

**UNIVERSITE DE LA
MEDITERRANEE
(Aix-Marseille II)**

**UNIVERSITE
DE MONTPELLIER I**

**UNIVERSITE
PAUL SABATIER
(Toulouse III)**

Rapport de recherche présenté en vue de l'obtention du

D.E.A. SCIENCES DU MOUVEMENT HUMAIN

Option 1 : Contrôle et adaptation des habiletés motrices

EA 2991 « Efficience et Déficience Motrice »

Reproductibilité des indices spectraux dans les tâches de tapping unimanuel

**Présenté par
LEMOINE Loïc**

**Sous la direction de
Pr. Delignières Didier**

Juin 2004

Remerciements:

- *Je tiens en premier lieu à remercier tout particulièrement Didier pour la confiance qu'il m'a témoignée, les conseils judicieux qu'il m'a donnés ainsi que le temps qu'il m'a accordé.*
- *Un grand merci aussi à Vanessa qui m'a soutenu malgré une année difficile pour elle aussi, et sans qui rien n'aurait été possible.*
- *Je n'oublie pas tous les sujets pour qui il a fallu beaucoup de courage pour passer dans cette expérimentation.*
- *Mais aussi toute ma famille qui m'encourage depuis des années quels que soient mes choix.*
- *Pour finir je tiens aussi à remercier mes amis (qui se reconnaîtront) et mes collègues de travail, avec qui j'ai passé une année fantastique, pour leurs conseils et recommandations, ainsi que pour leur joie de vivre.*

En espérant que je vous apporte autant que ce que vous m'apportez

Merci.

SOMMAIRE

<u>1. Introduction</u>	p.1
<u>2. Méthode</u>	p.7
2.1. Sujets	p.7
2.2. Tâche, dispositif et matériel	p.7
2.2.1. La tâche	p.7
2.2.2. Dispositif et matériel	p.8
2.3. Récupération et traitement des données	p.8
2.4. Traitement statistique	p.9
<u>3. Résultats</u>	p.11
3.1. Pentes à basse fréquence	p.12
3.2. Pentes à haute fréquence	p.14
3.3. Points d'inflexion	p.15
3.4. Les exposants fractals	p.17
<u>4. Discussion</u>	p.19
<u>5. Conclusion</u>	p.23
<u>6. Références</u>	p.23

1. Introduction :

Les travaux classiques en psychologie ont clairement négligé l'étude de la possible historicité du fonctionnement des processus mentaux. Lorsque, par exemple, on réalise des mesures répétées dans une tâche donnée, c'est avant tout pour approcher une valeur moyenne « vraie » en recherchant la tendance centrale de l'échantillon ainsi collecté. On considère alors tacitement que chaque mesure est indépendante et est constituée de cette valeur de référence à laquelle est ajoutée une composante aléatoire (liée à des erreurs de mesure ou à des fluctuations internes au système, mais sans signification par rapport au processus étudié). A condition que le bruit soit non-cohérent (bruit blanc), le processus de moyennage élimine statistiquement cette composante, et pour peu que l'échantillon ait un effectif suffisant, permet une estimation non biaisée de la valeur de référence.

Ce type d'approche sous-tend notamment les travaux de chronométrie mentale qui se sont développés depuis les années 70 dans le cadre des modèles cognitivistes de traitement de l'information (Sternberg, 1969 ; Sanders, 1983, 1990). Ces travaux sont principalement basés sur l'étude des temps de réaction, où l'on cherche à contraster les distributions obtenues dans des tâches différenciées, supposées affecter sélectivement tel ou tel stade de traitement.

Slifkin et Newell (1998) ont sévèrement critiqué cette négligence vis-à-vis du possible caractère historique des processus étudiés. Le recueil de séries temporelles dans des tâches classiques de laboratoire (c'est-à-dire des performances ordonnées et régulièrement espacées dans le temps), montre généralement que ces données ne peuvent être considérées comme générées par des fluctuations aléatoires autour d'une valeur de référence. L'examen des fonctions d'autocorrélation indique notamment la présence de dépendances temporelles entre données successives, qui devraient être absentes dans l'hypothèse d'une simple contamination statistique par un processus de bruit blanc. On conçoit que dans ce cas le simple calcul de l'écart-type ne donne qu'une vision appauvrie de la nature des fluctuations, et qu'une autre approche, basée sur l'analyse des séries temporelles, soit nécessaire pour rendre compte du fonctionnement réel des processus étudiés.

Une des tâches de laboratoire des plus simples pour étudier le problème de la variabilité de la performance est le paradigme de tapping en continuation. On demande au sujet dans une première phase de synchroniser ses tapes avec les signaux émis par un métronome, puis les signaux sont supprimés et le sujet doit continuer à taper en essayant de garder le rythme initial, et de rester le plus régulier possible. La variable mesurée lors de cette expérimentation est l'intervalle temporel entre deux tapes successives (*IRI*, Inter Responses

Intervals). L'analyse de la variabilité de la performance lors des tâches de tapping permet de tester des hypothèses relatives aux mécanismes sous-tendant la production d'intervalles temporels.

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 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, et donc caractérisées 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).

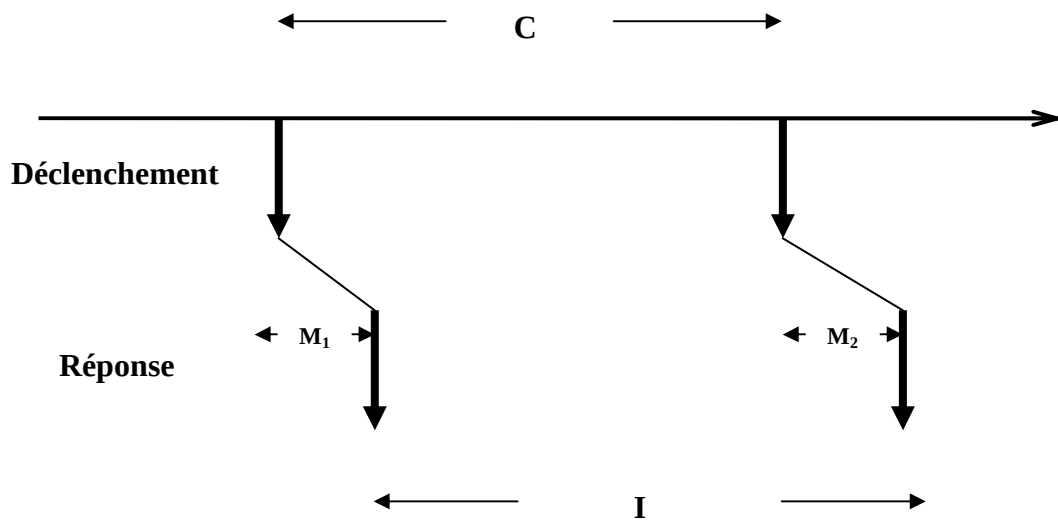


Figure 1 : Représentation graphique du modèle de Wing et Kristofferson (1973a)

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. Ce résultat suggère que C_i est une variable webérienne, pour laquelle la variance est proportionnelle à la moyenne.

Ces patterns d'autocorrélation ont été mis en évidence sur des séries courtes dépassant rarement les 30 tapes successives. D'autres auteurs ont travaillé sur des séries plus longues, notamment Gilden, Thornton et Mallon (1995) ont ainsi montré que des séries d'intervalles temporels produits par des frappes successives présentaient des corrélations à long terme caractéristiques des processus fractals, et plus précisément de cette catégorie particulière dénommée **bruit 1/f**. Des résultats similaires ont été mis en évidence par un certain nombre d'auteurs (M. Yamada, 1996 ; M. Yamada & Yonera, 2001 ; N. Yamada, 1995 ; Yoshinaga, Miyazima, & Mitake, 2000 ; Chen, Ding & Kelso, 1997).

La figure 2 (partie gauche) présente les résultats obtenus par Gilden et al (1995). Il s'agit de spectres de puissance, présentés en coordonnées bi-logarithmiques, obtenus par l'analyse de séries d'IRI recueillies selon des intervalles prescrits au départ de 0.3, 0.5, 1.0, 1.5, 5.0 et 10.0 secondes. L'analyse met en évidence des spectres de puissance caractéristiques : les basses fréquences sont caractérisées par un comportement $1/f$, avec des pentes voisines de -1, alors que pour les hautes fréquences, on observe une pente positive. Les résultats montrent par ailleurs que lorsque l'intervalle de temps prescrit s'allonge, le segment à pente positive à haute fréquence tend à disparaître (Figure 2).

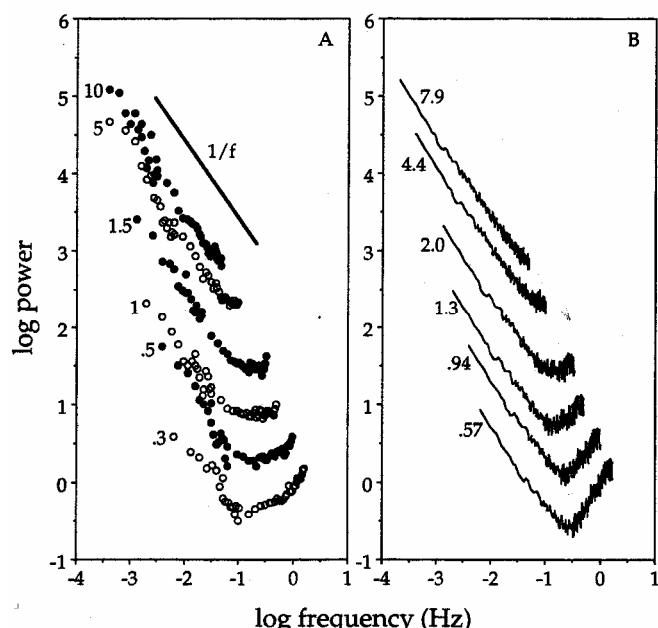


Figure 2: Spectres de puissance (en coordonnées log-log) obtenus par Gilden et al. (1995). A gauche: données empiriques. A droite: données simulées. Les chiffres labellisant les séries correspondent aux périodes (en seconde) des intervalles de temps requis. La pente du bruit $1/f$ est également indiquée.

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 préliminaire de la série devrait le faire disparaître. Les données de continuation sont en effet fréquemment 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. Nous avons cependant pu montrer que le redressement des séries d'IRI (d'un redressement linéaire à un redressement d'ordre 5) n'affecte pas le résultat principal et ne fait que tronquer les premiers points du spectre de puissance (Lemoine, 2003 ; Lemoine, Delignières et Torre, en préparation).

Ces résultats ont des conséquences théoriques importantes sur la manière dont on peut concevoir la gestion des activités rythmiques par le système nerveux central. La plupart des modèles proposés au cours du siècle dernier postulaient l'existence d'horloges internes, de « donneurs de temps », structures localisées égrenant de manière régulière des intervalles temporels (Creelman, 1962, Hoagland, 1933, Treisman, 1963, Treisman et al., 1990, Treisman, Faulkner et Naish, 1992, Treisman et al., 1994). Dans cette optique, la variabilité des intervalles produits ne peut être due qu'à des erreurs, d'origines centrale ou périphérique. Cette conception sous-tend le modèle de Wing et Kristofferson (1973a). La mise en évidence de bruit corrélé dans les séries d'intervalles invalide cette hypothèse. Gilden et al. (1995) y voient la signature typique d'un système dynamique complexe : la production des intervalles temporels n'est pas le produit déterministe d'un processus unitaire et localisé, mais émerge d'interactions complexes entre de multiples éléments interconnectés. Ces interactions sont révélées par la fractalité des séries, suggérant que de nombreux processus, opérant sur des échelles de temps diverses, coopèrent pour assurer une production viable d'intervalles.

La découverte de processus fractals dans les séries produites par les systèmes biologiques ne se limite pas aux tâches de tapping. Peng et al. (1993) ont mis en évidence ce type de résultat en étudiant la variabilité cardiaque, ainsi qu'Hausdorff et al. (1995, 1996, 1997) dans la durée du pas lors de la marche. Gilden (1997, 2001) et Van Orden, Holden et Turvey (2003) ont montré que des séries de temps de réaction présentaient un comportement en $1/f$. L'application des méthodes fractales à la trajectoire du centre de pression lors de la station debout a également mis en évidence des processus de corrélation à long terme (Collins & De Luca, 1993; Delignières, Deschamps, Legros, & Caillou, 2003). Enfin, de tels processus fractals ont été mis en évidence au niveau de processus psychologiques tels que l'évolution de l'estime de soi (Delignières, Fortes & Ninot, sous presse) ou les variations de l'humeur (Gottschalk, Bauer, & Whybrow, 1995). Ces résultats dénotent l'ubiquité du phénomène (West et Shlesinger, 1990), qui apparaît comme un produit naturel des systèmes complexes en recherche de viabilité. La mise en évidence de la fractalité des séries produites par un système, si elle apporte quelque évidence sur la nature et surtout la complexité des processus sous-jacents, risque cependant de demeurer une simple curiosité scientifique. Si l'on possède à l'heure actuelle des moyens performants pour détecter le bruit $1/f$, on ne sait que peu de chose des processus susceptibles de le générer, et les tentatives de simulation parviennent davantage à le mimer qu'à le reproduire (Pressing, 1999, Kaulakys, 1999, Hausdorff & Peng, 1996). Une voie de dépassement consiste dans un premier temps à étudier les altérations

systématiques de la fractalité des séries, sous l'influence des caractéristiques des tâches que le système doit satisfaire, ou sous l'influence des variations de l'état du système.

Certaines études ont enregistré à ce niveau des résultats prometteurs. Peng et al. (1993) comparent, dans le domaine de la variabilité cardiaque, la fractalité observée chez des sujets sains, des patients atteints d'insuffisance cardiaque congestive, et chez des personnes âgées. Ils mettent en évidence une dérive du bruit $1/f$ vers le mouvement Brownien dans le second groupe, et vers le bruit blanc dans le dernier. Hausdorff et al. (1997) font une étude similaire pour la durée du pas lors de la marche en comparant des sujets sains, des sujets ayant une maladie neuro-dégénérative, des sujets âgés, ou des sujets auxquelles on impose un rythme de marche. Le caractère fractal trouvé pour des sujets sains disparaît pour les autres groupes avec une dérive systématique vers le bruit blanc. Des comparaisons identiques ont été faites sur des séries d'IRI lors de tâches de tapping par Yoshinaga, Miyazima et Mitake (2000) qui comparent un groupe de sujets sains avec un groupe de sujets atteints de la maladie de Parkinson. Ils obtiennent eux aussi une dégradation du caractère fractal avec la maladie.

Ces études suggèrent qu'il soit possible d'examiner le fonctionnement et les dysfonctionnements des systèmes, non plus au filtre de l'évolution des performances ou de leur variabilité, qui constituaient les vecteurs classiques de l'investigation, mais au travers de la structuration fractale des séries produites. Ces perspectives reposent cependant sur un certain nombre d'attendus qui sont loin d'être démontrés. L'administration de la preuve, dans ce type de recherche, ne peut passer que par la comparaison inter-groupes et l'analyse de variance. Cette approche suggère que chaque échantillon se distribue normalement autour de sa moyenne, ou qu'en d'autres termes chaque groupe soit caractérisé de manière stable, constitutive, par une « valeur vraie », qui ne varierait d'un sujet à l'autre que sous l'effet du hasard. En d'autres termes, ces études supposent que les exposants fractals mesurés sur les séries produites par un système révèlent de manière univoque un certain type de fonctionnement de ce système, et de ce fait que ces mesures soient reproductibles lorsque l'on teste à nouveau le système dans des conditions identiques, et par ailleurs sensibles à des modifications de l'état du système ou à des modifications des contraintes qui pèsent sur lui.

Les connaissances à ce niveau restent fortement lacunaires. Les travaux antérieurs se sont généralement limités à une mesure unique, ne permettant pas de tester une éventuelle reproductibilité. Si quelques études ont porté sur la comparaison de groupes de sujets particulièrement contrastés (notamment en termes d'âge et de pathologie), rares sont les travaux qui ont porté sur une éventuelle altération de la fractalité liée aux conditions d'exercice (voir cependant Chen, Ding & Kelso, 2001).

On l'a vu précédemment, l'analyse spectrale permet d'inférer des séries d'intervalles produites lors des tâches de tapping un certain nombre d'indices (pentes en basses et hautes fréquences, point d'inflexion), susceptibles d'apporter des renseignements précieux et des perspectives nouvelles sur les processus sous-tendant la production d'activités rythmiques. D'autres analyses, réalisées dans le domaine temporel (R/S analysis, DFA ; etc...) peuvent compléter utilement cette caractérisation des séries (Eke et al., 2002 ; Rangarajan & Ding, 2000). L'objectif de ce travail est de vérifier si ces différents indices constituent des caractéristiques fiables et reproductibles du fonctionnement des systèmes, et sont sensibles à l'évolution des contraintes. Cette vérification constitue un préalable indispensable à la poursuite d'un projet cohérent approfondissant l'analyse de la fractalité dans les activités continues.

2. Méthode :

2.1. Sujets :

10 sujets ont pris part à cette expérience, 5 hommes et 5 femmes (âge moyen : 34.9 ans +/- 14.8). Ils étaient tous droitiers, et n'avaient aucune expérience musicale particulière, notamment en percussion. Ils n'ont pas été rétribué pour leur participation, et ont signé un formulaire de consentement avant le début de l'expérimentation.

2.2. Tâche, dispositif, et matériel :

2.2.1. La tâche :

Nous avons utilisé le paradigme classique de tapping en continuation. Les sujets étaient invités à synchroniser des tapes réalisées avec l'index de la main droite avec les signaux auditifs réguliers d'un métronome. Après 25 signaux, le métronome était supprimé, et les sujets avaient pour consigne de continuer à taper au même rythme et le plus régulièrement possible. Lors de chaque session les sujets sont passés sur quatre fréquences différentes : 2.70 Hz, 1.80 Hz, 1.25 Hz, et 1.00 Hz. Ces fréquences ont été choisies de manière à ce que la tâche reste confortable pour le sujet et ne soit pas trop longue pour éviter une fatigue excessive. Les sujets devaient réaliser des séries continues de 1200 tapes, suite à l'extinction du métronome. La durée nécessaire pour recueillir ces séries différait en fonction de la fréquence initialement prescrite (7 min 30 à 2.7 Hz ; 12 min à 1.8 Hz ; 16 min à 1.25 Hz ; 20 min à 1 Hz). Les sujets sont passés sur 2 sessions espacées de 3 mois. Les passations se sont déroulées dans la même tranche horaire pour les deux sessions (15h / 19h). L'ordre de passage a été tiré au sort lors de la première session et était le même pour les deux sessions.

2.2.2. Dispositif et matériel :

Les sujets étaient assis à une table de travail, dans une pièce calme et isolée, afin d'éviter toute distraction. Les tapes étaient effectuées sur une plaque en plastique de 2 cm de large et 4 cm de long, déclenchant un interrupteur qui était fixé sur une plaque en bois. Les sujets disposaient la plaque à leur convenance sur la table pour un meilleur confort pendant la tâche. La plaque de bois était munie d'antidérapants afin d'éviter tout déplacement.

Les signaux auditifs étaient délivrés par le haut-parleur d'un PC, et pilotés par un logiciel spécifique sous DOS. Une centrale Orphy GTI délivrait un courant continu stabilisé de 5 volts, via un potentiomètre permettant de régler le voltage entrant. Le voltage passant dans le circuit était récupéré par un ordinateur portable PC, via une interface analogique Nanologger (Digimétrie) de résolution 12 bits.

2.3. Récupération et traitement des données :

Les données ont été échantillonnées à une fréquence de 511Hz. Les séries se présentaient sous la forme d'une série de plateaux, correspondant chacun à une phase d'appui sur l'interrupteur (figure 3).

L'intervalle inter-réponse était défini comme la durée séparant le début de deux plateaux successifs. Un script rédigé sous Matlab a permis de calculer sur la base de ces séries brutes des séries d'IRI : recherche des fronts montants des plateaux, différentiation des dates des fronts montants, puis division par la fréquence d'acquisition. Un second algorithme permettait de récupérer les 1024 données les plus stationnaires. Cet algorithme fonctionnait différemment en fonction de la longueur des séries à traiter. Lorsque ces dernières faisaient moins de 1056 données, la sélection était réalisée en calculant l'écart type par plages de 1024 données et en prenant en compte la plage où l'écart type était le plus faible. Si la série faisait plus de 1056 données, le programme calculait les moyennes de 32 données par 32 données, puis il calculait l'écart type 32 moyennes par 32. Finalement à partir de l'indice où l'écart type était le plus faible il récupérait les 1024 données les plus stationnaires. La figure 4 donne un exemple représentatif des données d'IRI obtenues.

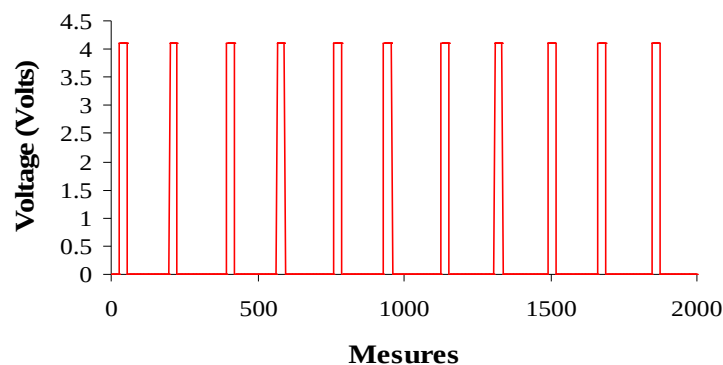


Figure 3 : Données brutes recueillies lors de l'expérimentation. Chaque plateau correspondant à une tape du sujet sur l'interrupteur.

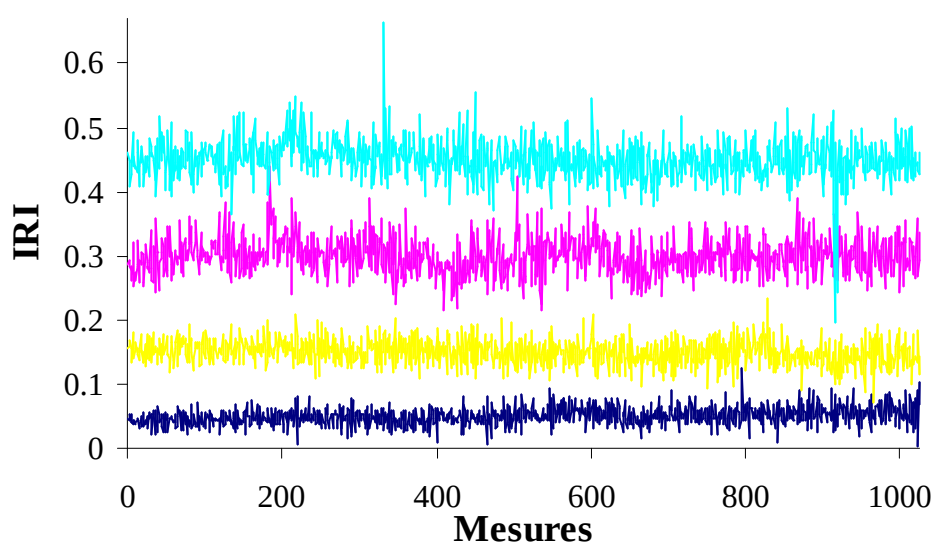


Figure 4 : Séries des données d'IRI obtenues pour un même sujet à 2.7Hz en bleu marine, 1.8Hz en jaune, 1.25Hz en rose, et 1Hz en bleu clair.

Nous pouvons remarquer que dans l'exemple présenté, les séries sont de plus en plus variables avec la diminution de fréquence.

2.4. Traitement statistique :

Afin d'analyser les propriétés spectrales des séries d'IRI, nous avons appliqué la méthode proposée par Fougère (1985), et modifiée par Eke et al. (2000). Cette méthode utilise une combinaison d'opérations de prétraitement des données, avant application de la transformée rapide de Fourier. Tout d'abord les données sont centrées par soustraction de la moyenne, puis la série est fuselée par application d'une fenêtre parabolique: chaque valeur est multipliée par la fonction suivante:

$$W(j) = 1 - \left(\frac{2j}{N+1} - 1\right)^2 \quad \text{pour } j = 1, 2, \dots, N. \quad (2)$$

Finalement la tendance linéaire, estimée par la méthode des moindres carrés, est retranchée des séries. Une transformée Rapide de Fourier est ensuite appliquée aux séries obtenues, et le spectre est lissé par un fenêtrage de Hamming. Les données résultantes de fréquence et de puissance sont converties en logarithmes de base 10 pour les analyses subséquentes.

La pente du spectre de puissance, en coordonnées bi-logarithmiques, est estimée séparément pour la zone des basses fréquences et la zone des hautes fréquences. Le point d'inflexion est défini comme l'intersection des droites de régression calculées respectivement sur la zone de haute fréquence et de basse fréquence du spectre de puissance. Les premiers points des pentes à basse fréquence n'étaient pas représentatifs des coefficients de ces pentes, de plus les spectres étaient parsemés d'accidents. Les pentes à basse fréquence ont été estimées à partir du point le plus bas du spectre hors d'une zone où le point d'inflexion était repéré (entre le point 40 et le point 80 à 2.7Hz). Le point d'inflexion se décalant vers les hautes fréquences avec la diminution de la fréquence le nombre de points pris en compte en basse fréquence augmentait. Ceci pour les spectres de chaque sujet, pour chaque fréquence, où la part du comportement moteur était la plus forte selon le modèle de Wing et Kristofferson (1973). Ensuite les pentes à basse fréquence des seconds spectres étaient calculées à partir du même nombre de points que les premiers. Ceci permettait d'avoir un critère commun pour la détermination des pentes à basse fréquence. Les pentes à haute fréquence étaient calculées à partir d'une fréquence estimée visuellement afin d'exclure la zone dans laquelle était identifié le point d'inflexion.

Ces analyses, réalisées dans le domaine fréquentiel, sont complétées par une estimation de l'exposant fractal par des méthodes travaillant dans le domaine temporel. L'utilisation de la DFA (*Detrended Fluctuation Analysis*) était la plus appropriée au vu des résultats obtenus dans les tâches de tapping (Delignières, Lemoine et Torre, sous presse) car les séries se situent à la limite entre bruit gaussien fractionnaire (fGn) et mouvement brownien fractionnaire (fBm). Delignières et al. (soumis) montrent que la DFA donne les meilleurs résultats pour l'estimation de la fractalité des séries qui sont dans cette limite fGn/fBm. L'algorithme de la DFA consiste dans un premier temps à intégrer la série $y(t)$, en calculant pour chaque t la somme cumulée des écarts à la moyenne:

$$Y(k) = \sum_{i=1}^k [y(i) - \bar{y}] \quad (3)$$

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 retranchant à chaque valeur $Y(t)$ la valeur théorique $Y_{th}(t)$ donnée par la régression. Pour chaque longueur d'intervalle n , la grandeur caractéristique des fluctuations est calculée par:

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [Y(k) - Y_{th}(k)]^2} \quad (4)$$

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

$$F(n) \propto n^\alpha, \quad (5)$$

Où α est l'exposant d'échelle. α est estimé par la pente du graphe de $F(n)$ en fonction de n , en coordonnées log-log, et peut varier entre 0 et 2. L'exposant α est théoriquement lié à l'exposant de Hurst par les relations suivantes:

$$\text{- pour un fGn } (\alpha < 1) \quad H = \alpha \quad (6a)$$

$$\text{- pour un fBm } (\alpha > 1) \quad H = \alpha - 1 \quad (6b)$$

Les variables dépendantes obtenues étaient donc :

- la pente en basse fréquence du spectre de puissance
- la pente en haute fréquence du spectre de puissance
- la fréquence correspondant au point d'inflexion du spectre
- l'exposant α caractéristique de la série

Ces variables ont été soumises à une analyse de variance à deux facteurs 4 (fréquence) X 2 (session), avec mesure répétée sur les deux facteurs. Des tests post-hoc LSD ont été utilisés pour localiser les effets. Une analyse de corrélation a ensuite été réalisée, d'une part entre les différentes conditions de fréquence réalisées au cours d'une même session, et d'autre part entre les conditions à fréquences similaires, réalisées lors de sessions différentes. Le seuil de significativité était fixé à 0.05.

3. Résultats :

Les spectres de puissance obtenus présentaient tous, en coordonnées bi-logarithmiques, des pentes linéaires négatives en basse fréquence et des pentes linéaires positives en haute fréquence. Un exemple représentatif est présenté en figure 5.

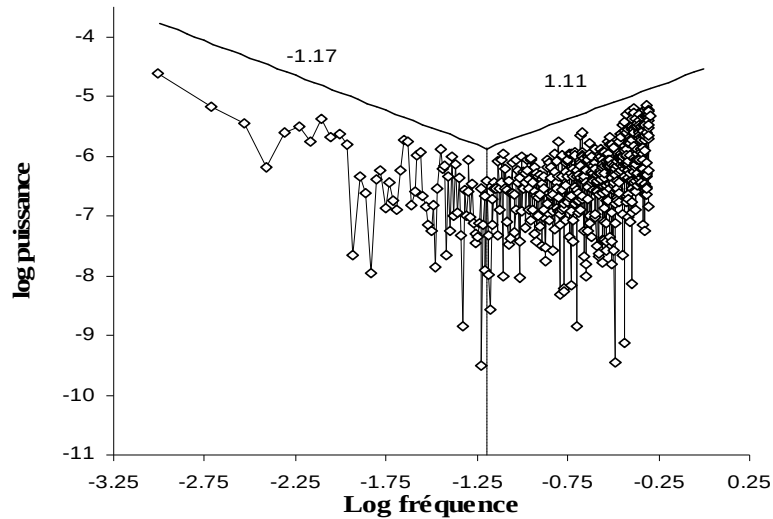


Figure 5 : Spectre de puissance représentatif obtenu après une FFT et une conversion à l'échelle bi-logarithmique pour des séries d'IRI (sujet N° 1, 2,7Hz, session 2). Les pentes en basse et haute fréquence sont représentées en trait plein, et le point d'inflexion en pointillé.

3.1. Pentes à basse fréquence :

Les pentes à basse fréquence ont été calculées pour tous les sujets sur les deux sessions pour les quatre fréquences (tableau 1). L'analyse de variance ne présente aucun effet significatif (figure 6) : ni de la session ($F(1,9) = 0.44$, $p > 0.05$), ni de la fréquence ($F(3,27) = 0.21$, $p > 0.05$), ni de l'interaction ($F(3,27) = 0.82$, $p > 0.05$).

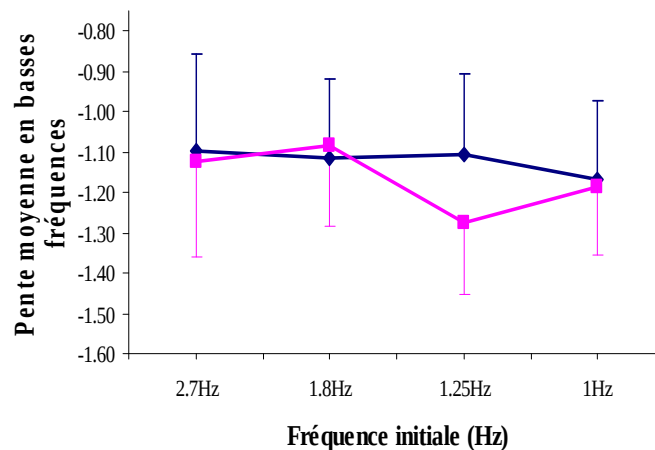


Figure 6 : pentes moyennes en basse fréquence observées à chaque fréquence. En bleu les pentes en session 1 et en rose les pentes en session 2. Les demi écarts-types sont indiqués.

Les corrélations calculées entre les pentes à basse fréquence obtenues pour des fréquences de tapping homologues lors des deux sessions successives sont indiquées dans le

tableau 2. On obtient une corrélation significative aux fréquences 1.25, 1.8, et 2.7 Hz. En revanche aucune corrélation significative n'est obtenue à 1Hz.

N° sujets	session 1				session 2			
	2.7Hz	1.8Hz	1.25Hz	1Hz	2.7Hz	1.8Hz	1.25Hz	1Hz
1	-0.75	-0.60	-1.09	-0.67	-1.17	-0.98	-1.18	-1.16
2	-0.61	-1.50	-1.31	-1.02	-0.67	-1.10	-1.36	-0.97
3	-1.33	-1.35	-0.86	-1.37	-1.72	-1.00	-1.04	-1.33
4	-1.44	-0.91	-0.91	-1.11	-1.80	-1.27	-1.30	-0.96
5	-1.15	-0.96	-1.23	-1.53	-1.11	-1.15	-1.24	-1.52
6	-1.63	-1.04	-0.75	-0.58	-1.30	-0.60	-0.55	-0.84
7	-1.36	-1.74	-1.02	-1.65	-1.35	-1.95	-1.52	-1.16
8	-0.35	-0.59	-0.46	-0.80	-0.35	-0.66	-1.09	-1.61
9	-0.63	-0.97	-1.67	-1.33	-0.60	-0.72	-1.84	-0.66
10	-1.74	-1.49	-1.75	-1.63	-1.17	-1.41	-1.62	-1.66
Moyennes	-1.10	-1.12	-1.11	-1.17	-1.12	-1.08	-1.27	-1.19
Ecart-types	0.48	0.39	0.40	0.39	0.47	0.40	0.35	0.34
Moyenne S1		-1.12	0.40	Moyenne S2		-1.17	0.39	

Tableau 1 : Pentas à basse fréquence des spectres de puissance, selon les sessions et les fréquences. En dernière ligne, les moyennes et écarts-types par session, toutes fréquences confondues.

Fréquence (Hz)	1.0	1.25	1.8	2.7
Corrélation S1-S2	0.31	0.76*	0.68*	0.78*

(* significatif à $p < 0.5$)

Tableau 2: Corrélations entre les pentes à basse fréquence obtenues pour des fréquences homologues lors des sessions 1 et 2.

Les corrélations calculées pour chaque session entre les pentes à basse fréquence obtenues pour chacune des conditions de fréquence de tapping sont indiquées dans le tableau 3. Lors de la session 1 une corrélation significative est mise en évidence entre les pentes à 1.8Hz et 1Hz, et lors de la session 2 aucune corrélation significative n'est mise en évidence entre les différentes fréquences de tapping.

Session 1	1.0	1.25	1.8	2.7	Session 2	1.0	1.25	1.8	2.7
1.0		0.55	0.64*	0.35	1.0		-0.32	0.23	-0.51
1.25			0.37	0.12	1.25			0.45	-0.25
1.8				0.47	1.8				0.42

(* significatif à $p < 0.05$)

Tableau 3 : Matrices des corrélations pour la session 1 et la session 2, entre les pentes à basse fréquence obtenues pour les différentes conditions de fréquence de tapping.

3.2. Pentes à haute fréquence :

Les pentes à haute fréquence calculées pour tous les sujets lors des deux sessions pour les quatre fréquences sont indiquées dans le tableau 4. L'analyse de variance révèle un effet significatif de la fréquence ($F(3,27)=7.65$, $p<0.05$) (figure 7). Les tests post-hoc indiquent que la pente dans la condition 2.7 Hz est plus redressée que dans les trois autres conditions. Par contre il n'apparaît pas d'effet session ($F(1,9)=1.94$, $p>0.05$), ni d'effet d'interaction ($F(3,27)=0.63$, $p>0.05$).

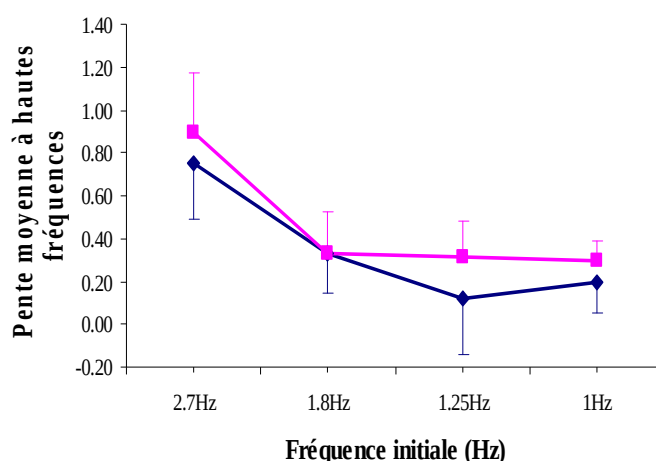


Figure 7 : Pentes moyennes observées à haute fréquence pour chaque fréquence. En bleu les pentes en session 1, en rose les pentes en session 2.

N° sujets	session 1				session 2			
	2.7Hz	1.8Hz	1.25Hz	1Hz	2.7Hz	1.8Hz	1.25Hz	1Hz
1	1.06	0.25	-0.52	-0.05	1.66	0.32	0.36	-0.11
2	0.75	0.72	0.40	0.57	0.17	0.81	0.94	0.54
3	0.44	-0.16	-0.33	-0.44	0.91	-0.25	0.05	0.06
4	0.57	0.09	0.33	0.32	0.72	0.17	0.09	0.24
5	0.34	0.16	-0.47	0.35	0.27	0.09	-0.22	0.48
6	0.96	0.82	0.30	0.18	1.35	0.70	0.09	0.35
7	1.80	0.90	0.84	0.20	1.62	0.44	0.35	0.38
8	0.00	0.28	-0.10	0.06	0.92	0.67	0.72	0.36
9	0.43	0.25	1.00	0.48	0.31	0.57	0.47	0.31
10	1.14	-0.01	-0.22	0.26	1.06	-0.20	0.31	0.34
Moyennes	0.75	0.33	0.12	0.19	0.90	0.33	0.32	0.29
Ecart-types	0.51	0.36	0.53	0.29	0.54	0.38	0.34	0.19
	Moyenne S1	0.35	0.49		Moyenne S2	0.46	0.45	

Tableau 4 : Pentes des spectres de puissance à haute fréquence, selon les sessions et les fréquences. En dernière ligne, les moyennes et écarts-types par session, toutes fréquences confondues.

Les corrélations calculées entre les pentes à haute fréquence obtenues pour des fréquences de tapping homologues lors des deux sessions successives sont indiquées dans le

tableau 5. On obtient une corrélation significative aux fréquences 1.0, 1.8, et 2.7 Hz. En revanche aucune corrélation significative n'est obtenue à 1.25 Hz.

Fréquence (Hz)	1.0	1.25	1.8	2.7
Corrélation S1-S2	0.72*	0.35	0.77*	0.65*

(* significatif à $p < 0.5$)

Tableau 5: Corrélations entre les pentes à haute fréquence obtenues pour des fréquences homologues lors des sessions 1 et 2.

Les corrélations calculées pour chaque session entre les pentes à haute fréquence obtenues pour chacune des conditions de fréquence de tapping sont indiquées dans le tableau 6. Lors des sessions 1 et 2, aucune corrélation significative n'apparaît.

Session 1	1.0	1.25	1.8	2.7	Session 2	1.0	1.25	1.8	2.7
1.0		0.54	0.41	0.06	1.0		0.22	0.39	-0.55
1.25			0.57	0.28	1.25			0.63	-0.12
1.8				0.53	1.8				-0.09

(* significatif à $p < 0.05$)

Tableau 6 : Matrices des corrélations obtenues pour la session 1 et la session 2, entre les pentes à haute fréquence obtenues pour les différentes conditions de fréquence.

3.3. Points d'inflexion :

Les points d'inflexions ont été calculés à partir des équations des droites de régression des spectres à basse et haute fréquences, puis convertis en fréquence par l'application d'une exponentielle de base 10 (tableau 7). L'analyse de variance ne fait pas apparaître d'effet session ($F(1,9)=0.22$, $p > 0.05$), mais un effet fréquence ($F(3,27)=3.77$, $p < 0.05$) (figure 8). Les tests post-hoc indiquent que la fréquence d'inflexion est plus élevée dans la condition 1.0 Hz que dans les trois autres conditions. Par contre il n'apparaît pas d'effet interaction ($F(3,27)=0.27$, $p > 0.05$).

Les corrélations calculées entre les fréquences d'inflexion obtenues pour des fréquences de tapping homologues lors des deux sessions successives sont indiquées dans le tableau 8. On obtient une corrélation significative que pour la condition à 2.7 Hz.

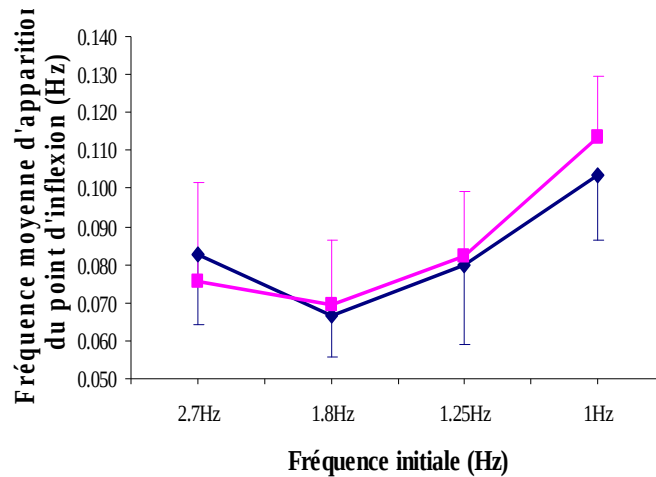


Figure 8 : Fréquences moyennes observées pour les points d'inflexion pour chaque fréquence. En bleu les fréquences en session 1, en rose celles en session 2.

N° sujets	session 1				session 2			
	2.7Hz	1.8Hz	1.25Hz	1Hz	2.7Hz	1.8Hz	1.25Hz	1Hz
1	0.127	0.076	0.031	0.168	0.137	0.065	0.150	0.099
2	0.063	0.056	0.051	0.104	0.000	0.066	0.098	0.085
3	0.055	0.055	0.149	0.059	0.066	0.065	0.081	0.117
4	0.064	0.102	0.125	0.094	0.052	0.065	0.063	0.097
5	0.039	0.059	0.035	0.085	0.036	0.063	0.027	0.143
6	0.048	0.064	0.114	0.079	0.053	0.063	0.063	0.083
7	0.093	0.049	0.086	0.102	0.085	0.041	0.096	0.104
8	0.152	0.102	0.103	0.081	0.185	0.121	0.116	0.089
9	0.108	0.064	0.071	0.156	0.053	0.130	0.056	0.182
10	0.076	0.036	0.034	0.107	0.088	0.017	0.071	0.138
Moyennes	0.083	0.066	0.080	0.104	0.075	0.070	0.082	0.114
Ecart-types	0.037	0.021	0.042	0.034	0.053	0.033	0.035	0.032
Moyenne S1		0.083	0.036	Moyenne S2		0.085	0.041	

Tableau 7 : Fréquences correspondant aux points d'inflexion des spectres de puissance, selon les sessions et les fréquences. En dernière ligne, les moyennes et écarts-types par session, toutes fréquences confondues.

Fréquence (Hz)	1.0	1.25	1.8	2.7
Corrélation S1-S2	0.35	-0.10	0.58	0.83*

(* significatif à $p < 0.5$)

Tableau 8: Corrélations entre les points d'inflexion obtenues pour des fréquences homologues lors des sessions 1 et 2.

Le tableau 9 indique les corrélations calculées pour chaque session entre les fréquences d'inflexion obtenues pour chacune des conditions de fréquence de tapping. Aucune corrélation significative n'est mise en évidence à ce niveau.

Session 1	1.0	1.25	1.8	2.7	Session 2	1.0	1.25	1.8	2.7
1.0		-0.61	-0.02	0.49	1.0		-0.54	0.22	-0.19
1.25			0.37	-0.13	1.25			0.05	0.63
1.8				0.44	1.8				0.25

(* significatif à $p < 0.05$)

Tableau 9 : Matrices des corrélations obtenues pour la session 1 et la session 2, entre les fréquences d'inflexion observées pour les différentes conditions de fréquence.

3.4. Les exposants fractals :

Les exposants α de la DFA (Tableau 10) ont été calculés pour tous les sujets pour toutes les fréquences et lors des 2 sessions. L'analyse de variance fait apparaître un effet fréquence ($F(3,27)=2.97$, $p < 0.05$). Les test post-hoc indiquent que l'exposant est plus faible pour la condition 1.8 Hz que pour les conditions 1.25 et 1.0 Hz. Par contre il n'apparaît ni d'effet session ($F(1,9)=0.13$, $p > 0.05$), ni d'effet d'interaction ($F(3,27)=0.51$, $p > 0.05$).

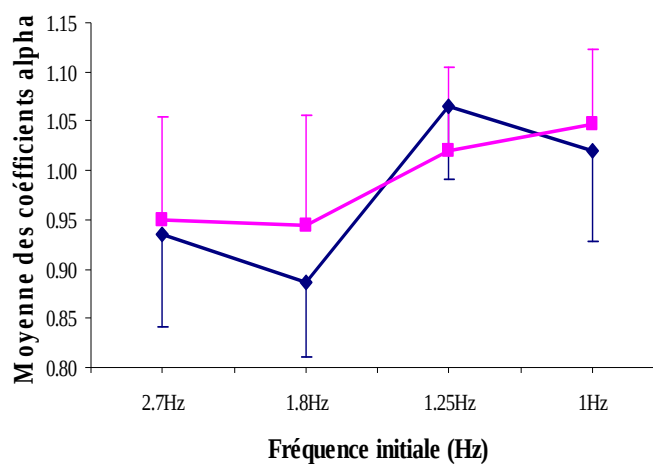


Figure 9 : coefficients α moyens observés pour chaque fréquence. En bleu les fréquences en session 1, en rose celles en session 2.

N° sujets	session1				session 2			
	2.7Hz	1.8Hz	1.25Hz	1Hz	2.7Hz bis	1.8Hz bis	1.25Hz bis	1Hz bis
1	0.67	0.77	1.10	0.95	1.01	0.90	0.90	1.06
2	0.76	0.98	1.27	0.97	0.67	0.64	1.19	0.99
3	1.10	1.01	0.93	1.17	1.28	0.86	0.85	0.79
4	1.24	0.93	1.09	0.93	1.30	1.37	1.06	1.16
5	1.03	0.95	0.99	1.22	0.92	0.91	0.93	1.06
6	0.86	0.69	0.83	0.75	0.80	0.66	0.84	0.96
7	1.00	1.06	1.01	0.99	1.00	1.18	1.31	1.07
8	0.86	0.71	1.02	0.76	0.77	1.04	0.91	1.21
9	0.73	0.70	1.08	1.19	0.79	0.87	1.23	0.89
10	1.10	1.06	1.34	1.28	0.95	1.02	0.98	1.29
Moyennes	0.94	0.89	1.07	1.02	0.95	0.95	1.02	1.05
Ecart-types	0.19	0.15	0.15	0.19	0.21	0.22	0.17	0.15
Moyenne S1		0.98	0.18	Moyenne S2		0.99	0.19	

Tableau 10 : exposants α de la DFA. Les moyennes et écarts-types sont présentés pour chaque fréquence lors de chaque session, mais aussi pour toutes les fréquences lors de chaque session (moyenne S1, moyenne S2).

Les corrélations calculées entre les exposants pour des fréquences de tapping homologues lors des deux sessions successives sont indiquées dans le tableau 11. Une corrélation significative n'est obtenue qu'à 2.7 Hz.

Fréquence (Hz)	1.0	1.25	1.8	2.7
Corrélation S1-S2	-0.11	0.37	0.30	0.71*

(* significatif à $p < 0.5$)

Tableau 11: Corrélations entre les exposants α de la DFA obtenus pour des fréquences homologues lors des sessions 1 et 2.

Les corrélations calculées pour chaque session entre les exposants obtenus pour chacune des conditions de fréquence de tapping sont indiquées dans le tableau 12. Comme on peut le voir, aucune corrélation significative n'est mise en évidence.

Session 1	1.0	1.25	1.8	2.7	Session 2	1.0	1.25	1.8	2.7
1.0		0.40	0.54	0.28	1.0		-0.01	0.54	-0.07
1.25			0.41	-0.03	1.25			0.23	-0.21
1.8				0.63	1.8				0.62

(* significatif à $p < 0.05$)

Tableau 12 : Matrices des corrélations obtenues pour la session 1 et la session 2, entre les exposants α de la DFA obtenus pour les différentes conditions de fréquence.

4. Discussion :

L'objectif de cette étude était de tester la reproductibilité d'un ensemble d'indices classiquement mesurés lors des expérimentations sur le tapping en continuation. Il s'agissait de vérifier si ces indices pouvaient être considérés comme les indicateurs fiables d'un comportement caractéristique des sujets. Nos résultats dans l'ensemble confirment nos hypothèses, même si quelques résultats divergents demandent une réflexion plus approfondie.

Certains commentaires sont nécessaires à introduire au niveau méthodologique. Nous avons dans ce travail opté pour l'analyse de séries de 1024 données. Il s'agit d'une longueur de série classique dans ce type d'expérimentation dans le domaine de la psychologie (Gilden et al., 1995 ; Gilden, 2001). On peut évidemment critiquer ce choix, dans la mesure où il s'agit de séries bien courtes pour espérer une mesure valide des indices fractals (Eke et al., 2000, 2002). D'un autre côté, on atteint avec 1024 données les limites de ce que l'on peut demander à un sujet dans ce type d'expérimentation. Madison (2001) évoque les problèmes de fatigue, de perte de concentration qui peuvent survenir dans la collecte de séries si longues. Il est clair qu'un des postulats des analyses que nous avons utilisées est que le comportement du système n'évolue pas au cours de la fenêtre d'observation : les exposants fractals sont sensés rendre compte d'un comportement stable des fluctuations. Nous avons récemment réalisé un travail d'évaluation systématique des performances des méthodes classiques d'analyse fractale sur des séries courtes de 256, 512, 1024 et 2048 données (Delignières et al., soumis). Cette évaluation indique en effet un accroissement de la variabilité des résultats lorsque la longueur des séries diminue. Cet effet affecte cependant surtout les séries de 256 et 512 données, et le choix réalisé dans le présent travail nous semble le meilleur compromis entre les exigences de l'analyse et les contraintes de l'expérimentation.

Les pentes obtenues dans la zone des basses fréquences sont en moyenne aux alentours de -1, ce qui constitue une confirmation des travaux précédents ayant mis en évidence la présence d'un bruit $1/f$ dans les séries d'IRI dans les tâches de tapping (Gilden et al, 1995, Lemoine et al, en préparation). Ce résultat est conforté par les analyses réalisées dans le domaine temporel, où la DFA produit un exposant moyen proche de 1, typique également du bruit $1/f$. L'analyse de variance montre qu'en moyenne, la pente en basse fréquence est reproduite d'une session à l'autre, et qu'elle n'est pas affectée par la fréquence de tapping prescrite.

Les analyses de variance réalisées sur les pentes à haute fréquence attestent également du caractère reproductible de la tendance moyenne des échantillons. On obtient à ce niveau par contre un effet de la fréquence prescrite : la pente est plus redressée lorsque la fréquence est élevée, et ce résultat est obtenu de manière consistante lors des deux sessions. Cet effet de la fréquence de tapping sur la pente du spectre à haute fréquence est cohérente avec les hypothèses de Wing et Kristofferson (1973), concernant le caractère weberien du compartiment cognitif (la variance est proportionnelle à la moyenne) et à l'inverse le caractère invariant de la variabilité du compartiment moteur. Gilden et al. (1995) supposent que la pente négative en basse fréquence rend compte du fonctionnement du compartiment cognitif, et la pente positive en haute fréquence du bruit blanc différencié caractéristique. La logique additive du modèle de Wing et Kristofferson suggère que l'influence de chacun des compartiments sur le spectre final dépend du rapport de leurs variances respectives. Lorsque la période prescrite est grande (faible fréquence), la variance apportée par le compartiment cognitif est élevée et l'influence de l'erreur motrice diminue. Par contre lorsque la période prescrite est de faible durée (haute fréquence), la variance liée à l'erreur motrice devient plus prégnante et la pente à haute fréquence se redresse (Delignières, Lemoine et Torre, soumis).

Les résultats obtenus au niveau du point d'inflexion sont également cohérents avec ce modèle, dans la mesure où l'on pouvait s'attendre à une diminution de la fréquence d'inflexion lorsque la fréquence de tapping prescrite augmente (Delignières, Lemoine et Torre, soumis). On obtient bien ici les fréquences d'inflexion les plus élevées dans la condition où la fréquence de tapping est la plus faible (1 Hz). On peut noter également que les valeurs moyennes obtenues sont là encore parfaitement reproductibles d'une session à l'autre.

Si ces premiers résultats attestent d'une bonne reproductibilité moyenne des indices, les analyses corrélationnelles sont un test décisif pour démontrer leur reproductibilité individuelle. En ce qui concerne les corrélations inter-sessions, on observe une bonne reproductibilité des indices spectraux. A haute fréquence (2.7Hz), les trois indices sont significativement corrélés d'une session à l'autre. Par contre certaines corrélations deviennent non significatives pour les autres conditions : pour les pentes à basse fréquence à 1.0 Hz, pour les pentes à haute fréquence à 1.25 Hz, et pour la fréquence d'inflexion à 1.8, 1.25, et 1Hz. Par contre, l'exposant de la DFA n'est reproduit correctement qu'à 2.7 Hz. Le résultat principal réside dans les corrélations significatives entre les différentes sessions pour une même fréquence de passage pour les pentes en basse fréquence. Ceci permet d'avancer que le caractère fractal des séries pour une même tâche est reproductible et que le système

adopte le même comportement d'un essai à l'autre. Cet aspect vient confirmer le caractère stable de ce comportement et cautionne donc les études de comparaisons inter-groupes (Peng et al., 1993 ; Hausdorff et al., 1996, 1997). Les résultats suggèrent que la corrélation puisse se dégrader avec la diminution de la fréquence pour devenir non significative à 1Hz. Ceci peut-être expliqué par l'accroissement de la variance liée à l'erreur, avec l'augmentation des intervalles inter-tapes : plus les intervalles inter-tapes requis augmentent, plus les séries peuvent présenter des dérives, qui peuvent entraîner, malgré la prise en compte des données les plus stationnaires, des résultats divergents selon la nature de la dérive.

En ce qui concerne les pentes à haute fréquence on peut également admettre que le compartiment moteur reproduit pour une fréquence donnée le même comportement. La seule exception provient de la tâche à 1.25Hz. La pente à haute fréquence représente, comme nous l'avons dit plus haut, le rapport entre les variances du compartiment cognitif et du compartiment moteur. Mais il convient de garder à l'esprit le caractère labile des estimations fractales. Il serait sans doute plus valide, dans ce type de recherche, d'estimer les exposants au travers de la moyenne d'estimations obtenues lors de réalisations répétées de la tâche, plutôt que de se fier à une seule estimation ponctuelle (Delignières et al, soumis).

Si on s'attache au point d'inflexion deux remarques sont à faire. La première est qu'apparaît seulement à 2.7Hz une corrélation significative entre les fréquences homologues lors de sessions différentes. La seconde est que le coefficient r diminue avec la fréquence initiale à l'exception de la tâche à 1.25Hz. Grâce aux résultats obtenus pour les corrélations entre tâches homologues pour les pentes en basse et haute fréquence, nous pouvons expliquer aisément les corrélations obtenues pour les fréquences 1 et 1.25Hz. Pour la première l'absence de corrélation significative en ce qui concerne les pentes à basse fréquence permet de comprendre le résultat pour le point d'inflexion. Pour la fréquence 1.25Hz la raison est la même mais cette fois ci la cause provient des pentes à haute fréquence. Le point d'inflexion étant la résultante de l'estimation des pentes à basse et haute fréquence du spectre de puissance, si pour une tâche donnée la corrélation pour un des 2 premiers indices n'est pas significative, il serait alors surprenant d'obtenir une corrélation significative pour la dernière. Le fait de voir apparaître une corrélation significative à 2.7Hz ne nous surprend pas au vu des résultats pour les deux autres indices spectraux, et même si pour la fréquence 1.8Hz le résultat est contraire nous répéterons que les indices spectraux ont un caractère parfois instable.

L'analyse fractale vient en supplément de l'analyse spectrale tant ces deux types d'analyses se rejoignent. Les résultats obtenus pour l'exposant α de la DFA viennent

confirmer ceux obtenus par les indices spectraux. Tout d'abord avec une relative diminution des corrélations avec la diminution de la fréquence comme pour les pentes à basse fréquence exception faite ici encore pour la fréquence 1.25Hz. Mais aussi par une absence de corrélation significative sauf pour la fréquence 2.7Hz, qui se retrouve pour les fréquences des points d'inflexion, et vient confirmer que l'évolution des différents indices d'une session sur l'autre ne se fait pas pour tous les sujets de façon identique. Le fait d'obtenir pour les exposants fractals une corrélation significative à 2.7Hz est concordant avec les résultats des indices spectraux. L'évolution du r avec la diminution de la fréquence correspond à celle obtenue pour les pentes à basse fréquence. Cela rejoint les résultats de Delignières et al (soumis) qui mettent en évidence, lors de simulation de spectres de puissance pour des tâches de tapping, que la plus grande part de la variance des séries d'IRI est accordée au compartiment cognitif.

Les corrélations intra-sessions permettent de vérifier si les indices relatifs aux spectres de puissance ainsi que les exposants α présentent des évolutions parallèles, pour tous les sujets, lorsque la fréquence de tapping est modifiée. Une seule corrélation significative est observée entre les pentes à basse fréquence à 1.8Hz et 1Hz en session 1, mais dans l'ensemble aucune corrélation significative n'est obtenue ce qui tend à montrer que d'un sujet à l'autre l'évolution des indices est différente. L'ensemble des résultats précédents, qui suggèrent donc une bonne reproductibilité des indices spectraux lors d'essais réalisés à fréquences similaires, mais à l'inverse une piètre reproductibilité dès que la fréquence prescrite est modifiée, pourrait supporter l'hypothèse de l'existence de multiples horloges internes, chacune spécialisée dans la production d'intervalles temporels de durée spécifique. On retrouverait ici, par analogie, une spécialisation du type de celle évoquée dans la théorie d'Adams (1971) du contrôle moteur, dans la logique « un mouvement, un programme ». Cette hypothèse se heurterait cependant aux mêmes objections « économiques » que celles qui avaient été adressées à la théorie d'Adams.

Le caractère fractal de l'horloge interne permet peut-être une autre vision des choses. Les systèmes présentant un tel fonctionnement sont généralement conçus comme des systèmes complexes, constitués de nombreux éléments interconnectés, agissant selon des échelles temporelles différentes, et coopérant pour produire l'activité globale du système (West & Shlesinger, 1990). On peut supposer que la production d'intervalles d'une durée moyenne donnée T_1 renvoie à une coordination spécifique des éléments composant ce système, coordination signée par un niveau de fractalité que l'on devrait retrouver de manière systématique lorsque l'on incitera le système à produire à nouveau des intervalles de durée

similaire. La production d'intervalles d'une durée moyenne différente T_2 pourrait nécessiter une réorganisation de cette coordination, réorganisation qui pourrait obéir à des logiques différentes d'un sujet à l'autre. On pourrait imaginer par exemple que le passage de T_1 à T_2 puisse entraîner chez un premier sujet un accroissement de l'exposant fractal, et chez un autre à l'inverse une diminution.

Cette hypothèse est encore hautement spéculative, et sa vérification suppose un effort expérimental conséquent, visant à la réduction de tous les biais qui ont pu, dans l'expérimentation présente, entacher soit la production empirique des intervalles, soit leur analyse et la mesure des différents indices.

5. Conclusion :

L'analyse de l'évolution des indices spectraux et des exposants fractals, calculés à partir de séries d'IRI pour quatre fréquences de tapping différentes et lors de deux sessions, nous a permis de dévoiler le caractère constant et reproductible du comportement $1/f$, au niveau individuel. Ce résultat permet de prendre en considération le caractère fractal des séries d'IRI et donc de promouvoir les études de comparaison inter-groupes. De plus nous montrons aussi que ce résultat est le plus probant pour la fréquence 2.7Hz pour laquelle nous obtenons des corrélations entre fréquences homologues significatives pour tous les indices spectraux ainsi que pour les exposants fractals. Cette fréquence étant très élevée, elle permet de faire plusieurs mesures lors d'une même session car le temps pour obtenir 1024 IRI reste limité et la fatigue des sujets est moindre. De ce fait les indices pourraient être obtenus de manière plus fiable, avec une mesure moyennée des indices, telle que préconisée par Delignières et al (soumis). De plus les résultats des corrélations intra-sessions nous permettent de déboucher sur une nouvelle hypothèse explicative : le compartiment cognitif adopte un comportement similaire pour une même tâche mais l'agencement des sous-systèmes change avec la tâche.

6. Références :

Adams, J.A. (1971). A closed-loop theory of motor learning. *Journal of Motor Behavior*, 3 (1), 111-149.

- 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.
- Collins, J.J. & De Luca, C.J. (1993). Open-loop and closed-loop control of posture: A random-walk analysis of center-of-pressure trajectories. *Experimental Brain Research*, 95 (2), 308-318.
- Creelman, C.D. (1962). Human discrimination of auditory duration. *Journal of Acoustical of Society of America*, 34, 582-593.
- Delignières, D., Deschamps, T., Legros, A. & Caillou, N. (2003). A methodological note on nonlinear time series analysis: is the open- and closed-loop model of Collins and De Luca (1993) a statistical artifact? *Journal of Motor Behavior*, 35 (1), 86-97.
- Delignières, D., Fortes, M., & Ninot, G. (soumis). The fractal dynamics of self-esteem and physical self. *Nonlinear Dynamics in Psychology and Life Sciences*.
- Delignières, D., Lemoine, L. & Torre, K. (soumis). Time intervals production in tapping and oscillatory motion. *Human Movement Science*.
- Delignières, D., Ramdani, S., Lemoine, L., Torre, K., Fortes, M. & Ninot, G. (soumis). Fractal analysis for short time series: A re-assessment of classical methods.
- Eke, A., Herman, P., Bassingthwaighite, 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), 1-38.

- Fougère, P.F. (1985). On the accuracy of spectrum analysis of red noise processes using maximum entropy and periodogram methods. Simulations studies and application to geographical data. *Journal of Geophysical Research*, 90, 4355-4366.
- Gilden, D.L. (1997). Fluctuations in the time required for elementary decisions. *Psychological Science*, 8, 296-301.
- 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 (5205), 1837-1839.
- Gottschalk, A., Bauer, M.S. & Whybrow, P.C. (1995). Evidence of chaotic mood variation in bipolar disorder. *Archives of General Psychiatry*, 52 (11), 947-959.
- Hausdorff, J.M. & Peng, C.K. (1996). Multiscaled randomness: A possible source of 1/f noise in biology. *Physical Review E*, 54 (2), 2154-2157.
- 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.

Kaulakys, B. (1999). Autoregressive model of 1/f noise. *Physics Letters A*, 257 (1-2), 37-42.

Lemoine, L. (2003). Analyse fractale de la variabilité de la performance dans des tâches de tapping. Mémoire de Maîtrise STAPS, Université de Montpellier I.

Lemoine, L., Delignières, D. & Torre, K. (en préparation). Spectral analysis of human cognition: 1/f noise?

Madison, G. (2001). Variability in isochronous tapping: Higher order dependencies as a function of intertap interval. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 27 (2), 411-422.

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 heart-beat. *Physical Review Letter*, 70 (9), 1343-1346.

Pressing, J. & Jolley-Rogers, G. (1997). Spectral properties of human cognition and skill. *Biological Cybernetics*, 76 (5), 339-347.

Pressing, J. (1999). The referential dynamics of cognition and action. *Psychological Review*, 106 (2), 714-747.

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.

Sanders, A.F. (1983). Towards a model of stress and human performance. *Acta Psychologica*, 53, 64-97.

Sanders, A.F. (1990). Issues and trends in the debate on discrete versus continuous processing of information. *Acta Psychologica*, 74, 123-167.

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.

Sternberg, S. (1969). The discovery of processing stages. *Acta Psychologica*, 30, 276-315.

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., 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.

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., 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 (6), 705-743.

Van Orden, G.C., Holden, J.G. & Turvey, M.T. (2003). Self-organization of cognitive performance. *Journal of Experimental Psychology: General*. 132 (3), 331-350.

West, B.J. & Shlesinger, M.F. (1990). The noise in natural phenomena. *American Scientist*, 78, 40-45.

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 interval tapping. *Applied Human Science*, 15 (3), 105-110.

Yamada, N. (1995). Nature of variability in rhythmical movement. *Human Movement Science*, 14 (3), 371-384.

Yoshinaga, H., Miyazima, S. & Mitake, S. (2000). Fluctuation of biological rhythm in finger tapping. *Physica A*, 280 (3-4), 582-586.

Abstract:

A number of studies evidenced the fractal nature of human behavior, especially in the production of time intervals in tapping tasks. The natural developments of such analyses involve the study of the possible alterations of this fractality, under the influence of factors such as aging, fatigue, or various chronic diseases. Such studies, involving inter-group fractal exponents comparisons, suppose these exponents to be reproducible, in identical replications of a given set of experimental conditions. This hypothesis was tested in tapping tasks, through the analysis of the power spectra of the series of produced intervals. The comparison of spectral indexes obtained during two successive sessions for four different tapping frequencies allowed to confirm the reproducibility of the fractal behavior. This reproducibility seemed optimal when tapping was performed at high frequency. Nevertheless, correlational analyses, within each session, revealed the high individual specificity of the evolution of spectral indexes among the different frequency conditions. This result raises a number of questions, relative to the nature and the specificity of the processes involved in timing control in motor behavior.

Keywords: Continuation, Tapping, Spectral indexes, Reproducibility, Frequencies.

Résumé:

Un certain nombre de travaux ont mis en évidence la nature fractale du comportement humain, notamment dans la production d'intervalles temporels dans les tâches de tapping. Les perspectives logiques de développement de ces travaux incluent l'étude de l'altération éventuelle de cette fractalité, sous l'influence de facteurs tels que le vieillissement, la fatigue, ou diverses pathologies chroniques. Ces travaux, reposant sur la comparaison inter-groupes des exposants fractals, supposent cependant que ces exposants soient reproductibles, lors de répliques à l'identique de conditions expérimentales déterminées. Cette hypothèse est testée dans le cadre de tâches de tapping, au travers de l'examen des spectres de puissance des séries d'intervalles produits. La comparaison des indices spectraux obtenus lors de deux sessions successives pour quatre fréquences de tapping différentes nous permet de confirmer la reproductibilité du comportement fractal. Cette reproductibilité semble optimale lorsque le tapping est réalisé à haute fréquence. Des analyses corrélationnelles réalisées à l'intérieur de chaque session révèlent cependant des évolutions très différenciées des indices spectraux dans des conditions de fréquence différentes. Ce résultat soulève un certain nombre de questions, relatives à la nature et la spécificité des processus responsables du contrôle temporel dans la motricité.

Mots clés : Continuation, Tapping, Indices spectraux, Reproductibilité, Fréquences.