

# Décomposition multimodale et analyse par diffusion du signal stabilométrique

R. FOURNIER<sup>1</sup>, E. DELÉCHELLE<sup>2</sup>, J. LEMOINE<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>LERISS, Laboratoire d'Etude et de Recherche en Instrumentation Signaux et Systèmes,  
61 avenue du Général de Gaulle, 94010 Créteil Cedex

[rfournier@univ-paris12.fr](mailto:rfournier@univ-paris12.fr)

[delechelle@univ-paris12.fr](mailto:delechelle@univ-paris12.fr)

[lemoine@univ-paris12.fr](mailto:lemoine@univ-paris12.fr)

**Résumé** – A travers l'analyse du signal stabilométrique recueilli en statique, lors de l'étude de l'équilibre chez l'Homme, nous souhaitons extraire de nouveaux paramètres caractéristiques du système générateur dans l'optique de la modélisation du système tonique postural. Le signal stabilométrique est décomposé par l'intermédiaire de l'Empirical Mode Decomposition de Huang en modes. Notre choix de modélisation non linéaire des courbes de diffusion des modes nous permet l'extraction de nouveaux paramètres dynamiques liés au système générateur. Les résultats issus de l'analyse des paramètres dynamiques extraits contribuent à la mise en évidence d'un paramètre sensible à l'influence des entrées visuelles et proprioceptives.

**Abstract** – The evaluation of postural stability represents a significant share for a more precise comprehension of the system of postural control. This new analysis approach of the stabilometric signal is based on the newly-developed signal processing method EMD (Empirical Mode Decomposition). Associated with the fluctuation-dissipation theorem, the modelisation we choosed extracts new dynamical parameters. This parameters permit to determine the band of frequencies of the analyzed dynamic and inform us therefore on the level of stability of the body.

## 1. Introduction

Le système tonique postural est le garant d'une posture idéale du corps quel que soit l'environnement. Pour réaliser un tel contrôle, l'organisme utilise plusieurs sources d'informations en provenance des multiples entrées (visuelle, vestibulaire, podale). Les enjeux d'une recherche visant à diagnostiquer le plus finement possible les problèmes liés au système tonique postural sont multiples. D'un point de vu médical, les outils présentés dans ce travail ont pour finalité l'aide au diagnostic des troubles de l'équilibre chez l'Homme, le choix thérapeutique ou encore la rééducation. D'un point de vu formel, la modélisation d'un tel système permettra une compréhension plus précise des processus intervenant dans la régulation posturale.

Ce travail epose sur l'étude de l'information posturale recueillie à l'aide de capteurs [1] [2] sous la forme d'un signal de structure complexe : le signal stabilométrique (figure 1).

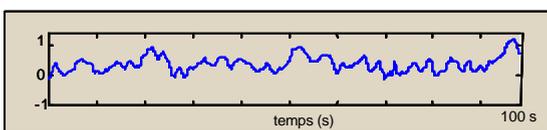


FIGURE 1 : Signal stabilométrique, amplitude normalisée entre [-1,1]

De récents travaux [3] [4] [5] [6], fondés sur la théorie du mouvement brownien, proposent des méthodes qui permettent d'extraire du signal stabilométrique de nouvelles Mesures Statistiques Mécaniques (MSM). Parmi lesquelles, nous distinguons : - la mesure des coefficients de diffusion (à court et long terme), - la mesure des coefficients de Hurst (à

court et long terme) et - la position du point critique sur la courbe de diffusion.

## 2. Fonction de diffusion

Les deux approches de mouvement brownien (classique et fractionnaire) font intervenir un déplacement quadratique entre deux instants noté :

$$f^2(\tau) = [s(t) - s(t-\tau)]^2 \quad (1)$$

Le moment d'ordre deux de ce déplacement quadratique s'exprime en fonction :

- du coefficient de diffusion  $D$ , intervenant dans la définition du mouvement Brownien classique, celui introduit par Einstein :

$$\langle \Delta f^2 \rangle \approx 2D \Delta t \quad (2)$$

- de l'exposant d'échelle  $H$ , coefficient de Hurst intervenant dans la définition du mouvement Brownien fractionnaire de Mandelbrot :

$$\langle \Delta f^2 \rangle \approx \lambda \Delta t^{2H} \quad (3)$$

Ainsi, la fonction de diffusion généralisée est la suivante :

$$\langle f^2 \rangle = 2D \cdot \tau^{2H} \quad (4)$$

L'utilisation d'une échelle logarithmique permet de mettre en évidence des relations linéaires entre le déplacement quadratique moyen et l'intervalle de temps :

$$\log(\langle f^2 \rangle) = K + 2H \cdot \log(\tau) \quad (5)$$

La valeur de  $H$  est liée au degré de corrélation du processus. Pour un processus donné, nous nous intéressons aux valeurs de  $K$  et  $H$ .

Ces travaux de Collins & De Luca [3] [4] tentent de caractériser les déplacements du centre de masse au travers de différents modèles dynamiques, en faisant l'hypothèse que le maintien de la posture est le résultat d'un équilibre dynamique du corps sous l'effet d'oscillations continues. Par exemple, Collins & De Luca considèrent le déplacement du centre de pression comme étant une réalisation particulière d'un processus stochastique. Une description des propriétés stochastiques du centre de pression est alors possible à l'aide des MSM par le modèle de processus de « marche aléatoire ». Sous l'hypothèse d'une marche aléatoire corrélée du centre de pression, deux régions sont définies sur la courbe de diffusion (figure 2) qui correspondent respectivement à deux processus distincts : un processus à court terme correspondant à un système de contrôle en boucle ouverte et un processus à long terme associé à un contrôle postural en boucle fermée. Afin de réduire le nombre de paramètres, d'autres équipes [5] [6] utilisent une fonction continue du temps pour l'expression de H (figure 3).

L'approche de Collins et De Luca [4] qui met en évidence deux régions distinctes sur la courbe de diffusion permet l'extraction de cinq paramètres pour l'ensemble des deux régions:

- à court terme ( $K_s, H_s$ )
- à long terme ( $K_l, H_l$ )
- le point critique ( $\tau_c, \langle f^2 \rangle_c$ ) (temps à partir duquel le système commence à réagir).

Les coordonnées du point critique sont exprimées, à partir de l'expression non linéaire de la manière suivante :

$$\tau_c = 10^{\frac{K_l - K_s}{2(H_s - H_l)}} \quad (6)$$

$$\langle f^2 \rangle_c = 10^{K_s} \cdot \tau_c^{2H_s} = 10^{K_l} \cdot \tau_c^{2H_l}$$

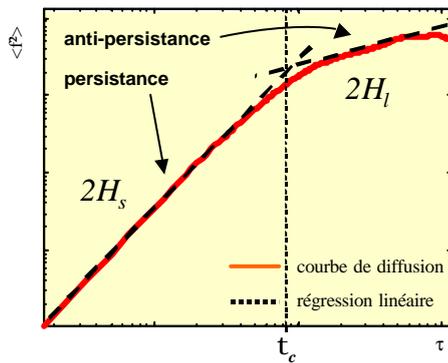


FIGURE 2 : Courbe de diffusion du signal stabilométrique modélisation linéaire par partie

Il est à noter que la définition du paramètre  $K$  est à rapprocher de l'expression de la variance d'un mouvement fractionnaire brownien proposée par Kaplan et Kuo [7].

Dans le cas de la modélisation continue la fonction de diffusion devient :

$$\log(\langle f^2 \rangle) = K + 2H(\tau) \log(\tau)$$

$$H(\tau) = \frac{1}{1 + \sqrt{\tau/\tau_c}} \quad (7)$$

Ainsi quand  $H(\tau_c)=0.5$ , les deux paramètres restant sont  $\tau_c$  et  $K$ . Les résultats de Chiari *et al* [5] [6] permettent de distinguer un enregistrement les yeux ouverts d'un enregistrement les yeux fermés.

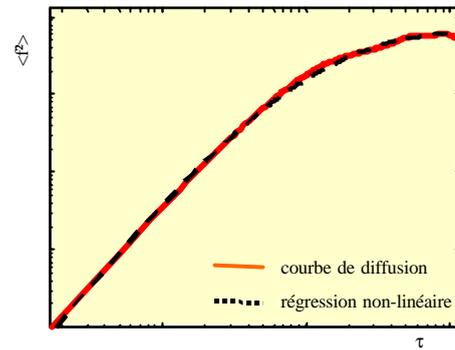


FIGURE 3 : Courbe de diffusion du signal stabilométrique modélisation continue

### 3. Décomposition : EMD

Récemment, N. Huang du centre Goddard de vol spatial de la NASA a développé un nouvel outil pour l'analyse de données qui permet de manipuler avec précision de tels signaux non stationnaires issus de systèmes non linéaires [8]. Chaque composante est obtenue par un procédé de "tamisage". Un exemple de décomposition d'enregistrements (pour un sujet, les yeux ouverts et les pieds joints) est présenté à la figure 4.

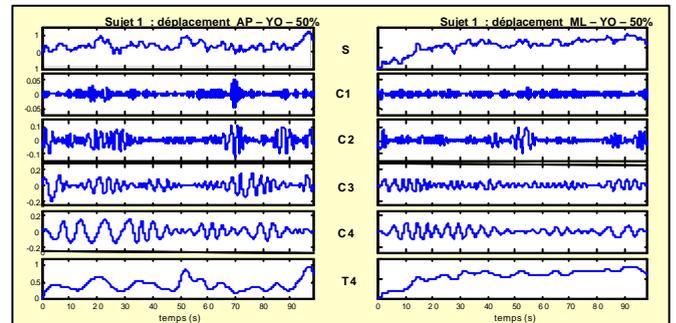


FIGURE 4 : Exemple de décomposition d'un signal stabilométrique, déplacements dans le plan antero postérieur AP et médio latéral ML

L'originalité de cette étude repose sur l'utilisation de cette récente décomposition (EMD). Cette décomposition totale, (quasi) orthogonale, locale dans le temps et adaptative est particulièrement bien adaptée à l'étude des signaux non stationnaires. Le signal est décomposé en un nombre fini de modalités sur une base de fonctions non linéaires extraites des données elles-mêmes. Nous partons de l'hypothèse que chaque modalité est représentative d'un processus élémentaire associé à une échelle d'analyse temporelle, et donc par conséquent à un temps caractéristique. L'intérêt qu'apporte l'EMD est donc un découpage par bandes de fréquences distinctes.

#### 4. Modélisation et Extraction de paramètres dynamiques

L'analyse des courbes de diffusion des modalités constituant le signal stabilométrique nous permet dans un premier temps d'isoler différents régimes de contrôle postural. Puis dans un second temps, d'envisager d'extraire de nouvelles mesures d'enregistrements issus d'examen cliniques existants. En effet, le choix de la modélisation du comportement des courbes de diffusion des modalités du signal stabilométrique permet l'extraction de nouveaux paramètres dynamiques (figure 5).

La modélisation retenue est du type système du second ordre :

$$\log \frac{\langle f^2 \rangle}{\langle f_{i,ref}^2 \rangle} = G_i + \log \left( 1 - \frac{e^{-z_i \cdot w_i \cdot t}}{\sqrt{1-z_i^2}} \cdot \sin(w_i \cdot \sqrt{1-z_i^2} \cdot t + \arcsin \sqrt{1-z_i^2}) \right) \quad (8)$$

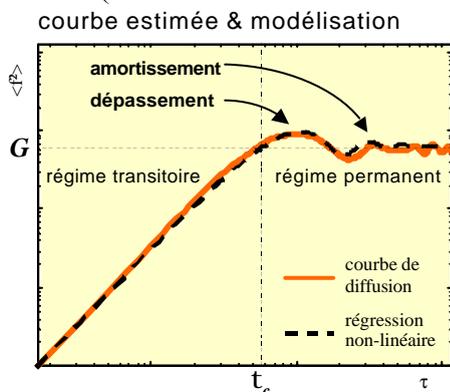


FIGURE 5 : Courbe de diffusion continue d'un mode du signal stabilométrique

Ainsi, nous disposons grâce à cette analogie avec les systèmes dynamiques du second ordre, de la valeur des paramètres dynamiques. Parmi ces paramètres dynamiques, nous distinguons le gain du système ( $G_i$ ), l'amortissement ( $z_i$ ) et la pulsation ( $w_i=2\pi f_i$  avec  $f_i \sim f_c$ ) pour chaque mode.

La modélisation retenue est tout à fait satisfaisante [9]. Elle s'applique aussi bien sur les enregistrements de patients dans le plan médio latéral (ML) que dans le plan antéro postérieur (AP). Trois nouveaux paramètres vont pouvoir contribuer à l'analyse des signaux stabilométriques : le gain du système  $G$ , l'amortissement  $A$  ainsi que la fréquence  $F_0$ , liée à la pulsation ( $w=2\pi F_0$ ) du système (figure 6).

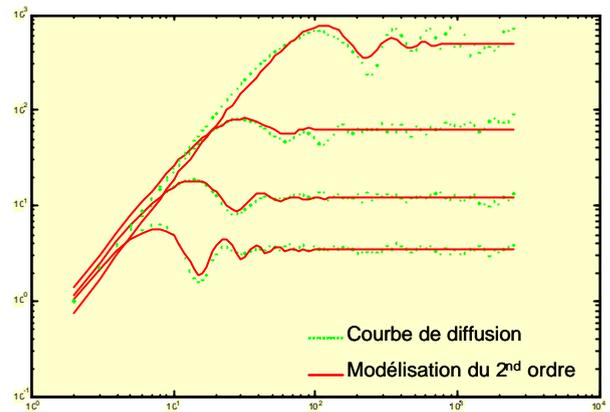


FIGURE 6 : Courbe de diffusion et modélisations du second ordre des quatre premiers modes du signal stabilométrique

L'étude de la relation entre le gain  $G$  et la fréquence  $F_0$  permet l'extraction d'un paramètre sensible à l'influence des entrées proprioceptives et visuelles. En effet, en représentant l'évolution du logarithme du gain (exprimé en  $cm^2$ ) en fonction du logarithme de la fréquence des modes (figure 6 et 7), nous constatons l'existence d'une relation linéaire :

$$\log(G) = a \log(f) + \beta \quad (9)$$

L'ensemble des résultats  $a, \beta$  est regroupé dans le tableau 1, pour des enregistrements effectués les yeux ouverts (YO) ou fermés (YF), les pieds joints (50%) ou écartés (100%).

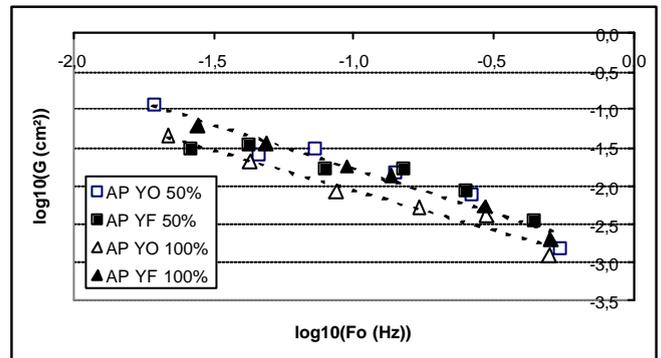


FIGURE 6 :  $\log_{10}(\text{Gain en } cm^2)$  en fonction de  $\log_{10}(F_0)$  (AP, YO et YF à 50% et 100%)

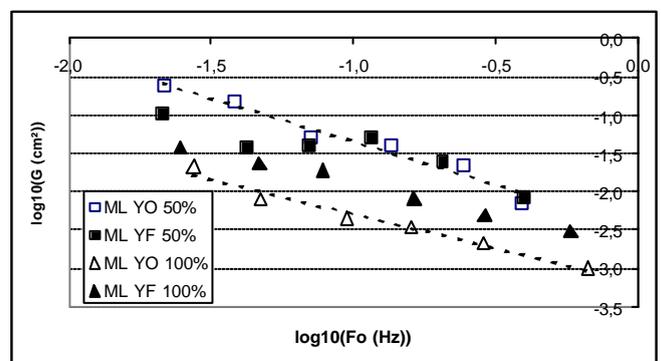


FIGURE 7 :  $\log_{10}(\text{Gain en } cm^2)$  en fonction de  $\log_{10}(F_0)$  (ML, YO et YF à 50% et 100%)

TABLEAU 1 : Paramètres  $\alpha$  et  $\beta$  pour les enregistrements AP, ML en YO et YF

			$\alpha$	$\beta$	R <sup>2</sup>
AP	YO	50	-1,17	-2,94	0,94
	YF	50	-0,74	-2,55	0,90
	YO	100	-1,05	-3,11	0,97
	YF	100	-1,15	-2,94	0,98
ML	YO	50	-1,13	-2,48	0,96
	YF	50	-0,71	-2,19	0,80
	YO	100	-0,90	-3,18	0,97
	YF	100	-0,82	-2,70	0,99

L'ordre de grandeur du paramètre  $\alpha$  est de  $-1$  (en AP comme en ML). Nous notons pour les enregistrements ML, une plus grande variabilité de ce dernier. Par conséquent, les pentes des régressions en ML (figure 7) sont plus espacées que celles en AP (figure 6).

En ce qui concerne le paramètre  $\beta$ , plusieurs remarques sont à noter :

#### Influence de l'écartement des pieds

L'écartement des pieds se traduit par une diminution de la valeur de  $\beta$  (élasticité plus importante en 100% qu'en 50%). L'écartement des pieds a pour conséquence d'augmenter la raideur apparente. Ce qui est conforme aux données physiologiques : la stabilité générale du corps est plus grande en position les pieds écartés qu'en position les pieds joints.

#### Influence de l'entrée visuelle

La valeur de  $\beta$  est plus faible en YO qu'en YF. L'augmentation du coefficient de frottement entraîne une augmentation de l'amortissement et donc une diminution de la pulsation apparente de la réponse du système amorti. Une diminution de  $\beta$  est liée à l'augmentation du coefficient de frottements en YO par rapport à la valeur obtenue en YF.

#### Distinction entre les enregistrements AP et ML

Les constats effectués pour mettre en évidence l'influence de la position des pieds et celle de l'entrée visuelle sont valables pour les deux types d'enregistrements AP et ML. Cependant, nous notons une plus grande variabilité des paramètres en situation ML.

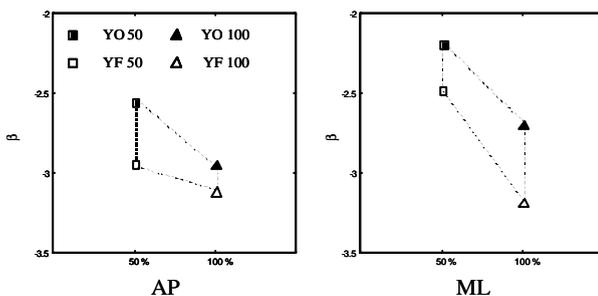


FIGURE 8 :  $\beta$  pour les enregistrements AP et ML (YO et YF à 50% et 100%)

## 5. Conclusion

La décomposition multimodale est un nouvel outil d'analyse des séries temporelles non stationnaires issues de processus non linéaires. Cette analyse s'accommode très bien dans cas où les échelles temporelles du signal et du bruit sont distinctes. De plus, elle se prête également bien aux situations dans lesquelles les oscillations proviennent de descriptions physiques. Associée à l'analyse par diffusion, cette décomposition nous permet l'extraction d'un paramètre ( $\beta$ ) permettant d'interpréter les résultats pratiques [9]. En effet, ce paramètre est sensible à l'influence des entrées proprioceptives et visuelles comme le montre la figure 8.

## Références

- [1] Fournier R., Deléchelle E., Lemoine J. *Méthodes de calibrage d'un système électromagnétique pour l'étude et l'évaluation de mesure posturale*, Revue I.T.B.M.,R.B.M. 2002 ; 23 : 303-315. Editions scientifiques et médicales ELSEVIER SAS
- [2] Fournier R., Deléchelle E., Lemoine J. *Décomposition et analyse du signal stabilométrique*, 18<sup>e</sup> colloque GRETSI'01, Toulouse, 10-13 Septembre 2001, p 7.
- [3] Collins, J. J., & De Luca, C. J. (1993). Open-loop and closed-loop control of posture: A random-walk analysis of center-of-pressure trajectories. *Experimental Brain Research*, 95, 308-318.
- [4] Collins, J. J., & De Luca, C. J. (1994). Random walking during quiet standing. *Physical Review Letters*, 73 (5), 764-767.
- [5] Chiari L., Bertani A., Cappello A., Cavalcanti S., Piperno R., *A new informative technique for the analysis of posturographic data*, Proc. Sat. 28th Meet. Soc. Neurosci. "Identifying Control Mechanisms for Postural Behaviors", pp. 33-34, 1998.
- [6] Chiari L., Cappello A., Bertani A., Piperno R. *A new classification approach for the analysis of postural data*, Proc. EMBEC'99, Med. Biol. Eng. & Comput., vol.37, Suppl.2 (I), pp.818-819, 1999.
- [7] Kaplan L.M., Kuo C.C.J., *Extending self-similarity for fractional Brownian motion*. IEEE Trans Sign Proc 1994; 42, pp. 3526-3530.
- [8] Huang, N.E., Shen, Z., Long, SR., M.L.C., Shih, H.H., Zheng, Q.N., Yen, N.C., Tung, C.C. and Liu, H.H. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis, Proc. Roy. Soc. LOND A MAT, 454, pp. 903-995.
- [9] Fournier R, Thèse de doctorat de l'université Paris XII, *Analyse stochastique modale du signal stabilométrique. Application à l'étude de l'équilibre chez l'Homme. Octobre 2002.*