

Traitement de signaux issus de magnétomètres embarqués – Application à la détection des changements de direction d’une personne

Anthony FLEURY, Norbert NOURY, Nicolas VUILLERME

Laboratoire TIMC-IMAG, UMR CNRS/UJF 5525, équipe AFIRM
Faculté de Médecine de Grenoble, Bâtiment Jean Roget, 38706 La Tronche Cedex
Anthony.Fleury@imag.fr, Norbert.Noury@imag.fr, Nicolas.Vuillerme@imag.fr

Résumé – Cet article présente une méthode de classification des changements de direction d’une personne à partir des signaux d’un magnétomètre tri-axes embarqué. L’algorithme proposé permet de détecter, rapidement et de manière causale, les changements d’orientation par analyse de fenêtres temporelles du signal. Après seuillage, une première analyse de la norme euclidienne permet de déterminer grossièrement l’amplitude et le sens du changement. Cette première décision est ensuite affinée par le calcul du quaternion de la rotation dans \mathbf{R}^3 . Cette méthode permet de réduire la puissance de calcul nécessaire dans un système embarqué puisque le calcul du quaternion ne s’effectue que sur les fenêtres d’intérêt du signal.

Abstract – This work introduces an algorithm, adapted to an embedded hardware, able to compute, from the signal measured by a magnetoresistive sensor, the modification of direction of a person. The algorithm inputs are three measures of the projection of the earth magnetic field. From these inputs, we can compute, with an algorithm fast and causal (it analyses the signal after cutting it in temporal windows). The signal is thresholded and then the variation of the euclidian norm of the difference between two moments is analysed to detect the amplitude of the movement and the direction. After this first step, the decision is controlled by computing the real quaternion of the rotation in \mathbf{R}^3 . The decision is confirmed after this step. The first step reduces the computing power necessary for this algorithm, making a first classification in a fast way.

1 Introduction

Le vieillissement exponentiel de la population a entraîné la production de nombreux projets pour la surveillance de cette population fragilisée.

Cette surveillance peut être réalisée de plusieurs manières [1] : (1) par des vêtements « communicants » qui captent à tout moment les paramètres physiologiques de la personnes, les enregistrent et si nécessaire déclenchent des alertes ; (2) par un ensemble de divers capteurs disséminés dans l’appartement de la personne, pour capter son environnement et ses mouvements afin d’en déduire son activité, lui apporter un service en cas de troubles cognitifs ou de handicap, ou bien déclencher une alarme [2] ; (3) enfin par des centrales embarquées sur la personne, comprenant des accéléromètres, gyroscopes et magnétomètres, pour mesurer l’activité de la personne et détecter des évènements exceptionnels tels que la chute [3, 4].

Ce présent travail adresse cette dernière catégorie. Notre centrale, attachée sur la personne, effectue les mesures du champ gravitationnel et du champ magnétique terrestre suivant trois directions orthogonales. Nous nous intéressons ici uniquement aux signaux magnétométriques, mais des travaux précédents ont exploré les mouvements des segments du corps humain avec des accéléromètres et/ou gyroscopes [5, 6]. Dans ce dernier cas, les magnétomètres permettent de corriger, à l’aide d’un filtre de Kalman, la dérive due à l’intégration du signal gyroscopique. Dans notre cas, nous recherchons la détection des chan-

gements significatifs de direction de la personne ($\pm 90^\circ$, $\pm 180^\circ$, $\pm 270^\circ$, $\pm 360^\circ$).

2 Matériel utilisé

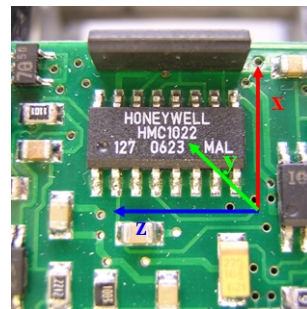


FIG. 1: Montage des magnétomètres

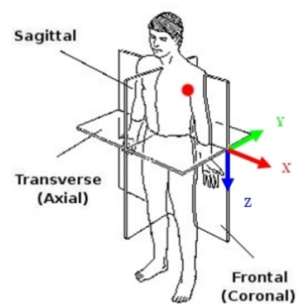


FIG. 2: Définition du repère « sujet »

Nous fixons sous l’aisselle du sujet, intégré à son tee-shirt, une carte électronique équipée d’un magnétomètre bi-axes standard du marché (Honeywell HMC1022) et d’un mono-axe (Honeywell HMC1021Z). L’axe de ce dernier est orthogonal au plan de la carte alors que les deux axes du premier sont perpendiculaires et sur le plan du circuit (Fig. 1). Nous formons ainsi un repère fixe par rapport au sujet (Fig. 2). En sortie, nous obtenons, à chaque moment, trois valeurs représentant la projection, sur les trois axes du sujet, du champ magnétique terrestre (Fig. 3-A). La va-

riation de cette projection d'un vecteur fixe sur un repère tournant nous donne une indication sur les mouvements effectués.

3 Algorithmes proposés

3.1 Pré-traitement des signaux

Avant de passer par l'algorithme de classification des mouvements, le signal subit deux pré-traitements, le premier fréquentiel pour éliminer le bruit et le second spatio-temporel pour réduire la quantité de calculs à suivre. Les différents filtres sont appliqués sur des fenêtres de 2 secondes, l'algorithme au complet peut donc être implémenté en temps réel et n'a aucun besoin d'une partie de signal qui pourrait se trouver après la fenêtre traitée actuellement.

3.1.1 Filtrage de la marche

Dans notre application, la marche du porteur du capteur est considérée comme un bruit. Comme la fréquence des signaux de la marche se situe dans l'intervalle de fréquence $[0.5Hz; 2Hz]$, nous appliquons un filtre coupe-bande correspondant.

Ce filtre est suivi par un filtre passe-bas de fréquence de coupure $4Hz$ pour éliminer les bruits de haute fréquence.

Les deux filtres appliqués sont des filtres de Butterworth du 3^{ème} ordre. Ceux-ci étant appliqués sur des fenêtres temporelles de notre signal, afin d'éliminer les effets de bords, nous les appliquons sur une copie de la fenêtre agrandie pour lui appliquer un effet miroir avant et après le signal original. Elle est recoupée à la fin du traitement. Nous nous sommes basés sur des filtres de Butterworth et sur un effet miroir pour éliminer les effets de bord du fait de leur simplicité d'implémentation et de leur efficacité dans notre application. Le résultat de ce filtrage est montré sur la Fig. 3-B.

3.1.2 Détection des zones d'activité

Le but de cette partie du traitement des signaux est de diminuer le nombre de fenêtres analysées. En effet, étant donné que nous cherchons à n'analyser que des mouvements de grande amplitude, nous ne voulons pas analyser et effectuer des calculs sur des fenêtres d'inaction. Pour ce faire, nous allons marquer les fenêtres comme « Fenêtre d'activité » ou comme « Fenêtre d'inactivité », en utilisant un filtre non linéaire qui se base sur la variance glissante du signal. La variance est définie comme suit :

$$s_n = \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^2}{n} = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 - 2 \cdot \bar{x}_n \cdot \sum_{i=1}^n x_i \right) + \bar{x}_n \quad (1)$$

Avec

$$\bar{x}_n = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n x_i = \frac{n-1}{n} \cdot \bar{x}_{n-1} + \frac{1}{n} \cdot x_n \quad (2)$$

Pour conserver l'ensemble de l'information d'une fenêtre d'analyse à la suivante, nous devons garder en mémoire les

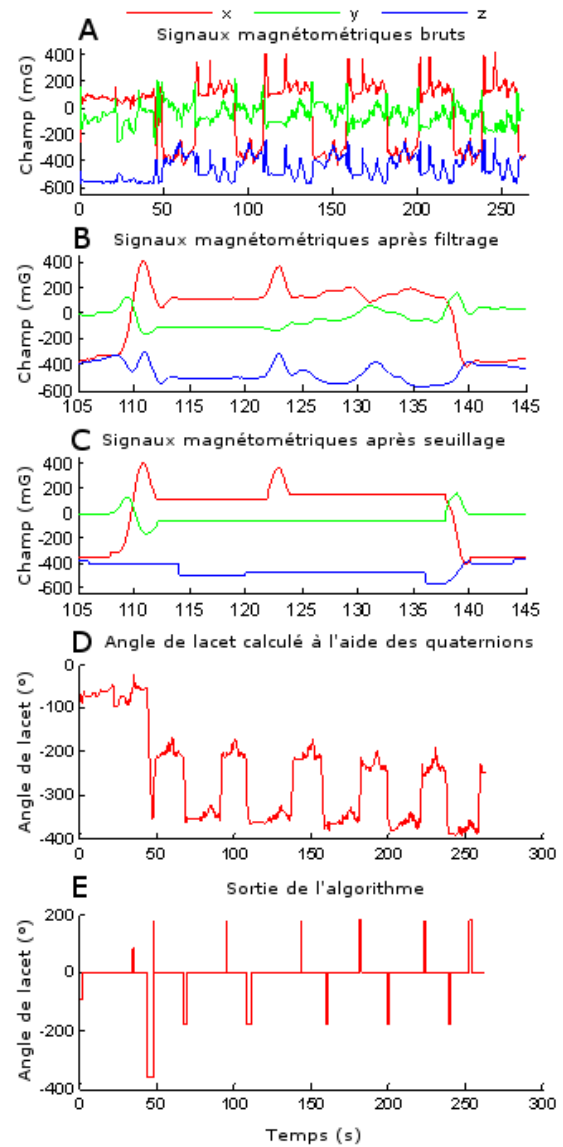


FIG. 3: Étapes de l'algorithme sur un signal avec changements de directions multiples

variables suivantes : (1) le nombre d'échantillons analysés, (2) la somme de ces échantillons (trois variables), (3) la somme des carrés des échantillons (trois variables). Ces sept variables flottantes suffisent à ne perdre aucune information sans pour autant garder tous les échantillons en mémoire.

L'initialisation de ces variables peut se faire, si le sujet est capable d'effectuer un mouvement pré-défini au premier démarrage du capteur, avec une première fenêtre contenant un mouvement de grande ampleur. Cela permet, si cette opération est réalisée, de réduire la quantité de données analysées au début du signal. En effet, en cas de non initialisation, l'algorithme fonctionnera mais certaines fenêtres qui ne devraient pas être déclarées comme « active » le seront au début du signal. Ceci est dû au fonctionnement du filtre qui peut être décrit de la manière suivante : la variance de chaque fenêtre est comparée à la variance glissante du signal. Si la variance de la fenêtre est petite comparée à la variance totale, la fenêtre est remplacée par sa moyenne (effet d'un filtre passe bas ne gardant

que la composante continue), sinon le signal est gardé tel quel (filtre passe-tout). Il peut être décrit par l'équation suivante :

$$\forall i \in [1; N_w], x_i = \begin{cases} x_i & \text{si } s_w > \epsilon \cdot s_t \\ \bar{x}_w & \text{sinon} \end{cases} \quad (3)$$

- N_w Taille de la fenêtre,
- s_w Variance de la fenêtre,
- ϵ Coefficient (valeur optimale déterminée lors des expérimentations),
- \bar{x}_w Valeur moyenne de la fenêtre.

L'effet de ce filtrage est montré par la Fig. 3-C. Grâce à ce filtre, une grande partie des fenêtres seront classées comme « non-activité » ce qui représentera un gain non négligeable en terme de temps de calcul sur un système embarqué. La perte significative d'information est ici voulue, afin d'isoler réellement les mouvements recherchés.

Ce filtre créé des discontinuités dans le signal qui sont sans conséquence dans notre application. En effet, l'analyse des mouvements s'arrête dans ces fenêtres de « non-activité » et redémarre au début de la fenêtre dite « d'activité » suivante.

3.2 Classification du mouvement

La figure 3-C nous montre un changement de direction du sujet. Comme nous pouvons le voir sur cette figure, ce changement de direction peut être détecté en analysant les variations entre deux moments de la norme du champ magnétique perçu sur chaque axe. En effet, lorsque le sujet effectue un changement de direction significatif, l'effet notable se retrouve sur la variation de la norme du champ magnétique dans le plan (\mathbf{x} ; \mathbf{y}). Nous pouvons alors détecter ce changement significatif de direction en calculant la norme euclidienne du vecteur différence, entre deux instants successifs, dans ce plan puis en comparant cette variation avec deux valeurs connues ϵ_{90} et ϵ_{180} . Étant donné qu'un même mouvement peut se dérouler sur plusieurs fenêtres temporelles successives, il faut pouvoir garder en mémoire les points de départ et d'arrivée du mouvement. Le point de départ de l'analyse sera positionné sur la première fenêtre détectée comme « activité » par l'algorithme. Lorsque la différence de norme est supérieure à ces deux valeurs, nous pouvons caractériser le mouvement.

L'orientation du vecteur différence donne quant à lui la direction du mouvement.

Cette méthode, ne nécessitant qu'un calcul de norme euclidienne, est rapide à l'exécution. Elle a cependant un désavantage qui vient du fait que la certitude sur la direction du mouvement n'est pas assurée. En effet, lorsque le mouvement sort de l'intervalle $[-\frac{\pi}{2}; \frac{\pi}{2}]$, la classification des mouvements de sens positif et de sens négatif se trouve inversée. Si l'on se retrouve dans le cas d'une mauvaise détection d'un mouvement, la classification s'en trouve faussée pour toute la suite de l'exécution de l'algorithme. Afin d'éliminer ce type de problèmes, nous devons vérifier que la décision prise est bonne en calculant l'angle de lacet réel.

3.3 Algorithme de vérification

3.3.1 Calcul du quaternion de la rotation

Le but de cette partie de l'algorithme est de vérifier la décision prise sur le mouvement actuel, indépendamment des décisions précédentes, en calculant le quaternion du mouvement effectué. Ce quaternion décrit une composition de trois rotations (autour des axes \mathbf{x} , \mathbf{y} et \mathbf{z}). La première étape de ce calcul est la normalisation du signal, transformé linéairement par le circuit de conditionnement.

La norme du vecteur magnétométrique (en trois dimensions) est constante au bruit de mesure près, durant la session expérimentale (du fait des « faible » durée et étendue spatiale de celle-ci). On mesure donc les variations des trois projections d'un vecteur fixe (le champ magnétique terrestre) dans un référentiel en mouvement (le buste du sujet). À partir de ceci, nous pouvons calculer le quaternion de la rotation effectuée. Pour ceci, considérons d'abord \mathbf{B}_1 et \mathbf{B}_2 , le vecteur champ magnétique mesuré à deux instants de l'expérimentation. Nous voulons déterminer le vecteur rotation $\mathbf{k} = (k_x \ k_y \ k_z)^T$ et l'angle de la rotation θ qui transforme \mathbf{B}_1 en \mathbf{B}_2 . Partant de ce vecteur, le quaternion aura l'expression suivante :

$$Q = \begin{pmatrix} \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \\ \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) k_x \\ \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) k_y \\ \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) k_z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{pmatrix} \quad (4)$$

Une base possible permettant l'écriture de la transformation de \mathbf{B}_1 en \mathbf{B}_2 à l'aide d'une rotation simple autour d'un vecteur \mathbf{k} et d'un angle θ est donnée par :

$$\begin{cases} \mathbf{i} = \frac{\mathbf{B}_1}{\|\mathbf{B}_1\|} \\ \mathbf{j} = \frac{\|\mathbf{B}_1\|^2 \mathbf{B}_2 - (\mathbf{B}_1 \cdot \mathbf{B}_2) \mathbf{B}_1}{\|\|\mathbf{B}_1\|^2 \mathbf{B}_2 - (\mathbf{B}_1 \cdot \mathbf{B}_2) \mathbf{B}_1\|} \\ \mathbf{k} = \frac{\mathbf{B}_1 \wedge \mathbf{B}_2}{\|\mathbf{B}_1 \wedge \mathbf{B}_2\|} \end{cases} \quad (5)$$

Notons ensuite \mathbf{b}_1 et \mathbf{b}_2 les projections de \mathbf{B}_1 et \mathbf{B}_2 dans la base de l'équation (5). L'angle de la rotation est donné par :

$$\theta = \arccos\left(\frac{\mathbf{b}_1 \cdot \mathbf{b}_2}{\|\mathbf{b}_1\| \cdot \|\mathbf{b}_2\|}\right) \quad (6)$$

Avec les équations (5) et (6) nous avons déterminé le vecteur principal de la rotation et son angle. Nous avons maintenant une expression numérique du quaternion Q , donnée par l'équation (4). Nous pouvons alors écrire la matrice de la rotation dans la base (\mathbf{x} , \mathbf{y} , \mathbf{z}). Nous obtenons la matrice $M_{r_{xyz}}$ suivante :

$$\begin{pmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(-q_0 q_3 + q_1 q_2) & 2(q_0 q_2 + q_1 q_3) \\ 2(q_0 q_3 + q_2 q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(-q_0 q_1 + q_2 q_3) \\ 2(-q_0 q_2 + q_3 q_1) & 2(q_0 q_1 + q_3 q_2) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{pmatrix} \quad (7)$$

3.3.2 Estimation des angles de lacet, tangage et roulis

Nous allons maintenant calculer l'angle de lacet de la rotation. Pour ce faire, nous considérons notre mouvement

comme la composition d'une rotation autour de l'axe \mathbf{z} , d'angle ψ (angle de lacet), une seconde autour de l'axe \mathbf{y} , d'angle ϕ (le tangage) et une dernière d'angle θ (le roulis). Soit M_ψ , M_ϕ et M_θ trois matrices de rotation autour des trois axes définis précédemment. Pour calculer les angles de lacet, tangage et roulis, nous allons identifier le produit de ces trois matrices $M'_{xyz} = M_\psi M_\phi M_\theta$, avec la matrice donnée par l'équation (7). Ce qui nous donne :

$$\begin{cases} \psi = \arctan\left(\frac{M_{xyz}(1,2)}{M_{xyz}(1,1)}\right) \\ \theta = \arcsin\left(M_{xyz}(1,3)\right) \\ \phi = \arctan\left(\frac{M_{xyz}(2,3)}{M_{xyz}(3,3)}\right) \end{cases} \quad (8)$$

Notre application nécessite uniquement le calcul de l'angle ψ . De plus, nous n'effectuons ce calcul que sur les fenêtres temporelles que nous sommes en train de vérifier, donc sur le mouvement que nous tentons de caractériser et qui a été isolé par l'algorithme. Nous ne ferons pas ces calculs sur l'ensemble du signal. La figure 3-D montre le calcul de l'angle de lacet par cette méthode sur les données de la figure 3-A. Cette sortie est à comparer au résultat en sortie de l'algorithme.

3.4 Sortie de l'algorithme

L'algorithme de classification, se basant sur la norme euclidienne, nous donne un premier résultat qui est vérifié par la partie de calcul de la transformation réelle sur la partie du signal isolée et supposée contenir un mouvement. Si la première décision est confirmée par le calcul réel, la sortie de l'algorithme est une porte, dont la valeur est l'angle en degré et pendant un temps correspondant au temps mis pour effectuer le mouvement. Cette sortie (figure 3-E) donne deux informations : l'angle et le temps passé à effectuer le mouvement.

4 Expérimentations et résultats

Cet algorithme a été testé sur huit sujets jeunes ($26, 75 \pm 3, 3$ ans) qui ont réalisé deux scénarios. Dans le premier scénario, il était demandé au sujet d'effectuer une rotation complète autour de l'axe vertical, de marcher dans un long couloir, effectuer un demi-tour autour d'une chaise, s'asseoir et se relever, revenir en marchant jusqu'au point de départ pour finir par un demi-tour en sens inverse. Ce scénario était reproduit cinq fois. Le second scénario contenait la montée puis la descente d'un escalier, avec des demi-tours et des quarts de tours dans les deux directions. Le tableau 1 résume les changements de direction à retrouver dans les séances expérimentales (pour chaque sujet) et donne les temps moyens d'acquisition ainsi que le pourcentage de fenêtres analysées (marquées comme « activité »), indice à mettre en relation avec le scénario (s'asseoir sera analysé mais non classifié comme changement de direction).

Du fait de l'algorithme de vérification, aucune fausse détection ou non détection n'a été constatée sur cette série expérimentale. L'algorithme en sortie a délivré, à chaque changement de direction, l'angle attendu. Cette vérifica-

TAB. 1: Description des deux sessions expérimentales

Scénario	90°		180°		Temps de mesure	% fenêtres analysées
	-	+	-	+		
Assis-Debout	5	5	0	0	$226s \pm 37$	85%
Escalier	1	1	8	8	$147s \pm 36$	54%

tion augmente légèrement le temps de calcul mais évite les mauvaises détections.

5 Conclusion

Les premières expérimentations ont permis de constater l'efficacité de cet algorithme, pour un temps de calcul raisonnable. Nous obtenons donc, à partir des trois signaux magnétométriques, les changements principaux de direction d'un sujet portant notre capteur embarqué. Avec plus d'expérimentations en situation écologique, nous pourrions affiner les valeurs ϵ_{90} et ϵ_{180} pour optimiser le nombre de fenêtres analysées.

6 Remerciements

Les auteurs tiennent à remercier Damien Flammarion et Jeremy Groussier pour leur participation à la conception du microsystème embarqué, ainsi que tous les volontaires des équipes AFIRM et SPM qui ont participé aux expérimentations.

Références

- [1] C. N. Scanail, S. Carew, P. Barralon, N. Noury, D. Lyons, and G. M. Lyons, "A review of approaches to mobility telemonitoring of the elderly in their living environment," *Annals of Biomedical Engineering*, vol. 34, pp. 547 – 563, April 2006.
- [2] M. Philipose, K. P. Fishkin, M. Perkwitz, D. J. Patterson, D. Fox, H. Kautz, and D. Hahnel, "Inferring activities from interactions with objects," *IEEE Pervasive Computing*, vol. 3, no. 4, pp. 50 – 57, Oct. 2004.
- [3] P. Barralon, N. Vuillerme, and N. Noury, "Walk detection with a kinematic sensor : Frequency and wavelet comparison," in *Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS '06. 28th Annual International Conference of the IEEE*, Aug. 2006, pp. 1711–1714.
- [4] A. K. Bourke and G. M. Lyons, "A threshold-based fall-detection algorithm using a bi-axial gyroscope sensor." *Med Eng Phys*, Jan 2007.
- [5] R. Zhu and Z. Zhou, "A real-time articulated human motion tracking using tri-axis inertial/magnetic sensors package," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehab. Eng.*, vol. 12, no. 2, pp. 295 – 301, June 2004.
- [6] R. B. McGhee, E. R. Bachmann, X. Yun, and M. J. Zyda, "An investigation of alternative algorithms for singularity - free estimation of rigid body orientation from earth gravity and magnetic field measurements," Naval Postgraduate School, Monterey, California, Tech. Rep., 2001.