HAL
open science

Traitement des signaux cinématiques pour la détection et la classification des transferts posturaux : le système ACTIM6D

Anthony Fleury, Norbert Noury, Michel Vacher

▶ **To cite this version:**

Anthony Fleury, Norbert Noury, Michel Vacher. Traitement des signaux cinématiques pour la détection et la classification des transferts posturaux : le système ACTIM6D. GRETSI 2009, Sep 2009, Dijon, France. pp.ID457. hal-00422556

HAL Id: hal-00422556

https://hal.science/hal-00422556v1

Submitted on 7 Oct 2009

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.

Manuscrit auteur, publié dans "GRETSI 2009, Dijon : France (2009)"

hal-00422556, version 1 - 7 Oct 2009

Traitement des signaux cinématiques pour la détection et la classification des transferts posturaux : le système ACTIM6D

Anthony FLEURY[1], Norbert NOURY[1], Michel VACHER[2]

[1]Laboratoire TIMC-IMAG, UMR CNRS/UJF 5525, équipe AFIRM
Faculté de Médecine de Grenoble, bâtiment Jean Roget, F-38706 La Tronche Cedex, France

[2]Laboratoire d'Informatique de Grenoble, UMR CNRS/UJF 5217, équipe GETALP
220 rue de la chimie, BP 53, 38041 Grenoble Cedex 9, France

fleury_anthony@hotmail.com, Norbert.Noury@imag.fr, Michel.Vacher@imag.fr

Résumé – Le faible prix des capteurs cinématique ainsi que leur faible consommation et facilité d'intégration ont permis de développer ces dernières années leur utilisation dans le cadre d'application biomédicales et notamment pour la surveillance des activités de la personne porteuse. Les travaux de recherche portent principalement sur la détection de certains moments de la vie quotidienne par reconnaissance de formes. Cet article décrit une méthode de détection des transferts posturaux utilisant la transformée en ondelettes afin de limiter le nombre de paramètres et de seuils à fixer pour des utilisations avec différentes populations. Cette méthode a ensuite été validée sur un scénario court donnant un taux de bonne classification global de 70%.

Abstract – Low coast, low consumption and ease of integration makes kinematics sensors an excellent choice for application in biomedical projects such as monitoring of physical activity of a wearer. Research projects mainly deal with detection of sequence of life using pattern recognition. This paper presents a method to detect the postural transfers of a person using wavelet transform to limit the number of parameters and thresholds defined for the algorithm and simplify its use with different populations. This method also has been validated with a short scenario giving 70% of correct classification of the different postural transfers.

1 Introduction

Le vieillissement de la population dans le monde créé des manques de place en institution spécialisée d'accueil des personnes âgées et engendre ainsi une disparité dans la qualité de vie des personnes âgées. Des travaux de recherche portent, depuis quelques années, sur le maintien à domicile des personnes âgées en utilisant les technologies de l'information et de la communication [1].

Le faible coût ainsi que l'implantation aisée des capteurs cinématiques en font un choix fréquent pour analyser l'activité de la personne afin de détecter des modifications dans le comportement (sur la marche, sur les transferts posturaux etc.) [2] ou de détecter des situations à risque telles que la chute [3, 4] dans le but de transmettre rapidement cette détection à des autorités compétentes.

Cet article présente l'utilisation d'un capteur basé sur des accéléromètres mais aussi sur des magnétomètres afin de détecter les différents transferts posturaux sur la longue durée en utilisant un unique point de mesure. Ce travail est ensuite utilisé dans l'analyse des activités de la vie quotidienne d'une personne dans le cadre d'un habitat intelligent pour la santé [5]. Afin de réaliser cette détection, un algorithme basé sur la construction d'ondelettes adaptées à la forme à détecter [6] est utilisé.

2 Matériel et méthode

2.1 Le système ACTIM6D

ACTIM6D (Actimétrie en 6 dimensions) est un système de mesure que nous avons réalisé, un circuit intégré délivrant en continue 6 signaux. Les trois premiers sont issus d'un accéléromètre tri-axes (MMA7260Q, Freescale), mesurant entre $\pm 1.5g$ et $\pm 6g$. $\pm 2g$ est choisie par programmation donnant une sensibilité de $600mV/g$ à la moitié de la tension d'alimentation. Les 3 autres dimensions sont fournies par un magnétomètre tri-axes (HMC1053, Honeywell), mesurant des valeurs à $\pm 6Gs$ avec une sensibilité de $1.0mV/V/Gs$. Le champ magnétique mesuré est le champ terrestre. Ainsi, les sorties des magnétomètres sont amplifiés pour donner une mesure de $\pm 0.6Gs$ en pleine échelle. Ce système est montré sur les figures 1-a et -b.

Les données sont acquises à une fréquence de 100Hz. avec un convertisseur de 10 bits par un micro-contrôleur Microchip. Cette fréquence est amplement suffisante car les mouvements humains, dans la vie quotidienne et pour un point de mesure sur le buste se situent sous les 5Hz. Ces données sont enregistrés sur une carte SD/MMC et deux piles boutons l'alimentent afin que celui-ci soit totalement autonome.

Il est immobile et placé sous l'aisselle gauche de la personne (comme le montre le point de mesure sur la figure 1-c). Cette

hal-00422556, version 1 - 7 Oct 2009

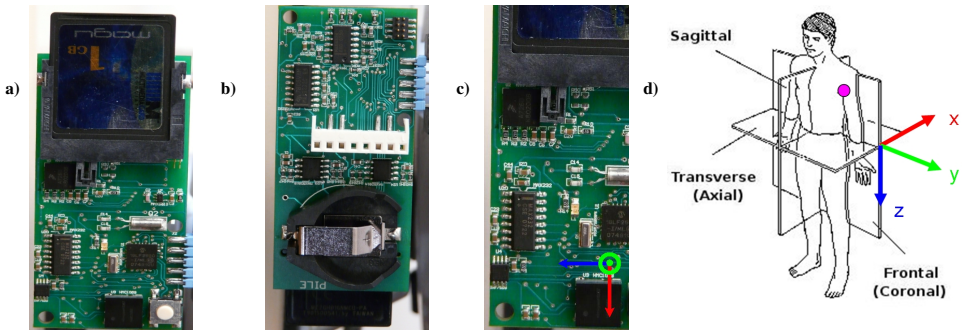

FIGURE 1 – ACTIM6D et son positionnement sur le sujet et dans l'espace. (a)-(b) : le capteur embarqué vu par ces deux faces , (c) : Position du système d'axe sur le capteur embarqué, (d) : Position du capteur et du système d'axe sur le sujet

position a été choisie tout d'abord parce qu'elle est confortable pour le sujet (placée dans une poche cousue au tee-shirt) mais aussi parce que pour mesurer les transferts posturaux une position haute sur le buste permettra une meilleure mesure des mouvements engendrés par ce transfert. Ce capteur créé un système d'axe en trois dimensions (figure 1-d), en mouvement avec le corps du porteur.

2.2 Pré-filtrage

Dans le cas de cette application, les signaux acquis à 100 Hz ont cependant un contenu fréquentiel (hors bruit) inférieur à 5 Hz. Les signaux sont donc filtrés en utilisant un filtre de Butterworth d'ordre 6 avec une fréquence de coupure de 5 Hz. Le filtre et son ordre ont été sélectionnés de manière à maximiser le rapport signal sur bruit.

2.3 Segmentation

L'application principale de ce circuit et de ces algorithmes est la classification des activités de la vie quotidienne et donc l'analyse sur le long terme de ces signaux, et dans la mesure du possible entièrement en embarqué. Effectuer de la reconnaissance de formes sur le signal au complet va d'une part créé un nombre trop important de calcul et d'autre part induire trop de fausses détections ; alors que 80% du signal sera sans intérêt pour cette analyse.

La première étape sera donc de segmenter ce signal pour déterminer les moments d'intérêts. Lors d'un transfert postural, les accéléromètres vont capter cette accélération (due à la force utilisée) mise en jeu par le corps afin de l'effectuer. La segmentation se fera donc en analysant la norme des accéléromètres. Cette norme, du fait de sa partie dynamique, va évoluer avec le temps.

À partir de plusieurs réalisation d'un même mouvement par la même personne, nous avons calculé les écarts types respectifs s_{ass} et s_{all}, correspondant aux mouvements s'asseoir et s'allonger, nous permettant de prendre une décision avec le critère qui suit. Soit $N_Accelero_i$ la norme des accéléromètres à la fenêtre temporelle i et s_i l'écart type de la norme dans cette fenêtre :

$$\text{Segmentation}_i = \begin{cases} 1 \text{ si } 0,5 \cdot s_{ass} \leqslant s_i \leqslant 1,5 \cdot s_{ass} \\ 2 \text{ si } 0,5 \cdot s_{all} \leqslant s_i \leqslant 1,5 \cdot s_{all} \\ 0 \text{ sinon} \end{cases} \quad (1)$$

Cependant, cette segmentation seule n'est pas suffisante car certains mouvements engendrant des mouvements importants du corps (se baisser pour ramasser un objet, refaire son lacet...) va engendrer des fausse détections de l'algorithme. Un second algorithme de classification va donc compléter cette première étape.

2.4 Mise en forme des signaux : magnétomètres et quaternions

L'algorithme se base sur de la reconnaissance de formes dans les signaux issus de magnétomètres et d'accéléromètres. Contrairement aux accéléromètres qui varient du fait de la force mise en jeu et de l'inclinaison du corps, les magnétomètres varient eux du fait de la position du corps par rapport au nord magnétique. Ainsi, un même mouvement effectué avec une orientation de la tête vers le nord ou vers l'est va être totalement différent du point de vue signal mesuré, et donc non reproductible du point de vue de la forme. Pour corriger ceci et créer un modèle indépendant en rotation par rapport au nord magnétique, nous utilisons la représentation des quaternions. Cet corps hyper-complexe sur les réels défini par Hamilton est défini par $\mathbb{H} = \{a + bi + cj + dk \mid [a, b, c, d] \in \mathbb{R}^4\}$ avec $i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1$. Un quaternion est en mesure de représenter une rotation dans l'espace en trois dimensions sans représentation singulière (contrairement aux angles d'Euler). En considérant la composition de trois rotations (autour des trois axes), nous cherchons une écriture de cette rotation comme rotation autour d'un axe $\mathbf{k}$ et d'angle θ. À partir de deux instants du champ magnétique terrestre $\mathbf{B_1}$ et $\mathbf{B_2}$, nous calculons une base $(\mathbf{i}, \mathbf{j}, \mathbf{k})$ dans laquelle la combinaison de rotation a cette représentation simplifiée :

$$\begin{pmatrix} \mathbf{i} & = & \frac{\mathbf{B_1}}{\|\mathbf{B_1}\|} \\ \mathbf{j} & = & \frac{\|\mathbf{B_1}\|^2\mathbf{B_2} - (\mathbf{B_1} \cdot \mathbf{B_2})\mathbf{B_1}}{\|\,\|\mathbf{B_1}\|^2\mathbf{B_2} - (\mathbf{B_1} \cdot \mathbf{B_2})\mathbf{B_1}\,\|} \\ \mathbf{k} & = & \frac{\mathbf{B_1} \wedge \mathbf{B_2}}{\|\,\mathbf{B_1} \wedge \mathbf{B_2}\,\|} \end{pmatrix} \quad (2)$$

hal-00422556, version 1 - 7 Oct 2009

Soit $\mathbf{b_1}$ et $\mathbf{b_2}$ les projections des respectives des deux vecteurs dans ce nouveau repère, la rotation de $\mathbf{b_1}$ vers $\mathbf{b_2}$ peut être écrite dans $(\mathbf{i}, \mathbf{j}, \mathbf{k})$ comme une rotation autour de $\mathbf{k}$ d'angle θ :

$$\theta = \arccos\left(\frac{\mathbf{b_1} \cdot \mathbf{b_2}}{\| \mathbf{b_1} \| \| \mathbf{b_2} \|}\right) \quad (3)$$

Cette rotation d'angle θ et d'axe $\mathbf{k} = \begin{pmatrix} k_x & k_y & k_z \end{pmatrix}^T$ sera associée au quaternion :

$$Q = \begin{pmatrix} \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) & \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) k_x & \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) k_y & \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) k_z \end{pmatrix}^T \quad (4)$$

Cette représentation donnera la même forme de signaux pour un mouvement donné quelque soit la position du corps par rapport au nord magnétique. Dans les traitements suivants, le signal magnétométrique sera traité suite à cette transformation en considérant comme point de départ le premier vecteur de la fenêtre temporel.

2.5 Classification des transferts posturaux

2.5.1 Définition des formes

Les données analysées en vue de la recherche de la forme de l'une des transitions sont :

- Les valeurs issues du filtrage des accéléromètres $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} A_x & A_y & A_z \end{pmatrix}^T$.
- L'angle hélicoïdal (angle de la rotation) θ entre l'instant 0 de la détection du mouvement par l'algorithme de segmentation et le vecteur courant des magnétomètres.

Pour la reconnaissance des formes nous utilisons la transformée en ondelettes. Celle-ci permet de reconnaître, avec un minimum de seuils et de paramètres, une même forme à plusieurs échelles temporelles différentes (vitesse d'exécution adaptable), algorithme adapté pour des mouvements tels que ceux recherchés qui sont très variables en vitesse d'une catégorie d'âge à l'autre. Les transferts posturaux recherchés sont (1) s'asseoir, (2) s'allonger, (3) se relever de la position assise, (4) se relever de la position allongé. Pour chacun de ces transferts posturaux, nous avons quatre différents signaux cités précédemment. Ces transferts sont supposés isolés (en partie) par la première étape de segmentation. Quelques secondes du signal sont présentées au classifieur afin de reconnaître la présence d'une possible transition à l'intérieur. La définition des formes à reconnaître s'est faite à partir des mêmes essais ayant permis de régler les seuils de segmentation dans la partie précédente. Dans ce cas, à partir des différents signaux, une transition moyenne a été déterminée. Puis nous avons déterminé une forme interpollée pour cette transition, respectant les conditions d'acceptation d'une ondelette. Le type de polynôme d'interpolation a été déterminé empiriquement pour respecter au mieux la forme de chacun des signaux pour chacune des transitions, et le degré d'interpolation a été déterminée par minimisation de l'erreur d'approximation au sens des moindres carrés. Un exemple d'une telle construction pour la transition s'allonger est montré sur la figure 2.

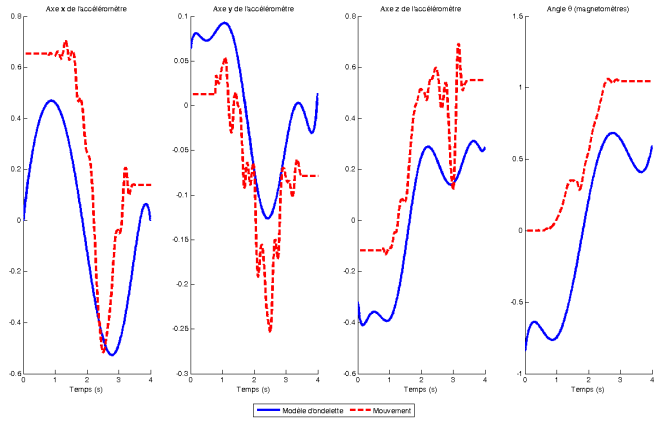

FIGURE 2 – Ondelette mère pour les quatre signaux de la transition s'allonger sur le lit. Les lignes pointillées sont les signaux issus de la réalisation moyenne et les lignes pleines sont les ondelettes mères

2.5.2 Classification

La transformée en ondelettes a été introduite par Morlet et Grossman dans le cadre de l'analyse non stationnaires en temps et en fréquence. Une ondelette mère ψ, localisée en temps et en fréquence, sert à définir une base de fonctions. Cette ondelette mère est translatée et dilatée dans le temps $\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{a}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$, with $a > 0$ et de calculer les coefficients de la transformation du signal $x(t)$ par l'ondelette psi selon la formule suivante : $C_{a,b} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi_{a,b}(t)dt$. À partir de ces coefficients $C_{a,b}$, formant une surface à analyser, nous recherchons les maximums locaux suffisants qui seraient alors signe de détection de la forme recherchée (l'ondelette mère), au temps et à l'échelle temporelle donnés [7]. Les ondelettes mères utilisées sont celles construites et présentées au point précédent.

3 Expérimentations et Résultats

3.1 Protocole expérimental

Afin de tester cet algorithme et d'évaluer ses performances sur d'autres personnes que les signaux ayant servi à l'apprentissage, treize sujets ont réalisé un scénario expérimental. Ces volontaires (6 femmes, 7 hommes) était agé de $30.4\ years \pm 6$. Ils devaient reproduire une suite de mouvement dans l'Habitat Intelligent pour la Santé du TIMC-IMAG. La session expérimentale était filmée pour indexation. L'appartement était équipé d'une chaise (ferme, sans accoudoir, hauteur du siège de 45 cm, angle siège/dossier de 10°) et d'un lit (ferme, hauteur de 46 cm). Le scénario se décomposait de la manière suivante :

- Cinq Up & Go (mouvement qui consiste à se lever de la chaise, marcher 4 mètres, faire demi-tour et revenir s'asseoir en tournant derrière la chaise.
- Cinq séquences consistant à marcher, s'allonger sur le lit (sur le dos), rester immobile dans cette position quelques secondes avant de bouger sur le lit (à gauche et à droite),

rester de nouveau immobile et se relever pour retourner à la position initiale en marchant.
– Se baisser pour refaire le lacet de chacune de ses chaussures et ramasser un objet.

3.2 Résultats

	Classification	
	Incorrecte	Correcte
S'asseoir et se relever de la chaise		
Segmentation incorrecte	8% (10)	10,4% (13)
Segmentation correcte	6,4% (8)	75% (93)
S'allonger et se relever du lit		
Segmentation incorrecte	13,4% (15)	17,8% (20)
Segmentation correcte	4,4% (5)	64,2% (72)

TABLE 1 – Matrice de confusion présentant les résultats de la classification des transferts posturaux

Les résultats de l'expérimentation précédemment décrite sont donnés par le tableau 1. Les algorithmes donnent un taux de classification de 65% pour les transition s'allonger/se relever (du lit) et de 75% pour les transitions Assis-Debout et Debout/Assis. Cette différence entre les deux types de transition est due d'une part à une plus grande complexité du mouvement s'allonger (le moment du décubitus), mais aussi parce que cette transition va contenir la transition Debout-Assis et le temps passé entre les deux instants du mouvement est divers (et donc la transition en elle-même peut être vue comme deux transitions différentes.

Nous remarquons également qu'une grande partie des mauvaises classification est due à une mauvaise segmentation (la première étape). Ceci peut s'expliquer par le fait que, selon les sujets, la « force » mise en œuvre pour réaliser le mouvement peut différer. Par exemple, pour une transition s'allonger, certains sujets se jettent littéralement sur le lit alors que d'autre peuvent s'allonger doucement et avec précaution. Ainsi, selon les cas, la transition peut-être totalement manqué par l'algorithme de segmentation et ainsi aucune recherche de reconnaissance de forme ne sera faite sur cet échantillon.

4 Conclusion

Cet article a décrit le traitement des signaux magnétométriques et accélérométriques pour détecter et classifier les transferts posturaux chez les personnes porteuses d'un circuit embarqué. Nous avons finalement obtenu un taux de bonne classification de 70% sur les signaux issus de 13 sujets, sans modifier aucun seuil ni aucun modèles. Les modèles ont été appris sur une 14ème personne. Nous avons également remarqué que l'algorithme de segmentation est l'un des points faible de l'algorithme a améliorer car il engendre une grande partie des erreurs.

La suite de ces travaux se tourne vers l'amélioration de l'algorithme de segmentation en considérant plus de signaux pour déterminer des valeurs plus cohérentes avec une plus grande population. L'intégration de l'ensemble de ces algorithmes dans le microprocesseur (alors que la quasi-totalité des traitements est pour le moment fait hors-ligne) est également en projet, d'une part en adaptatant les calculs à effectuer mais aussi peut-être en modifiant d'architecture (pour se tourner vers un DSP par exemple). De plus, pour être adapté au but initial de cette étude, nous allons également vérifier le comportement des algorithmes, avec les mêmes modèles et coefficients qu'actuellement, sur une population de personnes âgées, pour laquelle nous nous attendons à de grandes modifications de vitesse d'exécution mais pas de forme.

Enfin ce travail est utilisé pour la classification des activités de la vie quotidienne à partir de ce capteur additionné à des capteurs environnementaux, des microphones et des capteurs de présence dans un appartement. Nous essayons de classifier, avec des SVM, des activités telles que prendre un repas, se reposer... L'augmentation de la spécificité et de la sensibilité de ce capteur fera progresser les résultats de cet algorithme.

Références

[1] Marie CHAN, Daniel ESTÈVE, Christophe ESCRIBA et Eric CAMPO : A review of smart homes- present state and future challenges. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 91(1):55–81, Juillet 2008.

[2] B. NAJAFI, K. AMINIAN, A. PARASCHIV-IONESCU, F. LOEW, C. J. BÃ$\frac{1}{4}$LA et P. ROBERT : Ambulatory system for human motion analysis using a kinematic sensor : Monitoring of daily physical activity in the elderly. *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, 50(6):711 – 723, Juin 2003.

[3] A. K. BOURKE, J. V. O'BRIEN et G. M. LYONS : Evaluation of a threshold-based tri-axial accelerometer fall detection algorithm. *Gait And Posture*, 26(2):194–199, Juillet 2007.

[4] N. NOURY, A. FLEURY, P. RUMEAU, A.K. BOURKE, G. O LAIGHIN, V. RIALLE et J.E. LUNDY : Fall detection - principles and methods. *In 29th Int. Conference of the IEEE-EMBS 2007*, pages 1663–1666, Août 2007.

[5] A. FLEURY : *Détection de motifs temporels dans les environements multi-perceptifs – Application à la classification des AVQ d'une personne suivie à domicile par télémédecine.* Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier, Grenoble, 2008.

[6] Y. Y. TANG, L. H. YANG, J. LIU et H. MA : *Wavelet Theory and its Application to Pattern Recognition*. World Scientific, 2000.

[7] M. MISITI, Y. MISITI, G. OPPENHEIM et J.-M. POGGI : *Les ondelettes et leurs applications*. Lavoisier, 2003.

hal-00422556, version 1 - 7 Oct 2009