



Mémoire de recherche présenté en vue de l'obtention du
Master Sciences et Techniques des Activités Physiques et Sportives (STAPS)
Spécialité Sciences du Mouvement Humain (SMH) - Recherche

Parcours : ABCM

Laboratoire d'accueil EA2991 Euromov: Movement to Health

Evolution des propriétés mono- et multi-fractales de la performance lors de la pratique répétée d'une tâche motrice.

Présenté par

Clément ROUME

**Sous la direction de
Didier Delignières, PR**

Juin 2015

Sommaire :

1.	Introduction :	3
1.1.	Fluctuations fractales et Corrélations à Long Terme	3
1.2.	Des hypothèses sur les origines des CLT	4
1.3.	CLT et apprentissage	5
1.4.	Mono et multifractales	8
1.5.	Hypothèse :	9
2.	Méthode :	10
2.1.	Expérience :	10
2.2.	Dispositif expérimental :	10
2.3.	Réduction et traitement des données	11
2.4.	Analyse multifractale	12
3.	Résultats :	17
3.1.	Taux d'erreur	17
3.2.	Moyenne et variabilité	17
3.3.	Analyses multifractales	19
4.	Discussion :	22
4.1.	Pratique et apprentissage	22
4.2.	De la difficulté à étudier les effets de l'apprentissage	24
5.	Conclusion :	24
6.	Références :	25

1. Introduction :

1.1. *Fluctuations fractales et Corrélations à Long Terme*

Lorsque l'on mesure de manière répétée les performances produites par un système complexe, on observe toujours une certaine variabilité : bien que le système produise une performance stationnaire sur le long terme, elle demeure fluctuante autour de sa valeur moyenne. Un certain nombre de travaux ont montré que ces fluctuations, longtemps considérées comme des perturbations aléatoires que l'on pouvait négliger, possèdent au contraire une structure temporelle typique, notamment caractérisée par un phénomène dit de corrélation à long terme (Gilden, Thornton, & Mallon, 1995; Delignières, Lemoine, & Torre, 2004).

Le concept de corrélation à long terme (CLT) suggère que la valeur actuelle dans une série temporelle n'est pas uniquement liée à la valeur précédente, mais conserve la mémoire statistique d'un grand nombre de valeurs précédentes (on parle aussi de processus à longue mémoire). On retrouve ainsi dans ces séries un phénomène identique à celui caractérisant les objets fractals : quelle que soit l'échelle temporelle suivant laquelle on observe la série (par exemple le jour, l'heure, la minute, ou la seconde), elle possède une structure statistique similaire. Ce type tout à fait particulier de variabilité est dénommé fluctuation fractale.

La plupart des auteurs s'accordent désormais pour considérer ces fluctuations fractales comme la signature de la complexité des systèmes (Goldberger et al., 2002; Van Orden, Holden, & Turvey, 2003). Un système complexe est caractérisé par un riche réseau d'interactions entre les multiples éléments qui le composent. La complexité suppose donc un certain niveau d'organisation dans le système. L'absence d'organisation fait dériver le système vers le désordre : un système peut être infiniment compliqué (i.e., composé d'une infinité d'éléments), mais inefficace par manque d'organisation intrinsèque. Au contraire, un système trop ordonné tend à devenir simple quand bien même il serait constitué d'une multitude d'éléments constitutifs. Les CLT révèlent un équilibre optimal entre ordre et désordre, entre «le cristal et la fumée» pour reprendre les termes d'Atlan (1986).

La présence de CLT dans les séries de performance produites par les systèmes complexes suscite depuis une vingtaine d'années un intérêt grandissant dans le domaine du contrôle moteur. Cette propriété statistique a été mise en évidence dans de nombreuses situations, notamment dans la marche (Hausdorff, Peng, Ladin, Wei, & Goldberger, 1995), la course

(Jordan, Challis, & Newell, 2006), les tâches de tapping (Gilden et al., 1995) ou de coordination bimanuelle (Torre, Delignières, & Lemoine, 2007).

Les CLT sont notamment considérées comme la signature de systèmes adaptatifs, robustes et pérennes, caractéristiques des sujets jeunes et en bonne santé. Goldberger et al. (2002) ont montré que si le rythme cardiaque présente des CLT chez les sujets en bonne santé, certaines pathologies comme l'arythmie révèlent une perte d'organisation du système, et d'autres comme les infarctus du myocarde une simplification révélée par un comportement trop prédictible. Dans le premier cas on observe une dérive vers le désordre, et dans le second vers l'ordre. On a pu aussi montrer que si les fluctuations de la durée du pas lors de la marche présentait des CLT chez des sujets jeunes et en bonne santé, on observait une altération de ces corrélations chez des sujets âgés ou chez des patients atteints de maladies neurodégénératives (Hausdorff et al., 1997). Ces résultats ont été à l'origine de l'hypothèse de la perte de complexité avec l'âge et la maladie, qui motive à l'heure actuelle un certain nombre de travaux dans le domaine de la réhabilitation.

La question des origines de ces CLT reste toujours en débat. D'une manière générale, les auteurs s'accordent cependant à l'heure actuelle pour estimer que les corrélations à long terme sont la signature de la complexité du système qui a produit ces séries temporelles.

1.2. Des hypothèses sur les origines des CLT

Trois hypothèses majeures à propos de l'origine des CLT sont actuellement en débat. Van Orden et al. (2003) ont avancé l'idée selon laquelle les CLT constituaient le produit naturel de systèmes en état critique. Les auteurs, cherchant une explication nomothétique à l'ubiquité des CLT, avancent l'idée que les systèmes loin de l'équilibre, aux frontières des transitions de phase, présentent des états métastables générant des fluctuations fractales (Bak & Chen, 1991).

Ihlen & Vereijken (2010) ont défendu une hypothèse alternative voyant l'origine des CLT dans une dynamique de cascade multiplicative. Le modèle des états critiques auto-organisés repose sur l'accumulation d'interactions locales au sein du système. La dynamique de cascade suggère des interactions plus complexes, multi-échelles entre les différents composants du système. A noter que cette hypothèse suppose que les fluctuations générées par les systèmes présentent des propriétés multifractales, alors que

l'hypothèse des états critiques auto-organisés ne prédit l'émergence que de fluctuations monofractales.

Delignières & Marmelat (2013) ont avancé une troisième hypothèse suggérant que les propriétés de dégénérescence des systèmes complexes pourraient expliquer la présence des CLT dans leur comportement. Le concept de dégénérescence a été essentiellement développé dans le domaine de la biologie théorique (Edelman & Gally, 2001) et plus particulièrement dans la théorie de l'évolution (Whitacre, 2010). La dégénérescence est caractérisée par un chevauchement partiel dans les fonctions des multiples composants du système. Dans les systèmes dégénérescents, des composants structurellement différents peuvent à la fois exécuter les mêmes fonctions sous certaines conditions, et assumer des rôles distincts dans d'autres conditions. Whitacre et Bender (2010) ont examiné les relations entre complexité, robustesse et adaptabilité dans les systèmes complexes adaptatifs. Ils montrent que ces propriétés a priori antinomiques, bien qu'essentielles à la pérennité des espèces, peuvent coexister sous condition que les systèmes présentent des propriétés de dégénérescence. Delignières & Marmelat (2013) ont par ailleurs montré qu'un modèle dégénérescent produisait des fluctuations fractales.

1.3. CLT et apprentissage

Plusieurs modèles expérimentaux ont été exploités pour révéler les propriétés des CLT dans les systèmes biologiques. Nous avons déjà évoqué les travaux mettant en évidence une altération des CLT avec l'âge et la maladie (Goldberger et al., 2002; Hausdorff et al., 1997). A été également avancée l'hypothèse selon laquelle des consignes induisant un contrôle accru du comportement devraient entraîner une réduction des CLT. Cette prédiction a été démontrée par Correll (2008) et par Sallagoity, Delignières, & Mottet (2005). A contrario, un accroissement des degrés de liberté dans la tâche est supposé accroître les CLT. Cet effet a été obtenu en comparant les séries obtenues dans des tâches de tapping, en synchronisation ou en syncopation avec un métronome (Chen, Ding, & Kelso, 1997).

Un domaine encore peu exploité est celui de la pratique et de l'apprentissage. Il est communément admis que la pratique et que l'apprentissage, dans une tâche motrice, améliorent la stabilité de la performance mais aussi l'adaptabilité du comportement. Ces deux propriétés ont par ailleurs été décrites comme caractérisant les systèmes générant

des CLT. On peut logiquement faire l'hypothèse selon laquelle la pratique et l'apprentissage pourraient être caractérisés par l'installation progressive des CLT dans les séries de performances produites.

Nourrit-Lucas, Tossa, Zélic, & Delignières (2015) ont testé cette hypothèse dans une comparaison experts-novices sur un simulateur de ski. Les auteurs ont analysé des séries de périodes d'oscillation lors d'essais prolongés sur un simulateur de ski dans un groupe de novices ($N = 5$) et un groupe d'experts ($N = 4$). Les résultats ont montré que les experts exécutaient la tâche avec une variabilité bien plus faible que les novices (Experts : $0,03 \text{ s} \pm 0,01$; Novices : $0,23 \text{ s} \pm 0,11$). Les analyses corrélationnelles ont par ailleurs montré la présence de CLT dans les séries produites par les experts, alors que les séries produites par les débutants étaient proches du bruit blanc. La performance des experts semble donc être caractérisée par une dynamique plus complexe et donc plus ordonnée que celle des novices. Ceci suggère donc que l'apprentissage résulterait en un accroissement de la complexité du système. Den Hartigh, Cox, Gernigon, Van Yperen, & Van Geert (2015) ont mis en évidence des résultats similaires en comparant des rameurs experts et des rameurs moins expérimentés.

Nourrit-Lucas et al. (2015) analysent leurs résultats dans le cadre de l'hypothèse d'un accroissement de la dégénérescence du système. Les auteurs considèrent que les résultats de leur expérience suggèrent que l'apprentissage peut être compris comme l'installation progressive de dégénérescence dans le système. Il ne s'agit pas de la sélection de la réponse la plus appropriée, mais de la coordination d'un réseau complexe composé de multiples alternatives et de voies se chevauchant pour produire une réponse donnée. L'apprentissage peut être considéré comme un accroissement de la complexité des réseaux neuronaux qui sous-tendent la performance, et comme un recoupement plus efficace des voies alternatives du système. Ceci explique la présence plus marquée de corrélations à long terme dans les séries produites par les experts. L'enrichissement des réseaux neuronaux peut expliquer les propriétés de robustesse des habiletés motrices, mais aussi les propriétés de généralisation et de transfert, qui sont considérées comme essentielles pour un apprentissage complet (Schmidt & Lee, 2011).

Ces expérimentations sont cependant basées sur des comparaisons experts-novices et ne permettent pas de décrire l'installation progressive des CLT avec la pratique. Wijnants, Bosman, Hasselman, Cox, & Van Orden (2009) ont tenté d'analyser ce problème dans

une tâche de pointage réciproque. Les participants devaient réaliser des blocs de 1100 pointages successifs, sur deux cibles de 0.4 cm de large et espacées de 24 cm (résultant en un index de difficulté de 6,9). Les participants réalisaient 5 blocs, entrecoupés de 3 minutes de pause. Les résultats montrent une diminution globale du temps de mouvement (significatif entre les blocs 3,4 et 5), et les analyses fractales indiquent un accroissement des CLT avec la pratique.

Même si ce résultat est intéressant et va dans le sens de celui de l'expérimentation de Nourrit-Lucas et al. (2015), il demeure cependant sujet à caution. Les auteurs, malgré la consigne donnée aux participants d'être à la fois rapide et précis n'imposaient pas de contrainte explicite de précision. Ils reportent ainsi un taux moyen d'erreur de plus de 86%, ce qui se situe loin des standards requis dans ces tâches d'échange vitesse-précision. Même si les auteurs montrent que la pratique n'a pas d'effet sur le taux d'erreur, son évolution au cours des blocs reste étonnante : 84.63%, 85.6%, 84.77%, 86.07%, 87.87%, respectivement, pour les 5 blocs. On ne peut même pas supposer que la pratique ait entraîné une tendance à réaliser la tâche avec plus de précision. Il semble en fait que les participants aient été confrontés à une tâche très difficile (notamment avec des cibles de 0.4 cm) mais ne se soient jamais considérés contraints à en satisfaire les exigences. Les résultats de Fitts (1954) étayaient cette supposition. En effet, pour un *ID* de 7 (similaire à celui utilisé par Wijnants et al. (2009), égal à 6.9) le temps moteur moyen (*TM*) était de 0.756 s avec un taux d'erreur moyen de 3,87% tandis que les résultats de Wijnants et al. (2009) donnent un *TM* moyen de 0.590 s. Le temps nécessaire pour réaliser un mouvement étant traditionnellement considéré comme une fonction de l'amplitude du mouvement et de la précision requise, de tels résultats nous laissent penser que les sujets de Wijnants et al. (2009) ont plutôt réalisé une tâche d'oscillation de l'effecteur, respectant une amplitude d'environ 24 cm, mais sans contrainte effective de précision.

Si les CLT semblent présenter un caractère d'ubiquité dans le comportement des systèmes complexes, certaines dimensions des situations peuvent en contrarier l'émergence. Kello, Anderson, Holden, & Van Orden (2008) estiment ainsi que les CLT constituent la signature naturelle des fluctuations intrinsèques d'un système complexe, à partir du moment où ces fluctuations s'expriment sans contraintes excessives. Ainsi dans le cadre de la tâche de Fitts, Sallagoity et al. (2005) ont montré, en contrôlant étroitement le taux d'erreur, que l'accroissement des contraintes de précision faisait disparaître les CLT,

du moins pour les variables d'erreur et d'amplitude. Dans le même ordre d'idées, Correll (2008) a montré que lorsque des participants sont amenés à investir de l'effort pour restreindre la gamme de leurs réponses, les CLT sont atténuées dans la fluctuation des réponses. En d'autres termes, un accroissement du contrôle requis pour maîtriser la tâche tend à réduire l'expression des fluctuations intrinsèques et à atténuer les CLT. À l'inverse, la levée des contraintes extrinsèques accroît logiquement les CLT. On voit que l'absence de contrôle de la précision dans l'expérience de Wijnants et al. (2009) interdit de conclure définitivement sur les effets de la pratique.

L'objectif de ce travail était donc d'analyser l'évolution avec la pratique des corrélations sérielles, dans les séries de performance produites dans une tâche de pointage réciproque, en contrôlant étroitement la marge d'erreur permise.

1.4. *Mono et multifractales*

Le plus souvent les corrélations à long-terme ont été analysées au travers du formalisme monofractal. Une série monofractale est caractérisée par une invariance d'échelle typique, qui exprime que sa variabilité (mesurée par l'écart-type) croît comme une fonction puissance de la grandeur de l'intervalle sur laquelle elle est calculée :

$$\sigma(x) \propto n^\alpha \quad (1)$$

où n représente la longueur de l'intervalle sur lequel l'écart-type $\sigma(x)$ est calculé, et α est l'exposant fractal. De nombreuses méthodes ont été proposées pour estimer l'exposant. La plus utilisée est la *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA, Peng et al., 1993), qui exploite explicitement la relation d'invariance d'échelle de l'équation 1.

Le formalisme monofractal suppose que les séries temporelles analysées présentent une structure de corrélation dont il est possible de rendre compte par un exposant unique (Eke et al., 2000; Delignières et al., 2006). Un exposant égal à 0.5 caractérise des séries non corrélées (bruit blanc), et un exposant compris entre 0.75 et 1.25 permet de caractériser la présence de CLT.

Différents travaux ont montré cependant que le formalisme monofractal n'était pas en mesure de rendre entièrement compte de la complexité des fluctuations observées dans les séries expérimentales. Un processus monofractal suppose une structure corrélationnelle homogène au cours du temps, c'est-à-dire que la force des corrélations

entre valeurs successives demeure invariante. Un certain nombre d'études suggèrent que cette structure n'est pas toujours homogène mais est susceptible d'évoluer au cours du temps (*e.g.*, Ihlen & Vereijken, 2010; Scafetta, Griffin, & West, 2003; Ivanov et al., 1999): les séries alternent ainsi entre des phases de fortes corrélations et des phases plus faiblement corrélées. Il est possible de rendre compte de ce phénomène au moyen du formalisme *multifractal*, introduit par Mandelbrot (1974) dans l'étude des turbulences. Dans une série multifractale, les fluctuations ne sont pas entièrement caractérisées par un exposant fractal unique. L'exposant d'échelle est une propriété locale, évoluant d'observations en observations : la série est donc caractérisée par une distribution d'exposants, elle-même caractérisée par sa tendance centrale et son étendue.

Comme indiqué précédemment, la présence de fluctuations multifractales est considérée par Ihlen & Vereijken (2010) comme la signature typique de la dynamique de cascade. Delignières & Marmelat (2013) suggèrent cependant qu'elles pourraient également émerger de la dégénérescence des systèmes. Quoiqu'il en soit, il semble nécessaire d'affiner l'analyse des séries en prenant en compte leur possible caractère multifractal, le formalisme monofractal se révélant le plus souvent trop limité pour rendre compte de la complexité des fluctuations (Ihlen & Vereijken, 2010).

1.5. Hypothèse :

Sur la base des analyses précédentes, nous faisons l'hypothèse que ni l'exposant α ni la largeur du spectre multifractal n'évolueront durant la pratique. Nous nous trouvons en effet dans une tâche où le conflit vitesse-précision doit rester essentiel, et nous allons imposer un contrôle strict de l'erreur : nous pouvons donc supposer que la complexité du système sera contrainte à une valeur stable de α . De plus, le mouvement demandé attendu étant purement oscillatoire, nous pouvons supposer que la dynamique des coordinations multi-échelles restera stable et ainsi, la largeur du spectre multifractal devrait rester constante.

2. Méthode :

2.1. Expérience :

Participants : 14 participants (8 hommes et 6 femmes, âge moyen : 22 ans +/- 3,2 ans) ont été impliqués dans l'expérience. Tous les participants étaient droitiers et avaient une vision normale ou corrigée normale. A notre connaissance, aucun ne présentait de déficience motrice.

2.2. Dispositif expérimental :

Nous avons utilisé une tâche de pointage dans laquelle les participants devaient pointer alternativement deux cibles avec leur main dominante (main droite).

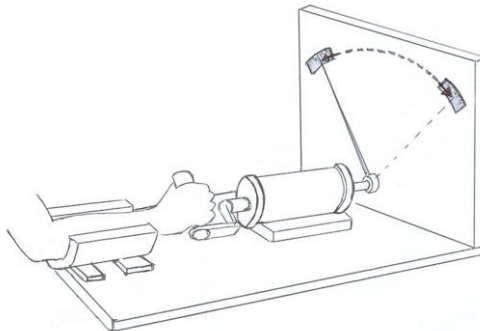


Figure 1 : Illustration représentant le dispositif expérimental

Les participants tenaient une poignée reliée à une barre horizontale, celle-ci permettait d'effectuer une rotation selon l'axe longitudinal de la barre. Une aiguille en métal de 20 cm était placée à l'extrémité distale de la barre, parallèle à l'axe longitudinal de la poignée. Un panneau blanc (30 x 30 cm) était fixé verticalement derrière l'extrémité de la barre. Deux cibles étaient symétriquement placées sur le panneau avec une distance angulaire de 60° entre leurs centres (Figure 1).

Selon les instructions données aux participants, ceux-ci devaient pointer alternativement les deux cibles, le plus rapidement et précisément possible. Pendant chaque bloc, ils devaient effectuer 1200 pointages, 600 sur chaque cible. Nous leur avons demandé d'assurer constamment une balance entre vitesse et précision afin de rester sous un taux d'erreur fixé à 6%, de plus nous leur avons donné comme consigne de conserver une vitesse constante durant l'exécution des pointages. Conformément au protocole proposé par Wijnants et al. (2009), les participants devaient effectuer 5 blocs successifs.

Nous n'avons utilisé qu'une seule condition concernant la taille des cibles, à savoir 15°. Cette taille a été choisie pour correspondre à un Indice de Difficulté (ID) égal à 3, en accord avec la formule proposée par Fitts (1954) :

$$ID = \log_2(2D/W) \quad (2)$$

où D est la distance entre les cibles et W leur largeur. Cette difficulté a été choisie suite à une phase de pré-expérimentation, de manière à permettre aux sujets de réaliser les blocs de 1200 pointages sans dérive du taux d'erreur.

Les participants devaient maintenir un taux d'erreur (pointage en dehors de la cible) inférieur à 6%. Le pourcentage d'erreur était calculé en temps réel pendant l'exécution des blocs, permettant ainsi d'intervenir en cours d'essai auprès des participants. Les blocs étaient effectués à nouveau si le pourcentage d'erreur final était supérieur à 6%.

Les participants devaient d'abord effectuer 1 bloc de familiarisation (1200 pointages). Les blocs expérimentaux ont été effectués en moyenne en 3 min 9 s +/- 28 s.

Un potentiomètre logé dans la barre horizontale permettait d'enregistrer à travers une carte d'acquisition National Instrument NI USB-6009 les angles (en Volt) avec une fréquence de 200 Hz. Le programme d'interfaçage, créé sous LabVIEW, permettait d'effectuer une calibration à chaque bloc, d'arrêter l'acquisition à 1200 pointages et de donner le taux d'erreur en temps réel. Ce programme crée, à l'issue de l'acquisition, une feuille de calcul contenant les angles en degrés et les temps associés en secondes.

2.3. Réduction et traitement des données

Les signaux ainsi récupérés ont été filtrés avec une moyenne mobile sur 7 valeurs. Cette étape préliminaire permet de lisser le signal (pseudo-sinusoïdal) afin d'avoir des valeurs pics uniques. Puis nous avons appliqué un algorithme permettant de récupérer les occurrences temporelles et spatiales des maximums et minimums (points de changements de directions).

A partir de ces séries lissées, nous avons calculé des séries discrètes de temps moteur, d'amplitude et d'erreur. Afin de préserver l'homogénéité des séries, nous avons séparé et analysé séparément les séries produites en pronation et en supination. Le temps moteur était défini comme le temps séparant un point de revirement au point de revirement suivant (c'est-à-dire le temps mis pour aller d'une cible à l'autre). L'amplitude était

définie comme la distance (en degrés), entre la position d'un point de revirement et la position du point de revirement suivant. L'erreur était définie comme la distance (en degrés) entre le point de revirement du pointage et le centre de la cible. Une erreur positive correspondait à des pointages au-delà du centre de la cible (*overshoot*), et une erreur négative à un pointage en-deçà du centre de la cible (*undershoot*). L'ensemble de ces séries ont été réduites à 512 points pour analyse.

Enfin, nous avons redressé les séries avant analyse avec un polynôme d'ordre 3, certaines séries présentant des non-stationnarités marquées. Les analyses fractales nécessitant des séries stationnaires, la soustraction du polynôme nous a donc permis de satisfaire à cette exigence de stationnarité.

2.4. Analyse multifractale

Dans un premier temps nous avons calculé les moyennes et écart-type de l'ensemble des séries collectées. Afin de valider les effets de la pratique sur la performance, nous avons analysé l'évolution du temps moteur, de la variabilité du temps moteur, et de l'erreur variable (variabilité de l'erreur). Ces trois variables témoignent de l'efficacité du système et de la constance du comportement. L'amplitude étant sévèrement contrainte par les caractéristiques de la tâche, on ne s'attend pas par contre à observer d'évolution significative à son niveau.

Nous avons ensuite analysé les propriétés corrélacionnelles des séries de temps moteur, d'amplitude et d'erreur au moyen de l'Analyse Multifractale des Fluctuations Redressées (*Multifractal Detrended Fluctuation Analysis*, MF-DFA Kantelhardt et al., 2002). Cette méthode est l'adaptation multifractale de la *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA, Peng et al., 1993). Cette méthode analyse les propriétés de diffusion des séries selon les principes de la DFA, et permet une estimation indirecte du spectre multifractal. Il a été montré que la MF-DFA produisait des résultats aussi fiables que les méthodes directes (Oświecimka, Kwapien, & Drozd, 2006; Schumann & Kantelhardt, 2011).

La MF-DFA est basée sur l'analyse des relations entre la magnitude moyenne des fluctuations dans la série et la longueur des intervalles à travers lesquels ces fluctuations sont mesurées. Dans une première étape, la série originale $x(i)$ est centrée et intégrée, chaque donnée étant remplacée par la somme cumulée des écarts à la moyenne.

$$X(k) = \sum_{i=1}^k \left[x(i) - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(i) \right] \quad (3)$$

Cette série intégrée est ensuite divisée en N_n intervalles contigus de longueur n . Dans chaque segment $s = 1, \dots, N_n$ la tendance locale est estimée et soustraite de $X(k)$.

La variance redressée est alors calculée sur chaque segment :

$$F^2(n, s) = \frac{1}{n} \sum_{k=(s-1)n+1}^{sn} [X(k) - X_{n,s}(k)]^2 \quad (4)$$

L'échantillon des variances obtenu pour une longueur n est alors utilisé pour calculer un ensemble de moments statistiques d'ordre q , selon l'équation suivante :

$$F_q(n) = \left\{ \frac{1}{N_n} \sum_{s=1}^{N_n} [F^2(n, s)]^{q/2} \right\}^{1/q} \quad (5)$$

où q peut prendre n'importe quelle valeur réelle excepté 0. Nous avons utilisé dans le traitement de nos données des valeurs de q variant de -15 à +15, par pas de 1. Une analyse des équations indique que pour $q = 2$, $F_2(n)$ correspond à l'écart-type redressé, la statistique classiquement exploitée dans la DFA (Peng et al., 1993).

Le calcul de ces moments statistiques est répété pour toutes les valeurs de n comprises entre 10 et $N/2 = 256$. Si des corrélations à long terme sont présentes, $F_q(n)$ augmente avec n selon une loi puissance :

$$F_q(n) \propto n^{h(q)} \quad (6)$$

$h(q)$ est appelé exposant de Hurst généralisé, et est calculé comme la pente de la régression linéaire de $\log(F_q(n))$ en fonction de $\log(n)$ (Figure 2). $h(2)$ correspond à l'exposant α produit par la DFA. Pour les valeurs positives de q les exposants de Hurst généralisés $h(q)$ permettent de rendre compte de la structure des fluctuations de grande amplitude, et inversement pour les valeurs négatives de q , $h(q)$ rend compte de la structure des fluctuations de faible amplitude.

Pour des séries temporelles monofractales $h(q)$ est invariant et indépendant de q , tandis que pour les séries multifractales $h(q)$ est une fonction décroissante de q , indiquant des invariances d'échelles différentes sur les segments de faible et forte amplitude (Figure 2).

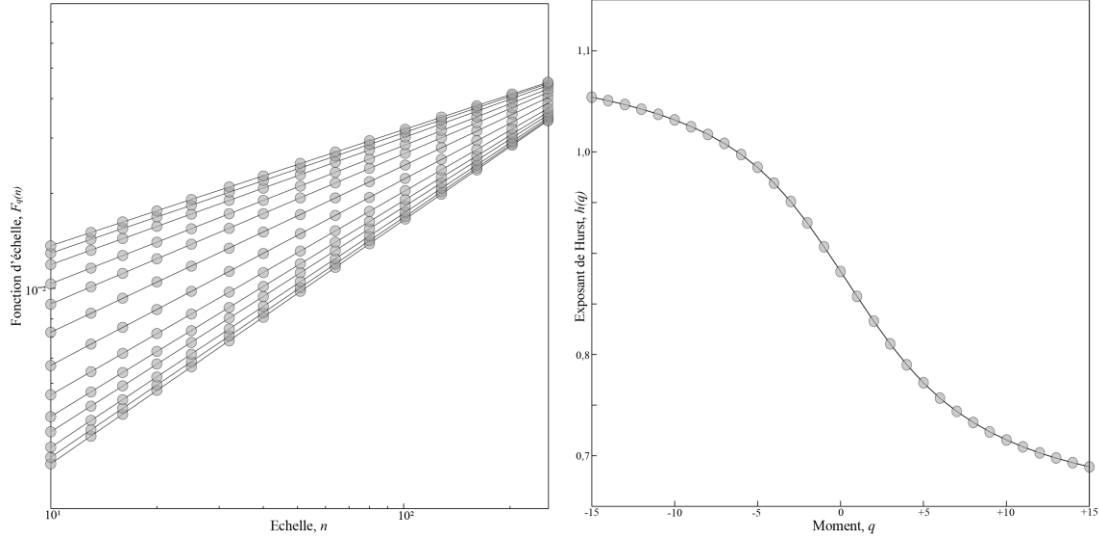


Figure 2 : à gauche, graphe de diffusion multifractal en coordonnées log-log, obtenu grâce à l'équation 5. Il représente les régressions linéaires des moments statistiques redressés $F_q(n)$ en fonction de l'échelle n ($10 < n < 256$). Chaque droite correspond à une régression indépendante pour des ordres $q = [-15; -12; -9; -6; -4; -2; 0; 2; 4; 6; 9; 12; 15]$; à droite, représentation des exposants de Hurst généralisés $h(q)$ en fonction de q ($-15 < q < +15$). Chaque $h(q)$ correspond à la pente des régressions linéaires des moments statistiques redressés $F_q(n)$.

On peut passer des exposants de Hurst généralisés au formalisme multifractal classique par de simples transformations linéaires. Les exposants de Hurst généralisés $h(q)$ sont convertis en exposants de Renyi $\tau(q)$ par la formule suivante :

$$\tau(q) = qh(q) - 1 \quad (7)$$

$\tau(q)$ est une fonction linéaire de q pour une série monofractale et non-linéaire pour une série multifractale (Figure 3). On calcule ensuite les exposants $\alpha(q)$ de Lipschitz-Hölder :

$$\alpha(q) = \frac{d\tau(q)}{dq} \quad (8)$$

On calcule ensuite les dimensions de singularité $f(\alpha)$ par une transformation de Legendre :

$$f(\alpha) = q\alpha - \tau(q) \quad (9)$$

Le spectre multifractal est la représentation de $f(\alpha)$ en fonction de $\alpha(q)$. Dans le cas d'une série multifractale, le spectre présente une forme en U inversé (Figure 3). Il présente une forme convexe dont la tendance centrale est étroitement liée à l'exposant monofractal. La largeur du spectre, calculée par la différence $\alpha(q_{max}) - \alpha(q_{min})$ rend compte du degré de multifractalité dans la série.

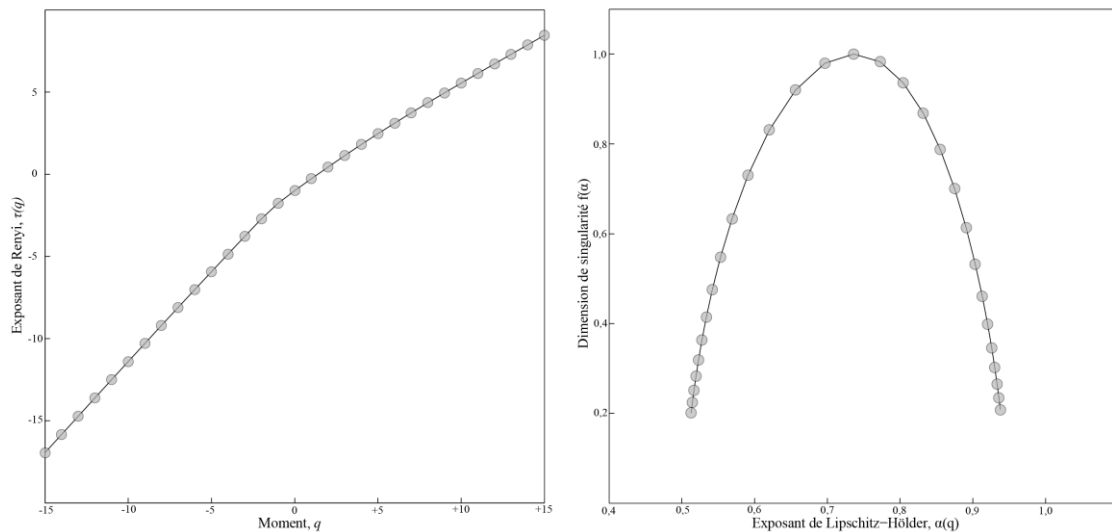


Figure 3 : à gauche, distribution des exposants de Renyi $\tau(q)$ en fonction de q ($-15 < q < +15$). Les exposants de Renyi résultent d'une transformation linéaire (équation 7) des exposants de Hurst généralisé $h(q)$; à droite, le spectre multifractal, représentant les dimensions de singularité $f(\alpha)$ (équation 9) en fonction des exposants $\alpha(q)$ de Lipschitz-Hölder (équation 8). La tendance centrale du spectre de singularité est fortement liée à l'exposant monofractal α . La largeur du spectre ($\alpha(q_{max}) - \alpha(q_{min})$) rend compte quant à elle du degré de multifractalité dans la série.

Fréquemment le calcul du spectre multifractal à partir de séries expérimentales ne débouche pas sur des spectres convexes mais sur des spectres dits inversés, présentant une forme en zigzag plutôt que la forme parabolique attendue (Figure 4). Les origines de ce biais ne sont pas encore clairement définies, mais semblent reposer sur une inhomogénéité des propriétés de diffusion des différents moments statistiques calculés par la MF-DFA (Makowiec, Dudkowska, Gałaska, & Rynkiewicz, 2009; Makowiec, Rynkiewicz, Gałaska, Wdowczyk-Szulc, & Żarczyńska-Buchowiecka, 2011). Mukli, Nagy, & Eke (2015) ont récemment proposé une méthode permettant d'éviter ce biais. La méthode classique précédemment décrite évalue les exposants $h(q)$ de manière indépendante pour

chaque valeur de q . Théoriquement, les fonctions d'échelles calculées pour chaque moment d'ordre q devraient converger vers une limite commune pour l'échelle la plus élevée ($n = N$). En effet si l'on substitue à n dans l'équation 10 la longueur totale de la série (N), on obtient :

$$F_q(N) = \left\{ \frac{1}{N_N} \sum_{s=1}^{N_N} [F^2(N, s)]^{q/2} \right\}^{1/q} = \{F^2(N, s)^{q/2}\}^{1/q} = F(N, s) \quad (10)$$

$F(N, s)$ peut être considéré comme le focus théorique des fonctions d'échelles calculées pour chaque valeur de q , et Mukli et al. (2015) ont proposé d'utiliser ce focus comme une référence commune pour l'évaluation des exposants $h(q)$. Au lieu d'opérer des régressions indépendantes pour chaque valeur de q , les auteurs proposent de réaliser une régression globale, incluant ce focus théorique commun (Figure 4). Mukli et al. (2015) montrent que cette méthode permet d'éviter l'apparition des spectres inversés, y compris avec des séries empiriques. L'ensemble des analyses multifractales menées dans le cadre de ce travail a été réalisé sous MATLAB, sur la base du code utilisé par les auteurs, mis gracieusement à disposition par Andras Eke.

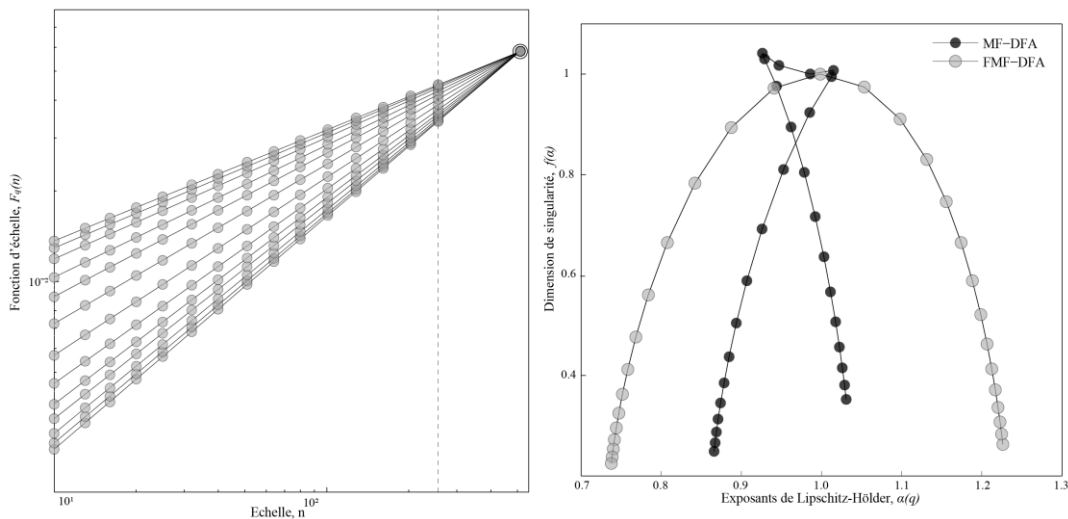


Figure 4 : à gauche, graphe de diffusion multifractal en coordonnées log-log, obtenu grâce à l'équation 5, et corrigé grâce à la méthode du focus théorique : le point de focus $F(N, s)$ est d'abord calculé avec l'équation 10, puis le graphe de diffusion est ensuite corrigé en appliquant une régression globale incluant ce focus; à droite, deux spectres de singularité. En noir, spectre multifractal calculé avec la méthode des régressions indépendantes, ce spectre présente une forme inversée qui empêche toute exploitation de la largeur du spectre multifractal. En gris, spectre multifractal corrigé grâce à la méthode de la régression globale basée sur le focus.

L'évolution des différentes variables (moyenne, écart-type, $h(2)$, et $\alpha(q_{max}) - \alpha(q_{min})$) a été investiguée par une analyse de variance à 5 niveaux de mesure répétée. Afin de tenir compte de plausibles violations de l'hypothèse de sphéricité, la correction de Hyun-Feldt a été prise en compte pour le calcul de la probabilité. En cas d'effet significatif, les différences ont été localisées au moyen du test post-hoc HSD de Tuckey.

3. Résultats :

3.1. Taux d'erreur

Les taux moyens d'erreur par bloc sont reportés dans le tableau 1. Notons qu'au moins la moitié des participants ont dû recommencer un bloc de pointage au moins une fois. On voit que dans l'ensemble des blocs inclus dans l'analyse, le taux moyen d'erreur était inférieur au critère de 6%.

Tableau 1 : Evolution du taux d'erreur

	Bloc 1	Bloc 2	Bloc 3	Bloc 4	Bloc 5
Moyenne (°)	5,1	4,8	4,5	4,1	4,2
Ecart Type	1,2	1,1	1,1	1,3	1,3

3.2. Moyenne et variabilité

L'analyse de variance révèle un effet significatif de la pratique sur le temps moteur (TM) moyen (supination : $F(4,52) = 6.76$, $p = .004$, $\eta^2_p = 0.34$; pronation : $F(4,52) = 7.04$, $p = .005$, $\eta^2_p = 0.35$). Dans les deux cas le TM moyen est plus faible dans le bloc 5 que dans les blocs 1, 2 et 3 (Figure 5).

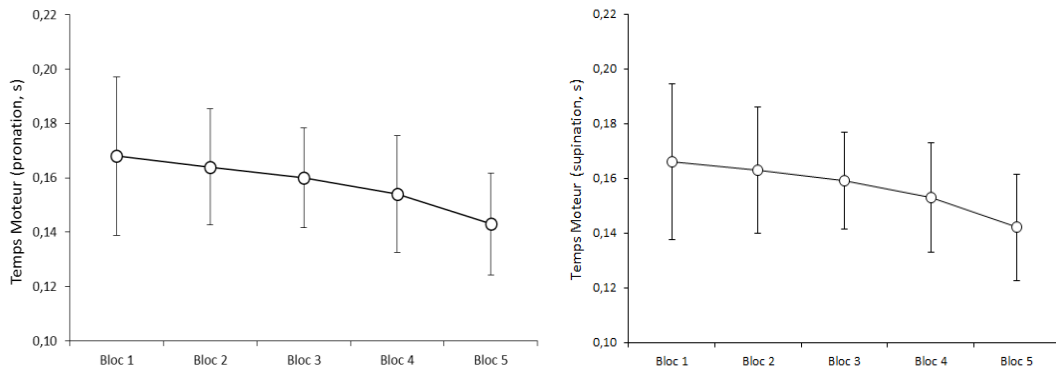


Figure 5 : Effet de la pratique sur le temps moteur moyen. A gauche, en pronation, à droite, en supination.

On obtient également un effet de la pratique sur la variabilité du *TM* (supination : $F(4,52) = 3.21, p = .032, \eta^2_p = 0.20$; pronation : $F(4,52) = 3.14, p = .041, \eta^2_p = 0.19$). Dans les deux cas la variabilité au bloc 5 est significativement plus faible que la variabilité au bloc 1 (Figure 6).

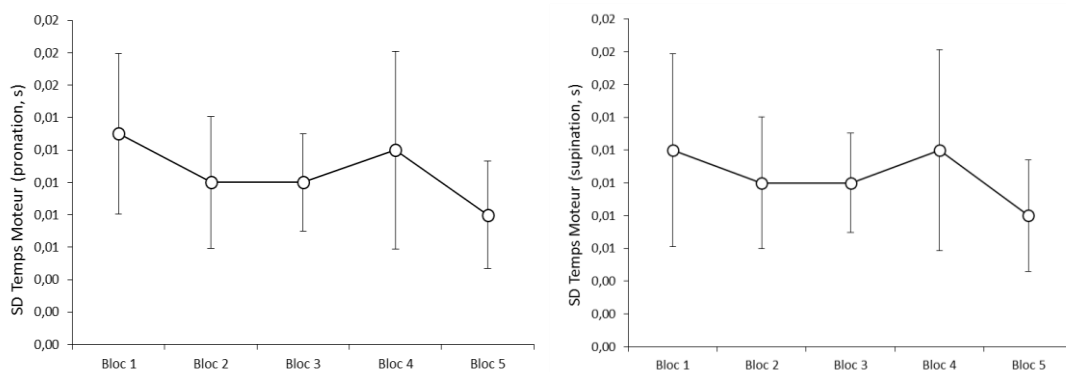


Figure 6 : Effet de la pratique sur la variabilité du temps moteur (écart-type). A gauche, en pronation, à droite, en supination.

On obtient un effet significatif de la pratique sur l'erreur variable (supination : $F(4,52) = 3.01, p = .041, \eta^2_p = 0.19$; pronation : $F(4,52) = 3.56, p = .015, \eta^2_p = 0.22$). En supination, l'erreur variable est plus faible lors du bloc 4 que dans le bloc 1. En pronation l'erreur variable est plus faible dans le bloc 5 que dans les blocs 1 et 2 (Figure 7).

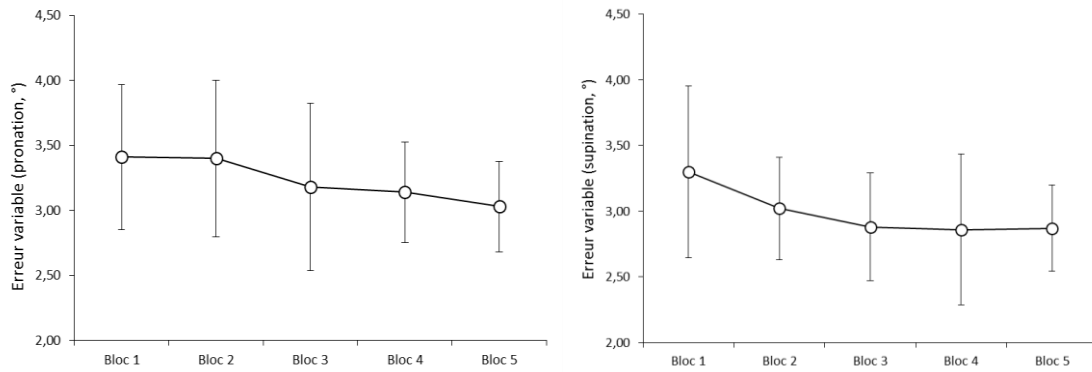


Figure 7 : Effet de la pratique sur l'erreur variable. A gauche, en pronation, à droite, en supination.

3.3. Analyses multifractales

L'application de la MF-DFA aux séries de temps moteur révèle dans tous les blocs de pratique des exposants $h(2)$ moyens situés autour de 0.70, suggérant la présence de CLT dans ces séries. L'analyse de variance ne révèle cependant aucun effet de la pratique sur l'exposant $h(2)$ (supination : $F(4,52) = 1,63$ $p = .18$; pronation : $F(4,52) = 2.25$, $p = .076$, Figure 8). Nous ne confirmons donc pas le résultat principal de Wijnants et al. (2009).

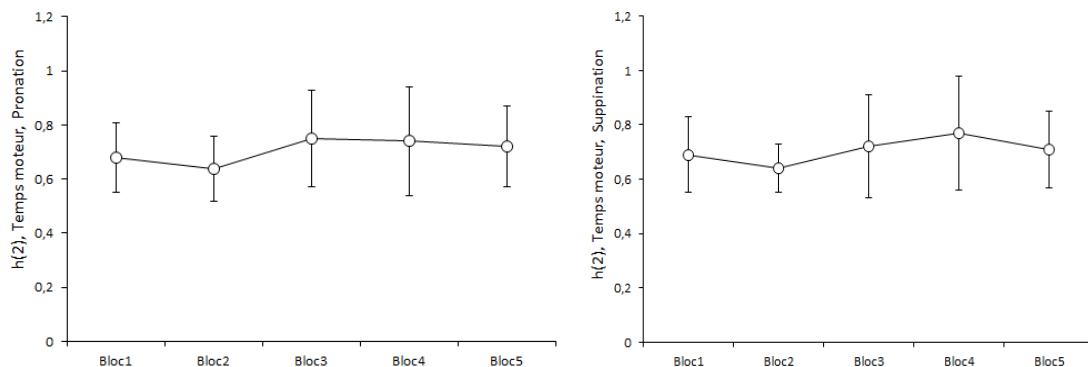


Figure 8 : Evolution de l'exposant $h(2)$ pour les séries de temps moteur. A gauche : en pronation, à droite, en supination.

Pour les séries d'amplitude, on obtient pour tous les blocs des exposants $h(2)$ moyens de l'ordre de 0.8, suggérant également la présence de CLT. On n'obtient à nouveau aucun effet de la pratique sur la valeur de l'exposant (supination : $F(4,52) = 1.25$, $p = .30$; pronation : $F(4,52) = 1.11$, $p = .36$, Figure 9).

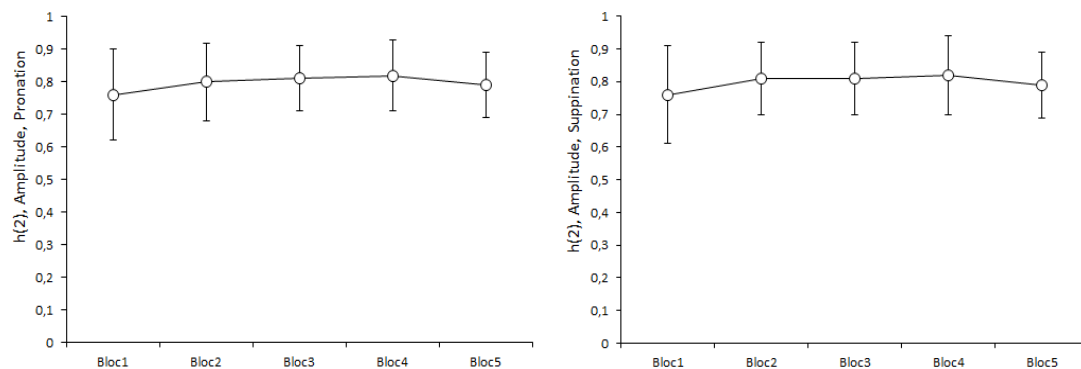


Figure 9 : Evolution de l'exposant $h(2)$ pour les séries d'amplitude. A gauche : en pronation, à droite, en supination.

Enfin, on obtient des exposants proches de 0.8 pour l'ensemble des séries d'erreur. Dans ce cas également aucun effet de la pratique n'est observé (supination : $F(4,52) = 0.98$, $p = 0.43$; pronation : $F(4,52) = 0.85$, $p = .50$, Figure 10).

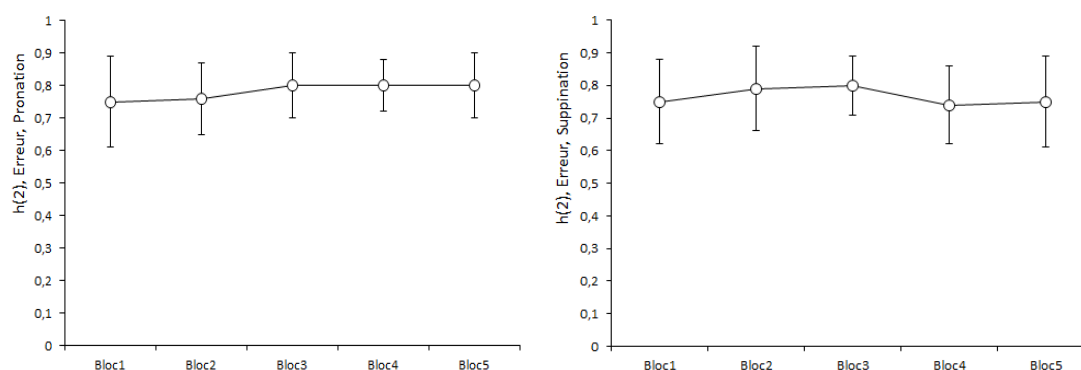


Figure 10 : Evolution de l'exposant $h(2)$ pour les séries d'erreur. A gauche : en pronation, à droite, en supination.

On s'est ensuite intéressé à l'effet de la pratique sur la largeur du spectre multifractal. Concernant les séries de temps moteurs, la MF-DFA met en évidence des largeurs de spectre oscillant entre 0.5 et 0.6, attestant du caractère multifractal des fluctuations. L'analyse de variance ne révèle aucun effet de la pratique sur la largeur des spectres (supination : $F(4,52) = 1.44$, $p = .24$; pronation : $F(4,52) = 1.27$, $p = .30$, Figure 11).

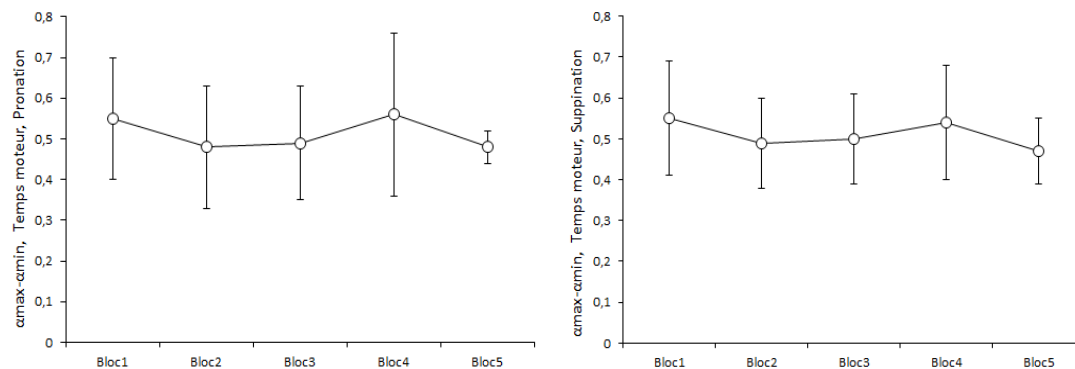


Figure 11 : Largeur du spectre multifractal des séries de temps moteur. A gauche : en pronation, à droite, en supination.

En ce qui concerne les séries d'amplitude, la largeur des spectres est d'environ 0.5. Aucun effet de la pratique n'est observé (supination : $F(4,52) = 0,57, p = .68$; pronation : $F(4,52) = 0.67, p = .61$, Figure 12).

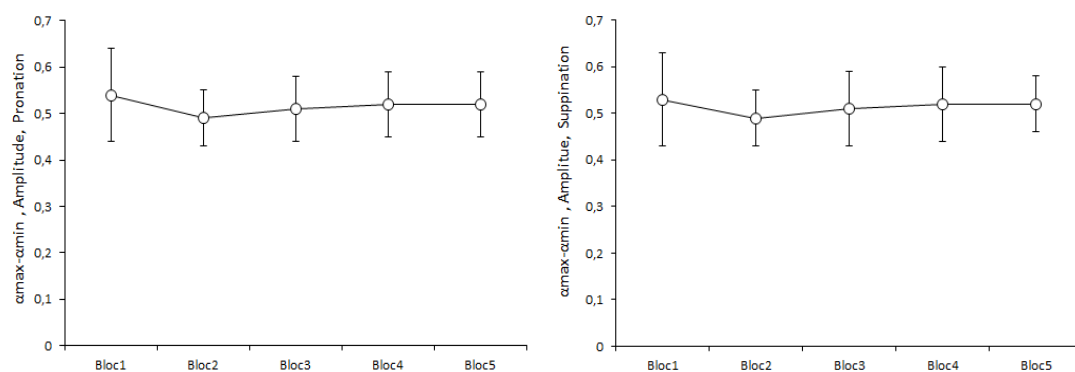


Figure 12 : Largeur du spectre multifractal des séries d'amplitude. A gauche : en pronation, à droite, en supination.

Enfin pour les séries d'erreur on obtient également des largeurs autour de 0.5. Dans ce cas également on n'observe aucun effet de la pratique sur la largeur des spectres multifractals (supination : $F(4,52) = 1.08, p = .38$; pronation : $F(4,52) = 1.01, p = .41$, Figure 13)

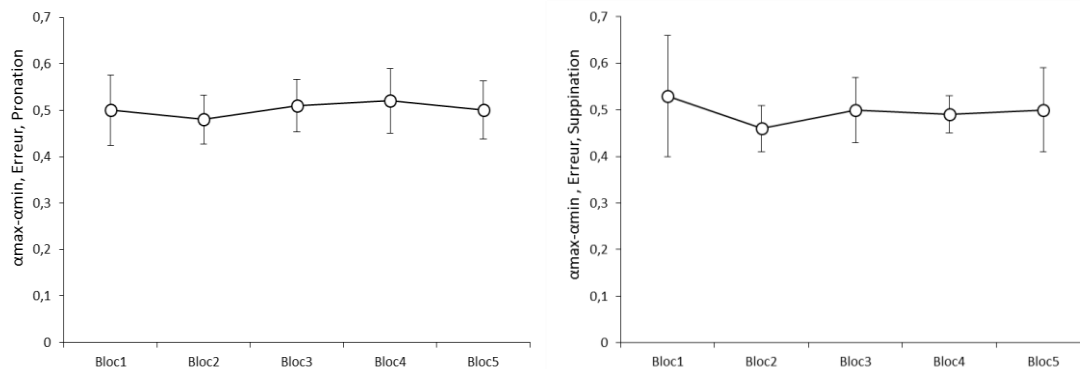


Figure 13 : Largeur du spectre multifractal des séries d'erreur. A gauche : en pronation, à droite, en supination.

4. Discussion :

L'objectif de ce travail était de montrer que le résultat de Wijnants et al. (2009), mettant en évidence un accroissement des CLT avec la pratique dans une tâche de pointage réciproque, était lié à l'absence de contrôle expérimental de la balance vitesse-précision. Assurant un contrôle rigoureux du taux d'erreur, nous avons montré que la force des CLT demeure inchangée, malgré la réalisation de 5 blocs de plusieurs centaines d'essais dans la tâche. La pratique n'a pas non plus d'effet sur le niveau de multifractalité des signaux. Comme nous l'avons dit dans l'introduction de ce mémoire, les CLT sont considérées comme la signature des fluctuations intrinsèque du système. Toute contrainte restreignant l'expression de ces fluctuations tend à réduire la force des corrélations. En imposant aux participants des contraintes strictes de précision, la présente expérimentation limite ces fluctuations et dans ce cas on n'observe pas d'accroissement des CLT avec la pratique. A contrario en ne contrôlant pas rigoureusement le taux d'erreur, Wijnants et al. (2009) permettent aux fluctuations intrinsèques du système de s'exprimer librement, et c'est que qui peut expliquer le résultat qu'ils obtiennent. On peut enfin se demander si la mise en évidence d'un accroissement des CLT ne résulterait pas d'une libération progressive des contraintes liées à la tâche, les auteurs considérant eux même que la difficulté de la tâche diminuait au cours de la progression dans les blocs de pointage.

4.1. Pratique et apprentissage

Wijnants et al. (2009) se réfèrent dans leur article à l'apprentissage. On peut cependant se demander si la pratique répétée de la tâche de Fitts est réellement une situation suscitant

un quelconque apprentissage. Il est nécessaire de différencier clairement pratique et apprentissage. Il est à notre sens utile de définir l'apprentissage comme l'acquisition d'une nouvelle habileté, qui n'est pas initialement présente dans le répertoire individuel (Nourrit, Delignières, Caillou, Deschamps, & Lauriot, 2003). L'apprentissage est dans ce sens caractérisé par une modification qualitative du comportement, une transition de la coordination débutante à la coordination experte. D'un autre côté, la pratique renvoie à l'exercice d'une habileté précédemment acquise, entraînant un affinement paramétrique de la coordination.

On conçoit que cette distinction n'est pas liée à la tâche elle-même, mais à la situation tâche-sujet, et notamment au répertoire initial de ce dernier. Zanone & Kelso, (1997) ont évoqué une distinction similaire entre situations de compétition et situations de convergence. Pratique et apprentissage sont évidemment intimement liés dans la réalité. L'apprentissage requiert la pratique répétée, menant à terme à l'adoption d'un nouveau comportement (Nourrit et al., 2003).

Les expérimentations de Nourrit et al. (2003) et de Den Hartigh et al. (2015) suggèrent que les coordinations expertes génèrent des CLT plus marquées que les coordinations débutantes. En d'autres termes, les transitions qualitatives entre modes de coordinations, au cours de l'apprentissage, seraient marquées par un accroissement de la complexité. Cette hypothèse est toutefois contre-intuitive, l'apprentissage étant traditionnellement considéré comme un processus de sélection des réponses pertinentes, de lissage des trajectoires et de réduction de la variabilité des réponses. Ce point de vue tend à induire l'idée que l'apprentissage entraîne une sorte de simplification du système à travers la sélection des procédures appropriées et l'élimination des erreurs (Schmidt & Lee, 2011). Nourrit-Lucas et al. (2015) avancent cependant que cet accroissement de la complexité liée à l'apprentissage peut apporter une solution théorique à l'évolution paradoxale des habiletés, caractérisées à la fois par une plus grande stabilité mais aussi par une plus grande adaptabilité.

L'accroissement de la complexité n'est-il lié qu'à l'adoption de coordinations plus complexes, ou bien la pratique répétée d'une coordination peut-elle accroître la complexité? Les résultats de la présente expérimentation nous incitent à pencher vers la première hypothèse.

4.2. *De la difficulté à étudier les effets de l'apprentissage*

Pour aller plus loin dans l'analyse de l'installation des CLT avec l'apprentissage, il faudrait être capable de pister leur évolution tout au long du processus d'acquisition d'une habileté nouvelle. On se heurte alors à une série de problèmes méthodologiques qui n'ont pas été résolus jusqu'à présent.

Tout d'abord les analyses fractales requièrent la collecte de séries temporelles de plusieurs centaines de données. Delignières et al. (2006) indiquent que 512 données sont nécessaires pour obtenir une estimation fiable des exposants d'échelle. Si l'étude de l'apprentissage nécessite que le comportement efficace n'appartienne pas initialement au répertoire de réponse des participants, on peut concevoir les difficultés qu'ils peuvent avoir à réaliser plusieurs centaines d'essais successifs sur la tâche. Il semble difficile de collecter des séries de plusieurs centaines de performances dans une tâche dans laquelle le sujet serait complètement débutant.

Par ailleurs, les analyses fractales supposent que le système reste en état stable tout au long de la durée de l'observation. Peut-on considérer que la réalisation de plusieurs centaines d'essais successifs dans la tâche laisse le système indemne de toute transformation? (Delignières & Marmelat, 2013)

On a pensé un temps que l'expérimentation de Wijnants et al. (2009) avait résolu ces exigences contradictoires. Le présent travail montre que ce chantier reste ouvert.

5. Conclusion :

Le travail réalisé dans ce mémoire remet clairement en cause les résultats de Wijnants et al. (2009), suggérant un accroissement des CLT avec la pratique répétée d'une tâche de pointage. Nous avons montré que cet effet disparaissait lorsque l'on contrôlait rigoureusement le taux d'erreur.

Ce résultat suggère que l'accroissement des CLT avec l'apprentissage serait lié à l'adoption de nouveaux modes de coordinations, et pas à l'exercice répété de coordinations existantes. La vérification de cette hypothèse requiert cependant des tests expérimentaux difficiles à mettre en œuvre, compte tenu des contraintes méthodologiques des analyses fractales, et de la nature même de l'évolution des coordinations au cours de l'apprentissage moteur.

6. Références :

- Atlan, H. (1986). *Entre le cristal et la fumée: essai sur l'organisation du vivant*. Paris: Éd. du Seuil.
- Bak, P., & Chen, K. (1991). Self-organized criticality. *Scientific American*, 264(1), 46–53.
- 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.
- Correll, J. (2008). 1/f noise and effort on implicit measures of bias. *Journal of Personality and Social Psychology*, 94(1), 48–59. <http://doi.org/10.1037/0022-3514.94.1.48>
- Delignières, D., Lemoine, L., & Torre, K. (2004). Time intervals production in tapping and oscillatory motion. *Human Movement Science*, 23(2), 87–103.
- Delignières, D., & Marmelat, V. (2013). Degeneracy and long-range correlations. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 23(4), 043109.
- Delignières, D., & Marmelat, V. (2013). Theoretical and Methodological Issues in Serial Correlation Analysis. In M. J. Richardson, M. A. Riley, & K. Shockley (Eds.), *Progress in Motor Control* (Vol. 782, pp. 127–148). New York, NY: Springer New York.
- Delignières, D., Ramdani, S., Lemoine, L., Torre, K., Fortes, M., & Ninot, G. (2006). Fractal analyses for “short” time series: A re-assessment of classical methods. *Journal of Mathematical Psychology*, 50(6), 525–544.
- Den Hartigh, R. J., Cox, R. F., Gernigon, C., Van Yperen, N. W., & Van Geert, P. L. (2015). Pink Noise in Rowing Ergometer Performance and the Role of Skill Level. *Motor Control*.

- Edelman, G. M., & Gally, J. A. (2001). Degeneracy and complexity in biological systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 98(24), 13763–13768.
- Eke, A., Hermán, P., Bassingthwaite, J., Raymond, G., Percival, D., Cannon, M., ... Ikrényi, C. (2000). Physiological time series: distinguishing fractal noises from motions. *Pflügers Archiv*, 439(4), 403–415.
- Fitts, P. M. (1954). The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement. *Journal of Experimental Psychology*, 47(6), 381–391.
- Gilden, D. L., Thornton, T., & Mallon, M. W. (1995). 1/f noise in human cognition. *Science (New York, N.Y.)*, 267(5205), 1837–1839.
- Goldberger, A. L., Amaral, L. A. N., Hausdorff, J. M., Ivanov, P. C., Peng, C.-K., & Stanley, H. E. (2002). Fractal dynamics in physiology: Alterations with disease and aging. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99(Supplement 1), 2466–2472.
- 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 (Bethesda, Md.: 1985)*, 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 (Bethesda, Md.: 1985)*, 78(1), 349–358.

- Ihlen, E. A. F., & Vereijken, B. (2010). Interaction-dominant dynamics in human cognition: Beyond $1/f\alpha$ fluctuation. *Journal of Experimental Psychology: General*, *139*(3), 436–463.
- Ivanov, P. C., Amaral, L. A., Goldberger, A. L., Havlin, S., Rosenblum, M. G., Struzik, Z. R., & Stanley, H. E. (1999). Multifractality in human heartbeat dynamics. *Nature*, *399*(6735), 461–465.
- Jordan, K., Challis, J. H., & Newell, K. M. (2006). Long range correlations in the stride interval of running. *Gait & Posture*, *24*(1), 120–125.
- Kantelhardt, J. W., Zschiegner, S. A., Koscielny-Bunde, E., Havlin, S., Bunde, A., & Stanley, H. E. (2002). Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, *316*(1-4), 87–114.
- Kello, C., Anderson, G., Holden, J., & Van Orden, G. (2008). The Pervasiveness of $1/f$ Scaling in Speech Reflects the Metastable Basis of Cognition. *Cognitive Science: A Multidisciplinary Journal*, *32*(7), 1217–1231.
- Kello, C. T., Beltz, B. C., Holden, J. G., & Van Orden, G. C. (2007). The emergent coordination of cognitive function. *Journal of Experimental Psychology: General*, *136*(4), 551–568.
- Makowiec, D., Dudkowska, A., Gałaska, R., & Rynkiewicz, A. (2009). Multifractal estimates of monofractality in RR-heart series in power spectrum ranges. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, *388*(17), 3486–3502.
- Makowiec, D., Rynkiewicz, A., Gałaska, R., Wdowczyk-Szulc, J., & Żarczyńska-Buchowiecka, M. (2011). Reading multifractal spectra: Aging by multifractal analysis of heart rate. *EPL (Europhysics Letters)*, *94*(6), 68005.

- Mandelbrot, B. B. (1974). Intermittent turbulence in self-similar cascades: divergence of high moments and dimension of the carrier. *Journal of Fluid Mechanics*, 62(02), 331.
- Mukli, P., Nagy, Z., & Eke, A. (2015). Multifractal formalism by enforcing the universal behavior of scaling functions. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 417, 150–167.
- Nourrit, D., Delignières, D., Caillou, N., Deschamps, T., & Lauriot, B. (2003). On Discontinuities in Motor Learning: A Longitudinal Study of Complex Skill Acquisition on a Ski-Simulator. *Journal of Motor Behavior*, 35(2), 151–170.
- Nourrit-Lucas, D., Tossa, A. O., Zélic, G., & Delignières, D. (2015). Learning, Motor Skill, and Long-Range Correlations. *Journal of Motor Behavior*, 47(3), 182–189.
- Oświecimka, P., Kwapien, J., & Drozd, S. (2006). Wavelet versus detrended fluctuation analysis of multifractal structures. *Physical Review. E, Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 74(1 Pt 2), 016103.
- Peng C-K, null, Mietus, J., Hausdorff, J. M., Havlin, S., Stanley, H. E., & Goldberger, A. L. (1993). Long-range anticorrelations and non-Gaussian behavior of the heartbeat. *Physical Review Letters*, 70(9), 1343–1346.
- Sallagoity, I., Delignières, D., & Mottet. (2005). Analyse cinématique et analyse de la variabilité temporelle d'un mouvement de pointage alternatif. In *Recherches actuelles en Sciences du Sport* (pp. 323–324). Paris: EDP Sciences.
- Scafetta, N., Griffin, L., & West, B. . (2003). Hölder exponent spectra for human gait. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 328(3-4), 561–583.
- Schmidt, R. A., & Lee, T. D. (2011). *Motor control and learning: a behavioral emphasis* (5. ed). Champaign, Ill: Human Kinetics.

- Schumann, A. Y., & Kantelhardt, J. W. (2011). Multifractal moving average analysis and test of multifractal model with tuned correlations. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 390(14), 2637–2654.
- Torre, K., Delignières, D., & Lemoine, L. (2007). 1/f (beta) fluctuations in bimanual coordination: an additional challenge for modeling. *Experimental Brain Research*, 183(2), 225–234.
- 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.
- Whitacre, J., & Bender, A. (2010). Degeneracy: A design principle for achieving robustness and evolvability. *Journal of Theoretical Biology*, 263(1), 143–153.
- Whitacre, J. M. (2010). Degeneracy: a link between evolvability, robustness and complexity in biological systems. *Theoretical Biology and Medical Modelling*, 7(1), 6.
- Wijnants, M. L., Bosman, A. M. T., Hasselman, F., Cox, R. F. A., & Van Orden, G. C. (2009). 1/f scaling in movement time changes with practice in precision aiming. *Nonlinear Dynamics, Psychology, and Life Sciences*, 13(1), 79–98.
- Zanone, P. G., & Kelso, J. A. S. (1997). Coordination dynamics of learning and transfer: Collective and component levels. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 23(5), 1454–1480.

Abstract: When we repeatedly measure the performance produced by a complex system, we inevitably observe some variability. These fluctuations, usually considered as a random process, possess in fact a typical structure, characterized by a phenomenon called long-range correlations (LRC). These correlations have been evidenced in many studies and some authors considered that they represent the natural signature of complex systems when these fluctuations are expressed without excessive constraints. More specifically, Nourit-Lucas et al. (2015) and Wijnants et al. (2009) showed in their studies that learning results in an increase of these LRC. However the results of their studies remain subject to guarantees, the first doesn't describe the progressive installation of LRC with practice, and the second doesn't impose explicit *speed-accuracy* constraint. Our results confirmed our hypothesis that we wouldn't see any increase in LRC with practice, our task requiring an error constraint and not allowing the complex system to express naturally. These results suggest that increased LRC with learning is linked to the adoption of new modes of coordination, and not to the repeated exercise of an existing coordination.

Keywords: long range correlations ; 1/f noise ; motor learning ; degeneracy

Résumé : Lorsqu'on mesure de façon répétée les performances produites par un système complexe, on observe inévitablement une certaine variabilité. Ces fluctuations, longtemps considérées comme aléatoires, possèdent en réalité une structure typique caractérisée par un phénomène dit de corrélations à long terme (CLT). Ces corrélations ont été mises en évidence dans de nombreuses études dont certains auteurs s'accordent pour dire qu'elles représentent la signature naturelle des systèmes complexes du moment où ces fluctuations s'expriment sans contraintes excessives. Plus particulièrement, Nourrit-Lucas et al. (2015) et Wijnants et al. (2009) ont montré dans leurs travaux que l'apprentissage se traduit par un accroissement de ces CLT. Les résultats de leurs études demeurent cependant sujet à caution, la première ne permettant pas de décrire l'installation progressive des CLT avec la pratique, la seconde n'imposant pas de contrainte explicite de précision. Nos résultats ont confirmé notre hypothèse selon laquelle nous n'observerions aucun accroissement des CLT avec la pratique, notre tâche imposant un contrôle accru de l'erreur ne permettant pas ainsi au système de s'exprimer naturellement. Ces résultats suggèrent que l'accroissement des CLT avec l'apprentissage serait lié à l'adoption de nouveaux modes de coordinations, et pas à l'exercice répété de coordinations existantes.

Mots-clés : corrélations à long terme ; bruit 1/f ; apprentissage moteur ; dégénérescence