



**44<sup>ème</sup> Journée de la Recherche Équine**  
**Jeudi 15 mars 2018**

## **Prédiction de la vitesse du cheval de sport à l'aide de données accélérométriques et gyroscopiques**

A. Schmutz<sup>1,2,3</sup>, J. Jacques<sup>2</sup>, L. Chèze<sup>3</sup>, P. Martin<sup>1</sup>

<sup>1</sup> CWD – Chemin Fontaine de Fanny – 24300 Nontron

<sup>2</sup> Université de Lyon – Lyon 2 – ERIC EA3083 – 69676 Bron

<sup>3</sup> Université de Lyon – Lyon 1 – LBMC UMR T9406 – 69100 Villeurbanne

### **Résumé**

Avec l'essor des nouvelles technologies, le monitoring des activités physiques pour évaluer les performances sportives est en pleine expansion. Ce type d'objet connecté est en train d'être décliné à de nombreuses disciplines sportives dont les sports équestres. Pour autant, l'estimation de la vitesse et de la longueur de foulée restent des paramètres problématiques complexes pour toutes les disciplines sportives.

C'est dans cette thématique que CWD a positionné sur le garrot de chevaux un accéléromètre et un gyroscope. Ainsi à chaque foulée l'accélération et la vitesse angulaire selon les 3 axes du déplacement (x, y, z) sont mesurées. L'objectif de ce travail est d'estimer à partir de ces données la vitesse du cheval à chaque foulée afin de la retranscrire au cavalier avec une précision d'au moins 0,6 m/s. Différents modèles prédictifs ont été testés, les résultats obtenus avec le modèle présentant la meilleure précision sont présentés ici.

**Mots clés : prédiction, vitesse, accélérométrie**

### **Summary**

With the growth of smart devices market, the monitoring of physical activities to evaluate sports performance is expanding. Currently this type of connected device is declined to numerous disciplines whose equestrian sports. For all that, speed estimation and length of stride estimation are complicated parameters to estimate for all sport disciplines.

It is in this theme that CWD put an accelerometer and a gyroscope on horse's withers. So, it collects data from the 3 space directions (x, y, z) at each stride. The objective is to predict, from those data, the speed of the horse at each stride in order to give it to the rider with an exactness of 0.6 m/s. Different predictive models has been tested, results obtained with the model which has the best exactness, will be shown.

**Key-words: prediction, speed, accelerometry**

## Introduction

Avec l'essor des nouvelles technologies, le monitoring des activités physiques pour évaluer les performances sportives est en pleine expansion. Ce type d'objet connecté est en train d'être décliné à de nombreuses disciplines sportives. Dans les sports équestres, plusieurs entreprises développent actuellement des objets connectés. L'estimation de la vitesse et de la longueur de foulée restent cependant des paramètres problématiques complexes pour toutes les disciplines sportives.

C'est dans cette thématique que CWD a positionné sur le garrot de chevaux un accéléromètre et un gyroscope. Ainsi à chaque foulée l'accélération et la vitesse angulaire selon les 3 axes du déplacement (x, y, z) sont mesurées. Ce dispositif ne comporte pas de GPS car il fallait un dispositif d'acquisition pouvant fonctionner aussi bien en manège qu'en extérieur. L'objectif de ce travail est d'estimer à partir de ces données, la vitesse du cheval à chaque foulée afin de la retranscrire au cavalier avec une précision d'au moins 0,6 m/s.

### 1 Les données

Les données sont récoltées à l'aide d'un accéléromètre et d'un gyroscope positionnés sur le garrot du cheval. Leur fréquence d'échantillonnage est de 100 Hertz, ils récoltent les données selon les 3 axes du mouvement : dorso-ventral (x), medio-latéral (y) et cranio-caudal (z).

Une base de données a été constituée en couplant les mesures de l'accéléromètre et du gyroscope avec celles utilisant une méthode de référence : l'acquisition de vidéos rapides 2D. Cette méthode permet d'évaluer la vitesse à chaque foulée dans un champ d'étude de 26 mètres à l'aide de 4 caméras, 2 ordinateurs et des marqueurs réfléchissants positionnés sur les membres du cheval, le tapis, la selle et sur le champ d'étude (cf. Figure I). Actuellement 2685 foulées de galop en ligne droite ont été mesurées sur 44 chevaux.

Figure I : Cheval équipé avec les marqueurs réfléchissants (à gauche) et champ d'étude vidéo (à droite)  
*Figure I: Horse equipped with reflective markers (left) and video study field (right)*



### 2 Méthode

Différentes méthodes statistiques adaptées aux données de grande dimension (Ramsey J. *et al.*, 2005 ; Hastie T. *et al.*, 2009) ont été testées pour prédire la vitesse à partir des données d'accéléromètre et de gyroscope. Pour cela, la base de données est découpée de façon aléatoire en 2 parties selon le ration 80/20. La plus grosse base de données va permettre de créer un modèle où l'on cherche à approcher la vitesse mesurée par vidéos rapides avec les valeurs mesurées par les capteurs. La plus petite base de données va servir à vérifier sa validité : on injecte ces données dans l'équation et on regarde quelle est la vitesse calculée par le modèle pour chaque foulée. Puis on calcule le pourcentage d'erreurs, entre la vitesse prédite par le modèle et la vitesse mesurée par le système 2D, qui est supérieur à 0,6 m/s à l'aide de la formule suivante :

$$\% \text{ d'erreur} = 100 \times \sum_{i=1}^{537} \frac{[|Vitesse \text{ mesurée foulée } i - Vitesse \text{ prédite foulée } i| > 0.6]}{\text{nombre de foulée}}$$

Cette formule permet de comparer les performances des différents modèles testés.



En se référant à la littérature, un modèle de prédiction performant est le découpage de la base de données en plusieurs sous-groupes homogènes à l'aide d'une méthode de classification non supervisée (Jacques J. *et al*, 2014) suivie d'un modèle de régression (Ferraty F. *et al*, 2006) adapté à chaque sous-groupe. Le modèle de régression non paramétrique fonctionnel s'écrit de la façon suivante :

$$Y_i = r(X_i^1) + \dots + r(X_i^6) + \varepsilon_i$$

$$E(\varepsilon_i | X_i^1), \dots, E(\varepsilon_i | X_i^6) = 0$$

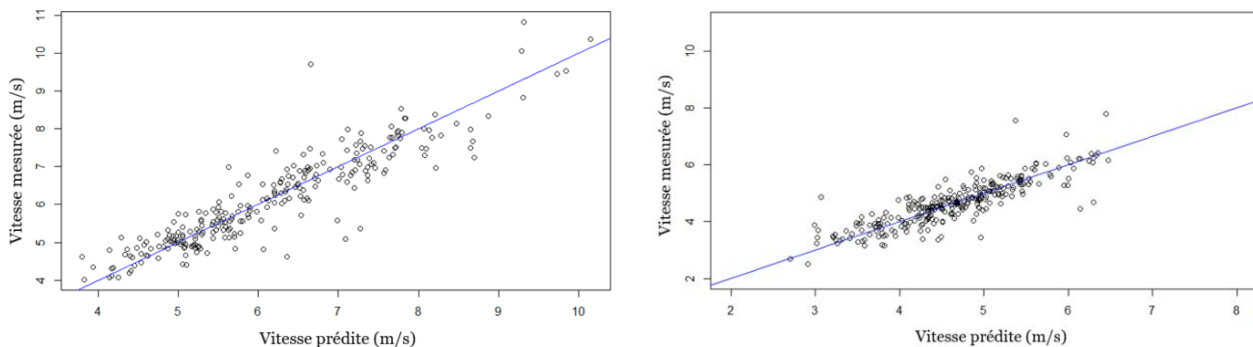
Avec  $Y_i$  la vitesse associée à la foulée  $i$  ( $i \in [1, 2685]$ ),  $(X^1, \dots, X^6)$  les covariables correspondant à nos 6 variables mesurées et  $r$  l'opérateur de régression fonctionnel.

### 3 Résultats

500 simulations ont été réalisées en échantillonnant de façon aléatoire la base de données. Les meilleurs résultats ont été obtenus en scindant les données en 2 sous-groupes homogènes à l'aide de la méthode de clustering non supervisée de Jacques J. *et al* (2014). Puis d'appliquer le modèle de régression fonctionnelle non paramétrique sur chaque sous-groupe. Les résultats d'une simulation sont présentés en Figure II.

Figure II : Vitesse prédite versus vitesse mesurée pour les données de test sur une simulation pour le groupe 1 (à gauche) et le groupe 2 (à droite)

Figure II: Predicted speed versus measured speed for the test dataset of one simulation for the group 1 (left) and the group 2 (right)



La courbe bleue est la première bissectrice : si nos prédictions étaient parfaites tous les points seraient alignés sur cette droite. On peut voir que pour le 2<sup>ème</sup> groupe que moins d'une dizaine de points s'éloignent fortement de la première bissectrice. Alors que dans le cas du premier groupe le nuage de points est moins resserré autour de la première bissectrice.

Avec cette succession d'une méthode de clustering et d'un modèle de prédiction ajusté pour chaque sous-groupe, on arrive à estimer la vitesse avec une précision de 0,6 m/s avec un taux de réussite de 87%. C'est-à-dire que, sur un parcours d'obstacle où l'on a 130 foulées, la vitesse affichée pour 113 foulées aura une précision d'au minimum 0,6 m/s.

De plus, nous avons pu observer que l'accélération selon l'axe Z est la variable qui apporte le plus d'information dans le modèle de prédiction. Mais la prise en compte des différents axes du mouvement et de la vitesse angulaire est nécessaire pour l'obtention du modèle de prédiction avec le plus faible taux d'erreur supérieur à 0,6 m/s.

### 4 Discussion et conclusion

La performance des modèles statistiques de prédiction de vitesse par rapport aux modèles biomécaniques et physiques existants (Watanabe T. *et al*, 2011 ; Li Q. *et al*, 2010) pour le cheval est indéniable. En effet, l'intégration de l'accélération pour calculer la vitesse est la technique la plus exploitée actuellement. Cependant cette méthode réalise une intégration des erreurs entraînant une perte de précision importante. Les résultats obtenus par cette méthode ne descendent pas en dessous de 30% d'erreur de prédiction supérieure à 0,6 m/s.

Afin d'affiner encore la précision des prédictions des campagnes de mesures sur des chevaux de taille, d'âge et de races différentes vont être réalisées. Notre panel de 44 chevaux ne suffit pas à modéliser le comportement de l'ensemble des chevaux du fait de leur diversité.



Pour conclure, l'utilisation de modèles statistiques permettrait d'atteindre les attentes de précision des cavaliers et des entraîneurs, critère indispensable à l'utilisation d'objets connectés par les professionnels. Ces modèles permettent aussi de proposer un paramètre de la locomotion du cheval, la vitesse instantanée, qui n'est fournie par aucun autre objet connecté à ce jour.

Notre méthode présente tout de même des limites. La diversité des disciplines équestres va nécessiter une adaptation du modèle pour chacune d'entre elle. En effet, un galop de saut d'obstacle a plus de rebond qu'un galop d'endurance par exemple. Le modèle applicable à une discipline ne sera pas transposable à une autre, ce qui va nécessiter de récolter des données et constituer des bases de données de référence différentes.

## Références

Ferraty F., Vieu P. 2006. Nonparametric Functional Data Analysis. Editors : Springer-Verlag New York.

Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. 2009. The Elements of Statistical Learning. Editors : Springer-Verlag New York.

Jacques J., Preda C. 2014. Model based clustering for multivariate functional data. *Computational Statistics and Data Analysis* 71, 92-106.

Li Q., Young M., Naing V., Donelan J.M. 2010. Walking speed estimation using a shank-mounted inertial measurement unit. *Journal of Biomechanics* 43, 1640-1643.

Ramsay J., Silverman B.W. 2005. Functional Data Analysis. Editors : Springer-Verlag New York.

Watanabe T., Saito H., Koike E., Nitta K. 2011. A preliminary test of measurement of joint angles and stride length with wireless inertial sensors for wearable gait evaluation system. *Computational Intelligence and Neuroscience* 2011, 12.