

Delignières, D., Torre, K., Lemoine, L., & Bernard, P. (2006). Quelles informations peut-on réellement tirer du signal stabilométrique? In P. Rougier & M. Lacour (Eds.), *Posture et équilibre. De Marey à nos jours: un siècle de recherches sur la posture et le mouvement* (pp. 165-178). Marseille : Solal.

## Quelles informations peut-on réellement tirer du signal stabilométrique?

Didier Delignières, Kjerstin Torre, Loïc Lemoine & Pierrick Bernard  
EA 2991 Efficience et Déficiency Motrices  
Université Montpellier I

Résumé : Cet article s'intéresse à la structure temporelle de la trajectoire du centre des pressions. Si les méthodes classiques (DFA, R/S analysis) suggèrent la présence de corrélations à long terme dans ces séries, elles ne peuvent cependant en certifier l'existence. Par ailleurs, l'application des procédures ARIMA suggère la plausibilité de modèles linéaires reposant sur des dépendances à très court terme. Afin de dépasser cette contradiction, nous avons recours au test proposé par Wagenmakers, Farrell et Ratcliff (2004), basé sur les modélisations ARFIMA. Cette méthode démontre dans la majeure partie des séries la présence de processus fractals. Elle suggère cependant la présence simultanée de dépendances à court terme. Les implications de cette structure complexe du signal sont discutées.

Les plates-formes de forces permettent l'enregistrement de la trajectoire du centre des pressions lors du maintien de la station debout. Ce signal dit stabilométrique se présente sous la forme d'une trajectoire complexe dans l'espace géométrique (Figure 1). Cette trajectoire peut être analysée au travers des séries temporelles des deux coordonnées transversales (x) et sagittales (y) du signal (Figure 1).

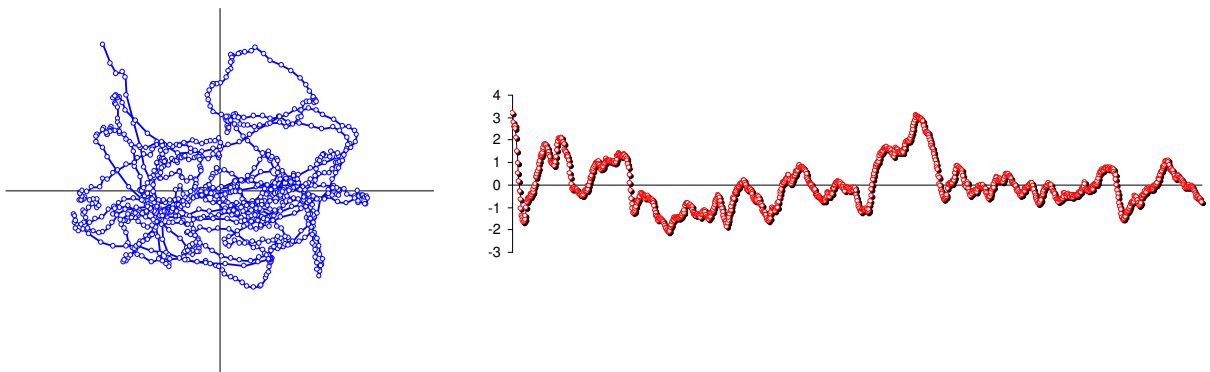


Figure 1 : Exemple de signal stabilométrique, rapportant l'évolution du centre des pression lors du maintien de la station debout (à gauche). A droite, graphe de la série des coordonnées sagittales (y) du signal précédent.

L'analyse des trajectoires du centre des pressions est longtemps restée purement géométrique. On s'est par exemple intéressé aux coordonnées moyennes (permettant de situer le centre de gravité du nuage de points) ou encore à la variabilité des séries (permettant d'estimer l'amplitude globale des fluctuations). On a également tenté d'estimer l'enveloppe de la trajectoire, son étendue ou sa longueur. Ces différentes mesures ont cependant le défaut

d'ignorer la dynamique de la trajectoire, c'est-à-dire sa structure temporelle. Les mesures précédemment évoquées sont insensibles à l'ordre des points constituant le tracé, et de ce fait excluent toute idée de temporalité. Or de telles courbes correspondent à une évolution du système étudié, et la dimension temporelle apporte à ce niveau des informations essentielles quant à son fonctionnement (Slifkin & Newell, 1998).

Certaines approches du signal stabilométrique incluent cependant cette dimension temporelle. C'est notamment le cas de l'approche fractale proposée par Collins et De Luca (1993), qui a été reprise par de nombreux auteurs depuis sa formulation initiale (e.g., Chiari, Bertani & Cappello, 2000 ; Collins & De Luca, 1995; Farenc, Rougier & Berger, 2001 ; Riley, Mitra, Stoffregen & Turvey, 1997; Rougier, 1999). Cette approche a permis un renouvellement de l'analyse de la trajectoire du centre des pressions, basée sur des outils statistiques et un fondement théorique particulièrement sophistiqués. Nous souhaiterions cependant, dans un premier temps, revenir sur les concepts sous-tendant cette approche fractale, afin que chacun puisse bien saisir le sens de nos critiques.

Théoriquement, une série présentant des fluctuations fractales est caractérisée par la présence de corrélations à long terme et par un phénomène d'autosimilarité. Les corrélations dans une série temporelle sont estimées au travers de la fonction d'auto-corrélation. Une auto-corrélation est la corrélation obtenue entre un signal et lui-même. Cette corrélation est calculée en instaurant un décalage entre la série et la copie mise en relation : par exemple l'auto-corrélation de décalage 1 va calculer la relation moyenne entre la valeur actuelle ( $x_t$ ) et la valeur précédente ( $x_{t-1}$ ). La fonction d'auto-corrélation décrit l'évolution de la corrélation lorsque le décalage augmente. D'une manière générale, lorsqu'il n'existe que des corrélations à court terme dans la série (la valeur actuelle n'étant déterminée que par les quelques valeurs qui précèdent), la fonction d'auto-corrélation décroît très rapidement, de manière exponentielle (Figure 2). Par contre, dans le cas de séries fractales, on observe une décroissance très lente des auto-corrélations, qui peuvent demeurer significatives sur plusieurs dizaines de décalages (Figure 2). Plus précisément, la fonction d'auto-corrélation dans ce cas décroît selon une fonction puissance du décalage.

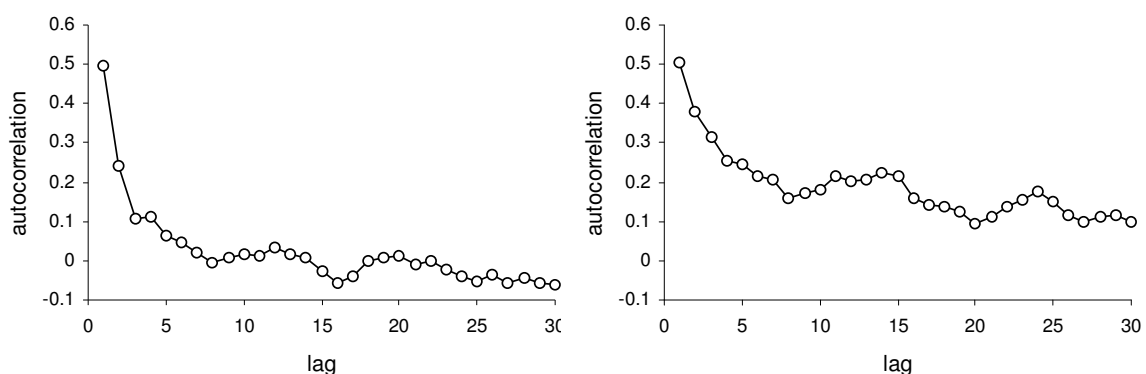


Figure 2 : Fonctions d'auto-corrélation obtenues pour un signal présentant des corrélations à court-terme (à gauche) et pour une série fractale (à droite). Les graphes représentent la valeur de la corrélation obtenue en fonction du décalage (lag).

Cette propriété suggère que la valeur courante n'est pas uniquement influencée par les quelques valeurs qui la précèdent, mais possèdent la mémoire de l'ensemble des valeurs précédentes.

La propriété d'autosimilarité suppose que quelle que soit l'échelle temporelle d'observation, la série présente des propriétés statistiques comparables. Cette propriété est illustrée par la figure 3. Lorsqu'une portion de la série originale est présentée sur une étendue identique, les fluctuations observées présentent des caractéristiques similaires. Cette propriété doit être rapprochée de l'autosimilarité géométrique des objets fractals étudiés par Mandelbrot, qui présentent quelle que soit l'échelle d'observation une forme identique. Dans le domaine temporel, cette propriété peut être mathématiquement définie par le fait que les moments statistiques décrivant la série demeurent identiques, à un facteur d'échelle près. La relation essentielle caractérisant ces séries fractales pose que la variance du signal est une fonction puissance de la longueur de l'intervalle temporel sur lequel cette variance a été calculée :

$$\text{Var}(x) \propto \Delta t^{2H} \quad (1)$$

Dans cette équation,  $H$  est l'exposant de Hurst, qui caractérise cette invariance d'échelle. Des formulations équivalentes posent que l'écart-type de la série (Eq. 2), ou encore l'espérance du carré de la distance parcourue (Eq. 3) sont également des fonctions puissance de l'intervalle temporel :

$$\sigma(x) \propto \Delta t^H \quad (2)$$

$$\langle \Delta x^2 \rangle \propto \Delta t^{2H} \quad (3)$$

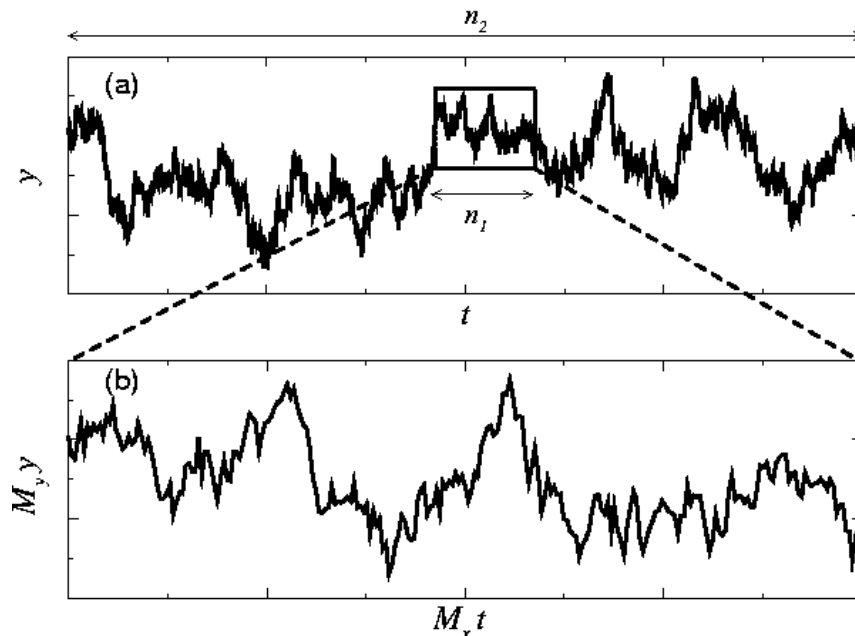


Figure 3 : Illustration de l'autosimilarité des séries fractales : lorsqu'une portion de la série originale est présentée sur une étendue identique, les fluctuations observées présentent des caractéristiques similaires (adapté d'après Peng, Hausdorff & Goldberger, 2000).

De tels processus fractals ont été découverts dans les séries produites par de nombreux systèmes biologiques ou psychologiques. Ce type de fluctuation a notamment été mis en évidence dans le rythme cardiaque (Peng, Mietus, Hausdorff, Havlin, Stanley & Goldberger, 1993), dans la variabilité du pas lors de la marche (Hausdorff, Peng, Ladin, Wei & Goldberger, 1995), dans le tapping unimanuel (Gilden, Thorton & Mallon, 1995), dans les oscillations rythmiques (Delignières, Lemoine & Torre, 2004), dans les coordinations bimanuelles (Torre, Delignières & Lemoine, 2006), ou encore dans les fluctuations de l'estime de soi (Delignières, Fortes & Ninot, 2004). La variabilité fractale semble présenter une certaine ubiquité dans l'ensemble des systèmes vivants.

Un certain nombre de travaux ont cependant suggéré que le vieillissement ou certaines pathologies pouvaient entraîner une altération significative de cette fractalité. Hausdorff, Mitchell, Firtion, Peng, Cudkowicz, Wei et Goldberger (1997), comparant des séries temporelles de la durée du pas chez des sujets jeunes et des sujets âgés, montrent par exemple que si les premières présentent une structure temporelle fractale, les secondes ne présentent plus que des fluctuations aléatoires. Peng et al. (1993) ont fait des observations similaires sur le rythme cardiaque, comparant des sujets sains et des patients atteints d'insuffisance congestive chronique. La fractalité semble en fait caractériser les séries produites par des systèmes jeunes, en bonne santé, adaptatifs et pérennes. On conçoit l'intérêt que la découverte de telles fluctuations peut représenter dans de nombreux domaines (Goldberger, 1999).

D'un point de vue plus théorique, les séries fractales sont considérées comme les produits naturels de systèmes complexes dynamiques, opérant aux frontières du chaos (Marks-Tarlow, 1999). Selon Bak et Chen (1991), les fractales sont la signature de systèmes en état critiques auto-organisés. On le voit, la mise en évidence de la fractalité des séries va bien au-delà de la découverte d'un certain type d'organisation temporelle : c'est à une reconsidération profonde de la nature des systèmes produisant les séries qu'appelle cette approche. Ce nouveau point de vue pourrait notamment amener des réponses originales sur les liens entre stabilité, fluctuations, flexibilité et adaptabilité dans les systèmes complexes.

Collins et De Luca (1993) s'inspirent donc de ce cadre théorique pour analyser les séries de trajectoire de centre des pressions. Utilisant l'équation 3 présentée plus haut, ils calculent le carré de la distance moyenne parcourue par le centre des pressions durant un certain intervalle de temps, et réitèrent le calcul pour des intervalles de temps croissants. Les auteurs construisent ensuite un graphe de diffusion, exprimant en coordonnées bi-logarithmiques la relation entre la longueur des intervalles et le carré de la distance parcourue. Ce graphe bi-logarithmique est sensé produire une relation linéaire si l'équation 3 est vérifiée.

Les auteurs obtiennent un graphe de diffusion typique dont un exemple est présenté en figure 4. Ce graphe semble indiquer la présence de deux régimes distincts : une première régression linéaire caractérise les intervalles courts et la pente de cette régression signe la présence de corrélations positives dans la série (régime persistant). Une seconde régression linéaire avec une pente plus faible caractérise les intervalles les plus longs, indiquant sur les échelles de temps correspondantes la présence de corrélations négatives (régime anti-persistant).

Les auteurs interprètent ces deux régimes comme révélant la présence d'un processus en boucle ouverte sur le court terme, associé à l'intervention de régulations en boucle fermée sur le long terme. Le point d'inflexion du graphe de diffusion représenterait alors une

information essentielle, indiquant l'échelle de temps au niveau de laquelle opérerait le passage d'un régime à l'autre.

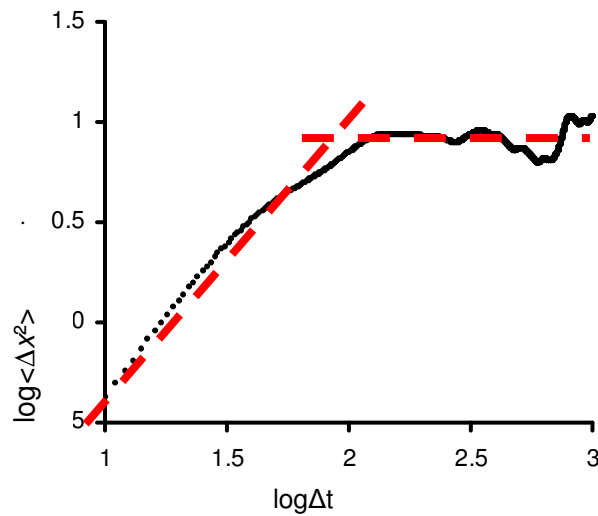
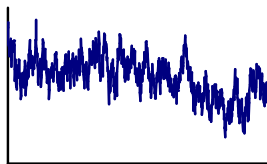


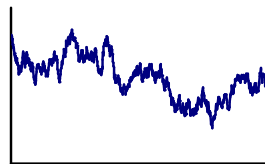
Figure 4 : Un exemple typique de graphe de diffusion obtenu par la méthode de Collins et De Luca (1993) sur des trajectoires de centre des pressions.

Nous avons critiqué récemment cette méthode, considérant le modèle à deux composantes comme un artefact lié à une application erronée des méthodologies fractales (Delignières, Deschamps, Caillou & Legros, 2003). Il convient à ce niveau de revenir brièvement sur la théorie fractale dont nous avons tenté plus haut d'ébaucher les contours. Il existe en fait deux familles de processus fractals, qui possèdent des propriétés bien définies (Figure 5, voir Delignières Torre & Lemoine, 2005).

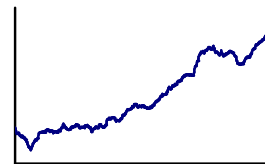
#### Fractional Brownian motions



$H = 0.25$

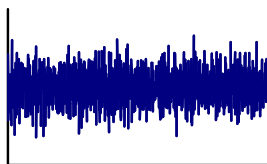


$H = 0.50$

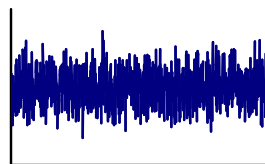


$H = 0.75$

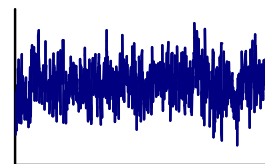
#### Fractional Gaussian noises



$H = 0.25$



$H = 0.50$



$H = 0.75$

Figure 5 : Illustration des deux familles de processus fractals : Mouvements browniens fractionnaires (en haut) et bruits gaussiens fractionnaires (en bas).

Les bruits gaussiens fractionnaires (*fractional Gaussian noises, fGn*) sont des séries stationnaires, présentant une moyenne et une variance stables dans le temps. La famille des fGn se répartit autour du bruit blanc ( $H=0.5$ ), avec des bruits anti-persistants présentant des auto-corrélations négatives pour  $H<0.5$ , et des bruits persistants pour  $H>0.5$ . L'autre famille est constituée des mouvements browniens fractionnaires (*fractional Brownian motions, fBm*). La famille des fBm se répartit autour du mouvement brownien ( $H=0.5$ ), avec des mouvements anti-persistants présentant des auto-corrélations négatives pour  $H<0.5$ , et des mouvements persistants pour  $H>0.5$ .

Ces deux familles sont mathématiquement liées : on sait que le mouvement brownien n'est autre que l'intégration du bruit blanc. D'une manière générale, un fBm est l'intégration d'un fGn, inversement le fGn peut être obtenu par différentiation du fBm, et les deux signaux ainsi définis sont caractérisés par le même exposant  $H$ . Il est important cependant de noter que les relations évoquées précédemment (Equations 1, 2 et 3), ne valent que pour la famille des fBm. Ces équations expriment la propriété de **diffusion** des fBm, qui suggère que la variance de ces séries augmente avec la durée de l'observation. La figure 6 illustre cette propriété, par superposition de 40 séries de fBm issues d'une origine commune.

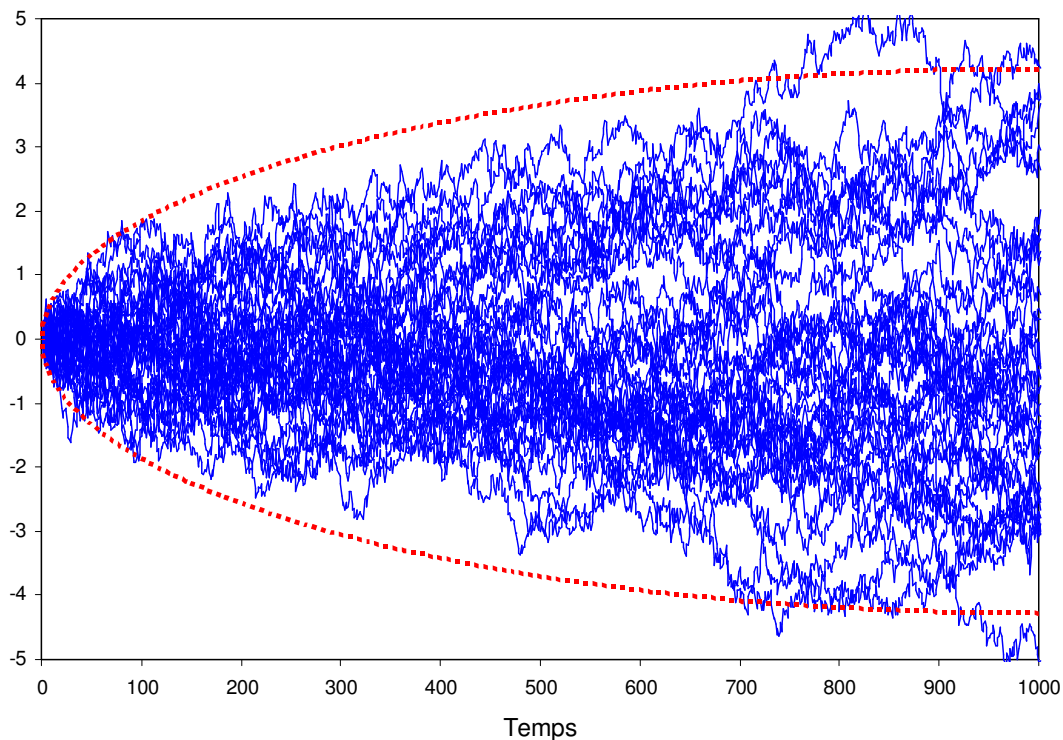


Figure 6 : Illustration de la propriété de diffusion des fBm. 40 séries issues d'une origine commune en (0,0) ont été superposées. On voit comment au niveau probabiliste, la variabilité des séries croît comme une fonction puissance du temps.

L'approche de Collins et De Luca est donc basée sur la relation définissant la famille des mouvement browniens fractionnaires (fBm), selon laquelle la variance est une fonction puissance du temps (Mandelbrot & Van Ness, 1968). Il faut savoir cependant que cette propriété dite de *diffusion* n'a pas de sens dans le cas de signaux bornés, ce qui est le cas de la plupart des signaux biologiques, et notamment de la trajectoire du centre des pressions. Cette trajectoire est en effet essentiellement bornée, ne serait-ce que par les limites du polygone de

sustentation. Elle ne peut donc se déployer qu'à l'intérieur de limites inférieure et supérieure, et au-delà d'un certain délai la variance du déplacement ne peut plus augmenter. L'obtention d'un graphe de diffusion présentant un aplatissement pour les longs intervalles n'est que la conséquence attendue du bornage du signal : ce résultat n'est donc qu'un artefact, dû à une utilisation non adaptée des méthodes fractales (Delignières et al., 2003).

Une solution élégante pour dépasser ce problème est d'étudier la diffusion non pas de la série brute, mais d'une version intégrée du signal. Cette démarche, d'ailleurs incluse dans des algorithmes couramment utilisés tels que la *Detrended Fluctuation Analysis*, ou la *Rescaled Range Analysis*, débouche sur des graphes de diffusion linéaires, suggérant que le signal original ne présente, malgré son bornage de fait, qu'un régime unique de diffusion (Figure 7). Ce résultat invalide le modèle proposé par Collins et De Luca (1993), du moins dans son acception fractale. A notre sens, le point d'inflexion identifié par les auteurs ne renvoie guère qu'à la distance séparant les limites dans lesquelles la trajectoire du centre des pressions peut se déployer, un indice qui ne nécessite certainement pas des méthodes aussi sophistiquées pour être mis à jour.

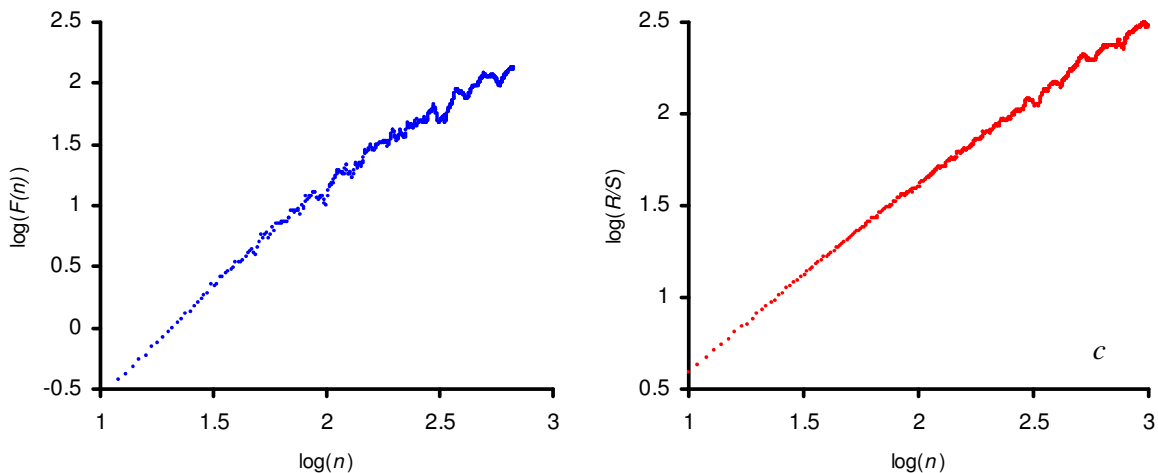


Figure 7 : Graphes de diffusion obtenus par la *Detrended Fluctuation Analysis* (à gauche), et par la *Rescaled Range Analysis* (à droite), sur des séries de centre des pressions. Ces deux méthodes travaillent en intégrant le signal et en étudiant les propriétés de diffusion de la série obtenue. Ainsi, si la série initiale est stationnaire, la série intégrée présente des propriétés de diffusion qui peuvent être révélées par l'évolution de la variance avec la durée d'observation.

Ce résultat ne permet cependant pas de conclure sur la nature fractale du signal. Les analyses fractales requièrent de multiples précautions et des recoupements d'informations pour déboucher sur des résultats convaincants. Une démarche plus approfondie, exploitant une batterie étendue de méthodes, linéaires et non-linéaires, permettent d'affiner singulièrement l'analyse.

Une autre méthode d'analyse des propriétés fractales d'un signal consiste à étudier le spectre de puissance obtenu par transformée de Fourier. Dans le domaine fréquentiel, Les séries fractales sont en effet caractérisées par une autre relation puissance, exprimée ainsi :

$$S(f) \propto 1/f^\beta \quad (4)$$

où  $S(f)$  représente la puissance,  $f$  la fréquence, et  $\beta$  un exposant caractéristique lié à l'exposant  $H$ . La représentation bi-logarithmique du spectre de puissance doit présenter une régression linéaire de pente  $-\beta$ , si la série analysée présente des propriétés fractales.

Nous avons tracé en figure 8 la représentation bi-logarithmique du spectre de puissance obtenu à partir d'une série de centre des pressions. Ce spectre présente diverses caractéristiques notables. Un aplatissement en haute fréquence suggère une importante source de bruit blanc opérant sur le court terme. On observe surtout la présence d'un aplatissement en basse fréquence, susceptible de rejeter l'hypothèse de la présence de corrélations fractales dans le signal. La présence de corrélation à long terme est en effet surtout révélée par le fait que la régression linéaire du spectre de puissance perdure jusqu'aux plus basses fréquences. Les spectres obtenus ici semblent en fait assez voisins des spectres attendus de processus à court terme de type ARMA (sous-tendus par une simple dépendance de l'observation courante à quelques observations précédentes, au travers de processus auto-régressifs ou de moyenne mobile). Ce résultat ouvre une piste non explorée jusqu'alors, celle d'un modèle strictement linéaire sous-tendant les fluctuations du centre des pressions.

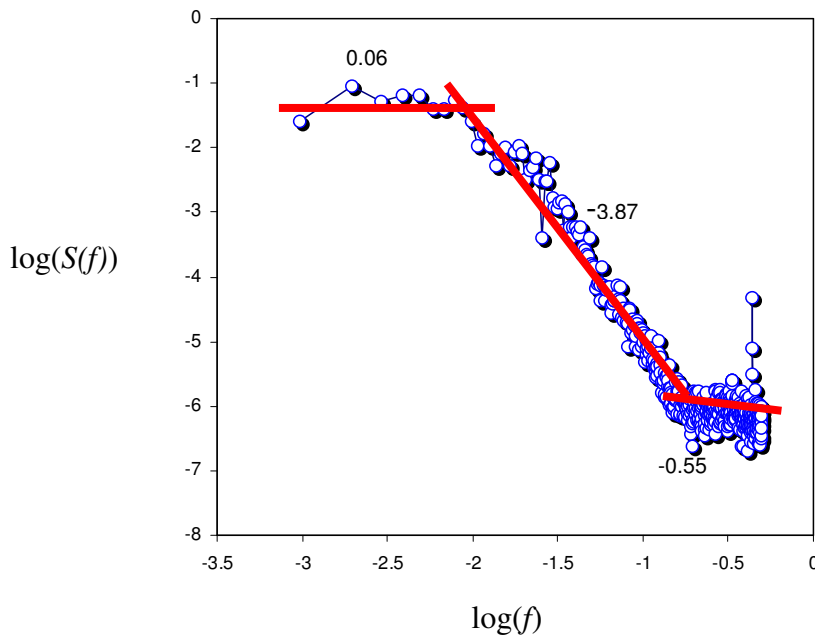


Figure 8 : Représentation bi-logarithmique du spectre de puissance obtenu à partir d'une série de centre des pressions.

L'application des procédures ARIMA (*auto-regressive – integrated – moving average models* ; Fortes, Ninot & Delignières, 2005) montre en effet que les trajectoires du centre des pressions peuvent être modélisées de manière adéquate par des modèles ARIMA(0,2,q), comprenant deux différentiations et de un à trois termes de moyenne mobile. Un modèle fréquemment obtenu est le modèle (0,2,2), dont l'équation peut être exprimée ainsi :

$$x_t = 2x_{t-1} - x_{t-2} - \theta_1(\epsilon_{t-1}) - \theta_2(\epsilon_{t-2}) + \epsilon_t \quad (5)$$

dans laquelle  $x_t$  représente la position au temps  $t$ ,  $\epsilon_t$  une perturbation aléatoire affectant la position au temps  $t$  et  $\theta_1$  et  $\theta_2$  sont les termes de moyenne mobile. Une présentation plus

lisible de ce modèle peut être proposée en l'exprimant à partir de la vitesse (obtenue par différenciation du signal de position) :

$$v_t = v_{t-1} - \theta_1(\varepsilon_{t-1}) - \theta_2(\varepsilon_{t-2}) + \varepsilon_t \quad (6)$$

Ce modèle de moyenne mobile est assez connu, sous le nom de *simple exponential smoothing model*. Delignières, Fortes et Ninot (2004) l'ont par exemple mis en évidence au niveau de séries mesurant la dynamique de l'estime de soi. Il suggère l'existence d'un mécanisme de correction d'une valeur de référence évoluant par ailleurs lentement dans le temps. Ce modèle est intéressant car il suppose l'existence de deux processus complémentaires : un premier tendant à préserver la vitesse du signal, et un second tendant à modifier la vitesse dans le sens des perturbations. Le résultat est une dynamique tendant à la stabilisation des trajectoires.

L'hypothèse fractale ne doit cependant pas être abandonnée trop vite. Les résultats obtenus avec ces méthodes d'analyse de séries temporelles restent le plus souvent ambigus, et l'on a intérêt à croiser les approches pour parvenir à un diagnostic définitif. Par ailleurs, si les modèles ARIMA mis en évidence sont assez convaincants, il n'en demeure pas moins une variance résiduelle importante qui reste à expliquer.

Récemment, Wagenmakers, Farrell et Ratcliff (2004) ont proposé une méthode pouvant permettre de conclure de manière définitive sur la présence de processus fractals dans les séries temporelles. Cette méthode dérive des modélisations ARIMA dont nous avons parlé précédemment. Dans ces modèles ARIMA notés  $(p,d,q)$ ,  $p$  représente le nombre de termes auto-régressifs,  $d$  le nombre de différentiations, et  $q$  le nombre de termes de moyenne mobile. Dans les modèles classiques,  $d$  est un entier, indiquant par exemple que le signal a été différencié une, ou deux fois.

Granger et Joyeux (1980) ont montré qu'il était possible de doter ces modèles de propriétés fractales en permettant à ce paramètre  $d$  de prendre des valeurs fractionnaires. On obtient alors des modèles ARFIMA (*auto-regressive – fractionally integrated – moving average models*). La méthode proposée par Wagenmakers et al. (2004) consiste à comparer les ajustements aux séries de modèles ARIMA et de leurs équivalents ARFIMA. Si la série analysée est fractale, les modèles ARFIMA doivent présenter des ajustements de meilleure qualité. Nous avons récemment testé cette méthode sur des séries simulées et empiriques et avons montré qu'elle permettait en effet de tester de manière acceptable la présence de processus fractals (Torre, Delignières et Lemoine, in press).

L'application de ces méthodes aux trajectoires du centre des pressions suggère que l'hypothèse de processus à long terme reste recevable dans la majorité des séries. Le tableau 1 indique que sur 20 séries testées, le meilleur modèle est toujours un ARFIMA, que le paramètre  $d$  peut être valablement estimé sur 18 séries, et qu'il est statistiquement significatif pour 16 séries.

On peut noter cependant que l'ensemble des modèles retenus comportent également des termes auto-régressifs et des termes de moyenne mobile, suggérant qu'au-delà des processus fractals, une construction à court terme des trajectoires soit également à l'œuvre. Cette idée permettrait de réconcilier les deux résultats précédemment présentés : la présence possible de corrélations à long terme, et la pertinence envisageable de modèles ARIMA. On

peut noter également que ces résultats des modélisations ARFIMA ont été obtenus sur les séries différenciées (vitesse), confirmant les conclusions des modélisations ARIMA.

Cette idée d'une combinaison de corrélations à court terme et de corrélations fractales dans les séries de centre des pressions ne doit cependant pas être assimilée au modèle de régulation à court terme et à long terme de Collins et De Luca. Les dépendances à long terme semblent liées à la complexité intrinsèque du système responsable du maintien de l'équilibre postural, que l'on doit comprendre comme un système dynamique opérant aux frontières du chaos. A ce niveau les déterminismes linéaires sont sans doute insuffisants pour rendre compte des fluctuations observées. Quant aux dépendances à court terme, elles pourraient renvoyer à des déterminismes plus macroscopiques dont la nature reste à déterminer. Ces processus à court terme étant, contrairement aux processus fractals, caractérisés par une échelle de temps aisément identifiable, une analyse systématique et une identification de leur nature reste envisageable.

Série	Modèle	$d$	$p$
1	(2,d,2)	-0.73	<b>0.000</b>
2	(2,d,0)	-0.20	<b>0.003</b>
3	(2,d,2)	-0.62	<b>0.000</b>
4	(2,d,2)	-0.89	<b>0.000</b>
5	(1,d,2)	-0.13	0.088
6	(1,d,2)	-0.25	<b>0.008</b>
7	(2,d,2)	-0.76	<b>0.000</b>
8	(1,d,2)	-0.27	0.109
9	(1,d,2)	-0.27	<b>0.000</b>
10	(1,d,2)	-0.41	<b>0.000</b>
11	(2,d,2)	-1.00	X
12	(1,d,2)	-0.28	<b>0.001</b>
13	(2,d,2)	-0.68	<b>0.000</b>
14	(2,d,2)	-1.00	X
15	(2,d,2)	-0.74	<b>0.000</b>
16	(2,d,2)	-0.80	<b>0.000</b>
17	(1,d,2)	-0.66	<b>0.000</b>
18	(1,d,2)	-0.38	<b>0.001</b>
19	(2,d,2)	-0.31	<b>0.000</b>
20	(1,d,2)	-0.42	<b>0.000</b>

*Tableau 1: Résultats des analyses ARFIMA réalisées sur 20 séries de trajectoire de centre de pression. Le meilleur modèle sélectionné par la méthode est indiqué en colonne 2, l'estimation du paramètre  $d$  en colonne 3, et la probabilité associée à cette estimation en colonne 4.*

Pour conclure, nous pouvons dire que si la méthode proposée par Collins et De Luca (1993) se révèle peu pertinente au niveau statistique, les pistes théoriques ouvertes par les hypothèses de départ restent d'actualité. Un effort reste à entreprendre pour confirmer les résultats présentés, pour analyser l'effet de conditions expérimentales contrôlées sur les

indices nouveaux révélés par ces méthodes, et pour lier ces indices aux mécanismes sous-jacents, responsables du contrôle postural.

## Références

- Chiari L, Bertani A, Cappello A (2000) Classification of visual strategies in human control in postural control by stochastic parameters. *Human Movement Science*, 19: 817-842.
- Collins JJ, De Luca CD (1993). Open-loop and closed-loop control of posture: A random-walk analysis of center-of-pressure trajectories. *Experimental Brain Research*, 95: 308-318.
- Collins JJ, De Luca CD (1995) Upright, correlated random walks: A statistical-biomechanical approach to the human postural control system. *Chaos*, 5 : 57-63.
- Delignières D, Deschamps T, Legros A, Caillou N (2003) A methodological note on non-linear time series analysis: Is Collins and De Luca (1993)'s open- and closed-loop model a statistical artifact? *Journal of Motor Behavior*, 35: 86-96.
- Delignières D, Fortes M, Ninot G (2004) The fractal dynamics of self-esteem and physical self. *Nonlinear Dynamics in Psychology and Life Science*, 8: 479-510.
- Delignières D, Lemoine L, Torre K (2004) Time intervals production in tapping and oscillatory motion. *Human Movement Science*, 23, 87-103.
- Delignières D, Torre K, Lemoine L (2005) Methodological issues in the application of monofractal analyses in psychological and behavioral research. *Nonlinear Dynamics in Psychology and Life Science*, 9: 435-462.
- Farenc I, Rougier P, Berger L (2001) Mise en évidence des effets du gain du feedback visuel sur la performance posturale par une modélisation des trajectoires du centre des pressions en mouvements Brownien fractionnaire. *Annales de Kinésithérapie*, 28 : 2-10.
- Fortes M, Ninot G, Delignières D (2005) The Auto-Regressive Integrated Moving Average procedures: Interests for APA study. *Adapted Physical Activity Quarterly*, 22: 221-236.
- Gilden DL, Thornton T, Mallon MW (1995) 1/f noise in human cognition. *Science*, 267 : 1837-1839.
- Goldberger AL (1999) Nonlinear dynamics, fractals, and chaos theory: Implications for neuroautonomic heart rate control in health and disease. In: Bolis CL and Licinio J (Eds.), *The Autonomic Nervous System*. World Health Organization, Geneva.
- Granger CWJ, Joyeux R (1980) An introduction to long-memory models and fractional differencing. *Journal of time Series Analysis*, 1: 15-29.
- Hausdorff JM, Mitchell SL, Firtion R, Peng CK, Cudkowicz ME, Wei JY, Goldberger AL (1997) Altered fractal dynamics of gait: reduced stride-interval correlations with aging and Huntington's disease. *Journal of Applied Physiology*, 82: 262-269.
- Hausdorff JM, Peng CK, Ladin, Z, Wei JY, & Goldberger AR (1995) Is walking a random walk? Evidence for long-range correlations in stride interval of human gait. *Journal of Applied Physiology*, 78: 349-358.
- Mandelbrot BB, van Ness JW (1968) Fractional Brownian motions, fractional noises and applications. *SIAM Review*, 10 : 422-437.
- Marks-Tarlow T (1999) The self as a dynamical system. *Nonlinear Dynamics, Psychology, and Life Sciences*, 3 : 311-345.

Peng CK, Hausdorff JM, Goldberger AL (2000) Fractal mechanisms in neural control: Human heartbeat and gait dynamics in health and disease. In : Walleczek J (Ed.), *Self-Organized Biological Dynamics and Nonlinear Control*. Cambridge University Press, Cambridge.

Peng CK, Mietus J, Hausdorff JM, Havlin S, Stanley HE, Goldberger AL (1993) Long-range anti-correlations and non-Gaussian behavior of the heartbeat. *Physical Review Letters*, 70: 1343-1346.

Riley MA, Mitra S, Stoffregen TA, Turvey MT (1997) Influence of body lean and vision on unperturbed postural sway. *Motor Control*, 1: 229-246.

Rougier P (1999) Automatic determination of the transition between successive control mechanisms in upright stance assessed by modelling of the center of pressure. *Archives of Physiology and Biochemistry*, 107: 35-42.

Slifkin AB, Newell KM (1998). Is variability in human performance a reflection of system noise? *Current Directions in Psychological Science*, 7 : 170-177.

Torre K, Delignières D, Lemoine, L (in press) Detection of long-range dependence and estimation of fractal exponents through ARFIMA modeling. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*.

Torre K, Delignières D, Lemoine L (2006) Fractal Dynamics in Motor Coordination: Detection and Characterization of Long Range Dependencies in Bimanual Tasks. Manuscript soumis pour publication.

Wagenmakers EJ, Farrell S, Ratcliff R (2004) Estimation and interpretation of  $1/f^{\alpha}$  noise in human cognition. *Psychonomic Bulletin & Review*, 11: 579–615.