

Détection de pas à partir de données d'accélérométrie

Laurent OUDRE^{1,2}, Thomas MOREAU^{3,2}, Charles TRUONG^{3,2}, Rémi BARROIS-MÜLLER², Robert DADASHI^{3,2}, Thomas GRÉGORY⁴

¹L2TI - Université Paris 13 - 99 av. Jean Baptiste Clément, 93430 Villetaneuse

²COGNAC G - Université Paris Descartes - 45, rue des Saints-Pères, 75006 Paris

³CMLA - ENS Cachan - 61 av. du Président Wilson, 94230 Cachan

⁴Hôpital Européen Georges Pompidou - 20 rue Leblanc, 75015 Paris

laurent.oudre@univ-paris13.fr, thomas.moreau@cmla.ens-cachan.fr, charles.truong@cmla.ens-cachan.fr
remi.barrois@parisdescartes.fr, robert.dadashi@cmla.ens-cachan.fr, thomas.gregory@egp.aphp.fr

Résumé – Cet article présente une méthode pour la détection de pas à partir de données d'accélérométrie. Cette méthode est basée sur l'utilisation d'une librairie de gabarits issus de signaux réels, afin non seulement de compter les pas, mais aussi de déterminer les temps de début et de fin de chaque pas. L'algorithme est testé sur une base de 300 enregistrements, composée de sujets sains et de patients présentant divers troubles orthopédiques. Les simulations montrent qu'avec seulement 20 gabarits, notre méthode obtient des résultats remarquables avec un rappel de 97% et une précision de 96%, est robuste et s'adapte aisément à des sujets pathologiques.

Abstract – This article presents a method for step detection from accelerometer signals based on template matching. This method uses a library of step templates extracted from real data in order not only to count the steps but also to retrieve the start and end times of each step. The algorithm is tested on a large database of 300 recordings, composed of healthy patients and patients with various orthopaedic troubles. Simulations show that even with only 20 templates, our method achieves remarkable results with a 97% recall and a 96% precision, is robust and adapts well to pathological subjects.

1 Introduction

On assiste depuis quelques années à l'explosion des applications smart-phones pour la quantification du soi. L'idée est généralement toujours la même : en utilisant les capteurs intégrés au téléphone (accéléromètres, gyromètres, magnétomètres, GPS, etc...), le but est d'extraire automatiquement diverses caractéristiques médicales. On peut citer notamment le nombre de pas, la distance parcourue, la vitesse moyenne, mais aussi une évaluation de la dépense énergétique, de la perte de poids, etc... La plupart des algorithmes publiés dans ce contexte sont liés à un terminal, un contexte d'utilisation et des capteurs particuliers, et fonctionnent souvent comme une boîte noire qu'il est difficile d'évaluer ou d'étudier.

L'extraction de caractéristiques de la marche à partir d'accéléromètres n'est pas utile que pour les coureurs ou les sportifs : dans un contexte médical, il est souvent important de quantifier les troubles de la locomotion afin d'étudier l'évolution de diverses maladies ORL, neurologiques ou orthopédiques. En particulier, le comptage et la détection de pas sont particulièrement utiles dans un contexte de rééducation, par exemple après un accident. Contrairement aux applications smart-phones, l'utilisation de tels algorithmes pour une utilisation médicale nécessite des niveaux d'exigence et de précision très élevés, et une robustesse permettant de s'adapter à des pathologies très

diverses.

L'algorithme présenté dans cet article tente de répondre à ces interrogations et de réaliser une détection de pas automatique, précise, rapide et robuste, ceci dans un contexte médical. Cette détection est réalisée grâce à une librairie de gabarits extraits de signaux réels, et permet au médecin non seulement de compter les pas, mais aussi de les localiser dans le temps et de connaître leur durée. Cette méthode a été testée sur près de 300 enregistrements réalisés en consultation médicale, auprès de patients sains, mais aussi de patients atteints de troubles orthopédiques plus ou moins sévères.

2 Etat de l'art

La majorité des méthodes publiées et publiquement disponibles pour la détection de pas sont basées sur une succession d'étapes ad hoc de traitement du signal, comportant du filtrage, du seuillage et de la détection de pics. L'idée est souvent de reconnaître un événement particulier (par exemple le moment où le talon touche le sol) grâce à des hypothèses basées sur l'observation, des seuils et des critères de détection. Bien souvent ceci suffit (dans le cas où les signaux sont relativement classiques) à compter les pas, mais ne permet pas de détecter le début et la fin de chaque pas. L'étape de pré-traitement la plus utilisée est

celle de Pan-Tompkins [1], d’abord introduite pour la détection d’événements dans les signaux d’électro-cardiogramme, et qui utilise notamment un filtrage passe-bande, une étape de dérivation, etc... Elle a été reprise dans de nombreuses méthodes de détection de pas [2, 3, 4, 5], où la détection est effectuée sur les signaux ainsi pré-traités, grâce à des seuils adaptatifs ou empiriques, des méthodes de détection de pics, ou une combinaison des deux [6, 7]. Le gros désavantage de toutes ces méthodes est qu’elles sont basées sur la calibration de nombreux paramètres (tailles des filtres, valeurs des seuils, critères de sélection de pics, etc...) qui sont bien souvent difficile à estimer ou à apprendre et sont souvent choisis de façon empirique. De plus, elles utilisent un a priori très fort sur la forme que doit avoir un pas, ce qui limite clairement l’utilisation sur des sujets pathologiques.

Pour ces raisons, nous nous sommes focalisés dans cet article sur une méthode totalement automatique basée sur la comparaison avec des gabarits issus de signaux réels. L’idée sous-jacente est qu’il existe naturellement plusieurs types de pas (en fonction de l’âge, de la pathologie, de la vitesse de marche, etc...) et qu’il n’est donc pas pertinent de détecter les pas avec un seul modèle, ce qui est implicitement le cas lors que l’on utilise un jeu de paramètres ou de seuils pré-déterminé. Notre solution est donc d’utiliser une librairie de gabarits correspondant à diverses pathologies, vitesses, etc... qui représentent autant de modèles de pas typiques, dans le but d’améliorer la robustesse et de (paradoxalement) éviter le sur-apprentissage induit par le choix de nombreux paramètres. A notre connaissance, ce type d’approche est nouveau dans le contexte de la détection de pas : le seul article mentionnant l’utilisation de gabarits [2] n’utilise qu’un seul modèle extrait automatiquement après des étapes de filtrage, seuillage, etc..., et uniquement sur le sujet pour lequel il a été extrait.

3 Méthode et données

3.1 Données

Les données utilisées pour la conception et les tests de la méthode ont été enregistrées pendant la consultation du Dr Thomas Gregory du Service d’orthopédie et de traumatologie de l’Hopital Europeen Georges Pompidou. Tous les signaux proviennent de capteurs sans fil de marque Xsens fixés aux pieds gauche et droit grâce à une bande Velcro, et sont échantillonnés à 100 Hz. Le protocole clinique est le suivant :

- rester immobile pendant 6 secondes
- marcher tout droit pendant 10 mètres à la vitesse de confort
- faire demi-tour
- revenir
- rester immobile pendant 2 secondes

La base de données est composée de 74 sujets dont 23 sains et 51 avec des troubles orthopédiques divers au genou, à la hanche ou à la cheville. Certains des sujets ont réalisé le protocole plusieurs fois, ce qui fait un total de 295 enregistrements

Chacun des 2 capteurs (pieds gauche et droit) fournit neuf signaux (accélérations 3D, vitesses angulaires 3D et champs magnétiques 3D) dans un repère lié au capteur, qui peuvent éventuellement être recalibrés dans un repère fixe grâce au logiciel proposé par Xsens. Au lieu de considérer toutes ces dimensions, nous n’avons utilisé que les composantes les plus pertinentes pour la marche. Cette décision a été prise en concertation avec les médecins et nous n’avons utilisé finalement que trois composantes (voir la figure 1c pour la définition des axes) : l’accélération selon l’axe Z du capteur, l’accélération recalibrée selon la verticale, et la vitesse angulaire autour de l’axe Y du capteur.

Des exemples de signaux enregistrés sur le pied droit sont visibles sur la figure 1 pour un sujet sain et un patient atteint d’arthrose de hanche. Même si une structure commune semble être visible, certaines difficultés inhérentes à la tâche apparaissent :

- Il est difficile de savoir exactement quand le pas commence et finit : il est donc nécessaire d’avoir une définition claire et identique pour tous les sujets.
- La forme du pas évolue selon la pathologie, l’âge, le poids, etc... Sur la figure 1b, le sujet a tendance à traîner des pieds, ce qui modifie la structure et l’amplitude du pas.

Afin d’utiliser la même définition pour tous les sujets, nous avons, sur la suggestion des médecins, défini le début du pas au moment où le talon décolle du sol, et sa fin au moment où les orteils sont posés sur le sol et stabilisés.

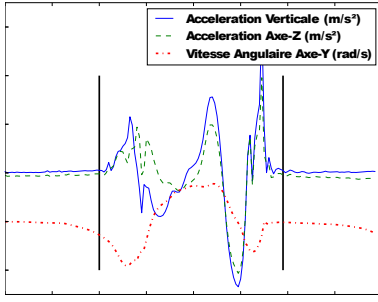
3.2 Méthode

Le principe de notre méthode de détection de pas est de reconnaître les pas dans les signaux à partir d’une librairie de gabarits. Plus précisément, notre méthode utilise un ensemble de gabarits \mathcal{P} , qui ont été extraits manuellement à partir de données réelles et vérifiés par des médecins et des spécialistes de la locomotion. Chaque gabarit $\mathbf{p} \in \mathcal{P}$ est un vecteur de longueur $|\mathbf{p}|$ et de dimension 3 (accélération verticale, accélération selon l’axe Z et vitesse angulaire selon l’axe Y) correspondant à un type de pas.

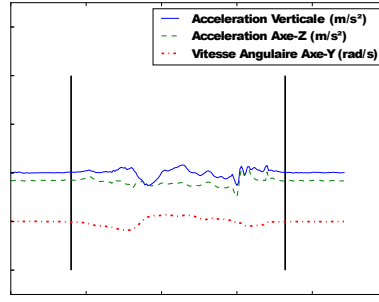
Ces gabarits vont être comparés au signal d’entrée (noté \mathbf{x}) en calculant des coefficients de corrélations dont le choix dépend de plusieurs contraintes. Les séquences que nous voulons détecter sont variables à la fois en durée et en amplitude, il nous faut donc utiliser une méthode de comparaison peu sensible aux changements d’échelle, mais capable de détecter des correspondances dans la forme. Afin d’être indépendant de la position des capteurs, la composante continue doit être supprimée. Les gabarits étant extraits indifféremment sur le capteur droit ou gauche et à l’aller ou au retour, la comparaison doit être invariable par changement de signe. Sous ces contraintes, il semble pertinent d’utiliser la valeur absolue des coefficients de corrélations de Pearson, qui satisfont toutes ces conditions, et définis pour deux vecteurs x et y comme

$$\rho(x, y) = \frac{|\text{cov}(x, y)|}{\sigma_x \sigma_y} = \frac{|E[(x - \mu_x)(y - \mu_y)]|}{\sigma_x \sigma_y} \quad (1)$$

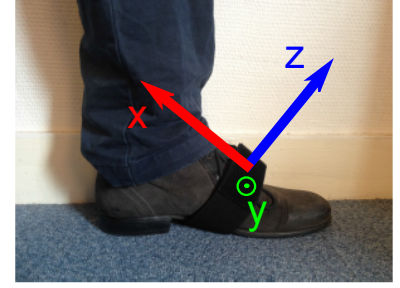
où (μ_x, μ_y) , (σ_x, σ_y) sont respectivement les moyennes et écarts-



(a) Patient sain.



(b) Patient atteint d'une arthrose de hanche.



(c) Définitions des axes du capteur Xsens.

FIGURE 1 – (a,b) Accélération verticale, accélération selon l'axe Z et vitesse angulaire selon l'axe Y enregistrées au pied droit pour un patient sain et un patient atteint d'une arthrose de hanche. (c) Définitions des axes du capteur Xsens

type de x et y .

On introduit les notations suivantes :

- $|\mathcal{P}|$ est le nombre de gabarits de la base
- $|x|$ (resp. $|p|$) est la longueur du vecteur 3D \mathbf{x} (resp. \mathbf{p})
- $x^{(k)}$ (resp. $p^{(k)}$) est la $k^{\text{ème}}$ composante du vecteur \mathbf{x} (resp. \mathbf{p}). Dans notre contexte, on a $k = 1 \dots 3$
- $x_{i:j}^{(k)}$ est la portion de $x^{(k)}$ comprise entre les indices i et j (on a donc $x_{1:|x|}^{(k)} = x^{(k)}$)

La première étape de l'algorithme consiste à calculer tous les coefficients de corrélation entre les gabarits de la librairie et le signal, pour toutes les positions temporelles possibles (ce qui fait un total de $3 \times |\mathcal{P}| \times |x|$ coefficients) :

$$\forall 1 \leq k \leq 3, \quad \forall p \in \mathcal{P}, \quad \forall 1 \leq i \leq |x| \quad (2)$$

$$r(k, p, i) = \rho \left(p^{(k)}, x_{i:i+|p|-1}^{(k)} \right)$$

$r(k, p, i)$ correspond à la corrélation entre la $k^{\text{ème}}$ composante du gabarit p et la $k^{\text{ème}}$ composante du signal à l'instant i .

La deuxième étape est une recherche de maxima locaux parmi les coefficients $r(k, p, i)$ afin d'extraire toutes les positions des pas possibles. $r(k, p, i)$ est désigné comme étant un maximum local s'il est plus grand que ses voisins temporels directs. L'ensemble \mathcal{L} des maxima locaux est donc défini de la façon suivante :

$$\mathcal{L} = \{r(k, p, i) \text{ t.q. } r(k, p, i) > r(k, p, i-1) \text{ et } r(k, p, i) > r(k, p, i+1)\} \quad (3)$$

\mathcal{L} contient toutes les positions acceptables pour les pas, et les coefficients $r(k, p, i)$ peuvent être interprétés comme la vraisemblance d'avoir un pas similaire au gabarit p à l'instant i .

La phase de détection à proprement parler utilise comme entrée l'ensemble \mathcal{L} et fonctionne comme un processus glouton. A chaque itération, on choisit la plus grande valeur $r(k^*, p^*, i^*)$ de \mathcal{L} :

- si le pas p^* positionné à l'instant i^* empiète sur un pas qui a déjà été détecté, on le rejette et on recommence le processus
- si le pas p^* peut être positionné à l'instant i^* sans empiéter sur les détections précédentes, il est considéré comme

	Précision	Rappel
$ \mathcal{P} = 5$	96.6 (5.04)	96.6 (1.04)
$ \mathcal{P} = 10$	96.1 (3.76)	96.5 (3.42)
$ \mathcal{P} = 15$	95.7 (3.73)	96.4 (3.25)
$ \mathcal{P} = 20$	96.0 (2.81)	97.0 (1.76)
$ \mathcal{P} = 25$	95.8 (2.67)	97.0 (1.43)
$ \mathcal{P} = 30$	95.7 (2.46)	97.3 (1.09)

TABLE 1 – Influence de la taille de la librairie de gabarits sur la précision et le rappel : moyenne (écart-type) sur 100 simulations.

détecté et les indices compris entre i^* et $i^* + |p^*| - 1$ sont interdits pour les prochaines itérations

L'algorithme s'arrête soit quand tous les indices sont interdits, soit quand tous les maxima locaux de \mathcal{L} ont été considérés, soit quand les valeurs contenues dans \mathcal{L} sont toutes plus petites d'un seuil λ . En pratique, ce seuil agit plutôt comme un paramètre d'accélération qui évite de faire tourner l'algorithme trop longtemps. Les tests que nous avons lancés ont montré des valeurs de λ comprises entre 0.5 et 0.8 donnaient des résultats très similaires. En revanche, plus l'on augmente λ , plus l'on accélère l'algorithme.

4 Résultats

4.1 Méthode d'évaluation

Tous les signaux de la base de données ont été annotés à la main par des médecins et des spécialistes de la locomotion, en suivant la définition détaillée dans la section 3.1. Au total, notre base comporte 9357 pas (4674 sur le pied droit et 4683 sur le pied gauche). Le protocole d'évaluation de notre méthode suit un principe rigoureux de cross-validation :

- On choisit aléatoirement $|\mathcal{P}|$ pas dans la base, qui constituent notre base d'apprentissage
- Afin d'éviter le sur-apprentissage, tous les enregistrements correspondant à des patients présents dans la base d'apprentissage sont écartés de la base de test.

- Pour chaque enregistrement de la base de test, on réalise la détection de pas grâce aux $|\mathcal{P}|$ gabarits de la base d'apprentissage. On calcule ensuite la précision et le rappel sur cet enregistrement, en considérant qu'un pas est correct si la moyenne des temps détectés de début et de fin tombe à un instant où un pas est effectivement présent dans les annotations.
- On moyenne ensuite les scores de précision et de rappel pour tous les signaux de la base de test

Dans les résultats présentés dans la suite, ce procédé est relancé 100 fois et on s'intéresse à la moyenne et à l'écart type des scores de précision (nombre de pas correctement détectés sur le nombre de pas détectés) et de rappel (nombre de pas correctement détectés sur le nombre de pas annotés).

4.2 Résultats sur la base de données

Le tableau 1 présente les précisions et rappels (moyenne et écart-type sur 100 expérimentations) pour différentes tailles de bibliothèques $|\mathcal{P}|$. Le critère d'arrêt λ a ici été fixé à 0.6 afin de réduire le temps de calcul. La première observation est que tous ces scores semblent assez similaires : tous les scores moyens sont compris entre 95% et 97%, et cela même lorsque uniquement 5 gabarits sont utilisés. Tous les écarts types sont plus petits que 5%, ce qui suggère une grande stabilité de la méthode. Si le nombre de gabarits ne semble pas affecter de façon significative les performances moyennes, il influence principalement la robustesse de la méthode. On peut observer que plus le nombre de gabarits augmente, plus les écarts-types diminuent, et donc plus la méthode est robuste. Cette constatation fait sens car il est intuitif que plus l'on a de gabarits, plus l'on a de chance que toutes les pathologies et types de pas soient considérés, ce qui a tendance à uniformiser les résultats pour tous les signaux de la base de test. Lorsque $|\mathcal{P}| = 5$, on observe une dissymétrie entre les écarts-type de la précision et du rappel. Dû au faible nombre de gabarits, on force la correspondance entre des pas pathologiques de petite taille et des pas sains de plus grande taille, ce qui peut provoquer une sur-détection et qui a tendance à faire chuter la précision.

4.3 Comparaison avec l'état de l'art

Nous avons comparé notre méthode avec une technique basée sur le pré-traitement de Pan-Tomkins [1], composée d'un filtrage passe bande, d'une dérivation, d'une mise au carré, d'une intégration et d'une recherche de pics. Les paramètres utilisés par [2], probablement adaptés à des capteurs ayant des caractéristiques différentes, ont donné des résultats peu pertinents sur notre base de données avec une précision de 25.6% et un rappel de 99.5%.

Afin de comparer équitablement les deux approches, nous avons tenté d'optimiser tous les paramètres de la méthode sur notre base grâce à une recherche systématique (fréquences du filtre passe-bande, taille de la fenêtre d'intégration, stratégie de détection de pics). Les meilleures performances possibles

donnent une précision de 96.9% et un rappel de 97.2% ce qui est similaire à notre méthode, alors même qu'il a fallu pour obtenir ces résultats utiliser l'intégralité de la base pour l'apprentissage des paramètres (ce qui constitue du sur-apprentissage).

Une simple simulation tend à prouver ce point : lorsque l'on apprend les paramètres sur la moitié de la base est que l'on teste sur l'autre moitié, la précision et le rappel chutent respectivement à 69.6% et 93.7%. Ces résultats suggèrent que le choix de paramètres est sensible à la base d'apprentissage, alors même que notre méthode obtient des performances très stables, même avec un petit nombre de gabarits.

5 Conclusion

La méthode de détection de pas présentée dans cet article obtient de robustes performances, même en utilisant un petit nombre de gabarits. Avec seulement 20 gabarits, on obtient une précision de 96% et un rappel de 97%. Afin de poursuivre l'étude de cette méthode, il est prévu de la tester sur des signaux acquis durant des périodes de marche libre plus longues, et sur des patients atteints de troubles ORL et neurologiques.

Références

- [1] J. Pan and W. J Tompkins, "A real-time QRS detection algorithm," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 32, no. 3, pp. 230–236, 1985.
- [2] H. Ying, C. Silex, A. Schnitzer, S. Leonhardt, and M. Schiek, "Automatic step detection in the accelerometer signal," in *Proceedings of the International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN)*, Aachen, Germany, 2007, pp. 80–85.
- [3] R. Libby, "A simple method for reliable footstep detection in embedded sensor platforms," Research report, 2012.
- [4] M. Marscholke, M. Goevercin, K.-H. Wolf, B. Song, M. Gietzelt, R. Haux, and E. Steinhagen-Thiessen, "A performance comparison of accelerometry-based step detection algorithms on a large, non-laboratory sample of healthy and mobility-impaired persons," in *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS)*, Vancouver, Canada, 2008, pp. 1319–1322.
- [5] G. Thüer and T. Verwimp, "Step detection algorithms for accelerometers," M.S. thesis, Artesis University College of Antwerp, Belgium, 2008.
- [6] B. Dijkstra, W. Zijlstra, E. Scherder, and Y. Kamsma, "Detection of walking periods and number of steps in older adults and patients with parkinson's disease : accuracy of a pedometer and an accelerometry-based method," *Age and ageing*, vol. 37, no. 4, pp. 436–441, 2008.
- [7] E. Fortune, V. Lugade, M. Morrow, and K. Kaufman, "Step counts using a tri-axial accelerometer during activity," in *Proceedings of the American Society of Biomechanics Annual Meeting (ASB)*, Florida, USA, 2012.