

UNIVERSITE MONTPELLIER I

U.F.R. SCIENCES ET TECHNIQUES DES ACTIVITES PHYSIQUES ET SPORTIVES

Laboratoire E.A. 2991 « Efficience et Déficience Motrices »

Ecole Doctorale 463 Sciences du Mouvement Humain

THESE DOCTORAT

Discipline : Sciences et Techniques des activités physiques et sportives

Présentée et soutenue publiquement par

Loïc LEMOINE

Le 28 novembre 2007

En vue d'obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITE MONTPELLIER I

Titre

***IMPLICATION DES PROCESSUS DE TIMING EVENEMENTIELS ET
EMERGENTS DANS LA GESTION DES ASPECTS TEMPORELS DU
MOUVEMENT***

Directeur de thèse :

Professeur Didier DELIGNIERES

JURY

Jacques LaRue	Professeur, Université d'Orléans	Rapporteur
Bernard Thon	Professeur, Université Paul Sabatier	Rapporteur
Didier Delignières	Professeur, Université Montpellier I	Directeur de thèse
Jean-Jacques Temprado	Professeur, Université de la Méditerranée	Président de Jury
Howard Zelaznik	Professeur, Purdue University	Examineur

Remerciements

Table des matières

REMERCIEMENTS.....	2
TABLE DES MATIERES	3
INTRODUCTION GENERALE	5
1.1. Introduction à la gestion temporelle du mouvement	5
1.2. Un processus temporel unique ?	9
1.3. Distinction entre timing événementiel et timing émergent.....	12
CHAPITRE I : MODELES ET METHODES DE DISTINCTION DES PROCESSUS DE TIMING EVENEMENTIELS ET EMERGENTS.....	22
2.1. Test de la présence de bruit $1/f$ dans les données de tapping en continuation..	22
2.1.1. Introduction	22
2.1.1.1. Dépendances à court terme vs. long terme	23
2.1.1.2. La modélisation ARFIMA.....	24
2.1.2. Méthode.....	28
2.1.2.1. Sujets	28
2.1.2.2. Tâche expérimentale	28
2.1.2.3. Dispositif expérimental	28
2.1.2.4. Traitement des données	29
2.1.3. Résultats	32
2.1.4. Discussion	35
2.2. Fiabilité et efficacité des méthodes de différenciation des processus de timing	41
2.2.1. Introduction	41
2.2.2. Detrended Windowed (Lag One) Autocorrelation.....	44
2.2.3. Simulations.....	46
2.2.4. Résultats	49
2.2.5. Test sur les séries expérimentales	55
2.2.5.1. Test sur le timing événementiel	56
2.2.5.2. Test sur le timing émergent	59
2.2.6. Discussion	62
2.2.7. Conclusion.....	68
2.3. Conclusion générale	68
CHAPITRE 2 : DETERMINATION DES CONDITIONS D'EXPLOITATION DES DEUX MODES DE GESTION TEMPORELLE DES MOUVEMENTS.....	69
3.1. Effet de la discontinuité et de la fréquence des mouvements sur l'exploitation des processus temporels	70
3.1.1. Introduction	70
3.1.2. Méthode.....	72
3.1.2.1. Sujets	72
3.1.2.2. Tâches expérimentales	72

3.1.2.3.	<i>Le protocole</i>	74
3.1.2.4.	<i>Analyses des données</i>	74
3.1.3.	Résultats	76
3.1.4.	Discussion	80
3.2.	L'exploitation des processus de timing : des alternatives à la nature (dis)continue des mouvements	87
3.2.1.	Introduction	87
3.2.2.	Méthode.....	91
3.2.2.1.	<i>Sujets</i>	91
3.2.2.2.	<i>Tâches Expérimentales</i>	91
3.2.2.3.	<i>Le protocole</i>	92
3.2.2.4.	<i>Analyses des données</i>	97
3.2.3.	Résultats	99
3.2.3.1.	<i>Effet feedback</i>	100
3.2.3.2.	<i>Effet de l'inertie de l'effecteur</i>	101
3.2.3.3.	<i>Effet de la nature (dis)continue du mouvement</i>	103
3.2.3.4.	<i>Effet de la complexité du mouvement</i>	104
3.2.4.	Discussion	106
3.2.5.	Conclusion.....	112
3.3.	Conclusion générale	112
CHAPITRE 3 : PERFORMANCE ET COUT ATTENTIONNEL ASSOCIES AUX PROCESSUS DE TIMING		114
4.1.	Introduction	114
4.2.	Méthode	117
4.2.1.	Sujets	117
4.2.2.	Tâches Expérimentales.....	117
4.2.3.	Le protocole.....	119
4.2.4.	Analyses des données	121
4.3.	Résultats	123
4.4.	Discussion	127
4.4.1.	Efficacité des processus	128
4.4.2.	Coût attentionnel	129
4.4.3.	Focalisation de l'attention	131
4.5.	Conclusion	134
DISCUSSION GENERALE		135
RÉFÉRENCES		143
ANNEXE A		156
ANNEXE B		158
ANNEXE C		161

Introduction générale

La gestion temporelle des mouvements constitue un paramètre clef de la motricité humaine. Cette habileté à produire une large gamme de tempos est spécifique à l'humain (Fraisse, 1974) et pourrait avoir joué un rôle important dans l'évolution de la musique mais aussi du langage (Merker, 1999/2000 ; Merker, 2000). Ce processus est impliqué dans un grand nombre de nos activités quotidiennes telles que la marche, la musique, le sport, ou encore taper ce manuscrit. Toutes les actions ont une dimension temporelle, mais elles ne dépendent pas toutes d'une gestion des aspects temporels du mouvement. Trois catégories de mouvements émergent alors : les mouvements cycliques (marcher, nager...), les mouvements acycliques mais qui dépendent d'une gestion temporelle (traquer ou attraper un objet mouvant), et les actions acycliques qui ne dépendent pas d'une gestion temporelle (les petits mouvements de maintien de la posture). Les deux premières catégories d'actions se distinguent aussi par les conditions d'exécution : la condition de synchronisation (danse, musique...) où les mouvements sont synchronisés avec un métronome externe, et la condition de continuation (pédaler, courir...) où la périodicité du mouvement n'est pas contrainte par un métronome.

L'étude des processus temporels passe par l'analyse de la périodicité de tâches cycliques. L'analyse de la variabilité des cycles dans ce type de performance joue un rôle crucial car il permet de comprendre les mécanismes sous-jacents à la production des intervalles temporels comme le démontrent les premières études sur le timing (Creelman, 1962 ; Michon, 1967 ; Stevens, 1886 ; Wing et Kristofferson, 1973a).

1.1. Introduction à la gestion temporelle du mouvement

Le paradigme le plus simple utilisé pour étudier la gestion temporelle des mouvements est la tâche de tapping. Le but de la tâche consiste à suivre un tempo prescrit par un

métronomie en tapant avec l'index. Les sujets sont le plus souvent assis, la main placée sur un support, l'index faisant des mouvements de flexion et d'extension. Plusieurs modalités de tâches sont utilisées dont les deux plus courantes sont la synchronisation et la continuation (Stevens, 1886). Lors de la synchronisation les sujets ont pour consigne de synchroniser la tape de l'index avec le métronome. Deux variables sont alors mesurées : l'intervalle inter-tapes (IIT) et l'erreur au métronome (EM) qui est le temps entre la tape de l'index et le signal du métronome. Dans le cas de la modalité en continuation, lors d'une première phase les sujets doivent synchroniser la tape de l'index avec le signal d'un métronome, puis au bout d'un certain nombre de cycles (15 à 30 cycles) le métronome est arrêté et les sujets ont pour consigne de continuer de taper en maintenant le tempo initialement prescrit. Cette modalité est aussi appelée paradigme de synchronisation-continuation en rapport aux deux phases de la tâche. La variable mesurée dans cette modalité est l'intervalle inter-tapes (IIT). Elle n'est calculée que lors de la phase de continuation (sans métronome).

La production d'intervalles temporels constitue l'activité basique d'exploitation des processus de contrôle temporel. Le paradigme en continuation permet de rendre compte de cette activité et la tâche de tapping en continuation a donc été utilisée pour étudier ces processus. Lors de ses premiers travaux sur ce paradigme, Stevens (1886) constate que les séries d'IIT présentent des fluctuations à des échelles différentes. Les séries comprennent des changements à court terme décrits comme des zigzags permanents, mais aussi des variations à plus long terme décrites comme de larges vagues. Ces observations montrent l'importance de la variabilité des séries dans la compréhension des mécanismes responsables de la production d'intervalles temporels. Wing et Kristofferson (1973a) proposent un modèle susceptible de rendre compte de la variabilité du timing en travaillant sur des séries produites lors d'une tâche de tapping en continuation. Les intervalles de temps produits (I) seraient basés sur deux processus indépendants : un processus temporel via une « horloge interne » qui produit une

série d'intervalles temporels (C), et un processus moteur qui est responsable de l'exécution de la tape à la fin de chaque intervalle temporel C produit par l'horloge interne. La tape n'opérant pas instantanément un délai moteur (M) est associé à chaque intervalle temporel défini par l'horloge interne. Les intervalles temporels produits peuvent alors s'écrire sous la forme suivante :

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

où I_i est l'IIT produit au temps i , C_i l'intervalle temporel défini par l'horloge interne au temps i , M_{i+1} et M_i les délais moteurs respectivement associés à la fin des intervalles C_i et C_{i-1} . L'IIT est donc défini comme la somme de l'intervalle prédéfini par l'horloge interne, plus le délai moteur associé à la tape courante, moins le délai moteur associé à la tape précédente. Les deux processus, temporel et moteur, sont considérés comme indépendants l'un de l'autre et caractérisés comme des bruits blancs¹. A partir de ce modèle Wing et Kristofferson (1973b) proposent plusieurs modes d'évaluation de la variabilité des séries expérimentales. Ils montrent que la variance du compartiment moteur (M) peut être estimée par le calcul de l'opposé de l'autocovariance² de décalage 1 de la série d'IIT.

$$\sigma^2 M = -\rho I(1) \quad (2)$$

Ils en déduisent une estimation de la variance du compartiment temporel (C), égale à la variance de la série (ou l'autocovariance de décalage 0) moins deux fois la variance de M .

$$\sigma^2 C = \rho I(0) + 2\rho I(1) \quad (3),$$

σ^2 représentant la variance, et $\rho I(k)$ l'autocovariance de décalage k de la série d'IIT (I). Enfin ils proposent une expression analytique pour l'auto-corrélation³ de décalage 1 (γ) :

¹ Un bruit blanc est une série qui a une moyenne stable dans le temps. Ses variations autour de cette moyenne ne sont pas corrélées, c'est-à-dire que la valeur courante ne dépend pas des valeurs précédentes et ne prédira pas les valeurs suivantes. En d'autres termes, la probabilité de connaître la valeur courante à partir des valeurs précédentes est nulle.

² La covariance est une méthode mathématique permettant de mesurer comment deux variables varient ensemble et, par là, de qualifier l'indépendance de ces variables. L'autocovariance d'un processus stochastique est la covariance de ce processus avec une version décalé de lui-même. L'autocovariance d'une série de décalage 0 est égale à la variance de cette série.

³ L'auto-corrélation mesure la corrélation d'un processus avec une version décalée de lui-même.

$$\gamma_I(1) = -\frac{1}{2 + \left(\frac{\sigma^2 C}{\sigma^2 M}\right)} \quad (4),$$

où $\gamma_I(k)$ représente l'autocorrélation de décalage k de la série I . Il ressort de cette expression que l'auto-corrélation de décalage 1 est nécessairement négative et comprise entre -0.5 et 0. Après avoir vérifié l'exactitude de cette dernière prédiction, Wing et Kristofferson (1973b) ont testé plusieurs participants à des fréquences de tapping différentes. Ils ont montré que la variance de C était wébérienne (elle augmente proportionnellement avec le carré de l'intervalle de temps prescrit), alors que la variance du compartiment moteur restait constante quel que soit l'intervalle de temps prescrit. Cette constatation va dans le sens de l'implication de deux processus indépendants : le délai moteur, dont la variance reste identique quel que soit l'intervalle de temps prescrit, et le processus cognitif, dont l'augmentation de la variabilité des intervalles de temps définis par l'horloge interne explique l'accroissement de la variance de la série. L'étude de la variabilité des séries a donc débouché sur un modèle de conception des intervalles temporels lors de tâches de tapping. Cette modélisation suppose l'existence d'une horloge interne centrale qui générerait les intervalles temporels à produire.

Le concept de l'existence d'une « horloge centrale » a largement été repris dans la littérature (Billon, Semjen et Stelmach, 1996 ; Ivry et Corcos, 1993 ; Ivry, Keele et Diener, 1988). Treisman (1963) parlait déjà d'« horloge interne » qui se situerait au niveau du système nerveux central. Treisman, Faulkner, Naish et Brogan (1990) proposent une modélisation de cette horloge interne : un oscillateur serait associé en parallèle à un accumulateur, ce qui permettrait, à partir d'une fréquence propre de l'oscillateur, de produire plusieurs fréquences. Treisman, Faulkner et Naish (1992) montrent que ce modèle d'horloge interne rend compte des perturbations provoquées et observées (un bip auditif est présenté aux sujets lors de l'intervalle de temps à estimer ou produire) dans des tâches de perception temporelle et des tâches motrices (tapping). L'implication du système nerveux central est

alors révélée à partir d'une étude EEG (électroencéphalogramme) qui établit l'implication de multiples oscillateurs lors de tâches de production et de perception temporelle (Treisman, Cook, Naish et MacCrone, 1994).

Un processus de contrôle temporel a donc été identifié au niveau du système nerveux central. Une « horloge interne » qui pourrait être étudiée à partir de la variabilité des séries d'IIT produites lors de tâches cycliques en continuation, et du modèle proposé par Wing et Kristofferson (1973a, 1973b).

1.2. Un processus temporel unique ?

La modélisation de la variabilité du processus de contrôle temporel dans une tâche de tapping en continuation étant vérifiée, des auteurs sont allés plus loin en décrivant le timing comme un habilité commune à toutes les tâches, en référence à la théorie des programmes moteurs généralisés de Schmidt (1975). Michon (1967) avait déjà soutenu l'hypothèse d'aspects temporels du comportement commun lors de tâches de perception temporelle, de timing discret⁴, et de performances rythmiques. En effet, Michon (1967) comparait l'évolution de la variabilité des séries produites lors de tâches motrices et de perception temporelle en fonction des intervalles de temps à produire. Il montre que cette relation est identique pour les deux types de tâches. Un mode de contrôle temporel commun serait exploité dans les tâches motrices et les tâches de perception temporelle, ce qui corrobore avec l'existence d'un donneur de temps central et unique. Ivry et Hazeltine (1995) montrent que la fonction décrivant la relation entre la variance de l'horloge interne (C) et le carré des intervalles de temps produits est identique (même pente) pour la perception et la production d'intervalles temporels. De plus, les performances mesurées dans des tâches impliquant des effecteurs différents sont fortement corrélées (Keele, Ivry et Pokorny, 1987 ; Keele, Pokorny,

⁴ Le mot discret fait référence à la nature de la tâche avec des mouvements discontinus qui viennent ponctuer les intervalles temporels produits (à l'inverse des tâches dites continues où l'effecteur est en mouvement permanent).

Corcos et Ivry, 1985). Toutes ces indications plaident pour un contrôle temporel central et unique. Cependant, Robertson et al. (1999) montrent, en s'appuyant sur la variance des séries d'intervalles temporels produites lors de tâches de tapping, de dessin de cercles, de dessin de lignes et de dessin de 8, l'existence de différents modes de contrôle temporel. Les auteurs étudient les corrélations entre les variances individuelles des sujets mesurées dans différentes tâches. Ils émettent l'hypothèse que s'il existe une corrélation significative entre deux tâches, alors le processus de gestion temporelle est commun aux deux tâches. Les résultats montrent que les variances individuelles, dans la tâche de tapping, ne corrélaient pas avec les variances individuelles mesurées dans la tâche de dessin de cercle. Ces résultats suggèrent qu'il n'existerait pas un processus de contrôle temporel unique, mais des processus spécifiques à chaque tâche en fonction de la dynamique du mouvement à produire (Zelaznik, Spencer et Doffin, 2000).

A partir de ce constat, des observations antérieures, et en utilisant également cette approche corrélationnelle, Zelaznik, Spencer et Ivry (2002) distinguent deux grandes catégories de modes de contrôle temporel : les processus explicites et implicites. Cette distinction est établie à partir de la nature continue ou discontinue des tâches à produire (LaRue, 2005). En effet, le processus explicite opère avec les tâches discontinues (i.e. discrètes) durant lesquelles le temps entre deux mouvements est défini de manière explicite à partir d'un processus similaire à celui utilisé par le mécanisme de perception temporelle. À l'inverse, le processus implicite opère avec les tâches continues (i.e. l'effecteur est en mouvement permanent) où le temps est défini implicitement à partir de la dynamique du mouvement. Les tâches discontinues et de perception temporelle se regroupent sous le même processus, ce qui explique les résultats des précédentes études faisant état d'un contrôleur temporel commun exploité pour ces deux types de tâches (Ivry et Hazeltine, 1995 ; Michon, 1967). Différentes terminologies vont alors être employées pour dénommer les deux

processus : événementiel, cognitif, discret ou central pour le processus de timing explicite, et dynamique, automatique, émergent ou périphérique pour le processus de timing implicite (Delignières, Lemoine et Torre, 2004 ; Lewis et Miall, 2003 ; Schöner, 2002 ; Zelaznik et al., 2002). Pour plus de clarté nous utiliserons les termes « événementiels » pour les processus de timing explicites (les intervalles de temps étant définis entre deux événements) et « émergents » pour les processus de timing implicites (les intervalles de temps émergent de la dynamique du mouvement). Spencer et Zelaznik (2003) vont même plus loin en étayant l'hypothèse qu'à l'intérieur de la catégorie des processus émergents chaque contrôleur temporel est unique et dépend du mouvement à produire.

Le cervelet constitue un facteur clef de la performance lors de tâches rythmiques (Ivry, Keele et Diener, 1988). Spencer, Zelaznik, Diedrichsen et Ivry (2003) confirment l'importance du rôle du cervelet sur le contrôle temporel par une détérioration des performances dans les tâches rythmiques chez des patients atteints de pathologies touchant le cervelet. Cependant, cette dégradation des performances chez ces patients n'est effective que lors de tâches discontinues favorisant l'utilisation d'un processus de timing événementiel, et n'est pas la conséquence d'une détérioration du contrôle du mouvement lors des transitions entre temps d'attente et mouvement (Spencer, Ivry et Zelaznik, 2005). Cette distinction entre timing événementiel et timing émergent sur la base de l'implication du cervelet concorde avec les précédentes hypothèses d'un timing central (événementiel) et d'un timing périphérique (émergent) (Delignières, Lemoine et al., 2004 ; Schöner, 2002). Lewis et Miall (2003), lors d'une revue de la littérature des études de neuro-imageries appliquées aux processus de timing, complètent cette différenciation entre timing événementiel et timing émergent. Selon ces auteurs, le premier sollicite l'activité des cortex préfrontal et pariétal qui sont respectivement impliqués dans les activités de mémoire et d'attention. Le second requiert l'activité des systèmes moteurs et pré-moteurs, mais aussi du gyrus temporel supérieur

(audition et parole). Néanmoins, des interrogations subsistent sur la contribution des ganglions de la base. En effet, cet élément du système nerveux central dont le dysfonctionnement est la cause de la maladie de Parkinson, fait controverse. Des études mettent en évidence une implication des ganglions de la base que ce soit par neuro-imagerie (Lewis et Miall, 2003) ou par analyse spectrale des séries d'IIT produites par des sujets parkinsoniens (nature de la variabilité des séries différentes entre les patients parkinsoniens et les sujets contrôles : Yoshinaga, Miyazima et Mitake, 2000), alors que d'autres ne l'obtiennent pas sur les performances de sujets parkinsoniens (Spencer et Ivry, 2005).

Le timing est une habileté spécifique qui est dépendante du mouvement. Outre la différenciation entre timing événementiel et timing émergent au travers de la nature (dis)continue des tâches (LaRue, 2005 ; Spencer et al., 2003 ; Zelaznik et al., 2002), les processus de timing émergents se distinguent de par la dynamique des mouvements à produire (Spencer et Zelaznik, 2003). Les précédentes études ont permis une distinction entre deux processus mais ne permettent pas une distinction au niveau individuel. En effet, les études de variance, à travers l'utilisation de la méthode corrélacionnelle, ne permettent pas une distinction au cas par cas du mode de contrôle temporel utilisé. Cette méthode permettant seulement de comparer les modes de contrôle temporel associés à deux tâches.

1.3. Distinction entre timing événementiel et timing émergent

Gilden, Thornton et Mallon (1995), sur la base des hypothèses de Wing et Kristofferson (1973b) considérant l'horloge interne et le compartiment moteur comme deux bruits blancs indépendants, appliquent une analyse spectrale sur les séries d'IIT afin de déterminer la nature de la variabilité contenue dans ces dernières (voir encadré p.15 : Nature de la variabilité des séries). Ils travaillent sur des séries produites lors d'une tâche de tapping en continuation supposée exploiter un processus de timing événementiel. Gilden et al. (1995) montrent que les séries présentent une structure fractale type bruit $1/f$. La Figure 1a présente

les spectres de puissance obtenus à partir de séries réalisées à différentes fréquences. Les spectres peuvent être décomposés visuellement en deux parties : la première dans les basses fréquences avec une pente négative proche de -1 caractéristique du bruit $1/f$ ($\beta = 1$), la seconde dans les hautes fréquences avec une pente positive. Les auteurs interprètent ce résultat à partir du modèle de Wing et Kristofferson (1973a) que nous nommerons modèle WK par la suite (Eq. 1).

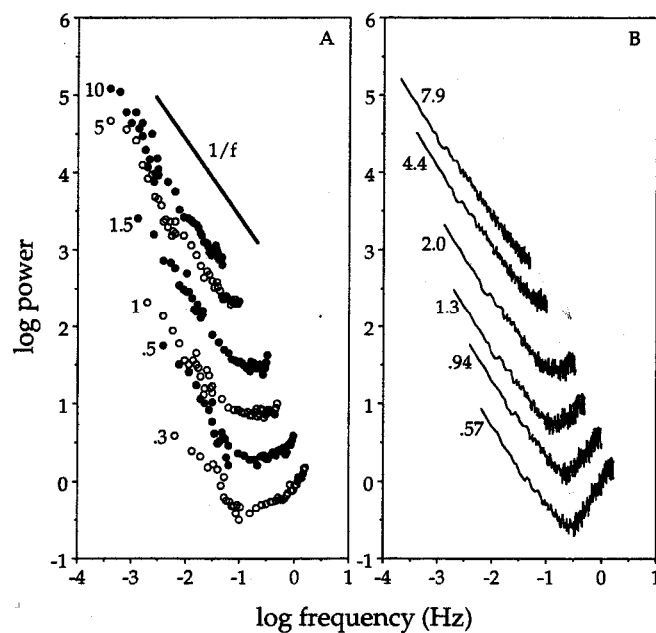


Figure 1 : Spectres de puissance en coordonnées log-log obtenus par Gilden et al. (1995). A gauche les données empiriques (a), à droite les données simulées (b). Les chiffres labellisant les séries correspondent aux périodes (en secondes) des intervalles de temps requis. La pente du bruit $1/f$ est également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

A partir de ce modèle et des simulations effectuées (Figure 1b), Gilden et al. (1995) suggèrent que la pente à basse fréquence des spectres décrit le comportement de l' « horloge interne », tandis que la pente à haute fréquence reflète la nature du compartiment moteur. Ces résultats confirment les hypothèses de Wing et Kristofferson (1973b) considérant les compartiments moteur et cognitif comme deux processus indépendants, avec une composante motrice se caractérisant par un bruit blanc. En effet, la diminution de l'étendue de la pente à haute fréquence avec l'augmentation des intervalles de temps traduit la diminution de la part

relative de la variance du compartiment moteur dans la variance totale (Wing et Kristofferson, 1973b). Dans un deuxième temps la pente positive observée à haute fréquence, caractéristique d'un bruit blanc différencié, rend compte des deux termes de délais moteurs du modèle WK. La variabilité du compartiment moteur peut donc être caractérisée comme un bruit blanc. Cependant, ces résultats vont à l'encontre de l'idée considérant la variabilité de l'horloge interne de nature bruit blanc.

La nature fractale de la variabilité dévoile la dynamique complexe qui sous-tend ce processus (Gilden, 2001). Un processus fractal est considéré comme ayant des propriétés intrinsèques de stabilité, de flexibilité et d'adaptabilité (West et Shlesinger, 1990). On retrouve ce phénomène dans un grand nombre de systèmes biologiques, physiques et psychologiques tels que le rythme cardiaque (Peng, Mietus, Hausdorff, Havlin, Stanley et Goldberger, 1993), la durée du pas lors de la marche et de la course (Hausdorff, Peng, Ladin, Wei et Goldberger, 1995 ; Jordan, Challis et Newell, 2006), l'estime de soi (Delignières, Fortes et Ninot, 2004), le temps de réaction (Gilden, 1997 ; Van Orden, Holden et Turvey, 2003), la phase relative lors de tâche de coordination bimanuelles (Schmidt, Beek, Treffner et Turvey, 1991 ; Torre, Delignières et Lemoine, 2007), la trajectoire du centre des pressions (Delignières, Deschamps, Legros et Caillou, 2003). Les résultats de Gilden et al. (1995) ont été reproduits dans de nombreuses études travaillant sur le tapping en continuation (Chen, Ding et Kelso, 1997 ; Chen, Repp et Patel, 2002 ; Yamada, 1996 ; Yamada, 1995 ; Yamada et Yonera, 2001).

Nature de la variabilité des séries

Les séries temporelles peuvent être classées en fonction de la nature des fluctuations et des corrélations qui les caractérisent. Connaître la nature des variations et des corrélations d'une série permet de comprendre les mécanismes sous-jacents à sa production.

La nature des fluctuations permet de différencier les « bruits » qui sont des processus stationnaires (bruits Gaussien fractionnaires : fGn) et les « mouvements » qui sont des processus non stationnaire (mouvement Browniens fractionnaires : fBm). On peut facilement passer de l'un à l'autre, les fBm étant l'intégration des fGn, et les fGn étant la différenciation des fBm.

La nature des corrélations dans la série permet de distinguer entre une variabilité persistante (corrélations positives entre les valeurs successives) ou antipersistante (corrélations négatives entre les valeurs successives). Entre les deux, un cas limite apparaît : le bruit blanc. Dans ce cas précis il y a une absence de corrélation entre les valeurs successives. Le bruit blanc appartient à la famille des fGn et constitue la limite entre bruit antipersistant et persistant. D'autres cas spécifiques sont à noter. Le bruit brun ou marche aléatoire qui est le fBm correspondant à l'intégration du bruit blanc. Ce signal est persistant et peut être considéré comme un déplacement où la longueur et la direction des pas successifs sont aléatoires. Le dernier cas particulier est la limite entre les fGn et les fBm : le bruit 1/f ou bruit rose. Le nom « bruit 1/f » vient d'une propriété statistique du spectre de puissance du signal. La puissance (amplitude des fluctuations au carré) diminue proportionnellement et de façon linéaire avec l'augmentation de la fréquence des fluctuations observées, la proportionnalité étant d'ordre 1. Le bruit 1/f constitue la frontière entre l'aléatoire du bruit blanc et le déterminisme du bruit brun. C'est un processus persistant.

Deux catégories de méthodes permettent de déterminer la nature des variations dans une série : les analyses spectrales et les analyses fractales :

- Les analyses spectrales débouchent sur un spectre de puissance de la série qui représente l'évolution de la puissance des oscillations de la série en fonction de la fréquence des oscillations observées. Après conversion des deux axes à l'échelle logarithmique, le spectre de puissance permet de déterminer la nature de la variabilité des séries en fonction de la pente du spectre. Un indice β est mesuré, qui correspond à l'opposé de la pente du spectre.
- Les analyses fractales débouchent sur des graphiques qui se nomment graphiques de diffusion. Ils représentent, en coordonnées log-log, les fluctuations moyennes de la série en fonction de la taille des fenêtres dans lesquelles elles sont mesurées. La pente de cette relation permet d'obtenir une estimation de l'exposant fractal H de la série.

La nature de la variabilité des séries est déterminée à partir des indices β ou H mesurés selon la correspondance suivante :

	H	β	
	0	-1	} $H = \frac{\beta + 1}{2}$
Bruit Blanc	0.5	0	
	1	1	} $H = \frac{\beta - 1}{2}$
Bruit 1/f	0.5	2	
Mouvement Brownien	1	3	

Le spectre de puissance mis en évidence par Gilden et al. (1995) constitue une signature caractéristique des processus de timing événementiels. Dans le cadre des processus de timing émergents l'effecteur est considéré comme un oscillateur auto-entretenu obéissant à une dynamique cycle limite. Kay, Kelso, Saltzman et Schöner (1987) développent un modèle hybride permettant de rendre compte du comportement oscillatoire des membres. Pour certaines valeurs des paramètres constituant le modèle, le modèle obéit à une loi cycle limite dont la fréquence oscillatoire est déterminée à partir du terme de raideur qu'il contient. A l'intérieur de ce cycle limite des événements particuliers comme les points d'inversion du mouvement peuvent être utilisés pour délimiter les intervalles de temps. Cette propriété de la dynamique du mouvement permet une production des intervalles de temps à partir d'une ressource périphérique et de manière continue. Afin de rendre compte de la variabilité des processus de timing émergents Delignières, Lemoine et al. (2004) proposent alors le modèle suivant :

$$I_i = D_i + \zeta_i \quad (5),$$

où I représente l'intervalle de temps produit, D l'intervalle de temps défini à partir de la dynamique du mouvement et ζ un bruit blanc gaussien qui matérialise les erreurs qui affectent, ici, directement les intervalles de temps et non plus les événements successifs qui délimitent les intervalles à l'instar du modèle WK. Ce terme de bruit blanc rend compte de la variabilité inhérente aux systèmes biologiques. La différence entre les deux modèles vient de ce terme d'erreur ajouté à la composante temporelle. Comme nous l'avons vu précédemment la nature du bruit a des conséquences sur la pente du spectre de puissance. Dans le cas de ces deux modèles le terme d'erreur s'observe au travers de la pente à haute fréquence des spectres. Au regard des deux modèles, Delignières, Lemoine et al. (2004) émettent l'hypothèse d'une différenciation des pentes à haute fréquence avec une pente positive dans le cas d'un processus de timing événementiel (Gilden et al., 1995) et négative dans le cas d'un

processus de timing émergent. La Figure 2 présente les spectres obtenus lors d'une tâche de tapping (gauche) et d'oscillation de l'avant bras (droite). La première est discontinue et favorise l'exploitation d'un processus de timing événementiel. La seconde est continue et favorise l'exploitation d'un processus de timing émergent. Comme prédit, on peut observer une pente positive à haute fréquence pour la tâche de tapping et négative dans le cadre de la tâche d'oscillation. Ces deux spectres constituent des signatures caractéristiques des processus de timing et permettent une différenciation individuelle des processus exploités.

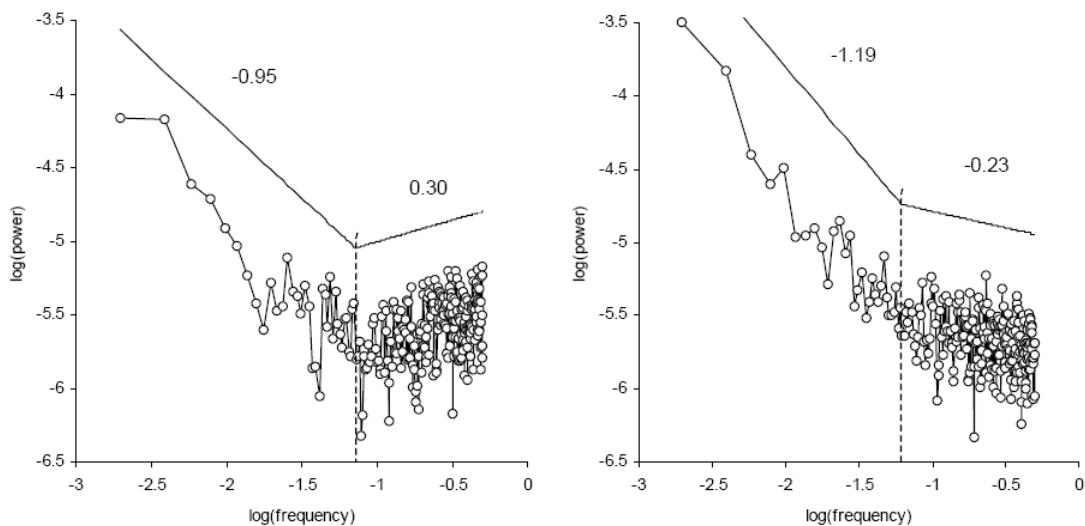


Figure 2 : Spectres de puissance moyens en coordonnées log-log pour une tâche de tapping (gauche) et une tâche d'oscillation de l'avant-bras (droite). Provenant de Delignières, Lemoine et al. (2004).

La co-existence de deux processus de timing distincts est maintenant bien établie. Au-delà de la distinction de par les ressources exploitées afin de déterminer les intervalles temporels (horloge interne et dynamique du mouvement), c'est au travers du terme d'erreur des modèles que l'on peut distinguer ces deux processus. La nature (dis)continue des mouvements semble être le facteur déterminant du type de processus utilisé. Cependant, Delignières, Lemoine et al. (2004) observent une transgression de ces règles avec une série d'oscillation de l'avant-bras présentant une pente positive à haute fréquence malgré la continuité de la tâche favorisant l'exploitation d'un processus de timing émergent. De plus,

les études utilisant la méthode corrélacionnelle, qui comparent la variabilité entre tâches continues et discrètes, dévoilent parfois des corrélations significatives entre des tâches continues et discontinues (Robertson et al., 1999 ; Zelaznik et al., 2002). Le cadre des conditions d'exploitation des processus de timing n'est pas encore bien défini.

En résumé, nous avons connaissance à ce jour de l'exploitation de deux modes de gestion des aspects temporels du mouvement : le mode événementiel et le mode émergent. Ces deux processus reposent sur des conceptions différentes. Le premier est considéré comme central, utilisant, pour définir les intervalles de temps à produire, les mêmes processus que lors des tâches de perception temporelle. Le second lui est considéré comme périphérique, utilisant la dynamique du mouvement afin de produire les intervalles temporels voulus. L'exploitation de ces deux processus repose sur la nature (dis)continue des mouvements à produire. Cependant, des transgressions à cette règle ont été observées et font émerger des interrogations sur les conditions d'exploitation de ces deux processus. Deux modèles permettant de rendre compte de la variabilité des séries pour les deux modes de contrôle temporel ont été proposés. Ils ont contribué au développement d'une méthode permettant de distinguer au cas par cas entre processus événementiel et processus émergent : l'analyse spectrale.

La compréhension de la gestion temporelle des mouvements passe par plusieurs étapes. Tout d'abord il semble indispensable de déterminer les conditions d'exploitation des processus temporels. Même si la nature discrète ou continue des mouvements semble être en grande partie un facteur déterminant, d'autres paramètres sont susceptibles de rentrer en compte dans l'alternative événementiel/émergent. Une spécification des paramètres favorisant l'exploitation des processus de timing pourrait aboutir à une meilleure compréhension des processus sous-jacents. La détermination de ces paramètres pourrait alors déboucher sur une modélisation plus complète des processus de timing. En effet, la nature des fluctuations des

séries est de type bruit $1/f$. Les théories définissent ce bruit comme la signature des systèmes complexes auto-organisés. Cependant, la provenance des ces fluctuations n'est à ce jour pas identifiée. Cet aspect de la gestion temporelle des mouvements nécessite des investigations plus approfondies, permettant de déboucher sur un modèle de conception des processus de timing plus abouti. D'autre part, la question de la pertinence de l'exploitation de deux processus reste entière. En effet, pourquoi utiliser deux processus de timing distincts ? Existerait-il un processus plus efficient, moins coûteux en « ressources » ? La réponse à ces questions nous permettrait de mieux cerner l'évolution des conditions d'exploitation avec la complexité des mouvements ou l'interaction de différents mouvements, avec l'apprentissage, ou avec l'âge.

Notre travail s'est attaché à répondre au mieux à toutes ces interrogations et ces manques de la littérature. Nous avons privilégié les aspects de distinction entre les deux processus temporels et non les aspects de modélisation. A partir de l'étude de Delignières, Lemoine et al. (2004), l'objectif principal de notre travail était de déterminer les conditions favorisant l'exploitation des différents modes de contrôle temporel. Cette distinction nous permettant alors de travailler sur les aspects qualitatifs des processus, en termes d'efficacité et de coût pour le système. Ce travail s'est organisé selon trois axes qui renvoient à trois chapitres :

- Le premier objectif était de définir une méthode fiable permettant de spécifier au cas par cas le processus de timing exploité. L'analyse spectrale constituait un bon candidat à travers la pente à haute fréquence des spectres. Cependant, la fiabilité des résultats obtenus à partir de cette méthode n'avait pas été confirmée. Pour cela, nous devons appliquer cette méthode sur des séries simulant le comportement des séries expérimentales. Nous avons aussi testé une seconde méthode que nous avons développée sur la base des prédictions de Wing et Kristofferson (1973b) : la

Detrended Windowed (Lag One) Autocorrelation (DWA). Mais cette étape passait d'abord par la validation des modèles existants dont les simulations dépendaient. En effet, une polémique existait sur la réelle présence de dépendances à long terme dans les séries temporelles (Pressing et Jolley-Rogers, 1997), qui était pourtant attestée par le bruit $1/f$ mis en évidence par l'analyse spectrale. La méthode des modélisations ARMA/ARFIMA développée par Wagenmakers, Farrell et Ratcliff (2004) nous a permis de déterminer la présence ou non de dépendances à long terme dans les séries temporelles.

- Ayant à notre disposition une méthode fiable de détection des processus sous-jacents aux séries temporelles, notre second objectif était de déterminer les conditions d'exploitation des deux processus de timing. Dans un premier temps nous avons testé l'effet de la nature (dis)continue de la tâche en fonction de la fréquence de mouvement afin de déterminer si ce paramètre permettait d'expliquer à lui seul la distinction entre processus émergents et événementiels. Dans un second temps nous avons testé d'autres paramètres, déterminés à partir des conceptions théoriques associées à chaque processus et des résultats précédents, comme par exemple l'inertie de l'effecteur, ou la complexité du mouvement à produire.
- Enfin, dans un dernier chapitre, connaissant les conditions nous permettant de contrôler l'exploitation des processus de timing, notre réflexion s'est portée sur les différences qualitatives entre les deux processus de timing. En effet, ils sont basés sur des conceptions théoriques distinctes : le premier est considéré comme central (événementiel) alors que le second est supposé être périphérique (émergent). Nous nous sommes donc intéressés aux différences qui en découlaient notamment en termes d'efficacité et de coût attentionnel associés aux deux modes de gestion

temporelle des mouvements. Pour cela nous avons utilisé un paradigme de double tâche et la méthode de l'optimum-maximum préconisée par Navon (1990).

Chapitre I : Modèles et méthodes de distinction des processus de timing événementiels et émergents.

L'analyse spectrale permet une distinction au cas par cas des processus de timing exploités (Delignières, Lemoine et al., 2004). Afin d'utiliser cette méthode avec sérénité, un examen de l'efficacité et de la fiabilité des indices permettant de distinguer entre processus événementiel et processus émergent semble indispensable. Cet exercice requiert l'utilisation de séries empiriques mais aussi de séries simulées à partir des modèles permettant de rendre compte de la variabilité des séries (Eq. 1 et 5). Cependant, la présence de mémoire à long terme dans les séries au travers du bruit $1/f$ obtenu dans les spectres de puissance est très controversée (Pressing et Jolley-Rogers, 1997). Certains auteurs émettent l'hypothèse que le bruit $1/f$ observé à travers les spectres de puissance serait le résultat de la nature non-stationnaire des séries étudiées (Pressing et Jolley-Rogers, 1997). De plus des processus de dépendances à court terme semblerait pouvoir mimer le bruit $1/f$ dans les spectres de puissance (Thornton et Gilden, 2005 ; Wagenmakers et al., 2004). Il était donc indispensable de vérifier la réelle présence de mémoire à long terme dans les séries d'IIT produites afin de déterminer la nature de la variabilité des composantes temporelles (*C et D*) des modèles.

2.1. Test de la présence de bruit $1/f$ dans les données de tapping en continuation

2.1.1. Introduction

La pente des spectres de puissance nous renseigne sur la nature des fluctuations présentes dans les séries. Comme présenté plus haut, la pente à haute fréquence des spectres permet de distinguer entre les deux processus de timing sous-jacents à la production des intervalles temporels sur la base de la valeur de la pente à haute fréquence (Delignières,

Lemoine et al., 2004). Dans les deux cas (Figure 2, p.17) le spectre de puissance suggère la présence de corrélations à long terme (pente négative proche de -1 à basse fréquence). Cependant, cette constatation se base uniquement sur une évaluation visuelle de la présence d'une pente linéaire à basse fréquence, quantifiée par régression linéaire. Cette évaluation sur la seule base visuelle reste problématique (Wagenmakers et al., 2004).

2.1.1.1. Dépendances à court terme vs. long terme

De nombreux auteurs constatent que certaines séries ne contenant pas de corrélations à long terme peuvent mimer cette pente négative dans les basses fréquences des spectres de puissance (Pressing et Jolley-Rogers, 1997 ; Rangarajan et Ding, 2000 ; Thornton et Gilden, 2005 ; Wagenmakers et al., 2004). Wagenmakers et al. (2004) proposent plusieurs exemples où ils obtiennent des résultats ambigus avec des séries ne contenant que des corrélations à court terme. L'exemple le plus courant est le processus autorégressif qui est supposé tendre vers une pente plate dans les basses fréquences du spectre. Néanmoins, son spectre de puissance présente dans une large étendue des basses fréquences une pente linéaire négative qui peut parfois se différencier d'un authentique bruit $1/f$ seulement sur la base de 2-3 points ambigus dans les plus basses fréquences.

La présence de corrélations à court terme est une hypothèse alternative plausible pour les séries de tapping en continuation. En effet, Yamada (1996) montre qu'un modèle autorégressif peut simuler parfaitement les séries d'IIT obtenues en tapping en continuation. Pressing et Jolley-Rogers (1997) suggèrent que le bruit $1/f$ obtenu par Gilden et al. (1995) provient de la non-stationnarité des séries, due à leur longueur et à la durée de la tâche (1000 IIT par série). De manière plus générale nous pouvons considérer le tapping en continuation comme régulé par des mécanismes de correction basés sur des feed-backs sensoriels provenant des tapes précédemment réalisées. Un tel mécanisme pourrait préserver un intervalle moyen stable avec des corrections locales, et pourrait être modélisé par des

processus autorégressifs. Cependant une telle hypothèse irait aussi à l'encontre de celle de Wing et Kristofferson (1973a, 1973b) concevant la production des intervalles sans régulations de type feed-back.

Le but principal pour les données de tapping en continuation n'est pas de savoir s'il y a des corrélations dans la série mais plutôt de clarifier la nature de ces dépendances (court terme vs. long terme). Ce problème fût soulevé par l'équipe de Wagenmakers (Farrell, Wagenmakers et Ratcliff, en révision ; Wagenmakers et al., 2004 ; Wagenmakers, Farrell et Ratcliff, 2005) qui a proposé une distinction statistique entre processus à court et long terme sur la base de la modélisation ARFIMA (AutoRegressive Fractionally Integrated Moving Average).

2.1.1.2. La modélisation ARFIMA

Box et Jenkins (1976) ont introduit une famille de modèles linéaires appelés modèles ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) capables de représenter une grande variété des relations à court terme dans les séries temporelles. Dans ces modèles la valeur courante est prédite à partir d'un nombre limité de valeurs précédentes. Comme leur nom l'indique, ces modèles sont composés de trois éléments. Le composant autorégressif suppose que la valeur courante y_t est déterminée à partir de la somme pondérée des p valeurs précédentes, plus une perturbation aléatoire notée ε_t :

$$y_t = \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (6)$$

Dans cette équation ϕ_i représente l'influence de la $i^{\text{ème}}$ précédente valeur. Ce coefficient est supposé décroître progressivement avec i .

La composante de moyenne mobile (*moving average*) suppose que la valeur courante dépend des valeurs des perturbations aléatoires qui ont affectées les q observations précédentes, plus sa propre perturbation :

$$y_t = \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t \quad (7)$$

Comme pour le modèle autorégressif, θ_i représente l'influence de la $i^{\text{ème}}$ perturbation précédente et est supposée décroître avec i .

Enfin la composante d'intégration du modèle permet de modéliser les tendances dans la série. Par exemple une intégration d'ordre 1 suggère que la différence entre les valeurs successives est constante, révélant une tendance linéaire :

$$y_t = y_{t-1} + \mu \quad (8)$$

Les tendances plus complexes (quadratiques, cubiques) se modélisent à partir d'ordres d'intégration plus élevés. Cet ordre d'intégration est désigné par un d dans le modèle.

Un modèle ARIMA est l'adjonction de ces trois composantes et peut être décrit à partir des ordres des trois composantes associées (p,d,q) . Par exemple un modèle $(2,0,1)$ peut s'écrire sous la forme :

$$y_t = \phi_1 \cdot y_{t-2} + \phi_2 \cdot y_{t-1} + \theta_1 \cdot \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \quad (9)$$

Pour les séries stationnaires, la composante d'intégration n'est pas nécessaire, résultant en un modèle ARMA (p,q) .

Granger et Joyeux (1980) montrent qu'il est possible d'introduire des dépendances à long terme dans les séries en permettant au paramètre d du modèle de prendre une valeur fractionnaire. En effet, rappelons tout d'abord que différencier une marche aléatoire (X_t) résulte en un bruit blanc (ζ_t : voir encadré p.15). Le modèle ARIMA $(0,0,0)$ étant un bruit blanc, le modèle ARIMA $(0,1,0)$ est donc une marche aléatoire du fait du paramètre d'intégration d égal à 1. Cette égalité peut se formalisée sous la forme :

$$\Delta^d X_t = (1 - B)^1 X_t = \zeta_t \quad (10),$$

où Δ^d représente l'opérateur de différenciation, B l'opérateur de décalage arrière défini par $BX_t = X_{t-1}$, et d le paramètre d'intégration du modèle. De ce fait,

$$X_t - X_{t-1} = (1 - B)^1 X_t = \zeta_t \quad (11)$$

et,

$$(X_t - X_{t-1}) - (X_{t-1} - X_{t-2}) = (1 - B)^2 X_t = \zeta_t - \zeta_{t-1} \quad (12)$$

L'équation 11 renvoie à l'égalité entre la différenciation d'une marche aléatoire et un bruit blanc, alors que l'équation 12 renvoie à l'égalité entre la différenciation d'ordre 2 d'une marche aléatoire et un bruit blanc différencié. Pour des valeurs de d entières les modèles ARMA résultent dans des modèles ARIMA classiques (p,d,q) . Par contre si d prend une valeur fractionnaire alors :

$$\begin{aligned} \Delta^d X_t = (1 - B)^d X_t = \sum_{k=0}^{\infty} \binom{d}{k} (-B)^k X_t = \\ X_t - dX_{t-1} - \frac{1}{2}d(1-d)X_{t-2} - \frac{1}{6}d(1-d)(2-d)X_{t-3} \dots \end{aligned} \quad (13)$$

Si $\Delta^d X_t$ est un processus de bruit blanc ($\Delta^d X_t = \zeta_t$) alors X_t est un ARIMA $(0,1,0)$ appelé *bruit blanc différencier* si $d = 1$, et un ARFIMA $(0,d,0)$ nommé *bruit blanc différencier fractionnaire* si d prend une valeur fractionnaire. Si le paramètre d est fractionnaire, il peut prendre des valeurs comprises entre $-\frac{1}{2}$ et $\frac{1}{2}$. Si d prend alors une valeur supérieure à 0, la série modélisée contient des dépendances à long terme. Le paramètre d constitue dans ce cas, au même titre que β et H , un indice de la nature des fluctuations dans la série. Une homologie existe entre ces indices d'après l'égalité suivante :

$$\beta = 2d = 2H - 1 \quad (14)$$

Avec l'adjonction d'un paramètre d fractionnaire, la série résulte alors en un modèle ARFIMA. Les modèles ARFIMA permettent de rendre de compte des dépendances à long terme avec parcimonie, en ajoutant simplement un terme (d) aux modèles ARMA classiques. Un avantage considérable de ces modèles est qu'ils peuvent rendre compte à la fois des dépendances à court terme via les paramètres p et q , mais aussi des dépendances à long terme

via le paramètre d , tout en déterminant leurs contributions respectives. De plus, les paramètres du modèle peuvent être estimés par la méthode du maximum de vraisemblance, permettant ainsi de déterminer si le paramètre d est significativement différent de 0. La modélisation ARFIMA peut donc être utilisée afin d'apporter la preuve statistique de la présence de dépendances à long terme dans les séries.

Wagenmakers et al. (2005) ont récemment proposé une procédure inférentielle complète basée sur la modélisation ARFIMA, permettant d'attester la présence de dépendances à long terme dans les séries. La méthode consiste à ajuster un certain nombre de modèles aux séries étudiées. Ces modèles sont pour la moitié des ARMA qui ne contiennent aucune corrélation à long terme, les paramètres p et q variant de 0 à 2 systématiquement. La seconde moitié des modèles sont les ARFIMA (p,d,q) correspondants, qui diffèrent des premiers simplement par l'injection du paramètre fractionnaire d , ce dernier représentant les corrélations à long terme dans la série. Il est alors supposé que si les modèles ARFIMA s'ajustent mieux que les modèles ARMA, alors la série contient des dépendances à long terme.

Le but de cette étude était donc de tester la présence de dépendances à long terme dans les séries de tapping en continuation afin de valider ou infirmer les modélisations précédentes (Chen et al., 1997 ; Delignières, Lemoine et al., 2004 ; Gilden et al., 1995 ; Pressing et Jolley-Rogers, 1997 ; Yamada, 1996). Pour cela, nous sommes allés plus loin que la simple évaluation visuelle en utilisant la procédure de modélisation ARMA/ARFIMA proposée par Wagenmakers et al. (2005). Plusieurs conditions de fréquences ont été éprouvées dans la perspective de possible effets sur les dépendances à long terme (Kadota, Kudo et Ohtsuki, 2004 ; Madison, 2004). Ce travail a fait l'objet d'une publication dans le *Canadian Journal of Experimental Psychology* : Lemoine, Torre et Delignières (2006)

2.1.2. Méthode

2.1.2.1. Sujets

Douze sujets volontaires, cinq femmes et sept hommes, ont pris part à ce protocole. Leur moyenne d'âge était de 32.42 ans (SD = 13.77). Tous étaient droitiers et n'avaient aucune expérience particulière ou pratique de la musique. Ils n'avaient été atteints d'aucune lésion neuronale ou musculaire. Ils ont signé un formulaire de consentement et n'ont pas été rétribués pour leur participation.

2.1.2.2. Tâche expérimentale

Les sujets devaient réaliser une tâche de tapping suivant un paradigme de synchronisation-continuation. Les sujets devaient dans un premier temps synchroniser la tape de l'index de la main dominante avec les signaux sonores du métronome. Au bout de 25 signaux le métronome s'arrêtait et les sujets avaient pour consigne de continuer de taper au même rythme en essayant de rester le plus régulier et constant possible. Les sujets ont effectué cette tâche à partir de deux fréquences initiales différentes : 1.8Hz et 1.25Hz correspondant à des intervalles de temps de 555 et 800ms. Ces fréquences ont été choisies pour que la tâche reste confortable mais pas trop longue, mais aussi en comparaison avec les fréquences utilisées dans la littérature. La durée de chaque essai était déterminée afin d'obtenir environ 1200 IIT pendant la phase de continuation, soit 12 et 16 minutes.

2.1.2.3. Dispositif expérimental

L'expérience a été réalisée dans une pièce isolée et sans bruit. Les sujets étaient assis sur une chaise face à un bureau sur lequel se trouvait une tablette en bois. Sur cette tablette se trouvait une plaque en plastique (2 x 4cm), sous laquelle un interrupteur avait été installé permettant de détecter les tapes des sujets (Figure 3). Les sujets pouvaient placer la tablette en bois à leur convenance sur le bureau afin d'être installés confortablement pendant la tâche.

Des antidérapants avaient été fixés sous la tablette afin d'éviter tout mouvement de celle-ci pendant la tâche. Les sujets devaient avoir leur avant-bras posé sur le bureau, la main à plat sur la tablette. Le mouvement devait être un simple mouvement de flexion/extension de l'index.

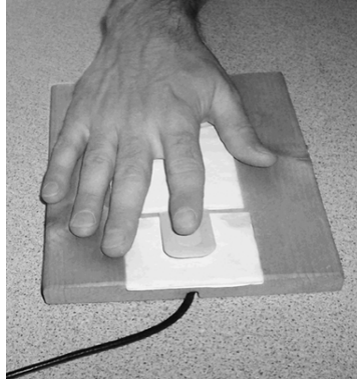


Figure 3 : Photo du dispositif associé à la tâche de tapping. La main posée sur le dispositif, seul l'index pouvait bouger.

Le métronome était généré à partir d'un script Matlab. Les signaux sonores avaient une durée de 80ms. Les données étaient enregistrées via un convertisseur analogique/numérique Nanologger (Digimétrie) à une fréquence de 511Hz. Un courant continu de 5volts était délivré par une centrale Orphy (Micarelec). Quand les sujets tapaient sur la plaque l'interrupteur laissait passer le courant. Nous obtenions alors des séries entrecoupées de pics. Les intervalles de temps étaient calculés à partir des intervalles entre deux pics des séries.

2.1.2.4. Traitement des données

En se basant sur les récentes évaluations des méthodes fractales (Delignières, Torre et Lemoine, 2005 ; Eke, Herman, Kocsis et Kozak, 2002 ; Eke et al., 2000) et les études appliquant ce type d'analyse sur des données psychologiques (Chen et al., 1997 ; Delignières, Lemoine et al., 2004 ; Gilden, 2001), nous avons décidé de travailler sur des séries de 1024 points (une longueur de série équivalente à une puissance de 2 étant nécessaire pour l'analyse

spectrale). Nous obtenions des séries d'une longueur de 1200 points environ par essai, ce qui nous permettait de supprimer une partie de la série. Ogden et Collier (1999) ont montré sur des tâches de tapping qu'une légère déviation de la fréquence initiale tend à apparaître au début des essais. Cette dérive représenterait selon les auteurs une tendance à se rapprocher d'une fréquence préférentielle. Nous avons donc travaillé sur les 1024 dernières données de chaque série.

Dans un premier temps nous avons appliqué une analyse spectrale aux séries afin de s'assurer que nos données reproduisaient les résultats précédemment obtenus (Delignières, Lemoine et al., 2004 ; Gilden et al., 1995). Pour cela nous avons utilisé une méthode proposée par Fougère (1985) et modifiée par Eke et al. (2000) qui inclut des prétraitements de la série avant d'appliquer une transformée rapide de Fourier (FFT) : la $^{low}PSD_{we}$, *low* pour basses fréquences car les auteurs recommandent d'estimer la pente des spectres qu'à partir des $N/8$ premiers points du spectres, et *we* pour *windowing* et *end-matching*, deux des trois prétraitement des séries avec la soustraction de la moyenne (voir Annexe A). Les spectres ont alors été représentés en coordonnées bi-logarithmiques. Les pentes à basses et hautes fréquences ont été estimées séparément considérant pour les premières les $N/8$ premiers points du spectre (Eke et al., 2000) (N représentant le nombre de points du spectre), et la dernière moitié du spectre pour les secondes.

Dans un second temps nous avons appliqué une méthode fractale considérée comme la plus efficiente par de récentes évaluations (Delignières, Ramdani, Lemoine, Torre, Fortes et Ninot, 2006) : la *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA : Peng et al., 1993). Cette méthode est basée sur l'analyse de la relation entre l'amplitude moyenne des fluctuations de la série et la longueur des intervalles où ces fluctuations sont observées (voir encadré p.15 et Annexe B). La pente de la droite de régression linéaire calculée à partir du graphique de diffusion nous donne un indice α permettant, comme les indice β de l'analyse spectrale, et le H des autres

analyses fractales, de déterminer la nature de la série observée (fGn, fBm, persistante, antipersistante). Une relation linéaire existe d'ailleurs entre ces deux indices :

$$\alpha = \frac{\beta + 1}{2} \quad (15)$$

Nous avons utilisé cette méthode car elle est plus fiable que la $^{low}PSD_{we}$ notamment quand les séries sont contaminées par du bruit (Delignières et al., 2006).

Finalement, nous avons appliqué la procédure de modélisation ARMA/ARFIMA préconisée par Wagenmakers et al. (2005). Cette méthode permet de choisir le modèle qui s'ajuste le mieux aux séries étudiées parmi les 18 modèles testés (9 ARMA et 9 ARFIMA) sur la base de statistiques de vraisemblance. Le meilleur modèle est celui qui permet de rendre compte au plus près de la variabilité des séries tout en utilisant un nombre réduit de paramètres. Nous avons utilisé le Bayes Information Criterion (BIC : voir Annexe C pour plus de détails) dont les vertus pour détecter les dépendances à long terme sont supérieures à son homologue le Akaike Information Criterion (AIC), et qui permet aussi une meilleure estimation du paramètre d (Torre et al., 2007). Afin de pouvoir comparer les différents modèles testés, les valeurs brutes du BIC ont été transformés en poids normalisé (Wagenmakers et Farrell, 2004, voir Annexe C pour plus de détails). La somme des poids normalisés pour l'ensemble des 18 modèles est égale à 1. La modélisation ARFIMA ne permet une estimation du paramètre d que pour les modèles ARFIMA (p,d,q) , considérant les modèles ARMA correspondant comme l'hypothèse nulle. Deux critères complémentaires ont été appliqués afin de déterminer la présence ou non de dépendances à long terme dans les séries (1) le meilleur modèle (i.e. celui dont le poids normalisé est le plus élevé) doit être un ARFIMA, le paramètre d devant être significativement différent de 0, et (2) la somme des poids des modèles ARFIMA doit être supérieure à la somme des poids des modèles ARMA.

Sur la base de simulations, Torre et al. (2007) suggèrent que l'hypothèse de la présence de dépendances à long terme dans un phénomène soit retenue à partir du moment où,

considérant un ensemble de séries, (1) la méthode choisit un ARFIMA comme meilleur modèle dans au moins 90% des cas, et (2) qu'en moyenne la somme des poids des modèles ARFIMA dépasse 0.90.

Nous avons utilisé le module ARFIMA (Doornik et Ooms, 1999 ; Ooms et Doornik, 1998) développé pour la plateforme de langage Ox (Doornik, 2001). Nous avons utilisé, avec quelques modifications mineures, le code Ox développé par Simon Farrell, disponible à l'adresse internet suivante : <http://eis.bris.ac.uk/~pssaf/>

2.1.3. Résultats

L'application de l'analyse spectrale découle sur des spectres de puissance comportant une pente négative à basse fréquence et, pour la plupart des sujets, une pente positive à haute fréquence. La Figure 4 représente le spectre moyen établi après avoir moyenné point par point tous les spectres obtenus dans les différentes conditions de fréquence. La pente moyenne à basse fréquence était de -0.93 (SD = 25) à 1.8Hz et -1.05 (SD = 0.25) à 1.25Hz. Ces pentes moyennes correspondent à des indices β proche de ceux correspondant au bruit $1/f$, confirmant les résultats de Gilden et al. (1995). Une analyse de variance (ANOVA) à mesure répétée (deux conditions de fréquence) a été appliquée sur les indices β , qui met en évidence une absence de différence significative entre les deux conditions de fréquence ($F(1,11) = 1.49$), $p > 0.05$).

La pente moyenne à haute fréquence était de 0.28 (SD = 0.97) à 1.8Hz et 0.06 (SD = 0.75) à 1.25Hz. Ces résultats confirment ceux de Delignières, Lemoine et al. (2004) avec l'exploitation d'un processus de timing événementiel dans les tâches de tapping en continuation. Une ANOVA à une mesure répétée ne fait apparaître aucune différence significative entre les deux conditions de fréquence ($F(1,11) = 0.34$, $p > 0.05$). Les pentes individuelles à haute et basse fréquence sont retranscrites dans le Tableau 1.

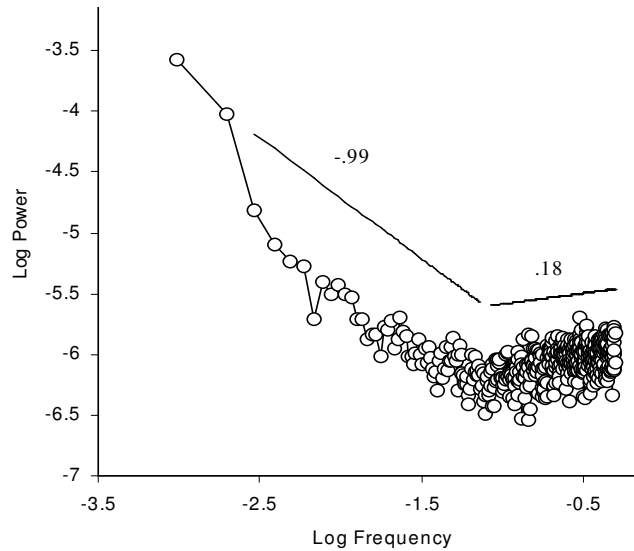


Figure 4 : Spectre moyen établi après avoir moyenné point par point les spectres des sujets obtenus dans les deux conditions de fréquence. Les lignes représentent les pentes moyennes calculées à partir des pentes individuelles à basse et haute fréquence.

Sujets	1.8Hz			1.25Hz		
	Pente Basse Freq	Pente Haute Freq	α	Pente Basse Freq	Pente Haute Freq	α
1	-0.61	-0.22	0.66	-0.84	-0.66	0.92
2	-1.05	0.23	0.74	-0.61	0.45	0.92
3	-0.75	1.13	0.85	-0.87	-0.28	0.82
4	-0.91	1.79	0.71	-1.04	0.04	0.92
5	-1.11	1.00	1.04	-1.20	-0.63	1.08
6	-1.07	0.18	1.00	-1.27	-0.36	1.14
7	-0.75	-0.83	0.74	-1.50	-0.26	1.20
8	-1.23	1.09	1.07	-0.97	-0.49	1.02
9	-0.68	0.49	1.01	-0.86	0.10	0.80
10	-0.62	-1.48	0.86	-1.31	0.61	1.50
11	-1.39	-0.80	1.25	-1.39	0.25	0.99
12	-1.01	0.83	0.91	-0.80	2.07	0.94
Moyenne	-0.93	0.28	0.90	-1.05	0.07	1.02
SD	0.25	0.97	0.18	0.28	0.75	0.19

Tableau 1 : Pentes individuelles à basse et haute fréquence (lowPSDwe) et exposants α (DFA) mesurés pour les deux conditions de fréquence.

Les indices α moyens mesurés par le biais de la DFA étaient de 0.90 (SD = 0.18) à 1.8Hz et 1.02 (SD = 0.19) à 1.25Hz. Les valeurs individuelles sont reportées dans le Tableau 1. Ces valeurs sont très proches de celles rencontrées pour des séries de type bruit $1/f$, ce qui corrobore avec les résultats précédemment obtenus à partir de l'analyse spectrale. Les pentes à basse fréquence des spectres et les indices α mesurés correspondants sont significativement corrélés ($r = 0.78$ à 1.8Hz et $r = 0.70$ à 1.25Hz). Une ANOVA à une mesure répétée appliquée

aux indices α ne fait apparaître aucune différence significative entre les deux conditions de fréquence ($F(1,11) = 2.49, p > 0.05$). Quatre exposants à 1.8Hz et cinq à 1.25Hz sont supérieurs à 1. Il faudra donc être vigilant dans l'application des modélisations ARMA/ARFIMA sur ces séries tant cette méthode ne donne de bons résultats qu'avec des séries stationnaires (fGn : $\alpha < 1$).

Les résultats de la modélisation ARFIMA sont présentés dans le Tableau 2. La seconde colonne du tableau correspond à la somme des poids des neuf modèles ARFIMA. Cette somme des poids est en moyenne d'environ 0.91 (0.91 à 1.8Hz et 0.90 à 1.25Hz). Ce résultat suggère que la vraisemblance des modèles ARFIMA est en général meilleure que celle des modèles ARMA. Le meilleur modèle est un ARFIMA pour 22 séries sur 24 testées (92% des séries), avec un paramètre d significativement différent de 0. Le poids moyen du meilleur modèle ARFIMA (colonne 3 du Tableau 2) était de 0.66. Deux séries donnaient des résultats divergents avec la sélection d'un modèle ARMA comme meilleur modèle (sujets 5 et 7 à 1.25Hz). Cependant ces deux séries présentaient des exposant α supérieur à 1 (1.08 et 1.20 respectivement) et pouvaient être suspectées d'être non-stationnaires, ce qui est incompatible avec l'application des modélisations ARMA/ARFIMA. Nous avons, comme le proposent Diebolt et Guiraud (2005), appliqué les modélisations ARMA/ARFIMA sur les versions différenciées de ces deux séries (permettant de transformer ces fBm en leur fGn correspondant). Nous avons alors obtenus pour ces deux séries une somme des poids des modèles ARFIMA respectivement de 0.90 et 0.99. Dans les deux cas le meilleur modèle était un ARFIMA $(0,d,1)$ avec un poids de 0.77 et 0.80 respectivement.

En résumé, l'analyse spectrale confirme les résultats antérieurs avec une pente négative à basse fréquence proche de -1 et une pente positive à haute fréquence (Delignières, Lemoine et al., 2004 ; Gilden et al., 1995). La DFA vient renforcer les résultats de l'analyse spectrale sur la présence de bruit $1/f$ avec un exposant α moyen de 0.95. Les séries peuvent

donc être considérées comme stationnaires permettant l'application des modélisations ARFIMA. Ces dernières ont permis de détecter des dépendances à long terme dans 22 des 24 séries originelles, puis dans les 2 dernières séries après différenciation permettant d'éliminer le caractère non stationnaire des séries qui fût dévoilé par la DFA.

	Participants	Somme des poids ARFIMA	Meilleur modèle	Poids du meilleur modèle	d	t	prob.
1.8 Hz	1	0.89	1, d ,1	0.35	0.23	2.46	0.014
	2	0.99	0, d ,1	0.65	0.41	4.56	0.000
	3	0.83	0, d ,1	0.66	0.13	1.97	0.049
	4	0.92	0, d ,1	0.81	0.39	6.26	0.000
	5	0.96	0, d ,1	0.88	0.45	9.51	0.000
	6	1.00	2, d ,2	0.99	0.42	6.08	0.000
	7	0.84	0, d ,2	0.62	0.38	4.53	0.000
	8	0.78	0, d ,1	0.72	0.45	8.58	0.000
	9	0.99	1, d ,1	0.63	0.34	3.54	0.000
	10	0.83	0, d ,0	0.44	0.24	10.61	0.000
	11	1.00	2, d ,2	0.79	0.49	32.14	0.000
	12	0.89	1, d ,2	0.58	0.42	7.35	0.000
1.25 Hz	1	0.99	0, d ,2	0.50	0.28	3.38	0.001
	2	0.97	0, d ,1	0.82	0.35	6.39	0.000
	3	0.97	0, d ,1	0.36	0.15	3.09	0.002
	4	0.75	0, d ,1	0.60	0.44	9.70	0.000
	5	0.28	1,0,1	0.58	-	-	-
	6	0.98	0, d ,1	0.62	0.48	20.95	0.000
	7	0.38	1,0,1	0.55	-	-	-
	8	0.94	0, d ,1	0.73	0.38	7.38	0.000
	9	0.97	0, d ,2	0.57	0.40	5.36	0.000
	10	0.60	0, d ,1	0.55	0.49	26.47	0.000
	11	0.87	0, d ,1	0.70	0.48	20.39	0.000
	12	1.00	1, d ,2	0.93	0.39	5.98	0.000

Tableau 2 : Résultats de la modélisation ARMA/ARFIMA. Pour chaque sujet et condition de fréquence la somme des poids des modèles ARFIMA, la nature du meilleur modèle, le poids de ce modèle, le paramètre d du modèle et les résultats du test inférentiel sur la significativité du paramètre d sont rapportés.

2.1.4. Discussion

La méthode de modélisation ARMA/ARFIMA proposée par Wagenmakers et al. (2004) a été critiquée par Thornton et Gilden (2005). Ces critiques reposent sur la présence de

limitations théoriques et statistiques. La première provient de l'utilisation des modèles de dépendances à court terme comme hypothèse nulle. L'hypothèse nulle doit constituer une alternative plausible dans les tests inférentiels. Cependant, Thornton et Gilden (2005) pensent que les modèles de dépendances à court terme ne représentent pas une telle alternative dans le domaine des processus psychologiques. Cet argument peut être considéré comme valable dans les tâches de temps de réaction, qui constituent l'objet d'étude principal de ces auteurs. Néanmoins, il n'est pas valide dans le cadre des tâches de tapping en continuation tant les modèles proposés dans ce domaine font fréquemment référence à des processus de dépendance à court terme. Le modèle le plus classiquement utilisé (Wing et Kristofferson, 1973a) faisait clairement référence à de tels processus. De plus, comme nous le disions en introduction, la majeure partie des modèles proposés tentent de rendre compte de la variabilité des séries de tapping en continuation ou en synchronisation à partir de processus à court terme, par des processus de feedback (Chen et al., 1997 ; Pressing, 1999 ; Pressing et Jolley-Rogers, 1997) ou de mémoire à court terme (Yamada, 1996). Par conséquent l'utilisation des modèles ARMA comme une alternative et donc comme hypothèse nulle est amplement justifiée.

La seconde objection de Thornton et Gilden (2005) à l'encontre des modélisations ARMA/ARFIMA provient du paramètre d des modèles ARFIMA qui, selon ces auteurs, permettrait dans tous les cas d'avoir une modélisation plus juste des données étudiées. Cet argument aurait pu être recevable si la méthode utilisée ne contrastait simplement que les résultats de vraisemblance de deux modèles identiques qui diffèreraient seulement de par le paramètre d (Wagenmakers et al., 2004). Cependant, dans l'approche utilisée, en plus des 18 modèles comparés, le meilleur modèle est déterminé à partir de l'ajustement aux séries étudiées mais aussi du nombre de paramètres du modèle : un équilibre entre ajustement et parcimonie. Les modèles retenus dans cette étude ont été rarement les plus complexes

(Tableau 2). Torre et al. (2007) ont montré que la pénalité imposée aux modèles complexes par le BIC amène à la sélection des modèles les plus simples et à une meilleure détection des dépendances à long terme dans les séries. A l'inverse, le AIC préfère les modèles complexes et donc souvent les modèles ARMA contenant plusieurs termes autorégressif et de moyenne mobile, susceptibles de mimer le comportement fractal contenu dans les séries. Par conséquent, l'utilisation de la méthode proposée par Wagenmakers et al. (2005) semble justifiée notamment dans notre étude, et les résultats obtenus peuvent être considérés avec assurance.

Dans notre étude les résultats de la modélisation ARMA/ARFIMA répondent aux conditions fixés par Torre et al. (2007) avec plus de 90% des séries classées comme ARFIMA et un poids des modèles ARFIMA supérieurs à 0.90. Ils certifient la présence de corrélations à long terme dans les séries de tapping en continuation.

Néanmoins, une question continue de se poser : à quel point nos résultats suggèrent-ils la présence de véritables corrélations à long terme qui ne sont pas dues à la physionomie non stationnaire des séries (Pressing et Jolley-Rogers, 1997) ? Comme nous l'avons indiqué plus haut, seule la partie la plus stationnaire des séries a été pris en compte, éliminant la portion initiale des séries où des dérives apparaissent fréquemment. De plus, sur la base des résultats de la $^{low}PSD_{we}$ et de la DFA, nous pouvons affirmer que la plupart de nos séries sont stationnaires. Enfin, les dépendances à long terme ont été décelées dans toutes les séries même les plus stationnaires.

Cette étude confirme donc les résultats des précédentes recherches sur le tapping en continuation (Chen et al., 1997 ; Chen et al., 2002 ; Gilden et al., 1995 ; Yamada, 1996 ; Yamada, 1995 ; Yoshinaga et al., 2000) et supporte l'hypothèse de Gilden et al. (1995) : le compartiment cognitif du modèle WK initialement conçu comme une source de bruit blanc, a un comportement fractal proche du bruit $1/f$.

A l'instar de Gilden et al. (1995) aucune différence significative n'a été mise en évidence sur les indices fractals des séries (β , α). Ce résultat suggère que l'intensité des dépendances à long terme dans les séries d'IIT produites via un processus de timing événementiel est indépendante de la durée moyenne de ces IIT. Gilden et al. (1995) obtiennent le même résultat mais sur une gamme de fréquences plus étendue (de 0.1 à 3.33Hz). Cependant, Madison (2004), travaillant sur des fréquences allant de 0.66 à 2Hz, obtient une réduction significative des dépendances à long terme avec l'augmentation de la fréquence de tapping. Cette divergence des résultats peut s'expliquer à travers l'emploi d'outils d'analyse différents (PSD pour Gilden et al., 1995 et Dispersional analysis développée par Bassingthwaighte, 1988 et améliorée par Caccia, Percival, Cannon, Raymond et Bassingthwaighte, 1997 pour Madison, 2004). Dans notre cas l'utilisation de seulement deux fréquences, qui plus est proches l'une de l'autre, peut expliquer cette absence de différences significatives. On peut observer que ce soit pour la $^{low}PSD_{we}$ et la DFA une augmentation des indices β et α avec l'augmentation des intervalles de temps. Cette limitation des conditions de fréquence dans notre étude peut aussi expliquer l'absence d'effet significatif sur les pentes à haute fréquence des spectres qui était pourtant attendue. En effet, Wing et Kristofferson (1973b) mettent en évidence une diminution de la part relative de la variance du compartiment moteur de leur modèle dans la variance totale avec l'augmentation des IIT à produire. Les pentes à hautes fréquences des spectres reflètent ce ratio entre variance cognitive et variance motrice. Cette absence de différence significative peut s'expliquer par la grande variabilité interindividuelle (Tableau 1). Certains spectres (4 à 1.8Hz et 6 à 1.25Hz) présentent une pente négative à haute fréquence, caractéristique de l'exploitation d'un processus de timing émergent. Erreur de classification due à la méthode ou réelle exploitation d'un processus de timing émergent dans une tâche de tapping ? Aucune conclusion ne peut

découler de ce constat tant que la fiabilité de la pente à haute fréquence comme indicateur du processus de timing exploité n'aura pas été vérifiée.

En conclusion, la série des intervalles temporels produits par l'horloge interne n'apparaît pas comme un signal périodique perturbé par du bruit blanc (Wing et Kristofferson, 1973a, 1973b), mais présente une évolution fractale à travers le temps, proche du bruit $1/f$. Une des hypothèses les plus attractives considère le bruit $1/f$ comme la signature caractéristique des états critiques auto-organisés dans les systèmes complexes (Bak et Chen, 1991 ; Davidsen et Schuster, 2000 ; De Los Rios et Zhang, 1999). Cette hypothèse est dans la lignée des approches contemporaines dans les domaines du contrôle moteur, des sciences cognitives ou de la psychologie, qui sont largement influencées par le fond théorique des systèmes dynamiques non-linéaires (Kelso, 1995 ; Van Gelder, 1998).

Wagenmakers et al. (2004) ont proposé une hypothèse alternative basée sur une adaptation des modèles événementiels classiques : les modèles d'activation/seuils. Dans de tels modèles un niveau d'activation augmente linéairement avec le temps, et en atteignant un certain niveau d'activation appelé seuil de déclenchement, il détermine des moments particuliers dans le temps. Ces événements remettent à zéro le niveau d'activation et permettent au processus une constante réitération (Schöner, 2002). Delignières, Torre et Lemoine (sous presse) définissent le seuil de déclenchement comme la succession de plateaux plus ou moins long, présentant des irrégularités, dues à des changements de stratégies de la part des sujets afin de maintenir un rythme constant et régulier. De plus, ils émettent l'hypothèse que la vitesse d'augmentation du niveau d'activation varie à chaque itération suivant une dynamique autorégressive. Ils montrent en utilisant les méthodes classiques (lowPSDwe, DFA, fonction d'autocorrélation et modélisation ARMA/ARFIMA) que les séries issues de ce modèle présentent des dépendances à long terme. De nombreuses

alternatives ont été avancées dans la littérature, et la question de l'origine du comportement fractal des séries psychologiques reste une question ouverte.

Nos résultats ont été reproduits dans d'autres études travaillant sur des processus événementiels (Delignières et al., sous presse ; Rheaume, Lemoine, Balasubramaniam et Zelaznik, soumis) ce qui tend à renforcer l'hypothèse de la présence de dépendances à long terme dans les séries issues de ce type de tâches. De plus ces études mettent en évidence la présence de dépendances à long terme dans les séries temporelles issues de processus de timing émergent, que ce soit dans une tâche d'oscillation unimanuelle (Delignières et al., sous presse) ou dans une tâche de dessin de cercle (Rheaume et al., soumis). En effet, Delignières et al. (sous presse) ont testé 12 sujets sur des tâches de tapping de l'index, et d'oscillation de l'avant-bras dans la plan frontal, la première favorisant l'exploitation d'un processus événementiel et la seconde un processus émergent. Les deux tâches étaient réalisées à une fréquence de 2Hz. Une analyse spectrale des séries a démontré l'exploitation d'un processus événementiel dans la première tâche, résultant en une pente positive dans les hautes fréquences des spectres de puissance, alors qu'un processus émergent était exploité dans les séries produites avec l'avant-bras, résultant en une pente négative dans les hautes fréquences des spectres. Une analyse par modélisation ARFIMA a permis aux auteurs d'identifier la présence de dépendances à long terme dans les deux tâches par des taux de modèles ARFIMA préférés et des sommes des poids des modèles ARFIMA supérieurs aux seuils fixés par Torre et al. (2007) (92% des séries identifiées comme ARFIMA et une somme des poids des modèles ARFIMA de 0.95 pour la tâche de tapping, 100% des séries et une somme des poids de 0.92 pour la tâche d'oscillation de l'avant-bras). Ces derniers résultats nous incitent à utiliser des séries fractales pour nos simulations et ceci pour les deux processus de timing.

2.2. Fiabilité et efficacité des méthodes de différenciation des processus de timing

2.2.1. Introduction

Les récentes recherches sur les processus de timing ont permis de mettre en évidence l'existence de différents modes de contrôle temporel impliqués dans les activités rythmiques (Robertson et al., 1999). Nous pouvons distinguer deux processus de timing distincts basés sur des capacités différentes du système : une horloge interne pour le timing événementiel et la dynamique du mouvement pour le timing émergent (Zelaznik et al., 2002). La distinction entre ces deux modes de contrôle temporel s'est structurée à partir de la nature des tâches qui favorisaient l'exploitation de l'un ou l'autre de ces processus : d'un côté des tâches discontinues qui favorisent, de par leur nature discrète, l'utilisation des processus exploités lors de tâche de perception temporelle entre deux événements de la tâche, de l'autre des tâches continues permettant de produire des intervalles temporels à partir du mouvement et de sa dynamique.

Cependant, ces hypothèses se fondent sur des comportements moyens dans les tâches étudiées. En effet, les méthodes utilisées ne permettent pas une distinction au niveau individuel des processus exploités mais autorisent seulement les auteurs à affirmer que les sujets, en moyenne, utilisent un processus de timing différent (ou identique) dans les diverses tâches étudiées. Des résultats contradictoires sont d'ailleurs rapportés dans ces études (Robertson et al., 1999 ; Zelaznik et al., 2002) avec des tâches continues dont la variabilité est significativement corrélée avec celle de tâches discontinues. Il semble donc indispensable de pouvoir déterminer au cas par cas le mode de contrôle temporel utilisé, ceci afin de définir les conditions favorisant l'exploitation de ces deux processus de timing, mais aussi en vue de contraster les performances associées à chacun d'eux.

L'analyse spectrale permet de par le calcul de la pente à haute fréquence du spectre de puissance (coordonnées log-log) cette distinction entre timing événementiel et timing

émergent (Delignières, Lemoine et al., 2004). Néanmoins, dans le protocole précédant nous pouvons observer des pentes négatives à hautes fréquences pour certains spectres (Tableau 1), caractéristiques des processus de timing émergents. La provenance de ces pentes négatives à haute fréquences peuvent s'expliquer par plusieurs facteurs : erreur de classification de la méthode d'analyse ou réelle exploitation d'un processus de timing émergent. Cette constatation renforce la nécessité de disposer d'une méthode de distinction des modes de contrôle temporel. L'analyse spectrale semble être un bon candidat, mais il faut cependant en vérifier l'efficacité et la fiabilité.

Afin de déterminer la pertinence de cette méthode nous devons l'appliquer sur des séries empiriques mais aussi et surtout sur des séries simulant le comportement observé. Pour cela nous avons à notre disposition deux modèles permettant de rendre compte de la variabilité des séries (Eq. 1 et 5). Delignières, Lemoine et al. (2004) montrent, à partir de l'analyse spectrale, que ces deux équations ont en point commun la nature de la variabilité des paramètres C et D , qui présente dans les deux cas une variabilité type bruit $1/f$ (Figure 2, p.17). Suite à la polémique sur la réelle présence de dépendances à long terme dans les séries d'intervalles temporels produits lors de tâche rythmique (Pressing et Jolley-Rogers, 1997) des études ont établi la réelle présence de corrélations à long terme pour les processus événementiels (Delignières et al., sous presse ; Lemoine et al., 2006 ; Rheume et al., soumis) et les processus de timing émergents (Delignières et al., sous presse ; Rheume et al., soumis).

Les composantes C et D des modèles peuvent donc être simulées à partir d'un bruit $1/f$. La seule différence entre les deux modèles provient du terme d'erreur ajouté à cet élément principal. Delignières, Lemoine et al. (2004) émettent l'hypothèse d'une variabilité du terme d'erreur de nature bruit blanc différencié dans le cadre d'un timing événementiel (Gilden et al., 1995) et de type bruit blanc dans le cadre d'un timing émergent. Une hypothèse qu'ils confirment sur la base de simulations et des spectres de puissance qui en découlent. Les

termes d'erreurs pourront donc être simulés dans nos modèles par du bruit blanc différencié pour le mode événementiel et par un bruit blanc pour le mode émergent.

Comme nous l'avons dit plus en amont, l'analyse spectrale semble constituer un bon candidat. Cependant, cette méthode est souvent la cible de critiques pour son besoin de séries longues. En effet, on observe une augmentation du biais et de la variabilité de ses estimations avec la diminution de la longueur des séries (Delignières et al., 2006). L'analyse spectrale est connue pour donner des résultats fiables avec des séries de 2^9 ou 2^{10} points (Delignières et al., 2005 ; Delignières et al., 2006 ; Eke et al., 2000). L'obtention de telles longueurs de séries en psychologie expérimentale requiert de très longs essais (par exemple 15 minutes pour une tâche de tapping effectuée à 1.25Hz). Il est alors facile d'imaginer les problèmes de fatigue et de lassitude quand les sujets doivent effectuer plusieurs essais dans des conditions de tâches différentes. Nous avons alors développé une seconde méthode élaborée à partir du modèle WK : la Detrended Windowed (Lag One) Autocorrelation (DWA). Cette méthode est basée sur la nature des corrélations issues de la composante d'erreur ($M_{i+1} - M_i$ et ζ_i) ajoutée à la composante principale (C_i et D_i) des modèles. Elle semble capable de travailler convenablement avec les séries courtes. Néanmoins, les critiques exprimées à l'encontre de l'analyse spectrale ne concernent que son aptitude à correctement déterminer la nature des dépendances dans les séries à partir de la pente à basse fréquence des spectres. Nous ne connaissons pas les conséquences de la longueur des séries sur les hautes fréquences du spectre. Le but de cette étude est donc de comparer les performances de ces deux méthodes dans la détection de l'exploitation des processus de timing événementiels et émergents à partir de séries simulées et empiriques, ainsi que leur fiabilité avec des séries courtes. Une troisième méthode sera également testée : il s'agit du calcul de l'autocorrélation de décalage 1 sur la série entière. Afin de distinguer entre le calcul de l'autocorrélation de décalage 1 et la dernière

méthode présentée juste au dessus nous noterons $ACF(1)$ pour la méthode et $\gamma(1)$ pour l'autocorrélation de décalage 1.

Ce travail a fait l'objet d'un article actuellement en révision (Lemoine, Torre et Delignières, en révision-a).

2.2.2. Detrended Windowed (Lag One) Autocorrelation

La DWA a été conçue à partir d'une propriété statistique des séries « événementielles », qui suppose que $\gamma(1)$ devrait avoir une valeur négative comprise entre 0 et -0.5 (Eq. 4 ; Wing et Kristofferson, 1973b). D'après ces auteurs cette propriété provient de la présence de deux termes de délai moteur identiques, mais de signe opposés, dans les intervalles successifs (Eq. 1). A contrario, le modèle proposé par Delignières, Lemoine et al. (2004), afin de rendre compte de la variabilité des séries dans les tâches continues (i.e. timing émergent, voir Eq. 5), suggère que la fonction d'autocorrélation présente une valeur positive au décalage 1. En effet, le compartiment D du modèle se caractérise par des fluctuations de type $1/f$ (Delignières, Lemoine et al., 2004 ; Delignières et al., sous presse ; Rheaume et al., soumis) qui sont connues pour produire des autocorrélations positives et persistantes à travers les décalages. La présence de bruit blanc dans le modèle devrait réduire les dépendances à long terme de la série sans pour autant les faire disparaître. Par conséquent $\gamma(1)$ devrait rester positive. L'idée basique de cette méthode est donc de distinguer entre timing événementiel et timing émergent à partir du signe de $\gamma(1)$.

Cependant, cette procédure a déjà été utilisée par le passé, et des études sur le tapping en continuation n'ont pas retrouvé dans toutes leurs séries cette $\gamma(1)$ négative (Ivry et Corcos, 1993 ; Vorberg et Wing, 1996). Les auteurs suggèrent que les dérives fréquemment observées dans ce type de tâche peuvent générer des dépendances positives dans les séries (liées à la présence de tendances linéaires locales, par exemple), qui pourraient contrebalancer les dépendances négatives induites par l'exploitation d'un timing événementiel. Ces tendances

sont symbolisées par le paramètre de dérive introduit par Collier et Ogden (2004) au modèle WK.

Au vu de ce constat, notre but était de définir des procédures permettant de réduire l'influence des dérives observées dans les séries qui masquaient les corrélations négatives provenant du compartiment moteur des modèles événementiels. Cependant, ces procédures ne devaient pas trop réduire la variance des compartiments *C* et *D* des modèles sous peine de voir disparaître les corrélations positives qui permettaient de détecter l'exploitation des processus de timing émergents. Afin de réduire ces dérives, les études antérieures recommandaient de travailler sur des séries plus courtes (20 à 30 IIT), d'allonger la période d'entraînement des sujets, ou d'éliminer la tendance linéaire des séries (Ivry et Corcos, 1993 ; Vorberg et Wing, 1996). Éliminer la tendance linéaire avant de calculer $\gamma(1)$ semble être une précaution indispensable. En effet, cette procédure permet de réduire la variance de la dérive qui apparaît fréquemment en début d'essai et qui traduit une tendance à se rapprocher d'une fréquence préférentielle (Ogden et Collier, 1999). Par conséquent, les dépendances à court terme contenues dans les séries devraient être plus facilement détectables à travers $\gamma(1)$.

Une seconde source de dépendances à long terme dans les séries provient des propriétés $1/f$ du compartiment *C*. Comme nous l'avons souligné plus en amont, les processus $1/f$ produisent des autocorrélations positives persistantes qui peuvent masquer les dépendances à court terme contenues dans les séries. Cependant, il est important de noter qu'une propriété principale des processus fractals est l'augmentation de leur variance avec l'accroissement de la taille de la fenêtre d'analyse. En effet, le bruit $1/f$ traduit la diminution linéaire et proportionnelle de l'amplitude des ondes que contiennent les séries avec l'augmentation de la fréquence des ondes observées. Par conséquent, plus la fenêtre d'observation de la série est grande, plus les ondulations à basse fréquence et de grande amplitude apparaissent et plus la variance de la série augmente. Ce phénomène peut expliquer

les mauvais résultats de la méthode d'autocovariance proposée par Wing et Kristofferson (1973b) sur les séries longues considérant la composante C du modèle comme une source de bruit blanc et non de bruit $1/f$. Par conséquent, l'apparition d'une $\gamma(1)$ négative sur des séries courtes est attendue, mais qui devrait disparaître avec les séries longues, comme le prédisent Collier et Ogden (2004).

Afin de favoriser la détection des corrélations à court terme, la DWA estime $\gamma(1)$ dans une fenêtre glissante de longueur n . Dans chaque fenêtre la série est redressée avant de calculer $\gamma(1)$. La fenêtre se décale alors de 1 point sur la série, et l'opération est répétée sur la série entière. Le $\gamma(1)$ moyen ($\bar{\gamma}(1)$) est alors calculé en moyennant toutes les estimations. Un $\bar{\gamma}(1)$ négatif met en évidence l'exploitation d'un processus de timing événementiel, alors qu'un $\bar{\gamma}(1)$ positif témoigne de l'exploitation d'un processus de timing émergent.

A ce niveau deux questions restent encore en suspend pour une implémentation complète de cet algorithme : (1) la taille de la fenêtre (n), et (2) la nature du redressement de la série (redressement linéaire ou polynomial) appliqué à l'intérieur de chaque fenêtre. La partie simulation qui suit nous permettra de déterminer les paramètres optimaux pour ces deux critères.

2.2.3. Simulations

Afin de tester la capacité et la fiabilité des trois méthodes (DWA, analyse spectrale, et ACF(1)) à détecter l'exploitation des processus de timing émergents et événementiels, nous avons généré des séries à partir des équations 1 et 5 permettant de rendre compte du comportement des modes de contrôle temporel. Comme nous le disions plus en amont, la différence entre ces deux modèles vient de la nature de la variabilité du terme d'erreur ajouté à la composante principale C ou D . Dans le cas d'un timing événementiel un bruit blanc

différencié a été ajouté, alors qu'un simple bruit blanc est venu compléter le modèle pour le timing émergent.

En vue de simuler le comportement fractal de la composante C des modèles, nous avons utilisé l'algorithme développé par Davies et Harte (1987) (pour une présentation plus détaillée voir Cannon, Percival, Caccia, Raymond et Bassingthwaighte, 1997). Cet algorithme permet de générer des séries fractales d'exposant connu (α, β, H). Nous avons généré des séries fractales (centrées et réduites) ayant un exposant α de 0.9 ($\beta = 0.95, H = 0.9$, proche du bruit $1/f$), mais aussi des séries de bruit blanc ($\alpha = 0.5$) et de bruit blanc différencié (centrées et réduites) permettant de reproduire le terme d'erreur des modèles. Les séries de bruit blanc différencié ont été conçues à partir de séries de bruit blanc par simple différenciation.

La part du bruit dans la série (i.e. la part relative de la variabilité attribuée au terme d'erreur du modèle dans la variance totale) a des conséquences sur la pente à haute fréquence des spectres de puissance (Delignières, Lemoine et al., 2004 ; Gilden et al., 1995) ainsi que sur $\gamma(1)$. En effet, la variance des séries événementielles et émergentes est composée de la variance de la composante principale C ou D plus la variance du terme d'erreur des modèles M et ξ (Eq. 1 et 5). Plus la part de la variance de terme d'erreur augmente dans la variance totale, plus la pente des spectres à haute fréquence augmente (Gilden et al., 1995) et $\gamma(1)$ décroît (Wing et Kristofferson, 1973b). C'est le principe d'additivité des spectres. Le spectre de puissance dans notre cas représente la nature des fluctuations de deux composantes indépendantes. Le bruit $1/f$ est représenté par un spectre ayant une pente négative proche de -1 et le bruit blanc différencié par un spectre ayant une pente positive. L'addition entre ces deux processus donne un spectre avec une pente négative à basse fréquence et une pente positive à haute fréquence : c'est le principe d'additivité des spectres. Ce principe aboutit aussi sur une représentation du rapport des variances. En effet, plus la variance d'une des composantes va augmenter par rapport à l'autre plus elle va prendre d'importance sur le spectre avec une

étendue des gammes de fréquence où il va se refléter. Ce principe se retrouve dans la Figure 1b où l'on observe une diminution de la gamme de fréquence où se reflète la pente positive à haute fréquence due au bruit blanc différencié avec l'augmentation des intervalles de temps à produire. Cet effet s'explique par l'augmentation de la variance de la composante cognitive alors que celle de la composante motrice reste stable (Wing et Kristofferson, 1973b). Nous avons alors fait varier la part du bruit dans les séries simulées en y appliquant un coefficient multiplicateur (p pour le bruit blanc (timing émergent) et q pour le bruit blanc différencié (timing événementiel)) afin d'augmenter ou de diminuer sa contribution dans la variabilité totale des séries. Les valeurs du coefficient p variaient de 2 à 1 par pas de 0.5, puis de 1 à 0.1 par pas de 0.1. Celles du coefficient q variaient de 0 à 1 par pas de 0.5, puis de 1 à 1.9 par pas de 0.1. Nous avons réduit les pas des coefficients où nous pensions qu'il serait plus difficile pour les méthodes de différencier entre timing événementiel et timing émergent, soit quand la part du bruit est faible dans le cas d'un timing événementiel (les méthodes sont basées sur la détection du bruit blanc différencié) et inversement dans le cas d'un timing émergent avec une part du bruit forte (le bruit réduit les dépendances positives dans la série). Les valeurs des coefficients p et q représentaient un pourcentage de la part du bruit dans la variabilité totale de 90%, 68%, 34%, 25%, 16%, 7%, 2% pour des valeurs de p de 2, 1, 0.5, 0.4, 0.3, 0.2, 0.1 ; et de 1%, 52%, 74%, 77%, 79%, 80% pour des valeurs de q de 0.1, 1, 1.6, 1.7, 1.8, 1.9.

Le second objectif de cette simulation était de tester l'effet de la longueur des séries sur les performances des méthodes. Nous savons que l'analyse spectrale nécessite de longues séries afin de déterminer correctement la nature des corrélations présentes dans les séries (Delignières et al., 2006). La DWA devrait elle aussi être plus performante sur des séries longues qui permettent d'obtenir un échantillon d'estimations de $\gamma(1)$, pour le calcul de $\bar{\gamma}(1)$, plus important. Au contraire, la méthode de l'ACF(1) devrait donner de meilleurs résultats sur les séries courtes où les dérives lentes des séries sont moindres et permettent une détection du

bruit plus efficace. Notre but était évidemment de déterminer la méthode nous permettant de travailler au mieux sur des séries courtes. Nous avons alors testé ces méthodes sur des séries de 1024, 512, 256, 128 et 64 points. Pour chaque condition expérimentée (type de timing, part du bruit, longueur des séries) 80 séries ont été simulées.

Afin de spécifier les paramètres de la DWA débouchant sur les performances optimales de la méthode, nous avons expérimenté des tailles de fenêtre allant de 20 à 50 points par pas de 10. Nous avons choisi de travailler avec cette gamme de fenêtre car elle représente les longueurs de séries les plus communément employées dans les protocoles étudiant le timing et appliquant l'ACF(1) (Vorberg et Wing, 1996 ; Wing et Kristofferson, 1973a, 1973b). Nous avons aussi comparé les performances de deux procédés de redressement des séries : linéaire et polynomial d'ordre 2.

Les analyses spectrales ont été réalisées par le biais de la $^{low}PSD_{we}$ (voir Annexe A) comme le recommandent Eke et al. (2000) et Delignières et al. (2006). Nous avons comparé deux mesures alternatives de la pente à haute fréquence avec la prise en compte dans le calcul de la pente (1) la dernière moitié du spectre (N/2) et (2) des trois derniers quarts du spectre (N/4). Enfin, nous avons appliqué la méthode ACF(1) par un calcul de $\gamma(1)$ sur la série entière. Pour chaque méthode nous avons apprécié le nombre d'erreurs de classification (séries issues d'un timing événementiel identifiées comme issues d'un timing émergent, et inversement), ainsi que la variabilité des estimations.

2.2.4. Résultats

Le Tableau 3 présente l'évolution du $\bar{\gamma}(1)$ moyen, calculé à partir de toutes les longueurs de séries, en fonction de p et q (représentant la part du bruit dans la série). On peut constater que la DWA ne donne pas de résultats satisfaisants pour les processus de timing événementiels quand la part du bruit est faible, découlant sur des $\bar{\gamma}(1)$ positifs, et inversement

pour les processus de timing émergents avec des résultats inattendus quand la part du bruit est forte, découlant sur des $\bar{\gamma}(1)$ négatifs. Néanmoins, on peut constater l'existence d'une grande disparité entre les différentes combinaisons de paramètres. Il faut noter, qu'en moyenne, les niveaux de bruit pour lesquels la DWA ne donne pas de résultats satisfaisants sont rarement atteints dans les séries expérimentales pour des intervalles temporels compris entre 350 et 1000ms (timing émergent : voir Delignières, Lemoine et al., 2004 ; timing événementiel : voir Collier et Ogden, 2004 ; Ivry et Corcos, 1993). En effet, la variance du bruit représente en moyenne moins de 25% ($p = 0.4$) de la variance totale pour les simulations des séries événementielles et plus de 70% pour les simulations des séries émergentes ($q = 1.5$). Ces intervalles de temps représentent les fréquences les plus communément employées dans la littérature (entre 1 et 3Hz).

Type de redressement		Linéaire				Polynomial Ordre 2			
Taille Fenêtre		20	30	40	50	20	30	40	50
p	0.1	0.22	0.30	0.35	0.38	0.12	0.22	0.28	0.31
	0.2	0.16	0.24	0.28	0.31	0.06	0.16	0.21	0.25
	0.3	0.07	0.14	0.18	0.21	-0.03	0.06	0.11	0.15
	0.4	-0.02	0.05	0.09	0.12	-0.11	-0.02	0.02	0.05
	0.5	-0.09	-0.03	0.01	0.03	-0.17	-0.10	-0.05	-0.03
	0.6	-0.16	-0.11	-0.07	-0.05	-0.23	-0.17	-0.13	-0.11
	0.7	-0.21	-0.17	-0.14	-0.12	-0.28	-0.22	-0.19	-0.17
	0.8	-0.25	-0.21	-0.18	-0.17	-0.30	-0.26	-0.23	-0.21
	0.9	-0.28	-0.25	-0.23	-0.21	-0.33	-0.29	-0.27	-0.25
	1	-0.32	-0.29	-0.27	-0.25	-0.36	-0.32	-0.30	-0.29
	1.5	-0.40	-0.38	-0.37	-0.37	-0.42	-0.40	-0.39	-0.39
	2	-0.42	-0.42	-0.41	-0.41	-0.44	-0.43	-0.43	-0.42
q	0.1	0.24	0.32	0.37	0.39	0.14	0.24	0.30	0.33
	0.5	0.14	0.22	0.26	0.28	0.05	0.14	0.19	0.22
	1	0.03	0.09	0.13	0.15	-0.04	0.03	0.07	0.10
	1.1	0.01	0.07	0.10	0.12	-0.06	0.01	0.05	0.07
	1.2	0.00	0.05	0.08	0.10	-0.07	0.00	0.04	0.06
	1.3	-0.01	0.04	0.07	0.08	-0.08	-0.01	0.02	0.04
	1.4	-0.02	0.02	0.05	0.07	-0.09	-0.03	0.01	0.03
	1.5	-0.03	0.01	0.04	0.05	-0.10	-0.04	-0.01	0.01
	1.6	-0.03	0.02	0.05	0.06	-0.09	-0.03	0.00	0.02
	1.7	-0.04	0.01	0.03	0.04	-0.10	-0.04	-0.01	0.01
	1.8	-0.05	-0.01	0.02	0.03	-0.11	-0.05	-0.02	-0.01
1.9	-0.05	-0.01	0.01	0.03	-0.11	-0.05	-0.02	-0.01	
SD Moyen		0.0688	0.0718	0.0749	0.0773	0.0670	0.0707	0.0737	0.0762
Erreurs de Classification (Moyenne)		32	25	23	22	38	32	27	25

Tableau 3 : Evolution des indices $\bar{\gamma}(1)$ moyens en fonction de des coefficients p et q pour tous les paramètres. Les indices $\bar{\gamma}(1)$ moyens sont calculés à partir des $\bar{\gamma}(1)$ obtenus pour les 80 séries de chaque longueur de série étudiée. Les erreurs de classifications sont en gras. L'écart-type moyen des estimations et le nombre moyen d'erreurs de classification sont indiqués en bas du tableau.

En examinant le Tableau 3, on se rend compte que la meilleure combinaison de paramètres, permettant à la DWA d'être optimale, est l'utilisation d'une fenêtre de 30 points et l'application d'un redressement linéaire. En effet, l'utilisation d'un redressement polynomial donne de mauvais résultats avec les séries « émergentes ». L'utilisation de fenêtres longues (40-50 points) découle sur des erreurs de classifications pour les séries « événementielles », spécialement quand elles sont combinées avec un redressement linéaire. La combinaison entre une fenêtre de 30 points et un redressement linéaire permet de maintenir une faible variance des estimations (écart-type moyen = 0.0718), et un faible nombre d'erreurs de classification (nombre moyen = 25). La combinaison entre un redressement polynomial et une taille de fenêtre de 50 points donne approximativement les mêmes résultats. Cependant, la variance des estimations est légèrement supérieure (0.0762 vs. 0.0718). Par conséquent, la combinaison entre un redressement linéaire et une fenêtre de 30 points sera utilisée dans les analyses suivantes afin de comparer les performances entre DWA, $^{low}PSD_{we}$ et ACF(1), ainsi que pour l'application sur les séries expérimentales.

Les résultats de la $^{low}PSD_{we}$, pour les deux critères examinés (N/4 et N/2), sont présentés dans le Tableau 4. La variance moyenne des estimations pour le critère N/2 (0.9693) est considérablement plus importante que pour le critère N/4 (0.4077). Il en est de même pour le nombre moyen d'erreur de classifications qui est plus faible pour le critère N/4 (23 vs. 29). Nous avons donc retenu ce critère pour la suite des analyses.

Le Tableau 4 présente également l'évolution de l'ACF(1) en fonction de p et q . Cette méthode ne présente aucune erreur de classification pour les processus de timing émergents. Cependant, malgré une variabilité des estimations plus faible que la DWA (0.0697) et un nombre d'erreurs de classification plus faible (23), l'ACF(1) donne des résultats erronés pour une gamme plus large de coefficient p .

		N/2	N/4	ACF(1)
p	0.1	-0.69	-0.81	0.57
	0.2	-0.46	-0.58	0.51
	0.3	-0.09	-0.28	0.43
	0.4	0.16	0.01	0.33
	0.5	0.39	0.22	0.23
	0.6	0.70	0.43	0.14
	0.7	0.64	0.57	0.05
	0.8	0.79	0.69	-0.02
	0.9	0.80	0.81	-0.08
	1	0.79	0.94	-0.13
	1.5	0.95	1.16	-0.30
	2	0.86	1.21	-0.38
q	0.1	-0.84	-0.91	0.59
	0.5	-0.54	-0.59	0.47
	1	-0.23	-0.26	0.29
	1.1	-0.16	-0.24	0.27
	1.2	-0.21	-0.22	0.24
	1.3	-0.16	-0.19	0.22
	1.4	-0.20	-0.17	0.20
	1.5	-0.14	-0.13	0.18
	1.6	-0.16	-0.19	0.16
	1.7	-0.05	-0.14	0.15
	1.8	-0.16	-0.11	0.13
	1.9	-0.04	-0.13	0.12
SD Moyen		0.9693	0.4077	0.0697
Erreurs de Classification (Moyenne)		29	23	23

Tableau 4 : Evolution des pente des spectres à haute fréquence et de l'ACF(1) moyens en fonction de p et q . Les indices moyens sont calculés à partir des 80 séries simulées dans chaque longueur de série. Les erreurs de classification sont en gras. L'écart-type moyen des estimations, ainsi que le nombre moyen d'erreurs de classification, sont référencés en bas du tableau.

Les Figures 5 et 6 mettent en contraste les résultats de la DWA (en haut), la $^{low}PSD_{we}$ (au milieu) et l'ACF(1) (en bas) pour les séries « événementielles » (à gauche) et « émergentes » (à droite). La Figure 5 présente l'évolution des indices en fonction de p et q , et de la longueur des séries. La longueur des séries n'a pas d'effet notable sur les indices. Seul l'ACF(1) varie avec la longueur des séries. On observe de meilleurs résultats sur les séries très courtes (64 points) pour les simulations « événementielles » et inversement pour les séries « émergentes ». Cependant, cela n'a aucune incidence sur les résultats des séries « émergentes » marqués par une absence d'erreur de classification quelle que soit la longueur des séries.

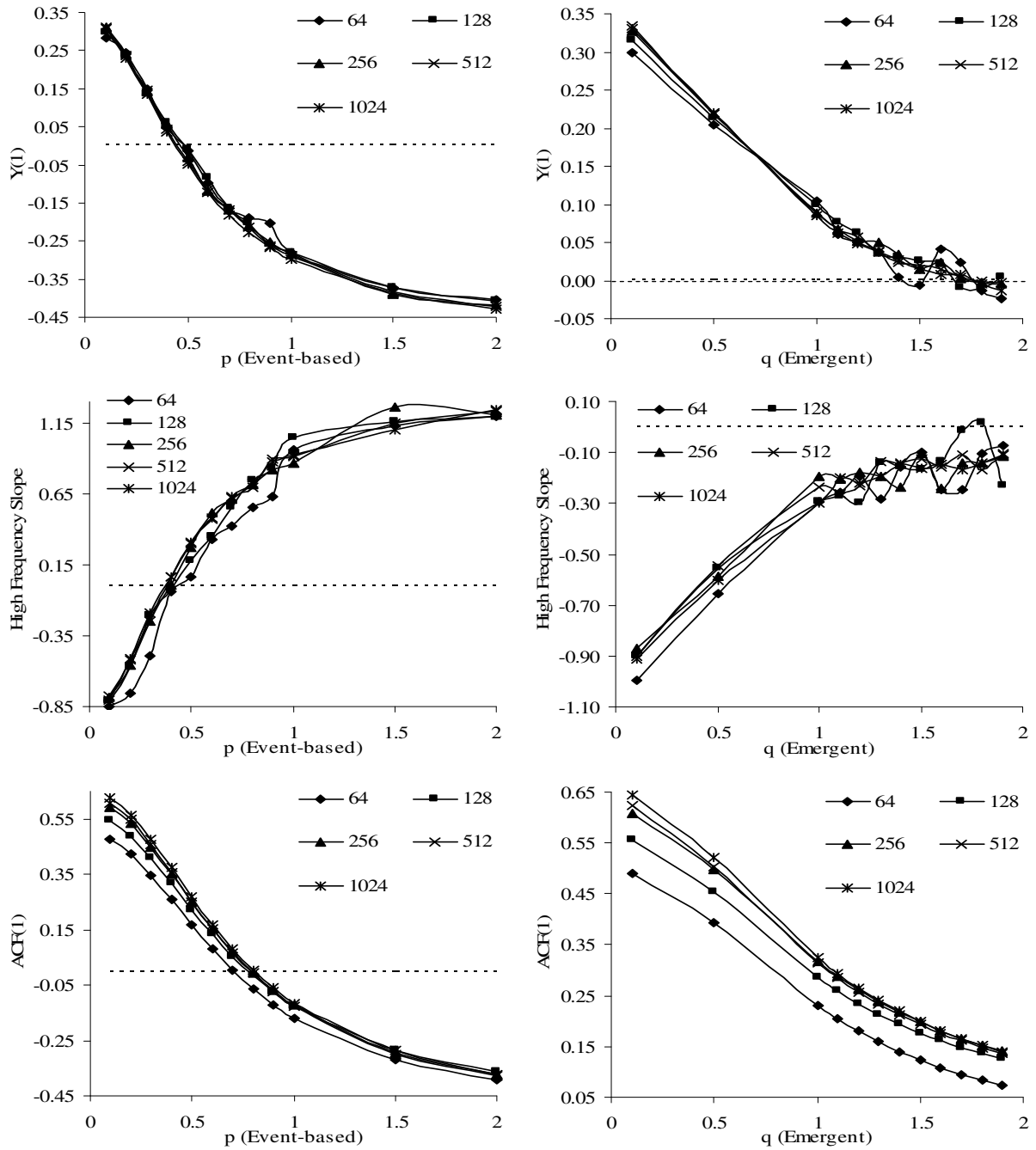


Figure 5 : Evolution des estimations de $\bar{\gamma}(1)$ (haut), des pentes à haute fréquence (milieu) et de $ACF(1)$ (bas) pour toutes les longueurs de séries. A gauche l'évolution en fonction de p et à droite en fonction de q . Les indices $\bar{\gamma}(1)$ et les pentes à haute fréquence sont celles des critères retenus pour chaque méthode (fenêtres de 30 points et redressement linéaire pour la DWA, et $N/4$ pour la $^{low}PSD_{we}$)

La Figure 6 présente l'évolution de l'écart-type des estimations des indices ($\bar{\gamma}(1)$ en haut, pentes à haute fréquence au milieu et $ACF(1)$ en bas) en fonction de la longueur des séries pour les processus de timing événementiels (p : à gauche) et émergents (q : à droite).

Les 3 méthodes présentent une augmentation de la variabilité de leurs estimations avec la diminution de la longueur des séries. Afin de pouvoir comparer les variabilités associées aux trois méthodes, nous avons calculé pour chaque méthode un écart-type normalisé moyen. Cette opération a été effectuée séparément pour chaque méthode et pour chaque processus de timing. Pour ce faire, nous avons dans un premier temps calculé la moyenne globale des indices mesurés (80 séries simulées x 12 parts de bruit (coefficients p ou q) x 5 longueurs de série), ainsi que l'écart-type global. Cette moyenne globale a alors été retranché de chaque indice mesuré, qui ont été par la suite divisé par l'écart-type global. On obtenait alors des indices normalisés. Ensuite, un écart-type normalisé a été calculé pour chaque part de bruit (12 : p ou q) et chaque longueur de série (5) en calculant l'écart-type des 80 indices normalisés. Finalement, l'écart-type normalisé moyen a été estimé en moyennant l'ensemble des écart-types normalisés obtenus. L'écart-type normalisé moyen était plus important pour les pentes à haute fréquence (0.52 pour l'événementiel et 0.81 pour l'émergent) que pour les indices $\bar{\gamma}(1)$ (0.30 pour l'événementiel et 0.58 pour l'émergent) et les ACF(1) (0.22 pour l'événementiel et 0.45 pour l'émergent).

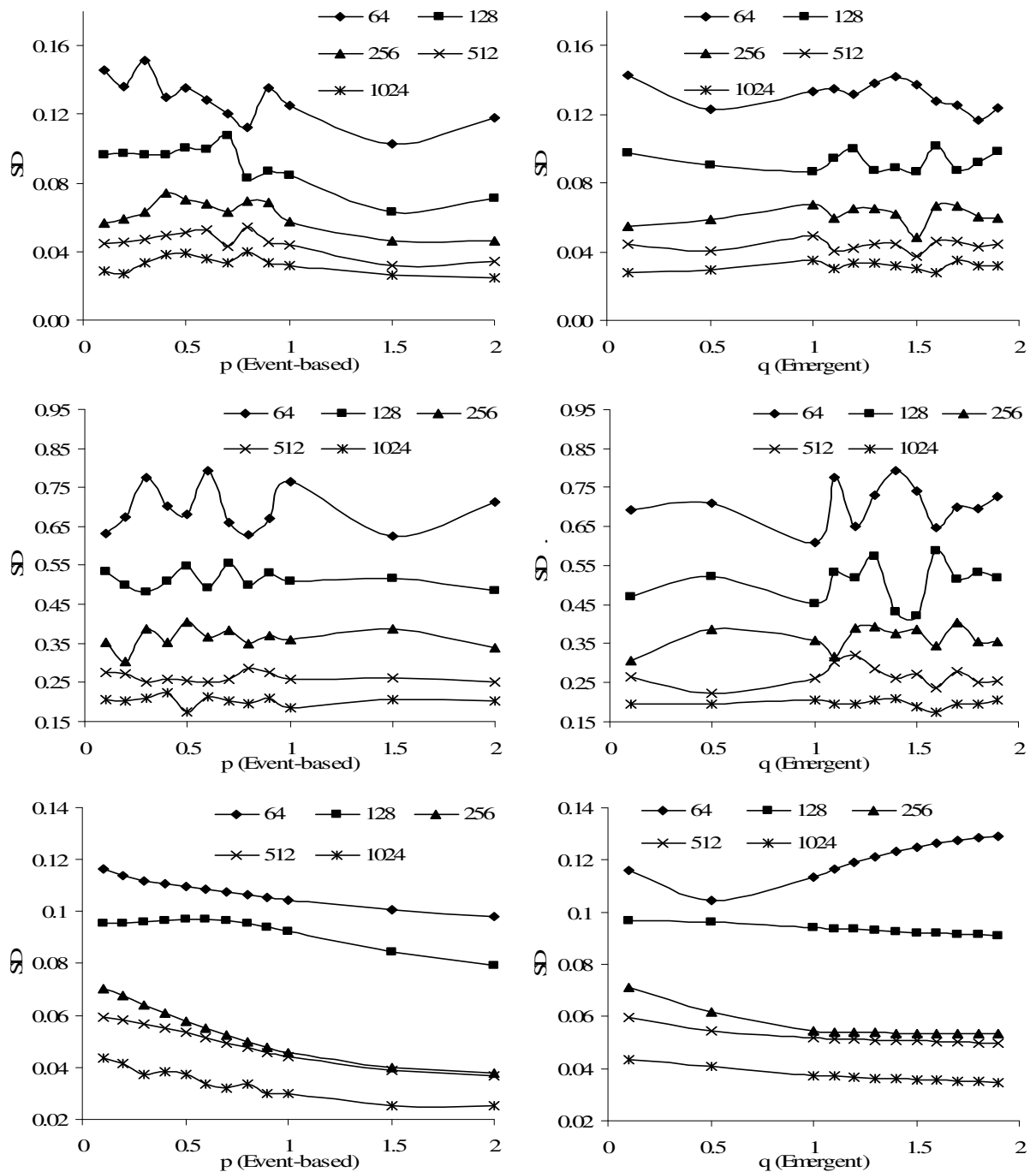


Figure 6 : Evolution de l'écart-type (SD) des indices $\gamma(1)$ (haut) des pentes à haute fréquence (milieu) de l'ACF(1) (bas) en fonction de la longueur des séries. A gauche l'évolution en fonction du coefficient p , à droite en fonction du coefficient q . Les écart-types présentés sont ceux des paramètres retenus pour chaque tâche (fenêtre de 30 points et redressement linéaire pour la DWA, $N/4$ pour la $^{low}PSD_{we}$)

2.2.5. Test sur les séries expérimentales

Dans le but de compléter les résultats des séries simulées et de tester la fiabilité des méthodes nous les avons appliquées sur des séries expérimentales que nous avons enregistrées au cours d'études précédentes : (1) sur le tapping en continuation supposé

favoriser l'exploitation d'un processus de timing événementiel, et (2) sur une tâche d'oscillation continue, identique à celle utilisée par Delignières, Lemoine et al. (2004), supposée favoriser l'exploitation d'un processus de timing émergent.

2.2.5.1. Test sur le timing événementiel

Méthode

10 sujets droitiers ont pris part à ce protocole (5 femmes et 5 hommes, moyenne d'âge = 27.56, SD = 6.23). Aucun sujet ne jouait d'un instrument de musique ou avait eu une pratique régulière de la musique. Les sujets réalisaient une tâche de tapping en continuation suivant le paradigme de synchronisation-continuation. La tâche était réalisée avec l'index de la main dominante et dans trois conditions de fréquence : 2.7, 1.8 et 1.25Hz correspondant à des intervalles de temps de 370, 555 et 800ms. Le dispositif expérimental et les conditions de la tâche étaient identiques à ceux décrits dans la partie 2.1.2. Les sujets étaient assis sur une chaise face à un bureau où était placé une tablette de bois surmontée d'une plaque en plastique. Les sujets avaient leur avant-bras appuyé sur le bureau, la main sur la plaquette en bois. Le mouvement était un simple mouvement de flexion/extension de l'index. Les sujets devaient au début de la tâche synchroniser la tape de l'index sur la plaque avec les signaux sonores du métronome. Au bout de 25 cycles le métronome s'arrêtait. Les sujets avaient pour consigne de continuer au même rythme en essayant de rester le plus régulier et constant possible. La durée des essais était déterminée afin de collecter théoriquement 1200 intervalles de temps soit 7min30 à 2.7Hz, 12min à 1.8Hz et 16min à 1.25Hz. Les sujets ont réalisé deux fois la tâche dans les trois conditions de fréquence, lors de deux sessions séparées de deux mois (soit six essais) et entre 8h et 12h. La plage horaire de passage des sujets était identique et les horaires de individuels similaires d'une session à l'autre afin d'éviter tout effet du moment de la journée (Dosseville, Moussay, LaRue, Gauthier et Davenne, 2002). L'ordre des

conditions de fréquence a été déterminé aléatoirement lors de la première session et était identique lors de la seconde.

Nous avons appliqué sur les séries d'IIT les trois méthodes présentées plus haut : la DWA, la $^{low}PSD_{we}$ et l'ACF(1).

Résultats

Les résultats sont présentés dans le Tableau 5. Le tapping est une tâche discrète supposée favoriser l'exploitation d'un mode de contrôle temporel événementiel, et devrait aboutir sur des indices $\bar{\gamma}(1)$ négatifs, des pentes à haute fréquence positive et des ACF(1) négatives. Toutes les méthodes satisfont à ce critère sur les indices moyens. Les indices individuels mesurés par la DWA sont négatifs dans la plupart des cas, excepté pour deux séries à 1.25Hz. On obtient un plus grand nombre d'erreur de classification avec la $^{low}PSD_{we}$ (10 : 1 à 2.7Hz, 3 à 1.8Hz et 6 à 1.25Hz). L'ACF(1) se trompe dans la majorité des cas avec 65% d'erreurs.

			2.7Hz	1.8Hz	1.25Hz
DWA	1024	Moyenne	-0.29	-0.19	-0.11
		SD	0.11	0.11	0.11
	128	Moyenne	-0.17	-0.20	-0.18
		SD	0.17	0.14	0.19
ACF(1)	1024	Moyenne	-0.01	0.12	0.31
		SD	0.26	0.26	0.22
	128	Moyenne	0.07	-0.02	0.00
		SD	0.30	0.26	0.32
lowPSDwe	1024	Moyenne	0.82	0.33	0.22
		SD	0.52	0.36	0.42
	128	Moyenne	0.31	0.63	0.52
		SD	0.72	0.67	0.77

Tableau 5 : Indices moyens mesurés par la DWA, $^{low}PSD_{we}$ et ACF(1) et écart-type des estimations obtenus dans une tâche de tapping. Les indices sont indiqués pour les 3 conditions de fréquences et les 2 longueurs de série testées. Les erreurs de classification sont en gras.

Des coefficients de corrélations ont été calculés entre les indices d'une même méthode mesurés à des conditions de fréquences identiques. Nous obtenons des corrélations

significatives à 2.7 et 1.8Hz avec la DWA ($r = 0.71, p < 0.05$; $r = 0.86, p < 0.01$, respectivement), à 2.7 et 1.8Hz avec la $^{low}PSD_{we}$ ($r = 0.67, p < 0.05$; $r = 0.72, p < 0.05$, respectivement), et seulement à 2.7Hz avec l'ACF(1) ($r = 0.69, p < 0.05$).

Afin de tester la fiabilité des méthodes sur des séries courtes, nous les avons appliquées sur les 128 premiers points de chaque série. Une ANOVA à mesure répétée montre que les résultats sont identiques à ceux des séries longues pour la DWA ($F(1,9) = 0.19, p > 0.05$), pour la $^{low}PSD_{we}$ ($F(1,9) = 0.06, p > 0.05$), mais pas pour l'ACF(1) ($F(1,9) = 6.47, p < 0.05$) avec une diminution des indices an parallèle à la diminution de la longueur des séries. Cependant, nous obtenons aussi une augmentation du nombre d'erreurs de classification pour la DWA et la $^{low}PSD_{we}$ et une diminution pour l'ACF(1). Néanmoins, le nombre d'erreur est toujours plus important pour l'ACF(1) (33) que pour la $^{low}PSD_{we}$ (15) et la DWA (10). À l'inverse des séries longues, aucune corrélation significative n'a été détectée sur les séries courtes.

Sachant que nous travaillions sur des séries événementielles, nous avons appliqué les méthodes de Wing et Kristofferson (1973b) (méthode de covariance, voir Eq. 2 et 3) avec ou sans redressement linéaire préalable des séries, et de Collier et Ogden (2004) (la méthode par différenciation). Ces deux méthodes permettent de déterminer la part relative de la variance de la composante motrice, de la composante cognitive et, seulement pour la méthode par différenciation, de la composante de dérive des séries. Le but était de comparer les parts de bruit (i.e. part relative de la variance de la composante motrice dans la variabilité totale) observées dans les séries expérimentales par rapport aux résultats des simulations afin de déterminer si les séries expérimentales contenaient des parts de bruits assez importantes pour rentrer dans la fenêtre de fonctionnement optimal des méthodes testées (i.e. DWA, $^{low}PSD_{we}$ et ACF(1)). Les méthodes de covariance et par différenciation ont été appliquées sur les séries longues et courtes (1024 vs. 128). Les séries pour lesquelles elles donnaient une estimation de

la variance négative pour un des composants du modèle (composant cognitif et moteur pour la méthode de covariance, plus la composante de dérive pour la méthode par différenciation) étaient considérées comme erronées (Collier et Ogden, 2004). 72% des séries étaient classées comme erronées par la méthode de covariance pour les séries longues sans redressement préalable, 55% sur les séries longues avec redressement préalable, 55% sur les séries courtes sans redressement préalable et 47% sur les séries courtes avec redressement préalable. La part du bruit était alors évalué à 27%, 32%, 54% et 57%, respectivement. Dans le cas de la méthode par différenciation, 38% des séries ont été classées comme erronées sur les séries longues et 57% sur les séries courtes. La part relative du bruit était alors estimée à 47% avec les séries longues et 28% avec les séries courtes.

2.2.5.2. Test sur le timing émergent

Dans un second temps nous avons appliqué ces méthodes sur une tâche continue d'oscillation de l'avant-bras qui favorise l'exploitation d'un processus de timing émergent.

Méthode

13 sujets droitiers ont pris part à ce protocole (4 femmes, 9 hommes, moyenne d'âge = 26.62, SD = 4.61). Comme pour le protocole de tapping les sujets ont été testés selon un paradigme de synchronisation-continuation, mais la tâche était une tâche d'oscillation de l'avant-bras, identique à celle utilisée par Delignières, Lemoine et al. (2004). Les sujets étaient assis dans une chaise, le coude était posé sur un accoudoir incurvé. Dans le prolongement de l'avant-bras un joystick de 20cm de haut était fixé. Il ne pouvait bouger que dans le plan frontal à partir de son axe de rotation. Le dispositif expérimental est présenté sur la Figure 7. Les sujets avaient pour consigne d'osciller le joystick de façon continue, avec un angle d'environ 90° (45° de chaque côté du point de verticalité du joystick), en synchronisant le point de revirement du mouvement en position de pronation de l'avant-bras avec les signaux sonores du métronome. Au bout de 25 cycles le métronome s'arrêtait et les sujets

avaient pour consigne de continuer d'osciller le joystick en essayant de rester le plus régulier et constant au même rythme.

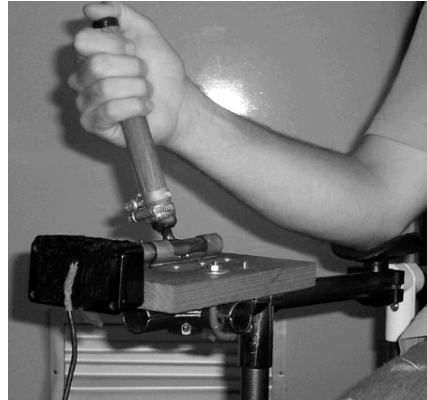


Figure 7: Photo du dispositif expérimental employé pour la tâche d'Oscillation de l'avant-bras. La position de l'accoudoir ainsi que l'écartement du bras par rapport à la chaise étaient réglables à la morphologie des sujets.

Un potentiomètre était fixé sur l'axe de rotation du joystick, ce qui nous permettait de récolter une série oscillatoire. Les données étaient enregistrées via un convertisseur analogique/numérique Nanologger (Digimétrie) à une fréquence de 1000Hz. La variable d'intérêt était la série des intervalles de temps entre chaque point de revirement du mouvement en position de pronation de l'avant-bras. Cet état se traduisait sur la courbe par les maximums de la courbe oscillante. Un script Matlab nous permettait de détecter ces maximums et donc de définir les intervalles de temps produits.

Les conditions utilisées dans ce protocole étaient identiques à celles du protocole précédent sur le tapping. Les sujets réalisaient la tâche dans trois conditions de fréquence différentes, soit 2.7, 1.8 et 1.25Hz (370, 555 et 800ms, respectivement). Les sujets accomplissaient ce protocole lors de deux sessions séparées de deux mois, et pendant les mêmes heures de la journée afin d'éviter tout effet du moment de la journée (Dosseville et al., 2002).

Résultats

Les résultats moyens des trois méthodes sont rapportés dans le Tableau 6. Les indices moyens sont cohérents au regard des hypothèses, avec des indices positifs pour la DWA et l'ACF(1), et négatif pour la $^{low}PSD_{we}$ révélant l'exploitation d'un processus de timing émergent. Cependant, au regard des indices individuels quelques erreurs de classifications apparaissent : 13 (17%) pour la $^{low}PSD_{we}$, 7 (9%) pour la DWA, et aucune pour l'ACF(1). Les excellents résultats de cette dernière doivent être pris avec précaution tant cette méthode semble afficher un indice positif quelle que soit la série analysée. Les coefficients de corrélation entre conditions de fréquence identiques ont été estimés. Nous obtenons des corrélations significatives seulement pour la condition à 1.8Hz avec les indices de la DWA et de la $^{low}PSD_{we}$ ($r = 0.77, p < 0.01$; $r = 0.64, p < 0.05$; respectivement).

			2.7Hz	1.8Hz	1.25Hz
DWA	1024	Moyenne	0.10	0.09	0.14
		SD	0.06	0.09	0.08
	128	Moyenne	0.11	0.09	0.14
		SD	0.10	0.12	0.13
ACF(1)	1024	Moyenne	0.50	0.48	0.66
		SD	0.20	0.23	0.18
	128	Moyenne	0.31	0.27	0.41
		SD	0.21	0.18	0.20
lowPSDwe	1024	Moyenne	-0.25	-0.38	-0.40
		SD	0.31	0.37	0.31
	128	Moyenne	-0.25	-0.31	-0.49
		SD	0.58	0.50	0.64

Tableau 6 : Indices moyens mesurés par la DWA, $^{low}PSD_{we}$ et ACF(1) et écart-types des estimations obtenus dans une tâche d'oscillations continues. Les indices sont indiqués pour les 3 conditions de fréquences et les 2 longueurs de série testées. Les erreurs de classification sont en gras.

En travaillant sur les séries courtes (les 128 premiers points), nous obtenons des résultats équivalents pour la DWA et la $^{low}PSD_{we}$ ($F(1,12) = 0.17, p > 0.05$; $F(1,12) = 0.01, p > 0.05$; respectivement), mais pas pour l'ACF(1) ($F(1,12) = 85,59, p < 0.00001$) avec une diminution de cet indice avec le raccourcissement de la longueur des séries à l'instar de ce qui

a été observé pour les séries de tapping. Cependant, le nombre d'erreurs de classification augmente modérément à 10 (13%), 19 (24%) et 4 (5%) pour, dans l'ordre, la DWA, la $^{low}PSD_{we}$ et l'ACF(1). Aucune corrélation significative n'a été détectée sur les séries courtes.

2.2.6. Discussion

L'objectif de cette étude était d'identifier la méthode la plus appropriée à la détermination, au cas par cas, du mode de contrôle temporel sous-jacent à la production des séries d'intervalles temporels au cours de tâches rythmées. Trois méthodes ont été éprouvées : deux couramment utilisées dans la littérature (analyse spectrale et ACF(1)) et une troisième que nous avons développée sur la base de $\gamma(1)$. Ces méthodes ont, dans un premier temps, été appliquées sur des séries simulées de manière à définir les paramètres optimaux et de s'assurer de leurs performances et de leur fiabilité. Afin de confirmer ces résultats, les méthodes ont alors été appliquées sur des séries expérimentales collectées lors de tâches de tapping et d'oscillations continues favorisant l'exploitation d'un processus de timing événementiel et émergent, respectivement.

La première conclusion que nous pouvons tirer de ces résultats est l'incapacité chronique de l'ACF(1) à distinguer entre les deux modes de contrôle temporel. Les simulations montrent son inaptitude dans le cadre d'un timing événementiel où elle ne permet de détecter l'utilisation d'un timing événementiel qu'à partir d'une part de bruit équivalente à 58% de la variance totale. Les résultats des séries expérimentales viennent confirmer cette incapacité de l'ACF(1) à discerner l'exploitation d'un mode événementiel, avec un nombre d'erreurs de classification pour les séries de tapping à hauteur de 65% des séries longues et 55% des séries courtes. L'absence de modes opératoires comme utilisés pour la DWA (redressement, fenêtrage) ne permet pas une distinction correcte entre les processus de timing. Cette méthode, bien que recommandée antérieurement par Wing et Kristofferson (1973b), ne

devrait pas être employée sous cette forme afin de distinguer entre timing événementiel et timing émergent.

Les deux autres méthodes, la DWA et la $^{low}PSD_{we}$, donnent des résultats satisfaisants. Les simulations nous ont permis de déterminer les paramètres optimaux de chaque méthode (fenêtre de 30 points et redressement linéaire pour la DWA, calcul de la pente à haute fréquence des spectres à partir de 3/4 des points du spectre (critère N/4) pour la $^{low}PSD_{we}$) nous autorisant alors une comparaison des méthodes. Les deux méthodes semblent donner des résultats équivalents avec un léger avantage pour la $^{low}PSD_{we}$, qui présente un nombre moyen d'erreurs de classification plus faible, et qui détecte le processus de timing exploité pour une part du bruit plus faible pour le timing événementiel (coefficients p) et plus forte pour le timing émergent (coefficients q : voir Tableaux 3 et 4). Cependant, la variabilité des estimations de la $^{low}PSD_{we}$ est considérablement plus élevée que celle de la DWA (0.4077 vs. 0.0718). Cette tendance se confirme via l'écart-type normalisé moyen, qui est plus important pour la $^{low}PSD_{we}$ que pour la DWA. La différence entre les écart-types normalisés moyens est de 0.22 dans le cadre des simulations « événementielles » et 0.23 pour les simulations « émergentes », ce qui représente respectivement 73% et 40% des valeurs mesurées pour la DWA. Cette plus grande variabilité des estimations peut expliquer cette « supposée » meilleure capacité à distinguer entre les deux processus. En effet, quelle que soit la part du bruit dans les séries, la variabilité des estimations est identique (Figure 6). Si l'on regarde de près la Figure 5, on s'aperçoit que la différence entre les indices moyens mesurés avec les deux méthodes et la valeur représentant une erreur de classification s'amointrit avec la diminution de la part du bruit pour les simulations « événementielles » et l'augmentation de la part du bruit pour les simulations « émergentes ». Dans ces régions, plus cette différence tend à être inférieure à l'écart-type des estimations, plus la probabilité d'observer des erreurs de classification individuelles est importante. Comme on peut l'observer dans les Tableaux 3 et

4, la gamme des coefficients p et q , où la différence entre indices moyens mesurés et valeur représentant une erreur de classification est inférieure à l'écart-type des estimations, est plus importante dans le cadre de la $^{low}PSD_{we}$ que pour la DWA. La $^{low}PSD_{we}$ permet une détection des processus de timing exploités quand de nombreuses séries sont collectées. Toutefois, sur des séries isolées sa grande variabilité induit un taux d'erreurs de classification plus élevé. La longueur de série nécessaire à de telles analyses ne permet pas de tester les sujets une multitude de fois sous peine d'induire de la fatigue et de la lassitude. La DWA peut donc être considérée comme la méthode la plus appropriée et fiable dans la détection des processus de timing sous-jacents.

Les résultats des analyses appliquées aux données expérimentales confirment cette tendance avec des résultats plus solide pour la DWA. Nous obtenons avec cette méthode un pourcentage plus faible d'erreurs, que ce soit dans la tâche de tapping ou d'oscillation et quelle que soit la longueur des séries. La variabilité plus importante de la $^{low}PSD_{we}$ (Tableaux 5 et 6), déjà mise en évidence dans la partie simulation, peut expliquer ce taux d'erreurs plus élevé.

Néanmoins, il reste à la charge de la DWA le fait qu'elle donne des résultats erronés quand la part du bruit est faible pour les processus de timing événementiels, et forte pour les processus de timing émergents. Cet effet aurait pu être amplifié pour les simulations « événementielles » par l'utilisation de séries possédant un exposant fractal plus élevé, correspondant à de plus fortes corrélations positives dans la série, ce qui aurait caché d'autant plus l'effet du terme d'erreur du modèle. L'inverse est vrai pour les simulations « émergentes » avec l'utilisation de séries ayant un exposant fractal moins élevé, ce qui aurait entraîné une diminution des corrélations positives et donc leur chute plus rapide avec l'augmentation de la part du bruit. Cependant, les exposants fractals moyens mesurés sur les séries expérimentales via la DFA étaient de 0.88 en moyenne sur les séries de tapping, et de

0.95 sur les séries d'oscillation. Madison (2004) observe des exposants plus faibles dans une étude sur du tapping en continuation avec des séries courtes (256 données). Delignières, Lemoine et al. (2004) obtiennent pour leur part des exposant plus élevés pour les processus de timing émergents que pour les processus de timing événementiels. L'utilisation de séries possédant un exposant fractal égal à 0.9 est donc justifié. Il faut cependant être vigilant : Madison (2004) met en évidence une augmentation significative des exposants fractals avec l'accroissement des intervalles de temps à produire. Il semble donc important, dans les études sur le tapping, de travailler avec des conditions de fréquence supérieures à 1Hz afin d'éviter d'atteindre un seuil critique de corrélations positives dans les séries, qui masquerait le processus de timing sous-jacent. D'un autre coté, l'utilisation de conditions de fréquence supérieures à 3Hz pour les processus de timing émergents doit être pris avec précaution. En effet, les fréquences rapides augmentent la part du bruit dans les séries, ce qui est préjudiciable pour la détection des processus de timing émergents. Tout cela dépendant aussi de la nature du mouvement utilisé et de son amplitude, deux facteurs qui peuvent conduire à un niveau de bruit plus ou moins élevé.

La détermination de la méthode la plus appropriée permettant de travailler sur des séries courtes était l'un de nos objectifs. Dans ce domaine, les méthodes ont un comportement différent, avec une amélioration des performances de l'ACF(1) avec la diminution de la longueur des séries pour les processus de timing événementiels, et inversement pour les processus de timing émergents, que ce soit sur les séries simulées ou expérimentales. La diminution de la longueur des séries entraîne une diminution des dépendances à long terme dans celles-ci par la disparition des dérives lentes qu'elles contiennent. La diminution des dépendances à long terme explique les meilleures performances observées pour les séries « événementielles » et la dégradation des performances pour les séries « émergentes ». On observe pour les deux autres méthodes une dégradation des performances quel que soit le

processus de timing étudié. Cette dégradation peut s'expliquer au travers de la hausse de la variabilité des estimations, visible dans les séries simulées et expérimentales. Néanmoins, malgré une qualité de détection accrue sur les séries courtes, l'ACF(1) ne rattrape pas son retard sur la $^{low}PSD_{we}$ et la DWA. Deux méthodes qui donnent, malgré l'augmentation de la variabilité des estimations, des résultats satisfaisants sur les séries courtes. Nous recommandons de travailler sur des séries de 128 points au minimum, ce qui nous semble être un bon compromis entre durée des tâches et fiabilité des méthodes. De plus, cette longueur de série permet tester les sujets plusieurs fois sans pour autant entraîner des phénomènes de fatigue ou de lassitude. Elle autorise aussi l'estimation des exposants fractals des séries via la méthode de l'Estimation du Maximum de Vraisemblance (MLE : Deriche et Tewfik, 1993 ; voir annexe B pour plus de détails) ou la DFA, dont l'exactitude des estimations sur les séries courtes a été établie (Delignières et al., 2006). Les analyses menées sur les séries courtes nous confortent dans ce choix. Dans nos séries expérimentales aucune différence significative n'a été détectée entre les indices $\bar{\gamma}(1)$ mesurés sur les séries longues et courtes, malgré une augmentation légère du nombre d'erreurs de classification. Comme nous l'avons dit plus haut, cette augmentation du nombre d'erreurs peut s'expliquer par l'augmentation de la variabilité des estimations observée aussi bien sur les séries simulées et les séries expérimentales. La variabilité des indices $\bar{\gamma}(1)$ passe de 0.11 pour les séries longues en tapping à 0.16 pour les séries courtes, et de 0.08 à 0.11 pour les séries d'oscillation (Tableaux 5 et 6). Cependant, l'utilisation de la mesure multiple, comme recommandée pour l'estimation des exposants fractals (Delignières et al., 2006 ; Rangarajan et Ding, 2000), devrait atténuer ce phénomène.

La disparition des corrélations significatives, mesurées entre conditions de fréquence identiques, avec la réduction de la longueur des séries peut aussi s'expliquer par le biais de l'augmentation de la variabilité des estimations avec les plus courtes. Tester les sujets plusieurs fois dans la même condition semble être une précaution indispensable qu'il est

possible de mettre en œuvre avec des mesures écourtées. Les corrélations significatives mesurées sur les séries de tapping ont été observées sur des conditions de fréquence proche des fréquences préférentielles rapportées dans la littérature. McAuley, Jones, Holub, Johnston et Miller (2006) ont détecté les fréquences spontanées en tapping entre 300 et 600ms, mesure qui est dépendante de l'âge des sujets. L'observation de corrélations significatives proche des fréquences préférentielles peut s'expliquer par une augmentation de la part relative de la variance de la composante motrice et d'une baisse de la part relative de la variance de la composante cognitive. En effet, estimés en utilisant la méthode par différenciation de Collier et Ogden (2004), nous attendions une augmentation de la part relative de la variance de la composante de dérive et du compartiment cognitif, ainsi qu'une diminution de la part relative de la variance motrice. Cependant, cette dernière était en moyenne plus élevée à 1.8Hz par rapport à la condition à 2.7Hz, et inversement pour la part relative de la variance cognitive. Quand on s'approche de la fréquence préférentielle, l'« horloge interne » semble être plus efficace ou fonctionner de manière plus automatique, ce qui peut s'expliquer par l'utilisation de stratégies stables pendant l'essai et conduit à un comportement reproductible d'une session sur l'autre. Dans le cas de la tâche d'oscillation, la fréquence préférentielle semble se trouver entre 1.8Hz et 1.25Hz : les corrélations significatives étant mesurées à 1.8Hz et plus importantes à 1.25Hz qu'à 2.7Hz. Toutefois, ces résultats demandent à être confirmés sur des séries courtes en utilisant la mesure multiple comme préconisé au dessus.

L'utilisation des méthodes d'estimations de la variance des composantes motrices et cognitives pour la tâche de tapping (Collier et Ogden, 2004 ; Wing et Kristofferson, 1973b) débouche sur des résultats cohérent avec ceux de la littérature. Comme l'ont déjà démontré Collier et Ogden (2004), la méthode de covariance donne de meilleurs résultats sur les séries courtes que sur les séries longues et inversement pour la méthode par différenciation. La part relative de la variance du compartiment moteur peut, selon nos résultats, être estimée en

moyenne à 45%. Ce résultat nous conforte sur l'efficacité de la DWA pour cette gamme de fréquence, les simulations ayant montré la fiabilité de cette méthode avec les séries « événementielles » pour une part relative du bruit supérieure à 25% de la variance totale.

2.2.7. Conclusion

Sur la base d'analyses de séries expérimentales et simulées la DWA apparaît comme la méthode la plus performante et fiable dans la détection des processus de timing sous-jacents. Cette méthode permet de travailler sur des séries courtes (128 données au minimum) mais en prenant la précaution de travailler sur de la mesure multiple (2-3 essais sur une même condition). Les paramètres retenus pour cette méthode sont une fenêtre de 30 points couplée avec un redressement linéaire. Toutefois, les conditions de fréquence utilisées doivent se trouver dans une plage allant de 350 à 1000ms, une gamme qui ne doit pas rester restrictive tant la part relative de la variance motrice dépend de la nature du mouvement et de son amplitude.

2.3. Conclusion générale

La confirmation de la présence de dépendances à long terme dans les séries de tapping (Lemoine et al., 2006), favorisant l'exploitation d'un processus de timing événementiel, et dans les séries de tâches continues (Delignières et al., sous presse ; Rheume et al., soumis), favorisant l'exploitation d'un processus de timing émergent, nous a permis de tester les différentes méthodes permettant de spécifier au cas par cas le processus de timing sous-jacent des séries d'intervalles temporels. La DWA et l'analyse spectrale donnent des résultats satisfaisants dans cet exercice, mais la première présente une variabilité plus faible lui donnant un avantage déterminant. L'utilisation de cette méthode va nous permettre de tester des hypothèses sur l'efficacité des différents types de processus de timing, ainsi que celles sur les conditions favorisant l'exploitation de l'un ou l'autre des processus.

Chapitre 2 : Détermination des conditions d'exploitation des deux modes de gestion temporelle des mouvements

La DWA nous permet de déterminer avec précision le processus de timing sous-tendu dans les séries d'intervalles produites (Lemoine et al., en révision-a). Les conditions d'exploitation des processus temporels sont centrées sur une conception théorique qui caractérise le mode de contrôle temporel événementiel comme central et le mode émergent comme périphérique (Schöner, 2002 ; Zelaznik et al., 2002). Cette distinction conceptuelle a débouché sur des hypothèses concernant la nature des mouvements favorisant l'exploitation des processus. Le critère retenu était la nature (dis)continue des mouvements (LaRue, 2005 ; Zelaznik et al., 2002). Cependant, des indices nous montrent que ce facteur ne constitue pas le seul paramètre de distinction. En effet, la méthode corrélationnelle, l'analyse spectrale ou la DWA mettent en évidence des transgressions à cette règle (Delignières, Lemoine et al., 2004; Lemoine et al., 2006 ; Rheume et al., soumis ; Robertson et al., 1999). La détermination des conditions d'exploitation des processus de timing nous permettrait de mieux comprendre les mécanismes sous-jacents à la production des intervalles temporels via les deux processus. Il semble important dans un premier temps de tester l'effet de la (dis)continuité des mouvements, maintenant que nous avons à notre disposition une méthode permettant de déterminer au cas par cas le processus exploité. Dans un second temps, nous testerons l'effet d'autres critères qui découlent de la conception des modes de contrôle temporels et des constats établis à partir de la littérature.

3.1. Effet de la discontinuité et de la fréquence des mouvements sur l'exploitation des processus temporels

3.1.1. Introduction

L'effet de la nature (dis)continue des mouvements sur l'exploitation des processus temporels s'est faite au travers de différentes tâches : tâches de dessin de cercle et d'oscillation pour les mouvements continus ; de dessin de cercle intermittent, de tapping et de discrimination temporelle pour les mouvements discrets (Delignières, Lemoine et al., 2004 ; Zelaznik et al., 2002). Les tâches d'oscillation et de tapping ont déjà été décrites plus en amont. La tâche de dessin de cercles est une tâche continue qui a pour but de dessiner des cercles à l'aide d'un stylo, en suivant le contour d'un cercle déjà tracé sur une feuille placée devant soi, et selon un tempo régulier. La tâche de dessin de cercles intermittente est à contrario une tâche discrète durant laquelle les sujets doivent, comme lors de la tâche précédente, dessiner un cercle dans un temps donné, mais une fois le cercle terminé les sujets doivent observer une pause d'une durée identique à celle du mouvement. Ces deux phases s'enchaînent pour donner la tâche de dessin de cercle intermittente. A partir de ces tâches, la méthode corrélationnelle et l'analyse spectrale convergent vers les mêmes conclusions, c'est-à-dire l'exploitation d'un processus temporel événementiel dans les tâches discrètes et émergent dans les tâches continues.

Cependant, ces deux méthodes posent des problèmes méthodologiques avérés. La méthode corrélationnelle n'autorise pas une détection au cas par cas du processus exploité et ne permet qu'une conclusion générale sur les modes de gestion temporelle exploités. De plus certaines tâches ne peuvent être classifiées par cette méthode sans une comparaison avec une tâche référence exploitant un processus événementiel. En effet, Robertson et al. (1999) ont travaillé sur une tâche de dessin de 8, une tâche qui n'est corrélée avec aucune autre. Spencer et Zelaznik (2003), en se basant sur la pente représentant l'évolution de la variabilité des

séries en fonction du carré des intervalles à produire, montrent que chaque tâche continue induit l'exploitation d'un processus émergent singulier. De ce fait les variabilités observées dans des tâches continues différentes, même si elles sont basées sur un processus temporel identique, ne sont pas corrélées. Le seul recours est de comparer toutes les tâches étudiées avec une tâche exploitant un processus événementiel, et ce n'est qu'en fonction de cette corrélation que la tâche pourra être classifiée. De plus la méthode corrélationnelle requiert un nombre important de sujets. Comme nous avons pu le constater dans les dernières études (Delignières, Lemoine et al., 2004 ; Lemoine et al., 2006 ; Lemoine et al., en révision-a) des sujets exploitent des processus émergents dans le cadre de tâches discrètes et inversement. Les corrélations peuvent alors considérablement chuter à cause de 2-3 sujets, et les conclusions s'en retrouvent erronées. En témoignent certaines corrélations significatives entre tâches continues et discrètes reportées dans la littérature (Robertson et al., 1999 ; Zelaznik et al., 2002). L'analyse spectrale permet quant à elle de déterminer pour chaque série produite le processus sous-jacent (Delignières, Lemoine et al., 2004), mais les évaluations de cette méthode (Lemoine et al., en révision-a) montrent que ses résultats sont à prendre avec précaution. De plus, les critères utilisés lors des précédentes études pour estimer la pente à haute fréquence, n'étaient pas ceux préconisés (Delignières, Lemoine et al., 2004 ; Lemoine et al., 2006).

L'effet de la discontinuité de la tâche n'est pas le seul critère à être identifié dans la littérature. En effet, Robertson et al. (1999) mettent en évidence un effet de la fréquence de la tâche sur les corrélations intra-tâches. Une tâche de tapping produite avec une période de 400 ms est significativement corrélée avec la même tâche produite avec une période de 475 ou 550 ms, mais pas avec la même tâche produite avec une période de 325 ou 800 ms. Les mêmes résultats sont observés dans une tâche de dessin de cercle. Nous connaissons l'effet de la durée des intervalles à produire sur la part du bruit dans la série (Wing et Kristofferson,

1973b), mais l'on peut s'interroger sur un effet de la fréquence de mouvement sur le processus de timing exploité.

Au vu des transgressions récemment observées sur le processus temporel exploité en fonction de la nature (dis)continue du mouvement à produire, et des carences des méthodes utilisées, le but de cette étude était de tester l'effet de la discontinuité sur la nature du processus temporel exploité en utilisant une méthode permettant de déterminer précisément, au cas par cas, le processus sous-jacent. Cet effet a été expérimenté à différentes fréquences de mouvements, ce paramètre constituant le second facteur clef de la motricité rythmique. Cette étude a fait l'objet d'un article actuellement en révision : Lemoine, Torre et Delignières (en révision-b).

3.1.2. Méthode

3.1.2.1. Sujets

10 sujets volontaires ont pris part à ce protocole (4 femmes et 6 hommes, moyenne d'âge = 25.6, SD = 2.27). Tous les sujets étaient droitiers. Ils n'avaient aucune expérience particulière en musique. Aucun d'entre eux n'avait subi de lésions neuromusculaires ou du système nerveux central. Les sujets ont signé un formulaire de consentement et n'ont pas été rétribués pour leur participation. Ce protocole a reçu l'approbation du comité d'éthique local.

3.1.2.2. Tâches expérimentales

Afin de tester l'effet de la (dis)continuité du mouvement, quatre tâches ont été proposées aux sujets : deux tâches discrètes censées favoriser l'exploitation d'un processus événementiel (tapping et oscillation intermittente), et deux tâches continues supposées favoriser l'exploitation d'un processus émergent (oscillation et circling). Les tâches de tapping et d'oscillation sont les tâches que nous avons utilisées lors de nos protocoles précédents. Les conditions étaient donc identiques.

La tâche de « circling » est basée sur la tâche de dessin de cercles utilisée par Zelaznik et ses collègues (Rheaume et al., soumis ; Robertson et al., 1999 ; Spencer et Zelaznik, 2003 ; Zelaznik et al., 2002). Les sujets sont en position debout devant un bureau, un joystick est présent devant eux. Ce joystick est à l'extrémité d'une plaque de plastique de 10cm de long dont l'autre extrémité est fixée sur un axe rotatif. Les sujets devaient saisir le joystick comme présenté sur la Figure 8. Le but étant, à l'aide du joystick, de faire tourner la plaque en plastique de manière continue. En considérant le cadran comme un horloge et la plaque de plastique comme une aiguille, un cycle commençait quand l'aiguille passait à 12h et finissait quand elle repassait au même endroit. Les sujets réalisaient des rotations dans le sens horaire.

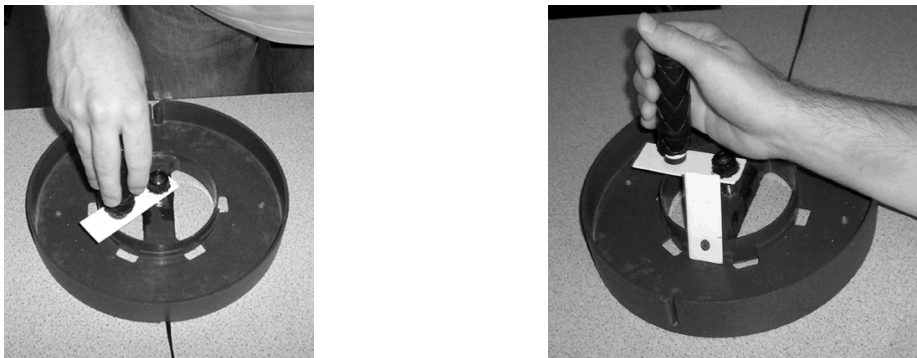


Figure 8 : Images des tâches de Circling (gauche) et d'Oscillation intermittente (droite). La position de départ se trouvait à 12h00 sur le cadran pour les deux tâches, la mouvement devant se faire dans le sens horaire pour la tâche de Circling et anti-horaire pour la tâche d'Oscillation intermittente.

La tâche d'oscillation intermittente utilisait le même dispositif que la tâche de circling (Figure 8). Les sujets étaient assis dans une chaise orientée parallèlement au bureau. Le coude était posé sur le bureau sur un tapis en mousse. Les sujets devaient tenir le joystick avec le pouce posé sur le dessus. Ils devaient effectuer des oscillations du poignet d'une amplitude minimale de 90°, un quart du cadran dans le sens anti-horaire du cadran. Sur la trajectoire était fixé un obstacle sur lequel venait taper la plaque de plastique. Cet obstacle était placé à

9h sur le cadran, la position de départ étant à 12h. Un cycle était défini comme le temps entre deux tapes sur l'obstacle.

3.1.2.3. Le protocole

Le protocole était divisé en deux sessions identiques afin d'obtenir des mesures fiables des indices. Lors de chaque session les sujets effectuaient les quatre tâches dans deux conditions de fréquence : 2Hz et 1.25Hz correspondant à des intervalles de temps de 500 et 800 ms respectivement. L'ordre de passage des tâches et des conditions de fréquence était contrebalancé entre les sujets, et était identique lors des deux sessions. Les sujets étaient testés dans un paradigme de synchronisation-continuation. Les sujets devaient dans un premier temps synchroniser la tape de l'index pour la tâche de tapping, le point de revirement en pronation pour la tâche d'oscillation, le passage de la plaque à 12h pour la tâche de circling, et la tape de la plaque en plastique sur l'obstacle pour la tâche d'oscillation intermittente, avec les signaux sonores du métronome. Au bout de 25 cycles le métronome s'arrêtait et les sujets devaient continuer en essayant d'être régulier au même tempo. La durée des essais était calculée pour recueillir théoriquement 600 intervalles de temps, en comptant la phase de synchronisation, ce qui représentait une durée de 5 minutes dans la condition 2Hz et 8 minutes dans la condition 1.25Hz. Une pause de 3 minutes était respectée entre chaque essai.

3.1.2.4. Analyses des données

Toutes les données étaient recueillies par une carte d'acquisition NI USB-6008 (National Instrument) à une fréquence d'échantillonnage de 1000Hz. Nous ne travaillions que sur la phase de continuation des tâches. Les données issues des tâches de tapping et d'oscillation étaient identiques à celles des précédents protocoles, et ont donc été traitées de manière identique. Dans la tâche de circling un potentiomètre était fixé sur l'axe de rotation de la plaque. Le potentiomètre était mono-tour, et à chaque passage à 12h il y avait une remise

à zéro du courant que laissait passer le potentiomètre. Un script Matlab nous permettait, à partir de la série différenciée, de détecter cette remise à zéro. Les intervalles de temps étaient définis comme la durée séparant deux remises à zéro.

Dans le cadre de la tâche d'oscillation intermittente, c'est à partir du même potentiomètre que l'on obtenait une courbe oscillatoire identique à celles collectées lors de la tâche d'oscillation. Les tapes sur l'obstacle étaient matérialisées par les minimums de la courbe. Un script Matlab nous permettait à partir de la série différenciée de détecter les passages à ces minimums. Les intervalles de temps étaient définis comme les temps entre deux tapes, donc entre deux minimums.

Nous obtenions alors des séries d'intervalles temporels d'environ 600 données. Nous avons décidé de travailler sur des séries longues afin de pouvoir appliquer les méthodes d'analyse fractale : $^{low}PSD_{we}$ et DFA (Delignières et al., 2006). L'application de deux méthodes et la répétition de la mesure pour chaque sujet nous permettait d'obtenir des indices plus fiables sur la nature fractale des séries (Delignières et al., 2005 ; Rangarajan et Ding, 2000). Nous avons travaillé sur 512 données, la $^{low}PSD_{we}$ ne pouvant travailler que sur des longueurs de série de puissance de 2. Nous avons choisi de travailler sur les 512 données les plus stationnaires de chaque série afin d'éviter les dérives qui apparaissent fréquemment dans ce type de tâche (Ogden et Collier, 1999 ; Collier et Ogden, 2004). Comme aucune méthode existante ne permettait de quantifier la stationnarité des séries, nous avons décidé de le faire à travers la variabilité de la moyenne des séries. Pour ce faire nous avons calculé la moyenne locale (M) de la série sur des intervalles contigus de 8 points. Nous avons ensuite calculé la variabilité de cette moyenne ($\sigma(M)$) sur une fenêtre glissante de 32 moyennes, correspondant à 512 points dans la série originale. La fenêtre où la variabilité de la série était la plus faible était alors retenue, et à partir de cette fenêtre nous retrouvions les 512 données considérées

comme les plus stationnaires de la série. $\sigma(M)$ était alors considéré comme un indice de la stationnarité des séries.

Les méthodes de différenciation des modes de gestion temporelle ont alors été appliquées sur ces séries (DWA et $^{low}PSD_{we}$) afin de déterminer le mode de gestion temporelle exploité dans chaque tâche et condition de fréquence, ainsi que les méthodes d'analyse fractale (DFA et $^{low}PSD_{we}$) nous permettant d'obtenir une estimation de l'indice α .

3.1.3. Résultats

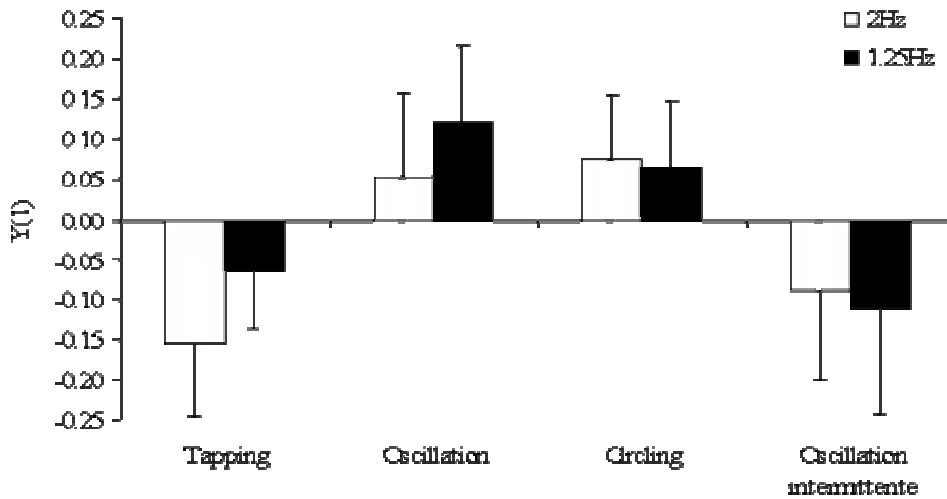
Une ANOVA à mesures répétées 2 (sessions) x 4 (tâches) x 2 (condition fréquentielles) a été menée sur les indices de stationnarité $\sigma(M)$. L'ANOVA met en évidence un effet significatif de la session ($F(1,9) = 7.84, p < 0.02$) et de la fréquence ($F(1,9) = 14.66, p < 0.005$), mais aucun effet de la tâche ou d'interaction. Les $\sigma(M)$ sont plus élevés lors de la première session et pour la condition à 1.25Hz.

Les analyses fractales mettent en évidence un indice $\bar{\alpha}$ (moyenne des estimations des indices α obtenus à partir des deux méthodes fractales) moyen proche de 1, caractéristique des fluctuations de type $1/f$, dans toutes les tâches (Tableau 7). Une ANOVA à mesures répétées 2 (sessions) x 4 (tâches) x 2 (condition fréquentielles) a été menée sur les indices $\bar{\alpha}$. L'ANOVA met en évidence un effet significatif de la tâche ($F(3,27) = 5.96, p < 0.005$), mais aucun effet de la session, de la fréquence ou d'interaction. Un test Post-Hoc de Scheffé localise cet effet significatif entre la tâche d'oscillation et les deux tâches discrètes (tapping et oscillation intermittente). Nous nous attendions à observer un effet de la fréquence sur les indices $\bar{\alpha}$ comme obtenu par Madison (2004), qui n'apparaît pas ici avec toutefois un niveau de p proche de la significativité ($p = 0.071$).

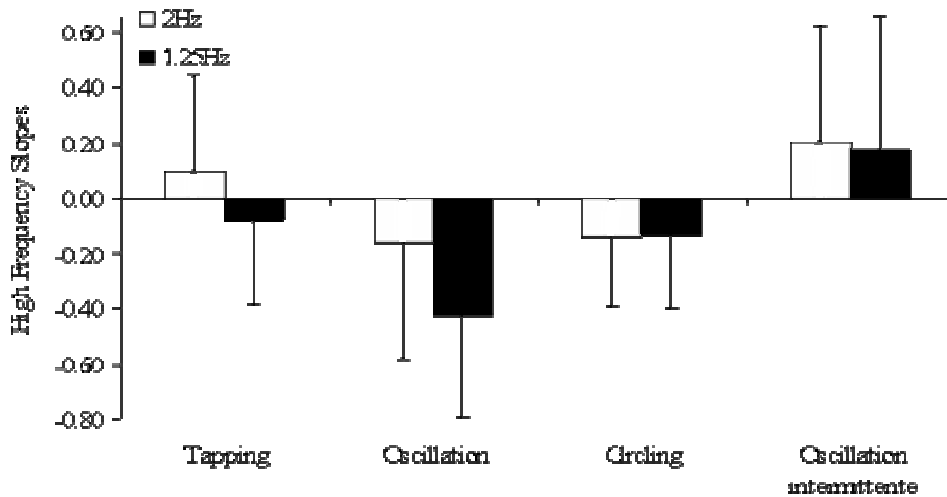
Participants	Tapping		Oscillation		Circling		Oscillation Intermittente		
	2Hz	1.25Hz	2Hz	1.25Hz	2Hz	1.25Hz	2Hz	1.25Hz	
Session 1	1	1.03	0.58	0.91	1.27	0.75	0.94	0.47	0.88
	2	0.49	1.02	0.62	0.64	0.56	0.73	0.91	1.03
	3	0.43	1.04	0.95	1.17	0.85	1.13	1.05	0.88
	4	0.78	0.78	1.04	1.07	0.57	0.92	0.89	1.08
	5	0.81	0.75	0.75	0.99	0.94	0.73	0.44	1.00
	6	0.44	0.84	1.15	0.79	0.94	0.92	0.75	0.64
	7	0.94	1.22	1.09	1.27	0.88	1.12	1.07	0.75
	8	0.70	0.66	0.92	1.34	0.74	0.94	0.87	0.79
	9	0.80	0.95	0.86	0.99	0.60	1.16	0.88	0.50
	10	1.36	0.76	1.09	0.86	1.17	0.90	1.03	0.80
Moyenne	0.78	0.86	0.94	1.04	0.80	0.95	0.84	0.83	
SD	0.2892	0.1941	0.1650	0.2299	0.1947	0.1509	0.2220	0.1784	
Session 2	1	0.61	0.71	1.07	1.09	0.72	1.12	0.40	0.69
	2	0.49	0.84	0.64	0.89	0.40	0.92	0.76	1.03
	3	0.69	1.11	0.78	0.98	1.07	1.01	0.59	1.18
	4	0.95	0.74	0.80	0.73	0.84	0.93	0.74	1.12
	5	0.71	1.13	0.87	1.03	0.79	0.96	0.64	1.00
	6	0.68	0.74	0.79	1.06	0.70	0.49	0.53	0.87
	7	0.95	1.13	1.29	1.28	0.87	1.25	1.03	0.73
	8	0.53	0.40	1.14	0.92	0.80	0.72	1.24	0.86
	9	0.86	0.63	1.05	1.14	0.64	0.91	0.94	0.75
	10	0.97	0.78	1.27	1.09	0.96	0.88	0.62	0.78
Moyenne	0.74	0.82	0.97	1.02	0.78	0.92	0.75	0.90	
SD	0.1784	0.2408	0.2238	0.1522	0.1842	0.2068	0.2529	0.1708	

Tableau 7 : Indices individuels $\bar{\alpha}$ mesurés à partir des analyses DFA et $^{low}PSD_{we}$ par tâche et condition fréquentielle, pour les deux sessions.

Les indices $\bar{\gamma}(1)$ moyens (a) ainsi que les pentes à haute fréquence des spectres de puissance (b) sont représentés sur la Figure 9. Il est à noter qu'un indice $\bar{\gamma}(1)$ négatif représente l'exploitation d'un processus événementiel, alors qu'un $\bar{\gamma}(1)$ positif dévoile l'exploitation d'un processus émergent. A l'inverse, une pente à haute fréquence positive met en évidence l'exploitation d'un processus événementiel, et inversement pour un processus émergent. Les deux méthodes donnent des résultats consistants, mis à part pour la tâche de tapping à 1.25Hz où les deux méthodes donnent des résultats divergents avec l'exploitation d'un processus événementiel pour la DWA ($\bar{\gamma}(1)$ moyen = -0.06) et l'exploitation d'un processus émergent pour le $^{low}PSD_{we}$ (pente à haute fréquence moyenne = -0.08).



a



b

Figure 9 : $\bar{\gamma}(1)$ (a) et pentes à haute fréquence (b) moyennés à travers les deux sessions par tâche et condition fréquentielle. Les barres d'erreur représentent les écart-types.

Une ANOVA à mesures répétées 2 (sessions) x 4 (tâches) x 2 (condition fréquentielles) a été appliquée sur les indices $\bar{\gamma}(1)$ et les pentes à haute fréquence des spectres. L'ANOVA met en évidence un effet significatif de la tâche ($F(3,27) = 30.56, p < 0.001$), de la condition fréquentielle ($F(1,9) = 7.56, p < 0.03$), et de l'interaction entre la tâche et la condition fréquentielle ($F(3,27) = 4.16, p < 0.02$) pour les indices $\bar{\gamma}(1)$. Des tests Post-Hoc de Scheffé mettent en évidence une différence significative entre les deux tâches continues et les deux tâches discrètes avec des indices positifs pour les premières et négatifs pour les tâches

discrètes, ainsi qu'un indice $\bar{\gamma}(1)$ plus élevé dans la condition fréquentielle à 1.25Hz que dans la condition à 2Hz (0.002 vs. -0.029). L'effet d'interaction tâche/fréquence est pour sa part localisé entre les deux tâches tapping/oscillation, et les deux tâches circling/oscillation intermittente, les premières arborant un indice $\bar{\gamma}(1)$ plus élevé dans la condition fréquentielle 1.25Hz, alors que les autres ont un indice plus élevé dans la condition à 2Hz. Dans le cadre des pentes à haute fréquence l'ANOVA ne révèle qu'un effet de la tâche ($F(3,27) = 8.26, p < 0.0005$). Un test Post-Hoc de Scheffé localise la différence entre la tâche d'oscillation et les deux tâches discrètes, ainsi qu'entre la tâche la tâche de circling et la tâche d'oscillation intermittente, les pentes étant positives dans les tâches discrètes et négatives dans les tâches continues.

Participants	Tapping		Oscillation		Circling		Oscillation Intermittente		
	2Hz	1.25Hz	2Hz	1.25Hz	2Hz	1.25Hz	2Hz	1.25Hz	
Session 1	1	-0.23	-0.14	0.05	0.08	0.18	0.18	0.05	-0.02
	2	-0.06	-0.16	0.02	0.02	0.12	0.03	-0.26	-0.09
	3	-0.12	0.02	0.01	-0.04	0.09	-0.04	-0.16	-0.19
	4	-0.01	0.02	0.12	0.31	0.11	0.05	0.24	0.15
	5	-0.15	-0.06	0.03	0.12	0.07	0.09	-0.17	0.03
	6	-0.10	-0.18	0.11	0.16	0.06	0.08	-0.01	-0.24
	7	-0.29	0.00	0.28	0.04	0.10	-0.02	-0.12	-0.43
	8	-0.32	-0.15	-0.22	0.03	-0.07	-0.09	-0.01	-0.14
	9	-0.27	-0.01	0.09	0.22	0.01	0.18	-0.05	-0.09
	10	-0.14	0.04	0.17	0.06	0.08	-0.05	0.06	-0.07
Moyenne	-0.17	-0.06	0.07	0.10	0.07	0.04	-0.04	-0.11	
SD	0.1059	0.0850	0.1296	0.1048	0.0666	0.0943	0.1413	0.1581	
Session 2	1	-0.26	-0.07	0.03	0.16	0.03	0.12	-0.08	-0.07
	2	-0.04	0.00	0.03	0.05	-0.06	0.03	-0.22	-0.16
	3	-0.15	0.02	0.00	0.17	0.11	0.17	-0.12	-0.11
	4	-0.15	-0.15	0.15	0.24	0.11	0.18	-0.02	0.03
	5	-0.08	-0.07	-0.01	0.01	0.08	0.05	-0.15	0.00
	6	-0.19	-0.12	-0.01	0.24	0.28	0.15	-0.17	-0.36
	7	-0.12	-0.03	0.01	0.13	0.10	0.03	-0.26	-0.12
	8	-0.25	-0.15	-0.03	0.11	0.10	-0.02	-0.17	-0.08
	9	-0.06	-0.01	0.22	0.26	0.03	0.15	0.01	-0.15
	10	-0.12	-0.08	0.00	0.05	-0.02	0.02	-0.16	-0.15
Moyenne	-0.14	-0.07	0.04	0.14	0.08	0.09	-0.13	-0.12	
SD	0.0741	0.0611	0.0792	0.0880	0.0920	0.0749	0.0831	0.1059	

Tableau 8 : Indices individuels $\bar{\gamma}(1)$ mesurés par tâche et condition fréquentielle, pour les deux sessions. En gras les valeurs « incohérentes ».

Les indices $\bar{\gamma}(1)$ individuels sont rapportés dans le Tableau 8. Les indices montrent que le processus de timing exploité par les sujets n'est pas toujours celui escompté. En d'autres termes, des sujets exploitent un processus événementiel lors de tâches continues et un processus émergent lors de tâches discrètes. La Figure 10 représente le pourcentage de séries où le processus de timing exploité n'était pas celui supposé (valeurs « incohérentes ») pour chaque condition fréquentielle en fonction de la tâche. Les conditions fréquentielles ont des effets différenciés en fonction de la tâche sur le pourcentage de valeurs « incohérentes ». Nous obtenons par exemple un grand nombre de valeurs « incohérentes » en tapping 1.25Hz, mais aucune à 2Hz, alors que c'est l'inverse dans la tâche d'oscillation avec un taux de valeurs « incohérentes » supérieur à 2Hz.

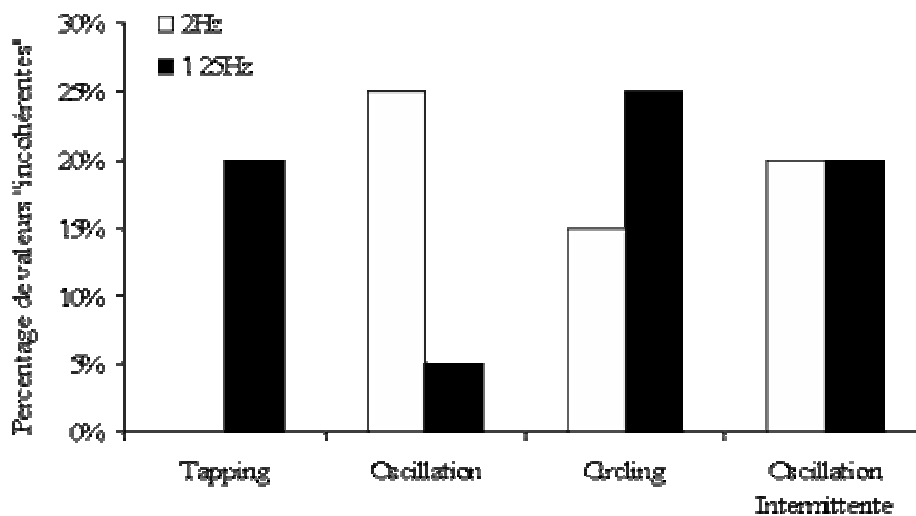


Figure 10 : Pourcentage de valeurs incohérentes observées en fonction de la condition fréquentielle pour les 4 tâches produites.

3.1.4. Discussion

La combinaison de deux approches différentes, dont l'efficacité à distinguer entre processus événementiel et processus émergent a été prouvée (Lemoine et al., en révision-a), confirme l'effet de la nature (dis)continue des mouvements sur le processus de timing

exploité. Ces résultats corroborent les observations précédentes (Delignières, Lemoine et al., 2004 ; LaRue, 2005 ; Zelaznik et al., 2002). La nature discrète des mouvements semble déclencher l'exploitation d'un processus événementiel basé sur les mêmes mécanismes que la perception temporelle (Zelaznik et al., 2002), alors que la nature continue et fluide des trajectoires permet l'exploitation des propriétés dynamiques du mouvement (Delignières, Lemoine et al., 2004 ; Schöner, 2002). Néanmoins, l'observation au niveau individuel de l'utilisation occasionnelle du processus de timing non attendu suggère que la nature (dis)continue du mouvement n'est pas le seul paramètre influençant le mode de contrôle temporel exploité.

La fréquence semble être, après la nature (dis)continue des mouvements, le principal facteur de l'apparition de valeurs « incohérentes ». Lors de la tâche de tapping, l'exploitation d'un processus de timing émergent, à la place d'un processus événementiel, n'apparaît que dans la condition 1.25Hz. Cette condition fréquentielle impose un tempo lent qui augmente le temps de pause entre deux tapes comparé à la condition 2Hz. L'hypothèse d'un mouvement plus fluide ou continu dans cette condition peut donc être écartée. Une hypothèse alternative découle de l'influence du rythme cardiaque sur la fréquence de tapping (Dosseville et LaRue, 2002 ; Dosseville et al., 2002). En effet, le rythme cardiaque et la fréquence spontanée lors d'une tâche de tapping sont très liés. Dosseville et al. (2002) montrent que la tape lors d'une tâche de tapping à fréquence spontanée apparaît souvent au moment de l'initiation de la systole. Dans notre cas, la fréquence de 1.25Hz correspond à la fréquence cardiaque moyenne mesurée sur des sujets au repos (Dosseville et LaRue, 2002). Le processus événementiel fait appel au mécanisme impliqué lors de la perception temporelle. Cependant, nous pouvons émettre l'hypothèse qu'à une fréquence proche du rythme cardiaque, les intervalles de temps peuvent être définis à partir de la dynamique d'un mouvement : celui du cœur. En effet, en se calquant sur le rythme cardiaque, les intervalles de temps sont définis automatiquement, les

intervalles ne sont alors pas soumis aux délais moteurs associés à chaque cycle (voir Eq. 1), la tape étant incluse dans le cycle défini par le rythme cardiaque. Toutefois, des études plus approfondies sur le sujet semblent nécessaires afin de confirmer cette hypothèse, cet effet ne se retrouvant pas dans toutes les conditions.

Dans la tâche d'oscillation la tendance est inversée avec l'exploitation plus fréquente d'un processus inattendu (événementiel) dans la condition 2Hz. Nous avons calculé un indice quantitatif de l'aspect discontinu des séries d'oscillation : le *Normalized Mean Squared Jerk* (NMSJ : Teulings, Contreras-Vidal, Stelmach et Adler, 1997). Le NMSJ est calculé sur les séries brutes de mouvement. Le calcul consiste à quantifier pour chaque cycle la dérivée 3^{ème} après normalisation. La dérivée 3^{ème} du mouvement est nommée Jerk (secousse en français). La moyenne des Jerks calculés pour chaque cycle donne le NMSJ. Cet indice peut être comparé pour deux tâches d'amplitudes différentes grâce à la normalisation des cycles réalisée avant le calcul. Le NMSJ moyen calculé dans la condition 2Hz était plus faible que celui calculé dans la condition 1.25Hz, ce qui écarte l'hypothèse d'un mouvement plus discret à cette fréquence. Nous pouvons supposer que les sujets ont éprouvé des difficultés plus importantes à maintenir une fréquence élevée de mouvement tout en gardant une amplitude similaire à celle produite dans la condition 1.25Hz. La difficulté de la tâche semble constituer un facteur déterminant dans l'exploitation des processus temporels. L'augmentation de la vitesse des mouvements tendrait à rendre le contrôle du mouvement plus ardu, et par conséquent pousserait certains sujets à ne pas exploiter la dynamique de l'effecteur. Les sujets se baseraient alors sur des feed-backs événementiels tels que les points de revirement du mouvement, ce qui entraînerait l'exploitation des mécanismes impliqués dans le processus de perception temporelle. Nous évoquions précédemment le résultats intéressant rapporté par Robertson et al. (1999) sur la tâche de dessin de 8. En effet, cette tâche, malgré son caractère continu, n'était pas corrélée avec les autres tâches continues telles que les tâches de dessin de

cercle ou de dessin de lignes. Spencer et Zelaznik (2003) montrent que cette absence de corrélation provient d'une évolution de la variance en fonction des intervalles à produire distincte entre les différentes tâches continues. La dynamique du mouvement étant singulière à chaque tâche, les variances observées lors des tâches continues ne peuvent être corrélées. Cependant, s'il on observe de près les résultats de Robertson et al. (1999) les tâches de dessin de lignes ou de cercles sont corrélées avec quasiment toutes les tâches continues sauf la tâche de dessin de 8. De plus, la dynamique du mouvement lors de la tâche de dessin de 8 est ressemblante à celle de dessin de cercles. Nos résultats suggèrent que l'absence de corrélations avec la tâche de dessin de 8 pourrait provenir de la complexité de la tâche à produire qui découlerait sur les mêmes conséquences que lors de notre tâche d'oscillation produite à 2Hz, c'est-à-dire que la dynamique du mouvement devient chez certains sujets ineffective. Les sujets se basent alors sur des événements particuliers du cycle en exploitant les mécanismes impliqués dans la perception temporelle. L'exploitation par certains sujets d'un processus événementiel dans ce type de tâche pourrait alors expliquer cette absence de corrélations avec les autres tâches continues mais aussi avec les tâches discrètes.

Dans les deux tâches restantes l'effet de la condition fréquentielle est moins prononcé avec des valeurs « incohérentes » observées dans les deux conditions. Le second effet de la condition fréquentielle sur les indices $\bar{\gamma}(1)$ était attendu, avec une augmentation des indices avec l'augmentation des intervalles de temps. Rappelons que la part du bruit dans la variance totale diminue avec l'augmentation des intervalles à produire (Delignières, Lemoine et al., 2004 ; Wing et Kristofferson, 1973b). Cette diminution a une influence sur les indices $\bar{\gamma}(1)$ qui tendent à augmenter dans le cadre des deux processus (Lemoine et al., en révision-a). Cependant nous n'obtenons pas ce résultat pour toutes les tâches. En effet, les indices $\bar{\gamma}(1)$ augmentent dans les tâches de tapping et d'oscillation, mais diminuent dans les tâches de circling et d'oscillation intermittente. Après avoir exclu les valeurs « incohérentes » du calcul

de l'indice $\bar{\gamma}(1)$ moyen, nous obtenions cette augmentation des indices moyens avec l'augmentation des intervalles à produire dans toutes les tâches excepté la tâche d'oscillation intermittente. Même si cette diminution des $\bar{\gamma}(1)$ entre les deux conditions fréquentielles était faible dans cette tâche, ce résultat n'était pas attendu. En utilisant la méthode par différentiation développée par Collier et Ogden (2004), nous avons alors calculé, dans les tâches discrètes, la part relative des compartiments cognitif, moteur, et de la composante de dérive dans la variance total. La somme des parts relatives des composantes cognitive et de dérive augmente avec les intervalles de temps dans la tâche de tapping, mais diminue dans la tâche d'oscillation intermittente. Ces résultats concordent avec une diminution de la part relative de la composante motrice dans la tâche de tapping, ce qui constitue un résultat attendu, mais aussi avec une augmentation de la part relative de la composante motrice dans la tâche d'oscillation intermittente. Ce phénomène permet d'expliquer l'augmentation des indices $\bar{\gamma}(1)$ d'un côté, et leur diminution de l'autre. Comme lors de notre second protocole, cette augmentation, ou stabilisation, de la part de la composante motrice avec l'augmentation des intervalles traduit un rapprochement de la fréquence préférentielle dans la tâche. La condition fréquentielle à 1.25Hz semble donc plus proche de la fréquence préférentielle des sujets que la condition à 2Hz dans cette tâche d'oscillation intermittente.

Même si la condition fréquentielle a un effet modéré sur le nombre de valeurs « incohérentes » dans les tâches d'oscillation intermittente et de circling, le nombre de ces valeurs était plus important dans ces deux tâches que dans les autres (Tableau 8). Dans la tâche d'oscillation intermittente, 3 des 8 valeurs « incohérentes » proviennent du même sujet (Participant 4) qui présente des valeurs de NMSJ proches de celles observées dans la tâche d'oscillation. La nature continue de ses mouvements semble être la cause de l'exploitation d'un processus de timing émergent et non événementiel dans ces séries. C'est le cas aussi pour les sujets 1 et 10 qui exploitent un processus émergent dans la condition fréquentielle à

2Hz lors de la première session. En ce qui concerne les 3 dernières valeurs « incohérentes », deux proviennent du même sujet (Participant 5) dans la condition à 1.25Hz, et la troisième du sujet 9 dans la condition à 2Hz de la seconde session. Ces valeurs ne peuvent pas être expliquées par le biais de l'aspect continu, fluide des mouvements. Cela démontre que la nature (dis)continue des mouvements est un facteur majeur dans l'exploitation des processus de timing, mais il ne peut pas être considéré comme le seul.

Dans la tâche de circling, les sujets 8 et 10 exploitent un processus événementiel dans 75% et 50% de leurs essais, respectivement. Ce résultat confirme que la nature (dis)continue des mouvements n'est pas le seul facteur déterminant, mais en plus il fait émerger l'idée nouvelle qu'il existe des différences au niveau individuel. En effet, le sujet 8 exploite un processus événementiel lors de 5 de ces 8 essais dans les tâches dites continues, alors qu'il utilise un processus événementiel lors de tous ses essais dans les tâches discrètes. A contrario, le sujet 4 exploite un processus émergent dans la moitié de ses essais dans les tâches discrètes, et lors de tous ces essais dans les tâches continues. Dernier exemple, le sujet 3 a des valeurs « incohérentes » seulement dans la condition fréquentielle à 1.25Hz. Toutes ces observations nous questionnent sur l'origine de telles différences. La représentation des tâches et/ou l'aptitude à exploiter les propriétés du mouvement constituent des facteurs plausibles de l'émergence de telles différences individuelles.

Le second aspect à noter est la diminution du nombre de valeurs « incohérentes » entre les deux sessions. Cette observation est vraie pour toutes les tâches et conditions fréquentielles, excepté pour les deux tâches continues à 2Hz. Il semblerait que la pratique permette aux sujets de déterminer le processus le plus pertinent à exploiter en fonction des conditions de mouvement. Lors de la première session les sujets ne connaissaient pas les tâches à réaliser et n'avaient aucune expérience dans ces tâches. Comme pour le processus d'apprentissage, les sujets partent avec leurs acquis et leurs représentations de la tâche à

accomplir. L'« entraînement » leur permet de se baser sur les ressources les plus convenables à la réalisation correcte de la tâche. Si l'on enlève dans la session 2 les valeurs « incohérentes » des deux tâches continues à 2Hz, 4 des 5 valeurs « incohérentes » restantes ont leur homologue (mêmes sujets, tâches, conditions fréquentielles) lors de la première session. Il n'apparaît donc pas de nouveaux cas, excepté 1 dans la tâche d'oscillation intermittente à 2Hz. L'augmentation du nombre de valeurs « incohérentes » pour les deux tâches continues à 2Hz, pourrait s'expliquer par le même processus de difficulté des tâches dans cette condition fréquentielle, les amplitudes à maintenir étant les plus importantes. Le contrôle de l'effecteur s'en trouverait plus ardu, avec un investissement musculaire accru. Le processus le plus pertinent deviendrait alors pour certains participants le processus événementiel malgré le caractère continu des mouvements.

Madison (2004) met en évidence un effet de la condition fréquentielle sur les exposants α des séries produites dans des tâches de tapping en continuation, un effet que Gilden et al. (1995) n'observent pas sur leurs séries. Madison (2004) explique que la méthode utilisée par Gilden et al. (1995) (analyse spectrale par PSD) et l'objectif de leur étude ne permettait pas de détecter de telles différences. Dans notre étude nous n'obtenons pas d'effet significatif de la fréquence sur les exposants $\bar{\alpha}$. Toutefois, les sujets ont réalisé la tâche seulement dans deux conditions fréquentielles avec une ANOVA très légèrement non-significative ($p = 0.071$). Jordan et al. (2006) ont testé des sujets à différents pourcentages de leur fréquence préférentielle de course et mesuré le temps des cycles de pas lors de la course. Ils observent une fonction en U entre les exposants α des séries d'intervalles de temps des cycles et le pourcentage de la vitesse préférentielle de course à laquelle ces séries ont été produites, avec un minima à la fréquence préférentielle de course. L'absence d'effet de la condition fréquentielle dans notre étude peut s'expliquer par une fréquence préférentielle plus proche de la condition à 1.25Hz dans certaines tâches. Zelaznik et al. (2000) observent une

fréquence préférentielle dans une tâche de dessin de cercle, qui ressemble à notre tâche de circling, proche de 1Hz.

Nous obtenons néanmoins un effet de la tâche sur les exposants $\bar{\alpha}$ au contraire des précédentes études (Delignières, Lemoine et al., 2004). Les exposants $\bar{\alpha}$ augmentent graduellement de la tâche de tapping (0.80), à la tâche d'oscillation (0.99), en passant par la tâche d'oscillation intermittente (0.83) et la tâche de circling (0.86). Au regard des modèles développés (Delignières et al., sous presse) et des conceptions théoriques associés aux deux processus, cette différence proviendrait de ressources exploitées dans la production des intervalles de temps qui diffèrent d'un processus à l'autre. De plus, cette augmentation des exposants n'est pas liée à une augmentation de la variabilité des séries avec des variabilités moyennes mesurées de 46, 32, 36 et 31 dans les tâches de tapping, oscillation intermittente, circling et oscillation, respectivement. Ces résultats confortent d'autant plus cette distinction conceptuelle entre timing événementiel et timing émergent.

3.2. L'exploitation des processus de timing : des alternatives à la nature (dis)continue des mouvements

3.2.1. Introduction

Le protocole précédent met en évidence que la nature (dis)continue des mouvements ne peut pas à elle seule expliquer la distinction entre timing événementiel et timing émergent. D'autres paramètres doivent être pris en considération, dont la représentation que les sujets ont de la tâche, mais aussi les capacités de chacun à contrôler le mouvement dans des conditions fréquentielles élevées, ainsi que la proximité de la fréquence de mouvement avec les fréquences préférentielles de mouvement et par ce biais l'exploitation d'autres ressources du système afin de gérer les aspects temporels du mouvement.

Les concepts théoriques, ainsi que les transgressions observées dans la littérature font émerger d'autres paramètres susceptibles de prendre part dans la détermination du mode de gestion temporelle exploité. En effet, les modèles développés afin de rendre compte de la variabilité des séries d'intervalles temporels produites reposent sur des hypothèses qui font parfois controverse. La plus commune est l'utilisation de feed-backs dans la production d'intervalles temporels. Les modèles de synchronisation sont essentiellement basés sur ce phénomène (Pressing et Jolley-Rogers, 1997 ; Torre, Delignières et Lemoine, sous presse ; Vorberg et Wing, 1996). Le modèle WK n'y fait quant à lui aucunement référence, alors que certains auteurs pensent que la production des intervalles de temps en continuation repose en partie dessus (Chen et al., 1997 ; Drewing et Aschersleben, 2003). LaRue et al. (1995) montrent, en travaillant sur une patiente désafférentée réalisant une tâche de tapping en continuation, que les réafférences sensori-motrices sont importantes lors de production de ce type de tâche, mais plus encore, que les feed-backs auditifs et visuels jouent aussi un rôle (Stenneken, Prinz, Cole, Paillard et Aschersleben, 2006).

Le second concept employé à la modélisation des processus est celui de la raideur de l'oscillateur, ou plus communément la raideur de l'effecteur (Delignières, Lemoine et al., 2004 ; Delignières et al., sous presse ; Schöner, 2002). En effet, les processus émergents sont basés sur la dynamique de l'effecteur et notamment sur la dynamique de la raideur de l'effecteur, qui permet de déterminer la fréquence d'oscillation du membre (Kay et al., 1987). Néanmoins, la raideur est intimement liée à la masse de l'effecteur et demeure faible pour des effecteurs de faible taille. Rheaume et al. (soumis) ont testé des sujets sur un tâche de tapping sans contact (air-tapping). Les sujets avaient pour consigne d'osciller leur index en flexion-extension de manière fluide et continue, chaque cycle se terminant au point de revirement en position de flexion. Malgré la nature continue des mouvements, les sujets exploitaient en

majorité un processus événementiel. Le moment d'inertie⁵ de l'articulation de l'oscillateur (ici l'index), et au travers d'elle la raideur de l'effecteur, semble jouer un rôle prépondérant dans la détermination du processus de timing. En effet, moment d'inertie et raideur sont intimement liés à la masse de l'effecteur. Un effecteur caractérisé par une faible masse aura une raideur et un moment d'inertie tout aussi faible. Celle de l'index semble ne pas permettre l'exploitation de la dynamique de sa raideur. Cependant, des études d'IRM fonctionnel (Spencer, Verstynen, Brett et Ivry, 2007), ou travaillant avec des patients atteints de lésions du cervelet (Spencer et al., 2003), mettent en évidence l'exploitation d'un processus émergent dans ce type de tâche (air-tapping).

Des transgressions de la règle de la discontinuité du mouvement comme indicateur du processus de timing exploité ont été observées dans la littérature. La plus controversée est la tâche de dessin de 8 utilisée par Robertson et al. (1999) dont la variance n'était corrélée à aucune autre tâche. Spencer et Zelaznik (2003) expliquent cette absence de corrélations par le fait que chaque mouvement continu initie un processus de timing émergent différent, spécifique à la dynamique du mouvement à produire. Lemoine et al. (en révision-b) ont une interprétation toute autre, basée sur le fait que les sujets n'exploitent pas tous un processus de timing identique dans chaque tâche. L'absence de corrélations pourrait donc être justifiée par ce biais. Du fait de la complexité du mouvement à produire, les participants n'exploitaient pas tous un processus émergent supposé être utilisé pour des mouvements continus.

Toutes ces observations débouchent sur un constat : la nature discrète des mouvements ne semble finalement pas représenter le paramètre essentiel de la distinction entre processus événementiel et processus émergent. Le but de cette étude était donc de déterminer les conditions favorisant l'exploitation des modes de contrôle temporel événementiels et émergents. Nous avons donc expérimenté plusieurs facteurs, tels que la nature du feed-back

⁵ Le moment d'inertie permet de quantifier la résistance d'un corps à la rotation. Ici nous parlons de moment d'inertie d'une articulation qui détermine la résistance à l'avancement de l'effecteur lié à cette articulation. Le moment d'inertie dépend de la masse de l'effecteur.

qui apparaît comme un paramètre prépondérant de l'exploitation des processus. En effet, les afférences proprioceptives de l'effecteur semblent jouer un rôle important pour les processus émergents, ces derniers étant basés sur la dynamique de l'effecteur (Delignières et al., sous presse). Même si elles semblent jouer un rôle aussi déterminant pour les processus événementiels (Stenneken et al., 2006), les feed-backs auditifs ou visuels peuvent venir se substituer à ces afférences proprioceptives (LaRue et al., 1995). De plus, l'avantage bi-manuel observé dans les conditions de double tapping semble être lié aux réafférences sensibles et non aux afférences proprioceptives (Drewing et Aschersleben, 2003). Les feed-backs sensoriels et auditifs apparaissent donc comme des facteurs favorisant l'exploitation d'un processus événementiel en permettant aux sujets de déterminer précisément l'événement dans le cycle. Nous émettons donc l'hypothèse que l'absence de feed-back sensoriel devrait favoriser l'exploitation d'un processus émergent, alors que leur présence devrait inciter l'exploitation d'un processus événementiel. Le moment d'inertie de l'effecteur constitue un facteur déterminant de l'exploitation des processus temporels (Delignières et al., sous presse), de par son effet sur le contrôle du mouvement. L'emploi d'un effecteur à faible inertie devrait donc favoriser l'exploitation d'un processus événementiel, alors que l'augmentation de l'inertie de l'effecteur devrait favoriser l'exploitation d'un processus émergent. La discontinuité du mouvement constitue le principal paramètre de distinction entre les modes de contrôle temporel (Zelaznik et al., 2002). Néanmoins, cette distinction s'est faite, dans la quasi-totalité des études, sur des effecteurs, mouvements, ou fréquence de mouvement différentes. Nous émettons l'hypothèse qu'un mouvement fluide favorisera l'exploitation d'un processus émergent, alors qu'un mouvement discret favorisera l'exploitation d'un processus événementiel. Finalement, la complexité du mouvement à produire semble aussi jouer sur les processus temporels, mais différemment en fonction des sujets. En atteste, la tâche de 8 étudiée par Robertson et al. (1999). Nous émettons l'hypothèse que la complexité de la tâche

devrait influencer sur les processus temporels exploités, mais que cette influence devrait être différente en fonction des sujets et de leurs représentations et capacités de contrôle du mouvement.

3.2.2. Méthode

3.2.2.1. Sujets

11 sujets volontaires (5 femmes, 6 hommes) ont pris part à ce protocole (moyenne d'âge = 26.82, SD = 1.40). Aucun sujet n'avait de pratique poussée de la musique. Ils n'avaient pas eu de lésions ou d'interventions neuronales ou musculaires de l'avant bras. Ils ont signé un formulaire de consentements et n'ont pas été rétribués pour leur participation. Ce protocole a reçu l'accord du comité d'éthique local.

3.2.2.2. Tâches Expérimentales

Les sujets ont réalisé deux tâches dans plusieurs conditions. La première tâche était une tâche d'oscillation de l'avant-bras dans un plan parallèle au plan sagittal. Les sujets étaient assis dans une chaise, le coude de la main dominante posé sur le dispositif expérimental visible sur la Figure 11. Le dispositif expérimental était fixé sur un bureau placé devant eux. Le coude reposait sur une plaque en mousse pour éviter tout traumatisme lors de l'oscillation de l'avant-bras. La tâche consistait en une oscillation de l'avant-bras à partir de la position verticale de ce dernier jusqu'aux armatures inclinées en bois du dispositif expérimental (Figure 11). Le poignet devait rester rigide, la main ouverte avec les doigts serrés, le pouce orienté vers le haut comme présenté sur la Figure 11. Cette tâche a été réalisée dans 9 conditions différentes que nous détaillerons lors de la partie suivante.

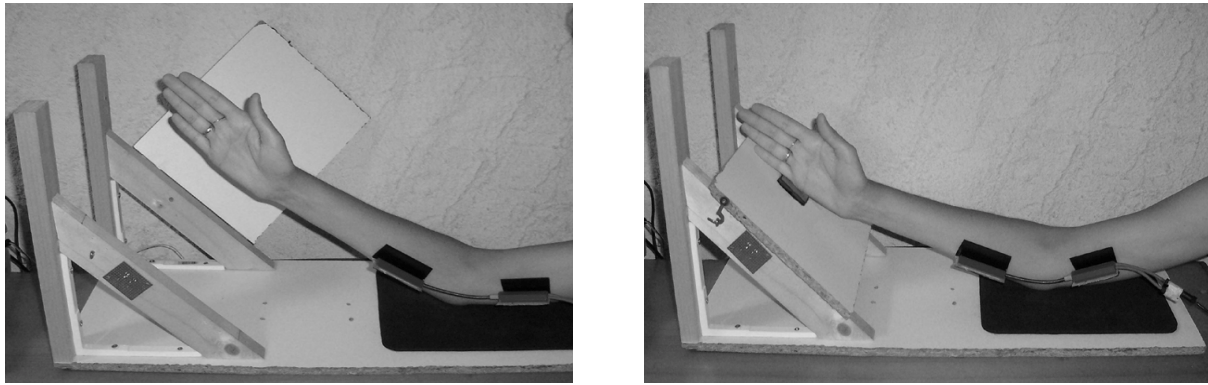


Figure 11 : Photos du dispositif expérimental utilisé lors des tâches d'oscillation de l'avant-bras. A gauche, la tâche d'Oscillation où un cycle était déterminé comme le temps entre deux points de revirements en extension du bras qui se situaient au niveau des armatures en bois inclinées. A droite, la tâche de Tape-oscillatoire durant laquelle un cycle était déterminé comme le temps entre deux tapes sur le capteur de force. La plaque sombre fixée sur les armatures en bois du dispositif constitue le système de détection de mouvement.

La seconde tâche était une tâche de tapping réalisée avec l'index de la main dominante. L'avant-bras des sujets reposait sur le bureau placé devant eux. Le mouvement consistait en un mouvement de flexion/extension de l'index. Cette tâche était réalisée dans deux conditions différentes que nous détaillerons dans la partie suivante. Toutes les tâches étaient réalisées en conditions de synchronisation-continuation. La phase de synchronisation avec le métronome, comme lors des précédents protocoles, s'étendait sur 25 cycles. Les sujets à l'arrêt du métronome avaient pour consigne de continuer en essayant de rester régulier au même tempo.

3.2.2.3. Le protocole

Les sujets étaient convoqués lors de trois sessions distinctes. Lors de la première sessions les sujets accomplissaient la tâche d'oscillation de l'avant bras dans trois conditions. La première était une tâche d'oscillation simple : les sujets avaient pour consigne de synchroniser le point de revirement du mouvement en position basse (au milieu des armatures en bois inclinées du dispositif : Figure 11) avec les signaux sonores du métronome. L'amplitude du mouvement devait être maintenue constante entre la position de verticalité de l'avant-bras et la position basse entre les armatures du dispositif expérimental. Nous

nommerons cette condition Oscillation par la suite. La seconde condition était une tâche d'oscillation avec tape. En effet, une plaque en bois était placée au niveau des armatures du dispositif expérimental. Un capteur de force était placé au centre de cette plaque sur un support en mousse ferme (Figure 11). Le mouvement consistait alors en un mouvement oscillatoire de l'avant-bras de la position verticale de ce dernier jusqu'à la tape de la tranche de la main que le capteur de force. Les sujets avaient pour consigne de synchroniser la tape avec les signaux sonores du métronome durant la phase de synchronisation. Quand le métronome s'arrêtait ils avaient alors pour consigne de continuer le mouvement en gardant une amplitude constante, mais surtout en conservant un tempo régulier identique à celui prescrit lors de la phase de synchronisation. Nous nommerons cette tâche Tape-oscillatoire par la suite. La troisième et dernière condition réalisée lors de cette première session était une tâche d'oscillation avec feed-back auditif. Les sujets comme lors de la tâche d'oscillation devaient oscillaient leur avant-bras avec une amplitude allant de la position verticale de ce dernier jusqu'à la position basse entre les armatures du dispositif. Un système de détection de franchissement était placé entre les armatures en bois du dispositif (Figure 11). Ce système permettait de détecter le passage de la main, par une coupure du faisceau infrarouge qui passait entre les armatures du dispositif. Ce système déclenchait alors un signal sonore au passage de la main devant les détecteurs. Les sujets avaient pour consigne de synchroniser le signal sonore du système avec ceux du métronome lors de la phase de synchronisation. Quand le métronome s'arrêtait, ils devaient alors continuer le mouvement au même rythme en gardant un tempo entre les sons de l'alarme régulier et identique au tempo prescrit initialement, tout en gardant une amplitude identique. Nous nommerons cette condition FB-auditif par la suite. Cette session nous a permis de tester l'effet du feed-back avec un feed-back visuel dans la tâche d'Oscillation, un feed-back auditif dans la tâche FB-auditif, et un

feed-back auditif et tactile dans la tâche Tape-oscillatoire. Ces trois tâches étaient réalisées à une fréquence similaire de 1.25Hz, soit des intervalles de temps de 800 ms.

Lors de la seconde session nous avons voulu tester l'effet de l'inertie de l'effecteur. Les sujets ont alors réalisé la tâche d'oscillation de l'avant-bras dans les conditions Oscillation et Tape-oscillatoire avec un poids supplémentaire de 150 grammes placé au niveau de la paume de la main. Ils ont aussi été testés dans une tâche de tapping réalisée dans deux conditions : la première était la condition standard décrite dans les protocoles précédents, les sujets effectuaient un mouvement de flexion-extension de l'index avec une tape lors de la flexion. Un cycle était défini comme le temps entre deux tapes. La seconde était une condition d'oscillation de l'index. Les sujets avaient leur avant-bras placé sur le bureau, la paume de la main placée à l'extrémité de ce dernier permettant un mouvement libre de l'index sans aucun contact. Les sujets avaient pour consigne d'osciller l'index en synchronisant le point de revirement en position de flexion avec les signaux sonores du métronome. Le but était, à l'arrêt du métronome, de continuer le mouvement de flexion-extension de l'index en restant le plus régulier possible au même tempo. Un cycle était défini comme le temps entre deux points de revirement du mouvement en position de flexion de l'effecteur. Nous nommerons ces tâches Tape-pds et Osc-pds pour les tâches d'oscillation de l'avant-bras avec poids supplémentaire en condition de Tape-oscillatoire et d'Oscillation, respectivement ; et Tapping et Air-tapping pour la tâche de tapping en condition avec tape et sans tape, respectivement. Les tâches Tape-pds et Osc-pds ont été réalisées à une fréquence de 1.25Hz, alors que les tâches de Tapping et de Air-tapping ont été réalisées à une fréquence plus élevée de 1.8Hz (556ms). L'amplitude du mouvement étant réduite par rapport aux tâches d'oscillation de l'avant-bras cette fréquence permettait de conserver une vitesse angulaire des mouvements identiques par rapport aux tâches d'oscillation de l'avant-bras.

Finally during the third and last session, we tested the effect of the nature (dis)continuous of the movements as well as the complexity of the movements to produce. The subjects performed the task of oscillation of the forearm in four distinct conditions. The two first conditions were associated with a movement type task of Oscillation realized in different conditions. The first was a condition of fluidity. It was asked to the subjects to have a movement as fluid as possible reflecting in a movement speed identical throughout the cycle. We will name this condition Osc-cont in the following. The second condition was a condition of discontinuity. It was asked to the subjects to have a discontinuous movement reflecting in a movement time as short as possible. We will name this condition Osc-dis in the following. These two first conditions were realized at a frequency of 1.25Hz. A cycle was determined as the time between two points of reversion of the movement in the low position of the forearm. The two following conditions were conditions of « double » movement. The subjects had to perform an oscillation of the forearm from the vertical position up to a marker (plastic rod; see Figure 12) placed at the middle of the angular path between the vertical position of the forearm and its position at the level of the electrodes of the experimental device. The subjects then returned to the vertical position and performed a standard oscillation at the height of the electrodes of the experimental device. A cycle was therefore composed of a short oscillation and a long oscillation. These double movements were realized in two conditions: with or without tape. In fact, at the level of the electrodes of the experimental device, as in the conditions Tape-oscillatory and Oscillation, the wooden plate was or was not placed on the trajectory of the movement. We will name these conditions Dble-osc for the task of double movement without tape and Dble-tape for the condition with tape. A cycle was determined as the time between two tapes for the task Dble-tape, and as the time between two points of reversion in the low position (between the electrodes) of the oscillation

longue pour la tâche Dble-osc. Ces deux conditions ont été réalisées à une fréquence de 0.8Hz (1250 ms) afin de conserver des vitesses angulaires de mouvement similaires.

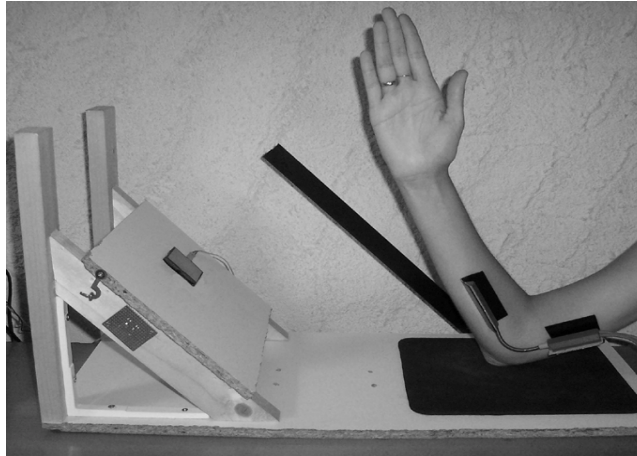


Figure 12 : Photo de la condition de double mouvement, ici avec tape : Dble-tape. Un cycle de mouvement était constitué du trajet entre la verticale de l'avant-bras et la baguette, puis du retour à la position verticale, pour ensuite finir sur un trajet d'oscillation standard. La baguette était placée à la moitié de l'angle formé par la position verticale de l'avant-bras et sa position quand le sujet tapait sur le capteur dans le cadre de la tâche Dble-tape, ou sa position au point de revirement du mouvement au niveau des armatures du dispositif pour la tâche Dble-osc.

L'ordre de passage des différentes conditions à l'intérieur d'une session était contrebalancé entre les sujets. Chaque condition était réalisée deux fois afin d'obtenir des indices plus fiables du comportement des sujets. Les sujets réalisaient en premier lieu le premier essai de chaque condition, puis dans un second temps le second essai de chaque condition. L'ordre de passage dans les conditions était, lors des premiers et des seconds essais, contrebalancé entre les sujets. La durée de chaque essai était calculé pour obtenir théoriquement 175 intervalles lors de la phase de continuation, soit 2 min 40 s pour les conditions réalisées à 1.25Hz, 1 min 52 s pour celles à 1.8Hz et 4 min 10 s pour les conditions à 0.8Hz. Une pause de 2min était respectée entre chaque essai.

3.2.2.4. *Analyses des données*

Les données étaient enregistrées via une carte USB NI-6008 (National Instrument) à une fréquence d'échantillonnage de 1000Hz. Le métronome était conçu à partir d'un script Matlab et délivré à partir d'un casque audio. Pour les tâches d'Oscillation, Osc-pds, Osc-cont, Osc-dis et Dble-osc un goniomètre était fixé sur l'avant-bras des sujets permettant de déterminer l'angle entre le bras et l'avant-bras des sujets. Le goniomètre était fixé sur la peau des sujets via de petites équerres en plastique et du scotch double face. L'emplacement était marqué à chaque session afin de placer les goniomètres strictement dans la même position à chaque essai. Le goniomètre était placé sur le bras des sujets pour toutes les conditions d'oscillation de l'avant-bras. La courbe issue de ce goniomètre présentait une forme sinusoïdale, le maximum de chaque cycle représentant le point de revirement en position basse. Les intervalles de temps étaient définis comme le temps séparant deux maximums successifs de la courbe sinusoïdale. Dans le cas de la tâche Dble-osc, les courbes présentant deux maximums lors d'un même cycle, seuls les maximums atteignant un certain seuil séparant les mouvements courts des mouvements longs ont été pris en compte lors de la détermination des intervalles de temps. Pour les tâches de Tape-oscillatoire, Tape-pds, Tapping, et Dble-tape le capteur de force, sur lequel les sujets tapaient soit avec la tranche, soit avec l'index de la main, délivrait une courbe plane où apparaissaient des pics représentant les tapes sur le capteur. Les intervalles de temps étaient alors définis comme le temps entre deux pics successifs. Pour la tâche FB-auditif, l'alarme fixée sur les armatures du dispositif expérimental était reliée à la carte d'acquisition et présentait une courbe plane parsemée de pics représentant les passages de la main devant le capteur de l'alarme qui déclenchait la sonnerie de cette dernière. Les intervalles de temps étaient définis comme le temps entre deux pics successifs comme pour les tâches où le capteur de force était impliqué. Enfin pour la tâche de Air-tapping un accéléromètre était placé sur le bout de l'index. Cet accéléromètre

permettait de recueillir les accélérations dans les trois dimensions du mouvement. Nous avons utilisé l'accélération sur la dimension antéro-postérieure du plan sagittal. Le pic d'accélération dans cette dimension correspondait à la flexion maximale de l'index. Les intervalles de temps étaient alors définis comme le temps entre deux pics d'accélération successifs de la courbe.

Une fois les séries d'intervalles de temps définies, nous avons déterminé les 128 données les plus stationnaires de chaque série, nous permettant alors d'appliquer les méthodes fractales. Nous avons utilisé la même méthode que lors du protocole précédent basée sur la variabilité de l'évolution de la moyenne (voir partie 3.1.2.4). La DWA a alors été appliquée sur les séries afin de déterminer la nature du processus de timing exploité. Le NMSJ a été calculé sur toutes les séries d'oscillation de l'avant-bras simple (Tape-oscillatoire, Oscillation, FB-auditif, Osc-pds, Tape-pds, Osc-cont, et Osc-dis) dans le but de quantifier la discontinuité des séries afin de déterminer une relation entre nature (dis)continue des mouvements et processus exploité. Cet indice était calculé à partir des séries issues du goniomètre. Finalement, les méthodes d'analyses fractales complémentaires de la DFA et la MLE (Annexe B) ont été appliquées sur les séries d'intervalles temporels produites, résultant en un indice $\bar{\alpha}$ permettant de déterminer la nature des fluctuations dans les séries et ainsi de détecter une différence entre les deux processus de timing sur des mouvements et des amplitudes de mouvement similaires. Nous avons choisi ces deux méthodes car elles sont les plus performantes dans la détection de l'indice fractal sur des séries courtes. Les évaluations menées sur ces deux méthodes (Delignières et al., 2006) montrent, dans la gamme d'indices où nous nous situons, que les deux méthodes donnent un indice moyen très fiable, la MLE ayant une variabilité des estimations plus faible que la DFA. Cependant, lorsque du bruit est ajouté aux séries fractales pures, comme c'est le cas dans nos séries, un léger biais s'installe, qui est plus important pour la MLE que pour la DFA. Nous avons donc choisi d'appliquer ces

deux méthodes qui sont un bon compromis entre une faible variabilité des estimations et un biais quasiment inexistant.

3.2.3. Résultats

Les participants ont réussi à produire les intervalles de temps prescrits avec succès. Les intervalles de temps moyens calculés sur les 128 données les plus stationnaires de chaque série, ainsi que les coefficients de variation sont rapportés dans le Tableau 9. Les corrélations entre les différentes conditions réalisées ont été calculées (Tableau 10). Seulement 14.55% des corrélations sont significatives. La moitié de ces corrélations sont à imputer à la tâche de Air-tapping qui est significativement corrélée aux tâches où une tape apparaît dans le cycle (Tape-oscillatoire, Tapping, Tape-pds et Dble-tape). L'autre moitié aux tâches d'Oscillation et Dble-osc qui sont corrélées entre elles ainsi qu'avec la tâche d'Osc-pds pour la première et d'Osc-cont pour la seconde. La dernière corrélation significative est à attribuer à la tâche de Tapping qui est corrélée à la tâche de d'Osc-dis.

Condition	Moyenne(ms)	SD(ms)	CV(%)
Tape-Osc	787.07	27.83	3.53%
Osc	802.02	25.60	3.19%
FBA	805.16	26.92	3.31%
Tapping	513.32	26.15	5.16%
Air-tap	802.66	26.37	3.26%
Tape-pds	521.57	32.65	6.31%
Osc-pds	812.25	25.65	3.13%
Osc-cont	814.89	24.66	3.01%
Osc-dis	774.50	53.22	7.09%
Dble-tape	1286.95	42.81	3.27%
Dble-osc	1294.24	50.21	3.82%

Tableau 9 : Moyenne, écart-type et coefficient de variation mesurés pour chaque condition sur les 128 données les plus stationnaires de chaque série d'intervalles temporels produites. Certaines abréviations ont été utilisées pour nommer les tâches. FBA renvoie à FB-auditif, Osc à Oscillation, Tape-Osc à Tape-oscillatoire, et Air-tap à Air-tapping.

	Tapping	Tape-pds	Dble-tape	FBA	Osc	Air-tap	Osc-pds	Osc-cont	Osc-dis	Dble-osc
Tape-Osc	0.44	0.47	0.40	0.41	0.12	0.71	-0.06	-0.19	0.22	-0.05
Tapping		0.59	0.57	0.20	0.09	0.63	-0.04	0.41	0.61	0.46
Tape-pds			0.22	0.26	-0.25	0.63	-0.09	0.09	0.57	0.00
Dble-tape				0.43	0.17	0.82	0.15	0.38	0.20	0.35
FBA					0.05	0.37	0.18	-0.19	-0.05	-0.09
Osc						0.03	0.84	0.39	-0.20	0.71
Air-tap							0.03	0.26	0.40	0.15
Osc-pds								0.33	-0.01	0.55
Osc-cont									0.21	0.82
Osc-dis										0.03

Tableau 10 : Matrice de corrélations des coefficients de variation. En gras les corrélations significatives. Certaines abréviations ont été utilisées pour nommer les tâches. FBA renvoie à FB-auditif, Osc à Oscillation, Tape-Osc à Tape-oscillatoire, et Air-tap à Air-tapping.

Différents effets de conditions de mouvement ont été éprouvés lors de ce protocole. Les résultats des divers indices mesurés seront présentés en fonction des effets testés.

3.2.3.1. Effet feedback

Les trois tâches utilisées afin de tester l'effet du feedback étaient la Tape-oscillatoire, l'Oscillation et le FB-auditif. La DWA reporte des indices $\bar{\gamma}(1)$ moyens de -0.13 (SD = 0.12) pour la tâche de Tape-oscillatoire, 0.06 (SD = 0.12) pour la tâche d'Oscillation et -0.05 (SD = 0.12) pour la tâche de FB-auditif (Figure 13). Le pourcentage d'essais où le processus de timing inverse à celui détecté à partir du $\bar{\gamma}(1)$ moyen était de 18.2% dans la tâche Tape-oscillatoire et 31.8% dans les tâches Oscillation et FB-auditif. Une ANOVA à mesures répétées 3 (Tâches) x 2 (Essais) a été menée sur les indices $\bar{\gamma}(1)$. Elle met en évidence un effet significatif de la tâche ($F(2,20) = 11.26, p < 0.001$). Un test Post-Hoc de Scheffé localise cette différence entre la tâche d'Oscillation et les deux autres.

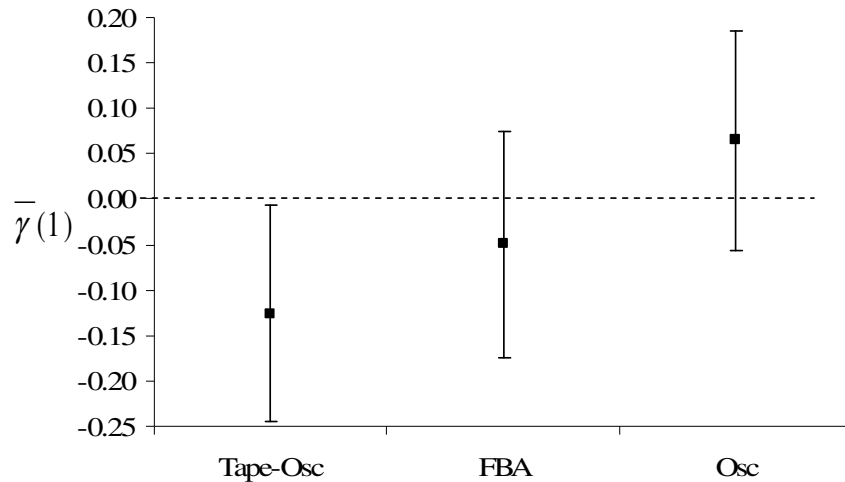


Figure 13 : $\bar{\gamma}(1)$ moyens obtenus dans les tâches de Tape-oscillatoire (Tape-Osc), FB-auditif (FBA) et Oscillation (Osc). La ligne en pointillée représente la limite entre timing événementiel (valeurs négatives) et timing émergent (valeurs positives). Les barres d'erreurs représentent les écart-types observés.

Les NMSJ des séries ont été calculés. Ils étaient de 1054 (SD = 39) dans la tâche de Tape-oscillatoire, 1049 (SD = 34) dans la tâche d'Oscillation, et 1041 (SD = 40) dans la tâche FB-auditif. Une ANOVA à mesures répétées 3 (Tâches) x 2 (Essais) a été menée sur les NMSJ. Aucun effet significatif n'est mis en évidence. Les coefficients de corrélations calculés entre les indices $\bar{\gamma}(1)$ et les NMSJ dans les différentes tâches ne sont pas significatifs.

Les indices moyens $\bar{\alpha}$ mesurés étaient de 0.72 (SD = 0.14) pour la tâche de Tape-oscillatoire, 0.86 (SD = 0.12) pour la tâche d'Oscillation et 0.78 (SD = 0.15) pour la tâche FB-auditif. Une ANOVA à mesures répétées 3 (Tâches) x 2 (Essais) a été menée sur les exposants $\bar{\alpha}$. Elle met en évidence un effet significatif de la tâche ($F(2,20) = 3.69, p < 0.05$). Un test Post-Hoc de Scheffé localise cette différence entre la tâche d'Oscillation et la tâche de Tape-oscillatoire.

3.2.3.2. Effet de l'inertie de l'effecteur

Afin de tester l'effet de l'inertie de l'effecteur nous avons comparé les tâches avec et sans tape réalisées dans trois conditions : effecteur normal (Tape-oscillatoire et Oscillation),

effecteur avec peu d'inertie (Tapping et Air-tapping) et effecteur avec beaucoup d'inertie (Tape-pds et Osc-pds). Les indices $\bar{\gamma}(1)$ moyens mesurés étaient de -0.27 (SD = 0.15) pour la tâche de Tapping, -0.11 (SD = 0.18) pour la tâche de Air-tapping, -0.03 (SD = 0.12) pour la tâche de Tape-pds, et 0.02 (SD = 0.12) pour la tâche de Osc-pds (Figure 14). Le pourcentage de processus inverse à celui déduit à partir des $\bar{\gamma}(1)$ moyens obtenus dans la tâche était de 0% dans la tâche de tapping, 31.8% dans la tâche de Air-tapping, 36.4% dans la tâche de Tape-pds, et 45.5% dans la tâche de Osc-pds. Une ANOVA à mesures répétées 2 (tâches (types de)) x 3 (conditions) x 2 (essais) a été menée et met en évidence un effet significatif de la tâche ($F(1,10) = 19.10, p < 0.005$) et de la condition ($F(2,20) = 16.57, p < 0.0001$). Le $\bar{\gamma}(1)$ moyen obtenu dans les tâches avec tape était de -0.14, alors qu'il n'était que de -0.01 dans les tâches sans tape. Un test Post-Hoc de Scheffé mené sur l'effet de la condition localise la différence entre les conditions avec peu d'inertie (mouvement de l'index : $\bar{\gamma}(1) = -0.19$) et celles avec plus d'inertie (mouvement de l'avant-bras avec ($\bar{\gamma}(1) = -0.00$) ou sans poids supplémentaire ($\bar{\gamma}(1) = -0.03$)).

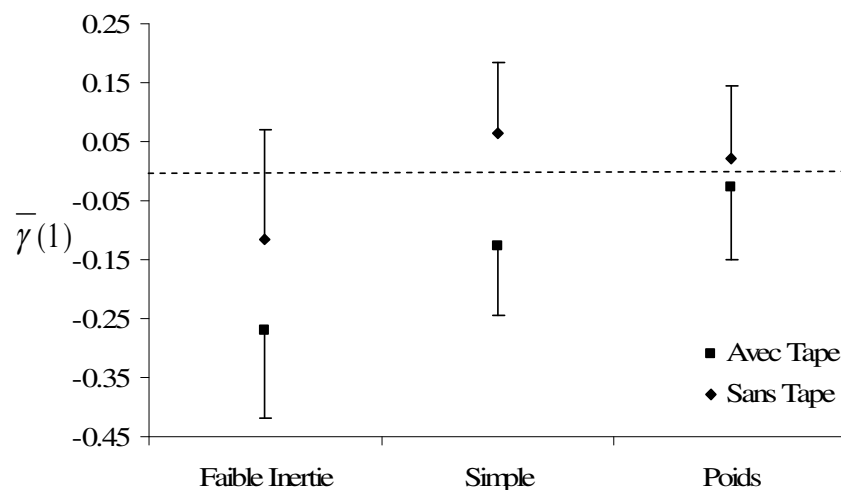


Figure 14 : $\bar{\gamma}(1)$ moyens obtenus dans les tâches avec et sans tape dans les conditions avec peu d'inertie (mouvement de l'index : Tapping et Air-tapping), de mouvement simple (Tape-oscillatoire et Oscillation), et avec l'adjonction d'un poids (Tape-pds et Osc-pds). La ligne en pointillée représente la limite entre timing événementiel et timing émergent. Les barres d'erreurs représentent les écart-types observés.

Les indices de NMSJ ont été calculés sur les séries issues des mouvements de l'avant-bras (Tape-pds et Osc-pds en plus des tâches Tape-oscillatoire et Oscillation présentées précédemment). Ces indices étaient de 1046 (SD = 40) pour la tâche de Tape-pds et de 1041 (SD = 35) pour la tâche de Osc-pds. Une ANOVA à mesures répétées 2 (tâches : avec ou sans tape) x 2 (conditions : oscillation de l'avant-bras avec ou sans poids) x 2 (essais) a été menée et ne met en évidence aucun effet significatif.

Les exposants $\bar{\alpha}$ mesurés étaient de 0.60 (SD = 0.15) pour la tâche de Tapping, 0.61 (SD = 0.12) pour la tâche de Air-tapping, 0.79 (SD = 0.13) pour la tâche de Tape-pds, et 0.86 (SD = 0.14) pour la tâche de Osc-pds. Une ANOVA à mesures répétées 2 (tâches) x 3 (conditions) x 2 (essais) a été menée et met en évidence un effet significatif de la condition ($F(2,20) = 33.11, p < 0.000001$). Un test Post-Hoc de Scheffé localise la différence entre la condition peu d'inertie ($\bar{\alpha} = 0.61$) et les deux autres ($\bar{\alpha} = 0.79$ et $\bar{\alpha} = 0.83$ dans les conditions sans poids et avec poids, respectivement).

3.2.3.3. Effet de la nature (dis)continue du mouvement

Afin de tester l'effet de la nature (dis)continue du mouvement trois conditions de la tâche d'oscillation de l'avant-bras ont été réalisées : Oscillation, Osc-cont et Osc-dis. Les indices $\bar{\gamma}(1)$ moyens dans les deux dernières étaient de 0.08 (SD = 0.11) pour la condition d'Osc-cont et de -0.04 (SD = 0.15) pour la condition d'Osc-dis (Figure 15), l'indice moyen de la première ayant été présenté précédemment. Le pourcentage d'essais, où le processus de timing exploité n'était pas celui détecté au travers de l'indice $\bar{\gamma}(1)$ moyen obtenu dans la condition, était de 18.2% dans la condition Osc-cont et 27.3% dans la condition Osc-dis. Une ANOVA à mesures répétées 3 (conditions) x 2 (essais) a été menée sur ces indices. Elle met en évidence un effet significatif de la condition ($F(2,20) = 6.01, p < 0.01$). Un test Post-Hoc

de Scheffé localise la différence entre la condition mouvement discontinu et les deux autres conditions.

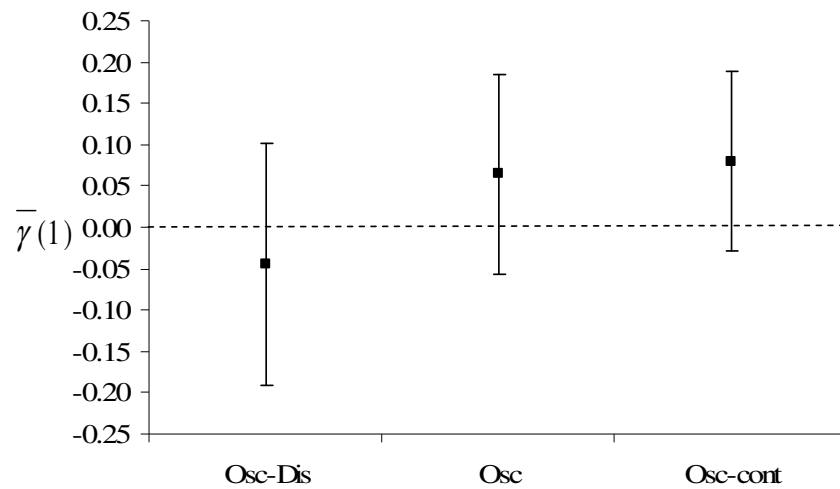


Figure 15 : $\bar{\gamma}(1)$ moyens obtenus dans les conditions Osc-dis, Oscillation (Osc) et Osc-cont. La ligne en pointillée représente la limite entre timing événementiel et timing émergent. Les barres d'erreurs représentent les écarts-types.

Les indices NMSJ mesurés pour les conditions Osc-cont et Osc-dis étaient de 1034 (SD = 26) et 1836 (SD = 397), respectivement. Une ANOVA à mesures répétées 3 (condition) x 2 (essais) a été menée sur ces indices. Elle met en évidence un effet significatif de la condition ($F(2,20) = 45.54, p < 0.001$). Un test Post-Hoc de Scheffé localise cette différence entre la condition discontinue et les deux autres.

Les exposants $\bar{\alpha}$ étaient de 0.87 (SD = 0.13) dans la condition Osc-cont et de 0.73 (SD = 0.12) dans la condition Osc-dis. Une ANOVA à mesures répétées 3 (conditions) x 2 (essais) a été menée sur ces exposants. Elle met en évidence un effet significatif de la condition ($F(2,20) = 7.05, p < 0.005$). Un test Post-Hoc de Scheffé localise cette différence entre la condition discrète et les deux autres.

3.2.3.4. Effet de la complexité du mouvement

Afin de tester la complexité du mouvement, deux types de tâche (avec ou sans tape) ont été réalisés dans deux conditions distinctes (simple et double mouvement). Les indices

$\bar{\gamma}(1)$ dans les conditions de Tape-oscillatoire et Oscillation ont été présentés précédemment. Les indices $\bar{\gamma}(1)$ obtenus dans les conditions de double mouvement étaient de -0.01 (SD = 0.12) dans la condition Dble-tape, et de 0.04 (SD = 0.15) dans la condition Dble-osc (Figure 16). Le pourcentage d'essais où les sujets exploitaient le processus inverse à celui déduit de l'indice $\bar{\gamma}(1)$ moyen obtenu dans la tâche était de 50% dans la condition Dble-tape et 36.4% dans la condition Dble-osc. Une ANOVA à mesures répétées 2 (tâches) x 2 (conditions) x 2 (essais) a été menée sur les indices $\bar{\gamma}(1)$. Elle met en évidence des effets significatifs de la tâche ($F(1,10) = 16.12, p < 0.005$) et de l'interaction Tâche/Condition ($F(1,10) = 9.26, p < 0.05$). Les indices $\bar{\gamma}(1)$ étaient positifs dans les tâches sans tape ($\bar{\gamma}(1) = 0.05$), alors qu'ils étaient négatifs dans les tâches avec tape ($\bar{\gamma}(1) = -0.07$). L'effet d'interaction provient d'une augmentation des indices des tâches avec tape avec la complexité des mouvements, alors que les indices dans les tâches sans tape restent constants.

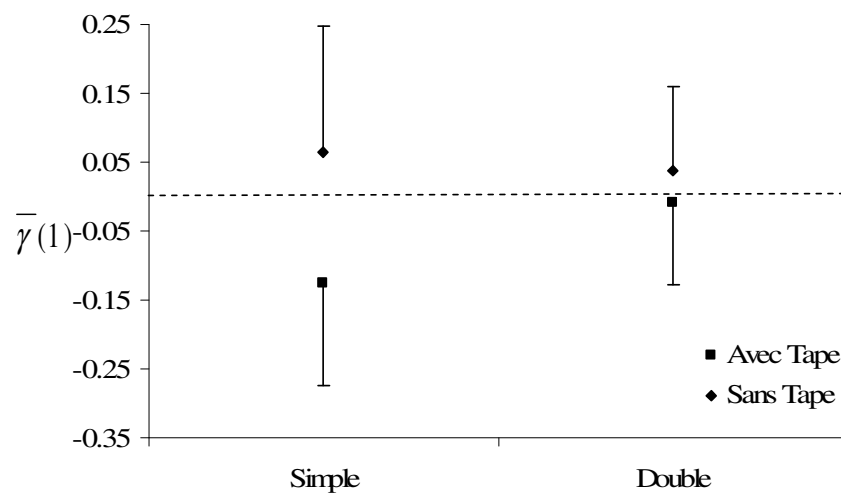


Figure 16 : $\bar{\gamma}(1)$ moyens obtenus dans les tâches avec et sans tape dans les conditions avec de mouvement simple (Tape-oscillatoire et Oscillation), et de mouvement double (Dble-tape et Dble-osc). La ligne en pointillée représente la limite entre timing événementiel et timing émergent. Les barres d'erreurs représentent les écart-types.

Nous ne pouvions pas comparer les indices de NMSJ mesurés pour des mouvements où les accélérations lors d'un cycle étaient totalement différentes. Les exposants $\bar{\alpha}$ étaient de 0.81 (SD = 0.17) pour la condition Dble-tape et 0.89 (SD = 0.15) pour la condition Dble-osc. Une ANOVA à mesures répétées 2 (tâches) x 2 (conditions) x (2 essais) a été menée sur ces exposants et met en évidence un effet significatif de la tâche ($F(1,10) = 6.73, p < 0.05$). Les tâches avec tape avaient un exposant moins élevé que les tâches sans tape (0.77 vs. 0.87).

3.2.4. Discussion

Le but de cette étude était de tester, à partir des conceptualisations des processus de timing ainsi que des transgressions observées dans les études précédentes, les effets de divers facteurs du mouvement sur l'exploitation des processus de timing. En effet, la nature (dis)continue des mouvements apparaissait comme le paramètre principal de cette distinction (voir étude précédente), mais ne permettait pas une distinction systématique des modes de gestion temporelle. Afin de mieux cerner les facteurs ayant un impact sur le « choix » des processus de timing étudiés nous avons testé différents paramètres tels que l'effet du feedback, de l'inertie segmentaire, de la discontinuité ou de la complexité des mouvements à produire.

Le premier constat provient des pourcentages élevés d'essais où le processus de timing exploité n'était pas celui détecté au travers des indices $\bar{\gamma}(1)$ moyens. Ce pourcentage change en fonction des conditions qui favorisent plus ou moins l'exploitation d'un processus spécifique. Les niveaux peuvent atteindre dans certaines conditions près de 50% des essais avec une répartition identique entre processus émergents et processus événementiels. Certains indices proches des limites entre timing événementiel et timing émergent, même si elles étaient peu nombreuses, peuvent retranscrire une erreur de classification, ou l'alternance durant l'essai de l'exploitation des deux modes de gestion temporelle. Ces différences inter-individuelles traduisent des capacités de contrôle du mouvement, des représentations de la

réalisation de la tâche, et des acquis qui diffèrent d'un sujet à l'autre. Ce facteur semble constituer l'un des paramètres essentiels de l'exploitation des processus de timing. Cependant, ce facteur n'est pas unique, et les conditions de mouvement entrent aussi en compte dans la détermination du processus de timing exploité.

De récents travaux présentent la nature discrète des mouvements comme le paramètre majeur de cette détermination (Balasubramaniam, Wing et Daffertshofer, 2004 ; Rheaume et al., soumis). Nos résultats concernant les indices $\bar{\gamma}(1)$ mesurés lors de mouvements fluides et discrets vont dans ce sens, avec un processus émergent exploité dans des conditions de mouvement continu (Osc-cont) alors qu'un processus événementiel est exploité quand il est demandé aux sujets dans la même tâche d'avoir un mouvement discontinu (Osc-dis). Néanmoins, nos résultats concernant les indices NMSJ débouchent sur des conclusions inverses. En effet, dans la plupart de nos ANOVAs aucun effet significatif des conditions de tâche n'apparaît sur cet indice alors que des processus distincts sont exploités, excepté dans la condition Osc-dis. De plus, la corrélation entre les NMSJ moyens obtenus dans les diverses conditions expérimentées et les indices $\bar{\gamma}(1)$ moyens correspondants n'est pas significative ($r = -0.50$, $p > 0.05$). La nature discontinue des mouvements, même si elle favorise l'exploitation d'un processus événementiel, ne constitue pas le facteur principal de l'utilisation préférentielle de l'un ou l'autre mode de timing. La nature discrète des mouvements semble favoriser l'exploitation d'un processus événementiel par une modification de la représentation qu'ont les sujets sur la meilleure manière de réaliser la tâche : estimer un temps entre deux événements (bouger le bras) au lieu de reproduire un cycle de mouvement identique. A l'inverse, le fait de donner une consigne de fluidité aux sujets lors des mouvements d'oscillation a entraîné une diminution du taux d'essais où le processus de timing exploité n'était pas celui escompté (31.8% vs. 18.2%). Le fait d'attirer l'attention des participants sur la dynamique du mouvement a débouché sur des

représentations de la production des intervalles temporels différentes. Trois des quatre essais où un processus de timing événementiel a été exploité lors de la condition Osc-cont, ont été produits par des sujets qui avaient déjà exploité un processus événementiel dans la condition Oscillation. Ce résultat joue aussi en faveur de l'hypothèse impliquant la représentation des sujets envers la tâche périodique dans la détermination du processus de timing exploité.

La proprioception constitue la ressource principale de la production d'intervalles temporels via les processus émergents, ces derniers reposant sur la dynamique des mouvements afin de déterminer les intervalles de temps (Delignières et al., sous presse ; Lemoine et al., en révision-b ; Schöner, 2002 ; Spencer et Zelaznik, 2003 ; Zelaznik et al., 2002). Elle apparaît aussi essentielle à la production d'intervalles temporels quand un processus événementiel est impliqué (LaRue et al., 1995). Cependant, des feed-backs visuels ou auditifs relatifs aux événements délimitants les intervalles permettent de rattraper partiellement le déficit de proprioception chez les patients désafférentés (LaRue et al., 1995). L'exploitation d'un processus événementiel dans les conditions de Tape-oscillatoire et de FB-auditif, alors que les indices de NMSJ sont identiques à ceux de la condition Oscillation, met en évidence l'importance des feed-backs auditifs et tactiles dans le choix du processus exploité. En effet, ces feed-backs facilitent l'identification des événements délimitant les intervalles de temps à produire. Cela a pour incidence d'inciter les participants à estimer les intervalles de temps entre deux événements, sans avoir recours à la dynamique du mouvement de l'effecteur. L'exploitation d'un processus événementiel dans la condition FB-auditif, où les deux processus sont « exploitables » pose la question de la pertinence de l'utilisation du mode événementiel. L'efficacité et la performance de ces deux processus dans la production des intervalles de temps sont-elles impliquées ? Le taux d'essais où un processus émergent est exploité, est plus important dans la tâche FB-auditif par rapport à la tâche Tape-oscillatoire ce qui tend à montrer que les feed-backs tactiles, ou les réafférences tactiles, ont un impact plus

important sur la représentation que les sujets ont de la tâche que les feed-backs auditifs (Drewing et Aschersleben, 2003 ; Drewing, Hennings et Aschersleben, 2002).

Le moment d'inertie de l'articulation de l'effecteur joue un rôle essentiel dans la détermination du mode de contrôle temporel. La force inertielle faible de l'index débouche sur un contrôle de la raideur contradictoire à l'exploitation d'un processus de timing émergent (Delignières et al., sous presse), et donc sur l'exploitation d'un processus événementiel. Cet effet est accentué par la présence d'une tape dans le mouvement qui incite davantage à l'exploitation d'un processus événementiel (Lemoine et al., en révision-b). Cependant, l'augmentation du moment d'inertie dans les conditions Tape-pds et Osc-pds n'a pas eu les effets escomptés. En effet, même si le pourcentage d'essais où un processus émergent a été exploité dans la condition Tape-pds était supérieur aux conditions Tapping et Tape-oscillatoire (36.7% vs. 0% et 18.2% respectivement), les résultats étaient contradictoires dans les conditions d'oscillation avec une diminution du taux d'exploitation d'un processus émergent entre les conditions Oscillation et Osc-pds. L'adjonction d'un poids, en augmentant le moment d'inertie de l'avant-bras, contraint le mouvement et demande un contrôle plus important à l'approche du point de revirement du mouvement. L'accroissement de l'inertie se traduit chez certains sujets par une difficulté accrue du contrôle du mouvement (condition Osc-pds), alors que pour d'autres elle se traduit par un changement de représentation avec une fixation non plus sur les événements délimitant les intervalles temporels à produire, mais sur le mouvement à proprement parlé (Tape-pds).

La complexité du mouvement ne bouleverse pas, en apparence, les modes de gestion temporelle exploités, visibles à travers les indices $\bar{\gamma}(1)$ moyens. Toutefois, au regard des taux d'essais où un processus contraire à celui détecté est exploité, on constate une évolution des comportements. En effet, dans les conditions de double mouvement ce taux atteint près de 45% en moyenne entre les deux conditions (Dble-tape et Dble-osc). Cette distribution des

participants entre processus événementiel et processus émergent pourrait expliquer l'absence de corrélation constatée par Robertson et al. (1999) pour la tâche de dessin de 8. En effet, la complexité du mouvement débouchant sur l'exploitation de processus différenciés en fonction des représentations des sujets, les corrélations entre variances observées dans cette tâche et celles observées dans les autres tâches continues ou discrètes s'atténuent. Cependant, la méthode corrélationnelle est à prendre avec précaution notamment sur des séries longues, comme employées dans ce protocole. En effet, la matrice de corrélation des coefficients de variation (Tableau 10) met en évidence une absence de corrélation significative entre tâche exploitant des processus différents, mais aussi une absence de corrélation entre tâches exploitant un processus identique. De plus, des conditions telles que la Tape-oscillatoire qui est caractéristique des processus événementiels, ou l'Osc-cont qui est caractéristique des processus émergents, ne sont corrélées quasiment avec aucune autre condition où un processus similaire est exploité.

Les indices $\bar{\alpha}$ viennent confirmer l'hypothèse d'un exposant fractal plus élevé pour les processus émergents. Tous les effets de tâche constatés le sont entre conditions favorisant l'exploitation d'un processus événementiel et celle d'un processus émergent. Cet effet avait déjà été mis en évidence dans des études précédentes (Lemoine et al., en révision-b ; Rheaume et al., soumis). Cependant, ici les mouvements mobilisaient des articulations segmentaires identiques et des amplitudes de mouvement similaires. Néanmoins certaines conditions « événementielles » et « émergentes » ont des exposants fractals qui ne sont pas significativement différents. Cette absence de différence s'explique par un taux élevé d'exploitation du processus non escompté dans ces conditions. La corrélation entre les exposants $\bar{\alpha}$ moyens calculés pour chaque condition et le taux d'exploitation d'un processus émergent pour ces conditions est significative ($r = 0.86, p < 0.001$), de même que celle entre les exposants $\bar{\alpha}$ moyens et les indices $\bar{\gamma}(1)$ moyens calculés dans chaque condition ($r = 0.92,$

$p < 0.001$). Ce constat global renforce l'hypothèse de processus de timing distincts fonctionnant sur des modélisations des intervalles de temps différentes (Delignières et al., sous presse ; Torre et al. sous presse). D'après les modèles développés par Delignières et al. (sous presse), l'amplitude des fluctuations entre les différentes stratégies adoptées lors des essais où un processus événementiel a été exploité, est moindre comparé aux corrélations existantes entre les différents états de raideur de l'effecteur.

Les exposants $\bar{\alpha}$ moyens reportés lors de ce protocole sont inférieurs à ceux classiquement rencontrés dans la littérature pour ces conditions fréquentielles (Delignières, Lemoine et al., 2004 ; Lemoine et al., 2006 ; Madison, 2004). L'exposant $\bar{\alpha}$ moyens calculés à partir de toutes les conditions et participants est de 0.78 (SD = 0.17). Ce niveau faible d'exposant pourrait expliquer certaines valeurs « incohérentes » pour les processus émergents. En effet, les séries fractales utilisées lors de nos simulations afin de tester la fiabilité des méthodes de distinction présentaient des exposants de 0.90, des valeurs plus faibles entraînant des dépendances à long terme moins conséquentes et l'apparition d'erreurs de classification pour les processus émergent. Cependant, l'exposant $\bar{\alpha}$ moyen calculé pour les conditions favorisant l'exploitation d'un processus émergent était de 0.87 (SD = 0.13) et de 0.71 (SD = 0.15). De plus les méthodes fractales utilisées lors de ce protocole, même si elles constituent les méthodes les plus fiables, ont une tendance à sous-estimer les exposants sur les séries courtes, qui plus est contenant un certain niveau de bruit, comme c'est le cas pour nos séries (Delignières et al., 2006). Les indices $\bar{\gamma}(1)$ rapportant l'exploitation du processus non escompté ne peuvent donc pas être considérés comme des erreurs de classification. Néanmoins, les indices proches de 0 (limite entre processus événementiel et processus émergent) peuvent être considérées comme l'indicateur de l'exploitation alternative des deux processus.

3.2.5. Conclusion

La nature discontinue des mouvements, même si elle privilégie l'exploitation d'un processus événementiel de par des temps de mouvement plus courts ne favorisant pas l'utilisation de la dynamique du mouvement, ne peut pas être considérée comme le facteur principal de la distinction entre processus événementiel et processus émergent. En effet, les différences inter-individuelles observées tendent vers une représentation de la tâche (estimer le temps entre deux événements ou avoir un temps de mouvement identique) qui diffère d'une personne à l'autre. Les conditions expérimentées lors de cette étude favorisent l'une ou l'autre des représentations en fonction de leurs conséquences sur les mouvements. Le moment d'inertie de l'articulation de l'effecteur semble devoir atteindre un seuil indispensable permettant un contrôle aisé du mouvement via la raideur de l'effecteur. L'amplification des feed-backs associés aux événements délimitants les cycles (tactiles ou sonores) favorise l'exploitation d'un processus événementiel. Toutefois, la complexité du mouvement débouche sur des représentations différenciées en fonction des sujets. Les exposants fractals corroborent ces hypothèses par l'obtention d'effet similaires à ceux de la DWA. Les dépendances à long terme dans les séries événementielles sont moins importantes que celles observées dans les séries émergentes.

3.3. Conclusion générale

La nature discontinue des mouvements doit être considérée comme un facteur favorisant et non un facteur déclenchant l'exploitation d'un processus événementiel. Des différences inter-individuelles ont été observées lors des deux protocoles débouchant sur l'hypothèse de représentations et capacités à utiliser les propriétés du mouvement qui sont sujets-dépendantes, et qui diffèrent en fonction des conditions de mouvement. Les facteurs additionnels tels que la présence d'une tape dans le cycle, la présence de feed-backs, la fréquence de mouvement, la discontinuité, la complexité et le moment d'inertie de l'effecteur,

ne font qu'inciter l'exploitation d'un des processus par un effet indirect sur les capacités de contrôle du mouvement et d'utilisation d'autres ressources, ainsi que sur les représentations de chacun. Le facteur d'apprentissage semble être prépondérant dans le « choix » du processus le plus pertinent. Une étude sur l'apprentissage dans les différentes conditions devrait être menée. Mais elle passe tout d'abord par l'identification du processus le plus efficient afin de déterminer la pertinence d'exploitation des différents modes de contrôle temporel.

Chapitre 3 : Performance et coût attentionnel associés aux processus de timing

4.1. Introduction

La différenciation entre processus de timing événementiel et émergent s'est établie sur la base des différences de performance, en terme de variabilité (méthode corrélacionnelle), entre tâches continues et discontinues (Zelaznik et al., 2002). Cette distinction statistique a débouché sur une distinction conceptuelle des modes de contrôle temporel (Schöner, 2002 ; Zelaznik et al., 2002). D'un coté, un mode événementiel supposé central, cognitif, et recourant à une horloge interne. De l'autre, un mode émergent caractérisé comme périphérique, automatique, et faisant appel à la dynamique du mouvement. Cette différenciation conceptuelle a été corroborée par de nombreux résultats. Notamment les études faisant état d'un processus de timing commun entre la perception temporelle et les tâches discrètes (Ivry et Hazeltine, 1995 ; Michon, 1967 ; Zelaznik et al., 2002) qui tendraient à confirmer l'origine centrale des processus événementiels. Le second mode de contrôle temporel faisant appel à un mouvement continu, dont les propriétés dynamiques permettaient de définir des fréquences de mouvement (Kay et al., 1987), la conception périphérique de ce dernier semblait évidente (Delignières, Lemoine et al., 2004 ; Delignières et al., 2007 ; Schöner, 2002 ; Zelaznik et al., 2002).

Une seconde approche s'est basée sur la nature de la variabilité des séries (Delignières, Lemoine et al., 2004). Les séries d'intervalles temporels produits lors de tâches discrètes et continues débouchent sur des spectres de puissances distincts (Figure 2, p. 17). La principale différence se situe au niveau de la pente à haute fréquence, comme nous l'avons vu plus en amont. Néanmoins, une seconde différence est visible sur les spectres : la pente à basse

fréquence est plus prononcée pour les séries émergentes que pour les séries événementielles comme l'atteste les résultats de nos études précédentes (Lemoine et al., en révision-b ; Rheaume et al., soumis). Cette distinction se retrouve aussi dans les modélisations proposées afin de rendre compte de la variabilité inhérente aux deux processus de timing (Delignières et al., sous presse). La première modélisation repose sur le principe « centralisé » de l'activation/seuil que nous vous avons présenté plus haut. La seconde s'appuie sur un modèle hybride cycle limite, développé par Kay et al. (1987) afin de rendre compte des oscillations des membres. La fréquence d'oscillation est déterminée à partir du paramètre linéaire de raideur intégré au modèle. La solution retenue par les auteurs est d'attribuer à ce paramètre une évolution fractale à travers le temps, une solution déjà explorée à travers le « hopping-model » (Ashkenazy, Hausdorff, Ivanov et Stanley, 2002 ; West et Scafetta, 2003). Ces deux modèles permettent de rendre compte du comportement fractal observé dans les séries expérimentales. Cependant, le seul fait de leur différence vient du terme d'erreur qui est ajouté aux modèles. Chacun des ces deux modèles pourrait tout à fait rendre compte du comportement des deux processus. Les auteurs se sont basés sur les modélisations classiques de chaque processus afin de déterminer des modèles fractals cohérents avec la littérature antérieure. Le modèle hybride a d'ailleurs été utilisé par Daffertshofer (1998) dans l'idée de reproduire la $\gamma(1)$ négative typique des processus événementiels.

La dernière approche est basée sur les structures neuronales impliquées dans chaque processus. Spencer et al. (2003) travaillent avec des sujets atteints de lésions du cervelet. Les patients atteints de lésions du cervelet ont une variabilité temporelle dans des tâches motrices ou de perception temporelle accrue (Ivry et al., 1988 ; Mangels, Ivry et Shimizu, 1998). Cependant, Spencer et al. (2003) montrent que cette déficience dans le contrôle des tâches temporelles n'apparaît que dans les tâches discrètes. De plus, cette altération des performances dans les tâches discrètes ne provient pas de la transition entre temps d'attente,

caractéristique des mouvements discrets, et déclenchement du mouvement (Spencer et al., 2005). Le cervelet serait impliqué seulement dans les processus de timing événementiels et point dans les processus de timing émergents, qui exploiteraient d'autres ressources. Lewis et Miall (2003), suite à une revue de la littérature, montrent l'implication d'aires corticales distinctes en fonction de la nature discrète ou continue de la tâche. Les processus événementiels sollicitent les cortex préfrontal et pariétal qui sont respectivement impliqués dans les activités de mémoire et d'attention. Les processus émergents requièrent quant à eux l'activité des systèmes moteurs et pré-moteurs. Ces résultats concordent avec la conception des modes de contrôle temporel : un processus central qui requiert de la mémoire et de l'attention, un processus périphérique qui ne fait fonctionner que les aires motrices.

Quelle que soit l'approche (performances, nature de la variabilité, aires cérébrales) l'hypothèse de la distinction entre processus de timing central et processus de timing périphérique est retenue. Les arguments avancés dans ces différentes démarches suggèrent que le coût attentionnel associé aux processus émergents qui est considéré comme périphérique et automatique, devrait être moins important que celui associé aux processus événementiels considérés comme centraux et exploitant les ressources attentionnelles et mémorielles du système. La mise en évidence d'une telle différence permettrait de confirmer la dichotomie central/périphérique qui semble s'imposer dans la littérature (Delignières et al., 2004 ; Delignières et al., sous presse ; Lewis et Miall, 2003 ; Schöner, 2002 ; Spencer et al., 2003 ; Zelaznik et al., 2002). Néanmoins, cette différence de coût attentionnel amène à une seconde interrogation : quand est-il de l'efficacité des processus ? En effet, même si les processus émergents se distinguent par un coût attentionnel plus faible, ces derniers sont-ils pour autant plus efficaces ? La question de l'efficacité des processus reste entière. Des interrogations renforcées par les études consacrées à la comparaison des variances, qui s'appuient sur des différences de performances entre processus événementiels et émergents (Robertson et al.,

1999 ; Spencer et Zelaznik, 2003 ; Zelaznik et al., 2000 ; Zelaznik et al., 2002). Les coefficients de variations observés dans les tâches continues sont globalement plus faibles que pour les tâches discrètes (Robertson et al., 1999 ; Spencer et Zelaznik, 2003 ; Zelaznik et al., 2000 ; Zelaznik et al., 2002). Rheaume et al. (soumis) montrent que les sujets sont plus précis lors de tâches continues. Cependant, ces différences sont le plus souvent constatées sur des mouvements et des amplitudes distinctes. Malgré l'investissement d'une attention plus soutenue dans les tâches discrètes, nous estimons que les performances devraient être identiques pour les deux modes de contrôle temporel.

4.2. Méthode

4.2.1. Sujets

Douze sujets volontaires, six femmes et six hommes, ont pris part à ce protocole. Leur moyenne d'âge était de 28.55 ans (SD = 4.03). Ils n'avaient aucune expérience particulière en musique, ou ne pratiquaient d'un instrument. Ils n'avaient été atteints d'aucune lésion neuronale ou musculaire. Ils ont signé un formulaire de consentement et n'ont pas été rétribués pour leur participation. Ce protocole a reçu l'approbation du comité d'éthique locale.

4.2.2. Tâches Expérimentales

Afin d'apprécier le coût attentionnel associé aux processus de timing, les sujets ont été testés sur un paradigme de double tâche composé d'une tâche primaire et d'une tâche secondaire. Deux tâches primaires, exploitant pour l'une un processus émergent et pour l'autre un processus événementiel, ont été testées. La première tâche principale était une tâche d'oscillation de l'avant-bras. Les sujets étaient assis sur une chaise face à un bureau sur lequel reposait le dispositif expérimental pourvu d'anti-dérapant, et où était fixé un joystick de 20cm de long (Figure 17). Les sujets avaient leur coude posé sur le bureau sur un accoudoir, placé dans l'axe de l'épaule et du joystick. Leur main saisissait le haut du joystick avec pour

consigne de poser le pouce sur le dessus de ce dernier. Le joystick ne pouvait bouger que dans le plan frontal à partir de son axe de rotation. Les sujets avaient pour consigne d'osciller le joystick de manière continue, en essayant d'être le plus fluide possible, et avec un angle identique de chaque côté de la position verticale du joystick allant en pronation jusqu'aux armatures en bois inclinées du dispositif (Figure 17). Cette consigne permettait de favoriser l'exploitation d'un processus de timing émergent. Les intervalles de temps étaient définis comme le temps mis pour effectuer une oscillation complète. Une oscillation débutait à partir du point de revirement du mouvement en position de pronation de l'avant-bras. Pendant la phase de synchronisation, les sujets devaient synchroniser cette position avec les signaux auditifs du métronome. Nous nommerons cette tâche « tâche d'oscillation » par la suite.

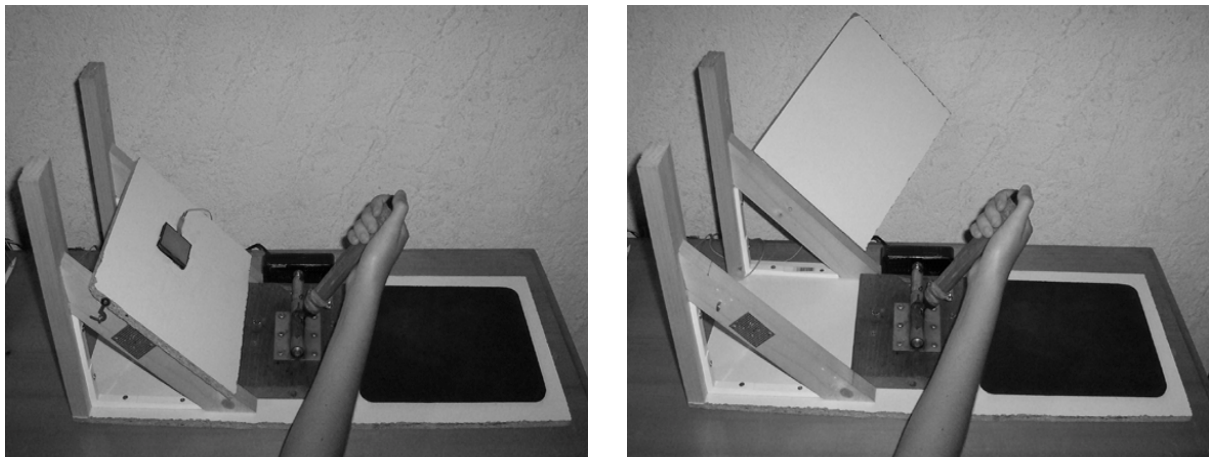


Figure 17 : Photos du dispositif expérimental utilisé lors de ce protocole. A gauche, la tâche de Tapping où les sujets devaient taper avec leur main sur le capteur de force placé sur la plaque en bois, un cycle étant déterminé comme le temps entre deux tapes. A droite, la tâche d'Oscillation où un cycle de mouvement était déterminé entre deux points de revirement en pronation. L'angle de mouvement devait être identique dans les deux tâches.

La seconde tâche rythmique était identique à la première, mais une tablette en bois était placée sur la trajectoire du mouvement du joystick (Figure 17). Sur cette tablette un capteur de pression était fixé, au niveau du joystick. Les intervalles de temps étaient définis comme le temps entre deux tapes sur le capteur. Les sujets, pendant la phase de synchronisation, devaient synchroniser la tape sur le capteur avec les signaux sonores du métronome. Pour cette tâche les sujets avaient pour consigne d'avoir un mouvement discret afin de privilégier l'exploitation d'un processus de timing événementiel. Il était donc demandé

aux sujets d'avoir un temps de mouvement, à l'intérieur d'un cycle, le plus court possible. L'angle de mouvement devait être pour cette tâche identique à celui de la tâche d'oscillation avec un angle similaire de chaque côté de la verticale du joystick. Nous nommerons cette tâche « tâche de tapping » par la suite.

La tâche secondaire était une tâche de temps de réaction. Les sujets avaient un casque placé sur les oreilles par lequel leur était transmis des signaux sonores auxquels ils devaient réagir le plus rapidement possible en prononçant un « PA » fort et sec dans un microphone qui était placé juste devant leur bouche.

4.2.3. Le protocole

Nous avons utilisé une procédure de double tâche dérivée du paradigme de l'optimum-maximum (Navon, 1990) qui a été proposée par Zanone, Monno, Temprado et Laurent (2001). Ce paradigme comprend trois phases distinctes qui ont été conduites lors de trois sessions. La première phase consistait à mesurer les performances des sujets dans les trois tâches lorsque celles-ci étaient réalisées séparément. Nous nommerons cette condition de tâche « S » par la suite, S pour séparément. La seconde phase consistait à tester les sujets en condition de double tâche avec pour consigne d'avoir une attention partagée entre les deux tâches, donc sans donner de priorité à l'une ou l'autre. Les sujets devaient essayer de réaliser des performances identiques à celles mesurées lors de la phase précédente. Nous nommerons cette condition de tâche « AP » par la suite, pour « Attention Partagée ». Enfin lors de la troisième phase, toujours dans des conditions de double tâche, les sujets devaient focaliser leur attention sur la tâche primaire tout en essayant d'avoir une performance optimale dans la tâche secondaire. Les performances des sujets devaient être identiques à celles mesurées lors de la première phase pour la tâche primaire et celles mesurées lors de la seconde phase pour la tâche secondaire. Nous nommerons cette condition de tâche « AF » par la suite, pour « Attention Focalisée ». Le niveau de performance requis dans les conditions de double tâche

ne pouvait pas être atteint par les sujets, mais leur fixait un but les incitant à donner le meilleur d'eux-mêmes. Cette procédure permet d'éviter que les sujets délaissent la tâche secondaire, mais aussi de fixer un compromis de performance entre les deux tâches.

Lors de la première session les sujets étaient testés dans les trois tâches séparément, en commençant toujours par la tâche de temps de réaction. L'ordre de passage des deux autres tâches était contrebalancé entre les sujets. Chaque tâche était réalisée 5 fois de suite avec 1 minute 30 de repos entre chaque essai. La tâche de temps de réaction commençait par un signal sonore marquant le début de l'essai. Ensuite, 9 signaux sonores étaient présentés aux sujets. Le temps entre chaque signal sonore était défini aléatoirement et compris entre 4 et 8 secondes. Au bout des 9 temps de réaction le sujet était informé de la fin de l'essai. Un feedback sur sa performance lui était alors transmis sous forme du temps de réaction moyen mesuré lors de l'essai. Le but était pour le sujet d'avoir un temps de réaction (TR) moyen le plus court possible.

Les tâches rythmiques débutaient par deux signaux sonores consécutifs. Le métronome était alors engagé et les sujets devaient se synchroniser le plus précisément possible. Au bout de 25 cycles le métronome s'arrêtait et les sujets avaient pour consigne de continuer en suivant le même tempo, en essayant de rester le plus stable et le plus constant possible. A la fin de l'essai un feedback était présenté aux sujets sous forme de constance des intervalles produits avec l'erreur constante (écart entre l'intervalle moyen réalisé et l'intervalle de temps prescrit : EC) ainsi que de la stabilité des intervalles produits avec l'erreur variable (l'écart-type des intervalles réalisés : EV). Le but des sujets était de faire baisser au plus bas le niveau de ces deux indices. Une pause de 1 minute 30 était observée entre chaque essai.

Lors de la seconde session les sujets étaient testés par le biais d'une double tâche, contenant une tâche primaire (oscillation ou tapping) et la tâche secondaire (temps de

réaction). Les sujets effectuaient 10 essais (5 pour chaque tâche primaire). L'ordre de passage dans les tâches primaires était identique à celui de la première session. Les essais commençaient par deux signaux sonores consécutifs qui précédaient la phase de synchronisation. Au bout de 25 cycles le métronome s'arrêtait et les sujets, comme lors de la session précédente, devaient essayer de rester le plus stable et constant possible. La tâche de temps de réaction commençait lors de la phase de continuation. 9 à 11 signaux sonores étaient présentés aux sujets, le premier apparaissant au minimum 2 secondes après le début de la phase de continuation. Le temps entre chaque signal était aléatoire et compris entre 8 et 12 secondes. A la fin de chaque essai un feed-back était délivré aux sujets comprenant le TR moyen réalisé lors de l'essai, l'EC, et l'EV. Chaque feed-back était délivré avec l'objectif à atteindre représenté par la performance moyenne des TR, EC et EV mesurés lors de la première session. Une pause de deux minutes était observée entre chaque essai d'une même tâche primaire, de 5 minutes entre les deux tâches primaires.

Enfin, lors de la dernière session les sujets étaient testés dans des conditions de double tâche identique à la session précédente. La seule différence venait des conditions de focalisation d'attention (AF). Les seuils de performance à atteindre étaient différents pour la tâche de temps de réaction qui représentait le TR moyen mesuré lors de la seconde session.

La durée des tâches (primaires et double tâche) était calculé afin d'obtenir théoriquement 150 intervalles de temps, soit environ deux minutes phase de synchronisation comprise. La condition de fréquence était fixée à 1.5Hz. Elle rentre dans les conditions permettant une détection fiable des processus de timing exploités via la DWA.

4.2.4. Analyses des données

Les données étaient enregistrées via une carte d'acquisition USB NI-6008 (National Instrument) à une fréquence d'échantillonnage de 1000Hz. Quatre voies étaient utilisées, la première pour le microphone, la seconde pour le casque audio, la troisième pour le joystick et

la dernière pour le capteur de pression. Les données enregistrées via le microphone correspondaient aux réactions vocales des sujets en réponse aux stimuli auditifs présentés lors de tâches de temps de réaction. Celles enregistrées via le casque audio correspondaient aux signaux sonores délivrés aux sujets lors de la tâche de temps de réaction. La physionomie des séries recueillies était identiques (Figure 18). Le temps de réaction était calculé comme le temps séparant le début du signal auditif du début de la réaction vocale des sujets.

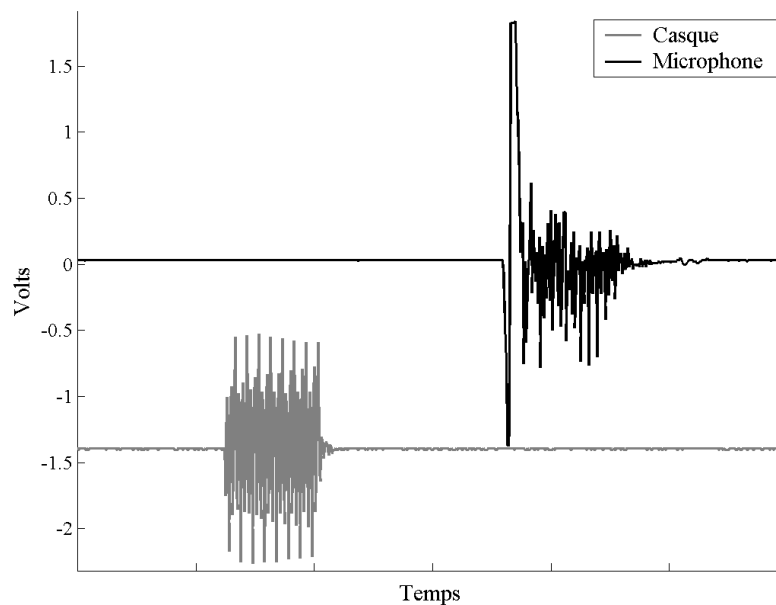


Figure 18 : Séries récoltées à partir du casque (courbe grise) et du microphone (courbe noire) dans les tâches de temps de réaction.

Un potentiomètre était fixé sur l'axe de rotation du joystick. Il nous permettait de récolter des données en forme de sinusoïde lors de la tâche d'oscillation. Les points de revirement du mouvement en position de pronation se reflétaient à travers les minimums de la sinusoïde. Les intervalles de temps produits étaient donc définis comme le temps entre deux minimums de la courbe. Les séries obtenues à partir du capteur de pression étaient parsemées de pics représentant les tapes sur le capteur. Les intervalles de temps étaient définis comme le temps entre deux pics de la série.

La DWA a été appliquée aux séries d'intervalles temporels issues des tâches d'oscillation et de tapping. Elle nous permettait de nous assurer de l'exploitation du bon

processus de timing. Un indice de performance (IP) était calculé sur les séries des tâches primaires. Il correspondait à la racine carrée de la somme des carrés de l'EC et de l'EV (ou RMSE : root mean squared error). Plus cet indice était faible, plus le sujet avait été performant. Nous obtenions alors en session 1 un TR moyen, calculé à partir des 5 essais dans la tâche de temps de réaction, ainsi qu'un IP moyen pour chaque tâche primaire, calculé à partir des 5 essais dans chaque tâche. Pour les sessions 2 et 3 nous obtenions pour chaque tâche primaire un TR et un IP moyen calculé sur l'ensemble des 5 essais dans chaque tâche. Lors des tâches de temps de réaction, si, sur l'ensemble des TR mesurés, un TR était disproportionné par rapport aux autres alors il était exclu du calcul du TR moyen de l'essai. De tels TR apparaissaient parfois pour le premier stimulus auditif présenté lors des essais en condition de double tâche.

Finalement, nous avons estimé le $\bar{\alpha}$ moyen des séries nous permettant de confirmer les différences entre timing événementiel et timing émergent observé dans les études précédentes, mais aussi de voir l'évolution de ces indices selon l'attention allouée à la tâche rythmique. Cet indice a été calculé en faisant la moyenne entre les indices α des deux méthodes fractales : la DFA et la MLE.

4.3. Résultats

La DWA nous permettait de s'assurer du processus de timing exploité dans chaque série. La DWA présentait un $\bar{\gamma}(1)$ moyen négatif dans les tâches de tapping ($\bar{\gamma}(1) = -0.10$, SD = 0.06) et positif dans les tâches d'oscillation ($\bar{\gamma}(1) = 0.14$, SD = 0.08). Le pourcentage de séries où le processus de timing exploité n'était pas celui attendu s'élevait à 11.52% pour les séries de tapping, et 9.09% pour les séries d'oscillation, ce qui représente en moyenne 3 séries sur les 30 produites par un sujet. Les sujets présentant un taux de séries où le processus de timing exploité n'était pas celui escompté, supérieur à 25% étaient exclus des analyses. Un

seul sujet a été exclu sur les douze sujets de départ avec un taux de 33,33% des séries produites. Une ANOVA à mesures répétées (3 sessions x 2 tâches) a été conduite sur les indices $\bar{\gamma}(1)$. Nous obtenons un effet significatif de la tâche ($F(1,10) = 96.81, p < 0.001$), et de la session ($F(2,20) = 3.97, p < 0.05$) (voir Figure 19). L'effet d'interaction est à la limite de la significativité mais reste non significatif ($F(2,20) = 3.30, p = 0.058$). Un test Post-Hoc de Scheffé mené sur l'effet Session montre que cette différence se situe entre la session 1 (S) et la session 2. Les coefficients de corrélation pour les indices $\bar{\gamma}(1)$ obtenus dans une même tâche ont été calculés. Les corrélations sont significatives seulement dans la tâche d'oscillation avec les indices de la condition AP qui sont significativement corrélés à ceux de la condition S ($r = 0.61, p < 0.05$), et ceux de la condition AF ($r = 0.72, p < 0.02$).

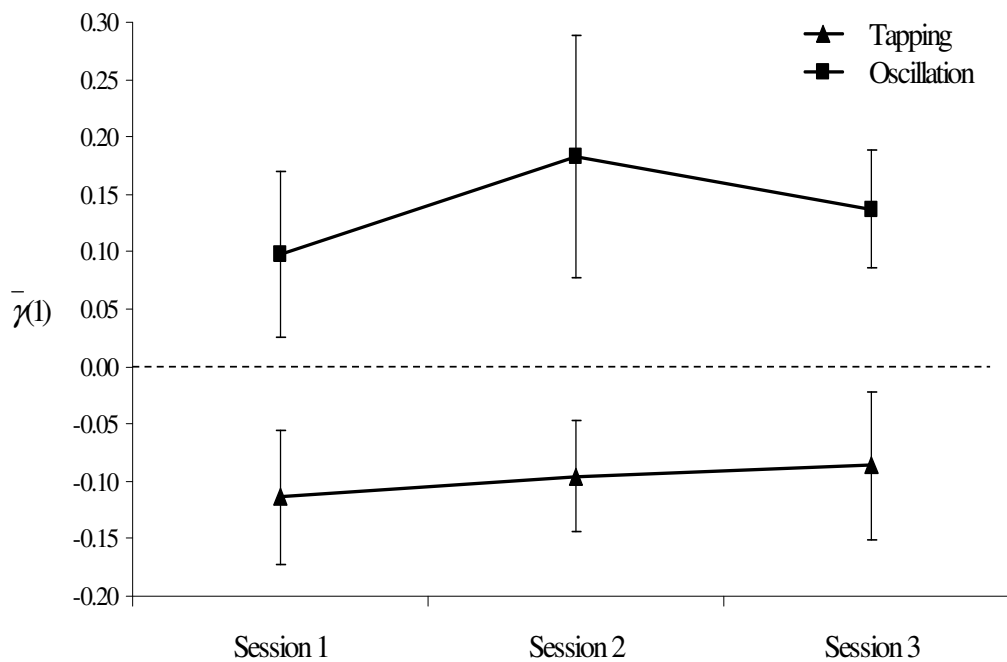


Figure 19 : Evolution de $\bar{\gamma}(1)$ en fonction des sessions, et donc de la priorité attentionnelle, pour les tâches de tapping et d'oscillation. En session 1 la tâche primaire est réalisée seule, en session 2 en condition de double tâche avec focalisation partagée sur les deux tâches et en session 3 en condition de double tâche avec focalisation de l'attention sur la tâche primaire. L'écart-type des mesures est matérialisé par les barres d'erreurs.

Deuxième indice mesuré, le TR des sujets nous permettait dans les conditions AP et AF de déterminer le coût attentionnel associé à chaque processus de timing. Le TR moyen en

session 1 (S) était de 239ms (SD = 33), en session 2 de 296ms (SD = 50) pour la tâche de tapping et 284ms (SD = 46) pour la tâche d'oscillation, en session 3 (AF) de 318ms (SD = 47) pour la tâche de tapping et 307ms (SD = 45) pour la tâche d'oscillation. Une analyse de covariance à mesures répétées (2 sessions x 2 tâches) a été conduite sur les TR moyens. Le TR moyen mesuré pour chaque sujet en session 1 constituait le covariant fixe. L'analyse met en évidence un effet significatif de la tâche ($F(1,10) = 9.30, p < 0.02$), un effet de la session ($F(1,10) = 93.05, p < 0.00001$), mais pas d'effet d'interaction. Le TR moyen était plus faible dans la tâche d'oscillation quelle que soit la priorité d'attention. Il augmentait significativement avec la priorité de l'attention quand cette dernière est focalisée sur la tâche primaire (AF). Les corrélations mesurées sont significatives dans les conditions de double tâche quelle que soit la tâche ou la priorité d'attention (AP ou AF). La plus faible corrélation se situe entre le TR mesuré en condition AP dans la tâche d'oscillation et celui mesuré en condition AF dans la tâche de tapping ($r = 0.94, p < 0.0001$). Néanmoins, aucun TR mesuré dans les conditions AP et AF n'est corrélé avec le TR mesuré en condition S.

L'indice de performance dans les tâches primaires nous permettait de mesurer l'efficacité des deux modes de contrôle du timing. L'IP moyen mesuré était en session 1 (S) de 33.57 (SD = 9.28) dans la tâche de tapping et de 33.19 (SD = 9.45) dans la tâche d'oscillation ; en session 2 de 39.73 (SD = 10.03) en tapping et 34.81 (SD = 8.32) en oscillation ; et en session 3 (AF) de 31.06 (SD = 5.91) en tapping et 33.47 (SD = 7.35) en oscillation. Une analyse de variance à mesure répétée (2 tâches) a été conduite sur les indices IP mesurés lors de la condition S. Aucun effet significatif de la tâche n'est observé ($F(1,10) = 0.01, p > 0.05$). Une analyse de covariance à mesures répétées (2 sessions x 2 tâches) et à deux covariants fixes a alors été menée. Les IP moyens des sujets mesurés dans les deux tâches dans la condition S constituaient les deux covariants. L'analyse met en évidence un effet significatif de la session ($F(1,10) = 7.99, p < 0.02$) avec une diminution de l'IP avec la

priorité de l'attention quand celle-ci est focalisée sur la tâche primaire (AF). Aucun effet de la tâche ou d'interaction n'a été mis en évidence. Les corrélations mesurées entre les indices IP dans les différentes conditions ne sont pas significatives.

Enfin le $\bar{\alpha}$ moyen nous renseignait sur la nature des fluctuations dans les séries. Il était en moyenne lors de la première session (S) de 0.67 (SD = 0.08) en tapping et 0.86 (SD = 0.07) en oscillation, en session 2 de 0.59 (SD = 0.09) en tapping et 0.77 (SD = 0.08) en oscillation, et lors de la troisième session (AF) de 0.56 (SD = 0.07) en tapping et 0.81 (SD = 0.08) en oscillation. Il est à noter que cette dynamique à travers les sessions est à l'inverse de celle des indices $\bar{\gamma}(1)$ (Figure 20). Une analyse de covariance ne pouvant pas être appliquée sur ces indices, la nature des fluctuations dans la tâche de tapping n'étant pas un facteur explicatif de la nature des fluctuations observées dans la tâche d'oscillation, une ANOVA à mesures répétées (3 sessions x 2 tâches) a été conduite. Elle met en évidence un effet significatif de la session ($F(2,20) = 11.54; p < 0.001$) et un effet significatif de la tâche ($F(1,10) = 136,70; p < 0.001$), mais pas d'effet d'interaction. Un test Post-Hoc de Scheffé mené sur l'effet Session montre que cette différence se situe entre la condition S et les deux autres conditions (AP et AF). Les analyses corrélationnelles ne font apparaître qu'une seule corrélation significative entre les conditions S et AP en tapping ($r = 0.61, p < 0.05$).

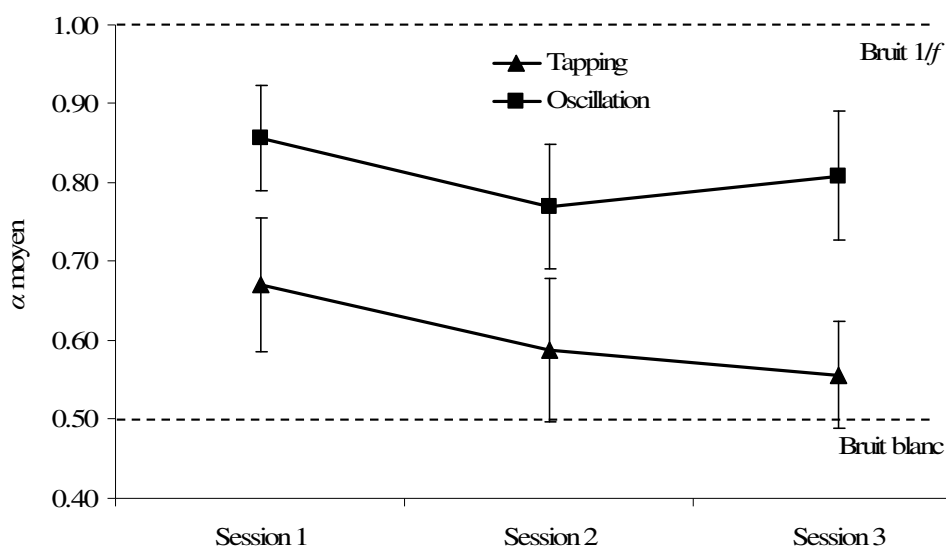


Figure 20 : Evolution des $\bar{\alpha}$ moyens avec la priorité de l'attention pour les tâches de tapping et d'oscillation. Les limites du bruit blanc et du bruit 1/f sont représentées en pointillés.. Les écart-types sont formalisés par les barres d'erreurs.

4.4. Discussion

Le but de cette étude était de comparer l'efficacité et le coût attentionnel associés aux modes de contrôle temporel événementiels et émergents. Le paradigme de double tâche constituait l'outil le plus pertinent pour tester nos hypothèses (Navon, 1990 ; Zanone et al., 2001). La durée des tâches avait été calculée afin de pouvoir appliquer la DWA sur les séries d'intervalles temporels produites. Les indices $\bar{\gamma}(1)$ mesurés nous ont confortés dans nos analyses. Un timing événementiel était exploité dans la tâche de tapping, alors qu'un timing émergent était exploité dans la tâche d'oscillation, le taux d'erreur étant d'environ 10% en moyenne. La méthode corrélationnelle a été appliquée sur les indices de variabilité des séries (SD). Nous obtenons des corrélations significatives dans deux tiers des combinaisons (10 combinaisons sur 15). Sur les cinq combinaisons restantes, qui ne sont pas significatives, quatre comparent la tâche de tapping en condition AF. Ces résultats vont à l'encontre de ceux de la DWA dont la capacité à identifier de manière fiable le processus de timing exploité a été démontrée (voir notre seconde étude : Lemoine et al., en révision-a). La méthode

corrélacionnelle a été appliquée dans les précédentes études sur des séries plus courtes de 20-50 intervalles de temps (Robertson et al., 1999 ; Zelaznik et al., 2002). Cette méthode doit donc être prise avec précaution sur des séries plus longues comme nous l'indiquons déjà lors de notre protocole précédent.

4.4.1. Efficacité des processus

Le coefficient de variation (CV : écart-type des séries pondéré par la moyenne des intervalles produits) constitue la mesure de précision la plus communément utilisée dans les précédentes études travaillant sur le contrôle temporel (Rheaume et al., soumis ; Robertson et al., 1999 ; Spencer et Zelaznik, 2003 ; Zelaznik et al., 2000 ; Zelaznik et al., 2002). Nous préférons travailler sur L'IP qui mesure la précision par rapport au tempo initialement prescrit, alors que le CV mesure la précision en fonction de la moyenne des intervalles produits sans prise en compte du tempo initial. Cette constatation est d'autant plus vraie dans ces études que le CV est calculé après un redressement linéaire de la série, qui est appliqué afin de limiter l'effet des dérives parfois observées en début de série (Zelaznik et al., 2002). Les CV et IP constituent donc deux mesures différentes de la précision. La première peut être considérée comme une performance pure, alors que la seconde constitue une performance référencée. Cependant, après calcul du CV, nous obtenons les mêmes résultats que pour les IP, avec un effet significatif de la condition de focalisation se traduisant par une diminution du CV dans la condition AF par rapport à la condition AP. La seule différence entre ces deux indices vient des corrélations, qui sont significatives dans 8 combinaisons sur 15 pour le CV. Les CV des tâches réalisées dans les mêmes conditions d'attention sont significativement corrélées sauf pour la condition AF, les CV dans la tâche de tapping lors de cette condition n'étant corrélée à aucune autre condition quelle que soit la tâche (5 combinaisons). Les performances pures dans une tâche sont corrélées quelle que soit la tâche ou la condition, alors que les performances référencées ne le sont pas. La variabilité des séries étant corrélée

quelle que soit la tâche et la condition, c'est au niveau des EC que la différence se fait. Les sujets avaient des dérives par rapport au tempo initial différentes en fonction des tâches et des conditions de focalisation. Malgré la présentation de feed-backs sur les EC et les EV des séries produites, les sujets semblent s'être plus centrés sur le dernier. Le CV constitue donc un indice plus pertinent de la performance des sujets.

Les résultats montrent que la focalisation de l'attention joue sur les performances rythmiques, se traduisant par une baisse des CV et IP avec la focalisation de l'attention sur la tâche primaire. Les modes de contrôle temporel sont donc affectés par l'adjonction d'une seconde tâche. Cependant, les deux modes de contrôle temporel ont une efficacité similaire dans la production d'intervalles temporels réguliers. En effet, que ce soit lors de tâches cadencées réalisées seules, accompagnées avec ou sans focalisation de l'attention, les deux processus présentent des performances identiques. En termes de performance les deux processus sont autant affectés l'un que l'autre. Ce résultat va en l'encontre des observations faites dans la littérature, avec des CV souvent moins élevés pour les processus émergents (Rheume et al., soumis ; Robertson et al., 1999 ; Spencer et Zelaznik, 2003 ; Zelaznik et al., 2000). Toutefois, ces constats étaient faits sur des dynamiques et amplitudes de mouvement différentes. Zelaznik et al. (2002) observent comme nous des CV similaires entre processus émergents et événementiels quand les mouvements réalisés sont identiques en termes d'amplitude et de dynamique segmentaire. La pertinence de l'exploitation des processus ne repose donc pas sur ce critère d'efficacité qui est analogue pour les deux modes.

4.4.2. Coût attentionnel

Le coût attentionnel imputé aux processus de timing se reflète à travers les TR associés aux tâches de tapping et d'oscillation. Le mode événementiel est plus coûteux pour le système que le mode émergent, ce qui corrobore la conception centraliste du premier et périphérique du second (Zelaznik et al., 2002). L'exploitation des cortex préfrontal et pariétal

(Lewis et Miall, 2003) ainsi que du cervelet (Spencer et al., 2003) dans le cadre d'un processus événementiel atteste d'une demande plus importante d'attention. Les circuits sensori-moteurs exploités durant les tâches continues (Lewis et Miall, 2003) témoigne d'un processus périphérique ayant des besoins d'attention réduits.

Summers, Maeder, Hiraga et Alexander (soumis) ont mis en évidence le même pattern de TR lors de la production de tâches rythmiques bimanuelles, avec un TR plus élevé lors d'une tâche de dessin de cercle intermittente, tâche discontinue favorisant l'exploitation d'un processus événementiel (Zelaznik et al., 2002), que lors d'une tâche de dessin de cercle continue, tâche favorisant l'exploitation d'un processus émergent (Spencer et Zelaznik, 2003 ; Rheaume et al., soumis ; Zelaznik et al., 2002). Cependant, les auteurs utilisent la méthode corrélacionnelle pour distinguer entre processus émergent et événementiel, une méthode à prendre avec précaution d'après nos analyses.

Ces résultats confirment l'efficience du processus émergent avec une efficacité similaire à celle d'un processus événementiel mais un coût attentionnel moindre. L'utilisation d'un tel processus devrait être privilégié dans la gestion temporelle des mouvements. Néanmoins, comme nous l'avons montré plus en amont, la nature discrète ou la complexité de certains mouvements, l'inertie de certains membres, la présence d'un feed-back, tous ces facteurs jouent un rôle déterminant dans le choix implicite du processus de timing exploité. Le timing émergent ne constitue peut-être pas le processus le plus efficient ou du moins le choix le plus pertinent en fonction des conditions de mouvement. De plus, l'apprentissage et l'âge sont deux autres facteurs qui ne sont pas associés à la nature du mouvement et qui peuvent jouer un rôle dans cette distinction. En effet, comme nous l'avons vu dans nos études précédentes, il existe des différences inter-individuelles dans des conditions de tâche précises. Chacun utilise inconsciemment les ressources qu'il pense être les plus pertinentes au regard du but de la tâche. Comme nous l'avons constaté lors de notre étude sur l'effet de la

discontinuité (Lemoine et al., en révision-b), le nombre de séries où le processus de timing attendu n'était pas exploité avait diminué entre les deux sessions. L'apprentissage pourrait constituer un facteur permettant de déterminer dans chaque condition de tâche le processus le plus pertinent.

L'âge est un autre facteur influant sur les processus de contrôle temporel (Hausdorff et al., 1997). Les afférences motrices, comme les aires neuronales impliquées dans les processus de timing événementiels, peuvent être affectées par l'âge. Les deux modes de gestion temporelle des mouvements peuvent être affectés, et dans ce cas là aussi c'est la nature des atteintes qui détermineront le processus le plus pertinent. Hausdorff et al. (1997) mettent en évidence une diminution de l'exposant fractal des séries de durée du pas lors de la marche entre des personnes jeunes et des personnes âgées. Cette diminution de l'exposant fractal ne se fait pas au détriment d'une diminution de la performance (CV identique dans les deux groupes). La marche favorise l'exploitation d'un processus de timing émergent de part son caractère continu, et la diminution de l'exposant fractal pourrait traduire une bifurcation du mode émergent vers le mode événementiel chez les personnes âgées. En effet, comme nous l'avons vu dans nos études précédentes les exposants fractals des séries émergentes sont plus élevés que celles des séries événementielles. Des études plus approfondies sur ces deux phénomènes sont nécessaires à la compréhension des différences inter-individuelles sur le mode de gestion temporel exploité.

4.4.3. Focalisation de l'attention

Les indices IP et CV observés lors des conditions AP et AF attestent du respect de la consigne par les sujets se caractérisant par une diminution des indices avec la focalisation de l'attention sur la tâche primaire. Elle se traduit aussi par une augmentation significative des TR entre les conditions AP et AF. La focalisation de l'attention sur la tâche primaire entraîne une augmentation du coût attentionnel de la tâche qui est similaire pour les deux processus

temporels. Le processus émergent est moins coûteux pour le système quelle que soit l'implication des sujets dans la tâche primaire. Néanmoins, le coût associé à la stabilisation des performances est identique pour les deux processus, se manifestant par un investissement attentionnel similaire.

La condition de double tâche a un effet notable sur les exposants $\bar{\alpha}$ se traduisant par une diminution significative des exposants entre les conditions S et AP. L'ajout d'une seconde tâche conduit à une diminution des corrélations à long terme dans les séries. Delignières et al. (sous presse) ont développé des modèles reposant sur l'évolution des stratégies employées, représentées par les plateaux du modèle activation/seuil pour les processus événementiels, et l'évolution des états de raideur des membres, représentés par une chaîne de Markov pour les processus émergents. D'après les auteurs l'amplitude des différences entre plateaux pour l'un et la diminution de la taille de fenêtre des corrélations dans la chaîne de Markov pour l'autre, permettent d'expliquer cette diminution des exposants. Une diminution qui s'expliquerait par l'exploitation de stratégies plus stables par les sujets dans la tâche de tapping et une diminution des corrélations dans les fluctuations des coefficients de raideur pour la tâche d'oscillation due, selon West et Scafetta (2003), à un stress physiologique plus important.

Néanmoins, les dynamiques d'évolution des exposants $\bar{\alpha}$, entre les conditions AP et AF, sont différentes entre les processus événementiels et émergents. En effet, la Figure 20 montre une diminution des exposants dans la tâche de tapping, alors que ceux de la tâche d'oscillation augmentent. La diminution des exposants dans la tâche de tapping peut traduire un effet de l'apprentissage dans la tâche, les sujets employant des stratégies plus stables au fur et à mesure des essais. Un effet d'apprentissage que Madison (2004) n'a pas trouvé dans ces données. Cependant, seulement 5 sujets étaient testés dont deux semi professionnels musiciens et un sujet qui pratiquait de la musique. La marge de progression était limitée pour

ces sujets. Dans le cas des processus émergents, l'augmentation des exposants $\bar{\alpha}$ entre les conditions AP et AF traduit un effet de la focalisation de l'attention investie dans la tâche. West et Scafetta (2003) parlent de stress physiologique pour la durée des pas lors de la marche, Jordan et al. (2006) parlent eux du nombre de degrés de liberté exploitables lors de la course, mais l'investissement attentionnel semble aussi jouer un rôle déterminant et pourrait, en parallèle aux autres facteurs cités, expliquer l'augmentation des exposants $\bar{\alpha}$ lors de la marche et de la course rapide ou lente (Kurosawa, 1994). La dynamique des exposants $\bar{\alpha}$ dans cette tâche est identique à la dynamique du taux d'exploitation d'un processus événementiel (12.7% pour la condition S, 5.5% dans la condition AP et 9.1% dans la condition AF). Les exposants $\bar{\alpha}$ obtenus pour les processus événementiels étant plus faibles que ceux obtenus pour les processus émergents, la dynamique d'évolution des exposants $\bar{\alpha}$ pourrait en partie s'expliquer par ce biais.

Les indices $\bar{\gamma}(1)$ arborent une dynamique opposée à celle des exposants $\bar{\alpha}$ (Figure 19 et 20). C'est entre les conditions S et AP que la différence est la plus marquée avec une augmentation des indices $\bar{\gamma}(1)$ qui traduit une baisse de la part relative de la composante motrice pour le processus de timing événementiel et du terme d'erreur pour le processus de timing émergent (Lemoine, Torre et Delignières, 2005 ; Lemoine et al., en révision-a). Cette diminution est d'autant plus importante que les corrélations à long terme dans les séries se réduisent aussi (exposants $\bar{\alpha}$). Le processus d'apprentissage mis en avant pour les exposants $\bar{\alpha}$ peut expliquer cette réduction constante de la part relative de la composante motrice dans les tâches de tapping à travers les conditions. Dans le cas des processus émergents, la diminution des indices $\bar{\gamma}(1)$ entre les conditions AP et AF nous conduit à penser que les demandes attentionnelles se présentent comme le principal facteur explicatif de cette diminution de la variance de la composante d'erreur, se traduisant, comme pour les exposants

$\bar{\alpha}$, une dynamique parallèle à celle des taux d'exploitation du processus événementiel. Cette distinction des facteurs explicatifs entre processus émergent et événementiel est visible au travers des corrélations entre conditions. Corrélations qui ne sont significatives que dans le cadre des processus émergents. L'apprentissage semble être d'ampleur différente en fonction des sujets pour les processus événementiels.

4.5. Conclusion

L'efficacité des deux processus de timing, dans la production d'intervalles de temps réguliers, est similaire. Cependant, le coût attentionnel associé aux processus de timing est moindre dans le cadre des processus émergents. Le mode émergent semble être le mode le plus efficient pour le système quelle que soit l'attention allouée à la tâche « rythmique ». La conception d'un processus central et périphérique constitue, par ce fait, un candidat solide de distinction entre les deux processus. Un processus central où les améliorations observées en fonction de la focalisation de l'attention sont en parties dues à l'apprentissage dans la tâche et l'utilisation de stratégies plus stables contrairement au processus périphérique où seule l'attention allouée permet une amélioration des performances. Toutefois, il faut faire la distinction entre processus efficient et processus pertinent, les conditions de mouvement ne favorisant pas l'exploitation du processus le plus efficient. Des études plus approfondies sur l'effet de l'apprentissage nous permettraient de répondre à la question de la pertinence de l'exploitation des deux processus.

Discussion Générale

Les travaux qui ont été présentés tout au long de ce manuscrit nous ont permis de mieux comprendre les contextes d'exploitation des processus de contrôle temporel dans la motricité humaine. Les différents résultats rapportés lors de ces études font émerger diverses interrogations qui débouchent sur des perspectives de recherches intéressantes. Les conclusions de ces travaux confortent aussi la dichotomie central/périphérique, qui repose sur des fondements théoriques distincts des modes de contrôle temporel. Une théorie cognitiviste représentant un commandement central, qui donne les instructions aux effecteurs, et une théorie dynamique représentant l'émergence d'un comportement à partir des lois physiques du mouvement. Pourtant ces deux théories semblent co-exister dans le contrôle temporel des mouvements, jusqu'à une alternance et une bifurcation entre ces deux modes de contrôle lors d'un essai. Cette alternance découle sur une conception épistémologique nouvelle où deux théories distinctes se complètent dans la compréhension d'un phénomène unique. Nous discuterons de cette nouvelle perspective épistémologique après avoir présenté une synthèse de nos travaux et des perspectives de recherches qui en découlent.

Ce travail avait pour objectif principal d'appréhender les deux modes de contrôle temporel des mouvements impliqués dans la motricité humaine. Cela passait, dans un premier temps, par la détermination des facteurs déclenchant l'exploitation des deux processus. Dans un deuxième temps, la compréhension des processus de timing passait par la confirmation du concept théorique central/périphérique qui entourait les modélisations des modes de gestion temporelle (Delignières et al., sous presse). Cependant, pour y parvenir nous devions tout d'abord nous assurer de l'utilisation d'une méthode permettant une distinction au cas par cas des processus exploités, afin d'éviter un survol trop généraliste. La DWA, méthode que nous avons développée sur la base des propriétés d'autocorrélation des séries, s'avérait être une candidate particulièrement intéressante (Lemoine et al., en révision-a). Au delà d'une

estimation plus fiable des processus sous-jacents, elle permettait de travailler sur des séries plus courtes que les méthodes usuelles (analyse spectrale : Delignières, Lemoine et al., 2004) et ainsi de tester différentes conditions tout en évitant les effets de lassitude et/ou de fatigue.

La DWA nous a permis dans un premier temps de mettre en évidence que la nature (dis)continue des mouvements, considérée comme le facteur principal de distinction entre processus événementiel et émergent (LaRue, 2005 ; Zelaznik et al., 2002), n'était pas le seul paramètre à prendre en compte dans cette distinction. En effet, les conséquences de la fréquence de mouvement ainsi que les différences inter-individuelles observées, nous ont amenés à penser que seule la représentation de la tâche, couplée aux acquis et aux capacités de contrôle du mouvement, permettait une distinction entre les deux processus existants. Les autres paramètres représentent des facteurs favorisant l'exploitation par un biais indirect qui est celui des représentations. Dans un deuxième temps, nous avons mis en évidence que la présence d'un feed-back dans le cycle, l'inertie de l'effecteur, et la complexité du mouvement constituent des paramètres de la tâche qui, à l'instar de la nature (dis)continue et la fréquence du mouvement, favorisent l'exploitation d'un des processus par le biais indirect des représentations que les sujets ont de la tâche pour la réussir efficacement : estimer un temps entre deux événements ou maintenir une dynamique de mouvement.

Toutefois, nos résultats couplés avec ceux de la littérature soulèvent des interrogations. En effet, la représentation des sujets semble constituer le facteur clef de la détermination du processus exploité. De plus, certaines des conditions de mouvement ne semblent pas entraîner de manière préférentielle l'exploitation de l'un ou l'autre des deux modes de contrôle. C'est le cas des tâches de double mouvement dans notre seconde étude du chapitre 2, mais aussi de la tâche de Air-tapping, qui débouche sur des résultats contradictoires dans la littérature (Rheaume et al., soumis ; Spencer et al., 2003). Cependant, il existe des différences entre ces études au niveau des consignes données aux sujets. Lors de

nos propres travaux, aucune consigne sur la nature du mouvement n'était donnée, excepté pour la tâche Osc-dis du second protocole du chapitre 2. A contrario, Rheume et al. (soumis) et Spencer et al. (2003) ont donné des consignes de fluidité dans la tâche de Air-tapping et débouchent pourtant sur des résultats contradictoires. Il apparaît donc important de tester cette hypothèse de la représentation des sujets en s'appuyant sur une tâche neutre, ne favorisant pas de manière spécifique l'exploitation de l'un ou l'autre des processus de timing. Nous pourrions alors émettre l'hypothèse que trois groupes (un groupe avec consigne sur une représentation événementielle, un groupe avec consigne sur une représentation dynamique du mouvement, et un groupe sans consignes) testés sur une tâche ne favorisant pas l'exploitation d'un processus particulier telle que la tâche de Dble-tape, devraient révéler des différences significatives de taux d'exploitation des différents processus.

Nous pourrions alors lors d'une seconde étude nous attacher à une autre facette de la détermination des processus exploités : celle des coordinations bimanuelles. En effet, des études ont mis en évidence l'exploitation d'un processus de timing similaire entre les deux effecteurs lors de tâche bimanuelles (Summers et al., soumis ; Torre, Lemoine et Delignières, 2006). Différentes hypothèses ont été émises qui vont d'un processus de timing unique pour les deux effecteurs (Vorberg et Hambuch, 1984), à l'exploitation de multiples processus (Helmuth et Ivry, 1996 ; Ivry et Richardson, 2002), en passant par l'exploitation d'un processus spécifique à chaque effecteur (Semjen, 2002 ; Semjen et Ivry, 2001 ; Turvey, Schmidt et Rosenblum, 1989). Cependant, ces hypothèses furent testées dans le cas de coordinations bimanuelles réalisées lors de tâche similaires. Qu'en est-il si les tâches proposées aux sujets favorisent d'un côté l'exploitation d'un processus événementiel et de l'autre un processus émergent ? Les coordinations bimanuelles faisant toujours l'état d'un effecteur directeur et d'un effecteur suivant (De Poel, Peper et Beek, 2007 ; Carson, Thomas, Summers, Walter et Semjen, 1997), nous pouvons émettre l'hypothèse d'un effet de la

dominance de l'effecteur sur le processus exploité et par conséquent l'exploitation d'un processus commun aux deux effecteurs. Toutefois, la fréquence de mouvement influant sur la dépendance des effecteurs (De Poel et al., 2007), et la complexité du mouvement à produire influant sur le processus de timing exploité, il semble important de tester l'effet de la fréquence de mouvement sur l'exploitation d'un processus commun ou différencié, et la nature de ce processus.

Dans un deuxième temps, nous avons mis en évidence que les processus émergent étaient davantage efficaces que les processus événementiels. Pour une efficacité identique, les premiers occasionnent un coût attentionnel moindre (Summers et al., soumis). Cet avantage subsiste quel que soit l'investissement attentionnel. Cependant, le processus le plus efficace ne se révèle pas forcément être le plus pertinent. En effet, les conditions de mouvements déterminent en fonction des représentations des sujets, de leurs acquis/capacités de contrôle du mouvement, le processus le plus pertinent à exploiter. Nous avons vu que la répétition des essais, et à travers elle l'apprentissage, influait sur les modes de contrôle, notamment pour le mode événementiel. L'étude de l'apprentissage dans les différentes conditions de mouvement semble nécessaire afin de déterminer le mode de contrôle le plus pertinent dans chacune des tâches étudiées. Même si les résultats de Madison (2004) montrent une absence d'effet de l'apprentissage, pour les raisons citées plus en amont, nous pensons retrouver un effet de l'apprentissage notamment à travers une diminution des exposants fractals associés aux processus événementiels, due à l'exploitation de stratégies plus stables à travers les essais. De plus, nous nous attendons à une bifurcation entre processus événementiels et émergents pour les conditions le permettant, due à l'efficacité supérieure des processus émergents. Toutefois, cette transition ne devrait apparaître qu'après une stabilisation des performances. Le temps d'observation de cette transition apparaît donc comme étant dépendant du but assigné à la tâche et donc du feedback présenté aux sujets. En effet, si le but de la tâche est de conserver

le tempo d'origine, comme c'était le cas dans notre dernière étude, avec un feed-back sous forme d'erreur constante, alors le temps de transition devrait s'accroître de par une augmentation du temps de stabilisation de la performance. Il apparaît donc important de travailler sur des critères de précision tels que le coefficient de variation.

L'âge constitue une autre variable influant sur les processus de timing. Même si l'âge n'a aucun effet significatif sur la précision des intervalles produits (Hausdorff et al., 1997 ; Stenneken et al., 2006), il a un effet significatif sur l'exposant fractal des séries des intervalles temporels entre les pas lors de la marche (Hausdorff et al., 1997), qui pourrait représenter une bifurcation entre un processus émergent et un processus événementiel. Hausdorff, Yogev, Springer, Simon et Giladi (2005) montrent que la marche devient chez les personnes âgées une tâche complexe, or nous avons montré que la complexité du mouvement déclenchait l'exploitation d'un processus événementiel. Le déclin des capacités de contrôle du mouvement comme facteur entraînant la bifurcation entre processus émergent et processus événementiel, constituerait alors une hypothèse particulièrement intéressante. L'étude de l'effet de l'âge sur modes de contrôle temporels exploités semble donc nécessaire. Nous émettons l'hypothèse que le taux d'exploitation des processus événementiels devrait augmenter avec l'âge. L'exploitation de tels processus entraînant un coût attentionnel plus élevé, ressource précieuse chez les personnes âgées, les résultats de cette étude pourraient alors déboucher sur un second protocole dont l'objet d'étude serait la réhabilitation chez les personnes âgées de l'exploitation des ressources périphériques afin de diminuer le coût associé à ces mouvements.

D'une manière générale, l'observation de deux modes contrastés de contrôle du timing dans la motricité humaine, et surtout leur coexistence dans la réalisation de certaines tâches rythmiques renvoient à des questionnements fondamentaux, qui touchent à l'épistémologie du champ. Les deux théories qui ont dominé la recherche sur le contrôle moteur ces dernières

décennies, l'approche cognitive et l'approche dynamique, sont généralement présentées comme irréconciliables, car reposant sur des épistémologies opposées. La première présente une conception prescriptive du contrôle, l'ordre dans le système apparaissant comme prescrit par une instance de contrôle extérieure, et la seconde une conception émergente, l'ordre provenant des propriétés d'auto-organisation du système. Les deux approches ont été décrites comme deux paradigmes, au sens de Kuhn (voir par exemple Abernethy et Sparrow, 1992), et de fait charrient des hypothèses, protocoles, variables et traitements particulièrement contrastés. Sur la base de la métaphore informatique qui la sous-tend, l'approche cognitive s'est centrée sur l'analyse des conflits vitesse-précision, quand l'approche dynamique s'est avant tout intéressée à la variabilité relative des patterns de coordination produits. En fait, ces deux approches concurrentes ont étudié le plus souvent des fonctions différentes, au travers de tâches paradigmatiques spécifiques.

Les processus de timing offrent pour la première fois un objet commun où les deux théories peuvent confronter leurs points de vue. Car il est clair que la lecture événementielle du timing renvoie à une hypothèse prescriptive du fonctionnement du système (avec une représentation centrale du temps, qui permet de prescrire au système effecteur un canevas temporel de réponse), alors que la lecture émergente renvoie à une conception dynamique, le temps émergeant des propriétés d'auto-organisation du système effecteur.

L'opposition n'est pas si caricaturale, et à l'intérieur de chaque « camp » certaines divergences apparaissent. Par exemple si Wing et Kristofferson (1973a, 1973b) postulent un modèle central, fonctionnant en boucle ouverte sans référence aux afférences sensori-motrices, d'autres auteurs défendent une conception périphérique où les afférences sensori-motrices sont à la base de la production des intervalles temporels (Drewing et Aschersleben, 2003 ; Drewing et al., 2002).

Des tenants de chaque conception ont tenté d'appliquer leurs hypothèses aux problèmes plus spécifiquement traités par l'autre. On peut évoquer par exemple Ivry et Richardson (2002), tentant d'interpréter la bifurcation du pattern en anti-phase au pattern en phase lors des coordinations bimanuelles au travers d'un modèle événementiel de timing. En retour, on peut citer Schöner (1994) ou Daffertshofer (1998), essayant de reproduire l'auto-corrélation de lag 1 négative typique des processus de timing discret au moyen des modèles de cycle limite, ou Chen et al. (1997), tentant de rendre compte de la synchronisation du tapping par un modèle d'oscillateur forcé.

A partir de l'expérience princeps de Robertson et al. (1999), une série de travaux ont clairement établi l'existence de deux modes de contrôle de la motricité rythmique. Cette distinction repose sur un ensemble d'évidences expérimentales et neuro-physiologiques, et semble dorénavant largement admise. Il en ressort néanmoins que pour la première fois, un certain nombre d'auteurs admettent qu'une même fonction peut être réalisée soit de manière prescriptive, soit de manière émergente. Dans ce sens, les approches cognitivistes et dynamiques ne représenteraient plus deux paradigmes irréconciliables, ni même deux conceptions opposées, luttant pour expliquer le même phénomène, mais deux théories rendant compte de deux processus distincts, bien que remplissant des fonctions fortement similaires, et cohabitant dans le fonctionnement de la motricité humaine.

Lorsque nous avons commencé ce travail, la dichotomie entre processus événementiel et émergent était sous-tendue par le caractère discret ou continu des tâches, ce qui pouvait servir de base à une répartition raisonnée des territoires de pertinence des deux approches en présence. Nos résultats débouchent sur un tableau plus délicat à mettre en perspective : les va-et-vient observés entre les deux processus lors d'une même condition de tâche, et parfois lors d'un même essai, met en avant l'étroite association entre contrôle prescriptif et contrôle émergent. Epistémologiquement parlant, cette alliance entre deux approches radicalement

opposées engendre des remises en questions essentielles des conceptions classiques dans les sciences du mouvement humain.

Références

- Abernethy, B. and Sparrow, W. A. (1992). The rise and fall of dominant paradigms in motor behaviour research. In J. J. Summers (Eds.), *Approaches to the study of motor control and learning*, (pp. 3-45). Amsterdam: Elsevier
- Ashkenazy, Y., Hausdorff, J. M., Ivanov, P. C. and Stanley, H. E. (2002). A stochastic model of human gait dynamics. *Physica A*, 316(1-4), 662-670.
- Bak, P. and Chen, K. (1991). Self-organized criticality. *Scientific American*, 264(1), 46-53.
- Balasubramaniam, R., Wing, A. M. and Daffertshofer, A. (2004). Keeping with the beat: movement trajectories contribute to movement timing. *Experimental Brain Research*, 159(1), 129-134.
- Bassingthwaighte, J. B. (1988). Physiological heterogeneity: fractals link determinism and randomness in structure and function. *News in Physiological Sciences*, 3(1), 5-10.
- Billon, M., Semjen, A. and Stelmach, G. E. (1996). The timing effects of accent production in periodic finger-tapping sequences. *Journal of Motor Behavior*, 28(3), 198-210.
- Box, G. E. P. and Jenkins, G. M. (1976). *Time series analysis: Forecasting and control*. Oakland, CA: Holden-Day.
- Caccia, D. C., Percival, D. B., Cannon, M. J., Raymond, G. M. and Bassingthwaighte, J. B. (1997). Analyzing exact fractal time series: evaluating dispersional analysis and rescaled range methods. *Physica A*, 246(3-4), 609-632.
- Cannon, M. J., Percival, D. B., Caccia, D. C., Raymond, G. M. and Bassingthwaighte, J. B. (1997). Evaluated scaled windowed variance methods for estimating the Hurst coefficient of time series. *Physica A*, 241(3-4), 606-626.
- Carson, R. G., Thomas, J., Summers, J. J., Walter, M. R. and Semjen, A. (1997). The dynamics of bimanual circle drawing. *Quarterly Journal of Experimental Psychology A*, 50(3), 664-683.

- Chen, Y., Ding, M. and Kelso, J. A. S. (1997). Long memory processes ($1/f\alpha$ type) in human coordination. *Physical Review Letters*, 79(22), 4501-4504.
- Chen, Y., Repp, B. H. and Patel, A. D. (2002). Spectral decomposition of variability in synchronization and continuation tapping: comparisons between auditory and visual pacing and feedback conditions. *Human Movement Science*, 21(4), 515-532.
- Collier, G. L. and Ogden, R. T. (2004). Adding drift to the decomposition of simple isochronous tapping: an extension of the Wing-Kristofferson model. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 30(5), 853-872.
- Creelman, C. D. (1962). Human discrimination of auditory duration. *Journal of Acoustical of Society of America*, 34(5), 582-593.
- Daffertshofer, A. (1998). Effects of noise on the phase dynamics of nonlinear oscillators. *Physical Review E*, 58(1), 327-338.
- Davidson, J. and Schuster, H. G. (2000). $1/f(\alpha)$ noise from self-organized critical models with uniform driving. *Physical Review E*, 62(5), 6111-6115.
- Davies, R. B. and Harte, D. S. (1987). Tests for Hurst effect. *Biometrika*, 74(1), 95-101.
- De Los Rios, P. and Zhang, Y. C. (1999). Universal $1/f$ noise from dissipative self-organized criticality models. *Physical Review Letters*, 82(3), 472-475.
- De Poel, H. J., Peper, C. E. and Beek, P. J. (2007). Handedness-related asymmetry in coupling strength in bimanual coordination: furthering theory and evidence. *Acta Psychologica*, 124(2), 209-237.
- Delignières, D., Deschamps, T., Legros, A. and 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. and Ninot, G. (2004). The fractal dynamics of self-esteem and physical self. *Nonlinear Dynamics in Psychology and Life Science*, 8(4), 479-510.

- Delignières, D., Lemoine, L. and Torre, K. (2004). Time intervals production in tapping and oscillatory motion. *Human Movement Science*, 23(2), 87-103.
- Delignières, D., Ramdani, S., Lemoine, L., Torre, K., Fortes, M. and Ninot, G. (2006). Fractal analysis for short time series: A re-assessment of classical methods. *Journal of Mathematical Psychology*, 50(6), 525-544.
- Delignières, D., Torre, K. and Lemoine, L. (2005). Methodological issues in the application of monofractal analyses in psychological and behavioral research. *Nonlinear Dynamics in Psychology and Life Science*, 9(4), 435-461.
- Delignières, D., Torre, K. and Lemoine, L. (in press). Fractal models for event-based and dynamical timers. *Acta Psychologica*.
- Deriche, M. and Tewfik, A. H. (1993). Maximum likelihood estimation of the parameters of discrete fractionally differenced Gaussian noise process. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 41(10), 2977-2989.
- Diebolt, C. and Guiraud, V. (2005). A note on long memory time series. *Quality and Quantity*, 39(6), 827-836.
- Doornik, J. A. (2001). *Ox: an object-oriented matrix language*. London: Timberlake Consultants Press.
- Doornik, J. A. and Ooms, M. (1999). A package for estimating, forecasting, and simulating Arfima models: Arfima package 1.0 for Ox [On-line]. Available at: <http://www.doornik.com/download/arfima.pdf>
- Dosseville, F. and LaRue, J. (2002). Effects of apnea on motor and cardiac rhythms. *Autonomic Neuroscience*, 99(2), 134-140.
- Dosseville, F., Moussay, S., LaRue, J., Gauthier, A. and Davenne, D. (2002). Physical exercise and time of day: influences on spontaneous motor tempo. *Perception & Motor Skills*, 95(3), 965-972.

- Drewing, K. and Aschersleben, G. (2003). Reduced timing variability during bimanual coupling: a role for sensory information. *Quarterly Journal of Experimental Psychology A*, 56(2), 329-350.
- Drewing, K., Hennings, M. and Aschersleben, G. (2002). The contribution of tactile reafference to temporal regularity during bimanual finger tapping. *Psychological Research*, 66(1), 60-70.
- Eke, A., Herman, P., Bassingthwaite, J. B., Raymond, G. M., Percival, D. B., Cannon, M., Balla, I. and Ikrenyi, C. (2000). Physiological time series: distinguishing fractal noises from motions. *Pflugers Archiv: European Journal of Physiology*, 439(4), 403-415.
- Eke, A., Herman, P., Kocsis, L. and Kozak, L. R. (2002). Fractal characterization of complexity in temporal physiological signals. *Physiological Measurement*, 23(1), R1-38.
- Farrell, S., Wagenmakers, E. J. and Ratcliff, R. (en révision). ARFIMA time series modelling of serial correlations in human performance.
- Fougère, P. F. (1985). On the accuracy of spectrum analysis of red noise processes using maximum entropy and periodogram methods: simulation studies and application to geographical data. *Journal of Geographical Research*, 90(A5), 4355-4366.
- Fraisse, P. (1974). Cues in sensori-motor synchronization. In L. E. Scheving, F. Halberg & J. E. Pauly (Eds.), *Chronobiology*, (pp. 517-522). Tokyo: Igaku Shoin
- Gilden, D. L. (1997). Fluctuations in the time required for elementary decisions. *Psychological Science*, 8(4), 296-301.
- Gilden, D. L. (2001). Cognitive emissions of 1/f noise. *Psychological Review*, 108(1), 33-56.
- Gilden, D. L., Thornton, T. and Mallon, M. W. (1995). 1/f noise in human cognition. *Science*, 267(5205), 1837-1839.

- Granger, C. W. J. and Joyeux, R. (1980). An introduction to long-memory models and fractional differencing. *Journal of Time Series Analysis*, 1(1), 15-29.
- Hausdorff, J. M., Mitchell, S. L., Firtion, R., Peng, C. K., Cudkowicz, M. E., Wei, J. Y. and 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. and 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., Yogev, G., Springer, S., Simon, E. S. and Giladi, N. (2005). Walking is more like catching than tapping: gait in the elderly as a complex cognitive task. *Experimental Brain Research*, 164(4), 541-548.
- Helmuth, L. L. and Ivry, R. B. (1996). When two hands are better than one: reduced timing variability during bimanual movements. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 22(2), 278-293.
- Ivry, R. B. and Corcos, D. M. (1993). Slicing the variability Pie: Component analysis of coordination and motor dysfunction. In Newell Km & Corcos Dm (Eds.), *Variability and motor control*, (pp. 415-447). Human Kinetics:
- Ivry, R. B. and Hazeltine, R. E. (1995). Perception and production of temporal intervals across a range of durations: evidence for a common timing mechanism. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 21(1), 3-18.
- Ivry, R. B. and Richardson, T. C. (2002). Temporal control and coordination: the multiple timer model. *Brain and Cognition*, 48(1), 117-132.

- Ivry, R. B., Keele, S. W. and Diener, H. C. (1988). Dissociation of the lateral and medial cerebellum in movement timing and movement execution. *Experimental Brain Research*, 73(1), 167-180.
- Jordan, K., Challis, J. H. and Newell, K. M. (2006). Long range correlations in the stride interval of running. *Gait and Posture*, 24(1), 120-125.
- Kadota, H., Kudo, K. and Ohtsuki, T. (2004). Time-series pattern changes related to movement rate in synchronized human tapping. *Neuroscience Letters*, 370(2-3), 97-101.
- Kay, B. A., Kelso, J. A., Saltzman, E. L. and Schöner, G. (1987). Space-time behavior of single and bimanual rhythmical movements: data and limit cycle model. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 13(2), 178-192.
- Keele, S. W., Ivry, R. B. and Pokorny, R. (1987). Force control and its relation to timing. *Journal of Motor Behavior*, 19 (1), 96-114.
- Keele, S. W., Pokorny, R. A., Corcos, D. M. and Ivry, R. B. (1985). Do perception and motor production share common timing mechanisms: a correctional analysis. *Acta Psychologica*, 60(2-3), 173-191.
- Kelso, J. A. S. (1995). *Dynamics patterns: the self-organization of brain and behavior*. Cambridge, MA: Mit Press.
- Kurosawa, K. (1994). Effects of various walking speeds on probe reaction time during treadmill walking. *Perceptual & Motor Skills*, 78(3), 768-770.
- LaRue, J. (2005). Initial learning of timing in combined serial movements and no-movement situation. *Music Perception*, 22(3), 509-530.
- LaRue, J., Bard, C., Fleury, M., Teasdale, N., Paillard, J., Forget, R. and Lamarre, Y. (1995). Is proprioception important for the timing of motor activities? *Canadian Journal of Physiology and pharmacology*, 73(2), 255-261.

- Lemoine, L., Torre, K. and Delignières, D. (2005). Analyse fractale de la variabilité temporelle d'oscillations rythmiques. *Papier présenté lors du 11^{ème} Congrès International de l'ACAPS*, Paris, 26-28 octobre 2005.
- Lemoine, L., Torre, K. and Delignières, D. (2006). Testing for the presence of 1/f noise in continuation tapping data. *Canadian Journal of Experimental Psychology*, 60(4), 247-257.
- Lemoine, L., Torre, K. and Delignières, D. (en révision-a). Detrended Windowed (Lag One) Auto-correlation: A new method for distinguishing between event-based and emergent timing.
- Lemoine, L., Torre, K. and Delignières, D. (en révision-b). Effect of movement (dis)continuity on timers' exploitation.
- Lewis, P. A. and Miall, R. C. (2003). Distinct systems for automatic and cognitively controlled time measurement: evidence from neuroimaging. *Current Opinion in Neurobiology*, 13(2), 250-255.
- Madison, G. (2004). Fractal modeling of human isochronous serial interval production. *Biological Cybernetics*, 90(2), 105-112.
- Mangels, J. A., Ivry, R. B. and Shimizu, N. (1998). Dissociable contributions of the prefrontal and neocerebellar cortex to time perception. *Cognitive Brain Research*, 7(1), 15-39.
- McAuley, J. D., Jones, M. R., Holub, S., Johnston, H. M. and Miller, N. S. (2006). The time of our lives: life span development of timing and event tracking. *Journal of Experimental Psychology: General*, 135(3), 348-367.
- Merker, B. (1999/2000). Synchronous chorusing and the origins of music. *Musicoe Scientioe*, (Special issue), 59-73.
- Merker, B. (2000). Synchronous chorusing and human origins. In N. L. Wallin, B. Merker & S. Brown (Eds.), *The origins of music*, (pp. 315-327). Cambridge: Mit Press

- Michon, J. A. (1967). *Timing in temporal tracking*. Soesterberg, The Netherlands: Institute for Perception-TNO.
- Navon, D. (1990). Exploring two methods for estimating performance tradeoff. *Bulletin of the Psychonomic Society*, 28(2), 155-157.
- Ogden, R. T. and Collier, G. L. (1999). On detecting and modeling deterministic drift in long run sequences of tapping data. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 28(3-4), 977-987.
- Ooms, M. and Doornik, J. A. (1998). *Estimation, simulation and forecasting for fractional autoregressive integrated moving average models*. Econometric Institute Discussion Paper, Erasmus University Rotterdam, Presented at the Fourth Annual Meeting of the Society for Computational Economics, Cambridge, Uk.
- Peng, C. K., Mietus, J., Hausdorff, J. M., Havlin, S., Stanley, H. E. and Goldberger, A. (1993). Long-range anti-correlations and non-Gaussian behavior of the heartbeat. *Physical Review Letters*, 70(9), 1343-1346.
- Pilgram, B. and Kaplan, D. T. (1998). A comparison of estimators for $1/f$ noise. *Physica D*, 114(1-2), 108-122.
- Pressing, J. (1999). Sources of $1/f$ noise effects in human cognition and performance. *Journal for Interdisciplinary and Cross-Cultural Studies*, 2(1), 42-59.
- Pressing, J. and Jolley-Rogers, G. (1997). Spectral properties of human cognition and skill. *Biological Cybernetics*, 76(5), 339-347.
- Rangarajan, G. and Ding, M. (2000). Integrated approach to the assessment of long range correlation in time series data. *Physical Review E*, 61(5A), 4991-5001.
- Rheume, N. L., Lemoine, L., Balasubramaniam, R. and Zelaznik, H. N. (soumis). Spectral structure and movement smoothness for timing in tapping and circle drawing.

- Robertson, S. D., Zelaznik, H. N., Lantero, D. A., Bojczyk, K. G., Spencer, R. M., Doffin, J. G. and Schneidt, T. (1999). Correlations for timing consistency among tapping and drawing tasks: evidence against a single timing process for motor control. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 25(5), 1316-1330.
- Schmidt, R. A. (1975). A schema theory of discrete motor skill learning. *Psychological Review*, 82(4), 225-260.
- Schmidt, R. C., Beek, P. J., Treffner, P. J. and Turvey, M. T. (1991). Dynamic substructure of coordinated rhythmic movements. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 17(3), 635-651.
- Schöner, G. (1994). From interlimb coordination to trajectory formation: common dynamical principles. In S. Swinnen, H. Heuer, J. Massion & P. Casaer (Eds.), *Interlimb coordination: Neural, dynamical and cognitive constraints*, (pp. 339-368). San Diego: Academic Press
- Schöner, G. (2002). Timing, clocks, and dynamical systems. *Brain and Cognition*, 48(1), 31-51.
- Semjen, A. (2002). On the timing basis of bimanual coordination in discrete and continuous tasks. *Brain and Cognition*, 48(1), 133-148.
- Semjen, A. and Ivry, R. B. (2001). The coupled oscillator model of between-hand coordination in alternate-hand tapping: a reappraisal. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 27(2), 251-265.
- Spencer, R. M. and Ivry, R. B. (2005). Comparison of patients with Parkinson's disease or cerebellar lesions in the production of periodic movements involving event-based or emergent timing. *Brain and Cognition*, 58(1), 84-93.
- Spencer, R. M. and Zelaznik, H. N. (2003). Weber (slope) analyses of timing variability in tapping and drawing tasks. *Journal of Motor Behavior*, 35(4), 371-381.

- Spencer, R. M., Ivry, R. B. and Zelaznik, H. N. (2005). Role of the cerebellum in movements: control of timing or movement transitions? *Experimental Brain Research*, 161(3), 383-396.
- Spencer, R. M., Verstynen, T., Brett, M. and Ivry, R. (2007). Cerebellar activation during discrete and not continuous timed movements: an fMRI study. *NeuroImage*, 36(2), 378-387.
- Spencer, R. M., Zelaznik, H. N., Diedrichsen, J. and Ivry, R. B. (2003). Disrupted timing of discontinuous but not continuous movements by cerebellar lesions. *Science*, 300(5624), 1437-1439.
- Stenneken, P., Prinz, W., Cole, J., Paillard, J. and Aschersleben, G. (2006). The effect of sensory feedback on the timing of movements: Evidence from deafferented patients. *Brain Research*, 1084(1), 123-131.
- Stevens, L. T. (1886). On the time sense. *Mind*, 11(43), 393-404.
- Summers, J. J., Maeder, S., Hiraga, C. Y. and Alexander, J. R. M. (soumis). Coordination dynamics and attentional costs of continuous and discontinuous bimanual circle drawing movements.
- Teulings, H. L., Contreras-Vidal, J. L., Stelmach, G. E. and Adler, C. H. (1997). Coordination of fingers, wrist, and arm in Parkinsonian handwriting. *Experimental Neurology*, 146(1), 159-170.
- Thornton, T. L. and Gilden, D. L. (2005). Provenance of correlations in psychological data. *Psychonomic Bulletin Review*, 12(3), 409-441.
- Torre, K., Delignières, D. and Lemoine, L. (2007). Detection of long-range dependence and estimation of fractal exponents through ARFIMA modelling. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 60(1), 85-106.

- Torre, K., Delignières, D. and Lemoine, L. (in press). 1/f β fluctuations in bimanual coordination: An additional challenge for modeling. *Experimental Brain Research*.
- Torre, K., Lemoine, L. and Delignières, D. (2006). The influence of external pacing in rhythmical tapping and oscillations: Outlook for bimanual coordination. *Paper presented to the 9th European Workshop on Ecological Psychology*, Groningen, 5-8 July 2006.
- Treisman, M. (1963). Temporal discrimination and the indifference interval. Implications for a model of the "internal clock". *Psychological Monographs*, 77(13), 1-31.
- Treisman, M., Cook, N., Naish, P. L. and MacCrone, J. K. (1994). The internal clock: electroencephalographic evidence for oscillatory processes underlying time perception. *Quarterly Journal of Experimental Psychology A*, 47(2), 241-289.
- Treisman, M., Faulkner, A. and Naish, P. L. (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 A*, 45(2), 235-263.
- Treisman, M., Faulkner, A., Naish, P. L. and Brogan, D. (1990). The internal clock: evidence for a temporal oscillator underlying time perception with some estimates of its characteristic frequency. *Perception*, 19(6), 705-743.
- Turvey, M. T., Schmidt, R. C. and Rosenblum, L. D. (1989). "Clock" and "motor" components in absolute coordination of rhythmic movements. *Neuroscience*, 33(1), 1-10.
- Van Gelder, T. (1998). The dynamical hypothesis in cognitive science. *Behavior and Brain Sciences*, 21(5), 615-665.
- Van Orden, G. C., Holden, J. G. and Turvey, M. T. (2003). Self-organization of cognitive performance. *Journal of Experimental Psychology: General*, 132(3), 331-350.

- Vorberg, D. and Hambuch, R. (1984). Timing of two-handed rhythmic performance. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 423(1), 390-406.
- Vorberg, D. and Wing, A. (1996). Modeling variability and dependence in timing. In H. Heuer & S.W. Keele (Eds.), *Handbook of perception and action*, vol 2 (pp. 181-262). London: Academic Press
- Wagenmakers, E. J. and Farrell, S. (2004). AIC model selection using Akaike weights. *Psychonomic Bulletin Review*, 11(1), 192-196.
- Wagenmakers, E. J., Farrell, S. and Ratcliff, R. (2004). Estimation and interpretation of $1/\alpha$ noise in human cognition. *Psychonomic Bulletin Review*, 11(4), 579-615.
- Wagenmakers, E. J., Farrell, S. and Ratcliff, R. (2005). Human cognition and a pile of sand: a discussion on serial correlations and self-organized criticality. *Journal of Experimental Psychology: General*, 134(1), 108-116.
- West, B. J. and Scafetta, N. (2003). Nonlinear dynamical model of human gait. *Physical Review E*, 67(5), 051917.
- West, B. J. and Shlesinger, M. F. (1990). The noise in natural phenomena. *American Scientist*, 78(1), 40-45.
- Wing, A. M. and Kristofferson, A. B. (1973a). The timing of interresponse intervals. *Perception and Psychophysics*, 13(3), 455-460.
- Wing, A. M. and Kristofferson, A. B. (1973b). Response Delays and the timing of discrete motor responses. *Perception and Psychophysics*, 14(1), 5-12.
- Yamada, M. (1996). Temporal control mechanism in equaled interval tapping. *Applied Human Science*, 15(3), 105-110.
- Yamada, M. and Yonera, S. (2001). Temporal control mechanism of repetitive tapping with simple rhythmic patterns. *Acoustical Science and Technology*, 22(3), 245-252.

- Yamada, N. (1995). Nature of variability in rhythmical movement. *Human Movement Science*, 14(3), 371-384.
- Yoshinaga, H., Miyazima, S. and Mitake, S. (2000). Fluctuation of biological rhythm in finger tapping. *Physica A*, 280(3-4), 582-586.
- Zanone, P. G., Monno, A., Temprado, J. J. and Laurent, M. (2001). Shared dynamics of attentional cost and pattern stability. *Human Movement Science*, 20(6), 765-789.
- Zelaznik, H. N., Spencer, R. M. and Doffin, J. G. (2000). Temporal precision in tapping and circle drawing movements at preferred rates is not correlated: further evidence against timing as a general-purpose ability. *Journal of Motor Behavior*, 32(2), 193-199.
- Zelaznik, H. N., Spencer, R. M. and Ivry, R. B. (2002). Dissociation of explicit and implicit timing in repetitive tapping and drawing movements. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 28(3), 575-588.

Annexe A

Analyse Spectrale

$$La^{low}PSD_{we}$$

Nous avons utilisé la méthode initialement proposée par Fougère (1985) et modifiée par Eke et al. (2000), qui inclut des opérations de pré-traitement des séries avant l'application de la transformée rapide de Fourier (FFT) : dans un premier temps la série est centrée par soustraction de la moyenne de la série à chaque valeur de cette dernière. Une fenêtre parabolique est alors appliquée : chaque valeur de la série est multipliée pour la fonction suivante :

$$W(j) = 1 - \left(\frac{2j}{N+1} - 1\right)^2 \quad \text{pour } j = 1, 2, \dots, N \quad (\text{A1})$$

Cette transformation induit une augmentation de la variance dans la partie centrale de la série et une diminution de la variance aux extrémités. Cette opération permet de réduire les pertes de puissance observées à certaines fréquences du spectre. L'application de la FFT sur des séries finies découle sur des effets de bords et des pertes de puissance dans le spectre. L'application de cette fenêtre parabolique dans le domaine temporel correspond alors à un lissage dans le domaine fréquentiel par réduction des effets de bords. Finalement un redressement linéaire est appliqué sur la série, la FFT étant alors appliquée sur la série résultante.

Une série fractale est caractérisée par la loi puissance suivante :

$$S(f) \propto 1/f^\beta \quad (\text{A2})$$

où β représente l'exposant spectral, f la fréquence et $S(f)$ l'amplitude au carré correspondant. β est estimé à partir de la droite de régression ($-\beta$) entre le logarithme de f et le logarithme de $S(f)$. Comme le proposent Eke et al. (2000), nous avons exclu dans le calcul de β les hautes

fréquences du spectre de puissance ($f > 1/8$ de la fréquence maximale). Il a été montré que cette méthode conduit à une estimation plus fiable de l'exposant fractal β (Delignières et al., 2006 ; Eke et al., 2000). Les correspondances entre les exposants β , H et α sont décrites dans l'encadré, p. 15.

Annexe B

Analyses fractales

La Detrended Fluctuation Analysis (DFA)

Cette méthode a été développée par Peng et al. (1993). La DFA est une méthode fractale qui est supposée ne pas être affectée par la nature non-stationnaire des séries. L'algorithme de la DFA consiste dans un premier temps à intégrer la série ($y(t)$) en calculant pour chaque temps t la somme cumulée des déviations à la moyenne :

$$X(i) = \sum_{t=1}^i [y(t) - \bar{y}] \quad \text{pour } i = 1, 2, 3, \dots, N \quad (\text{B1})$$

où N correspond à la longueur de la série. Cette série intégrée ($X(t)$) est alors divisée en intervalles contigus de longueur n (pour $n = 10, 11, \dots, N/2$). Dans chaque intervalle, la tendance linéaire, représentée par la droite de régression, est calculée. La série $X(t)$ est alors localement redressée pour soustraction à chaque donnée de la valeur théorique $X_{th}(t)$ donnée par la régression. Pour chaque longueur n , la magnitude des fluctuation $F(n)$ est calculée par :

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [X(k) - X_{th}(k)]^2} \quad (\text{B2})$$

Cette opération est répétée à travers toutes les longueurs possibles n (en pratique la plus courte longueur est de 10 données, et la plus grande de $N/2$, résultant en deux intervalles adjacents). Typiquement, $F(n)$ augmente avec n . Pour les séries fractales, une loi puissance s'établie :

$$F(n) \propto n^\alpha \quad (\text{B3})$$

où α représente l'exposant d'échelle. α est estimé à partir de la pente de la relation entre $F(n)$ et n , en coordonnées logarithmiques. Les correspondances entre α , H et β sont décrites dans l'encadré, p.15.

La Maximum Likelihood Estimation (MLE)

Cette méthode d'estimation de la nature fractale des séries a été développée par Deriche et Tewfik (1993). Cette méthode ne fonctionne que sur les séries de nature fGn (voir encadré p. 15), et est reconnue pour ses estimations fiables et peu variables des exposants fractals (Delignières et al., 2006 ; Pilgram et Kaplan, 1998).

La fonction d'autocorrélation d'une série fGn se décline comme suit :

$$r_k(\beta) = \frac{(-1)^k \Gamma(1-\beta)}{\Gamma\left(1+k-\frac{\beta}{2}\right)\Gamma\left(1-k-\frac{\beta}{2}\right)} \quad (C1)$$

Cette expression conduit naturellement à la définition d'un critère de maximum de vraisemblance pour l'estimation du paramètre β (Pilgram et Kaplan, 1998). Cette technique est un classique dans le traitement du signal, et se révèle généralement efficace.

La première étape de cette approche est d'exprimer la probabilité que la série de longueur n observée est de nature fGn avec une fonction d'autocorrélation $r_k(\beta)$. Si la série possède une variance v , cette probabilité est :

$$p(x, \beta) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \det(R_v(\beta))^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} x^t [R_v(\beta)]^{-1} x\right) \quad (C2)$$

où $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^t$ est le vecteur de la série analysée, et $R_v(\beta)$ est la matrice de covariance de taille $n \times n$ donnée par :

$$R_v(\beta) = v.R(\beta) \quad (C3)$$

où $R(\beta)$ est défini par la matrice symétrique suivante :

$$R(\beta) = [r_{i-j}(\beta)]_{1 \leq i, j \leq n} = \begin{bmatrix} r_0(\beta) & r_1(\beta) & \cdots & r_{n-1}(\beta) \\ r_1(\beta) & r_0(\beta) & \cdots & r_{n-2}(\beta) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{n-1}(\beta) & r_{n-2}(\beta) & \cdots & r_0(\beta) \end{bmatrix} \quad (C4)$$

Le principe de la MLE repose sur le fait que le β optimal est celui qui maximisera la probabilité $p(x,\beta)$. Après substitution de la variance v , la fonction $L(x,\beta)$ à maximiser est généralement écrite en utilisant un logarithme (Deriche et Tewfik, 1993).

$$L(x, \beta) = -\frac{n}{2} \log(x' [R(\beta)]^{-1} x) - \frac{1}{2} \log(\det(R(\beta))) \quad (C5)$$

Par conséquent, pour une série donnée définie par un vecteur x de longueur n , nous pouvons calculer le paramètre β optimal en maximisant $L(x,\beta)$. Le paramètre β estimé à partir de cette méthode est identique au l'exposant β de l'analyse spectrale. Les correspondances avec les autres exposants fractals (H et α) sont donc similaires (voir encadré, p.15).

Annexe C

Choix du modèle lors de la modélisation ARMA/ARFIMA

La méthode proposée par Wagenmakers et al. (2005) consiste à ajuster 18 modèles à la série étudiée. Neuf de ces modèles sont des modèles ARMA (p,q) , p et q variant systématiquement entre 0 et 2. Les neuf autres modèles sont les modèles ARFIMA (p,d,q) correspondants, qui diffèrent des modèles ARMA par l'inclusion du paramètre fractionnaire d , représentant les dépendances à long terme.

L'ajustement d'une série particulière implique la maximisation de la vraisemblance d'un modèle donné, tout en respectant la fonction d'autocovariance de la série. Cependant, l'examen du score du maximum de vraisemblance, obtenu à partir de la procédure d'ajustement, ne suffit pas, car la capacité des modèles à rendre compte des données est liée au nombre de termes qui les composent. La sélection du modèle le plus pertinent doit donc être basée sur un compromis entre précision d'ajustement et parcimonie : le meilleur modèle est celui qui s'ajustera convenablement aux données tout en utilisant le nombre minimum de termes.

Nous avons utilisé lors de nos études le Bayes Information Criterion (BIC), défini comme suit :

$$BIC = -2\log L + k\log N \quad (D1)$$

où L représente le maximum de vraisemblance pour le modèle étudié, k le nombre de termes inclus dans le modèle, et N la longueur de la série étudiée. Le premier terme récompense la précision de l'ajustement, alors que le second pénalise le manque de parcimonie. Plus le BIC est faible, meilleur est le modèle.

La valeur brute de ce critère reste difficile à interpréter et à comparer entre modèles. Wagenmakers et Farrell (2004) proposent une transformation de la valeur brute en poids,

considérant que le but est de sélectionner le meilleur modèle parmi les m candidats. La première étape consiste à calculer la différence, pour chaque modèle, entre le critère BIC pour ce modèle et le critère BIC le plus faible, ce qui donne pour le $i^{\text{ème}}$ modèle:

$$\Delta_i(BIC) = BIC_i - \min BIC \quad (D2)$$

Cette différence entre les critères BIC peut alors être convertie en une estimation de la vraisemblance relative à travers la transformation suivante :

$$L_i BIC \propto \exp\left\{-\frac{1}{2}\Delta_i(BIC)\right\} \quad (D3)$$

Finalement, ces vraisemblances relatives sont transformées en poids par une normalisation (i.e. par division de la somme des vraisemblances relatives de tous les modèles) :

$$w_i(BIC) = \frac{L_i(BIC)}{\sum_{j=1}^m L_j(BIC)} \quad (D4)$$

$w_i(BIC)$ peut être considéré comme la probabilité pour le $i^{\text{ème}}$ modèle d'être le meilleur pour une série donnée et parmi l'ensemble des m modèles candidats (Wagenmakers et Farrell, 2004). Il est à noter que la somme des poids des modèles est équivalente à 1.

Sur la base de ces poids, deux critères sont proposés pour déterminer la présence de dépendances à long terme dans la série : (1) le meilleur modèle (i.e. le modèle comportant le poids le plus important) doit être un ARFIMA (p,d,q) , d étant significativement différent de 0, et (2) la somme des poids des modèles ARFIMA doit être supérieure à la somme des poids des modèles ARMA.

Torre et al. (2007) montrent que le critère BIC permet une meilleure détection des dépendances à long terme que son homologue, le Akaike Information Criterion (AIC) initialement proposé par Wagenmakers et al. (2004).

Résumé:

Titre: Implication des processus de timing événementiels et émergents dans la gestion des aspects temporels du mouvement.

Deux modes de contrôle des aspects temporels du mouvement co-existent dans la motricité : un mode événementiel et un mode émergent. Ce travail a contribué à déterminer les conditions favorisant l'exploitation de ces deux processus, débouchant sur la mise en évidence de l'importance des représentations et des capacités de contrôle du mouvement des sujets dans la détermination du processus exploité. De plus, le mode émergent s'avère être plus efficace que le mode événementiel, se traduisant par une efficacité identique pour un coût attentionnel moindre. Ce résultat corrobore la dichotomie central/périphérique avancée dans la littérature, et fait émerger une nouvelle voie épistémologique de la compréhension de la motricité humaine. Ce travail repose sur la distinction entre les deux processus de timing, qui n'a pu être mise en évidence que par le développement d'une méthode permettant d'établir l'exploitation des processus : la Detrended Windowed (Lag One) Autocorrelation.

Mots clés : Variabilité temporelle, Timing événementiel, Timing émergent, Efficacité, Fractalité.

Abstract:

Title: Event-Based and emergent timing in the control of temporal aspects of movements.

Two timing processes coexist in motor skills: an event-based and an emergent timing process. This work has contributed to determine the conditions triggering the use of each process, showing the importance of representations and subject's capacities in movement control in the determination of timing process used. In addition, the emergent timing process is the most efficient mode, resulting in an identical efficacy and a lower attentional cost. This result corroborates the central/peripheral dichotomy advanced in the literature, and makes emerge a new epistemological way of the understanding of human motor behavior. This work was based on the development of a new method that allows the identification of the timing mode underlying a singular series: the Detrended Windowed (Lag One) Autocorrelation.

Key words: Variability, Event-based timing, Emergent timing, Efficiency, Fractality.