

# Décomposition et analyse du signal stabilométrique

Régis FOURNIER<sup>1</sup>, Eric DELECELLE<sup>1</sup>, Jacques LEMOINE<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Laboratoire d'Etude et de Recherche en Instrumentation, Signaux et Systèmes

61 av. du Général de Gaulle. 94010 Créteil Cédex. Tél : 01 45 17 14 90. Fax : 01 45 17 14 92.

rfournier@univ-paris12.fr

**Résumé** - L'étude du signal stabilométrique est une étape incontournable lors de la modélisation des mécanismes intervenant dans l'équilibre chez l'Homme. Nous considérons ce signal comme issu d'un système dynamique composé de sous-systèmes dynamiques différents. En utilisant des caractéristiques temporelle ( $\tau_c$ ) et dimensionnelle ( $D_c$ ), nous proposons une décomposition du signal stabilométrique en trois signaux (tendance, excursion, tremblements). S'en suit une analyse du signal présentant la structure la plus complexe : les tremblements.

**Abstract** - The study of stabilogram is a unavoidable step in postural control model analysis. This model analysis allows one to consider the signal as a dynamical process's answer. By the use of time ( $\tau_c$ ) and size ( $D_c$ ) features, we suggest a stabilogram decomposition in three components (trend, rambling, trembling). Afterwards, we analyse the more complexe stabilogram's component structure: the trembling.

## 1. Introduction

L'émergence récente de nouveaux outils de capture de mouvement basés sur l'utilisation du champ magnétique offre de nouvelles perspectives pour l'étude du fonctionnement du système postural. En effet, l'étude du déplacement du centre de gravité (ou tout autre point du corps) se substitue peu à peu à celle du centre de pression. La possibilité d'observer un sujet soit immobile soit en mouvement relance le débat qui divise actuellement les médecins entre posturographie statique (statokinésimétrie sur plate-forme de force) et posturographie dynamique (plate-forme à degré de liberté modulable par vérin). Ces derniers utilisateurs prétendent que le signal recueilli en statique pourrait bien n'être que le bruit de fond d'un système d'asservissement. Lors de cette étude nous nous interrogerons sur la nature de ce signal recueilli en statique : s'agit-il d'un bruit aléatoire ? ou bien, provient-il d'un système chaotique déterministe ?

## 2. Enregistrements à l'aide de capteurs magnétiques

Notre dispositif (FIG. 1) est fondé sur l'utilisation des champs magnétiques pulsés. Il se compose d'une antenne placée au sol, contenant trois bobines coplanaires à champ pulsé et d'un récepteur, constitué lui aussi de trois bobines coplanaires, mesurant de manière simultanée les trois composantes du signal électromagnétique issu de l'antenne. Une carte d'acquisition permet la coordination entre la partie émettrice et les capteurs. Les capteurs de position délivrent la position tridimensionnelle mais également l'orientation de l'objet sur lequel ils sont fixés. Lors d'une précédente étude nous avons mis en évidence la nécessité d'une phase de calibration de cet appareillage. Dès lors, nous disposons des déplacements médio-latéraux (ML), antéro-postérieurs (AP) et verticaux du centre de gravité (ou de toute autre partie du corps).

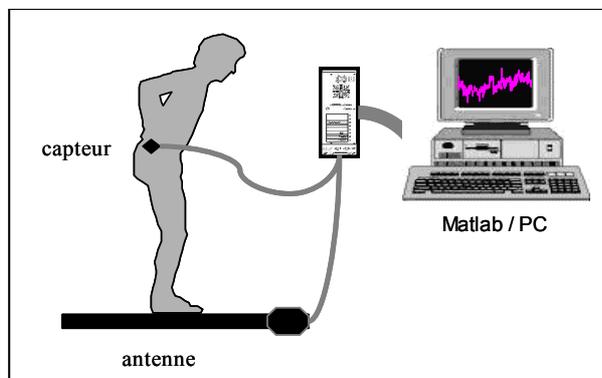


FIG. 1 : Notre dispositif

La figure 2 regroupe deux exemples de signaux posturaux. Le premier (FIG. 2a) correspond au test du *Romberg* postural visant l'étude de l'équilibre tonique en statique ; le second test (FIG. 2b), le piétinement de *Fukuda*, vise cette fois-ci l'étude de l'équilibre en dynamique.

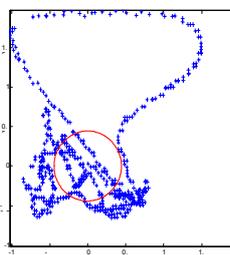


FIG. 2a : Exemple d'enregistrement effectué sur une patiente de 47 ans souffrant de vertiges positionnels paroxystiques bénins (VPPB)

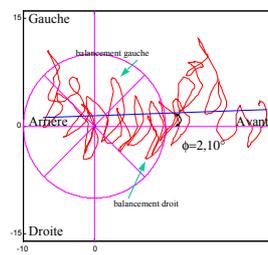


FIG. 2b : Exemple d'enregistrement effectué sur une patiente de 50 ans souffrant d'une hémiplegie ischémique sensitive.

### 3. Décomposition du signal

Le signal stabilométrique présente une structure assez complexe. En effet, il semble être le résultat de la superposition de plusieurs processus dont les caractéristiques diffèrent. L'approche de Duarte [1] présente une décomposition du stabilogramme en deux signaux distincts correspondant à deux processus différents. Les enregistrements proviennent de la mesure du centre de pression (CdP), sous l'effet d'une force horizontale déstabilisante.

Notre approche s'applique à des stabilogrammes correspondant à des mesures de la position du centre de masse (CdM) du sujet en position orthostatique. Afin d'analyser et d'interpréter les stabilogrammes, il est important de décomposer le signal original en composantes distinctes.

Nous souhaitons de plus mettre en évidence des relations non linéaires présentes dans ces enregistrements. Nous nous intéressons à l'étude des méthodes non linéaires d'analyse des séries temporelles.

#### 3.1 Encadrement par retard temporel

Toutes les méthodes appliquées dans ce travail utilisent le principe d'encadrement par retard temporel, initialement proposée par Whitney [2]. Le théorème d'encadrement de Whitney a été repris par Takens [3] afin de transformer une série temporelle en sa matrice d'encadrement. Nous décrivons des méthodes qui permettent de choisir un encadrement optimal pour une série temporelle donnée. Afin d'optimiser l'encadrement, deux paramètres doivent être mis en évidence à partir des données :

1. Le retard temporel  $\tau$  doit être estimé de manière à obtenir le « meilleur » étalement possible de l'attracteur dans l'espace d'état. Une méthode pour calculer  $\tau$  est fondée sur l'estimation des *informations mutuelles*.
2. La dimension  $D_e$  de l'espace dans lequel doit être déterminé l'encadrement de la série temporelle.  $D_e$  est équivalent au nombre de colonnes dans la matrice encadrée. Un minimum suffisant pour  $D_e$  peut être calculé à partir des données en utilisant la *méthode des faux proches voisins*.

##### 3.1.1 L'information mutuelle

La fonction d'information mutuelle appliquée à une série temporelle simple est à rapprocher de la fonction d'autocorrélation qui estime un certain degré de dépendance temporelle. L'information mutuelle diffère en ceci : elle continue d'estimer la dépendance même si le système est non linéaire ou chaotique, cas dans lequel l'autocorrélation pourrait suggérer un processus aléatoire indépendant.

Les avantages de l'autocorrélation sont qu'elle peut être calculée rapidement et qu'elle est efficace pour décrire un système linéaire. L'inconvénient est que la fonction d'autocorrélation suppose toujours le fait que le processus sous-jacent soit linéaire et estime alors une valeur de dépendance linéaire. Si le processus sous-jacent n'est pas linéaire, la valeur obtenue n'est pas significative.

La fonction d'information mutuelle est utile pour une large variété d'analyses non linéaires, mais son estimation peut s'avérer être extrêmement gourmande en temps de calcul pour de longues séries temporelles. Les travaux de Fraser et Swinney [4] et Pompe [5], [6], [7] ont ramené ce temps de calcul à des proportions plus raisonnables. Fraser et Swinney ont introduit une méthode rapide pour estimer les probabilités conjointes requises par un algorithme de tri spécifique. L'algorithme de l'information mutuelle généralisée de Pompe repose sur une approche différente, il utilise la relation de la fonction de l'information mutuelle à la dimension fractale [8] pour estimer l'information mutuelle d'une série temporelle longue en calculant l'intégrale de corrélation [9] des séries temporelles. Cette technique d'estimation peut être appliquée aux séries temporelles sur au moins 1000 points, et génère un plan d'information mutuelle moyen en moins d'un centième du temps nécessaire pour le calcul de la totalité de l'information mutuelle moyenne.

##### 3.1.2 Les faux proches voisins

La méthode des faux proches voisins est appropriée pour déterminer le nombre de dimensions suffisantes pour l'encadrement d'une série temporelle [10]. On rappelle que le nombre de dimensions de l'espace d'encadrement correspond au nombre de colonnes de la matrice résultante de la transformation de la série par décalage temporel. Bien sûr, il serait inutile d'utiliser plus de colonnes que nécessaire ; non seulement d'un point de vue du temps de calcul mais surtout d'un point de vue de la redondance des données. Face à une suite de données, il s'agit de réaliser l'échantillonnage adéquat, afin de limiter le temps de calcul. Chaque colonne supplémentaire entraîne une réduction du nombre de lignes possibles. D'autre part si le nombre de colonnes n'est pas suffisant, l'espace d'état ne reflète pas correctement la véritable topologie de l'attracteur du système étudié. La valeur optimale de la dimension de l'espace transposé devient alors la valeur minimale qui représentera correctement la topologie de l'attracteur.

L'idée première des faux proches voisins est que les points dans un espace d'état sont proches les uns des autres parce que leurs états dynamiques sont similaires, et non parce que, par un défaut de construction dû à une dimension trop faible, ils se trouvent projetés les uns près des autres.

#### 3.2 Notre Hypothèse

Le signal stabilométrique est composé (modèle additif) de trois signaux qui sont la **tendance** (donne le déplacement principal du segment du corps considéré), l'**excursion** autour de cette tendance (caractérisée par des oscillations BF notables, déterministes) et finalement des **tremblements** autour du signal d'excursion (ce signal présente une structure plus complexe de nature chaotique).

Cette hypothèse est valable pour les déplacements AP, ML, et Verticaux.

### 3.2.1 Décomposition du signal stabilométrique par projection sur les composantes principales (ACP)

Le signal est issu d'un système dynamique composé de sous-systèmes dynamiques différents. Ces systèmes peuvent être différenciés, dans un premier temps par des caractéristiques temporelles et dimensionnelles que sont le temps  $\tau$  et la dimension  $D$  d'encadrement.

Dans un premier temps, nous considérons le signal comme la composition d'un signal déterministe à fluctuations lentes et d'un signal chaotique. Pris séparément, les deux signaux doivent présenter des caractéristiques temporelles et dimensionnelles distinctes. Plus particulièrement, la dimension d'encadrement  $D_c$  du signal chaotique dans l'espace des phases doit être plus élevée que la dimension  $D_d$  du signal déterministe. Ainsi, la représentation du signal composé dans un espace des phases de dimension  $D_r$  telle que  $D_r > D_d$  permet après projection sur les  $D_p$  premiers axes principaux, obtenus par analyse en composantes principales, de ne conserver que le signal issu du système déterministe. Les axes correspondants aux dernières valeurs singulières sont principalement peuplés par les valeurs du signal chaotique et le bruit.

Cette méthode (FIG. 3) demande de connaître le temps d'encadrement  $\tau$  du signal déterministe pour sa représentation dans l'espace des phases. Or ce temps est *a priori* ni connu ni mesurable puisque nous ne disposons pas initialement du signal déterministe. Pour cela, un temps  $\tau$  est estimé à partir du signal initial, puis, une première projection est réalisée donnant naissance à une première estimation du signal déterministe, puis une nouvelle estimation de  $\tau$  est réalisée et une nouvelle projection est entreprise. Cette procédure est itérée tant que le signal projeté n'est pas dépourvu de toute contamination par la composante chaotique. Les dimensions d'encadrement  $D_r$  et  $D_p$  restent inchangées durant toute la procédure.

Finalement, il reste à soustraire du signal original le signal obtenu après les projections successives de manière à récupérer la composante chaotique du signal stabilométrique.

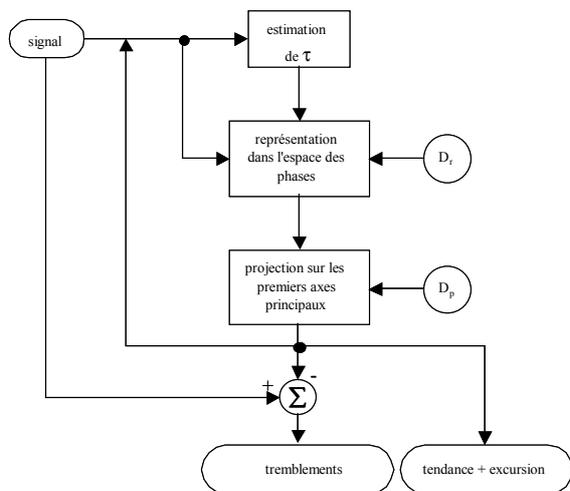


FIG. 3 : Organigramme de décomposition par ACP du stabilogramme

A l'issue de cette décomposition, nous disposons du signal de tremblements et de la composition de la tendance et du signal d'excursion. Afin de séparer tendance et excursion (FIG. 4) il suffit de rechercher une approximation polynomiale d'ordre  $N$  de cette composition. Cette approximation permet d'extraire la tendance et le signal d'excursion.

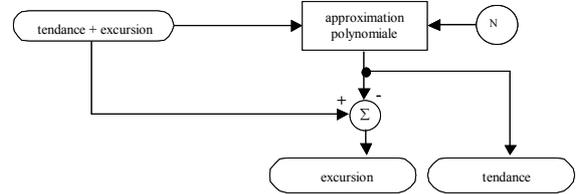


FIG. 4 : Extraction de la tendance et de l'excursion par approximation polynomiale

### 3.2.2 Exemple

Signal stabilométrique AP mesuré à 60 Hz pendant 10 minutes (FIG. 5). La projection dans l'espace des phases est obtenue avec  $D_r=5$  et  $D_p=1$  (FIG. 6). L'approximation polynomiale est réalisée à l'ordre  $N=9$  (FIG. 7).

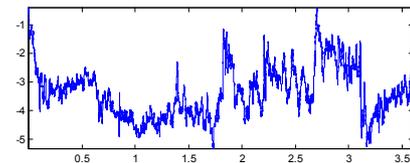


FIG. 5 : Signal stabilométrique

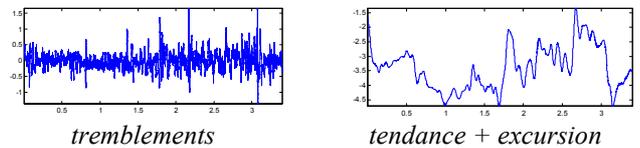


FIG. 6 : Extraction des tremblements par projections dans l'espace des phases

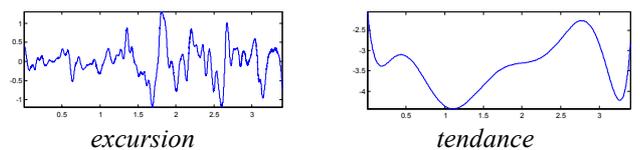


FIG. 7 : Séparation de la tendance et du signal d'excursion par approximation polynomiale

A l'issue de notre décomposition, nous nous intéressons au signal de tremblements qui présente la structure la plus complexe.

## 4. Analyses des tremblements

Les méthodes classiquement utilisées pour l'extraction de paramètres posturographiques donnent des mesures statistiques sommaires. On distingue des mesures moyennes (distance parcourue, vitesse), des mesures quadratiques (surface balayée, variances), des mesures fréquentielles, des mesures fractales ou encore des combinaisons de ces dernières. Outre une fiabilité raisonnable (reproductibilité des tests), on note une faible sensibilité (peu discriminante en

fonction des tests), mais le principal point faible réside au fait qu'en aucun cas les propriétés dynamiques sont prises en compte. Des méthodes stochastiques émergent à partir de l'utilisation du modèle de mouvement Brownien. Collins et De Luca [11] dégagent des paramètres mécaniques statistiques.

#### 4.1 Coefficients de diffusion

En utilisant les lois expérimentales issus de la mécanique des fluides (fonction de diffusion), nous souhaitons obtenir des propriétés du système dynamique à partir du signal. L'équation (1) présente la fonction de diffusion généralisée.

$$\log(\langle [s(t) - s(t - \tau)]^2 \rangle) = K + 2H \cdot \log(\tau) \quad (1)$$

L'utilisation de l'échelle logarithmique permet de mettre en évidence la relation linéaire entre le déplacement quadratique moyen et l'intervalle de temps  $\tau$ . L'exposant d'échelle H révèle l'aspect déterministe, et donne une notion de prédiction. H peut prendre des valeurs comprises entre 0 et 1. La valeur intermédiaire de 0,5 correspond à un bruit blanc (pas de corrélation). Quand  $H > 0,5$  le système est sous l'influence de la perturbation (corrélation positive), il est déplacé de sa position d'équilibre et continue à s'en éloigner. Ceci correspond au régime en boucle ouverte du système. Pour une valeur de  $H < 0,5$  la contre réaction ramène le système dans sa position d'équilibre, ce qui correspond au régime en boucle fermée du système. Intéressons nous pour un processus donné à la valeur de K et H.

#### 4.2 Résultats

En utilisant notre décomposition sur un signal stabilométrique (FIG. 8), nous mettons en évidence (FIG. 9) le signal des tremblements. Cela nous permet de tracer la fonction de diffusion (FIG. 10) des tremblements.

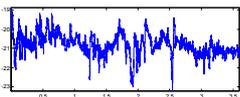


FIG. 8 : signal stabilométrique

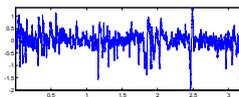


FIG. 9 : tremblements

L'analyse de la fonction de diffusion obtenue à partir du signal des tremblements montre que le système de contrôle postural est composé d'un SBO ( $H_1 > 0,5$ ) et d'un SBF ( $H_2 < 0,5$ ). Cette composition permet de définir un nouveau paramètre le temps critique  $t_c$  (ici  $t_c \approx 0,96s$ ) du système de contrôle postural.

### 5. Conclusion

L'utilisation d'une régression linéaire permet de mettre en évidence le temps critique (intersection des deux droites) qui est le temps à partir duquel le système commence à réagir. Ainsi 5 paramètres sont dégagés des deux régions (K et H) à court-terme et à long-terme. Afin de réduire le nombre de ces paramètres, l'utilisation d'une fonction donnant H en fonction du temps est envisageable (12). Les perspectives de ce travail résident en une nouvelle approche de décomposition, afin d'obtenir par composantes distinctes une évaluation du temps critique.

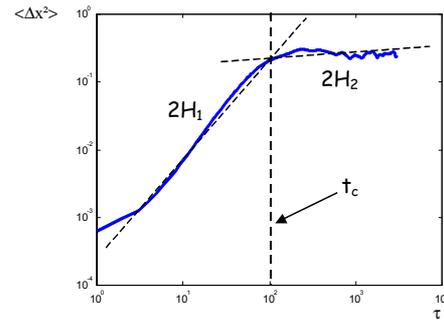


FIG. 10 : fonction de diffusion pour les tremblements

### Références

- [1] M. Duarte, V. Zatsiorsk. *Analysis of the components of stabilographic, Identifying Control Mechanisms for Postural Behaviors*, Los Angeles, November 6-7, 1998.
- [2] Whitney, H. *Differentiable Manifolds*. Annals of Mathematics, 37, 645--680. 1936.
- [3] Takens, F. (1981). *Detecting Strange Attractors in Turbulence*. In Rand, D., & Young, L.-S. (Eds.), *Dynamical systems and turbulence*, Warwick 1980: Proceedings of a symposium held at the University of Warwick, pp. 366-381. Springer-Verlag, Berlin.
- [4] Fraser, A., & Swinney, H. (1986). *Independent coordinates for strange attractors from mutual information*. Physical Review A, 33, 1134-1140.
- [5] Pompe, B. (1993). *Measuring statistical dependences in a time series*. Journal of Statistical Physics, 73, 587.
- [6] Pompe, B. (1994). *On some entropy methods in data analysis*. Chaos, Solitons & Fractals, 4 (1), 83-96.
- [7] Pompe, B. (1995). *A tool to measure dependencies in data sequences*. In Cox, M., & Pavese, F. (Eds.), *Proceedings of the International Euroconference on Advanced Mathematical Tools in Meteorology*. World Scientific, Singapore.
- [8] Eckmann, J.-P., & Ruelle, D. (1985). *Ergodic theory of chaos and strange attractors*. Reviews of Modern Physics, 57 (3), 617-656.
- [9] Grassberger, P., & Procaccia, I. (1983). *Measuring the Strangeness of Strange Attractors*. Physica D, 9, 189--208.
- [10] Kennel, M. B., Brown, R., & Abarbanel, H. D. I. (1992). *Determining embedding dimension for phase-space reconstruction using a geometrical construction*. Physical Review A, 45 (6), 3403-3411.
- [11] Collins, J.J. De Luca C.J. *Open-Loop and closed loop control of posture: a random-walk analysis of the center of pressure trajectories*, Exp. Brain Res, 95 (1993) 308-318.
- [12] Chiari L, Bertani A., Cappello A. *Classification of visual strategies in human postural control by stochastic parameters*, Human Movement Science, Volume 19, Issue 6, (Decembre 2000), pp 817-842.