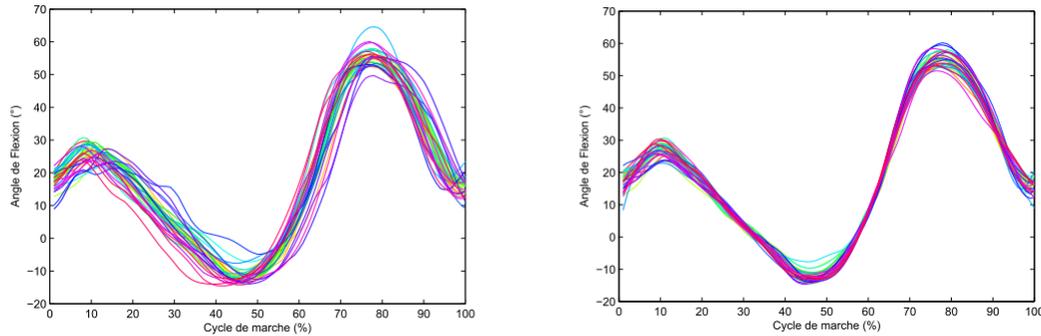


Figure 3 : Effet de l'alignement avec la technique : curve registration

### 3. Résultats et validation

Pour valider notre approche nous avons comparé notre patron défini par la moyenne des observations traitées à deux autres patrons utilisés dans la littérature qui sont la moyenne des données brutes et la moyenne des 15 cycles les plus répétitifs. La comparaison est faite en se basant sur l'hypothèse suivante : Le patron le plus représentatif est celui qui ressemble le plus aux données d'origines retenus après la suppression des données aberrantes. Cette ressemblance est évaluée à l'aide de la distance de Frechet [12]. Ainsi, pour chaque patient de la base de données on calcule 3 moyennes qui correspondent à la moyenne des distances de chaque patron par rapport aux données valides retenues pour ce patient. Le patron le plus représentatif est celui qui correspondra à la distance minimale entre ces 3. Le Tableau 1 résume les résultats obtenus et la Fig. 4 illustre la différence entre les 3 patrons.

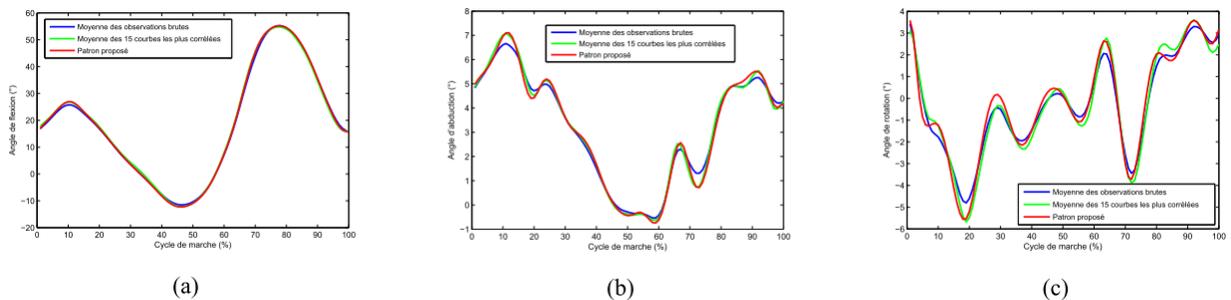


Figure 4 : Différence entre les différents patrons pour la (a) flexion/extension, (b) l'abduction/adduction et (c) la rotation interne/externe.

**Tableau 1:** Pourcentage des cas où le patron proposé est plus représentatif que la moyenne des données brutes et la moyenne des 15 observations les plus corrélées.

	Flexion	Abduction	Rotation
Moyenne des données brutes	70%	65%	78%
Moyenne des 15 observations les plus corrélées	72%	75%	76%

#### 4. Conclusion

L'objectif de cette étude était de déterminer un patron représentatif des données cinématiques tridimensionnelles du genou. L'approche proposée consiste à effectuer un prétraitement des observations afin d'obtenir une moyenne plus robuste et représentative. Le traitement consiste à éliminer les courbes aberrantes en utilisant l'indice MBD, puis à minimiser la variabilité à l'aide de la technique *curve registration*. L'apport de ce travail réside essentiellement dans l'exploitation des outils de l'analyse fonctionnelle pour l'extraction du patron, d'autant plus, nous estimons que l'amélioration de la précision obtenue permettra une meilleure analyse et de meilleurs résultats de classification.

#### Références bibliographiques

- [1] V. Medved, *Measurement of Human Locomotion*. CRC Press, 2000.
- [2] N. Mezghani, S. Husse, K. Boivin, K. Turcot, R. Aissaoui, N. Hagemester, J. De Guise, et al., "Automatic classification of asymptomatic and osteoarthritis knee gait patterns using kinematic data features and the nearest neighbor classifier," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 55, no. 3, pp. 1230–1232, 2008.
- [3] N. Mezghani, Y. Ouakrim, A. Fuentes, N. Hagemester, R. Aissaoui, M. Pelletier, and J. de Guise, "Knee osteoarthritis severity assessment using knee kinematic data classification," *Osteoarthritis and Cartilage*, vol. 20, p. S97, 2012.
- [4] A. Duhamel, J. Bourriez, P. Devos, P. Krystkowiak, A. Destee, P. Derambure, and L. Defebvre, "Statistical tools for clinical gait analysis," *Gait & posture*, vol. 20, no. 2, pp. 204–212, 2004.
- [5] S. López-Pintado and J. Romo, "On the concept of depth for functional data," *Journal of the American Statistical Association*, vol. 104, no. 486, pp. 718–734, 2009.
- [6] M. Febrero, P. Galeano, and W. González-Manteiga, "Outlier detection in functional data by depth measures, with application to identify abnormal nox levels," *Environmetrics*, vol. 19, no. 4, pp. 331–345, 2007.
- [7] J. Ramsay and X. Li, "Curve registration," *Journal of the Royal Statistical Society. Series B, Statistical Methodology*, pp. 351–363, 1998.
- [8] R. Aissaoui, S. Husse, H. Mecheri, G. Parent, and J. De Guise, "Automatic filtering techniques for three-dimensional kinematics data using 3d motion capture system," in *Industrial Electronics, 2006 IEEE International Symposium on*, vol. 1, pp. 614–619, IEEE, 2006.
- [9] A. Arribas-Gil and J. Romo, "Shape outlier detection and visualization for functional data: the outliergram," *Biostatistics*, vol. 15, no. 4, pp. 603–619, 2014.
- [10] Y. Sun and M. G. Genton, "Functional boxplots," *Journal of Computational and Graphical Statistics*, vol. 20, no. 2, 2011.
- [11] M. Müller, "Dynamic time warping," *Information retrieval for music and motion*, pp. 69–84, 2007.
- [12] H. Alt and M. Godau, "Computing the fréchet distance between two polygonal curves," *International Journal of Computational Geometry & Applications*, vol. 5, no. 01no2, pp. 75–91, 1995.