



Rapport de recherche présenté en vue de l'obtention du

MASTER RECHERCHE SCIENCES DU MOUVEMENT HUMAIN

PARCOURS CONTRÔLE PERCEPTIVO-MOTEUR ET APPRENTISSAGE

**E.A 2991 Efficience et Déficience Motrices**

**LA DYNAMIQUE FRACTALE DES COORDINATIONS MOTRICES :  
MISE EN ÉVIDENCE ET CARACTÉRISATION DES DÉPENDANCES À  
LONG TERME DANS LES TÂCHES BIMANUELLES**

**présenté par**

**TORRE Kjerstin**

**Sous la direction de**

**DELIGNIÈRES Didier (PU)**

**Juin 2005**

Encadrement et réconfort sur mesure. Toujours aussi motivant.

Un énorme *merci* à Didier Delignières

... sans oublier les 14 sujets qui se sont portés volontaires.

## SOMMAIRE

1. Introduction	1
1.1 <i>De la coordination à la définition d'un système complexe auto-organisé</i>	1
1.2 <i>La variabilité : l'enjeu de sa caractérisation</i>	2
1.3 <i>L'exposant fractal : un estimateur pertinent de l'état d'auto-organisation</i>	4
1.4 <i>La démarche : des contraintes méthodologiques à satisfaire</i>	8
2. Méthode	9
2.1 <i>Participants</i>	9
2.2 <i>Dispositif</i>	9
2.3 <i>Design expérimental</i>	9
2.3.1 <i>Détermination des fréquences critiques individuelles (<math>f_c</math>)</i>	9
2.3.2 <i>Conditions expérimentales</i>	10
2.4 <i>Analyses</i>	10
2.4.1 <i>Réduction des données et calcul des séries de phase relative</i>	10
2.4.2 <i>Analyse de la variabilité</i>	11
2.4.3 <i>Classification préalable des séries de PRD</i>	11
2.4.4 <i>Mise en évidence statistique des dépendances à long terme (DLT)</i>	11
2.4.5 <i>Estimation des exposants fractals</i>	13
2.4.6 <i>Évaluation des effets de la tâche, du système, sur la fractalité</i>	15
3. Résultats	16
3.1 <i>Amplitude des variations de la phase relative discrète</i>	16
3.2 <i>Classification préalable des séries de PRD</i>	17
3.3 <i>Mise en évidence statistique des dépendances à long terme</i>	17
3.4 <i>Estimation des exposants fractals</i>	17
3.5 <i>Influence de la tâche et du système sur la fractalité</i>	19
4. Discussion	20
4.1 <i>Une consistance méthodologique</i>	20
4.2 <i>Le bruit <math>1/f^\beta</math>: envisager la coordination sous un angle nouveau</i>	22
4.3 <i>L'évolution de la fractalité: reflet de la plasticité auto-organisationnelle</i>	23
4.4 <i>Vers une modélisation</i>	26
5. Conclusion	27
Bibliographie	28

## . INTRODUCTION

### *1.1 De la coordination à la définition d'un système complexe auto-organisé*

Le comportement moteur implique une organisation complexe entre multiples structures et fonctions, agissant à différentes échelles d'observation (Kelso, 1995). Les notions d'*interaction* et de *coordination* jouent de ce fait un rôle central dans toute tentative visant à comprendre les principes qui gouvernent le fonctionnement du système considéré. Différents phénomènes de coordination intra- ou inter-échelles apparaissent de manière intriquée, du microscopique au macroscopique, d'une coordination neuronale à la coordination perceptivo-motrice. Dépassant ces différents niveaux constitutifs d'un même système référent, la manifestation récurrente et ubiquiste de phénomènes de coordination présentant des propriétés similaires, mais issus d'ensembles physiques, biologiques etc. de natures parfois très éloignées, suggère qu'ils soient régis par certains principes généraux communs (Kelso, 1995). Quels seraient alors ces principes gouvernant l'activité d'un ensemble complexe d'unités, exerçant les unes sur les autres des influences mutuelles plus ou moins déterminantes, et entre lesquelles des coordinations absolues ou relatives, continues ou intermittentes, autorisent l'émergence d'un comportement adapté ?

Depuis les travaux fondateurs de Kelso (1984), les coordinations bimanuelles constituent dans ce cadre un paradigme expérimental majeur. De multiples tâches au quotidien requièrent une coopération hautement adaptative entre les deux mains, répondant à une coalition de contraintes intrinsèques, mais aussi extrinsèques et non spécifiques, via le versant perceptivo-moteur de la coordination qui lie le sujet à son environnement. Par l'étude des adaptations produites, le comportement dans les tâches de coordinations bimanuelles constitue une fenêtre d'observation des propriétés plus ou moins transversales des fonctions et processus d'organisation et/ou de désorganisation des unités fonctionnelles impliquées.

L'approche dynamique des coordinations bimanuelles s'est attachée à apprécier la variabilité du comportement, décrite par la phase relative ( $\phi$ ) qui définit la relation spatio-temporelle entre les deux segments. Elle a permis d'explicitier l'existence de processus d'*auto-organisation* gouvernant les interactions entre les sous-systèmes impliqués, et permettant l'émergence spontanée de patterns de coordination *attracteurs* : les modes *en phase* ( $\phi=0^\circ$ ) et *en antiphase* ( $\phi=180^\circ$ ). Le concept d'*auto-organisation*

décrit un ensemble d'adaptations, fondées sur les propriétés intrinsèques du système, à un environnement externe qui peut contraindre son comportement de manière variable. Il concerne des systèmes nécessairement complexes pour permettre, à partir des interactions multiples entre leurs sous-composantes, l'émergence probabiliste de patterns possédant des propriétés de stabilité spécifiques. Dans le paradigme des coordinations bimanuelles, la dynamique *non-linéaire* du comportement témoigne d'une telle auto-organisation, en renvoyant à deux notions fondamentales dans la compréhension du comportement : sa dynamique allie (i) une relative *stabilité* face à des perturbations ponctuelles : les deux patterns attracteurs représentent des zones de stabilité, la phase étant néanmoins plus stable que l'antiphase, et (ii) une grande *variabilité* en conditions de perturbation : une *transition de phase* survient spontanément pour une fréquence d'oscillation propre à chaque sujet, s'accompagnant d'une augmentation *critique* des fluctuations. L'auto-organisation conjugue ici stabilité et variabilité comme conditions de la perpétuation du comportement d'un système «biologico-perceptivo-dynamique» adaptable pour être viable.

### **1.2. La variabilité : l'enjeu de sa caractérisation**

Les diverses formes d'expression de la variabilité ont donc largement été étudiées et constituent autant d'éléments clé dans la compréhension et la modélisation du comportement auto-organisé. Ainsi, suivant le modèle phare des coordinations bimanuelles, le modèle HKB (Haken, Kelso & Bunz, 1985), le différentiel entre les stabilités intrinsèques des deux patterns attracteurs et l'accroissement critique des fluctuations dû à la relative instabilité de l'antiphase, sont jusqu'ici tenus pour cause directe du phénomène de transition de phase (Schöner, Haken & Kelso, 1986). Néanmoins, les différentes descriptions de cette variabilité se limitent exclusivement à l'estimation de l'écart-type de la phase relative. Elles font donc abstraction de la structure des fluctuations dans le temps, ce qui revient à classer ces fluctuations, a priori et de manière implicite, comme étant du *bruit blanc*. Le modèle HKB reflète cet implicite en associant une partie déterministe, sensée rendre compte de la dynamique non-linéaire du comportement, à un terme de bruit blanc considéré comme «parasitant» cette dynamique. Or l'auto-organisation d'un système se décrit par l'émergence *probabiliste* de formes comportementales. Les construits mathématiques peuvent-ils alors prétendre résumer les données essentielles à la compréhension du comportement

auto-organisé en assimilant indifféremment une prédictibilité probabiliste à une variabilité aléatoire et imprédictible? Le rôle fondamental attribué à la variabilité nous amène à une question incontournable pour la compréhension des principes d'auto-organisation du système: celle de sa caractérisation dynamique (Slifkin & Newell, 1998).

Le bruit blanc, caractérisée par l'absence de corrélation entre les événements successifs, ne constitue qu'un cas particulier de pattern de variabilité, et représente davantage une exception que la règle dans les systèmes biologiques (Slifkin & Newell, 1998). La variabilité peut s'exprimer sous formes de séries auto-corrélées, présentant des dépendances positives (séries persistantes) ou négatives (séries anti-persistantes) entre les données successives. Plusieurs indices ont été proposés pour caractériser ces séries. On utilise le plus souvent l'indice  $\beta$ , issu de l'analyse spectrale et permettant de caractériser les propriétés statistiques de dépendance dans le domaine fréquentiel, et l'exposant de Hurst ( $H$ ), caractérisant ces mêmes propriétés dans le domaine temporel. L'analyse spectrale permet de classer les séries selon deux familles de processus aux propriétés de variabilité bien spécifiques : (i) les bruits Gaussiens fractionnaires (fGn,  $\beta \in [-1,1]$ ) se définissent comme des séries stationnaires, avec une moyenne et une variance indépendantes du temps et (ii) les mouvements Browniens fractionnaires (fBm,  $\beta \in [1,3]$ ), non stationnaires et dont la variance croît selon une fonction puissance  $2H$  du temps. Un fBm est défini comme l'intégration d'un fGn, les deux processus étant alors caractérisés par un même exposant fractal  $H$  ( $H \in [0,1]$ ), qui permet d'identifier la nature persistante ( $H > 0.5$ ) ou anti-persistante ( $H < 0.5$ ) des corrélations. Le bruit blanc ( $H = 0.5$ ) se situe dans la famille des fGn à la frontière entre anti-persistence et persistance.

Au sein du continuum de processus fractals ainsi défini, on s'intéresse plus particulièrement à un intervalle particulier, délimité par des valeurs de l'indice  $\beta$  situées entre 0.5 et 1.5. Cet intervalle est composé de processus dit en  $1/f^\beta$ , et se situe à la frontière entre fGn et fBm. Phénomènes physiques ou biologiques, comportements humains, indices économiques etc., ces processus en  $1/f^\beta$  ont été mis en évidence dans des domaines aussi nombreux que divers (pour des exemples récents voir Chen, Ding & Kelso, 2001 ; Delignières, Lemoine & Torre, 2004; van Orden, Holden, & Turvey, 2003).

Ces séries présentent une caractéristique fondamentale de *dépendance à long terme* (DLT), qui se traduit par une fonction d'auto-corrélation à décroissance très lente, suivant une loi puissance: un événement de la série à un instant donné conserve la mémoire statistique d'un passé très éloigné, plutôt que des quelques valeurs qui le précèdent immédiatement. L'analyse spectrale révèle une répartition équilibrée de la puissance sur l'ensemble du spectre (la puissance étant approximativement proportionnelle à la période). Pour une interprétation plus fonctionnelle, cette propriété peut se lire comme un indicateur de l'état d'organisation et de dépendance entre les différentes sous-composantes du système, caractérisées par leur fréquence propre (Schmidt, Beek, Treffner & Turvey, 1991). Le bruit  $1/f^\beta$  traduit un état d'organisation intermédiaire entre le bruit blanc ( $\beta=0$ ) et le mouvement brownien ( $\beta=2$ ): la distribution uniforme de l'énergie, proportionnellement aux échelles de temps considérées, montre qu'aucune des sous-composantes ne domine en termes de contribution à la réponse globale du système; une perturbation de l'une de ces sous-unités n'affectera que très modérément le fonctionnement des autres sous-unités ainsi que l'intégrité globale du système. Les propriétés statistiques décrites font du bruit  $1/f^\beta$  le garant d'un compromis optimal entre variabilité et stabilité (Goldberger, 1999), les deux étant indispensables à tout système nécessairement adaptable pour être viable. C'est pourquoi il est communément décrit comme caractéristique de systèmes jeunes, sains, en conditions de fonctionnement normales (Peng, Havlin, Stanley & Goldberger, 1995).

Il apparaît ici la légitimité et l'intérêt d'une approche fractale des coordinations bimanuelles, ainsi que les attentes que l'on peut avoir quant à ses apports dans la compréhension des principes généraux d'auto-organisation. Il est à ce titre surprenant qu'une telle approche des coordinations n'ait fait l'objet que de très peu d'études. En effet, les analyses fractales, dans le domaine des comportements moteur ou biologiques portent essentiellement sur des séries de performances (par exemple, la production d'intervalles temporels: Hausdorff, Peng, Ladin, Wei, et Goldberger, 1995; Gilden, Thorton et Mallon, 1995; ou la production sérielle de force: Wing, Daffertshofer et Pressing, 2004), et non sur des séries révélant l'organisation même du système.

### ***1.3 L'exposant fractal : un estimateur pertinent de l'état d'auto-organisation***

L'approche fractale des processus de coordination se limite à deux seules études qu'il faut encore contraster fortement, particulièrement du point de vue de la

méthodologie de l'analyse. Schmidt et al. (1991) ont étudié une coordination absolue en antiphase entre les deux poignets, réalisée à fréquence confortable. Le rapport entre les fréquences préférentielles des deux segments était modulé en faisant manier aux sujets des pendules de propriétés inertielles différentes, influant ainsi sur le niveau de stabilité de la coordination produite. L'analyse spectrale des séries temporelles de phase relative continue (PRC), a révélé des indices  $\beta$  compris entre 1.64 et 2.96, toutes conditions confondues, situant ainsi les séries analysées dans la catégorie des fBm surdiffusifs. Ce résultat est pour le moins surprenant, compte tenu du caractère stationnaire attendu de la phase relative, dans un pattern considéré comme un attracteur spontané du système. Cette expérimentation suggère cependant la présence de DLT dans des séries de phase relative, ainsi qu'une influence des contraintes de la tâche sur le niveau de fractalité, l'indice  $\beta$  tendant à diminuer lorsque l'asymétrie entre les deux oscillateurs croît.

Concernant la classification des séries de PRC comme processus surdiffusifs, il convient de souligner la nécessaire distinction entre les deux variantes de l'estimation de la phase relative : Peters, Haddad, Heiderscheit, van Emmerik et Hamill (2003) montrent que la PRC informe uniquement sur la relation qu'entretiennent les deux oscillateurs dans le portrait de phase, alors que la phase relative discrète (PRD), qui correspond à une estimation cycle à cycle, rend compte de la dispersion dans le temps des événements récurrents entre ces deux oscillateurs. Alors qu'elles sont généralement considérées comme équivalentes, les auteurs montrent que la PRD ne peut pas être interprétée simplement comme la forme d'expression à «plus haute résolution» de la PRC, et qu'interprétations et analyses doivent tenir compte de cette distinction. Par ailleurs, Swinnen, Walter, Lee et Dounskaia (1996) ont montré que la gestion de la coordination se fait essentiellement aux points de revirement des oscillations, plutôt que sur toute la durée du cycle. Le comportement étudié se présente alors comme une succession périodique d'événements clé, ce qui amène à considérer un cycle comme unité fonctionnelle, faisant sens pour le sujet. Les fluctuations cycle à cycle représentent dans ce cas une forme de «variabilité fonctionnelle» du comportement, alors que les fluctuations continues, appréciées sur la base des séries de PRC, apparaissent comme une «variabilité absolue», peu pertinente dans le cadre d'analyses fractales et du cadre conceptuel associé (Delignières, Torre & Lemoine, sous presse). Enfin, si la PRC

constitue des séries temporelles au sens strict, la PRD donne lieu à des séries évènementielles, où la dynamique s'exprime non plus dans le temps mais dans l'ordre.

Cette distinction fournit une explication aux différences entre les résultats obtenus par Schmidt et al. (1991), et ceux d'une étude pilote présentée par Delignières, Deschamps et Caillou (2002), dans laquelle quatre sujets ont effectué deux passages à fréquence d'oscillation préférentielle, l'un en phase et l'autre en antiphase. Les auteurs ont estimé les exposants fractals  $H$  à partir des séries de PRD. Ces estimations étaient comprises, toutes conditions confondues, entre .53 et .87, permettant de qualifier les séries comme étant du fGn persistant (bruit  $1/f^\beta$ ). Par ailleurs, une corrélation étroite ( $r = .97$ ) entre les exposants obtenus en condition antiphase et ceux obtenus en phase a été mise en évidence.

Compte tenu des résultats mais aussi des limitations des deux études présentées, ainsi que des propriétés inhérentes au bruit  $1/f^\beta$ , le premier objectif de ce travail sera de démontrer que le comportement auto-organisé dans les coordinations bimanuelles, décrit par les séries de PRD, est sous-tendu par la catégorie très spécifique des processus fractals  $1/f^\beta$ . Pour cela, des sujets sains effectueront des coordinations répondant à des conditions qui requerront des adaptations dans les limites d'un fonctionnement «normal», tel qu'il est communément considéré dans la littérature.

Cependant, cette seule démonstration ne permettrait pas d'aller au-delà du simple constat d'une concomitance entre un état viable et adapté du système et l'existence de processus fractals sous-jacents, fournissant un exemple de plus à l'universalité déjà reconnue du bruit  $1/f^\beta$ . Pour dépasser les hypothèses explicatives très générales concernant la manifestation du processus  $1/f^\beta$  dans les systèmes complexes, il semble donc nécessaire d'en préciser les principes (auto-)organiseurs, en s'attachant à spécifier la nature du lien entre la fractalité et l'état viable observé. Ce lien peut se faire soit sur le versant du système lui-même, soit sur celui de la tâche et des contraintes qu'elle impose.

Dans cette perspective, les résultats de Schmidt et al. (1991) que nous avons mentionnés plus haut, soutiennent l'hypothèse d'une influence des contraintes de la tâche sur la fractalité du comportement. Pareillement, dans une étude de Chen et al. (2001), il était demandé aux sujets de répondre aux signaux d'un métronome en effectuant des séries de tapes avec l'index, suivant deux modes distincts : soit en

synchronisation avec le métronome, soit en mode de syncopation, ce second mode étant connu comme moins stable que le précédent. Les exposants fractals estimés sur les séries d'erreur temporelle au métronome appartenaient tous à la frange du fGn persistant, mais étaient significativement différents d'une condition à l'autre. Ce résultat suggère donc également un lien entre difficulté de la tâche et le niveau de fractalité.

Un certain nombre de résultats indique d'autre part que le système lui-même soit porteur d'un niveau spécifique de fractalité, générant des différences interindividuelles repérables dans des situations identiques. On peut citer à titre d'exemple des études de Peng et al. (1995) ou Hausdorff et al. (1995), comparant respectivement la fractalité dans les battements cardiaques, entre sujets sains vs. atteints d'insuffisance cardiaque, et dans la marche, entre sujets jeunes et âgés. Dans les deux cas, la démonstration d'une altération de la fractalité dans les groupes expérimentaux répondant aux critères qui définissent un «dysfonctionnement» du système-sujet, suggère qu'elle soit fonction des états ou caractéristiques plus ou moins critiques du système. Au-delà de ces différences liées à des disparités constitutives extrêmes, on peut supposer que même en considérant un échantillon aléatoire de sujets a priori «normaux», des différences inter-individuelles substantielles puissent être décelées. Ainsi, Madison (2004) a récemment montré l'existence de différences inter-individuelles significatives de l'exposant fractal, dans des tâches de production d'intervalles temporels. Par ailleurs, la corrélation montrée par Delignières et al. (2002) entre les exposants issus des deux modes de coordination suggère une conservation de la hiérarchie dans les niveaux des exposants fractals caractérisant les différents systèmes-sujets, quel que soit le pattern de coordination exécuté. Plusieurs pistes explicatives ont pu être évoquées: différentes stratégies perceptives conscientes ou inconscientes, attention accordée à la tâche, propriétés biomécaniques du système neuro-musculo-squelettique, voire dispositions héréditaires, etc. On peut donc supposer que même dans le cas d'un échantillonnage aléatoire de sujets sains, de tels facteurs puissent influencer la fractalité de manière significative, sans néanmoins aller jusqu'à son altération.

En somme, bien que n'autorisant aucune comparaison directe, les divers résultats obtenus jusqu'à présent interdisent de considérer le niveau de fractalité comme dépendant de manière exclusive soit des conditions de réalisation de la tâche, soit du système même. Pour autant, aucune étude ne s'est effectivement intéressée à apprécier

simultanément le rôle de ces deux facteurs. Dans le cadre d'une étude des principes de fonctionnement d'un système auto-organisé, la prise en compte des deux facteurs paraît pourtant à propos, dans la mesure où l'auto-organisation implique, par définition, l'adaptation d'un système ayant ses caractéristiques propres à un contexte susceptible de le contraindre de manière variable.

Notre deuxième objectif sera donc de vérifier les hypothèses apparemment contradictoires, mais possiblement complémentaires (i) d'un niveau de fractalité caractéristique du système-sujet, et (ii) d'un niveau de fractalité dépendant des conditions de réalisation de la tâche. À cet effet, la démarche adoptée permettra (i) de considérer les participants, appartenant a priori à une même population parente de sujets sains, comme autant de systèmes se distinguant par les seules différences inter-individuelles «normales» ; et (ii) de proposer quatre conditions expérimentales qui, tout en plaçant les sujets dans la limite d'un «fonctionnement normal», représenteront des niveaux de difficulté suffisamment distincts pour entraîner un effet sensible sur le niveau de stabilité de la coordination réalisée.

#### ***1.4 La démarche : des contraintes méthodologiques à satisfaire***

L'identification d'une relation linéaire dans le spectre de puissance d'une série constitue souvent un critère exclusif attestant de la fractalité des séries. Or, il a été montré que certains mécanismes n'impliquant pas de DLT, et notamment une agrégation de processus à court terme, de type auto-régressif, pouvaient mimer l'aspect des spectres  $1/f^\beta$ . Wagenmakers, Farrel et Ratcliff (2004 ; 2005) soulignent l'ambiguïté des interprétations basées sur une appréciation graphique, purement qualitative et subjective, dans les méthodes fractales classiques. Pour répondre à l'enjeu d'une identification objective de la nature des corrélations dans les séries, nous utiliserons ici la méthode très récemment proposée par ces auteurs : la logique est celle d'une comparaison statistique des ajustements aux séries, fournis d'une part par des modèles de type ARMA ne rendant compte que de dépendances à court terme, et d'autre part par des modèles ARFIMA rendant compte en plus des éventuelles DLT.

Par ailleurs, certains aspects du protocole même visent à répondre aux impératifs dictés par la recherche d'une utilisation optimale des méthodes fractales classiques. Tout d'abord, le nombre de données soumis à l'analyse influe de manière importante sur la précision des estimations (Eke et al., 2000) : la durée de chacun des passages sera

donc définie de manière offrir un compromis optimal entre la contrainte que représente la durée effective d'un passage pour le sujet, et l'obtention d'un maximum de données pour l'utilisation des méthodes fractales. De plus, nous nous attacherons à multiplier les estimations de l'exposant fractal, d'une part en doublant les essais et d'autre part utilisant simultanément plusieurs méthodes d'estimation, dans le but d'approcher ainsi au plus près la « valeur vraie » de l'exposant (Schmidt et al., 1991 ; Eke et al., 2000).

## 2. METHODE

### 2.1 *Participants*

14 volontaires (11 hommes et 3 femmes) d'une moyenne d'âge de 27 ans ( $\pm 5.9$ ) ont pris part à l'étude. Aucun d'entre eux ne présentait de compétence particulière mettant en jeu des coordinations spécifiques au niveau de membres supérieurs. Aucun n'était concerné ni par un traumatisme récent au niveau des membres supérieurs, ni par une atteinte neurologique avérée.

### 2.2 *Dispositif*

Les sujets, installés en position assise, les bras reposant au niveau des coudes de manière à ce que les avant-bras se trouvent à l'horizontale, manipulaient deux joysticks possédant un unique degré de liberté dans le plan frontal ; leur position était ajustée à la morphologie et au confort de chaque participant. Deux potentiomètres permettaient de traduire leur déplacement angulaire en voltage. Un métronome, commandé informatiquement, imposait les fréquences d'oscillation par un signal auditif modulable. Les données étaient recueillies par l'intermédiaire d'une interface analogique *Nanologger* et échantillonnées à la fréquence souhaitée.

### 2.3 *Design expérimental*

Les participants se sont présentés à trois sessions. La première était destinée à la détermination individuelle de la fréquence critique. Les deux dernières sessions étaient identiques, et comportaient chacune la réalisation de quatre conditions expérimentales ; elles étaient planifiées aux mêmes horaires, dans un intervalle de 3 jours au maximum.

#### 2.3.1 *Détermination des fréquences critiques individuelles ( $f_c$ )*

Les sujets réalisaient 10 passages suivant un protocole incrémental classique (fréquence initiale : 1Hz, incrémentation : 0.2 Hz, durée des paliers : 10s). Chaque passage était initié en antiphase, pattern maintenu jusqu'à la survenue de la transition

spontanée vers la coordination en phase. Les consignes spécifiaient de ne pas résister à la survenue de cette transition. Les données étaient échantillonnées à 80 Hz. Après calcul des valeurs de phase relative discrète (PRD), la fréquence de transition pour chacun des passages était déterminée graphiquement. La fréquence critique individuelle ( $f_c$ ) était alors définie comme la médiane de la distribution des fréquences de transition.

### **2.3.2 Conditions expérimentales**

Chaque condition expérimentale était définie par (i) le mode de coordination à réaliser, phase vs. antiphase, et (ii) un niveau de fréquence, confortable ( $f_1$ ) vs. «quasi-critique» ( $f_2$ ). Les deux niveaux de fréquence étaient déterminés en pourcentage des fréquences critiques individuelles,  $f_1$  et  $f_2$  correspondant respectivement à 64% et 87.5% de  $f_c$ . Ces pourcentages ont été choisis de manière à ce que, pour l'ensemble des participants, les fréquences  $f_1$  et  $f_2$  se situent aux limites d'une étendue de fréquences bornée par (i) une valeur minimale de 1Hz, correspondant à une fréquence minimale de confort (Monno, Temprado, Zanone & Laurent, 2002) et (ii) une valeur maximale correspondant à la fréquence critique individuelle minorée de 0.2 Hz (la valeur du pas entre deux paliers du protocole incrémental). Les conditions ainsi définies seront par la suite notées: *P1* (phase, fréquence confortable), *P2* (phase, fréquence quasi-critique), *AP1* (antiphase, fréquence confortable) et *AP2* (antiphase, fréquence quasi-critique).

La durée d'un passage était dépendante de la fréquence d'oscillation imposée, chaque passage devant permettre la collecte du nombre de cycles requis pour l'utilisation optimale des méthodes fractales. Nous avons opté pour le recueil de 1024 données qui semble représenter un compromis acceptable entre les contraintes de la tâche et la qualité des analyses fractales, évaluée tant en termes de précision que de variabilité des estimations (Delignières et al., sous presse). Les participants ont effectué des passages d'environ 1100 cycles, la durée fixée variant ainsi de 9 à 17 minutes. Lors de ces deux sessions les données étaient échantillonnées à 500 Hz.

## **2.4 Analyses**

### **2.4.1 Réduction des données et calcul des séries de phase relative**

Les séries de voltage recueillies ont été filtrées par un filtre passe-bas de type Butterworth, bidirectionnel (fréquence de coupure 15 Hz). Un algorithme de détection des pics a ensuite permis de déterminer les indices temporels correspondant aux maxima de chacune des séries. À partir de ces dates, les valeurs de PRD ( $\phi$ ) ont été déterminées

cycle à cycle, suivant la méthode du *point estimate* (Kelso, 1995).  $t_i$  et  $t_{i+1}$  étant les dates de deux maxima successifs de la main dominante du sujet, et  $\tau_i$  la date d'un maximum de l'autre oscillateur, tel que  $t_i < \tau_i < t_{i+1}$  :

$$\phi_i = \frac{t_{i+1} - \tau_i}{t_{i+1} - t_i} \quad (1)$$

Les analyses suivantes ont porté sur les 1024 premiers points des séries de PRD.

#### **2.4.2. Analyse de la variabilité**

Les moyennes et écart-type de chaque série de PRD ont été calculés. Afin de vérifier l'effet des conditions expérimentales sur la stabilité des coordinations, les écart-type ont été analysées par une ANOVA 2 (Coordination)  $\times$  2 (Fréquence)  $\times$  2 (Passage), avec mesures répétées sur les trois facteurs. Les hypothèses de normalité et d'homogénéité des variances ont été testées avant traitement. Compte tenu d'une violation probable des hypothèses de sphéricité, la probabilité a été corrigée selon la procédure de Greenhouse-Geisser. Un seuil de significativité à 0.05 a été retenu.

#### **2.4.3 Classification préalable des séries de PRD**

Afin de caractériser les séries comme bruits gaussiens fractionnaires (fGn) ou mouvements browniens fractionnaires (fBm), nous les avons soumises à une analyse spectrale, pour déterminer la pente de la régression linéaire dans le spectre de puissance. Les fGn sont caractérisés par des pentes comprises entre +1 et -1, et les fBm par des pentes entre -1 et -3. Cette catégorisation initiale des signaux est essentielle pour déterminer la nature des analyses ultérieures (Eke et al., 2000).

#### **2.4.4 Mise en évidence statistique des dépendances à long terme (DLT)**

Afin de mettre en évidence la présence de DLT dans les séries, nous avons utilisé la méthode proposée par Wagenmakers et al. (2004) et Farrell et al. (2005), basée sur les modélisations ARFIMA.

Les modèles ARFIMA sont une extension des modèles ARIMA introduits par Box et Jenkins (1976). Un modèle ARIMA est potentiellement composé de trois types de processus : les processus auto-régressifs, les processus d'intégration, et les processus de moyenne mobile. Un processus auto-régressif d'ordre  $p$  suppose que la valeur courante est déterminée par la somme pondérée des  $p$  valeurs précédentes, plus un terme spécifique d'erreur. Un processus de moyenne mobile d'ordre  $q$  suppose que la valeur actuelle est déterminée par la somme pondérée des erreurs ayant entaché les  $q$  valeurs

précédentes, à laquelle s'ajoute un terme spécifique d'erreur. Enfin un processus d'intégration d'ordre  $d$  suppose que la modélisation porte sur une différentiation d'ordre  $d$  de la série. Le modèle associant ces trois processus est alors noté  $(p,d,q)$ . On dénomme ARMA un modèle pour lequel le coefficient d'intégration  $d$  est nul.

De tels modèles ARIMA ne permettent de rendre compte que de dépendances à court terme, la valeur actuelle n'étant liée qu'aux quelques valeurs qui la précèdent directement dans la série. Granger et Joyeux (1980) ont montré qu'il était possible de doter ces modèles ARIMA de propriétés de DLT en permettant au coefficient de différenciation  $d$  de prendre des valeurs fractionnaires, définissant ainsi un modèle ARFIMA (*auto-regressive fractionally integrated moving average*). Ces modèles ARFIMA offrent une représentation particulièrement parcimonieuse des DLT, par l'addition du simple paramètre  $d$  aux modèles ARMA classiques  $(p,0,q)$ . Il est important de noter que les coefficients d'un modèle ARFIMA peuvent être estimés au moyen des méthodes de vraisemblance maximale, permettant de tester la significativité du coefficient  $d$ . Par ailleurs, l'estimation de  $d$  permet une quantification de l'intensité de la DLT,  $d$  étant lié à l'exposant spectral par la simple équation  $\beta = 2d$ .

La méthode proposée par Wagenmakers et al. (2005) applique ces principes pour attester de la présence de corrélations à long terme dans des séries expérimentales. Elle consiste à ajuster aux séries 18 modèles: 9 modèles ARMA  $(p,0,q)$ ,  $p$  et  $q$  variant systématiquement de 0 à 2, et 9 modèles ARFIMA  $(p,d,q)$ , différant des précédents par l'inclusion du paramètre d'intégration fractionnaire  $d$ . On suppose que si la série présente des DLT, les modèles ARFIMA présenteront un meilleur ajustement aux données.

La détermination du meilleur modèle peut être réalisée au moyen de critères de sélection, prenant simultanément en compte la précision de l'ajustement et la parcimonie du modèle. Sur la base d'évaluations préalables de la méthode (Torre, Delignières et Lemoine, 2005), nous avons opté pour le Bayes Information Criterion (BIC), qui permet une estimation particulièrement fiable du paramètre  $d$ . Ce critère est calculé selon l'équation suivante :

$$BIC = -2\log L + k\log N \quad (2)$$

$L$  représente la vraisemblance maximale du modèle,  $k$  le nombre de paramètres libres dans le modèle et  $N$  la longueur de la série. Wagenmakers et al (2004) proposent

de convertir les valeurs brutes de ces critères en poids. Dans un premier temps on calcule, pour chacun des 18 modèles testés, la différence entre la valeur du critère pour le modèle considéré et sa valeur pour le meilleur modèle (par exemple, pour le  $i^{\text{ème}}$  modèle,  $\Delta_i(BIC) = BIC_i - \min BIC$ ). Ces différences  $\Delta_i(BIC)$  peuvent alors être converties en estimations des vraisemblances relatives par la transformation suivante :

$$L_i(BIC) \propto \exp\left\{-\frac{1}{2}\Delta_i(BIC)\right\} \quad (3)$$

Enfin, ces vraisemblances relatives sont transformées en poids par normalisation :

$$w_i(BIC) = \frac{L_i(BIC)}{\sum_{j=1}^m L_j(BIC)} \quad (4)$$

$w_i(BIC)$  peut être lu comme la probabilité pour le  $i^{\text{ème}}$  modèle d'être le meilleur modèle, compte tenu de la série étudiée et de l'ensemble des modèles candidats. Notons que la somme des poids des 18 modèles est égale à 1.

Nous avons utilisé cette méthode pour vérifier la présence de corrélations à long terme dans nos séries de phase relative, en nous basant sur deux indicateurs : (i) la nature (ARFIMA ou ARMA) du modèle présentant le poids  $w_i(BIC)$  le plus élevé, et (ii) la somme des poids des 9 modèles ARFIMA. Les traitements ont été réalisés grâce au *package ARFIMA* de la console Ox (Doornik, 2001).

#### **2.4.5 Estimation des exposants fractals**

Un certain nombre de méthodes ont été proposées pour l'estimation de l'exposant fractal. Des travaux d'évaluation récents ont permis de sélectionner les plus pertinentes, en fonction de la nature des séries étudiées (fGn ou fBm, voir Eke et al., 2000). Il est important de retenir que chacune de ces méthodes ne peut fournir qu'une estimation de l'exposant fractal, estimation nécessairement imparfaite, vu la relative brièveté des séries collectées dans les expérimentations du type psychologie expérimentale. Plutôt que de se fier à une méthode unique, il est préférable d'opérer plusieurs estimations de l'exposant, en utilisant des méthodes diverses, exploitant des propriétés différentes des séries fractales. On peut alors déterminer une estimation plus fiable de la valeur vraie en moyennant les estimations obtenues (Eke et al., 2000).

Nous avons utilisé dans ce travail quatre méthodes. Le détail des algorithmes appliqués pouvant être consulté dans les références indiquées, nous avons ici préféré cibler la présentation sur les principes, choix et précautions méthodologiques inhérentes à chacune d'entre elles.

La  $^{\text{low}}\text{PSD}_{\text{we}}$ , proposée par Eke et al. (2000), est une version améliorée de l'analyse spectrale classique. Elle y inclut une combinaison d'opérations de pré-traitement : la série est tout d'abord centrée sur sa moyenne, puis fuselée par l'application d'une fenêtre parabolique. Ensuite un redressement linéaire est réalisé, avant l'application de la Transformée de Fourier. Pour finir, l'estimation de l'exposant spectral  $\beta$  ne prend en compte que la région des basses fréquences (valeurs inférieures au 1/8 de la fréquence maximale) du spectre. Eke et al. (2000) ont montré que la  $^{\text{low}}\text{PSD}_{\text{we}}$  permettait ainsi une estimation plus précise de l'exposant spectral  $\beta$ , qui peut ensuite être converti en  $H$  selon l'équation suivante, pour les séries de fGn:

$$H = \frac{\beta + 1}{2} \quad (5)$$

La DFA (*Detrended Fluctuation Analysis*) est une méthode largement diffusée, opérant dans le domaine temporel. Initialement proposée par Peng (e.g. Peng et al., 1993), elle calcule l'écart-type de la série, après intégration et redressement local, sur des intervalles de longueur croissante. La DFA fournit l'estimation d'un exposant  $\alpha$  variant de 0 à 2. Les fGn sont caractérisés par des exposants compris entre 0 et 1, dans quel cas  $\alpha$  est égal à l'exposant  $H$ .

L'analyse R/S-detrended est une version améliorée de la méthode classique de Hurst, développée par Caccia, Percival, Cannon, Raymond & Basingthwaigthe (1997). Cette méthode diffère de l'algorithme d'origine par l'application d'un redressement local de la série des sommes cumulées, avant le calcul des étendues locales. Cette méthode produit des estimations de l'exposant  $H$  plus fiables que la méthode R/S classique (Caccia et al., 1997 ; Eke et al., 2000).

Enfin nous avons utilisé les modélisations ARFIMA, précédemment exposées, pour obtenir une quatrième estimation. Pour cela nous avons retenu, parmi les 9 modèles ARFIMA  $(p,d,q)$  ajustés aux séries, le  $d$  correspondant au modèle présentant le poids le plus élevé. Le test de plusieurs modèles est essentiel, la justesse de l'estimation

de  $d$  dépendant de la pertinence des coefficients  $p$  et  $q$  associés (Wagenmakers et al., 2004).  $d$  peut ensuite être converti en  $H$  selon l'équation suivante:

$$H = \frac{2d + 1}{2} \quad (6)$$

Après analyse de la cohérence des différentes estimations par l'étude de la matrice des corrélations inter-méthodes, l'estimation moyenne de l'exposant  $H$  a donc été calculée pour chacune des séries.

#### ***2.4.6 Évaluation des effets de la tâche, du système, sur la fractalité***

Notons ici que, compte tenu des statuts bien distincts attribués aux deux variables dépendantes (écart-type et  $H$ ), l'ANOVA sur les écart-types n'ayant qu'un intérêt relatif à la validation du protocole, nous n'avons pas réalisé de MANOVA. Afin de vérifier l'effet des conditions expérimentales sur l'exposant fractal, une ANOVA 2 (Coordination)  $\times$  2 (Fréquence)  $\times$  2 (Passage), avec mesures répétées sur les trois facteurs, a donc été réalisée sur  $H$ . Compte tenu d'une possible violation des hypothèses de sphéricité, la probabilité a été corrigée selon la procédure de Greenhouse-Geisser. Dans un second temps, dans le but de mettre à jour d'éventuelles différences inter-individuelles, nous avons réalisé un autre type d'analyse, considérant les sujets comme «conditions» et les conditions expérimentales comme «sujets». Ces analyses ont été réalisées sur les exposants fractals et sur les écart-type. On suppose alors que chaque participant est caractérisé par un niveau de fractalité et/ou une variabilité spécifiques, dont chaque condition permet une estimation séparée. Afin de contrôler d'éventuels effets de dispersion des variables dépendantes liés aux conditions expérimentales, nous avons réalisé des ANCOVA 14 (Sujet) en utilisant comme covariant les valeurs moyennes de la variable dépendante considérée, obtenues par l'ensemble des sujets dans chaque condition. Des tests LSD de Fisher ont été appliqués en post-hoc pour localiser les différences. L'obtention d'effets significatifs suggérerait que les échantillons individuels soient au moins en partie issus de populations parentes différentes, et étayerait donc l'hypothèse de différences interindividuelles stables.

Enfin, nous avons étudié les corrélations des deux marqueurs des fluctuations de la phase relative, l'écart-type et l'exposant fractal, avec la fréquence critique individuelle évaluée lors de la première session.

### 3. RESULTATS

Les fréquences critiques individuelles déterminées lors de la première session se situaient entre 1.7 et 2.4 Hz. Ces valeurs ont servi de base à la détermination individuelle des fréquences expérimentales. De rares bifurcations vers le pattern en phase, immédiatement rattrapées, ont été observées dans la condition AP2. Ces accidents ont été conservés pour l'analyse, afin de respecter l'historique des séries.

#### 3.1 Amplitude des variations de la phase relative discrète

Les valeurs moyennes de phase relative étaient de  $-5.02 (\pm 8.09)$  pour les essais en phase, et de  $173.93 (\pm 10.45)$  pour les essais en anti-phase : ces valeurs indiquent que les patterns imposés ont bien été respectés par les participants. L'ANOVA révèle des effets simples des trois facteurs

(Coordination, Fréquence, et Passage), supplantés par des interactions doubles que nous allons détailler. L'interaction Coordination  $\times$  Fréquence ( $F_{1,13} = 66.33$ ;  $p < 0.05$ ) montre que l'accroissement de la variabilité avec la fréquence ne concerne que les essais réalisés en anti-phase. Une interaction

Coordination  $\times$  Passage ( $F_{1,13} = 9.84$ ,  $p < 0.05$ ) indique que la baisse de la variabilité entre les premiers et

seconds passages concerne exclusivement les séries collectées en anti-phase. Enfin une interaction Fréquence  $\times$  Passage ( $F_{1,13} = 7.90$ ;  $p < 0.05$ ) indique que la réduction de la variabilité entre les premiers et seconds passages concerne exclusivement les séries collectées à haute fréquence. L'interaction triple n'atteint pas le seuil de significativité ( $F_{1,13} = 4.28$ ,  $p > 0.05$ ). La Figure 1 illustre l'ensemble de ces effets.

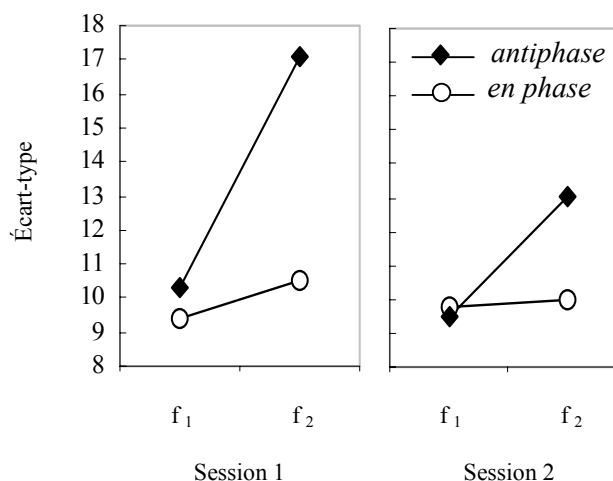


Figure 1 : Valeurs moyennes de variabilité, en fonction du type de Coordination, de la Fréquence, et du Passage.

### 3.2. Classification préalable des séries de PRD

L'application de l'analyse spectrale aux séries de PRD a permis de construire les représentations bi-logarithmiques des spectres de puissance. Les graphes obtenus présentaient systématiquement une tendance linéaire négative (Figure 2). L'estimation des pentes a fourni des valeurs comprises entre  $-0.00$  et  $-0.98$  (moyenne  $-0.46$ ), suggérant la stationnarité de l'ensemble des séries et leur classification en tant que fGn. Cette première analyse autorisait donc l'application des modélisations ARFIMA sur les séries brutes.

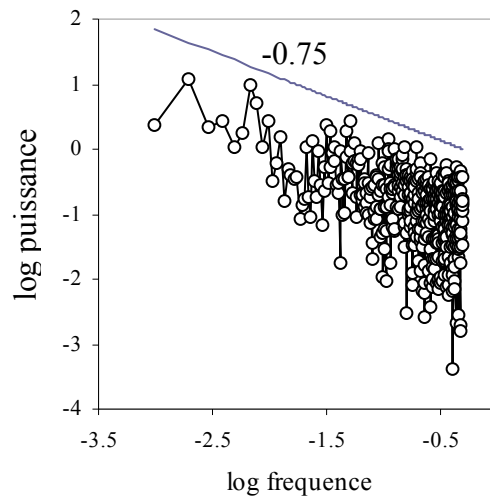


Figure 2 : Exemple représentatif de spectre de puissance obtenu après analyse d'une série individuelle.

### 3.3. Mise en évidence statistique des dépendances à long terme

Pour 107 séries sur les 112 analysées, soit 95.5%, la méthode des modélisations ARMA/ARFIMA a sélectionné un modèle ARFIMA, avec un paramètre  $d$  significativement différent de zéro. Pour ces 107 séries, le meilleur modèle ARFIMA concentrait en moyenne 63% du poids partagé par les 18 modèles testés, et la somme moyenne des poids accordés aux modèles ARFIMA était de 0.94. Seules 5 séries ont débouché sur la sélection d'un modèle ARMA. Dans ces cas, le meilleur modèle concentrait en moyenne 52% du poids, et la somme moyenne des poids accordés aux modèles ARMA était de 0.62. En démontrant statistiquement la présence de corrélations à long terme dans 95.5% des cas, ces résultats témoignent de la nature fractale des séries de PRD dans les tâches de coordinations bimanuelles.

### 3.4. Estimation des exposants fractals

Les différents indices ( $\beta$ ,  $\alpha$  et  $d$ ), issus des méthodes utilisées ( $^{\text{low}}\text{PSD}_{\text{we}}$ , DFA, et modélisations ARFIMA) ont été convertis en exposants  $H$  au moyen des équations précédemment présentées. Les estimations  $H$  fournies par la  $^{\text{low}}\text{PSD}_{\text{we}}$  variaient de 0.50 à 0.99, pour une moyenne de 0.73 ; celles fournies par la DFA de 0.51 à 1.13, pour une moyenne de 0.80, celles de la R/S Analysis de 0.56 à 1.04, pour une moyenne de 0.79, et enfin celles des modélisations ARFIMA de 0.60 à 0.98, pour une moyenne de 0.77.

Les corrélations calculées entre les échantillons des estimations de  $H$  fournies par les quatre méthodes sont toutes significatives (Tableau 1). On peut remarquer une corrélation étroite entre la DFA et la R/S Analysis, ce qui est logique car ces deux méthodes exploitent, bien que selon deux algorithmes différents, la même propriété de diffusion des mouvements browniens fractionnaires.

*Tableau 1 : Corrélations entre les échantillons des estimations de  $H$  fournies par les quatre méthodes d'analyse.*

	lowPSDwe	ARFIMA	R/S Analysis
DFA	0.44*	.56*	.95*
R/S Analysis	0.48*	.58*	
ARFIMA	0.52*		

\* : significatif à  $p < 0.01$

L'estimation finale de  $H$  a été calculée en faisant la moyenne, pour chacune des séries, des quatre estimations fournies par les différentes méthodes. Les valeurs obtenues pour l'ensemble des séries sont reportées dans le tableau 2.

*Tableau 2 : Valeurs moyennes des estimations de  $H$ , pour les 8 passages effectués. La lettre indique la coordination prescrite ( $P$  = phase,  $AP$  = antiphase), le chiffre renvoie à la fréquence imposée (1 : fréquence confortable, 2 : fréquence quasi-critique). Le numéro du passage est indiqué entre parenthèses.*

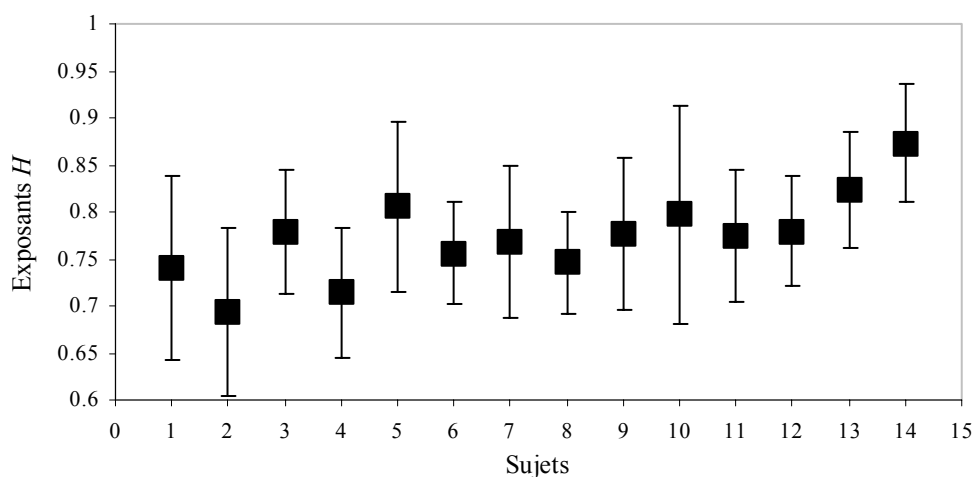
Sujet	P1(1)	P1(2)	P2(1)	P2(2)	AP1(1)	AP1(2)	AP2(1)	AP2(2)
1	0.81	0.62	0.79	0.82	0.77	0.7	0.58	0.84
2	0.79	0.6	0.75	0.81	0.71	0.56	0.64	0.7
3	0.85	0.66	0.75	0.86	0.83	0.74	0.78	0.76
4	0.73	0.82	0.63	0.77	0.64	0.68	0.66	0.78
5	0.71	0.89	0.76	0.96	0.8	0.73	0.73	0.86
6	0.72	0.74	0.8	0.87	0.74	0.73	0.69	0.77
7	0.82	0.87	0.84	0.67	0.83	0.69	0.69	0.74
8	0.79	0.7	0.84	0.77	0.73	0.72	0.74	0.67
9	0.76	0.72	0.82	0.69	0.79	0.79	0.94	0.7
10	0.93	0.97	0.73	0.63	0.86	0.78	0.7	0.77
11	0.68	0.77	0.67	0.86	0.85	0.75	0.81	0.81
12	0.71	0.86	0.77	0.86	0.8	0.71	0.78	0.75
13	0.89	0.93	0.76	0.83	0.75	0.81	0.8	0.82
14	0.85	0.95	0.81	0.86	0.79	0.83	0.93	0.95
Moyenne	0.79	0.79	0.77	0.8	0.78	0.73	0.75	0.78
Écart-type	0.08	0.12	0.06	0.09	0.06	0.07	0.1	0.07

### 3.5 Influence de la tâche et du système sur la fractalité

L'ANOVA 2 (Coordination)  $\times$  2 (Fréquence)  $\times$  2 (Passage) réalisée sur ces exposants  $H$  ne révèle qu'un effet simple du facteur Coordination : l'exposant est plus élevé en phase qu'en antiphase (0.79 vs. 0.76 ;  $F_{1,13} = 6.32$ ,  $p < 0.05$ ). Aucun autre effet simple ou d'interaction ne franchit le seuil de significativité. Un test de corrélation linéaire révèle une corrélation significative entre les exposants individuels moyens sur l'ensemble des conditions en phase, et ceux des conditions en antiphase ( $r = 0.64$ ,  $p < 0.05$ ). D'une manière générale, il y a donc un effet du mode de coordination sur le niveau de fractalité, mais conservation de la hiérarchie des différents niveaux de fractalité moyens des sujets.

L'analyse de covariance effectuée sur les exposants  $H$  en contrôlant les valeurs moyennes obtenues dans chaque condition, indique un effet significatif du facteur Sujet ( $F_{13,97} = 2.96$ ,  $p < 0.05$ ). Il est illustré en figure 3 sous forme de boîtes à moustaches. Le test post-hoc dénombre 24 différences inter-individuelles significatives. Les sujets 2 et 4 sont caractérisés par de bas niveaux de fractalité ; à l'inverse les sujets 13 et 14 présentent des exposants particulièrement élevés, quelles que soient les conditions. Le niveau de fractalité se présente comme dépendant du sujet, les différentes estimations de  $H$  variant en fonction des conditions de la tâche, à l'intérieur d'une étendue d'exposants possibles, propre à chacun.

Figure 3 : Valeurs moyennes individuelles de l'exposant  $H$  observées toutes conditions confondues (les barres d'erreur représentent l'écart-type).



La même analyse réalisée sur les écart-type révèle également un effet du facteur Sujet ( $F_{13,97} = 4.47$ ,  $p < 0.005$ ). Le test post-hoc dénombre 38 différences inter-

individuelles significatives. Les sujets 9 et 14 sont caractérisés par une variabilité particulièrement faible, et les sujets 6, 8 et 13 par une variabilité particulièrement élevée. On peut noter par ailleurs que toutes conditions confondues, on ne relève pas de corrélation significative entre l'exposant  $H$  et l'écart-type des séries ( $r_{110} = -0.15$ ).

Enfin, les analyses de corrélations révèlent une corrélation significative entre les  $H$  moyens caractérisant les sujets et les fréquences critiques individuelles ( $r_{12} = -0.54$ ,  $p < 0.05$ ) En revanche, aucune corrélation n'est mise en évidence entre l'écart-type moyen de chaque sujet et les fréquences critiques ( $r_{12} = -0.15$ ).

#### 4. DISCUSSION

Notre étude visait à montrer que l'exposant fractal constitue un estimateur pertinent de l'auto-organisation d'un système produisant une coordination adaptée. À ce titre, notre objectif était également de préciser les facteurs déterminant de manière spécifique le niveau de fractalité. Les résultats obtenus nous permettent d'affirmer que le comportement observé est sous-tendu par le processus bien spécifique de bruit  $1/f^\beta$ , et que l'exposant fractal est à la fois sujet- et tâche-dépendant. Dans un premier temps, nous nous situerons par rapport à certains points de questionnement méthodologique concernant l'utilisation des analyses fractales, pour montrer dans quelle mesure la démarche proposée autorise à considérer nos résultats avec assurance. Suite à cela, nous présenterons les principales implications théoriques de nos résultats, et nous verrons en quoi elles amènent à reconsidérer certaines idées fortes du paradigme.

##### ***4.1 Une consistance méthodologique***

*Construction du protocole.* L'utilisation de méthodes fractales a influencé deux aspects du protocole expérimental adopté : (i) la durée des passages effectués, et (ii) le doublement des passages pour une même condition expérimentale. Concernant le premier aspect, 1024 données sont généralement admises dans la littérature comme un compromis optimal entre le niveau de précision des différentes analyses fractales, et les contraintes que représente la durée des passages pour les participants (Gilden, 2001). S'il est clairement établi que la fiabilité des analyses fractales tend à se dégrader pour des séries de longueur inférieure à 1024 données (Eke et al., 2000), la question des contraintes qu'implique cette longueur pour le sujet est moins discutée et amène à certaines réserves : on peut en effet difficilement admettre que, lors du maintien d'une

coordination durant une douzaine de minutes en moyenne (a fortiori à fréquence élevée et/ou en antiphase), des fluctuations des états motivationnel ou attentionnel ne soient impliquées. Il serait donc ici réducteur de considérer le comportement observé comme manifestation de la seule dynamique intrinsèque du système. Notamment l'investissement attentionnel a été présenté comme un facteur influençant la stabilité des coordinations bimanuelles (Temprado, Zanone, Monno & Laurent, 1999), et cet aspect devra par conséquent être intégré dans l'interprétation théorique de nos résultats.

Le doublement des passages pour une même condition expérimentale devait, par le moyennage des exposants estimés, faire tendre l'exposant résultant vers sa «valeur vraie» (Eke et al., 2000). L'absence d'effet significatif du facteur Passage sur les exposants légitime ce moyennage. Cette répétition de la mesure peut sembler un luxe méthodologique. Notre expérience nous amène à penser au contraire qu'il s'agit d'une démarche essentielle à la fiabilité de la mesure (Delignières et al., sous presse). Compte tenu de ces éléments, la démarche expérimentale que nous avons proposée offre donc des conditions permettant d'assurer fiabilité et précision aux estimations effectuées.

L'évolution de l'écart-type en fonction des conditions expérimentales permet enfin de confirmer la validité du protocole en termes de stabilité différentielle du comportement. Les effets observés rejoignent les descriptions de l'évolution de la stabilité des patterns qui ont été rapportées dans le paradigme des coordinations bimanuelles (Kelso, 1995). Notons cependant que la diminution de la variabilité entre les premiers et seconds passages renforce l'idée que des facteurs tels que l'investissement attentionnel ou l'apprentissage doivent être associés à la pure dynamique intrinsèque dans l'interprétation des principes d'organisation du comportement.

*Consistance des résultats.* L'utilisation des modélisations ARFIMA pour la détection des DLT est un aspect particulièrement innovant de notre travail. Si les approches fractales antérieures se sont contentées de *suggérer* l'existence de DLT dans les séries étudiées, sur la base du simple examen visuel des spectres de puissance ou des graphes de diffusion (Wagenmakers et al., 2004), la présente étude rapporte une des premières preuves statistiques de la présence de telles dépendances dans des séries expérimentales. On peut ajouter qu'avec plus de 95% de détection, nos résultats

apportent une assurance dans la conclusion bien supérieure à celle suggérée par Wagenmakers et al. (2005) dans l'analyse de données de temps de réaction.

Dans le but d'approcher au maximum les valeurs vraies de l'exposant fractal, nous avons associé quatre méthodes basées sur différents algorithmes. Bien que significatives, les corrélations observées entre les échantillons d'exposants obtenus par les différentes méthodes restent modérées, avec des pourcentages de variance commune allant de 19 à 90%. On peut noter cependant la bonne consistance des estimations moyennes (autour de 0.77), et la localisation systématique de l'ensemble des séries dans la frange étroite du fGn persistant, quelle que soit la méthode utilisée. Nos résultats confirment l'intérêt du moyennage des résultats obtenus par différentes méthodes, et spécialement par l'association systématique de méthodes des domaines temporel et fréquentiel dans l'analyse (Rangarajan & Ding, 2000).

Rappelons enfin que l'ensemble des analyses a été effectué sur des séries de phase relative discrète. Nous avons en introduction présenté un certain nombre d'arguments qui ont motivé ce choix. Les résultats obtenus semblent en confirmer le bien-fondé : par opposition aux résultats de Schmidt et al. (1991), la propriété de stationnarité du fGn persistant est en effet cohérente avec le concept d'attracteur associé aux patterns de coordination requis.

#### ***4.2 Le bruit $1/f^\beta$ : envisager la coordination sous un angle nouveau***

Au vu des diverses études relevant de champs scientifiques multiples, ayant révélé la présence de ce type de processus, le bruit  $1/f^\beta$  est considéré comme une manifestation plus ou moins universelle du fonctionnement des systèmes complexes. Dans un domaine profondément influencé par la théorie des systèmes dynamiques non-linéaires, la présence de bruit  $1/f^\beta$  dans les séries de PRD n'apparaît donc pas comme un phénomène surprenant. L'apport et l'originalité de nos résultats se trouve donc moins dans la démonstration de sa présence, que dans les implications et les perspectives de compréhension des principes d'organisation des coordinations qui peuvent en découler. Il ne s'agit en effet pas de s'en tenir au constat d'une concomitance entre le processus  $1/f^\beta$  et un comportement auto-organisé adapté, ni aux interprétations généralistes habituelles, en termes de contribution d'un ensemble de sous-structures multiples, agissant à différentes échelles (Gilden et al., 1995). Ces résultats imposent de nouveaux efforts de conceptualisation et de modélisation, qui

devraient désormais intégrer l'étude de la structure de la variabilité du comportement. La caractérisation des fluctuations par la seule appréciation de leur écart-type n'offre qu'une vision très globale et superficielle, occultant les phénomènes de dépendance dans un comportement où, manifestement, un événement à un instant donné reste statistiquement fonction de l'historicité des événements passés. Ces dépendances à long terme sont ignorées dans le modèle de référence des coordinations bimanuelles, le modèle HKB : la transition de phase y est déterminée par l'amplitude des fluctuations à une fréquence d'oscillation donnée, indépendamment de l'évolution passée de la phase relative. Si une amplitude critique de l'écart-type permet certes de repérer la non linéarité du comportement, l'écart-type ne reflète que de manière macroscopique une variabilité résultante et absolue du comportement, permettant de repérer un état d'instabilité extrême et par conséquent transitoire ; il ne permet pas de rendre compte de la manière dont le système s'organise dans son évolution temporelle, pour répondre à l'impératif d'adaptabilité qui, en plus de la capacité d'une grande variabilité, doit impliquer des états de relative stabilité. Un exposant fractal appartenant au domaine du bruit  $1/f^\beta$  reflète une variabilité fonctionnelle dans la mesure où ce processus, par ses propriétés statistiques inhérentes, autorise à la fois adaptabilité et créativité, ainsi que la stabilité nécessaires au maintien d'un état viable du système (Goldberger, 1999). Ceci amène alors à porter un intérêt accru aux états de stabilité et de stationnarité de la coordination produite, plutôt que de se focaliser de manière quasi-exclusive sur la perte de stabilité et les phénomènes de transition qui en résultent.

#### ***4.3 L'évolution de la fractalité : reflet de la plasticité auto-organisationnelle***

Si l'analyse de variance appliquée à la variabilité a révélé des effets simples et combinés de l'ensemble des facteurs manipulés dans l'expérience, la même analyse n'a révélé pour l'exposant fractal qu'un effet simple du mode de coordination : le niveau de fractalité est plus élevé dans les conditions en phase qu'en antiphase. Il y a donc une claire décorrélation entre l'évolution de la structure de la variabilité et celle de l'amplitude des fluctuations, en fonction des conditions.

La diminution de l'exposant  $H$  correspond à une baisse des DLT, soit un état de moindre organisation interne de la série (elle tend à devenir plus aléatoire). De telles altérations de la fractalité ont été observées chez des populations vieillissantes ou atteintes de pathologies spécifiques, en ce qui concerne le rythme cardiaque (Peng et al.,

1995) ou la locomotion (Hausdorff et al., 1995). Dans ce sens, la réduction de la fractalité en anti-phase peut être interprétée comme la réaction du système à une mise en difficulté.

Une seconde hypothèse, par ailleurs compatible avec la précédente, est suggérée par un travail récent de Wing et al. (2004). Dans des tâches de production sérielle de force, il montre une influence du niveau d'investissement attentionnel sur l'exposant fractal: il y a une diminution du niveau de fractalité dans les conditions impliquant un investissement attentionnel supérieur. On peut supposer en effet que le maintien de l'antiphase sur des durées relativement longues requière un investissement attentionnel non négligeable. En utilisant un paradigme de double tâche, Temprado et al. (1999) ont par exemple montré une déstabilisation du pattern en anti-phase lorsque l'attention était détournée de la coordination demandée. Cet effet n'a pas été montré pour le mode en phase, suggérant la nécessité d'un investissement attentionnel supérieur en anti-phase.

L'analyse de covariance effectuée sur les exposants  $H$  a révélé des différences inter-individuelles significatives. En termes statistiques, cela signifie que chaque sujet a alimenté le plan expérimental avec sa propre population parente. En d'autres termes, chaque sujet semble caractérisé par un niveau spécifique de fractalité, que l'on peut considérer comme une disposition première, constitutive du système. La corrélation entre les exposants obtenus en phase et en antiphase, similaire à celle précédemment observées par Delignières et al. (2002), confirme cette transversalité de la fractalité, au-delà des conditions particulières de réalisation de la tâche.

L'analyse de covariance réalisée sur les données d'écart-type, a également révélé des différences inter-individuelles significatives. De manière surprenante, si l'on a pu montrer qu'à ce niveau également, chaque sujet était caractérisé par un niveau intrinsèque de variabilité, les différences inter-individuelles constatées ne se superposent pas avec celles observées pour l'exposant  $H$ . En outre, l'extension stochastique du modèle HKB (Schöner et al., 1986) suggère clairement que si un tel niveau intrinsèque de variabilité existe, il devrait constituer le principal déterminant de la fréquence critique du système. Nos résultats montrent au contraire que la fréquence critique est liée au niveau de fractalité intrinsèque du système, plutôt qu'à sa variabilité.

La démonstration de différences interindividuelles dans les niveaux intrinsèques de fractalité constitue un résultat assez original. S'il est courant de mettre en évidence

des différences entre des groupes clairement différenciés par l'âge ou la pathologie (Hausdorff et al., 1995 ; Peng et al., 1995), un tel effet sur un facteur aléatoire n'a jusqu'ici été suggéré que par Madison (2004). L'important est qu'ici les différences décelables existent au sein d'un groupe «normal», recruté sur des critères communs.

L'origine de ces différences demeure incertaine et mériterait un intérêt expérimental spécifique. Parmi les facteurs dont l'effet sur la fractalité a été étudié de manière spécifique, et qui sont susceptibles d'intervenir dans les différences inter-individuelles, on peut évoquer des stratégies distinctes d'exécution des tâches (Chen et al., 2001), ou des capacités différentes à maintenir son attention durablement sur la tâche (Wing et al., 2004). Plus largement, on peut également soupçonner un rôle joué par de possibles aptitudes de timing ou de coordination (Madison, 2004). L'intérêt de ce résultat, associé au lien démontré entre fractalité et la fréquence critique, est porté par l'idée que les différences inter-individuelles dans l'organisation fractale du comportement pourraient déterminer des différences plus directement observables, dans les capacités de performance, d'adaptation et d'apprentissage des systèmes.

L'ensemble de ces éléments semble alors supporter l'hypothèse guidant notre étude, en amenant à marquer une distinction théorique forte entre deux niveaux de compréhension du comportement, renseignés d'une part par l'évolution de l'amplitude de la variabilité, et d'autre part l'évolution de la structure de la variabilité. L'exposant fractal apparaît comme un estimateur des adaptations organisationnelles du «système-sujet» aux exigences de la tâche, en fonction des contraintes et dispositions spécifiques caractérisant chaque individu. L'écart-type en revanche se présente comme la variable décrivant le résultat comportemental macroscopique, le «produit» du système. L'amplitude des fluctuations serait donc d'une certaine manière le reflet observable de la congruence entre la manière dont chaque système s'est (auto-)organisé, et les exigences de la tâche. Cette conception remet clairement en question le rôle de «moteur» dans la dynamique du comportement jusqu'ici attribué à l'amplitude des fluctuations. Elle peut par ailleurs amener à une vision comprenant les évolutions de l'écart-type et de  $H$ , mais à des échelles temporelles différentes : l'exposant fractal, en reflétant une certaine organisation du système, se trouve associé à un état observé plus ou moins stable ; l'écart-type, reflétant la qualité de l'adaptation de cette organisation face à la tâche, peut évoluer à une échelle plus réduite, au sein d'un même état «stable».

Ainsi, si les exigences de la tâche évoluent, il peut augmenter jusqu'au moment où le système se réorganise spontanément pour répondre de manière optimale aux nouvelles contraintes : il y a rupture, passage d'un état d'organisation stable vers un autre, ce qui se traduit par un exposant fractal significativement différent, et entraîne une amplitude des fluctuations de nouveau réduite.

#### **4.4 Vers une modélisation**

La modélisation des propriétés des systèmes, observables d'un point de vue macroscopique, reste un objectif prioritaire de l'approche dynamique. Si, tel que nous le concevons, l'exposant fractal permet de refléter l'état d'auto-organisation sous-tendant la dynamique du comportement, nos résultats déterminent un nouveau challenge pour les modèles proposés jusqu'ici : il devront être en mesure de décrire à la fois l'évolution du niveau de fractalité en fonction des paramètres qui l'influencent, et celle du niveau de stabilité des patterns de coordination produits.

Un certain nombre de modèles, reposant sur différents types de mécanismes, sont en mesure de générer des séries mimant les caractéristiques statistiques du bruit  $1/f^\beta$  (voir notamment Chen et al., 1997 ; Granger, 1980, Hausdorff & Peng, 1996 ; Wing et al., 2004.). Si le bruit  $1/f^\beta$  présente bien un caractère ubiquiste, on peut douter qu'un seul modèle puisse rendre compte de ce processus dans toute la diversité des systèmes biologiques ou physiques dont il est la signature (Wagenmakers et al., 2004). Il paraît donc fondamental de commencer, avant toute construction d'un nouveau modèle, par l'examen d'hypothétiques propriétés fractales parmi les modèles déjà théoriquement fondés et interprétables dans le champ disciplinaire investi.

Nous nous sommes intéressés à la *phase attractive map*, proposée par deGuzman et Kelso (1991). Compte tenu de nos résultats, ce modèle semble a priori adéquat par différents aspects: (i) contrairement notamment au modèle HKB, il permet de générer des séries de phase relative discrète, similaires à celles que nous avons collectées, (ii) il rend compte des caractéristiques de bistabilité du système à basse fréquence, et du phénomène de bifurcation, et (iii) il comprend deux paramètres présentés par les auteurs comme représentant pour l'un ( $A$ ) les contraintes liées à la tâche, et pour l'autre ( $K$ ) une tendance intrinsèque au couplage, propre au système. En ajoutant au modèle original un terme de bruit, et en explorant l'espace des paramètres  $A$  et  $K$ , nous avons pu simuler un ensemble de séries de variabilité similaire (en termes de magnitude) à nos séries

expérimentales. Cet essai n'est pas concluant sur plusieurs points. L'analyse par les méthodes fractales classiques suggère (i) une co-variation de la fractalité et de la variabilité, résultat clairement invalidé dans notre expérimentation ; et (ii) un exposant  $H$  plus élevé en anti-phase qu'en phase, ce qui va à l'inverse de nos résultats. Enfin sa principale limite est que la présence de DLT dans les séries simulées n'a pas pu être vérifiée par les modélisations ARFIMA : les séries ne font que mimer, dans les analyses classiques, le comportement de séries fractales.

## 5. CONCLUSION

Nous avons pu vérifier de manière non ambiguë que le bruit  $1/f^\beta$  caractérise les séries de PRD. Par ses propriétés statistiques inhérentes, ce processus assure un compromis optimal entre stabilité et flexibilité, permettant au système de produire un comportement adapté. Ce résultat souligne la nécessité d'inclure, dans une approche consistante des coordinations bimanuelles, l'analyse de la structure temporelle de la variabilité ; il nous amène dans le même temps à nuancer la place dominante accordée au modèle HKB, et engage à un nouveau challenge pour la modélisation des coordinations bimanuelles. Si l'amplitude des fluctuations permet de décrire le comportement résultant, le niveau de fractalité, affecté de manière conjointe par les exigences de la tâche et certaines caractéristiques propres au sujet, se présente comme un indicateur pertinent des processus de l'auto-organisation. Des perspectives prometteuses pour sa compréhension en découlent. Ces perspectives pourront notamment se développer à partir de deux aspects : d'une part, les différences inter-individuelles offrent une voie d'entrée supplémentaire à la question de la nature des mécanismes et des structures impliquées dans le fonctionnement auto-organisé. Une autre piste de travail se dessine : nous avons pu récemment montrer que dans une tâche d'oscillation unimanuelle les séries de périodes produites présentaient des caractéristiques de bruit  $1/f^\beta$  (Delignières et al., 2004). Or, des tests préliminaires sur les données de la présente étude suggèrent que les séries de périodes d'un oscillateur impliqué dans une coordination ne présente plus de telles DLT. Ceci suggère que le bruit  $1/f^\beta$  soit le propre de la *variable essentielle* (Chen et al., 1997), capturant le comportement du système au niveau du but prescrit. Une étude des relations entre la fractalité de cette variable essentielle, et les variables permettant de décrire l'évolution

des sous-composantes à son service, pourrait permettre d'apporter un nouveau regard sur le *principe d'esclavage* (Kelso, 1995), autrement dit le jeu des contraintes réciproques que s'imposent le comportement coordonné au niveau le plus macroscopique de l'analyse, et les sous-systèmes en interaction aux niveaux inférieurs, par l'intermédiaire du couplage.

### BIBLIOGRAPHIE

- Beran, J. (1994). *Statistics for long-memory processes*. New York: Chapman & Hall.
- Box, G.E.P. & Jenkins, G.M. (1976). *Time series analysis: Forecasting and control*. Oakland: Holden-Day.
- Caccia, D.C., Percival, D., Cannon, M.J., Raymond, G., & Basingthwaigthe, J.B. (1997). Analyzing exact fractal time series: evaluating dispersional analysis and rescaled range methods. *Physica A*, 246, 609-632.
- Chen, Y., Ding, M. & Kelso, J.A.S. (1997). Long memory processes ( $1/f^\alpha$  type) in human coordination. *Physical Review Letters*, 79, 4501-4504.
- Chen, Y., Ding, M. & Kelso, J.A.S. (2001). Origins of timing errors in human sensorimotor coordination. *Journal of Motor Behavior*, 33, 3-8.
- deGuzman, G.C. & Kelso, J.A.S. (1991). Multifrequency behavioral patterns and the phase attractive circle map. *Biological Cybernetics*, 64, 485-495.
- Delignières, D., Deschamps, T. & Caillou, N. (2002). *Bimanual coordination : 1 : f noise in cycle to cycle point estimates of relative phase*. Communication présentée à l'International Congress Movement, Attention, Perception, Poitiers, 19-21 Juin 2002.
- 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. (in press). Methodological issues in the application of monofractal analyses in psychological and behavioral research. *Nonlinear Dynamics in Psychology and Life Science*.
- Doornik, J.A. (2001). *Ox: An object-oriented matrix language*. London; Timberlake Consultants Press.
- Eke, A., Herman, P., Basingthwaigthe, J.B., Raymond, G.M., Percival, D.B., Cannon, M. Balla, I., & Ikrényi, C. (2000). Physiological time series: distinguishing fractal noises from motions. *Pflügers Archives*, 439, 403-415.

- Farrell, S., Wagenmakers, E.-J., & Ratcliff, R. (2005). ARFIMA time series modeling of serial correlations in human performance. Manuscript submitted for publication.
- Gilden, D.L. (2001). Cognitive emissions of  $1/f$  noise. *Psychological Review*, 108, 33-56.
- Gilden, D.L., Thornton, T. & Mallon, M.W. (1995).  $1/f$  noise in human cognition. *Science*, 267, 1837-1839.
- Goldberger, A.L. (1999). Nonlinear dynamics, fractals and chaos theory: Implications for neuroautonomic heart control in health and disease. In C.L. Bolis and J. Licinio (Eds.), *The Autonomic Nervous System*. Genova: World Health Organization.
- Granger, C.W.J. (1980). Long memory relationships and aggregation of dynamic models. *Journal of Econometrics*, 14, 227-238.
- Granger, C.W.J., & Joyeux, R. (1980). An introduction to long-memory models and fractional differencing. *Journal of time Series Analysis*, 1, 15-29.
- Haken, H., Kelso, J.A.S. & Bunz, H. (1985). A theoretical model of phase transition in human hand movement. *Biological Cybernetics*, 51, 347-356.
- Hausdorff, J.M. & Peng, C.K. (1996). Multiscaled randomness: a possible source of  $1/f$  noise in biology. *Physical Review E*, 54, 2154-2157.
- Hausdorff, J.M., Peng, C.K., Ladin, Z., Wei, J.Y. & Goldberger, A.R. (1995). Is walking a random walk? Evidence for long-range correlations in stride interval of human gait. *Journal of Applied Physiology*, 78, 349-358.
- Kelso, J.A.S (1995). *Dynamics patterns: the self-organization of brain and behavior*. Cambridge, MA : MIT Press.
- Kelso, J.A.S. (1984). Phase transitions and critical behavior in human bimanual coordination. *American Journal of Physiology: Regulatory, Integrative and Comparative*, 246, R1000-R1004.
- Madison, G. (2004). Fractal modeling of human isochronous serial interval production. *Biological Cybernetics*, 90, 105-112.
- Monno, A., Temprado, J.J., Zanone, P., & Laurent, M. (2002). The interplay of attention and bimanual coordination dynamics. *Acta Psychologica*, 110, 187-211.
- Peng, C.K., Havlin, S., Stanley, H.E. & Goldberger, A.L. (1995). Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in non stationary heartbeat time series. *Chaos*, 5, 82-87.

- Peters, B.T., Haddad, J.M., Heiderscheit, B.C., van Emmerik, R.E.A., & Hamill, J. (2003). Limitation in the use and interpretation of continuous relative phase. *Journal of Biomechanics*, *36*, 271-274.
- Rangarajan, G. & Ding, M. (2000). Integrated approach to the assessment of long range correlation in time series data. *Physical Review E*, *61*, 4991-5001.
- Schmidt, R.C., Beek, P.J., Treffner, P.J., & Turvey, M.T. (1991). Dynamical substructure of coordinated rhythmic movements. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, *17*, 635-651.
- Schöner, G., Haken, H. & Kelso, J.A.S. (1986). A stochastic theory of phase transition in human hand movement. *Biological Cybernetics*, *53*, 247-257.
- Slifkin, A.B. & Newell, K.M. (1998). Is variability in human performance a reflection of system noise? *Current Directions in Psychological Science*, *7*, 170-177.
- Swinnen, S.P., Walter, C.B., Lee T.D., & Dounskaia, N. (1996). *The organization and control of new patterns of interlimb coordination against the backdrop of preexisting preferred coordination modes*. Communication présentée au First Annual Congress of the European College of Sport Sciences, Nice, 28-31 mai 1996.
- Temprado, J.J., Zanone, P.G., Monno, A. & Laurent, M. (1999). Attentional load associated with performing and stabilizing preferred bimanual patterns. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, *25*, 1579-1594.
- Torre, K, Delignières, D., & Lemoine, L., (2005). *Detection of long-range dependence and estimation of fractal exponents through ARFIMA modeling*. Manuscrit soumis pour publication.
- Van Orden, G.C., Holden, J.C., & Turvey, M.T. (2003). Self-organization of cognitive performance. *Journal of Experimental Psychology: General*, *132*, 331-350.
- Wagenmakers, E.-J., Farrell, S., & Ratcliff, R. (2004). Estimation and interpretation of  $1/f^{\alpha}$  noise in human cognition. *Psychonomic Bulletin & Review*, *11*, 579-615.
- Wagenmakers, E.-J., Farrell, S., & Ratcliff, R. (2005). Human cognition and a pile of sand: A discussion on serial correlations and self-organized criticality. *Journal of Experimental Psychology: General*, *134*, 108-116.
- Wing, A., Daffertshofer, A. & Pressing, J. (2004). Multiple time scales in serial production of force: A tutorial on power spectral analysis of motor variability. *Human Movement Science*, *23*, 569-590.

### Abstract

We analysed fluctuations in series of discrete relative phase describing bimanual coordinations, performed by 14 "normal" participants, in four experimental conditions. A set of fractal analysis was applied : ARFIMA modelling provided statistical confirmation for the presence of long range dependence in analysed series. Associating this method with  $^{low}PSD_{we}$ , DFA and R/S-detrended analysis further led us to characterise these dependencies as persistent fractional Gaussian noise ( $1/f^\beta$  noise). The fractal exponents were shown to depend both on individuals and performed coordination pattern. Particularly interesting, the mean exponents characterising each participant correlated significantly with the determined individual critical frequencies. Conversely, the corresponding mean standard deviations did not. In a framework defining bimanual coordination as the product of complex non-linear systems, current results lead to consider that the fractals exponents reflect the underlying self-organising processes, whereas the magnitude of fluctuations rather reflects the overall produced behaviour in terms of its congruence with the task's requirements. Since these considerations put forward the need for going beyond the assumptions maintained up to now by the HKB model, we evoke the outcome of a first appraisal of performances of the *phase attractive map* (deGuzman et Kelso, 1991) in taking account for the evidenced fractal properties.

Keywords: bimanual coordination, self-organisation, long-range dependence.

## Résumé

Nous avons appliqué différentes analyses fractales aux séries de phase relative discrète décrivant la coordination bimanuelle, réalisée par 14 sujets "normaux", dans quatre conditions expérimentales. La méthode des modélisations ARFIMA a statistiquement confirmé la présence de dépendances à long terme. En l'associant aux méthodes  $^{low}PSD_{we}$ , DFA et R/S-detrended, nous avons identifié ces dépendances comme bruit Gaussien fractionnaire persistant (bruit  $1/f^\beta$ ). Les exposants fractals estimés dépendent à la fois des individus et du pattern de coordination effectué. D'un intérêt particulier est la corrélation significative entre les exposants moyens caractérisant chaque participant et les fréquences critiques individuelles déterminées; à l'inverse, les écart-type moyens correspondants ne corrélaient pas avec les fréquences critiques. Dans un cadre théorique définissant les coordinations bimanuelles comme produit d'un système complexe non-linéaire, nos résultats amènent à considérer l'exposant fractal comme reflet des processus auto-organiseurs sous-tendant le comportement, alors que l'amplitude des fluctuations décrit plus globalement le comportement produit, en termes de congruence avec les exigences de la tâche. Soulignant par conséquent la nécessité de dépasser certaines idées fortes portées par le modèle HKB, nous évoquons les résultats d'une première tentative d'évaluation des capacités de la *phase attractive map* (deGuzman et Kelso, 1991) à rendre compte des propriétés fractales démontrées.

Mots-clés : coordinations bimanuelles, auto-organisation, dépendances à long terme.