

# RECONNAISSANCE DE MOUVEMENT : OUTIL D'ÉVALUATION DES SOURCES D'INFORMATIONS POUR LE PLACEMENT OPTIMAL DE CENTRALES INERTIELLES

**Author:** Damien Hoareau<sup>1</sup> [damien.hoareau@ens-rennes.fr](mailto:damien.hoareau@ens-rennes.fr)  
**Co-auteur:** Gurvan Jodin<sup>1</sup> ; Jacques Prioux<sup>2</sup> ; Florence Razan<sup>1</sup>

<sup>1</sup> ENS de Rennes, SATIE

<sup>2</sup> ENS de Rennes, M2S

Conférence Sciences<sup>2024</sup>, saison 2021

<https://sciences2024.polytechnique.fr>

May 28, 2021

**Mots clefs:** Modèle biomécanique, centrale inertielle, reconnaissance de mouvement.

## 1 Introduction

Les capteurs sont de plus en plus utilisés dans le sport [1], ils permettent la mesure et le suivi de la performance afin de pouvoir prévenir les blessures ou encore ajuster les contenus d'entraînement. L'analyse des mouvements et actions effectuées par les sportifs [5] permet d'établir une première approche de l'évaluation de la notion charge de travail [3]. La pertinence et la qualité des données récupérées dépendent du placement de ces capteurs sur le corps humain.

Cet article présente donc le développement d'un outil permettant d'évaluer les sources d'informations les plus pertinentes sur le corps humain pour reconnaître un mouvement.

## 2 Méthode utilisée

### 2.1 Validation du modèle biomécanique

Lors d'une première phase, la capture de mouvement a été effectuée pour remonter au modèle biomécanique (Xsens MVN Link) en utilisant la bibliothèque Custom [4]. Une discrétisation de ce modèle (154 points) est réalisée permettant d'extraire les données simulées de centrales inertielles, la fréquence d'échantillonnage est de 240 Hz.

Lors d'une deuxième phase, 14 capteurs de type centrales inertielles (DELSYS) sont placées sur un sportif qui réalise des mouvements de référence type marche, saut, course, frappe... Les données des capteurs réels (Real Imu Data : RID) sont comparées aux données des capteurs simulés (Synthetized Imu Data : SID) extrait du modèle biomécanique, sur la base d'étude fréquentielle et statistique. Les données issues des signaux SID et RID sont mis en correspondance par rapport à leurs positions sur le corps humain et le modèle biomécanique.

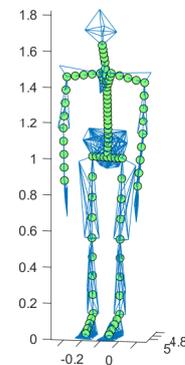


Figure 1: Modèle biomécanique discrétisé.

### 2.2 Reconnaissance de mouvement

Basé sur le modèle biomécanique établi et les données simulées une première implémentation d'algorithme de reconnaissance de mouvement a été réalisée, un classifieur SVM [2] est utilisé car c'est un algorithme très classique et répandu.

## 3 Résultats obtenus

Les signaux sont segmentés et comparés via des *features* (tableau 1). L'erreur est évaluée par le critère RMSE (Route Mean Square Error) :

$$RMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_N (RID - SID)^2}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_N RID^2}} \quad (1)$$

En fonction des capteurs l'erreur varie plus ou moins entre 20 % et 160 % (figure 2), cela peut s'expliquer par diverses hypothèses et artefacts, notamment par la différence de dynamique mise en évidence par les comparaisons de spectres. Cela permet de discriminer les *features* bien synthétisées et donc utilisables pour l'apprentissage de l'algorithme de reconnaissance de

Number	Feature
1	Mean
2	Standard Deviation
3	Root Mean Square
4	Mean crossing rate
5	Max
6	Min
7	Mean of PSD
8	Standard Deviation of PSD
9	Skewness of PSD
10	Kurtosis of PSD
11	First Quartile
12	Second Quartile
13	Third Quartile

Table 1: Liste des features utilisés pour la caractérisation des signaux.

mouvement. Dans l'ensemble, les résultats de comparaisons pour les différents capteurs sont jugés satisfaisants.

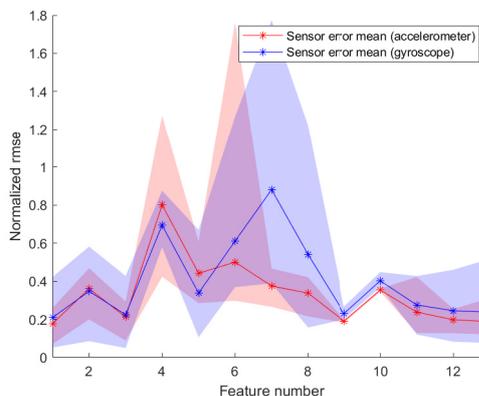


Figure 2: Erreur normalisée de la norme d'accélération et de vitesse angulaire entre SID et RID pour tous les capteurs par rapport aux features.

Un algorithme de classification est entraîné sur les diverses positions de capteurs et un score via validation croisée est présenté (figure 3).

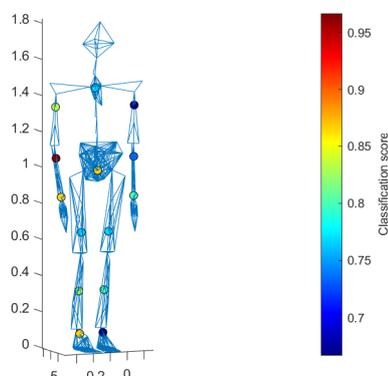


Figure 3: Score de classification sur les signaux SID pour les différents capteurs.

Dans ce cas, le meilleur capteur ou la meilleure source, si on ne considère qu'un seul point, est obtenu par le

score de classification le plus élevé.

## 4 Conclusion et perspectives

Cette étude préliminaire permet de valider l'utilisation du modèle biomécanique pour le développement de l'outil. Il faut néanmoins améliorer certains paramètres en se basant sur les hypothèses émises et les artefacts liées aux divers étages du développement (acquisitions, algorithmes...). De plus, la base de données utilisée est très importante, elle influe sur les résultats obtenus.

Par la suite, divers critères pourront être étudiés et discutés afin d'évaluer de manière pertinente les sources d'informations. Enfin, la fusion de capteurs ou d'algorithmes sont la prochaine étape permettant d'optimiser la position et le choix de plusieurs capteurs portés, dans l'objectif final de quantifier la charge de travail.

## 5 Remerciements

Les auteurs remercient PONTONNIER Charles et BIDEAU Nicolas pour leur aide précieuse pour la mise en œuvre expérimentale et les conseils sur les modèles biomécaniques.

## References

- [1] Gobinath Aroganam, Nadarajah Manivannan, and David Harrison. Review on wearable technology sensors used in consumer sport applications. *Sensors*, 19(9):1983, 2019.
- [2] Emily E Cust, Alice J Sweeting, Kevin Ball, and Sam Robertson. Machine and deep learning for sport-specific movement recognition: a systematic review of model development and performance. *Journal of Sports Sciences*, 37(5):568–600, 2019. doi: 10.1080/02640414.2018.1521769. URL <https://doi.org/10.1080/02640414.2018.1521769>. PMID: 30307362.
- [3] Shona L Halson. Monitoring training load to understand fatigue in athletes. *Sports medicine*, 44(2):139–147, 2014.
- [4] Antoine Muller, Charles Pontonnier, Pierre Puchaud, and Georges Dumont. Custom: a matlab toolbox for musculoskeletal simulation. *Journal of Open Source Software*, 4(33):927, 2019. doi: 10.21105/joss.00927. URL <https://doi.org/10.21105/joss.00927>.
- [5] Eline van der Kruk and Marco M Reijne. Accuracy of human motion capture systems for sport applications; state-of-the-art review. *European journal of sport science*, 18(6):806–819, 2018.