

**UNIVERSITE DE MONTPELLIER I**

Faculté de Sciences du Sport et de l'Education Physique

Rapport de recherche en vue de l'obtention de la

**Maîtrise S.T.A.P.S.**

**Mention Education et Motricité**

**ANALYSE FRACTALE DE LA  
VARIABILITE DE LA PERFORMANCE  
DANS DES TÂCHES DE TAPPING.**

Présenté par  
Loïc Lemoine

Sous la direction de  
Didier Delignières

Juin 2003

## **Remerciements :**

Je tiens à remercier en premier lieu les enseignants de l'option recherche. Leurs enseignements n'ont fait que me conforter et amplifier mon envie de faire de la recherche.

Un grand merci aussi aux participants de cette étude qui se sont volontairement investis dans l'expérience malgré la contrainte des tâches.

Mais je tiens plus particulièrement à remercier Didier sans qui rien n'aurait été possible et qui a toujours été là quand j'en avais besoin.

# **SOMMAIRE**

|   |             |
|---|-------------|
| <b><u>1. Introduction :</u></b>                                   | <b>p.2</b>  |
| <b><u>2. Méthode :</u></b>  | <b>p.9</b>  |
| <b>2.1. Sujets</b>  | <b>p.9</b>  |
| <b>2.2. Tâches, dispositif et matériel</b>                        | <b>p.9</b>  |
| 2.2.1. Les tâches   | <b>p.9</b>  |
| 2.2.2. Dispositif et matériel                                     | <b>p.9</b>  |
| <b>2.3. Récupération et traitement des données</b>                | <b>p.10</b> |
| <b>2.4. Traitement statistique</b>                                | <b>p.11</b> |
| <b><u>3. Résultats :</u></b>                                      | <b>p.14</b> |
| <b>3.1. Résultats pour les séries en continuation</b>             | <b>p.14</b> |
| <b>3.2. Résultats pour les séries en synchronisation : IRI</b>    | <b>p.16</b> |
| <b>3.3. Résultats pour les séries en synchronisation : erreur</b> | <b>p.18</b> |
| <b><u>4. Discussion :</u></b>                                     | <b>p.21</b> |
| <b><u>5. Conclusion :</u></b>                                     | <b>p.24</b> |
| <b><u>6. Bibliographie :</u></b>                                  | <b>p.25</b> |
| <b><u>7. Annexes :</u></b>  | <b>p.27</b> |

## 1. Introduction :

Une caractéristique remarquable du système moteur est sa capacité à produire des activités rythmiques. La répétition cyclique d'un pattern de mouvement, comme dans les activités de locomotion, ou la synchronisation de mouvements avec un rythme extérieur, comme dans la danse, offrent des exemples de cette capacité, qui suppose que le système moteur soit en mesure de gérer de manière précise les aspects temporels de son fonctionnement. Un certain nombre d'auteurs ont proposé de rendre compte de cette capacité en dotant ce système de mécanismes tels que des horloges internes, susceptibles d'étayer ces activités de production ou de reconnaissance d'intervalles temporels (Creelman, 1962, Hoagland, 1933, Treisman, 1963, Treisman et al., 1990, Treisman, Faulkner et Naish, 1992, Treisman et al., 1994).

Les tâches de *tapping* constituent un paradigme expérimental particulièrement utile pour l'analyse de ces problèmes. Ces tâches consistent à produire des séries de frappes régulièrement espacées, généralement avec un doigt. L'analyse de la variabilité de la performance permet de tester des hypothèses relatives aux mécanismes sous-tendant la production d'intervalles temporels. Il existe différentes modalités de tapping, suivant que la tâche soit réalisée en continuation, ou en synchronisation. Dans la première modalité, le sujet écoute le métronome, essaie de taper en même temps, puis au bout d'un certain temps on arrête le métronome et le sujet doit continuer en restant le plus régulier possible. Dans la seconde modalité, le sujet doit se synchroniser avec le métronome en essayant d'être le plus précis possible. Les variables mesurées dans ces expérimentations sont les intervalles temporels entre deux tapes successives (*IRI, Inter Responses Intervals*), soit l'erreur entre le signal du métronome et la tape correspondante. En continuation on ne peut mesurer que les IRI car le sujet n'a pas de métronome, alors qu'en synchronisation les données peuvent être récupérées soit en IRI soit en erreur.

Les premiers auteurs à s'être intéressés à l'analyse de la variabilité des séries issues de tâches de tapping sont Wing et Kristofferson (1973a). Ces auteurs travaillent sur la modalité de continuation, et postulent que la production des tapes successives est sous-tendue par une horloge cognitive produisant des séries d'intervalles temporels  $C_i$ . Ces séries sont conçues comme des processus de bruit blanc, donc caractérisés par une fluctuation aléatoire, non corrélée dans le temps, autour d'une valeur moyenne. Les intervalles  $C_i$  commandent l'émission périodique de la commande motrice du segment effecteur. Par ailleurs, les auteurs postulent l'existence d'une erreur motrice entachant chaque tape, définie comme le délai entre

la commande motrice et la réalisation effective de la tape. La série des erreurs successives  $M_i$  est également considérée comme un processus de bruit blanc. Les intervalles successifs  $I_i$  produits par le sujet seraient donc sous la dépendance de deux sources de variation, une source centrale et une source périphérique (Figure 1).

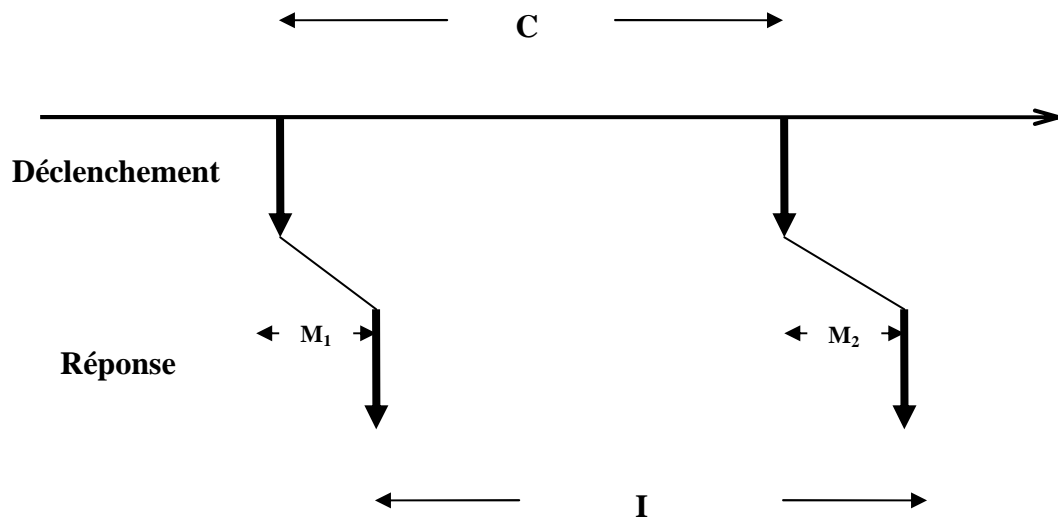


Figure 1 : Représentation graphique du modèle de Wing et Kristofferson (1973a)

L'association de ces deux sources de variation suppose qu'un intervalle inter-tapes donné soit égal à l'intervalle correspondant produit par l'horloge cognitive, plus l'erreur associée à la tape courante, moins l'erreur associée à la tape précédente :

$$I_i = C_i + M_i - M_{i-1} \quad (1)$$

Le modèle de Wing et Kristofferson a pour particularité de ne supposer aucun mécanisme de feedback et de correction d'erreur : l'évolution des intervalles inter-réponses ne dépend que de l'association de deux processus de bruit blanc, l'un au niveau central, et l'autre au niveau périphérique. Ce modèle permet aux auteurs de faire un certain nombre de prédictions relatives à la structure temporelle des séries d'intervalles inter-tapes produites. Ils démontrent notamment que l'auto-covariance des séries devrait être significative au premier décalage, et nulle ensuite, hypothèse qu'ils valident expérimentalement : l'autocorrélation de décalage 1 est négative (comprise entre -0.5 et 0) et nulle au-delà du premier décalage. Ce résultat suggère qu'il n'existe qu'une relation à court terme entre les intervalles successifs : un intervalle est négativement corrélé à son précédent sans qu'il n'y ait d'influence de ceux situés plus en amont. Ils démontrent ensuite dans un second article (Wing et Kristofferson 1973b) que la variance de  $C_i$  est proportionnelle à l'intervalle de temps requis, alors que la variance de  $M_i$  reste constante quel que soit l'intervalle.

Les premiers essais de modélisation en tâche de synchronisation arrivèrent bien plus tard avec Vorberg et Wing (1996). Soit  $\pi$  l'intervalle temporel donné par le métronome. L'intervalle  $I_i$  produit est lié aux erreurs de synchronisation  $e_i$  par l'équation suivante :

$$I_i = \pi + e_{i+1} - e_i \quad (2)$$

Cet intervalle est par ailleurs déterminé comme précédemment par la combinaison linéaire de l'horloge cognitive et du compartiment moteur :

$$I_i = T_i + M_{i+1} - M_i \quad (3)$$

Dans cette équation  $T_i$  représente un intervalle défini par l'horloge interne à partir de l'erreur précédente, sur la base d'une correction de l'erreur de synchronisation précédente :

$$T_i = C_i - \alpha e_i \quad (4)$$

On en déduit :

$$I_i = C_i - \alpha e_i + M_{i+1} - M_i \quad (5)$$

Et en combinant (2) et (5) :

$$e_{i+1} = (1 - \alpha) e_i + (C_i + M_{i+1} - M_i - \pi) \quad (6)$$

L'erreur serait donc déterminée par une fonction autorégressive dépendante de  $\alpha$ , avec une autocorrélation de lag 1 négative pour  $\alpha$  élevé, et positive pour  $\alpha$  faible. Cela rejoint les résultats de Wing et Kristofferson (1973b) avec des processus de mémoire à court terme. Ces patterns d'autocorrélation ont en effet été mis en évidence, sur des séries courtes dépassant rarement les 30 tapes successives.

D'autres auteurs ont travaillé sur des séries plus longues, et ont mis en évidence une autocorrélation persistante et des processus de mémoire à long terme en continuation (Gilden, Thornton et Mallon, 1995 ; Yamada, 1995 ; Yoshinaga, Miyazima et Mitake, 2000), ainsi qu'en synchronisation (Chen, Ding et Kelso, 1997).

Ces dernières années de nouvelles hypothèses et avec elles de nouveaux outils d'analyse sont apparus et ont été utilisés dans l'analyse des séries biologiques. C'est le cas de l'analyse spectrale ainsi que des méthodes d'analyses fractales permettant de déterminer les processus de mémoire à long terme dans les séries. En premier lieu nous allons vous définir l'analyse spectrale qui consiste à appliquer à sa série une transformée rapide de Fourier. Nous obtenons alors une série avec en abscisse la fréquence et en ordonnée la puissance (l'amplitude au carré) que nous transformons en spectre de puissance en appliquant une conversion d'échelle en log/log. (voir figure 2) Cette analyse nous permet de déterminer un coefficient : le coefficient  $\beta$  qui est l'opposé de la pente du spectre de puissance. De ce coefficient nous pouvons retirer plusieurs informations sur la nature de la série. (Eke et al. 2000) Notamment un  $\beta$  inférieur à 0 provient d'une série négativement corrélée, un  $\beta$  égal à 0

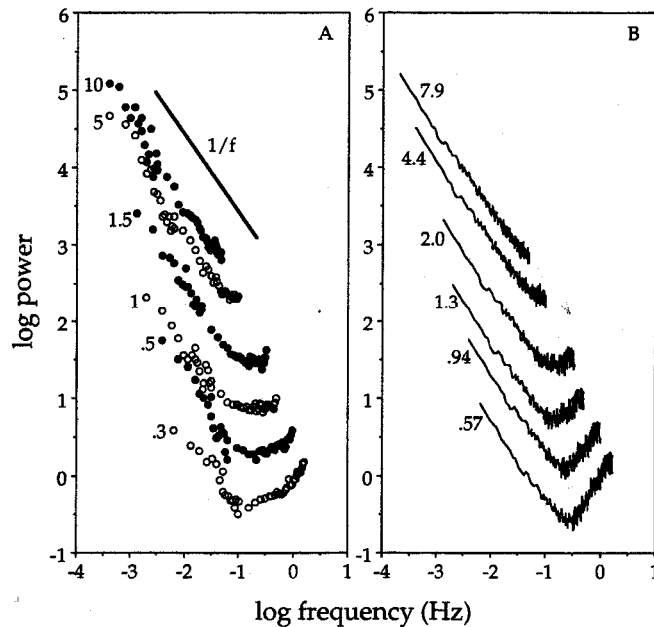
provient d'une série dans laquelle il y a une absence de corrélation (bruit blanc), un  $\beta$  supérieur à 0 dénote une série avec une corrélation positive de plus en plus persistante avec l'augmentation de  $\beta$ . Dans ce dernier cas il existe un cas particulier quand  $\beta$  prend la valeur de 1, nous avons alors une série qui se retrouve sous le nom de bruit rose ou bruit  $1/f$ . Ce cas est particulier car la série est à la frontière entre le bruit et le mouvement.

Les méthodes fractales nous renseignent, elles, sur les processus de mémoire à long terme de la série par le calcul d'un exposant  $H$  qui est l'exposant de Hurst, du même nom que l'inventeur de la première méthode fractale (Hurst, 1965). Les séries fractales ont en plus une seconde particularité, c'est qu'elles sont auto-similaires : c'est-à-dire que si nous décomposons l'objet (ici la série) en sous unités, elles doivent avoir les mêmes propriétés que l'objet de départ.

C'est Peng et al. (1993) qui sont les premiers à avoir formulé de nouvelles hypothèses avec l'analyse du rythme cardiaque. Pour ces auteurs le rythme cardiaque ne doit pas être considéré comme un rythme sinusoïdal parfait, mais ils mettent en évidence un processus de longue mémoire dans les séries recueillies en utilisant les méthodes sur la fractalité et notamment la DFA (detrended fluctuation analysis). Ils mettent en avant des coefficients  $\alpha$  de l'ordre de 1 pour des sujets sains et jeunes, aux environs de 1.3 chez des sujets atteints d'insuffisance cardiaque congestive, et à 0.5 pour des sujets âgés. Hausdorff et al. (1995, 1996, 1997) mettent en évidence les mêmes processus pour la durée du pas lors de la marche. Ils obtiennent pour des sujets sains et jeunes lors de la marche à cadence préférentielle lente, normale, ou rapide des coefficients  $\alpha$  avec la DFA de l'ordre de 0.90 à vitesse lente, 0.84 à vitesse normale, et 1 à vitesse rapide. Cependant ce caractère fractal disparaît pour les sujets atteints de maladies dégénératives (Huntington), si l'on impose au sujet un métronome pour cadencer sa marche, ou pour les sujets âgés. Dans ces cas le coefficient  $\alpha$  se rapproche de 0.5. D'après ces recherches la production d'un bruit  $1/f$  est la signature du bon fonctionnement du système, et le fait, dans le système biologique, de ne pas retrouver ce comportement est la preuve d'un dysfonctionnement et d'une anormalité.

Ces nouvelles hypothèses ont eu un retentissement dans l'analyse des séries temporelles lors de la production de tâches rythmiques. Les premiers auteurs à les avoir testées et ayant trouvé des résultats surprenants, furent Gilden, Thornton et Mallon (1995). Ces auteurs travaillent sur les séries d'IRI produits dans des tâches de continuation, sur la base d'intervalles de départ variant de 10 secondes à 0.3 secondes. L'analyse met en évidence des spectres de puissance à 2 bandes : les basses fréquences sont caractérisées par un comportement  $1/f$ , avec des coefficients  $\beta$  proches de 1, alors que pour les hautes fréquences,

on observe une pente positive. Les résultats montrent par ailleurs que plus l'intervalle de temps requis est long, plus le segment à pente positive à haute fréquence tend à disparaître (Figure 2).



*Figure 2 : Spectres de puissance (en coordonnées log-log) obtenu par Gilden et al. (1995). A gauche : données empiriques, à droite, données simulées. Les chiffres labellisant les séries correspondent aux périodes (en seconde) des intervalles de temps requis. La pente du bruit  $1/f$  est également indiquée.*

Les auteurs interprètent leurs résultats sur la base du modèle de Wing et Kristofferson (1973a). La pente positive repérée en haute fréquence est caractéristique d'un bruit blanc différencié que l'on retrouve en effet dans l'équation 1 ( $M_i - M_{i-1}$ ). Les auteurs supposent que le compartiment cognitif est responsable du comportement  $1/f$  observé en basse fréquence. La disparition progressive du segment à pente positive avec l'accroissement de la période est cohérente avec le résultat évoqué précédemment, selon lequel la variance du compartiment cognitif croît avec la période, alors que la variance du compartiment moteur reste stable. Cette interprétation suppose donc que  $C_i$  ne représente pas, comme le postulaient Wing et Kristofferson, un processus de bruit blanc, mais un bruit  $1/f$ . Des simulations réalisées sur la base de cette hypothèse à partir de l'équation 1 ont permis aux auteurs de générer des séries reproduisant de manière satisfaisante les résultats expérimentaux (Figure 2, graphique de droite)

Pressing et Jolley-Rogers (1997) critiquent cette interprétation et supposent que le comportement  $1/f$  observé par Gilden, Thornton et Mallon (1995) constitue un artefact, lié à la non-stationnarité de la série analysée, et qu'un redressement de la série devrait le faire disparaître. Les données de continuation sont en effet souvent marquées par d'importantes dérives de la grandeur des intervalles produits, et les séries sont le plus souvent non-stationnaires. Les puissances élevées en basse fréquence seraient liées selon Pressing et

Jolley-Rogers à la présence de tendances à long terme dans les séries, consécutives à ces dérives lentes de la durée des intervalles produits.

Ces critiques semblent peu convaincantes, et surtout n'affectent pas le résultat principal, relatif à l'évolution de spectre avec l'accroissement de la période. De notre point de vue, le modèle défini par Gilden, Thorton et Mallon (1995) rend bien compte du comportement en continuation, et nous posons donc pour première hypothèse que nous trouverons dans ce type de situation un spectre de puissance à deux bandes avec du bruit  $1/f$  en basses fréquences, et une pente positive dans les hautes fréquences. Nous faisons en outre l'hypothèse que le bruit  $1/f$  résistera à un redressement de la série.

Chen, Ding et Kelso (1997) ont réalisé l'analyse spectrale de données obtenues dans une tâche de synchronisation. Ils montrent que les séries d'erreurs de synchronisation ont un comportement fractal, révélé par un spectre de puissance linéaire en coordonnées log-log, de coefficient  $\beta$  aux alentours de 0.54. Ils confirment ce résultat par l'application de la R/S analysis, qui révèle un exposant de Hurst moyen de 0.79. Ces données permettent de décrire les séries d'erreurs comme bruit gaussien fractionnaire persistant. Les auteurs appliquent les mêmes méthodes d'analyse aux séries d'IRI. L'analyse spectrale leur fournit des pentes positives, et les résultats de la R/S analysis sont ininterprétables.

Ces résultats doivent être lus sur la base de la relation fondamentale liant erreur et IRI : une série d'IRI est la différenciation de la série d'erreur correspondante, et inversement la série d'erreur est l'intégration de la série correspondante d'IRI :

$$I_i = \pi + e_{i+1} - e_i \quad (7)$$

$$e_i = e_0 + \sum_{k=1}^i (I_{k-1} - \pi) \quad (8)$$

En intégrant l'équation (3), on a

$$e_i = e_0 + \sum_{k=1}^i (T_{k-1} + M_k - M_{k-1} - \pi)$$

$$e_i = e_0 + \sum_{k=1}^i (T_{k-1} - \pi) + \sum_{k=1}^i (M_k - M_{k-1})$$

$$e_i = e_0 + \left( \sum_{k=1}^i T_{k-1} - \pi \right) + M_i - M_1$$

d'où

$$e_i = A + \left( \sum_{k=1}^i T_{k-1} - \pi \right) + M_i \quad (9)$$

avec

$$A=e_0-M_1$$

Ces différentes équations permettent la formulation de quelques hypothèses. Tout d'abord, l'équation (3) suggère que les séries d'IRI, en synchronisation, contiennent comme en continuation une composante de bruit blanc différencié. Le spectre de puissance, en coordonnées log-log, devrait donc présenter une pente positive, du moins dans les hautes fréquences. Par contre, l'équation (9) suppose que la série d'erreur de synchronisation ( $e_i$ ) ne soit entachée que de l'erreur motrice courante ( $M_i$ ). La présence de bruit blanc devrait entraîner un aplatissement du spectre de puissance, mais pas d'accroissement de la puissance à haute fréquence, comme pour les séries d'IRI.

Ces prédictions concordent relativement bien avec les résultats de Chen, Ding et Kelso (1997), en partie répliqués par Chen, Ding et Kelso (2001). Pressing et Jolley-Rogers (1997), dans des tâches de synchronisation, ont cependant mis en évidence des résultats divergents : les spectres de puissance font apparaître un aplatissement en basse fréquence, ce qui constitue la signature typique d'un comportement auto-régressif à court-terme, compatible d'ailleurs avec la forme auto-régressive de l'équation (6). Chen, Ding et Kelso (2001) sont incapables d'expliquer cette divergence de résultat et supposent que l'expertise musicale des sujets de Pressing et Jolley-Rogers (1997) joue sans doute un rôle déterminant. On doit cependant relever qu'un seul sujet sur les deux analysés par ces auteurs est musicien professionnel. Le second n'a aucune expérience musicale et produit pourtant des résultats similaires.

## 2. Méthode :

### 2.1. Sujets :

12 sujets ont participé à l'expérience (5 femmes et 7 hommes ; âge moyen 32.42 +/- 13.77). Aucun des sujets n'était expert percussionniste, et n'avait participé à une expérience du même type auparavant. Tous les sujets étaient droitiers.

### 2.2. Tâches, dispositif et matériel :

#### 2.2.1. Les tâches :

2 tâches de tapping étaient proposées aux sujets :

- La première consistait à synchroniser ses tapes avec le bip du métronome.
- Dans la seconde le sujet écoutait le métronome, il commençait à taper, et nous laissions le métronome pendant 25 bips, ensuite nous l'arrêtons et le sujet avait pour consigne de rester le plus régulier possible au même rythme.

Dans les deux tâches le sujet devait taper avec l'index de la main droite. Chaque tâche était réalisée à deux fréquences différentes : 1.80 et 1.25 Hz. Ces deux fréquences ont été choisies pour que la tâche reste confortable pour le sujet, car nous devons récupérer un minimum de 1024 intervalles de temps, ce qui amené l'expérience à une durée minimale de 12 minutes pour la fréquence la plus rapide, et jusqu'à 16 minutes pour la plus lente. Si un sujet manquait une tape au cours d'un essai, nous avons prévu d'éliminer la série et de recommencer l'essai. Cette éventualité ne s'est cependant pas présentée.

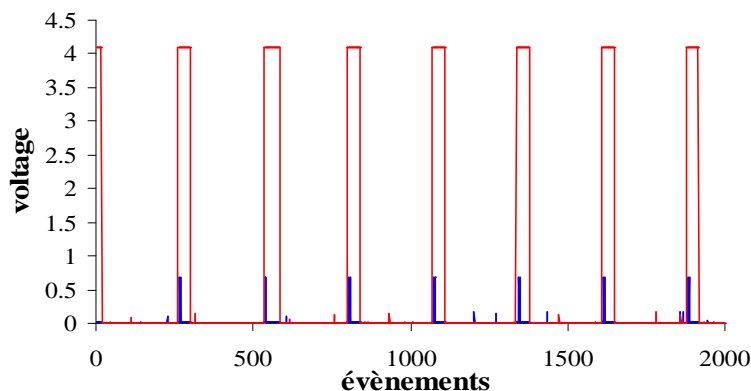
#### 2.2.2. Dispositif et matériel :

Les sujets étaient assis dans une pièce calme. Les signaux auditifs étaient délivrés par un ordinateur Amstrad CPC464, équipé d'un logiciel spécifique. Les tapes étaient effectuées sur une plaque en plastique de 2 cm de large et 4 cm de long, déclenchant un interrupteur. Cet interrupteur était fixé lui-même sur une plaque en bois sous laquelle étaient fixées des antidérapants pour éviter qu'elle ne se déplace sur le bureau. Les sujets disposaient la plaque à leur convenance pour un meilleur confort pendant la tâche.

Le circuit comprenant l'interrupteur était alimenté par un courant continu et stabilisé de 4.095 V, qui était fourni par une centrale Orphy GTI. Le voltage passant par le circuit était récupéré par un ordinateur PC 386, par une interface analogique Nanologger (Digimétrie) de résolution 12 bits. Le signal électrique du métronome était également récupéré par le Nanologger et envoyé à l'ordinateur.

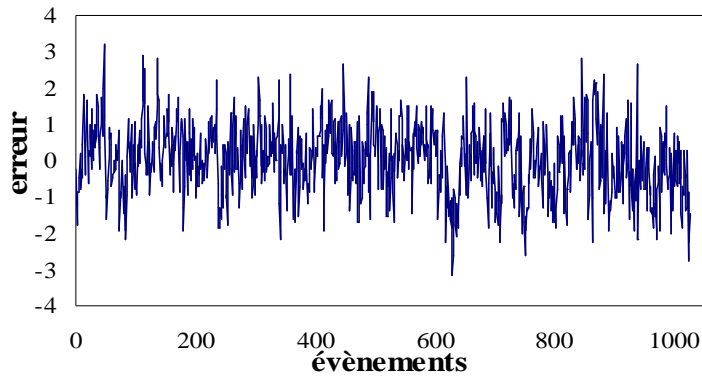
### 2.3. Récupération et traitement des données :

Les données ont été échantillonnées à une fréquence de 511 Hz. Nous avons donc récupéré pour chaque essai une série rendant compte des signaux émis par le métronome, et une série rendant compte des tapes réalisées par le sujet. La figure 3 donne un exemple des données brutes obtenues.

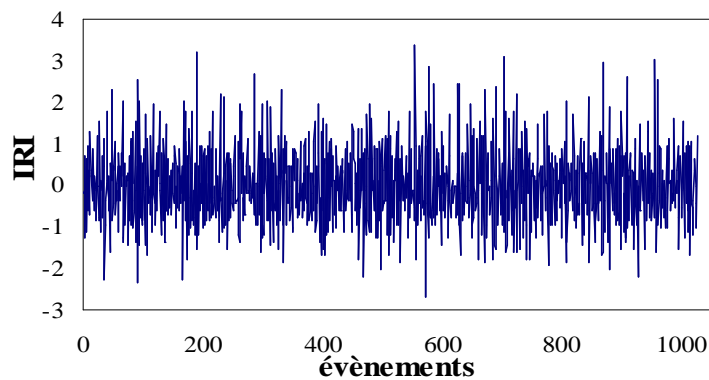


*Figure 3 : Données délivrées par le nanologger dans une tâche en synchronisation. En rouge le voltage de l'interrupteur, et en bleu le voltage du métronome.*

Chacune des courbes est ponctuée par des plateaux (à 4.095 V pour les tapes, et à 0.6V pour les signaux sonores). Un algorithme de recherche de pic nous a permis de déterminer pour les deux séries les indices temporels de la première valeur de chaque plateau. La série des erreurs a été calculée sur la base des écarts entre l'indice temporel du signal sonore et l'indice temporel de la tape correspondante (dans ce sens, une erreur négative correspond à une anticipation, une erreur positive à un retard). La série des IRI a été calculée sur la base des différences entre les indices temporels des tapes successives. Les figures 4 et 5 donne des exemples représentatifs des séries obtenues.



*Figure 4 : Série évènementielle obtenue à partir du traitement des données dans une tâche de synchronisation en erreur. (Série centrée et réduite)*



*Figure 5 : Série évènementielle obtenue à partir du traitement des données dans la même tâche de synchronisation en IRI pour le même sujet. (Série centrée et réduite)*

#### 2.4. Traitement statistique :

Les traitements statistiques ont été réalisés sur les dernières 1024 données des séries. Pour les séries obtenues en continuation, on observait généralement une dérive de l'IRI lors des premières secondes. Le fait de ne conserver que les 1024 dernières données a permis d'éliminer ces segments dérivants, et de travailler sur des séries stationnaires. Les séries ont ensuite été centrées par soustraction de la moyenne et standardisées par division par l'écart-type.

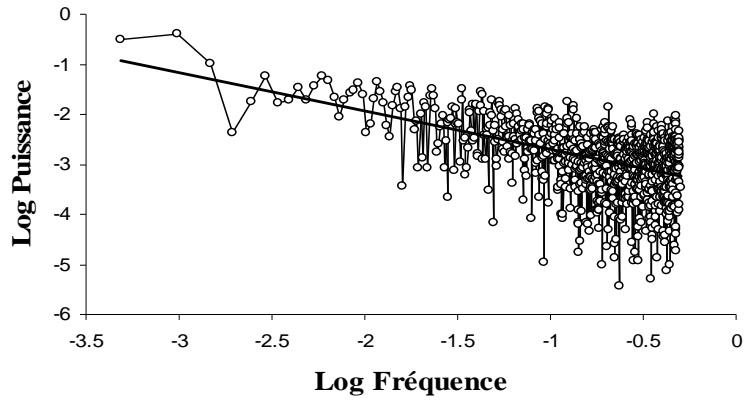
L'analyse fractale suit rigoureusement une démarche proposée par Eke et al. (2000 ; 2002). On réalise tout d'abord une analyse spectrale par transformée rapide de Fourier. Le spectre de puissance est ensuite représenté en coordonnées doubles logarithmiques.(Figure 6)

L'obtention d'une régression linéaire sur l'ensemble du spectre constitue l'indice de la présence d'un comportement fractal dans la série. Le coefficient  $\beta$  est l'opposé de la pente de la régression linéaire du spectre, en coordonnées log-log.

Lorsque l'analyse spectrale met en évidence un comportement fractal, l'analyse peut continuer pour affiner l'estimation de l'exposant de Hurst. Selon Eke et al. (2000) l'analyse spectrale constitue avant tout un outil de classification des signaux, en bruit Gaussien Fractionnaire (fGn) ou mouvement Brownien fractionnaire (fBm). Les fGn correspondent aux séries pour lesquels  $-1 < \beta < 1$ , et les fBm les séries pour lesquelles  $1 < \beta < 3$ . Eke et al. (2000 ; 2002) proposent des méthodes adaptées à chacune de ces catégories : la *rescaled range analysis* (R/S analysis) et la *dispersional analysis* (Disp) s'appliquent aux fGn. Pour les fBm, ils proposent la *bridge detrended scaled windowed variance method* (bdSWV). Ils proposent enfin la *detrended fluctuation analysis* (DFA), qui peut être appliquée indifféremment aux deux catégories de signaux, et se révèle particulièrement utile lorsque l'analyse spectrale donne une estimation de  $\beta$  proche de 1, ce qui rend le signal difficile à classifier. Ces méthodes d'analyse sont décrites dans les annexes de ce document.

D'autres auteurs vont comparer les méthodes entre elles. Schepers, Van Beek, et Bassingthwaighte (1992) mettent en évidence que la méthode Disp est de plus en plus précise avec l'augmentation de la longueur de la série. De plus ils montrent que la R/S Analysis n'est pas aussi fiable que la Disp. Cannon et Col. (1996), après avoir mis en évidence que les méthodes de SWV (Scaled Windowed Variance methods) doivent être appliquées sur des fBm alors que pour la méthode Disp la série doit être un fGn, font un comparatif de ces différentes méthodes, et en arrivent au résultat que la bdSWV est la plus fiable et que ces méthodes peuvent être appliquées sur des séries de longueur minimale  $2^9$ . Caccia et al. (1997) viennent confirmer les résultats de Schepers, Van Beek, et Bassingthwaighte (1992) en mettant en avant la supériorité de la méthode Disp (notamment la Disp 5) devant la R/S Analysis, mais ils soulignent un défaut dans cette méthode qui surestime H pour des  $H > 0.9$ , ainsi que ses moins bonnes prédictions pour des séries inférieures à 1024 données.

Si nos hypothèses sur l'analyse spectrale se confirment, l'application des méthodes fractales sur les séries en continuation n'aurait pas de sens car un spectre à deux bandes fait que nous ne pouvons pas déterminer la nature de la série. Pour les séries en IRI en synchronisation nous devrions obtenir des indices H compris entre 0 et 0.5, alors que pour les séries en erreur en synchronisation les valeurs de H devraient se trouver entre 0.5 et 1.



*Figure 6 : Spectre de puissance obtenu après une transformée rapide de Fourier et une conversion à l'échelle log/log d'une série en erreur.*

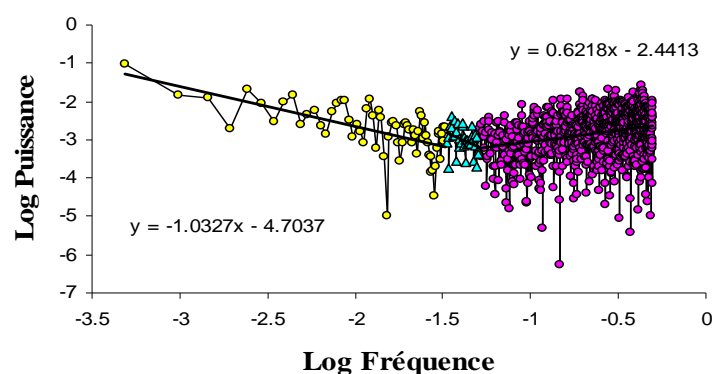
Une fois toutes les séries traitées, nous regardons les corrélations existantes entre les coefficients  $\beta$  d'une même tâche mais à des fréquences différentes, nous faisons de même pour les exposants  $H$ . Nous calculons aussi la moyenne des coefficients  $\beta$  et des indices  $H$  pour chaque tâche et à chaque fréquence, ainsi que les écarts-types.

### 3. Résultats :

Nous exposerons en premier lieu les résultats de l'analyse spectrale car elle cautionne la méthode à utiliser pour l'analyse fractale. Pour obtenir les résultats les plus précis possibles nous avons choisi d'appliquer aux séries les 4 méthodes fractales suivantes : la R/S Analysis, la Disp, la DFA, et la bdSWV. Mais l'utilisation de ces méthodes fut différente selon la nature de la série. Les coefficients  $\beta$  des séries en IRI en synchronisation ne dépassaient pas les -0.54, nous pouvions donc assimiler ces séries à des fGn. En ce qui concerne les séries en erreur seulement 2 sur 24 séries ont un coefficient  $\beta$  dépassant les 1, nous avons donc, ici aussi, assimilé ces séries à des fGn. Pour être sûr de ne pas faire d'erreur dans l'estimation du H, nous avons effectué une sommation des séries qui deviennent alors de nature fBm, et nous avons alors appliqué la bdSWV qui est préconisée pour estimer l'exposant H dans ces conditions (Cannon et Al., 1996, Eke et Al., 2000).

#### 3.1. Tâches de continuation :

L'analyse spectrale fait apparaître chez tous les sujets un spectre à deux bandes, avec un coefficient  $\beta$  positif à basse fréquence (pente négative), et un coefficient  $\beta$  négatif dans les hautes fréquences (pente positive). La figure 7 donne un exemple représentatif des spectres obtenus.



*Figure 7 : spectre de puissance du sujet numéro 2 pour la série en continuation à 1.8 Hz. En jaune les basses fréquences, en bleu la partie non déterministe, et en violet les hautes fréquences.*

Le calcul des pentes, pour les deux parties du spectre, a été réalisé en ignorant les données situées autour de la transition (partie non-déterministe). Les valeurs des coefficients  $\beta$  sont reportées dans le Tableau 1. On constate que les coefficients  $\beta$  à basse fréquence, que ce soit à 1.8 ou 1.25Hz, ont une valeur moyenne de 1.06 avec des écart-types faibles, de l'ordre de 0.065. Pour les hautes fréquences on trouve des coefficients  $\beta$  négatifs avec des moyennes complètement différentes à 1.8 et 1.25Hz, et des écarts-types plus importants, de l'ordre de 0.29. Nous ne trouvons en revanche aucune corrélation entre les coefficients  $\beta$  des premières pentes (pentes a) des deux fréquences ( $r=0.28$ , ns).

| Numéro Sujets     | Coefficients $\beta$ |              |             |              |
|-------------------|----------------------|--------------|-------------|--------------|
|                   | 1.8 Hz               |              | 1.25 Hz     |              |
|                   | Pente a              | Pente b      | Pente a     | Pente b      |
| 1                 | 1.01                 | -0.27        | 1.00        | -0.13        |
| 2                 | 1.03                 | -0.62        | 1.06        | -0.07        |
| 3                 | 0.99                 | -0.88        | 1.09        | -0.16        |
| 4                 | 1.19                 | -0.62        | 0.99        | -0.09        |
| 5                 | 1.14                 | -0.56        | 1.12        | -0.20        |
| 6                 | 1.04                 | -0.27        | 1.06        | -0.25        |
| 7                 | 1.12                 | -0.09        | 1.24        | -0.83        |
| 8                 | 1.08                 | -0.59        | 1.05        | -0.08        |
| 9                 | 1.03                 | -0.24        | 1.05        | -0.18        |
| 10                | 1.06                 | -0.43        | 1.05        | -0.07        |
| 11                | 1.03                 | -1.04        | 1.04        | -0.53        |
| 12                | 0.97                 | -0.37        | 1.00        | -0.91        |
| <b>Moyenne</b>    | <b>1.06</b>          | <b>-0.50</b> | <b>1.06</b> | <b>-0.29</b> |
| <b>écart type</b> | <b>0.06</b>          | <b>0.28</b>  | <b>0.07</b> | <b>0.30</b>  |

Tableau 1 : coefficient  $\beta$  des spectres de puissance pour les séries en continuation dans les deux modalités de fréquences à 1.8 et 1.25 Hz.

Afin de tester l'hypothèse de Pressing et Jolley-Rogers (1997), nous avons appliqué un redressement aux séries en commençant par un simple redressement linéaire, jusqu'à un redressement polynomial d'ordre 5. Nous avons alors étudié le comportement du spectre de puissance : le redressement ne fait absolument pas disparaître le  $1/f$  à basse fréquence mais il a tendance à tirer les valeurs à très basse fréquence vers le bas, ce qui rend le spectre inexploitable. (Figure 8)

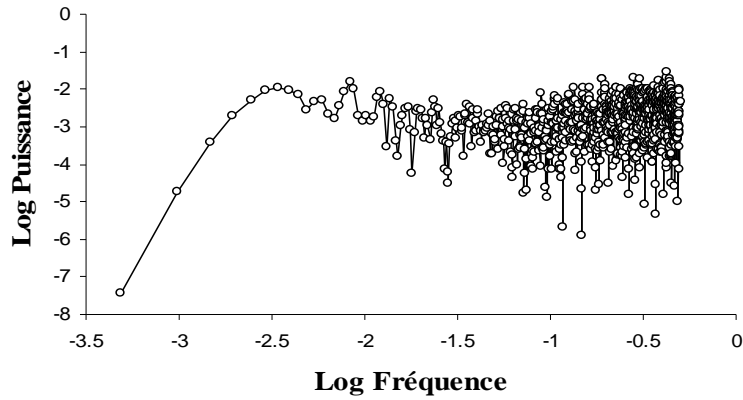


Figure 8 : spectre de puissance du sujet numéro 2 pour la série en continuation à 1.8Hz, après un redressement polynomial d'ordre 3.

Nous n'avons pas appliqué les méthodes fractales sur les séries en continuation, parce que nous pensons que cela n'a pas de sens vu que la nature de la série ne peut pas être déterminée au regard de son spectre de puissance à 2 bandes.

### 3.2. Résultats pour les séries en synchronisation : intervalles inter-réponses :

L'analyse spectrale met en évidence des spectres à pentes positives en coordonnées log-log, pour tous les sujets. Un exemple représentatif est présenté par la Figure 9. Seul, le sujet 11 produit à 1.25Hz un spectre à deux bandes avec un  $\beta$  positif à basse fréquence et négatif à haute fréquence.

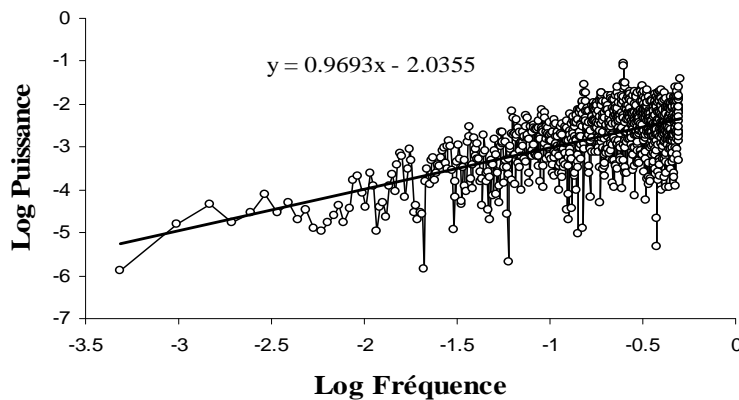


Figure 9 : spectre de puissance obtenu pour les séries en IRI en synchronisation. Ici une pente à 0.97 donc un coefficient  $\beta$  de -0.97.

| Numéro Sujets     | Coefficients $\beta$ |              |
|-------------------|----------------------|--------------|
|                   | 1.8 Hz               | 1.25 Hz      |
| 1                 | -1.00                | -1.03        |
| 2                 | -0.82                | -0.79        |
| 3                 | -0.67                | -0.54        |
| 4                 | -1.38                | -1.47        |
| 5                 | -1.14                | -0.69        |
| 6                 | -0.97                | -0.88        |
| 7                 | -0.76                | -1.11        |
| 8                 | -1.03                | -0.59        |
| 9                 | -1.04                | -1.13        |
| 10                | -0.75                | -0.69        |
| 11                | -1.18                | 0.81   -0.64 |
| 12                | -0.59                | -0.95        |
| <b>Moyenne</b>    | <b>-0.94</b>         | <b>-0.90</b> |
| <b>écart type</b> | <b>0.23</b>          | <b>0.28</b>  |

Tableau 2 : coefficients  $\beta$  des séries en IRI en synchronisation avec la moyenne et l'écart-type pour chaque fréquence. (Le sujet no 11 n'a pas été pris en compte pour la moyenne et l'écart-type à 1.25Hz)

Les coefficients  $\beta$  sont reportés dans le tableau 2, pour chaque sujet et chaque condition de fréquence. Nous obtenons des valeurs moyennes de -0.94 à 1.8Hz et de -0.90 à 1.25Hz, mais avec des écart-types très importants de l'ordre de 0.25. La corrélation entre les coefficients obtenus à 1.8 et à 1.25Hz est égale à 0.48 (ns), en éliminant le sujet 11.

Nous trouvons pour les séries en IRI en synchronisation des exposants  $H$  très différents selon la méthode utilisée. Rangarajan et Ding (2000) affirment que pour des exposants  $H < 0.5$ , la R/S analysis donne des résultats consistants. Dans notre étude et en s'appuyant sur d'autres recherches nous pouvons constater que cette méthode surestime  $H$ . Nous trouvons aussi parfois avec la méthode Disp des  $H$  négatifs, ce qui nous emmène à penser que cette méthode sous-estime  $H$ . La DFA et la bdSWV, donnent des résultats très similaires, ce qui n'est pas surprenant dans la mesure où elles fonctionnent sur des analyses statistiques très proches. Nous pouvons constater que les valeurs sont inférieures à 0.5 (Tableau 3) ce qui traduit une anti-persistance (Delignières, 2001), et donc des séries négativement corrélées comme nous l'avait prédit l'analyse spectrale.

Un sujet obtient un exposant  $H$  supérieur à 0.5, ce qui est de paire avec le résultat trouvé avec l'analyse spectrale et son spectre de puissance à deux bandes.

|            | 1.8 Hz  |        |       |         | 1.25 Hz |        |       |         |
|------------|---------|--------|-------|---------|---------|--------|-------|---------|
|            | H hurst | H Disp | H DFA | H bdSWV | H hurst | H Disp | H DFA | H bdSWV |
| 1          | 0.171   | -0.029 | 0.062 | 0.062   | 0.153   | 0.025  | 0.017 | 0.011   |
| 2          | 0.220   | -0.009 | 0.087 | 0.089   | 0.213   | 0.045  | 0.059 | 0.058   |
| 3          | 0.327   | 0.178  | 0.123 | 0.183   | 0.405   | 0.424  | 0.383 | 0.377   |
| 4          | 0.238   | -0.013 | 0.027 | 0.025   | 0.253   | -0.023 | 0.023 | 0.022   |
| 5          | 0.233   | 0.056  | 0.065 | 0.066   | 0.262   | 0.147  | 0.162 | 0.158   |
| 6          | 0.192   | 0.059  | 0.084 | 0.084   | 0.223   | 0.056  | 0.080 | 0.071   |
| 7          | 0.256   | 0.045  | 0.083 | 0.102   | 0.214   | 0.004  | 0.060 | 0.060   |
| 8          | 0.207   | 0.012  | 0.086 | 0.086   | 0.325   | 0.314  | 0.242 | 0.236   |
| 9          | 0.169   | -0.018 | 0.058 | 0.045   | 0.207   | 0.049  | 0.072 | 0.060   |
| 10         | 0.340   | -0.006 | 0.184 | 0.200   | 0.326   | 0.067  | 0.158 | 0.161   |
| 11         | 0.210   | 0.033  | 0.065 | 0.066   | 0.565   | 0.784  | 0.712 | 0.640   |
| 12         | 0.323   | 0.323  | 0.211 | 0.221   | 0.219   | 0.071  | 0.075 | 0.074   |
| Moyenne    | 0.241   | 0.053  | 0.095 | 0.102   | 0.280   | 0.164  | 0.170 | 0.161   |
| écart type | 0.060   | 0.102  | 0.053 | 0.064   | 0.113   | 0.236  | 0.200 | 0.183   |

Tableau 3 : Estimation de l'exposant  $H$  par 4 méthodes pour les séries en IRI en synchronisation, avec la moyenne et l'écart-type pour chaque méthode et chaque série. En rouge tous les  $H$  supérieurs à 0.48.  $H$  Hurst est la méthode R/S Analysis.

### 3.3. Tâches de synchronisation : erreur :

L'analyse spectrale fournit pour les séries d'erreur des spectres linéaires à pente négative (Figure 10). Les coefficients  $\beta$  sont en moyenne de 0.66 à 1.8Hz et de 0.75 à 1.25Hz. Mais ici aussi nous obtenons des écarts-types importants de l'ordre de 0.23. (Tableau 4). La corrélation entre les coefficients obtenus pour les deux modalités de fréquence est égale à 0.69 ( $p < .05$ ) (Figure 11).

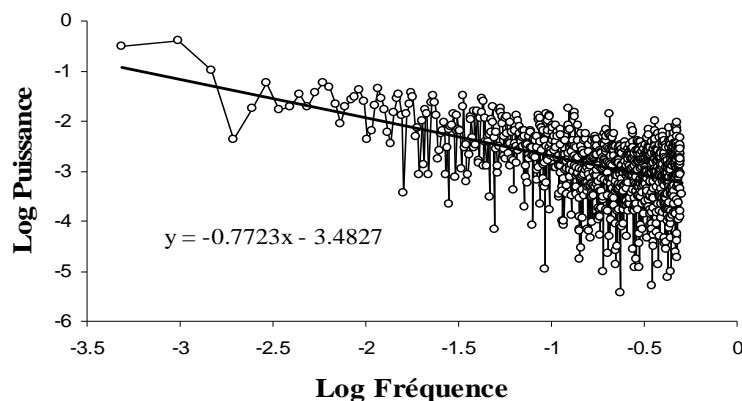


Figure 10 : spectre de puissance obtenu pour les séries en erreur en synchronisation. Ici une pente à -0.77 donc un coefficient  $\beta$  de 0.77.

| Numéro Sujets     | Coefficients $\beta$ |             |
|-------------------|----------------------|-------------|
|                   | 1.8 Hz               | 1.25 Hz     |
| 1                 | 0.69                 | 0.67        |
| 2                 | 0.94                 | 0.90        |
| 3                 | 0.22                 | 0.54        |
| 4                 | 0.28                 | 0.39        |
| 5                 | 0.66                 | 1.08        |
| 6                 | 0.89                 | 0.68        |
| 7                 | 0.50                 | 0.71        |
| 8                 | 0.77                 | 0.95        |
| 9                 | 0.65                 | 0.71        |
| 10                | 0.95                 | 1.12        |
| 11                | 0.59                 | 0.52        |
| 12                | 0.76                 | 0.71        |
| <b>Moyenne</b>    | <b>0.66</b>          | <b>0.75</b> |
| <b>écart type</b> | <b>0.23</b>          | <b>0.22</b> |

Tableau 4 : coefficients  $\beta$  des séries en erreur en synchronisation avec la moyenne et l'écart-type pour chaque fréquence.

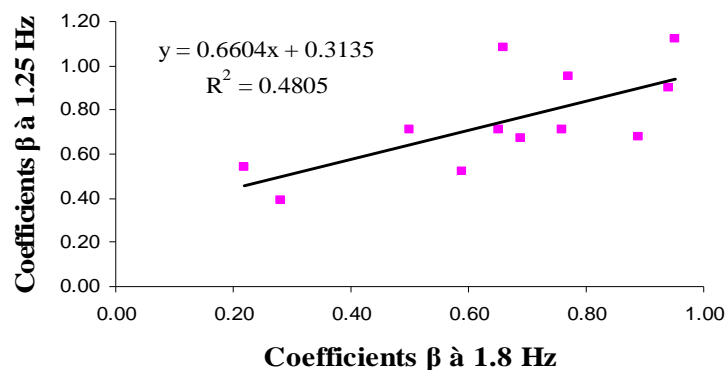


Figure 11 : corrélation entre les coefficients  $\beta$  à 1.8 et 1.25Hz dans les séries en erreur en synchronisation.

Les exposants  $H$  sont ici beaucoup plus proches avec les différentes méthodes, mais la Disp donne encore des résultats un peu plus diversifiés. Cette méthode a tendance à sous et surestimer les valeurs de  $H$ . La longueur de la série n'est sûrement pas assez importante pour cette méthode qui est plus performante sur des séries à partir de  $2^{12}$  données, or nos séries n'en comportent que  $2^{10}$ . Nous obtenons donc des valeurs s'échelonnant de 0.6 à des valeurs dépassant légèrement 1. Cela équivaut à des séries persistantes avec une mémoire à long terme, ce qui rejoint les résultats de l'analyse spectrale ici aussi. Nous pouvons constater tout de même des écarts-types beaucoup plus importants que ceux trouvés avec les séries en IRI.

|                   | 1.8 Hz  |        |       |         | 1.25 Hz |        |       |         |
|-------------------|---------|--------|-------|---------|---------|--------|-------|---------|
|                   | H hurst | H Disp | H DFA | H bdSWV | H hurst | H Disp | H DFA | H bdSWV |
| 1                 | 0.740   | 0.437  | 0.683 | 0.710   | 0.741   | 0.738  | 0.758 | 0.768   |
| 2                 | 0.776   | 0.698  | 0.733 | 0.941   | 0.690   | 0.568  | 0.656 | 0.617   |
| 3                 | 0.736   | 0.673  | 0.693 | 0.746   | 0.642   | 0.499  | 0.641 | 0.665   |
| 4                 | 0.680   | 0.682  | 0.668 | 0.684   | 0.773   | 0.729  | 0.756 | 0.799   |
| 5                 | 0.850   | 0.717  | 0.872 | 0.896   | 0.947   | 0.799  | 0.998 | 1.043   |
| 6                 | 0.761   | 0.773  | 0.797 | 0.806   | 0.670   | 0.499  | 0.621 | 0.631   |
| 7                 | 0.974   | 0.833  | 1.018 | 1.059   | 0.855   | 0.938  | 0.881 | 0.894   |
| 8                 | 0.770   | 0.898  | 0.787 | 0.780   | 0.772   | 0.763  | 0.759 | 0.780   |
| 9                 | 0.633   | 0.610  | 0.598 | 0.591   | 0.857   | 0.812  | 0.893 | 0.901   |
| 10                | 0.891   | 0.714  | 0.989 | 1.016   | 0.894   | 0.618  | 0.922 | 0.982   |
| 11                | 0.958   | 0.821  | 1.052 | 1.055   | 0.654   | 0.865  | 0.644 | 0.634   |
| 12                | 0.735   | 0.643  | 0.744 | 0.759   | 0.760   | 0.649  | 0.735 | 0.773   |
| <b>Moyenne</b>    | 0.792   | 0.708  | 0.803 | 0.837   | 0.771   | 0.706  | 0.772 | 0.791   |
| <b>écart type</b> | 0.106   | 0.120  | 0.149 | 0.154   | 0.099   | 0.141  | 0.125 | 0.141   |

Tableau 5 : Estimation de l'exposant  $H$  par 4 méthodes pour les séries en erreur en synchronisation, avec la moyenne et l'écart-type pour chaque méthode et chaque série. En rouge tous les  $H < 0.51$ .

Nos résultats rejoignent ceux de Chen, Ding, et Kelso (1997) qui trouvent des  $H$  par la R/S Analysis allant de 0.58 à 0.81. Le tableau montre bien l'écart entre les estimations faites par la Disp et les 3 autres méthodes surtout sur les valeurs en rouges.

## 4. Discussion :

Nous avons effectué cette étude dans le but de mettre un peu d'ordre dans les données sur les tâches de tapping au vu de la grande variabilité des recherches, des tâches, des méthodes et des résultats. Les résultats viennent confirmer nos hypothèses de départ même si toutefois nous obtenons quelques résultats qui ne vont pas forcément dans le sens voulu. La plupart des recherches utilisent exclusivement une méthode d'analyse (spectrale ou fractale), alors que les deux sont complémentaires et amènent aux mêmes constatations.

### 4.1. Analyses en synchronisation : IRI :

Nos résultats confirment ceux de Chen, Ding et Kelso (1997). La série des IRI est un bruit gaussien fractionnaire anti-persistant, avec  $H < 0.5$ . Ceci est consistant avec des constatations anciennes réalisées sur cette variable : les IRI sont stationnaires, et un IRI long est suivi d'un IRI plus court.

Nous avons obtenu pour un sujet un spectre de puissance à deux bandes comme si le sujet ne prenait pas en compte, pour déterminer les intervalles de temps, le feed-back qui lui est fourni. Nous ne pouvons pas expliquer ce phénomène pour l'instant, mais la diminution de la fréquence a peut-être jouée un rôle puisque le sujet n'a pas produit ce comportement à 1.8Hz. Des recherches plus poussées sur l'augmentation des intervalles de temps et le comportement des séries en synchronisation en IRI devraient permettre d'en savoir plus sur ce sujet.

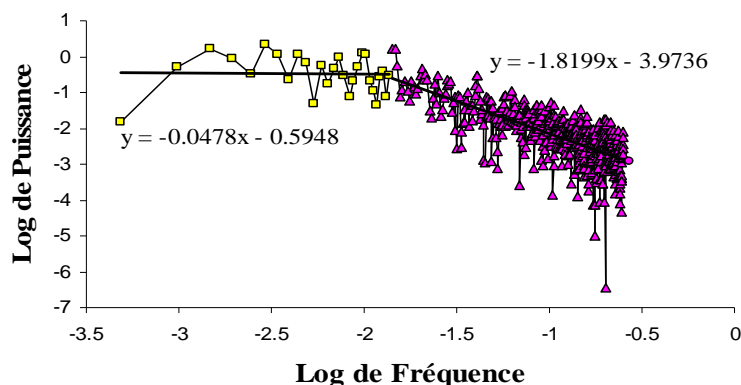
L'analyse fractale vient conforter nos résultats de l'analyse spectrale, avec des valeurs de  $H$  inférieures à 0.5 sauf pour le sujet qui a donné un spectre de puissance à deux bandes. Les exposants  $H$  augmentent entre 1.8 et 1.25Hz même si l'on ne prend pas en compte le sujet particulier, nous passons de valeurs en moyenne à 0.1 à des valeurs à 0.12. Cette augmentation provient peut-être ici aussi de l'augmentation des intervalles de temps. Dans ce cas là aussi des recherches plus avancées pourraient apporter des réponses à cette constatation.

Aucune corrélation entre les pentes des spectres de puissance ( $R=0.48$ ), mais aussi entre les exposants  $H$ ,  $R = 0.26$  pour la DFA,  $R = 0.46$  pour la bdSWV. De ce fait nous pouvons en conclure que la diminution de la fréquence amène à un changement de comportement.

Cette étude nous a permis aussi de tester les méthodes fractales en comparant les résultats obtenus. Pour notre part nous avons préféré faire confiance aux deux méthodes que sont la DFA et la bdSWV qui donnent des résultats similaires. La R/S Analysis a tendance à sur estimer les valeurs, et la méthode Disp dont beaucoup d'auteurs font l'éloge sur et sous estime les valeurs de  $H$  : cela vient sûrement de la longueur de nos séries qui n'était pas assez importante pour cette méthode.

#### 4.2. Analyses en synchronisation : erreur :

Nous nous retrouvons dans ce domaine avec deux résultats différents dans les mêmes tâches entre Chen, Ding et Kelso (1997) et Pressing et Jolley-Rogers (1997). Les premiers trouvaient des spectres de puissance à une bande et avec des  $\beta$  positifs, alors que les autres trouvaient des spectres à trois bandes avec un plateau à basse fréquence puis une descente dans les fréquences moyennes, pour remonter dans les hautes fréquences. (Figure 12) La série des erreurs est un bruit gaussien persistant. Comme l'analyse théorique le supposait, on ne retrouve pas de remontée du spectre en haute fréquence.



*Figure 12 : Simulation des spectres de puissance obtenus par Pressing et Jolley-Rogers (1997) : un plateau à basse fréquence, une descente dans les hautes fréquences avec une légère remontée en fin de spectre que nous obtenons que très faiblement ici.*

La corrélation entre les exposants obtenus aux deux fréquences (1.8 et 1.25 Hz) est significative, mais nous ne retrouvons pas cette corrélation au niveau des exposants  $H$ . Nous ne pouvons donc pas en conclure que le comportement des sujets est le même dans les deux séries. Mais les fréquences de tapes ont été imposées aux sujets ce qui n'était peut-être pas toujours confortable pour eux. Leur comportement aurait pu être identique si les sujets

avaient eux même définis la fréquence de tape comme pour les expériences de Hausdorff et al. (1995, 1996, 1997) où les sujets marchaient à leurs fréquences préférentielles.

#### 4.3. Analyses en continuation :

Nos résultats confirment ceux de Gilden, Thornton et Mallon (1995). On retrouve une pente positive en haute fréquence, qui confirme que chaque IRI est entaché par un bruit blanc différencié. Le comportement en basse fréquence est très proche du bruit  $1/f$ . ( $\beta \approx 1.0$ ). Le redressement des données ne supprime pas le comportement  $1/f$  en basse fréquence. L'horloge cognitive semble fonctionner comme un système complexe chaotique. Ceci infirme les hypothèses concevant cette horloge interne comme un processus isolé, générant des signaux strictement périodiques. On peut être déçu de l'absence de corrélation entre les pentes à basse fréquence entre 1.8 et 1.25Hz. Ceci peut être dû à la faible variation des valeurs (les coefficients de variation sont de l'ordre de 6%) et aussi à la faible longueur des séries, qui ne permet pas une estimation très précise de la pente.

En ce qui concerne la rupture de pente, Chen, Repp et Patel (2002) mettent en évidence des ruptures de pentes à 12s ou 26 tapes ce qui rejoint les résultats de Yamada (1996) et Yamada et Yonera (2001). Nos résultats convergent avec les leurs, nous obtenons à 1.25Hz une rupture de pente à 12.66s en moyenne (1/0.079) mais nous avons un écart-type très important et à 1.8Hz la rupture de pente se fait à 16.67 (1/0.06), mais là aussi avec un écart-type très important. Nos résultats sont équivalents à ceux de Chen, Repp et Patel (2002) mais ils n'ont pas une grande valeur au vu des écart-types.

Il est vint d'appliquer à ces séries les méthodes fractales puisque nous ne mesurerions pas vraiment le comportement de l'horloge interne, la série étant bruitée par le délai moteur (bruit blanc différencié). Mais le fait d'obtenir le comportement  $1/f$  à basse fréquence nous conforte dans la production d'un comportement fractal par l'horloge interne, nous apporte la preuve qu'elle se comporte comme la plupart des systèmes biologiques et nous confirme que c'est le  $1/f$  est la marque d'un bon fonctionnement. Yoshinaga, Miyazima et Mitake (2000) mettent en évidence cette relation en comparant les pentes des spectres de puissance entre des personnes saines et des sujets atteints de la maladie de Parkinson. Ils trouvent des pentes proches de -1 pour les sujets sains (bruit  $1/f$ ), et des pentes aux alentours de -0.4 pour les sujets malades, qui se rapprochent du bruit blanc.

Le  $1/f$  se retrouve dans beaucoup de situation : biologiques et physiques : battements du cœur (Peng et al., 1993), durée des pas lors de la marche (Hausdorff et al., 1996) ;

cognitives : production d'intervalles de temps (Gilden, Thornton et Mallon, 1995, Yamada, 1995, Yoshinaga, Miyazima et Mitake, 2000), mais aussi pour Gilden (2001) dans les trois mesures majeures des paradigmes psychophysiques : la vitesse de jugement, la discrimination et la production. Cette notion de fractalité est de plus en plus utilisée et dans des domaines des plus diversifiés.

## **5. Conclusion :**

Notre étude, nous l'espérons, aura permis de faire de l'ordre dans les recherches sur la variabilité dans les tâches de tapping en apportant des résultats dans toutes les tâches et modalités d'analyses possibles, et en effectuant le rapprochement entre les deux analyses que sont l'analyse spectrale et les méthodes fractales. Nos résultats viennent confirmer les dernières hypothèses faites sur les systèmes biologiques et physiques avec la prédominance du comportement fractal  $1/f$  pour déterminer le bon fonctionnement d'un système fonctionnant tout seul. Cette recherche a apportée des réponses mais aussi d'autres questions, notamment sur l'effets de la fréquence de tape sur le comportement, mais aussi sur le choix des fréquences par l'expérimentateur ou le sujet, et sur l'analyse des spectres à deux bandes obtenus en continuation et la fréquence de rupture de pente sur laquelle des études ont déjà été menées.

## **6. Références :**

- Caccia, D.C., Percival, D., Cannon, M.J., Raymond, G. & Bassingthwaite, J.B. (1997). Analyzing exact fractal time series: evaluating dispersional analysis and rescaled range methods. *Physica A*, 246, 609-632.
- Cannon, M.J., Percival, D., Caccia, D.C. , Raymond, G. & Bassingthwaite, J.B. (1997). Evaluating scaled windowed variance methods for estimating the Hurst coefficient of time series. *Physica A*, 241, 606-626.
- Chen, Y., Ding, M. & Kelso, J.A.S. (1997). Long Memory Processes ( $1/f^{\alpha}$  Type) in Human Coordination. *Physical Review Letters*, 79 (22), 4501-4504.
- Chen, Y., Ding, M. & Kelso, J.A.S. (2001). Origins of Timing Errors in Human Sensorimotor Coordination. *Journal of Motor Behavior*, 33 (1), 3-8.
- Chen, Y., Repp, B.H. & Patel, A.D. (2002). Spectral decomposition of variability in synchronisation and continuation tapping: Comparisons between auditory and visual pacing and feedback conditions. *Human Movement Science*, 21, 515-532.
- Creelman, C.D. (1962). Human discrimination of auditory duration. *Journal of Acoustical of Society of America*, 34, 582-593.
- Delignières, D. (2001). L'analyse des processus stochastique. *Sport Performance et Santé*.
- Eke, A., Herman, P., Bassingthwaite, J.B., Raymond, G.M., Percival, D.B., Cannon, M., Balla, I. & Ikrényi, C. (2000). Physiological time series: distinguishing fractal noises from motions. *European Journal of Physiology*, 439, 403-415.
- Eke, A., Herman, P., Kocsis, L. & Kozak, L.R. (2002). Fractal Characterization of complexity in temporal physiological signals. *Physiological measurement*, 23, 1-38.
- Gilden, D.L. (2001). Cognitive Emissions of  $1/f$  Noise. *Psychological Review*, 108 (1), 33-56.
- Gilden, D.L., Thornton, T. & Mallon, M.W. (1995).  $1/f$  Noise in Human Cognition. *Science*, 267, 1837-1839.
- Hausdorff, J.M., Mitchell, S.L., Firtion, R., Peng, C.K., Cudkowicz, M.E., Wei, J.Y. & Goldberger, A.L. (1997). Altered fractal dynamics of gait: reduced stride interval correlations with aging and Huntington's disease. *Journal of Applied Physiology*, 82 (1), 262-269.
- Hausdorff, J.M., Peng, C.K., Ladin, Z., Wei, J.Y. & Goldberger, A.L. (1995). Is walking a random walk? Evidence for long-range correlations in stride interval of human gait. *Journal of Applied Physiology*, 78 (1), 349-358.
- Hausdorff, J.M., Purdon, P.L., Peng, C.K., Ladin, Z., Wei, J.Y. & Goldberger, A.R. (1996). Fractal dynamics of human gait: stability of long-range correlations in stride interval fluctuation. *Journal of Applied Physiology*, 80 (5), 1448-1457.

Hoagland, H. (1933). The physiological control of judgment of duration: Evidence of a chemical clock. *Journal of General Psychology*, 9, 267-287.

Hurst, H.E. (1965). *Long-term storage: An experimental study*. London: Constable.

Peng, C-K, Mietus, J., Hausdorff, J.M., Havlin, S., Stanley, H.E. & Goldberger A.L. (1993). Long-range anti-correlations and non-Gaussian behavior of the heartbeat. *Physical Review Letters*, 70, 1343-1346.

Pressing, J. & Jolley-Rogers, G. (1997). Spectral properties of human cognition and skill. *Biological Cybernetics*, 76, 339-347.

Rangarajan, G. & Ding, M. (2000). Integrated approach to the assessment of long range correlation in the time series data. *Physical Review E*, 61 (5), 4991-5001.

Schepers, H.E., Van Beek, J.H.G.M. & Basingthwaighte, J.B. (1992). Four Methods to Estimate the Fractal dimension from Self-Affine Signals. *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 57-64.

Treisman, M. (1963). Temporal discrimination and the indifference interval: Implications for a model of the internal clock. *Psychological Monograph*, 77 (13), 1-31.

Treisman, M., Faulkner, A., Naish, P.L.N. & Brogan, D. (1990). The internal clock: Evidence for a temporal oscillator underlying time perception with some estimates of its characteristics frequency. *Perception*, 19, 705-743.

Treisman, M., Faulkner, A. & Naish, P.L.N. (1992). On the relation between time perception and the timing of motor action: Evidence for a temporal oscillator controlling the timing of movement. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 45 A (2), 235-263.

Treisman, M., Cook, N., Naish, P.L.N. & Mac Crone, J.K. (1994). The internal clock: Electroencephalographic evidence for oscillatory processes underlying time perception. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 47 A, 241-289.

Vorberg et Wing (1996).

Wing, A.M. & Kristofferson, A.B. (1973a). The timing of interresponse intervals. *Perception and Psychophysics*, 13 (3), 455-460.

Wing, A.M. & Kristofferson, A.B. (1973b). Response Delays and the timing of discrete motor responses. *Perception and Psychophysics*, 14 (1), 5-12.

Yamada, M. & Yonera, S. (2001). Temporal control mechanism of repetitive tapping with simple rhythmic patterns. *Acoustical Science and Technology*, 22, 245-252.

Yamada, M. (1996). Temporal control mechanism in equaled [sic] interval tapping. *Applied Human Science*, 15, 105-110.

Yamada, N. (1995). Nature of variability in rhythmical movement. *Human Movement Science*, 14, 371-384.

Yoshinaga, H., Miyazima, S. & Mitake, S. (2000). Fluctuation of biological rhythm in finger tapping. *Physica A*, 280, 582-586.

## 7. Annexes :

Soit un fBm  $y(t)$ , et le fGn correspondant  $x(t)$ .  $x(t)$  représente la série des accroissements successifs de  $y(t)$ , et  $y(t)$  la somme cumulée de  $x(t)$ .

### Rescaled Range Analysis :

La série  $x(t)$  est divisée en intervalles contigus de longueur  $n$ . Pour chaque intervalle, une série intégrée  $X(t, n)$  est calculée:

$$X(t, n) = \sum_{k=1}^t \{x(k) - \langle x \rangle_n\}, \quad (10)$$

Où  $\langle x \rangle_n$  est la moyenne locale des  $n$  données. Dans la version classique de la R/S analysis, l'étendue  $R$  est calculée sur chaque intervalle, comme la différence entre les valeurs maximale et minimale de cette série intégrée  $X(t, n)$ .

$$R = \max_{1 \leq t \leq n} X(t, n) - \min_{1 \leq t \leq n} X(t, n) \quad (11)$$

Nous avons utilisé ici une version améliorée, *R/S-detrended*, dans laquelle la série cumulée  $X(t, n)$  est redressée par soustraction de la tendance linéaire avant le calcul de l'étendue. Dans les deux cas l'étendue est ensuite divisé par l'écart-type local ( $S$ ) de la série originale  $x(t)$ . Ce calcul est répété pour toutes les longueurs possibles d'intervalles (dans la pratique, la plus petite longueur est autour de 10, et la plus grande  $(N-1)/2$ , débouchant sur deux intervalles contigus). Finalement l'étendue normalisée  $R/S$  est moyennée pour chaque longueur d'intervalle  $n$ .  $\overline{R/S}$  est lié à  $n$  par une loi puissance:

$$\overline{R/S} \propto n^H \quad (12)$$

$H$  est estimé comme la pente du graphe de  $\overline{R/S}$  en fonction de  $n$ , en coordonnées log-log. . R/S analysis est connue pour sur-estimer  $H$  lorsque  $H < 0.7$  et inversement de sous-estimer  $H$  lorsque  $H > 0.7$ . Cependant, ces biais sont réduits avec la *R/S-detrended* (Caccia et al., 1997).

### Dispersional analysis :

La série  $x(t)$  est divisée en intervalles contigus de longueur  $n$ . la moyenne de chaque intervalle est calculée, et ensuite l'écart-type ( $SD$ ) de ces moyennes locales, pour une longueur  $n$  donnée. Ces calculs sont répétés pour toutes les longueurs  $n$  possibles.  $SD$  est lié à  $n$  par une loi puissance:

$$SD \propto n^{H-1} \quad (13)$$

La quantité  $(H-1)$  est la pente du graphe de  $SD$  en fonction de  $n$ , en coordonnées log-log. Evidemment, les  $SD$  calculés pour les plus grandes valeurs de  $n$  tendent à tomber sous la droite de régression et à biaiser l'estimation. Caccia et al. (1997) suggère d'ignorer les mesures obtenues pour les intervalles les plus longs. Dans le présent travail nous n'avons considéré que les écart-types obtenus à partir d'échantillons d'au moins 6 moyennes d'intervalles. Caccia et al. (1997) ont montré que la Disp donnait des estimations satisfaisantes de l'exposant de Hurst pour les fGn.

### Scaled windowed variance method :

La série  $y(t)$  est divisée en intervalles contigus de longueur  $n$ . Puis l'écart-type de chaque intervalle est calculé, selon la formule:

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n y(t) - \bar{y}}{n-1}} \quad (14)$$

Dans laquelle  $\bar{y}$  représente la moyenne de l'intervalle. Finalement la moyenne des écart-type ( $\overline{SD}$ ) de tous les intervalles de longueur  $n$  est calculée. Ce calcul est répété pour toutes les longueurs d'intervalle possibles.  $\overline{SD}$  est lié à  $n$  par une loi puissance:

$$\overline{SD} \propto n^H \quad (15)$$

$H$  est estimé comme la pente du graphe de  $\overline{SD}$  en fonction de  $n$ , en coordonnées log-log. Cannon et al. (1997) montrent qu'un redressement de la série à l'intérieur de chaque intervalle avant le calcul de l'écart-type donne de meilleures estimations de  $H$ , et particulièrement pour les séries courtes. Dans ce travail nous avons utilisé la *bridge detrended scaled windowed variance method*: une droite reliant les points extrêmes de chaque intervalle est retranché à chaque donnée avant le calcul de l'écart-type.

### Detrended Fluctuation Analysis :

Dans un premier temps la série  $y(t)$  est intégrée, en calculant pour chaque  $t$  la somme cumulée des écarts à la moyenne:

$$Y(k) = \sum_{i=1}^k [y(i) - \bar{y}] \quad (16)$$

Cette série intégrée est divisée en intervalles contigus de longueur  $n$ . A l'intérieur de chaque intervalle, une droite des moindres carrés est calculée, représentant la tendance locale dans l'intervalle. La série  $Y(t)$  est alors redressée en soustrayant à les valeurs théoriques  $Y_{th}(t)$  données par la régression. Pour chaque longueur d'intervalle  $n$ , la grandeur caractéristique des fluctuations est calculée par:

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [Y(k) - Y_n(k)]^2} \quad (17)$$

Ce calcul est répété pour toutes les longueurs d'intervalles possibles.  $F(n)$  est lié à  $n$  par une loi puissance :

$$F(n) \propto n^\alpha, \quad (18)$$

Où  $\alpha$  est l'exposant d'échelle.  $\alpha$  estimé par la pente du graphe de  $F(n)$  en fonction de  $n$ , en coordonnées log-log, et peut varier entre 0 et 1.5. L'exposant  $\alpha$  est théoriquement lié à l'exposant de Hurst par la relation suivante:

$$H = \frac{2\alpha - 1}{4} \quad (19)$$

## **Résumé:**

De nombreux auteurs pensent que le système moteur comporte une horloge interne lui permettant de produire des activités rythmiques. Les analyses spectrales et fractales sont des outils qui permettent d'analyser le comportement du système lors de tâches rythmiques telles que le tapping. En synchronisation l'analyse peut se faire soit sur les intervalles inter-tapes (IRI : Inter Responses Intervals), où l'on obtient des bruits gaussiens anti-persistants ( $H < 0.5$ ), soit en erreur (intervalle entre la tape et le bip du métronome), où l'on obtient des bruits gaussiens persistants ( $H > 0.5$ ). En continuation (sans métronome) l'analyse spectrale nous révèle un spectre à deux bandes avec du  $1/f$  à basse fréquence et une remontée dans les hautes fréquences provenant du bruit blanc différencié. Le  $1/f$  correspond au fonctionnement du compartiment cognitif (l'horloge interne) et se comporte comme un système complexe chaotique. Avec feedbacks les sujets produisent des IRI négativement corrélée (un intervalle court sera suivi d'un long et vice versa), alors qu'en continuation nous retrouvons un comportement fractal qui dénote un processus de longue mémoire avec du  $1/f$ , qui est la marque du bon fonctionnement des systèmes biologiques et physiques de notre organisme.

**Mots clés :** Variabilité, Analyse spectrale, Méthodes fractales, Tapping, Continuation, Synchronisation.

## **Abstract :**

Many authors think that the motor system includes an internal cognitive clock allowing it to produce some rhythmic activities. The spectral and fractal analysis are tools that permit to analyze the behavior of the system in rhythmic tasks as tapping. In synchronization, the analysis can be made either in IRIs (Inter Responses Intervals), where one gets anti-persistent fractional gaussian noises ( $H < 0.5$ ), or in error (interval between the slap and the beep of the metronome), where one gets persistent fractionnal Gaussian noises ( $H > 0.5$ ). In continuation, (without metronome) the spectral analysis reveals a two strip specter with  $1/f$  at low-frequency and an ascent in the high frequencies coming from the differentiated white noise. The  $1/f$  corresponds to the working of the cognitive compartment (the internal clock) and behave like a chaotic complex system. With feedbacks subjects produce negative correlated IRIs (a short interval will be followed of a long and vice versa), whereas in continuation we recover a fractal behavior that denotes a long memory process with the  $1/f$ , that is the mark of the good working of the biologic and physical systems of our organism.

**Keywords:** Variability, Spectral analysis, Fractal analysis, Tapping, Continuation, Synchronisation.