



Analyse non-linéaire de la dynamique des systèmes complexes de contrôle physiologique pour évaluer performance et santé chez l'Homme connecté en situation écologique.

Pierre Gilfriche

► To cite this version:

Pierre Gilfriche. Analyse non-linéaire de la dynamique des systèmes complexes de contrôle physiologique pour évaluer performance et santé chez l'Homme connecté en situation écologique.. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Bordeaux, 2019. Français. NNT : 2019BORD0301 . tel-02869636

HAL Id: tel-02869636

<https://theses.hal.science/tel-02869636>

Submitted on 16 Jun 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Thèse présentée pour obtenir le grade de

Docteur de l'Université de Bordeaux

Ecole doctorale « Sciences Physiques et de l'Ingénieur »

Réalisée au sein du Laboratoire IMS – UMR 5218

par Pierre Gilfriche

Analyse non-linéaire de la dynamique des
systèmes complexes de contrôle physiologique
pour évaluer performance et santé chez l'Homme
connecté en situation écologique

Soutenue le 10 décembre 2019

Sous la direction de Pr. Laurent M. Arsac

Membres du jury

Pr. Véronique Deschodt-Arsac – Université de Bordeaux – Président du jury

Pr. Jean-Jacques Temprado – Université Aix-Marseille – Rapporteur

Pr. Didier Delignières – Université de Montpellier – Rapporteur

Pr. Anne Humeau-Heurtier – Université d'Angers – Examineur

Dr. Florian Larrue – Invité

Résumé de la thèse

Le maintien de conditions physiologiques compatibles avec une bonne santé repose sur de nombreuses interactions entre des structures nerveuses largement distribuées dans l'organisme et qui agissent selon différentes échelles de temps. Cette complexité structurelle permet aux systèmes physiologiques d'être adaptatifs via une intégration multi-niveaux offrant au système de contrôle la capacité d'être flexible, robuste et adaptable. La complexité des systèmes neurophysiologiques de contrôle peut être étudiée par le biais des signaux qu'ils émettent : un signal complexe est le signe d'une structure physiologique complexe et donc d'un contrôle performant. Les analyses non linéaires des signaux physiologiques ont prouvé leur capacité à caractériser cette complexité par l'introduction de marqueurs quantitatifs. Ces analyses apportent de nouvelles perspectives sur la compréhension des stratégies de contrôle qui participent à la santé et à la performance chez l'Homme. En particulier, la distribution du contrôle neurophysiologique peut être explorée sous différentes contraintes pour révéler les stratégies d'adaptation face à des situations auxquelles l'individu est confronté en permanence. Le rythme cardiaque, les rythmes locomoteurs et les oscillations du contrôle postural constituent des objets d'étude pour explorer ces stratégies dans des contextes variés, et sous différentes contraintes. Dans ce travail, les caractéristiques fréquentielles, fluctuations fractales et le niveau d'entropie présents dans les séries temporelles produites par ces systèmes sont étudiées dans différentes conditions. Dans un contexte de recherche appliquée, les expérimentations ont été menées en laboratoire mais aussi en situation écologique grâce à l'utilisation d'objets connectés (smartphone). Pour chaque situation, une réflexion méthodologique est menée pour identifier la méthode d'analyse de la complexité la plus adaptée au système de contrôle étudié, en adéquation avec les outils de mesures utilisés (objets connectés ou capteurs de laboratoire).

Mots clef : Physiologie ; Analyse non linéaire ; Complexité ; Fractal ; Entropie ; IoT

Abstract

Maintaining a healthy state relies on many interactions between neural structures largely distributed in the organism and operating at different timescales. This structural complexity participates in the adaptiveness of physiological systems through a multi-level integration providing the control system with critical properties of flexibility, robustness and adaptability. This complexity in neurophysiological control systems can be evaluated through the analysis of their output signals: a complex signal is associated with a complex physiological network, and hence with an efficient control. Nonlinear analyses of physiological signals have proven their ability to characterize such complexity by introducing quantitative markers. These analyses bring new perspectives to the understanding of control strategies participating in health and performance in humans. Particularly, neurophysiological control distribution can be explored under different constraints to reveal adaptation strategies to numerous daily challenges. This way, studying the time course of heart rate, locomotor rhythms and postural sway is a way to explore control strategies contributing to health and performance in humans, in various contexts and under different constraints. In the present work, the frequency content, fractal fluctuations and entropy levels in time series generated by these systems are studied under different conditions. In a context of applied research, the experimental work has been conducted not only in the laboratory but also in ecological situations using connected devices (smartphone). For each situation, a methodological reflection is led to identify the most appropriate complexity analysis method for the control system studied, in line with the measurement devices used (connected devices or laboratory sensors).

Keywords : Physiology ; Nonlinear Analysis ; Complexity ; Fractal ; Entropy ; IoT

Table des matières

Préambule.....	6
Complexité dans les systèmes de contrôle physiologique.....	9
1.1. Complexité dans le contrôle postural.....	14
1.2. Complexité du système de contrôle locomoteur	19
1.3. Signature du contrôle autonome cardiaque	23
1.4. Objectif de la thèse	28
Méthodes d'analyse de la complexité : fractalité, entropie	29
2.1. Fractalité	30
2.1.1. Detrended Fluctuation Analysis	33
2.1.2. Limites et améliorations de DFA	35
2.1.3. Sens de la fractalité	37
2.2. Entropie.....	39
2.2.1. Approximate entropy et Sample entropy	40
2.2.2. Multi-Scale entropy	41
2.2.3. Limites et améliorations des calculs d'entropie.....	43
Stratégie de contrôle postural : fractalité et boucles de contrôle neurophysiologiques	45
3.1. Développement de la méthode FsFA	48
3.1.1. Matériel et méthodes.....	48
3.1.2. Résultats	50
3.2. Application de la méthode FsFA à l'analyse de la posture	53
3.2.1. Matériel et méthodes.....	53
3.2.2. Résultats	55
3.3. Discussion	57
3.3.1. Cohérence avec la littérature.....	58
3.3.2. Les phénomènes d'échelle dans le contrôle postural	59
3.3.3. Origine des phénomènes d'échelle.....	61
3.3.4. Interprétation et confrontation aux autres théories.....	63
3.4. Limites et perspectives.....	65
3.5. Conclusion	66
Distribution du contrôle du rythme locomoteur sous contrainte cognitive.....	67
4.1. Corrélations court- et long-terme au cours du pédalage.....	68

4.1.1.	Matériel et méthodes.....	69
4.1.2.	Résultats	76
4.1.3.	Discussion.....	82
4.2.	Fractalité de la marche.....	89
4.2.1.	Matériel et méthodes.....	89
4.2.2.	Résultats	91
4.2.3.	Discussion.....	94
4.3.	Objets connectés, signaux et traitement du signal.....	96
4.3.1.	Effets théoriques d'une erreur de mesure sur les phénomènes d'échelle ..	97
4.3.2.	Résultats	100
4.3.3.	Discussion.....	103
4.4.	Algorithme semi-automatisé	105
4.5.	Conclusion	107
	Contrôle autonome cardiaque : caractérisation de l'état cognitif	109
5.1.	La prise en compte de la respiration dérivée de l'ECG	111
5.1.1.	Matériel et méthodes.....	111
5.1.2.	Résultats	120
5.1.3.	Discussion.....	123
5.1.4.	Limites et perspectives	128
5.2.	EDR-VFCDM et entropie sous contraintes cognitives graduelles	130
5.2.1.	Matériel et méthodes.....	131
5.2.2.	Résultats	135
5.2.3.	Discussion.....	138
5.3.	Conclusion scientifique.....	143
5.4.	Transfert technologique : un nouvel objet connecté.....	144
	Conclusion	147
6.1.	Bilan scientifique	148
6.2.	Parcours entrepreneurial.....	150
	Bibliographie.....	151
	Remerciements.....	173

Préambule

La physiologie est la science qui étudie le fonctionnement des systèmes biologiques. A l'échelle de l'organisme humain, ces systèmes sont complexes ; ils embrassent de nombreux niveaux d'organisation structurelle et agissent au sein d'une large gamme de temporalités. Pour de nombreux auteurs, la façon dont se comporte la variable ciblée par un système de contrôle constitue la signature macroscopique du fonctionnement du système de contrôle sous-jacent. Il est par conséquent classique dans les études de physiologie humaine de mesurer des variables quantitatives, à l'aide d'appareils de laboratoire, auxquels certains objets connectés peuvent aujourd'hui se substituer.

Pour apprécier le fonctionnement d'un système physiologique complexe, il n'est pas très pertinent de réaliser une mesure unique, à un instant donné, de la variable qu'il contrôle. Préférentiellement, une série de mesures répétées dans le temps rend compte de la dynamique du système. Ainsi, les séries temporelles des fluctuations d'une variable constituent un substrat intéressant, exploité aujourd'hui par bon nombre de chercheurs en physiologie, déterminés à comprendre le fonctionnement des systèmes de contrôle, en situation saine, pathologique ou contrainte.

Les systèmes de contrôle physiologique utilisent les informations sensorielles, issues de capteurs internes (informations viscérales ou intéroception, et proprioception) et externes (vision, toucher ou extéroception). L'intégration de ces informations met en jeu des structures centrales spinales, subcorticales voire corticales. L'Homme est un animal pensant et émotif, si bien que le travail mental (cognitif) ou encore le stress modifient l'activité de certaines instances qui interagissent avec les systèmes de contrôle. L'analyse des séries temporelles s'est largement nourrie de situations expérimentales dites de « double tâche », ce qui fait particulièrement écho à une époque où l'Homme est soumis à des interactions de plus en plus complexes avec des interfaces sophistiquées. Stimuler un système de contrôle en ajoutant un « challenge » à l'activité principale d'un individu (e.g. réaliser une tâche cognitive pendant la marche) est une

méthode très utilisée pour appréhender la flexibilité et la robustesse d'un système. Ces deux qualités coexistent dans le contrôle physiologique chez l'Homme grâce à la façon dont s'auto-organisent les nombreuses interactions intra- et inter-systèmes. De nombreux auteurs pensent que des indicateurs de cette complexité des systèmes peuvent être extraits d'analyses non-linéaires des séries temporelles physiologiques. Par exemple, l'auto-similarité statistique d'un signal physiologique observée à de nombreuses échelles de temps, prenant souvent la forme d'une « fractalité temporelle », est considérée comme un témoin de la complexité physiologique. Un autre témoin de la complexité d'un système est représenté par le degré d'irrégularité d'un signal, qui renvoie à la notion d'entropie en théorie de l'information, quantifiable via des méthodes calculatoires. Si l'entropie est préservée sur de nombreuses échelles de temps, l'entropie multi-échelles constituent pour de nombreux auteurs un marqueur pertinent de la complexité d'un système, qui rend compte des capacités de flexibilité et de robustesse. Un système qui ne ferait preuve que de flexibilité ne pourrait contrôler les dérives mettant en danger l'homéostasie ; un système ne faisant preuve que de robustesse ne permettrait pas de répondre par des ajustements nécessaires aux contraintes permanentes que subit un organisme humain. Il a été montré que le vieillissement ou encore la pathologie induit des dérives des systèmes physiologiques vers ces deux extrêmes, et que les marqueurs de fractalité ou d'entropie rendent compte de ces dérives.

Au plan instrumental, la pertinence des informations que le chercheur peut extraire de séries temporelles physiologiques repose en partie sur la qualité du capteur qui réalise la mesure et sur l'adéquation de la fréquence à laquelle le signal est échantillonné. Les smartphones (ou iPod) aujourd'hui intègrent des capteurs et des horloges de grande qualité, ce qui permet d'envisager des mesures hors des murs du laboratoire, en situation de vie quotidienne (on parle de mesures en « milieu écologique »). Combiner l'utilisation du smartphone avec l'analyse des séries physiologiques devient un outil pertinent pour la recherche appliquée et la recherche partenariale à travers le concept très utilisé de « Human Monitoring ».

Au-delà des aspects instrumentaux néanmoins, c'est l'adéquation entre la question de recherche qui est posée, la qualité de mesure mise en œuvre, le choix du traitement du signal et la bonne connaissance des bénéfices et des limites des calculs de complexité qui conditionnent la réussite d'un travail d'investigation des systèmes de contrôle physiologique.

Ce travail de thèse s'efforce de mettre en œuvre cette synergie, à travers l'analyse des systèmes qui contrôlent respectivement le rythme cardiaque, le maintien de la posture verticale et les rythmes locomoteurs, en situation de fonctionnement spontané mais aussi sous contrainte. L'objectif est de fournir de nouveaux indicateurs de santé et de performance basés sur le champ scientifique récent de la biologie des systèmes, qui explore en priorité les propriétés émergentes des systèmes biologiques complexes. Cette approche se fonde sur une approche dite « interaction-dominante » ou encore centrée sur « l'émergence », dans laquelle les propriétés qui émergent des interactions intra- et inter-systèmes constituent des informations plus importantes que les propriétés individuelles des composants desdits systèmes.

Chapitre 1

Complexité dans les systèmes de contrôle physiologique

Chez l’humain, le maintien d’une bonne santé et du bien-être nécessite l’intégration de systèmes de contrôle, de boucles de feedback, et de processus de régulation qui permettent de s’adapter aux contraintes et aux demandes permanentes de l’environnement. Par sa capacité à caractériser les propriétés émergentes au sein d’un système et entre les systèmes, le champ émergent de la biologie des systèmes complexes (et ses outils quantitatifs) est très prometteur pour améliorer notre compréhension de la physiologie humaine où chaque système est considéré comme un tout, dont les propriétés émergentes ne peuvent pas être déduite de la somme des propriétés individuelles des éléments qui le compose : « *the whole becomes greater than the sum of the parts* » (Cornish-Bowden et al., 2004; Sleimen-Malkoun et al., 2014; Weiss et al., 2006). L’application de ce champ à la physiologie humaine repose particulièrement sur la compréhension des stratégies de contrôle physiologique via la notion de complexité du système.

La complexité des systèmes physiologiques leur permet d’être adaptatif, en leur donnant la capacité de répondre de manière appropriée à des demandes spécifiques et de supporter des contraintes externes (Lipsitz, 2002; Lipsitz and Goldberger, 1992; Wayne et al., 2013). Cette hypothèse a été particulièrement soutenue via de grandes théories pour comprendre les stratégies intégrées des systèmes, comme la théorie de l’*Interaction-Dominance* (Marmelat and Delignières, 2012; Van Orden et al., 2003; Wijnants, 2014) ou celle de la *Degeneracy* (Delignières and Marmelat, 2013; Edelman and Gally, 2001; Seifert et al., 2014; Tononi et al., 1999; Whitacre, 2010). De même, des travaux expérimentaux montrent que la complexité physiologique est le signe d’une intégration multi-niveau offrant au système de contrôle la capacité d’être flexible, robuste et adaptable (Costa et al., 2007; Manor et al., 2010; Marmelat and Delignières, 2012). Ainsi, la complexité des systèmes physiologique offre un nouvel éclairage sur la santé et sur la performance cognitive (Wijnants, 2014) et motrice (Nourrit-Lucas et al., 2015), en les associant aux propriétés de flexibilité (permettant l’adaptation, la réponse adéquate) et de robustesse (préservant l’homéostasie et une relative stabilité).

Une association a pu être faite, théoriquement et expérimentalement, entre cette complexité neurophysiologique et la complexité des signaux physiologiques observés. Cette association invite à observer la complexité dans la dynamique d'évolution des signaux émis par les systèmes physiologiques, à l'échelle macroscopique, par exemple le rythme cardiaque lorsqu'on s'intéresse au contrôle nerveux autonome (voir Figure 6 pour un exemple). L'analyse de la complexité de telles séries temporelles renseigne sur l'organisation sous-jacente du système de contrôle impliqué (Costa et al., 2005). La complexité dans les signaux physiologiques est typiquement estimée à l'aide de techniques dérivées du champ de la dynamique non linéaire et de la physique statistique, qui quantifient les phénomènes d'échelle ou de corrélation dans des signaux dynamiques (Goldberger et al., 2002). Les deux principaux marqueurs de complexité sont basés sur les concepts d'entropie et de fractalité.

Les mesures de complexité basées sur l'entropie s'appuient sur l'information contenue dans un signal en quantifiant le degré de régularité ou de prédictibilité sur une ou plusieurs échelles de temps (Costa et al., 2002). Un signal est considéré complexe s'il est imprédictible, créant constamment de la nouvelle information, ce qui peut être vu comme un signe d'adaptabilité aux contraintes extérieures. Dans l'objectif de capter l'ensemble de la richesse de l'information des signaux physiologiques, ces mesures ont par la suite été étendues sous la notion d'entropie multi-échelle (multi-scale entropy, MSE), qui quantifie la complexité comme l'imprédictibilité du signal à toutes ses échelles d'observation. MSE répète une mesure d'entropie sur plusieurs échelles (voir Figure 1 pour un exemple et section 2.2 pour plus de détails). De nombreux résultats expérimentaux suggèrent que les signaux de systèmes physiologiques en bonne santé sont plus entropiques sur plusieurs échelles de temps, et sont donc plus complexes (Costa et al., 2007). On retrouve par exemple une telle observation dans les travaux de Costa (Costa et al., 2005), qui mettent en évidence (Figure 1) que l'entropie du rythme cardiaque de patients atteints d'insuffisance cardiaque et de fibrillation auriculaire est plus faible dans les grandes échelles que celle des sujets sains. Une analyse détaillée des calculs d'entropie est réalisée dans la section 2.2 de cette thèse.

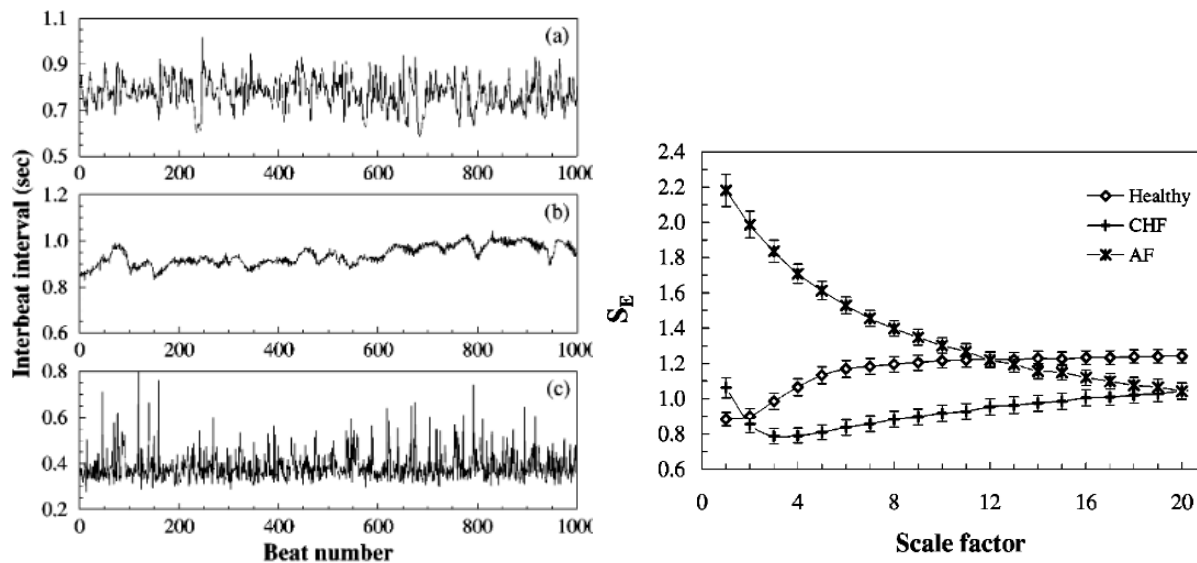


Figure 1 : Gauche : Observation de signaux du rythme cardiaque d'un sujet sain (a), atteint d'insuffisance cardiaque (b) et atteint de fibrillation auriculaire (c). Droite : Résultat de MSE, qui donne l'évolution de l'entropie (S_E), en fonction de l'échelle (scale factor) dans la population de sujets sains, atteints d'insuffisance cardiaque (congestive heart failure, CHF), et atteints de fibrillation auriculaire (atrial fibrillation, AF). Ces graphiques sont extraits de l'article de Costa (2005).

A l'instar d'un objet fractal, constitué de parties géométriquement similaires coexistantes dans l'objet à des échelles différentes (par exemple le chou romanesco), le concept d'autosimilarité statistique a été utilisé pour caractériser la fractalité temporelle dans les signaux physiologiques. Les mesures de complexité basées sur la fractalité quantifient le degré d'autosimilarité dans les séries temporelles, autosimilarité mise en évidence par l'observation du signal sur plusieurs échelles de temps (Peng et al., 1995). Par exemple, la série temporelle représentée par les intervalles inter-battement du rythme cardiaque (communément appelée variabilité cardiaque) d'un individu jeune et en bonne santé est statistiquement auto-similaire lorsqu'on les observe sur quelques secondes, quelques minutes, ou quelques heures (Peng et al., 1998). Cette auto-similarité est souvent quantifiée en utilisant la méthode DFA (Detrended Fluctuation Analysis) qui associe une échelle d'observation n à une mesure des fluctuations observées à cette échelle, $F(n)$; le signal est alors considéré fractal si

$\log(F(n)) \sim \log(n)$. Une analyse détaillée de DFA est réalisée dans la section 2.1 de cette thèse. Les travaux de Hausdorff et al. (1997), mettent en évidence que la fractalité présente dans la marche des sujets sains disparaissait chez des sujets atteints de la maladie de Huntington (Figure 2).

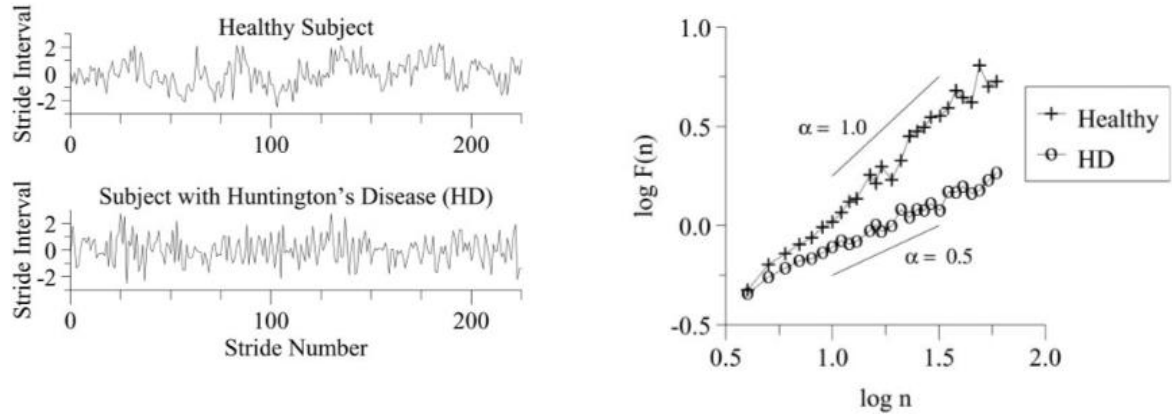


Figure 2 : Gauche : Observation de signaux de marche d'un sujet sain (haut) et atteint de la maladie d'Huntington (bas). Droite : Résultat de DFA, qui donne la pente α de la relation $\log(n)$ vs. $\log(F(n))$ ($\alpha=1$ pour un signal fractal) chez un sujet sain (Healthy) et atteint de la maladie de Huntington (Huntington's Disease, HD). Ces graphiques sont extraits des travaux de Hausdorff et collaborateurs (1997).

La complexité des séries temporelles physiologique est souvent comprise comme l'expression des interactions entre les composantes intra- et inter-systèmes. Dans les signaux physiologiques de systèmes en bonne santé, la richesse des interactions entre les sous-systèmes produit des dynamiques complexes ; lorsque le nombre de composantes, ou le nombre d'interactions entre ces composantes, diminue, la complexité change de façon concomitante (Sleimen-Malkoun et al., 2014), comme illustré en Figure 3.

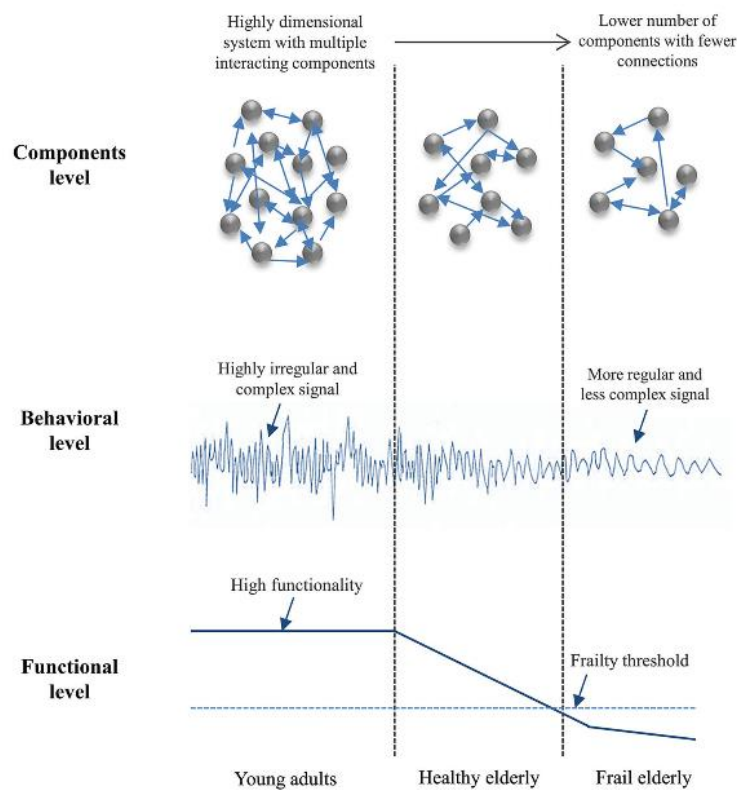


Figure 3 : Illustration de la relation entre la richesse des interactions physiologiques et complexité des signaux de sortie, issue des travaux de Sleimen-Malkoun et al. (2014) et inspirée de ceux de Lipsitz (2002).

Nous nous intéresserons dans ce travail de thèse particulièrement au contrôle postural, au contrôle locomoteur et au contrôle autonome cardiaque, trois systèmes dans lesquels les analyses de complexité ont été menées pour tenter de caractériser l'organisation du contrôle physiologique.

1.1. Complexité dans le contrôle postural

La régulation de la posture chez l'Homme est opérée via plusieurs boucles de contrôle qui compensent les perturbations internes et externes (Diener et al., 1984). La balance posturale (en position debout) est l'ensemble des oscillations du corps lorsqu'il maintient un équilibre orthostatique. L'analyse du contrôle postural par l'étude du centre de pression (center-of-pressure, CoP) sur une plateforme de posturométrie est

une approche classique appliquée de manière très systématique dans des contextes cliniques (podologie, g rontologie, r habilitation physique etc.). Le CoP est le point d'application de la r sultante des forces verticales agissant sur la surface de support, et sa trajectoire dans le plan bidimensionnel, le *stabilogramme* (Figure 4), est un indicateur de la qualit  de la r gulation de la posture. En effet, le contr le postural peut  tre vu comme un contr le automatique du centre de masse (CoM) : le signal CoP, proportionnel au couple exerc  par la cheville, repr sente donc la r troaction permettant de contr ler le CoM (Baratto et al., 2002). L'analyse du signal CoP peut donner des informations utiles sur les strat gies de contr le utilis es pour maintenir la position debout. Du fait de la sym trie du corps humain (B larczyk and Klonowski, 2001), la plupart des analyses du contr le postural sont bas es sur les s ries temporelles de la projection du stabilogramme sur les axes ant ropost rieur (AP) et m diolat ral (ML). D'un point de vue pratique, ces projections permettent l'utilisation de m thodes classiques d'analyses de s ries temporelles unidimensionnelles.

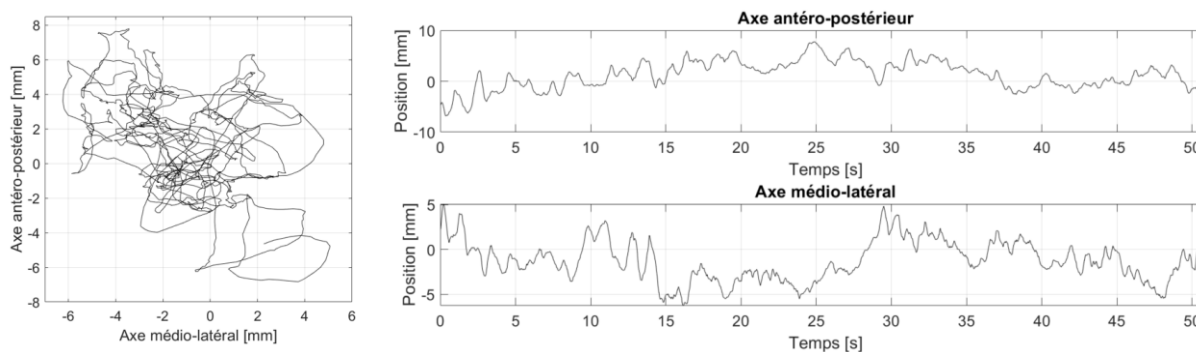


Figure 4 : Stabilogramme (gauche), et  volution temporelle de sa projection sur l'axe ant ro-post rieur (droite).

Des variations de grande amplitude des signaux AP et ML ont  t  associ es   un faible contr le (Horak et al., 1989) comme elles sont associ es   une plus grande distance   l' quilibre et une plus grande d pense  nerg tique. On recense notamment parmi les m triques pour caract riser la variabilit  du contr le postural : la longueur de la trajectoire du CoP, l' cart type selon l'axe AP ou ML, la vitesse

moyenne du CoP, ou encore l'aire de l'ellipse contenant 90% ou 95% du stabilogramme (Jiang et al., 2013; Paillard and Noé, 2015).

Dès les années 70, des chercheurs ont exploré plus précisément le contenu fréquentiel des projections du signal CoP pour mieux caractériser cette variabilité. Des altérations pathologiques (au niveau du cervelet ou de la proprioception) ont été associées à des changements de puissance spectrale dans des bandes de fréquences spécifiques des oscillations du CoP (Taguchi, 1977). La puissance (absolue ou relative à la puissance totale) dans ces bandes de fréquences pourrait indiquer le fonctionnement des différents sous-systèmes qui contribuent au contrôle postural. Des premiers travaux ont identifié que les fréquences situées entre 2Hz et 20Hz représentent les mécanismes de feedback somatosensoriels, en étudiant la posture sous suppression ou altération sensorielle (Dietz et al., 1980; Golomer et al., 1994). Les principaux mécanorécepteurs proprioceptifs impliqués dans les boucles spinales courtes associées à ces hautes fréquences sont vraisemblablement les organes tendineux de Golgi et les récepteurs cutanés (Aniss et al., 1990). En perturbant la posture par des vibrations à différentes fréquences, d'autres auteurs ont considéré que la bande de fréquences associée à ces feedbacks somatosensoriels était plutôt de 1Hz à 5Hz (Fitzpatrick et al., 1996, 1992). Des analyses de patients atteints de syndromes vestibulaires, spasmodiques et cérébraux ont permis d'associer les fréquences <0.5 Hz aux systèmes visuel et vestibulaire (Dupui et al., 1990). Ainsi, les analyses fréquentielles, particulièrement dans les hautes fréquences (proprioception associée aux boucles neurales courtes) et basses fréquences (contrôle visuo-vestibulaire associé aux boucles neurales longues) ont ouvert la porte aux évaluations quantitatives des contributions respectives des boucles neurales spécifiques à la régulation posturale. L'existence d'un intervalle intermédiaire -entre 0.5Hz et 1Hz ou 2Hz- est typiquement anormal en cas de dysfonctionnement cérébelleux. Même si tous les auteurs ne recommandent pas les mêmes bandes de fréquences, l'intérêt de l'analyse fréquentielle du contrôle posturale est largement admis. L'observation des basses fréquences, isolant la contribution visuo-vestibulaire, a permis d'étudier les différences des stratégies de contrôle postural avec les yeux ouverts ou

fermés (Davis et al., 2009; Golomer et al., 1994), tandis que l'utilisation des hautes fréquences a permis d'évaluer l'importance de la proprioception chez des athlètes de différents niveaux (Golomer and Dupui, 2000; Paillard et al., 2002).

Cependant l'interprétation de la puissance dans ces bandes de fréquence n'est pas triviale. Une grande puissance n'implique pas nécessairement un faible contrôle (Dault and Frank, 2004). En effet, pour certains auteurs les mouvements du CoP peuvent par exemple résulter d'une stratégie exploratoire (Gibson, 1979; Riccio and Stoffregen, 1988). La stabilité d'un système ne peut alors pas être décrite uniquement par sa variabilité, globale ou par bande fréquentielle (Chagdes et al., 2009; Stergiou and Decker, 2011), ce qui a pu amener à certaines difficultés d'interprétation de résultats basés uniquement sur ces analyses linéaires (Gregoric et al., 1981; van Emmerik and van Wegen, 2002). Des analyses non-linéaires de la trajectoire du COP ont été développées depuis les années 90.

Par exemple, Sample entropy a été utilisé comme mesure de désordre dans le signal du CoP (Lamoth et al., 2009; Lamoth and van Heuvelen, 2012) et multi-scale entropy a été utilisé pour faire le lien entre la complexité du signal et les caractéristiques neurophysiologiques du contrôle (Costa et al., 2007; Gruber et al., 2011; Kang et al., 2009; Manor et al., 2010; Wayne et al., 2014; Wei et al., 2012; Zhou et al., 2017). Parallèlement, des analyses fractales ont permis d'explorer les stratégies de contrôle postural (Collins and De Luca, 1993; Delignières et al., 2011; Kuznetsov et al., 2013; Lamoth et al., 2009; Roerdink et al., 2006; Zhou et al., 2013).

Ces méthodes ont montré leur capacité à caractériser l'influence sur la posture de diverses pathologies, comme les scolioses idiopathiques (Gruber et al., 2011), l'asthme (Kuznetsov et al., 2015), la maladie de Parkinson (Latka et al., 2017), ou les suites d'accidents vasculaires cérébraux (Roerdink et al., 2006). Elles permettent aussi d'obtenir des estimateurs prometteurs des risques de chutes chez les personnes âgées (Ramdani et al., 2016; Zhou et al., 2017). Les propriétés de complexité ont pu être utilisées comme indicateur de la stratégie de contrôle postural pour évaluer l'efficacité de traitements de réhabilitation posturale (Chen and Jiang, 2014; Costa et al., 2007;

Wayne et al., 2014; Wei et al., 2012). Ces méthodes ont aussi été utilisées pour étudier l'impact d'une pratique sportive régulière sur le contrôle postural (Lamoth and van Heuvelen, 2012). On a pu révéler que la complexité pouvait être un marqueur d'altérations de l'état sensoriel (Manor et al., 2010) ou cognitif (Donker et al., 2007; Kang et al., 2009; Manor et al., 2010; Polskaia and Lajoie, 2016).

Si la multiplicité de ces études montre l'intérêt grandissant pour les analyses de complexité du contrôle postural, l'interprétation physiologique des phénomènes observés reste floue, ainsi que le lien avec les informations fournies par les analyses fréquentielles. En particulier, les analyses de fractalité de la posture ont pu être effectuées de manières très différentes, sans parvenir à converger vers une compréhension unique de cette complexité (Collins and De Luca, 1993; Delignières et al., 2011; Kuznetsov et al., 2013; Lamoth et al., 2009; Roerdink et al., 2006; Zhou et al., 2013).

Il nous semble opportun de faire un parallèle entre les analyses fréquentielles des oscillations posturales, qui ont été associées au fonctionnement de boucles de contrôle spécifiques, et les analyses de fractalité, qui font très peu l'objet d'hypothèses mécanistiques. Il faut par ailleurs noter que la fractalité peut être vue comme un phénomène d'échelle dans le domaine fréquentiel (voir section 2.1). Le principe d'analyse de fractalité sur des fréquences spécifiques du contrôle est comparable aux travaux de Jiang et collaborateurs (Jiang et al., 2013), qui ont mené des analyses de complexité basées sur l'entropie après décomposition du signal postural dans différentes bandes de fréquences.

Dans ce travail de thèse, nous avons tenté de concevoir une méthode d'analyse de la fractalité en relation avec les bandes de fréquence spécifiques, associées aux boucles neurophysiologiques qui contrôlent la posture statique debout. Nous avons appliqué cette méthode en situation de privation d'informations visuelles (yeux fermés) ainsi qu'en situation de

fatigue musculaire du membre inférieur, générée par des exercices intenses qui précèdent la mesure de posture statique.

1.2. Complexité du système de contrôle locomoteur

La gestion des rythmes locomoteurs, par exemple la génération périodique des foulées dans le cas de la marche, ou des rotations des manivelles lors du pédalage, repose sur un contrôle neurophysiologique distribué au sein de différentes structures corticales, sous-corticales et de boucles de contrôle. Il est généralement suggéré qu'une partie de ce contrôle repose sur les propriétés d'un oscillateur biomécanique entretenu (essentiellement le membre inférieur), dont certaines caractéristiques (potentiellement la raideur ; Delignières et al., 2008) sont ajustées via une implication centrale du contrôle permettant l'adaptation aux contraintes externes. Compte tenu de cette distribution, il n'est pas étonnant que le contrôle de la locomotion soit influencé par des contraintes mécaniques, affectant l'oscillateur, comme par des contraintes cognitives qui viennent interférer avec le contrôle cortical (Beauchet et al., 2014; Byun et al., 2018; Hausdorff, 2005; Verghese et al., 2008).

A l'instar des périodes cardiaques sous contrôle neuroviscéral, les périodes successives des tâches locomotrices sous contrôle somatosensoriel ne sont pas constantes et fluctuent au cours du temps (Figure 5). En observant ces intervalles de temps successifs, il a été remarqué qu'un rythme très variable (grande amplitude) pouvait être associé à un risque de chute plus élevé chez des personnes âgées (Hausdorff et al., 2001; Mirelman et al., 2012) ou chez des personnes atteintes de la maladie de Parkinson (Schaafsma et al., 2003). La variabilité des périodes de marche a même été utilisée comme moyen de qualifier l'effet d'activités physique sur la qualité de la marche (Wayne et al., 2015). Il est donc aujourd'hui largement admis qu'une forte variabilité des périodes locomotrices est un signe d'instabilité.

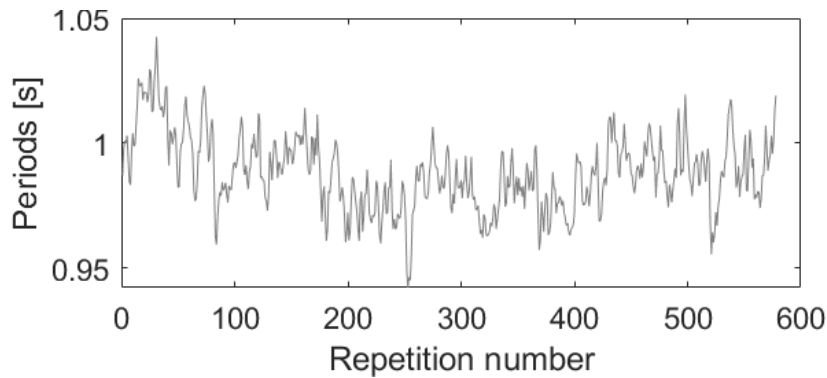


Figure 5 : Exemple de variations des intervalles entre deux coups de pédale dans une tâche de pédalage (issue de l'expérimentation en section 4.1).

S'intéressant plus précisément à la structure de l'évolution temporelle de cette variabilité, des travaux ont remarqué dès les années 1990 la présence de structures fractales dans les fluctuations de la marche (Hausdorff et al., 1995). Par la suite, les caractéristiques fractales ont beaucoup été utilisées comme marqueur de complexité de la marche, et ont permis d'identifier une perte de complexité de la marche dans les maladies neurodégénératives (Bartsch et al., 2007; Hausdorff, 2009; Hausdorff et al., 1999, 1997, 1996, 1995; Kirchner et al., 2014; Warlop et al., 2016). D'autres travaux ont mis en évidence une perte de complexité dans les troubles de la marche (Herman et al., 2005) et les ont associés au risque de chutes chez des personnes âgées (Hausdorff, 2007; Lamothe et al., 2011). En utilisant la fractalité comme marqueur de complexité du contrôle locomoteur, il est possible d'évaluer l'efficacité de traitements contre les troubles neurologiques (Mirelman et al., 2011). La complexité dans la périodicité des tâches locomotrices est alors vue chez l'Homme comme le marqueur d'un contrôle distribué des rythmes moteurs qui est à la fois flexible, adaptable et robuste (Goldberger et al., 2002; Hausdorff, 2009; Marmelat and Delignières, 2012).

Des protocoles réalisés sur tapis roulant ont pu mettre en évidence que des contraintes extérieures altèrent la complexité des rythmes moteurs, en imposant par exemple des vitesses de marche (Costa et al., 2003; Jordan et al., 2007; Scafetta et al., 2003) ou de course (Jordan et al., 2009) qui s'écartent des vitesses spontanées (préférentielles) des participants, ou encore en demandant au marcheur de suivre le

rythme d'un métronome (Roerdink et al., 2015; Terrier et al., 2005; Terrier and Dériaz, 2012).

En supposant un rôle central dans la génération des rythmes moteurs, des travaux se sont concentrés sur l'impact de facteurs psycho-cognitifs sur la complexité. Suivant le paradigme de la double-tâche (Kahneman, 1973), l'Homme ayant des ressources cognitives finies, l'exécution simultanée de tâches (ici, cognitive et motrice) se fait au détriment de la performance de l'une ou l'autre (Li et al., 2012; Pashler, 1994; Yogev-Seligmann et al., 2008). Dans ce contexte, il a pu être montré que l'exécution d'une tâche cognitive simultanément à la tâche motrice rythmique pouvait modifier la complexité de la série temporelle du rythme (Hausdorff, 2009; Lamothe et al., 2011; Tanimoto et al., 2016). Toutefois, la revue de littérature montre clairement que l'effet d'une tâche cognitive ajoutée à une activité motrice sur les marqueurs de complexité dépend du contexte (Bollens et al., 2014; Grubaugh and Rhea, 2014; Hausdorff, 2009; Kiefer et al., 2009). On peut noter par exemple l'importance de l'attention portée à la tâche motrice, qui peut varier (Warlop et al., 2013), ou encore le rôle de l'expérience motrice passée lorsqu'il s'agit de s'approprier rapidement un mouvement rythmique peu familier, comme celui du ski de piste (Nourrit-Lucas et al., 2015). Une difficulté supplémentaire vient de la distribution du contrôle, qui semble dépendante des caractéristiques de tâches engagées. Certaines tâches motrices simples et continues invitent à un contrôle périphérique, tandis que des tâches motrices à la forme complexe ou discontinue demandent une grande implication centrale. Les tâches cognitives imposent des contraintes que l'on peut graduer (par exemple soustraire de 2 en 2 ou de 7 en 7). Les tâches cognitives peuvent solliciter des zones cérébrales interférant plus ou moins avec les zones impliquées dans le contrôle moteur. De fait, l'influence de l'état cognitif sur le rythme moteur est très dépendante des tâches cognitivo-motrices (Delignières et al., 2011).

Il est aujourd'hui difficile d'atteindre un consensus clair et généralisable sur l'interférence cognitive dans la génération des rythmes moteurs, qui permettrait de

renseigner plus largement sur les stratégies de génération de ces rythmes. Cette problématique reste un terrain d'expérimentation très riche.

Les aspects métrologiques revêtent une importance non négligeable lorsqu'il s'agit de mesures physiologiques, et en particulier de mesures répétées un grand nombre de fois avec le souci d'une même précision pour chaque mesure. Le point central dans l'étude des séries physiologiques temporelles repose sur le fait que le bruit instrumental, qui est incontournable, est source de perturbations aléatoires (bruit blanc). Il est important que ce bruit reste négligeable face aux grandeurs physiologiques d'intérêt. L'étude du rythme de la marche est couramment réalisée avec des capteurs insérés dans des semelles qui équipent la chaussure du marcheur (Hausdorff, 2009). C'est un boîtier porté à la ceinture qui intègre les signaux de pression sur la semelle et permet de détecter a posteriori la pose successive d'un même talon pour déduire l'intervalle de temps entre chaque foulée. Compte tenu des avancées technologiques qui équipent aujourd'hui des objets de type smartphone, en particulier l'intégration de centrales inertielles extrêmement sensibles au mouvement de l'appareil, la question du transfert d'une technologie de laboratoire (semelles + boîtier) à une technologie « smartphone » est posée. Compte tenu du nombre de personnes équipées à ce jour, il est tout à fait envisageable de rendre accessible à un immense public (centre de soins, de rééducation, quidam) des dispositifs de mesure performants embarqués dans des smartphones. Dans cette perspective, et à l'occasion de l'étude de la complexité du rythme de la marche, nous avons envisagé de réaliser nos mesures expérimentales à l'aide d'iPod. Cette utilisation nécessite de répondre à un certain nombre de conditions préalables concernant l'adéquation de la fréquence d'échantillonnage, la pertinence du signal d'accélération ou gyroscopique par rapport aux capacités de détecter automatiquement, ou de manière semi-automatique les périodes locomotrices d'intérêt (pose du talon avec un objet porté à la ceinture par exemple).

Il nous semblait ici donc nécessaire d'explorer plusieurs problématiques :

- Quelle est la capacité d'objets connectés standards à atteindre une précision nécessaire pour évaluer la complexité du rythme moteur à des fins de recherche ?

- Quelle est l'influence de l'exécution d'une tâche cognitive sur la génération des rythmes moteurs complexes ?
- Cette influence est-elle reproductible dans différentes tâches motrices aux caractéristiques distinctes ?

Pour explorer simultanément ces différentes problématiques, nous avons mis en place deux protocoles expérimentaux :

- Un protocole de double-tâche cognitivo-motrice lors du pédalage sur ergocycle, où les périodes de pédalage étaient mesurées à la fois avec un outil *gold standard* de laboratoire et des smartphones (iPod).
- Un protocole de double-tâche cognitivo-motrice lors de la marche sur tapis roulant et en extérieur, où les périodes de marches étaient mesurées avec un smartphone (iPod).

1.3. Signature du contrôle autonome cardiaque

Le contrôle autonome du rythme cardiaque est essentiellement médié via des innervations sympathiques et parasympathique, venant moduler (accélérer et ralentir) un rythme intrinsèque stable géré par le nœud sinusal. De subtiles variations du rythme cardiaque, sur de courtes périodes de temps, visant principalement à maintenir l'oxygénation cérébrale et musculaire, compensent diverses fluctuations, comme la pression thoracique liée à la respiration, ou les variations de pression artérielle. L'étude de la « variabilité du rythme cardiaque », mélange de toutes ces influences, vise alors à analyser la série temporelle de l'évolution des intervalles RR (entre deux pics R d'un électrocardiogramme, voir Figure 6) pour en extraire des informations sur le contrôle autonome.

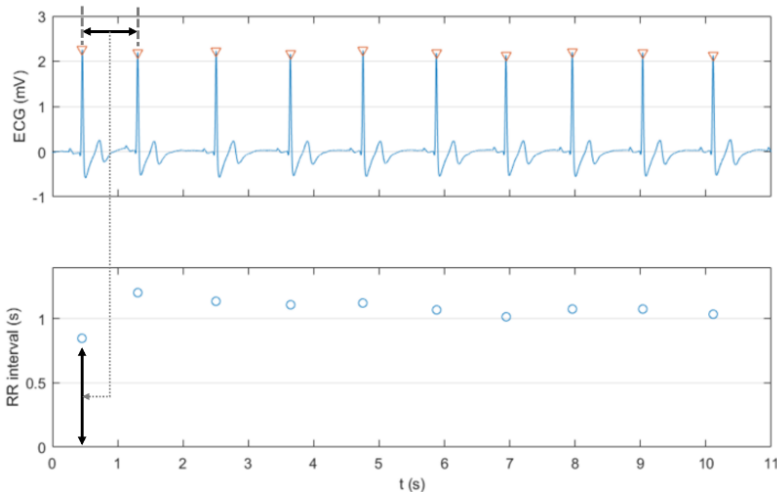


Figure 6 : Illustration du principe de l'analyse de la variabilité des intervalles RR .

La nombre de publications sur la variabilité du rythme cardiaque (Heart Rate Variability – HRV), liée au contrôle autonome cardiaque (environ 1400 par an soit presque 4 par jour), montre le besoin chez les physiologistes, neuroscientifiques, psychologues et cliniciens de capturer des marqueurs sensibles des fonctions sympathiques et vagales (parasymphatique) chez l’humain (Malik, 1996; Malliani et al., 1991; Pagani et al., 1989; Wayne et al., 2013). Des travaux ont confirmé depuis des dizaines d’années la capacité des analyses temporelles et fréquentielles de variabilité du rythme cardiaque comme marqueur des modulations circadiennes (Bernardi et al., 1992), de la mortalité post-infarctus (Kleiger et al., 1987), de neuropathies autonomes (Lishner et al., 1987) de l’insuffisance cardiaque (Woo et al., 1992), de santé physique (Goldsmith et al., 1997), mentale (Beauchaine and Thayer, 2015) et globale (Panிக்கia et al., 2018; Thayer and Lane, 2007) etc. L’explosion des usages de ces méthodes dans les années 1980 et 1990 a mené au rassemblement d’une Task Force par *l’European Society of Cardiology* et la *North American Society of Pacing and Electrophysiology* pour faire le bilan et donner des indications sur les bons usages de la variabilité du rythme cardiaque en contexte académique et clinique (Malik, 1996).

Les analyses « temporelles » permettent de quantifier l’amplitude de la variabilité du rythme cardiaque à travers des indices statistiques simples (écart type, variance, RMSSD par exemple). Très tôt, des travaux ont associé une grande variabilité

à un bon état de santé global (Malik, 1996). Par la suite, les analyses dites « fréquentielles » de la variabilité du rythme cardiaque ont pu servir de marqueur de l'activité du système nerveux autonomes, par leur capacité à isoler les influences des branches sympathique et parasympathique sur la modulation du rythme cardiaque. Les variations hautes fréquences du rythme cardiaque (modulations liées à la respiration) ont pu être associées à l'activité purement parasympathique, et les variations basse fréquence (modulations liées à des rythmes baroréflexes) à un mélange d'activité sympathique et parasympathique (Malik, 1996). Ainsi, les modulations à haute fréquence -typiquement de 0.15Hz à 0.4Hz- et les modulations basses fréquences -typiquement de 0.04Hz à 0.15Hz- ont été séparées pour obtenir des indices pertinents de l'activité parasympathique ou de la balance sympatho-vagale.

Une difficulté associée à l'utilisation des analyses fréquentielles de la variabilité du rythme cardiaque est sa sensibilité à la fréquence respiratoire. En effet, il est dans ces méthodes implicitement admis que la fréquence respiratoire est toujours au-dessus de 0.15Hz. Il a pourtant été démontré que les erreurs d'identifications de la puissance spectrale associée aux modulations respiratoires, lors de respirations lentes, pouvaient amener à créditer au système sympathique, la puissance parasympathique délivrée à une fréquence inhabituellement $<0.15\text{Hz}$ (Bernardi et al., 2000; Brown et al., 1993; McCraty and Zayas, 2014; Miyake et al., 2009; Pichot et al., 1999; Roscoe, 1992; Saboul et al., 2014; Tanaka and Hargens, 2004). Des travaux tentent aujourd'hui de prendre en compte ces caractéristiques respiratoires pour compenser ces erreurs. Les travaux les plus récents se concentrent sur l'amélioration de l'estimation de la puissance associée au RSA en la conditionnant à la fréquence respiratoire, soit en analysant uniquement le signal RR (Widjaja et al., 2014, 2013), soit en mesurant parallèlement la respiration (Choi and Gutierrez-Osuna, 2011).

En tant que marqueur de l'activité du système nerveux autonome, la variabilité cardiaque mesurée au repos varie en fonction de la charge d'entraînement physique (Pichot et al., 2002), ainsi qu'avec la charge mentale (Mansikka et al., 2016). De nombreux auteurs utilisent aujourd'hui la variabilité cardiaque comme marqueur de

l'état mental dans des études en sciences cognitives (Bornas et al., 2012; Durantin et al., 2014; Melillo et al., 2011; Miyake et al., 2009; Muth et al., 2012; Overbeek et al., 2014; Petkar, 2011) et en psychologie (Bornas et al., 2012; Hovland et al., 2012). Dans ce domaine, les travaux de Thayer (Hovland et al., 2012; Thayer and Brosschot, 2005; Thayer and Lane, 2009) occupent une place importante: ils se concentrent particulièrement sur les hautes fréquences de la variabilité cardiaque mesurée au repos en situation calme comme marqueur d'une activation parasympathique signant la qualité des interactions cœur-cerveau et une bonne santé mentale.

Lorsque l'individu n'est plus au repos mais en train de réaliser des tâches mentales, associer une réponse autonome cardiaque à un état mental est difficile, particulièrement à cause d'influences croisée du travail mental sur la respiration et sur le contrôle cardiovasculaire (Bernardi et al., 2000). De plus, la réponse autonome cardiaque à une tâche mentale, au sens d'une activation corticale et de subséquentes activations de voies efférentes à travers le réseau central autonome (central autonomic network, CAN ; Thayer and Lane, 2009; Thayer and Siegle, 2002), a été associée à des modifications du HRV de très faible magnitude. Nous en concluons donc que, même si les méthodes d'analyse fréquentielle de la variabilité cardiaque sont des méthodes très prometteuses d'évaluation non invasive de l'état cognitif, leur potentiel complet ne pourra être atteint qu'en améliorant robustesse et précision.

En parallèle des analyses temporelles et fréquentielles, les analyses de complexité de la variabilité du rythme cardiaque ont montré leur capacité à explorer la physiologie au travers de nombreuses études. Dès les années 1990, ces analyses ont révélé des variations de complexité avec le sexe (Ryan et al., 1994) et le vieillissement (Costa and Goldberger, 2015), avec des pathologies comme la fibrillation auriculaire, l'insuffisance cardiaque (Costa et al., 2002) et le sepsis néonatal (Lake et al., 2002). La complexité du signal HRV est associée à un système en bonne santé, et est comprise comme une adaptabilité du système cardiovasculaire, une capacité à varier de manière à s'adapter à ces contraintes externes diverses. La complexité dans la variabilité du rythme cardiaque a aussi montré sa capacité à marquer des états psychologiques : elle varie

avec la fatigue psychologique (Hung and Jiang, 2009), l'humeur (Valenza et al., 2014), ainsi que les états cognitifs (Young and Benton, 2015) et émotionnels (Valenza et al., 2014). La signification physiologique précise de la complexité du contrôle autonome cardiaque reste floue.

La mesure de variabilité du rythme cardiaque à l'aide d'objets connectés est aujourd'hui de plus en plus courante. Si les bracelets connectés, mesurant généralement le rythme cardiaque via la photopléthysmographie, n'atteignent pas les recommandations de précisions pour l'analyse de variabilité du rythme cardiaque (Malik, 1996), les ceintures cardiaques connectées qui mesurent directement l'électrocardiographie atteignent souvent une précision suffisante (Giles et al., 2016; Wallén et al., 2012). L'utilisation de tels objets connectés à des fins de recherche peut permettre à la fois de développer l'utilisation des analyses de variabilité cardiaque dans des contextes classiques par une réduction des coûts et une plus grande facilité d'utilisation. L'utilisation d'objets connectés permet d'envisager de nouveaux protocoles expérimentaux, en particulier en situation de vie quotidienne, ainsi que de réduire les biais de comportements des sujets (stress, excitation) liés à un contexte expérimental trop visible.

Particulièrement, dans le contexte de cette thèse CIFRE, l'entreprise partenaire voulait compléter ses solutions de « human monitoring ». Une demande était donc de pouvoir utiliser des objets connectés pour du suivi de charge mentale dans des tâches complexes à haute demande mentale (aéronautique) ou encore du suivi d'états émotionnels (marketing) en contexte naturel.

Nous avons choisi de nous intéresser particulièrement aux problématiques suivantes :

- Quelles sont les réactions autonomes cardiaques à différentes charges mentales ?
- Comment améliorer la robustesse des analyses fréquentielles de la variabilité du rythme cardiaque pour marquer les états cognitifs ?

- Cette robustesse peut-elle être retrouvée en utilisant des ceintures cardiaques connectées ?

Dans le cadre de cette thèse, nous avons mené deux études distinctes que nous présenterons en détails dans le chapitre 5 :

- Une étude de l'activation autonome cardiaque liée à la charge mentale en contexte de laboratoire, avec une nouvelle méthode qui exploite la fréquence respiratoire pour affiner la décomposition fréquentielle de HRV et gagner en robustesse pour isoler les modulations sympathiques et parasympathiques.
- Une étude de l'activation autonome et de la complexité de la variabilité cardiaque associée à la charge mentale en réalité virtuelle.

1.4. Objectif de la thèse

L'objectif de ce travail de thèse est d'accéder à une meilleure compréhension du fonctionnement des systèmes complexes du contrôle physiologique. L'approche scientifique employée est essentiellement expérimentale mais elle est accompagnée d'une démarche d'amélioration méthodologique, avec le recours à la simulation numérique. L'ambition d'exploiter les objets connectés pour étendre les approches expérimentales au-delà des murs du laboratoire a également nécessité d'aborder des aspects de métrologie. Toutes ces démarches s'appuient sur trois systèmes physiologiques complexes : le contrôle autonome cardiaque, le contrôle des rythmes locomoteurs et le contrôle postural.

Chapitre 2

Méthodes d'analyse de la complexité :
fractalité, entropie

Nous nous intéresserons dans ce travail à deux indices de complexité des séries temporelles physiologiques : la fractalité et l'entropie (multi-échelles). Costa et collaborateurs (2003) ont montré que sur un même jeu de données, des séries temporelles du rythme de la marche, les indicateurs d'entropie et de fractalité sont faiblement corrélées. Ces auteurs concluent que fractalité et entropie, qui constituent tous deux des indices de complexité, pourraient révéler des qualités en partie distinctes au sein d'un système complexe.

2.1. Fractalité

La notion de fractalité s'appuie sur le principe de « phénomène d'échelle » ou de « scaling », une autosimilarité statistique. Dans un signal possédant un scaling, les propriétés statistiques observées à une échelle temporelle sont proportionnelles, sur une échelle logarithmique, à cette échelle d'observation. L'étude des phénomènes d'échelle dans les signaux physiologiques a été formalisé dans le même cadre que celui des fractales (Mandelbrot and van Ness, 1968). Les fractales géométriques possèdent une autosimilarité stricte avec la reproduction d'un même motif, tandis que dans l'autosimilarité statistique des signaux physiologiques, une propriété statistique est reproduite (Figure 7). Les caractéristiques de ces phénomènes d'échelles permettent de décrire ces signaux physiologiques à travers de nouveaux indicateurs, comme l'exposant d'échelle. Ces analyses sont dites « analyses de fractalité ».

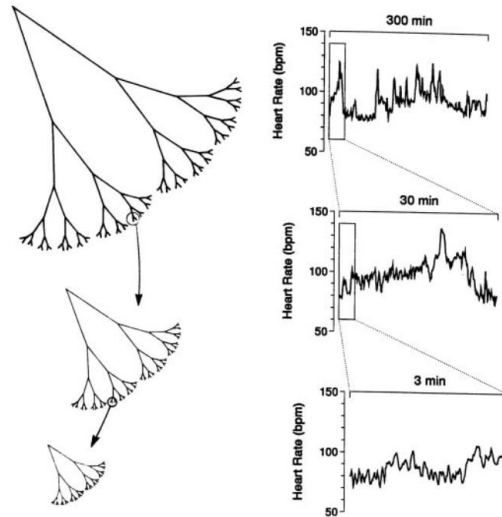


Figure 7 : Illustration schématique de l'autosimilarité dans une fractale géométrique (gauche) et dans un signal cardiaque (droite). Cette figure est extraite de Goldberger (2002).

Dans un signal possédant un scaling, la puissance spectrale est une loi puissance (power law) de la fréquence : $P(f) \sim f^{-\beta}$. Cette représentation est souvent exprimée en échelles logarithmique pour faire apparaître la relation affine : $\log(P(f)) \sim -\beta \times \log(f)$ (Figure 8).

Cela représente bien une autosimilarité comme on retrouve une relation d'échelle entre une propriété statistique, la variance observée dans une fréquence, et l'échelle d'observation de cette propriété, la fréquence.

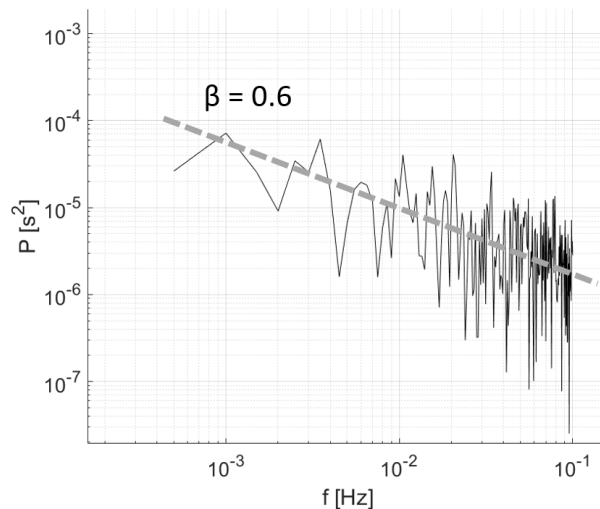


Figure 8 : Exemple de la densité spectrale de puissance d'un signal d'exposant $\beta=0.6$ généré avec la méthode de Davies et Harte (Davies and Harte, 1987).

Le signal peut être caractérisé par la pente β de cette équation. On peut décrire un continuum de signaux, incluant les bruits Gaussiens (bruits blancs, signaux aléatoires), correspondant à $\beta = 0$, les mouvements Browniens (intégrales de bruits blancs, marches aléatoires), correspondant à $\beta = 2$, mais aussi toutes les valeurs intermédiaires. On considère des signaux dits bruits Gaussiens fractionnaires (fractional Gaussian noise, fGn) et mouvements Browniens fractionnaires (fractional Brownian motion, fBm), illustrés en Figure 9 (Mandelbrot and van Ness, 1968).

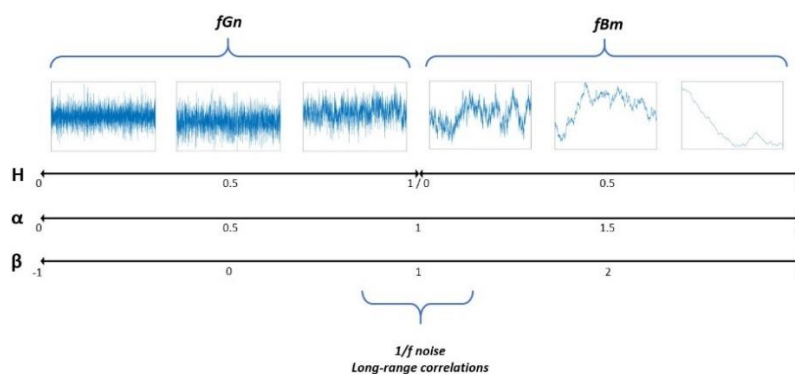


Figure 9 : Continuum fGn/fBm, avec les valeurs des exposants H , α et β correspondantes. Cette illustration est largement inspirée des travaux de Marmelat (Marmelat and Delignières, 2012).

En pratique, l'analyse spectrale des phénomènes d'échelle est aujourd'hui peu utilisée et on lui préfère des méthodes conçues particulièrement pour l'étude des phénomènes d'échelle, comme Detrended Fluctuation Analysis.

2.1.1. Detrended Fluctuation Analysis

La méthode Detrended Fluctuation Analysis (DFA ; Peng et al., 1995, 1993) a été conçue spécialement pour l'analyse des signaux possédant des phénomènes d'échelle. Il a été montré que DFA était formellement équivalent à PSD pour analyser les phénomènes d'échelles dans la limite de signaux infinis sans bruits : la méthode donne donc des résultats similaires sur des signaux longs (Heneghan and McDarby, 2000) mais semble plus robuste pour des signaux courts qui sont proches du bruit $1/f$ (Delignieres et al., 2006). Ces conditions étant souvent remplies dans les signaux physiologiques analysés, DFA sera préférée à l'approche PSD dans ce travail de thèse.

La méthode dérive un coefficient d'échelle appelé α , mathématiquement lié à β dans le cas idéal par la relation : $\alpha = \frac{\beta+1}{2}$

L'algorithme de DFA contient plusieurs étapes (Figure 10) détaillées ici pour un signal x de taille N :

1. Le signal x de taille N est intégré après lui avoir soustrait sa moyenne :

$$y(k) = \sum_{i=1}^k (x(i) - \bar{x})$$

2. La série temporelle intégrée y est alors divisée en boîtes non chevauchantes de taille n et dans chaque boîte le signal est approximé par une droite affine (par la méthode des moindres carrés), représentant la tendance dans chaque boîte. Le signal affine par morceaux construit ainsi est dénoté y_n .
3. La moyenne quadratique des fluctuations du signal intégré y auquel est soustrait cette tendance y_n est alors calculée par l'équation :

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2}$$

Les étapes 2 et 3 sont répétées sur une gamme de valeurs de n , généralement de $n=4$ à $n=N/4$ (limites dans lesquelles l'estimation est précise).

Dans le cas d'un phénomène d'échelle, $F(n)$ croît avec n en loi de puissance :

$$F(n) \sim n^\alpha \Rightarrow \log(F(n)) \sim \alpha \times \log(n)$$

Et la valeur de l'exposant d'échelle α peut être identifiée comme la pente d'une approximation linéaire (par la méthode des moindres carrés) de $\log(F(n))$ vs. $\log(n)$ (ou de $F(n)$ vs. n dans un graphe log-log, ce qui est strictement équivalent).

Ici, $\log$ représente le logarithme en base 10, pour une lecture plus aisée des graphiques, mais le logarithme népérien fonctionne pour la plupart des équations.

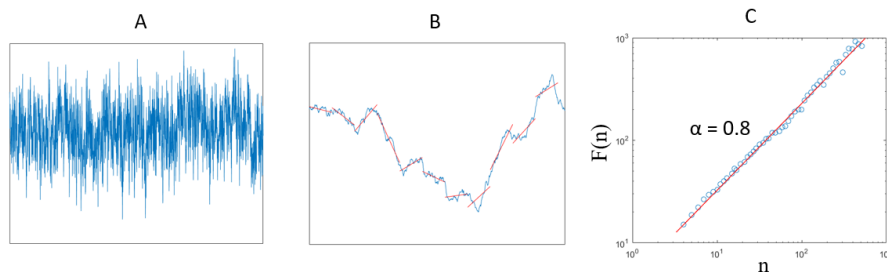


Figure 10 : Illustration du processus de DFA : (A) Bruit Gaussien fractionnaire d'exposant $\alpha=0.8$ généré artificiellement avec la méthode de Davies & Harte (1987) ; (B) exemple d'approximation affine par morceaux de ce signal intégré, sur les boîtes de taille $n=181$; (C) graphique $\log(F(n))$ vs. $\log(n)$.

Situés à la limite entre fGn et fBm (Figure 9), les signaux ayant un exposant d'échelle α proche de 1, typiquement $\alpha \in [0.75, 1.25]$ sont appelés « bruits 1/f » ($\alpha \sim 1 \Rightarrow \beta \sim 1 \Rightarrow P(f) \sim \frac{1}{f}$) et ont des caractéristiques fractales (Mandelbrot, 1975; Tatom, 1995). C'est cette fractalité -cette proximité au bruit 1/f- qui est utilisée comme

caractéristique de la complexité d'un signal : un signal fractal a une grande complexité, tandis qu'un signal tendant vers un bruit blanc ou un mouvement gaussien n'est pas complexe.

2.1.2. Limites et améliorations de DFA

Il convient d'être prudent lors de l'utilisation de DFA. Utiliser directement cette méthode sur un signal quelconque peut amener à classer à tort ce signal comme fractal. En effet, des signaux même à contenu fréquentiel très simple peuvent reproduire grossièrement un comportement affine dans le graphique $\log(F(n))$ vs. $\log(n)$. Cela a souvent mené des auteurs à la conclusion qu'un signal était du bruit $1/f$, lorsque ce n'était pas nécessairement le cas. Par exemple, dans l'analyse cardiaque, l'analyse de fractalité court-terme, beaucoup utilisée encore aujourd'hui, n'est probablement qu'un artefact dû à la présence de deux oscillateurs, dont le rapport des puissances peut être associé à du bruit $1/f$ (Francis et al., 2002). Des travaux se sont intéressés à concevoir des méthodes et bonnes pratiques pour éviter ces erreurs. Par exemple, la méthode de "relative roughness" introduite par Marmelat et collaborateurs (Marmelat et al., 2012) est un critère d'exclusion pour la classification de signaux comme fractal. La méthode considère le ratio des variations locales et globales, et exclue les signaux trop « lisses » pour être considérés comme ayant un réel comportement fractal. Cependant cette méthode a ses limites : contrairement à des modèles mathématiques, les comportements de type fractal dans les signaux physiologiques sont nécessairement limités, car bornés au moins par les limites physiques, mais aussi par les limites d'ordres de grandeur du système physiologique. Nous considérerons ici que l'analyse attentive du graphique $\log(F(n))$ vs. $\log(n)$ de DFA et des résidus de son approximation affine, ainsi qu'une bonne connaissance de la nature du signal d'intérêt, peuvent mener à une bonne interprétation. Comme α est un exposant d'échelle, les limites d'échelles sur lesquelles un tel phénomène est observé est de la plus haute importance. Par exemple, déterminer l'exposant d'échelle à l'aide de DFA dépend de la fréquence d'échantillonnage du signal d'intérêt. Si la fréquence d'échantillonnage était plusieurs ordres de grandeur au-dessus

de la plus haute fréquence du phénomène analysé (*e.g.* un échantillonnage à 2kHz pour une analyse de la posture qui implique des phénomènes physiologiques opérant au maximum à une fréquence de 20Hz), DFA ne donnerait pas de résultats fiables ; les résultats dépendraient exclusivement du bruit instrumental dans les plus petites tailles de boîtes (hautes fréquences). Ici, la méthode de *relative roughness* exclurait simplement un tel signal (non fractal), alors que le signal pourrait contenir des informations intéressantes dans les échelles plus grandes. C'est très probablement le phénomène qui se produit dans les travaux de Kuznetsov et collaborateurs (Kuznetsov et al., 2013), qui remarquent une pente très particulière dans les plus petites échelles du graphique de AFA (Adaptative Fractal Analysis, un dérivé de DFA), sur leur analyse posturale échantillonnée à 100Hz (là où les mesures habituelles sont échantillonnées à 40Hz). Ces différents exemples illustrent bien l'idée qu'une problématique mal posée ou mal analysée peut facilement mener à des erreurs dans l'interprétation de DFA, en renvoyant un faux positif : « le signal est fractal » alors qu'il ne l'est pas, ou un faux négatif : « le signal n'est pas fractal » alors qu'il l'est.

Dans la continuité de ces considérations, le phénomène de « crossover » (rupture de pente) demande, lui aussi, une attention toute particulière. En effet, si l'on a vu qu'un phénomène de scaling pouvait être limité physiquement et n'avoir de sens que sur des échelles spécifiques, il peut aussi y avoir deux ou plusieurs bandes de fréquences (de tailles de boîtes) sur lesquelles des phénomènes d'échelles ont simultanément un réel sens physiologique. Cela se manifeste par la présence de plusieurs pentes différentes dans DFA (ou dans le PSD). Les régions sur lesquelles analyser les phénomènes d'échelle sont par conséquent intrinsèquement dépendantes du système (et des sous-systèmes le cas échéant) analysé(s). Lorsqu'un tel cas se présente sur un système inconnu, une méthode classiquement employée est de remarquer un tel crossover après analyse du signal, puis de séparer l'analyse (approximation affine) sur les différentes sections identifiées a posteriori. C'est la méthode que nous emploierons dans l'analyse de la fractalité des comportements moteurs rythmiques (section 4). Selon la reproductibilité des résultats empiriques obtenus dans la littérature, les bornes peuvent

aussi être déterminées a priori, comme c'est le cas dans l'analyse de la variabilité cardiaque où de petites et de grandes échelles ont été séparées de manière systématique (Iyengar et al., 1996; Peng et al., 1993), et arbitraire.

Finalement, il a été remarqué que lors de l'utilisation de DFA, prendre toutes les valeurs entières possible de n sur un intervalle $[[n_{min}, n_{max}]]$ entraîne une forte concentration de points dans les grandes tailles de boîtes à cause de la transformation logarithmique. Ceci cause une pondération excessive des grandes boîtes dans l'approximation linéaire par la méthode des moindres carrés. Pour compenser ce problème, il a été proposé de choisir les valeurs de n sur une échelle pseudo-exponentielle, une méthode appelée « evenly-spaced DFA » de manière à garantir un écartement constant sur l'échelle logarithmique (Almurad and Delignières, 2016). Dans le présent travail de thèse pour garantir un nombre maximum de taille de boîtes dans un intervalle $[[n_{min}, n_{max}]]$ tout en garantissant leur répartition équilibrée, nous avons défini les tailles de boîtes n telles que :

- $n(1) = n_{min}$
- $n(2) = n(1) + 1$
- *pour $i > 2$, $n(i) = n(i - 1) \times \frac{n(2)}{n(1)}$ (valeurs approximées à l'entier le plus proche)*

2.1.3. Sens de la fractalité

Plusieurs éléments permettent de comprendre les caractéristiques fractales, particulièrement dans le contexte de signaux physiologiques. Tout d'abord, l'exposant d'échelle peut être interprété en termes de *persistence* :

- $\alpha < 0,5$ signifie qu'un signal est antipersistant, il est anticorrélé : une valeur haute sera vraisemblablement suivie d'une valeur basse par exemple.
- $\alpha = 0,5$ signifie qu'un signal n'a aucune persistence : une valeur haute ne donne aucune information sur la valeur suivante par exemple.
- $\alpha > 0,5$ signifie qu'un signal est persistant, il possède des corrélations positives : une valeur haute sera vraisemblablement suivie d'une valeur haute par exemple.

Ainsi, plus α est élevé, plus le signal est persistant.

Le sens physiologique de la fractalité peut être vu aussi vu au sens de la mémoire du système étudié. Un bruit blanc a une mémoire nulle dans la mesure où chaque itération est aléatoire et non dépendante des éléments précédents ; un mouvement brownien est la simple sommation d'un bruit blanc, l'itération additive d'un phénomène aléatoire ; tandis que le bruit $1/f$ pur a une mémoire infinie. Cette caractéristique est observée dans la fonction d'autocorrélation du signal d'intérêt, qui décroît de manière lente pour des signaux de type fractal (Figure 11). On dit alors que le bruit $1/f$ a des corrélations long terme, puisque les corrélations persistent typiquement sur de grandes échelles de temps. Ces corrélations long terme sont souvent interprétées comme un avantage dans le sens où le système s'adapte à son environnement en considérant à la fois les événements passés il y a longtemps et peu de temps avant.

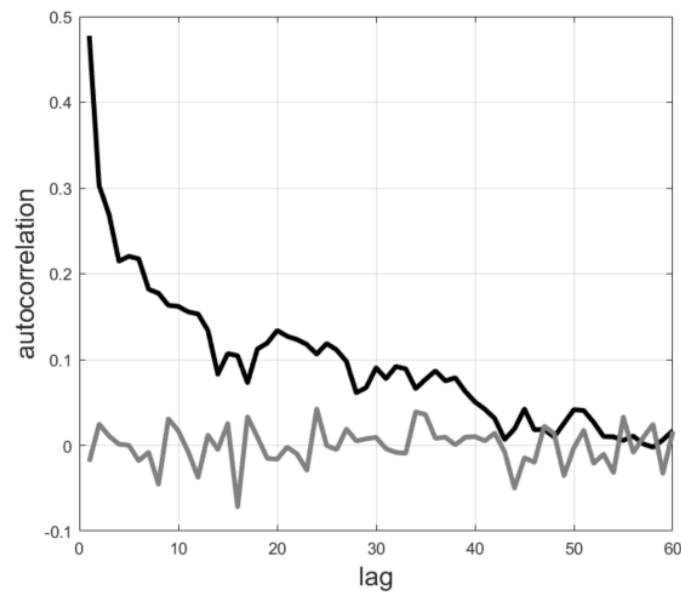


Figure 11 : Fonction d'autocorrélation d'un bruit gaussien fractionnaire d'exposant d'échelle $\alpha=0.8$ (noir) et d'un bruit blanc (gris), générés avec la méthode de Davies & Harte (1987).

Le bruit $1/f$ dans un signal de sortie d'un système physiologique est souvent associé à un contrôle organisé et coordonné (Marmelat et al., 2012). Cette interprétation place le bruit $1/f$ comme un équilibre entre deux fonctionnements sous-optimaux que sont le bruit gaussien et le mouvement brownien. Le bruit gaussien, sans aucune persistance, est vu comme une stratégie de contrôle trop lâche : le système évolue de manière aléatoire sans aucune contrainte. A l'inverse, le mouvement brownien, très persistant, est vu comme une stratégie de contrôle trop serrée : le système persiste fortement, avec des contraintes internes qui dirigent son évolution. Un signal physiologique proche du comportement fractal est perçu comme le signe d'un système coordonné, entre un contrôle trop lâche et trop serré. Le système qui génère ce signal est à la fois flexible, pour répondre aux demandes constantes de l'environnement, et robuste dans le sens où il ne permet pas de s'éloigner dangereusement des valeurs qui caractérisent l'homéostasie.

2.2. Entropie

Une autre mesure de la complexité dans les signaux physiologiques a été proposée sur la base de la richesse d'information contenue dans un signal. Cette vision s'appuie sur des mesures d'entropie, l'irrégularité d'un signal, qui quantifient le taux de production d'information. Un signal sinusoïdal est prédictible, il ne crée pas de nouvelle information à chaque période, et est donc faiblement entropique d'après les méthodes que nous détaillerons ci-dessous. Une entropie élevée signifie à l'inverse un taux de production d'information élevée, que l'on associe à une nécessaire complexité du système (réseau) émetteur de ce signal, et à une meilleure adaptabilité du système physiologique.

2.2.1. Approximate entropy et Sample entropy

La première méthode utilisée pour quantifier l'entropie dans les signaux physiologiques est *Approximate Entropy* (Pincus, 1995), même si par la suite c'est la méthode *Sample Entropy* (Richman and Moorman, 2000), son amélioration, qui lui a été préférée. Ces deux méthodes quantifient l'entropie via l'imprédictibilité du signal, par la probabilité qu'à l'intérieur du signal deux motifs de longueur m qui sont identiques soient toujours identiques lorsqu'on leur ajoute un $m+1^{\text{eme}}$ point successif (Figure 12). Sample Entropy est ainsi définie pour un signal de taille N par :

$$S_E(m, r, N) = \ln \left(\frac{\sum_{i=1}^{N-m} n_i'^m}{\sum_{i=1}^{N-m} n_i^{m+1}} \right)$$

Où :

- $n_i'^m$ est le nombre de vecteurs $u_{j \neq i}^m$ proches du vecteur u_i^m : $d(u_i^m, u_i^{m+1}) < r$ (dans Approximate Entropy, $n_i'^m$ est le nombre de vecteurs u_j^m proches du vecteur u_i^m , où l'on compte $j=i$).
- u_i^m est le i -ème vecteur de taille m du signal.
- La distance d entre deux vecteurs est définie comme le maximum des valeurs absolues des différences de ses composantes.

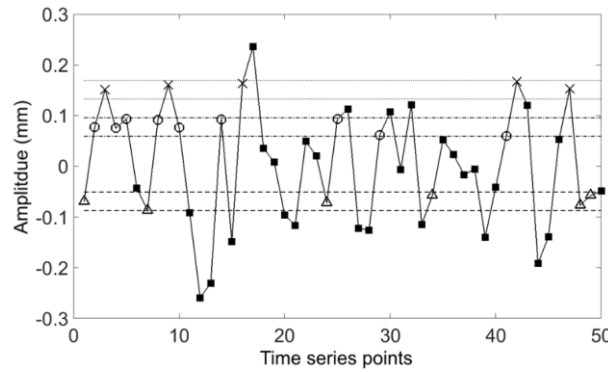


Figure 12 : Illustration de la détection de la similarité des vecteurs issue de Costa et al. 2002. Ici $m=2$ et on observe la reproduction du motif de taille $m+1$: $\Delta, \circ, \times$.

Les tolérances sont notées en pointillés.

Il a été rapidement remarqué que si cette mesure de complexité apportait de nouveaux éléments intéressants pour l'analyse de signaux physiologiques, elle était assez limitée par son incapacité à traduire une complexité multi-échelle, contrairement à DFA par exemple. En effet, selon la vision apportée par Sample Entropy, les signaux les plus « complexes » sont les bruits blancs, complètement aléatoires, imprédictibles. Cette définition était trop limitée pour marquer la notion de complexité des systèmes physiologiques.

2.2.2. Multi-Scale entropy

Pour répondre à cette problématique, il a été proposé de calculer l'entropie à différentes échelles n , une méthode appelée *Multiscale Entropy* (MSE ; entropie multi-échelle) (Costa et al., 2005).

Le calcul de MSE à l'échelle n consiste à calculer l'entropie (généralement Sample Entropy) sur un signal y_n transformé du signal original x par le processus suivant (illustré en Figure 13), appelée *coarse graining* :

$$y_n(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x(n(k-1) + i)$$

Cette transformation divise la taille du signal à chaque échelle et, en rassemblant plusieurs points en leur moyenne, permet de regarder des phénomènes à échelle plus grande. L'échelle 1 correspond alors à Sample Entropy ordinaire.

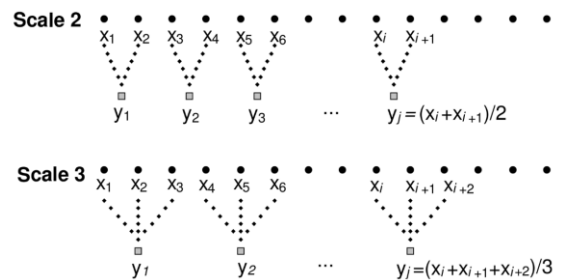


Figure 13 : Illustration du processus de coarse graining issu de Costa et al. 2002.

MSE permet de révéler l'absence de complexité multi-échelle dans le bruit blanc, et à l'inverse un maintien de valeurs d'entropie qui restent stable dans les grandes échelles pour le bruit $1/f$ (Figure 14). Cela signifie que le niveau d'information contenu dans le signal ne diminue pas lorsqu'on l'observe à des échelles plus grandes. Le signal est par conséquent plus riche qu'un bruit blanc. Comme le montre la Figure 14, un signal purement fractal présentera une même valeur d'entropie pour des échelles croissantes à l'infinie. Il faut remarquer, comme dans le paragraphe précédent présentant l'étude de la fractalité que par définition les systèmes physiologiques que nous étudions ont une dimension finie. Le nombre d'échelle à prendre en considération pour l'analyse d'un système physiologique doit donc avoir un sens.

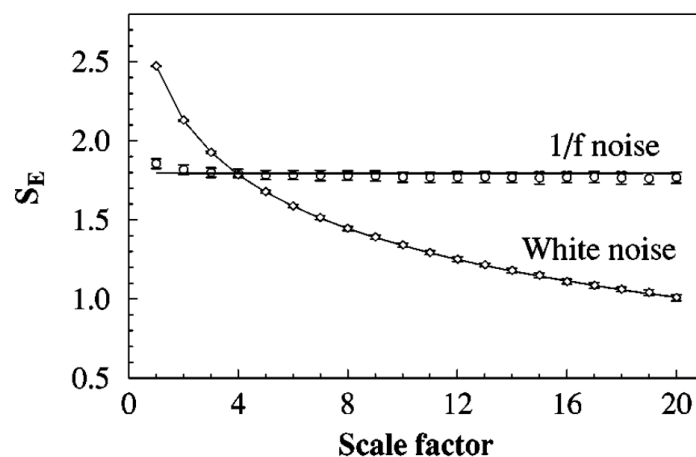


Figure 14 : Illustration de la capacité de MSE à différencier du bruit blanc de bruit $1/f$ par la décroissance de Sample Entropy dans les grandes échelles. Figure issue de Costa et al. 2002.

Certains auteurs ont proposé de conserver un marqueur unique de complexité, appelé *complexity index* (CI), calculé comme l'intégrale de MSE sur plusieurs échelles, via la méthode des trapèzes par exemple.

2.2.3. Limites et améliorations des calculs d'entropie

Une contrainte supplémentaire importante est la limite des échelles qu'il est possible d'étudier en fonction de la taille du signal analysé. En effet, à chaque échelle, le calcul de Sample Entropy nécessite un certain nombre de points pour trouver suffisamment de motifs de taille m et $m+1$ et ainsi estimer la probabilité $\frac{\sum_{i=1}^{N-m} n_i'^{m+1}}{\sum_{i=1}^{N-m} n_i'^m}$ sans avoir trop d'effets stochastiques (Gow 2015). Il est généralement considéré que Sample Entropy ne fonctionne correctement que pour des signaux de taille $N > 200$ (Yentes et al., 2013), pour garantir des valeurs suffisamment élevées de $\sum_{i=1}^{N-m} n_i'^{m+1}$ et $\sum_{i=1}^{N-m} n_i'^m$. Le processus de *coarse graining* divise pour chaque échelle n la taille du signal sur lequel Sample Entropy est appliqué par n . Ainsi l'échelle maximale sur laquelle peut être appliqué Sample Entropy lors du calcul de MSE est $N/200$. Refined Composite Multiscale Entropy (RCMSE ; Wu et al., 2014) est une amélioration de MSE qui vise à diminuer ces erreurs liées à un trop petit nombre de motifs en répétant le coarse graining plusieurs fois (n fois pour l'échelle n) comme suit :

$$y_{n,l}(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x(l + n(k-1) + i), \quad l = 0..n-1$$

Et en calculant Sample Entropy à cette échelle n en prenant en compte les n signaux $y_{n,l}$:

$$S_E(m, r, N, n) = \ln \left(\frac{\sum_{l=0}^{n-1} \sum_{i=1}^{N-m} n_{i,l}'^m}{\sum_{l=0}^{n-1} \sum_{i=1}^{N-m} n_{i,l}'^{m+1}} \right)$$

Où :

- $n_{i,l}'^m$ est le nombre de vecteurs $u_{l,j \neq i}^m$ proches du vecteur $u_{l,i}^m$: $d(u_{l,i}^m, u_{l,i}^{m+1}) < r$
- $u_{l,i}^m$ est le i -ème vecteur de taille m du signal $y_{n,l}$.

RCMSE est particulièrement recommandé pour les signaux courts, en particulier lorsque l'on veut observer une échelle $n > N/750$ (Wu et al., 2014).

Dans le cadre de cette thèse, nous avons été amené à calculer l'indice de complexité CI en utilisant RCMSE sur le nombre maximum d'échelles autorisé par la méthode.

L'entropie était calculée sur chaque échelle par Sample Entropy en utilisant $m=2$ et $r=0.15$ comme recommandé pour la plupart des signaux physiologiques dans la littérature (Costa et al., 2005).

Notons que la conception de nouvelles méthodes de calcul d'entropie est un champ de recherche à part entière, donnant aujourd'hui des analyses variées. On peut par exemple citer parmi les méthodes de calcul d'entropie : symbolic entropy, permutation entropy, fuzzy entropy (Barbieri et al., 2017). De même, les méthodes de calcul d'entropie multi-échelle sont aujourd'hui très nombreuses : composite multi-scale entropy, refined composite multi-scale entropy, modified multi-scale entropy (Humeau-Heurtier, 2015).

Chapitre 3

Stratégie de contrôle postural : fractalité et
boucles de contrôle neurophysiologiques

Nous avons vu en section 1.1 la difficulté d'interprétation du caractère fractal observé dans les oscillations posturales et plus particulièrement l'absence d'un parallèle avec les analyses fréquentielles. Nous revenons ici plus en détails sur l'usage des analyses de fractalité dans le domaine du contrôle postural.

Collins et De Luca (1993) ont été les premiers à remarquer un phénomène d'échelle dans le contrôle postural. En se concentrant sur l'analyse de la position du centre de pression, ils ont décrit deux phénomènes d'échelle distincts : une persistance dans les petites échelles temporelles ($< \sim 1s$) avec un comportement du type $1/f$, et une antipersistance dans les grandes échelles temporelles ($> \sim 1s$), interprétées respectivement comme un contrôle en boucle ouverte et en boucle fermée (Priplata et al., 2002). Les auteurs en ont déduit que le contrôle postural était basé sur l'information de position et que la composante en boucle fermée se déclenchait uniquement dans les plus grandes échelles de temps au dépassement d'un seuil. Ils en conclurent alors que la boucle fermée reposait sur des feedbacks sensoriels, mais pas la boucle ouverte (Collins and De Luca, 1994; Priplata et al., 2002). Cette théorie a été utilisée dans l'évaluation de la fragilité de personnes âgées, situation où les deux boucles sont altérées (Toosizadeh et al., 2015). D'autres auteurs ont aussi observé des signaux de type bruit $1/f$ dans les grandes échelles de temps (Duarte and Zatsiorsky, 2001; Zatsiorsky and Duarte, 2000), et ont préféré décomposer le contrôle postural en un *tremblement* (trembling) dans les petites échelles de temps (mouvements rapides autour d'un point de référence) et une *dérive* (rambling) dans les plus grandes échelles de temps (marche aléatoire du point de référence). Par la suite, Delignières et al. (2011) ont relevé une erreur méthodologique dans les travaux de Collins et De Luca (1993), montrant qu'ils avaient travaillé sur la vitesse du CoP et non pas sa position. Delignières et collaborateurs ont alors dérivé les signaux de position du CoP et ont mis en évidence que le signal de vitesse du CoP était un bruit en $1/f$. Cela les a amenés à revoir les conclusions de Collins & De Luca, pour favoriser l'hypothèse que le contrôle postural se basait sur la vitesse du CoP dans les courtes échelles de temps, et le crossover observé entre les deux échelles (qui donne le bruit $1/f$ dans les grandes échelles du signal de

position du CoP) serait dû à un effet de seuil sur les vitesses qui expliquerait la forte antipersistance du signal de vitesse du CoP dans les grandes échelles de temps. Un exemple typique de l'application de DFA à un signal de position du CoP est donné en Figure 15, où l'on voit apparaître la rupture de pente.

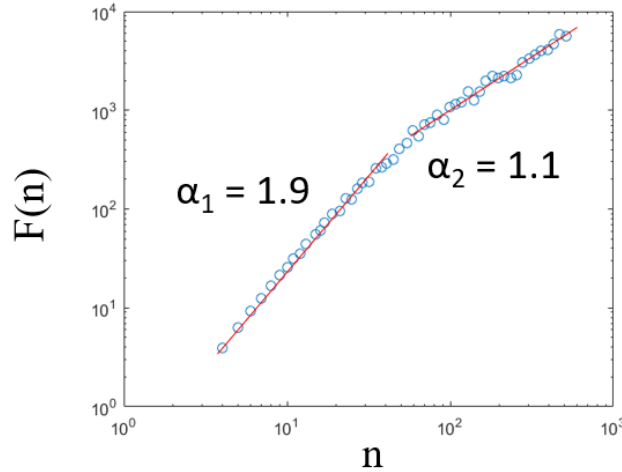


Figure 15 : Exemple du graphe $\log(F(n))$ vs. $\log(n)$ de DFA appliqué à une projection sur l'axe antéropostérieur de la trajectoire du CoP.

On peut conclure que DFA a montré son utilité pour évaluer des dynamiques de contrôle postural et en déduire des stratégies de contrôle. Cependant, la technique a pour le moment peu été utilisée pour distinguer des stratégies de contrôle à des échelles de temps spécifiques. DFA a principalement été limité à la distinction de deux composantes temporelles (Collins and De Luca, 1993; Duarte and Zatsiorsky, 2001; Zatsiorsky and Duarte, 2000), avec assez peu d'informations sur la nature du crossover et les échelles de temps correspondantes. D'un autre côté, les analyses fréquentielles ont lié les caractéristiques spectrales et les contributions de boucles neurales spécifiques. Ainsi il semble manquer un lien entre les analyses fréquentielles et fractales. L'objectif de cette étude est de faire un premier pas dans cette direction, par une méthodologie que nous avons appelée *Frequency-Specific Fractal Analysis* (FsFA, analyse fractale à fréquences spécifiques).

3.1. Développement de la méthode FsFA

L'objectif du développement de cette méthode est de clarifier la relation entre les tailles de boîtes dans DFA et des fréquences. La connaissance d'une telle correspondance entre les tailles de boîtes de DFA et les fréquences dans un signal offre deux avantages :

- pour des signaux donc les caractéristiques fractales ne sont pas connues a priori, cela peut servir d'outil pour mieux interpréter le graphe de $\log(F(n))$ vs. $\log(n)$ avant de calculer l'exposant d'échelle α .
- pour des signaux dont les caractéristiques fractales sont connues, cela peut aider à définir un ou plusieurs exposants d'échelle α calculés sur des bandes fréquentielles spécifiques.

3.1.1. Matériel et méthodes

Certains auteurs ont implicitement associé la taille des boîtes et les composantes fréquentielles des signaux dans l'analyse posturale (Duarte and Zatsiorsky, 2001), comme cela a été fait auparavant dans l'analyse de la variabilité cardiaque (Schmitt and Ivanov, 2007). Il était alors supposé qu'une composante fréquentielle (f) était représentée dans la taille de boîte (n) dans DFA telle que $n = \frac{1}{(\frac{f}{f_s})}$ où f_s est la fréquence d'échantillonnage. Si cette équation peut sembler intuitive, il n'y a à notre connaissance aucun support théorique ou empirique pour la justifier. Nous avons donc dans un premier temps développé une analyse basée sur des signaux simulés de manière à clarifier (valider ou invalider) la relation entre la taille de boîte dans DFA et la fréquence correspondante, en plusieurs étapes :

1. Nous avons généré une banque de signaux fGn artificiels, en utilisant la méthode de Davies & Harte (Bardet and Bertrand, 2007; Davies and Harte, 1987) de 2048 points, avec des valeurs de α allant de 0.1 à 0.9 par pas de 0.1. Dix signaux ont été générés pour chaque valeur de α . Notons ces signaux $X_i(\alpha)$ pour $i \in \llbracket 1, 10 \rrbracket$.

2. Ces signaux ont alors été filtrés par une banque de filtres *passé-bas* de Butterworth du premier ordre sans décalage de phase, de fréquence de coupure f_c . De la même manière, ils ont été filtrés par une banque de filtres *passé-haut* de Butterworth du premier ordre sans décalage de phase, de fréquence de coupure f_c . Notons les signaux ainsi obtenus $X_i^{bas}(\alpha, f_c)$ and $X_i^{haut}(\alpha, f_c)$. Ici la fréquence d'échantillonnage est considérée être $f_s=1$, ce qui est équivalent à dire que les fréquences considérées (f_c) sont normalisées par la fréquence d'échantillonnage f_s . Les valeurs de f_c ont été choisies de façon que $\frac{1}{f_c}$ allait de 4 à 200 par pas de 1: cet intervalle a été choisi pour que si $n = \frac{1}{(\frac{f}{f_s})}$, comme est supposé par d'autres auteurs, les tailles de boîtes correspondantes dans DFA iraient du minimum classiquement admis $n=4$ jusqu'à $\sim N/10$, ce qui nous permet d'éviter les erreurs d'estimation à l'approche de $N/4$. Filtrer des signaux avec $\alpha > 1$ (fBm) avec des filtres de Butterworth n'est pas autorisé comme de tels signaux sont non-stationnaires, d'où la concentration ici sur des signaux avec $\alpha < 1$ (fGn).
3. Un tel filtre génère alors une rupture de pente dans le graphe $\log(n)$ vs. $\log(F(n))$ de DFA. La taille de boîte à laquelle cette coupure apparaissait était alors identifiée automatiquement pour chaque signal, et notée $n_i^{bas}(\alpha, f_c)$ et $n_i^{haut}(\alpha, f_c)$, respectivement pour les signaux filtrés avec un *passé-bas* ou un *passé-haut*. Ces ruptures de pente étaient identifiées comme l'intersection des asymptotes à haute et basse fréquence, avec les hypothèses suivantes :
 - a. Les fréquences/tailles de boîtes non filtrées (basses fréquences pour le *passé-bas*, hautes fréquences pour le *passé-haut*) ont un scaling identique au signal d'origine, donc cette asymptote est de pente α .
 - b. Les hautes fréquences (petites boîtes) filtrées par un *passé-bas* ont une pente de 0.
 - c. Les basses fréquences (grandes boîtes) filtrées par un *passé-haut* ont une pente de $\alpha+1$. En effet, un filtre du premier ordre appliqué augmente la

valeur de β de 2, donc $\alpha_{filt} = \frac{\beta_{filt}+1}{2} = \frac{\beta+3}{2} = \alpha + 1$. Les “boîtes de coupure” étaient alors définies comme la moyenne des boîtes de coupure des signaux filtré par passe-haut et passe-bas : $n_i^\alpha(f_c) = \frac{n_i^{bas}(\alpha, f_c) + n_i^{haut}(\alpha, f_c)}{2}$. Ces boîtes de coupure sont alors considérées comme les tailles de boîte correspondant aux fréquences de coupure. Cela donne alors la relation entre f_c et la boîte de coupure, obtenue pour les 10 signaux simulés $X_{i=1..10}(\alpha)$ et pour chaque valeur de α (étape 1).

4. Nous avons fait l’hypothèse que $n_i^\alpha(f_c)$ était une fonction linéaire de $\frac{1}{f_c}$ sans offset, comme $n_i^\alpha(f_c)$ doit être proportionnel à $\frac{1}{f_c}$. Nous avons alors identifié a_i^α par la méthode des moindres carrés :

- $n_i^\alpha(f_c) = \frac{1}{f_c} \times a_i^\alpha$

3.1.2. Résultats

Un résultat classique de la simulation est illustré en Figure 16. Il apparaît clairement que le filtrage des fGn synthétiques génère une rupture de pente dans la relation $\log(F(n))$ vs. $\log(n)$ de DFA. Chaque rupture de pente était alors identifiée comme l’intersection des deux asymptotes de chaque signal. Dans l’exemple en Figure 16, le filtre passe-haut générait une rupture à $n=13.9$, tandis que le passe-bas sur le même signal générait une rupture à 20.7. La valeur moyenne entre $n=13.9$ et $n=20.7$, $n=17.0$ était alors considéré comme la taille de boîte correspondant à la fréquence de coupure utilisée dans le passe-haut et le passe-bas (ici donc $f_c=0.056\text{Hz}$). La répétition de cette procédure pour des valeurs de f_c entre 0.005Hz et 0.25Hz, avec α entre 0.1 et 0.9, et pour 10 signaux simulés, permettait l’obtention de 10 approximations linéaires par valeur de α , dont les pentes sont reportées en Figure 17. Les approximations linéaires ont été calculées pour $8 < T_c < 43$ ($0.0233 < f_c < 0.125$) comme cet intervalle présentait la forme affine attendue. Les variations en dehors de cet intervalle peuvent être dues à une mauvaise identification de la rupture de pente par notre algorithme, ou par des limites dues à la taille finie du signal ou les filtres utilisés. Nous faisons alors

l'hypothèse que cette relation reste vraie pour n'importe quelle valeur de n et f_s malgré une identification faite localement. En prenant en compte les faibles variations entre les valeurs de pentes, comme illustré en Figure 17, nous concluons que l'équation proposée implicitement dans la littérature était corrects :

$$n(f_c) = \frac{f_s}{f_c}$$

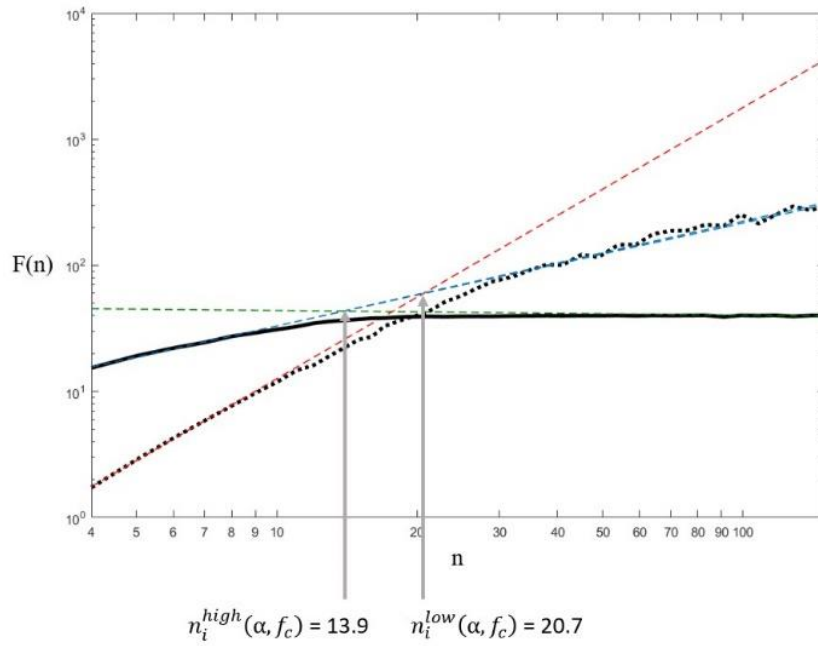


Figure 16 : Exemple d'estimation de la boîte de coupure dans $n_i^{bas}(\alpha, f_c)$ et $n_i^{haut}(\alpha, f_c)$, respectivement sur le signal après filtrage passe-bas $X_i^{bas}(\alpha, f_c)$ (pointillés noirs) et passe-haut $X_i^{haut}(\alpha, f_c)$ (trait plein noir). Dans cet exemple nous avons choisi $X_{i=1}^{bas}(\alpha = 0.8, f_c = 0.056)$. Le crossover est identifié comme l'intersection des asymptotes de chaque signal (droites pointillées). Notons que les asymptotes de $X_i^{bas}(\alpha, f_c)$ pour les grandes valeurs de n et de $X_i^{haut}(\alpha, f_c)$ pour les petites valeurs de n (droites pointillées bleues) sont parfaitement superposées comme elles correspondent aux fréquences non altérées du signal original $X_i(\alpha)$ (non affiché ici par souci de clarté), qui a un scaling unique, donc une pente unique.

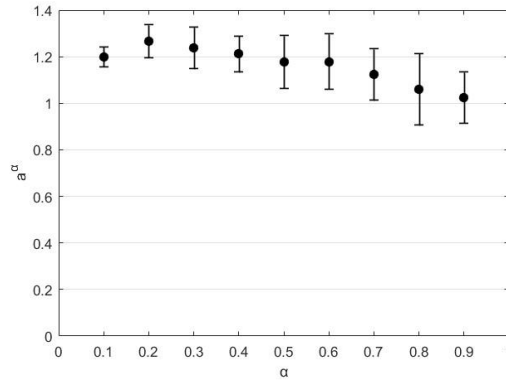


Figure 17 : Estimation de la pente a^α . Les valeurs sont exprimées en Moyenne $\pm$ Ecart type des $n = 10$ signaux simulés pour chaque valeur de α .

Ainsi, nous avons à présent tous les éléments nécessaires pour analyser les phénomènes d'échelles sur des bandes de fréquence d'intérêt, en calculant DFA uniquement pour des valeurs de taille de boîtes contenues dans l'intervalle correspondant : nous appelons cette méthodologie *Frequency-Specific Fractal Analysis* (FsFA, analyse fractale à fréquence spécifique). Appliquée à l'analyse des signaux CoP, elle permet alors d'estimer les intervalles de tailles de boîtes sur lesquels l'exposant α peut être évalué, en regard des bandes de fréquences classiques de contrôle par les boucles proprioceptives et visuo-vestibulaires (Tableau 1).

	Contrôle basé sur la proprioception	Contrôle visuo- vestibulaire
Fréquences	20Hz-2Hz	0.5Hz-0Hz
Tailles de boîtes associées	2-20	80- ∞
Limites de DFA	4-20	80-N/4

Tableau 1 : Bandes de fréquences utilisées pour utiliser DFA sur les différentes boucles de contrôle de la posture. Comme DFA est généralement limité aux boîtes de taille 4 à un quart de la longueur totale du signal (ici 512), la dernière ligne donne les plages de boîtes réellement utilisées.

Nous avons ici utilisé DFA sur ces tailles de boîtes avec une répartition géométrique des tailles de boîtes comme vu en section 2.1.2 pour respecter les recommandations de « evenly-spaced DFA » (Almurad and Delignières, 2016).

Finalement, rappelons que pour identifier des signaux de type $1/f$, des intégrations (sommations) ou dérivations (différentiations) peuvent parfois être nécessaires. Ces procédures peuvent alors être conduites, premièrement pour mettre en évidence la présence d'un tel bruit $1/f$ qui peut être associé à un système complexe aux propriétés intéressantes, mais aussi car DFA a une meilleure précision pour quantifier les phénomènes d'échelles dans ce type de signaux que dans des signaux plus persistants (Delignieres et al., 2006)

.

3.2. Application de la méthode FsFA à l'analyse de la posture

La détermination de la relation entre fréquence et taille de boîte de DFA nous permet d'appliquer la méthodologie FsFA à des signaux CoP de posture altérée.

3.2.1. Matériel et méthodes

Pour ce faire, 8 joueuses de rugby (âge : 20.3 ± 1.1 ans, poids : 63.2 ± 6.5 kg, taille : 164.3 ± 6.4 cm) ont été sélectionnées et ont donné leur accord écrit pour participer au protocole expérimental. Les sujets devaient maintenir une position debout sous les conditions suivantes : i) yeux ouverts (référence) ; ii) yeux fermés (perturbation de l'information visuelle) ; iii) yeux ouverts après un exercice intense (perturbation de l'information somatosensorielle). Le protocole a été conçu pour analyser l'impact de l'altération ciblée de deux boucles de contrôle sensoriel. La plateforme de posturométrie utilisée (Winposturo, Medicapteurs, Balma, France) comprend trois jauges de contrainte pour calculer la position du centre de pression. Le signal CoP était alors enregistré à une fréquence d'échantillonnage de 40Hz pendant 51.2s, donnant un signal

de 2048 points. Les sujets se tenaient debout les bras le long du corps, les pieds orientés à 15° du plan sagittal, les talons écartés de 4cm, en regardant une croix à hauteur de regard placée à 3m devant eux. Une première familiarisation avec la position était effectuée si nécessaire. L'exercice intense avant la situation iii consistait en un exercice intermittent à intensité maximale, composé de sauts, stepping et sprints. L'effet attendu d'un tel exercice est la diminution de la contribution des fuseaux musculaires à l'information proprioceptive (Brockett et al., 1997; Thedon et al., 2011).

Nous proposons ici que les analyses fréquentielles et de scaling de la littérature se concentrent sur des bandes de fréquences similaires et sont ainsi deux analyses complémentaires des mêmes boucles de contrôles opérant dans le contrôle postural. En effet, Collins & De Luca positionnent la rupture de pente de DFA autour de 1Hz (Collins and De Luca, 1993). Delignières et al. ont obtenu des résultats similaires : on peut y voir une identification de rupture à $\log(n) = 1.8$ pour une fréquence d'échantillonnage de 40Hz (Delignières et al., 2011), soit une fréquence de $f=0.63\text{Hz}$. Ainsi, nous avons choisi d'évaluer à la fois les puissances spectrales et les exposants d'échelle à fréquence spécifique sur les bandes de fréquences de 0 à 0.5Hz pour explorer le contrôle basé sur les informations visuo-vestibulaires, et de 2 à 20Hz pour examiner le contrôle basé sur les informations proprioceptives. Nous avons mentionné plus tôt qu'aucun consensus n'a pour l'instant été trouvé concernant les meilleures bandes de fréquences à analyser pour extraire les contributions proprioceptives et visuo-vestibulaires : nous avons ici choisi celles-ci car elles permettent de centrer le crossover à 1Hz de Collins et al. entre les limites de 0.5Hz et 2Hz (sur un graphe log-log), ce qui permet ainsi de prendre en compte la zone transitoire entre les deux phénomènes d'échelle.

Nous avons analysé les fluctuations de la position du CoP et de la vitesse du CoP (dérivé de la position) sur l'axe antéropostérieur (AP). La densité spectrale de puissance a été calculée par Transformée Discrète de Fourier (DFT). L'analyse de scaling a été faite avec DFA comme décrit précédemment. L'utilisation de FsFA permet

d'obtenir deux exposants d'échelle sur les intervalles de tailles de boîte décrits précédemment, qui correspondent aux fréquences choisies (Tableau 1).

3.2.2. Résultats

Premièrement, la présence de deux phénomènes d'échelle différents dans le graphique $\log(F(n))$ vs. $\log(n)$ -déjà remarqué dans la littérature- est visuellement confirmée ici dans les signaux de la position et de la vitesse du CoP (Figure 18). Nous avons alors calculé les exposants d'échelle sur les deux sections, en étant guidé par les fréquences (Tableau 1) : i) les courtes échelles de temps, définies par $4 < n < 20$ et associées aux hautes fréquences (2-20Hz), où le contrôle proprioceptif est dominant ; et ii) les grandes échelles de temps, définies par $n > 80$ et associées aux basses fréquences (0-0.5Hz), où le contrôle visuo-vestibulaire est dominant.

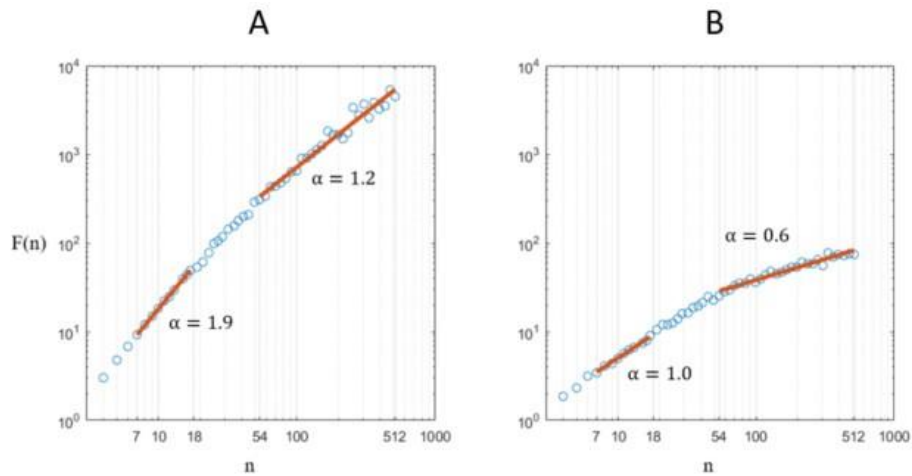


Figure 18 : Calcul pour un sujet typique des exposants d'échelle de la projection sur l'axe AP de la position du CoP (A) et de la dérivée de ce même signal (B).

Petites échelles de temps – hautes fréquences

En situation de référence (yeux ouverts, sans fatigue musculaire), sur les petites échelles de temps, les exposants d'échelle individuels révèlent la présence d'un phénomène d'échelle proche du bruit $1/f$ dans la vitesse du CoP ($\alpha = 1.30 \pm 0.16$) mais

pas dans la position du CoP ($\alpha=1.93\pm0.04$). Ainsi, seulement l'exposant α de la vitesse du CoP sera analysée dans la suite de nos analyses sur les courtes échelles de temps (i.e. les hautes fréquences), où le contrôle postural au repos est comparé au contrôle postural après un exercice de fatigue.

L'exercice intense est associé à une augmentation de la puissance spectrale du CoP dans les hautes fréquences (de 0.051 ± 0.037 à 0.117 ± 0.040 mm², $P<0.01$). Une diminution significative de l'exposant α est observée (de 1.30 ± 0.16 à 1.06 ± 0.23 , $P<0.001$; Figure 19).

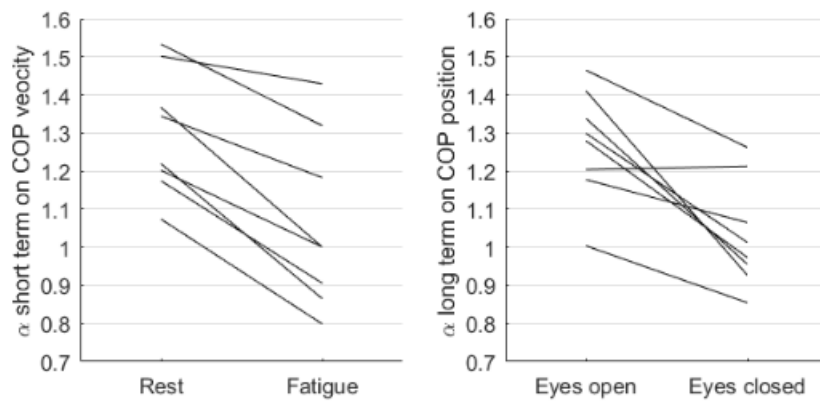


Figure 19 : Gauche : variation de l'exposant d'échelle court terme de chaque sujet entre situation de repos et de fatigue. Droite : variation de l'exposant d'échelle long terme de chaque sujet entre situation yeux ouverts et yeux fermés.

En situation de référence, il n'y a pas de corrélation significative entre la puissance spectrale et l'exposant d'échelle associés aux fréquences de la proprioception. Cette absence de corrélation était confirmée en situation de fatigue musculaire. Ces résultats suggèrent que les deux métriques, bien que s'intéressant à la même bande de fréquence, relèvent des propriétés distinctes.

Grandes échelles de temps – basses fréquences

En situation de référence, sur les grandes échelles de temps, les exposants d'échelle individuels révèlent la présence d'un phénomène d'échelle proche du bruit $1/f$ dans la position du CoP ($\alpha=1.27\pm0.15$) mais pas dans la vitesse du CoP ($\alpha=0.39\pm0.10$). C'est le scénario inverse de ce qui était décrit précédemment pour les courtes échelles de temps. Ainsi, seul l'exposant d'échelle α de la position du CoP est considérée pour la suite des analyses sur les grandes échelles de temps, où le contrôle avec les yeux fermés était comparé au contrôle avec les yeux ouverts.

La perturbation de l'information visuelle avec les yeux fermés n'altère ici pas la puissance spectrale de la position du CoP dans les bandes fréquentielles associées sur ces échelles (14.4 ± 10.2 vs. 9.3 ± 5.5 , *ns*), mais modifie l'exposant d'échelle ($\alpha=1.27\pm0.15$ vs. 1.03 ± 0.14 , $P<0.01$; Figure 19).

En situation de référence, il y a une faible mais significative corrélation entre la puissance spectrale et l'exposant d'échelle calculés sur cette bande fréquentielle ($p=0.037$). Cette corrélation n'apparaît pas dans la situation de contrôle posturale avec les yeux fermés. Ces résultats semblent suggérer que les deux métriques sont sensibles à différentes propriétés du contrôle postural.

3.3. Discussion

Dans cette étude nous avons fait l'hypothèse que la compréhension des phénomènes d'échelle observé dans la dynamique du CoP pouvait être enrichies par les connaissances physiologiques associées au contenu fréquentiel du signal CoP, de manière à révéler les stratégies de contrôle postural. Nous avons formalisé l'analyse fractale centrée sur des fréquences spécifiques à cette fin (FsFA, Frequency-specific Fractal Analysis).

Par un travail sur des signaux artificiels, nous avons d'abord établi explicitement pour la première fois une relation entre les tailles de boîtes dans DFA et le contenu fréquentiel d'un signal et avons ainsi posé les bases de l'analyse FsFA. Nous avons

ensuite appliqué cette méthodologie à l'analyse du CoP de manière à démontrer son utilité pour l'évaluation systématique des scalings à des échelles de temps spécifiques.

3.3.1. Cohérence avec la littérature

En accord avec les précédentes études, FsFA appliqué aux fluctuations du CoP révèle la présence d'une rupture de pente (crossover) et de deux phénomènes d'échelle distincts (Figure 18), ce qui confirme que cette structure est une caractéristique forte du contrôle postural (Collins and De Luca, 1994; Delignières et al., 2011; Duarte and Zatsiorsky, 2001; Priplata et al., 2002; Zatsiorsky and Duarte, 2000). Classiquement, les deux exposants d'échelle correspondant sont alors calculés en se basant sur des considérations purement mathématiques, sans argument physiologique : seule l'inspection visuelle du graphique $\log(F(n))$ vs. $\log(n)$ dans DFA guide le calcul des exposants d'échelle. Partant de cette approche où la définition des zones d'analyse est spécifique à chaque signal, la littérature scientifique sur le sujet ne fait pas apparaître de frontières claires ou de recommandation concernant la position de la rupture de pente et des zones où les phénomènes d'échelle apparaissent. Ici, nous proposons qu'en utilisant une méthodologie que nous appelons FsFA (Frequency-specific Fractal Analysis, analyse fractale à fréquences spécifiques), les deux exposants d'échelle peuvent être mieux identifiés et analysés en calculant deux approximations linéaires de $\log(F(n))$ vs. $\log(n)$, en se basant sur des bandes de fréquences identifiées comme ayant un sens physiologique. En se basant sur la bande de fréquences de 2Hz à 20Hz, dans laquelle la puissance spectrale est majoritairement influencée par les courtes boucles neurales proprioceptives, l'analyse d'un exposant d'échelle dans les courtes échelles de temps a été effectuée en utilisant DFA sur les tailles de boîtes $4 < n < 20$. En parallèle, l'analyse d'un exposant d'échelle sur les grandes échelles de temps a été effectuée sur les boîtes $80 < n < N/4$, se basant sur les fréquences $< 0.5\text{Hz}$, classiquement associées avec les longues boucles neurales du contrôle visuo-vestibulaire (Tableau 1).

L'approche fréquentielle, qui nous a amené à analyser les phénomènes d'échelles en dessous de 0.5Hz d'un côté, et au-dessus de 2Hz de l'autre, est cohérente avec les

phénomènes d'échelle observés par d'autres auteurs par le passé. En effet, Collins & De Luca ont positionné la rupture de pente dans DFA du CoP autour de $f=1\text{Hz}$ (Collins and De Luca, 1993), et Delignières et al. ont identifié cette rupture à $\log(n)=1.8$ pour un échantillonnage à 40Hz (Delignières et al., 2011), correspondant à une fréquence de $f=0.63\text{Hz}$ d'après le résultat de la section 3.1.2. La valeur ajoutée de la présente étude ne repose ainsi pas sur la mise en évidence de ces deux phénomènes d'échelle, qui ont déjà été observés par le passé, mais plutôt sur l'observation que ces phénomènes d'échelle varient lorsque les informations sensorielles sont perturbées (Figure 19).

3.3.2. Les phénomènes d'échelle dans le contrôle postural

La recherche des comportements de type $1/f$ nous a conduit à analyser la vitesse du CoP dans les courtes échelles de temps, et la position du CoP dans les grandes échelles de temps. Ce choix a été fait pour deux raisons : premièrement, le bruit $1/f$ a été associé avec des systèmes complexes aux propriétés très intéressantes, et deuxièmement car DFA est le plus précis sur des signaux de ce type. Comme nous avons basé notre étude sur les fréquences classiquement utilisées pour analyser le contrôle postural, nous sommes partis de l'hypothèse que le scaling du CoP dans les courtes échelles pouvait être associé aux informations proprioceptives, et que le scaling du CoP dans les grandes échelles de temps pouvait être associé aux informations visuo-vestibulaires.

En supposant que les exposants d'échelle calculés avec FsFA sont des indicateurs pertinents des stratégies de contrôle postural, ces indicateurs devraient être sensibles à des perturbations sensorielles. En supprimant l'information visuelle (yeux fermés) et en fatiguant les muscles des jambes, des changements subtils de stratégies de contrôle postural chez des athlètes ont été ici identifiées par FsFA.

Après des perturbations spécifiques (fatigue, yeux fermés), le scaling de la vitesse (courtes échelles de temps) ainsi que le scaling de la position (longues échelles de temps) passaient d'un signal persistant ($\alpha \sim 1.3$) à un signal moins persistant ($\alpha \sim 1$). Dans nos

conditions, ces changements de phénomènes d'échelle étaient peu corrélés aux changements de marqueurs fréquentiels, ce qui indique une différente signification physiologique. Ainsi, que ce soit dans la vitesse ou la position du CoP, la diminution de l'exposant d'échelle α observée ici semble être une stratégie indépendante de l'augmentation de puissance classiquement observée dans chaque bande de fréquence.

Dans notre étude, la perturbation des deux types d'informations sensorielles semble causer un resserrement du contrôle, avec moins de tolérance aux grandes variations, favorisant ainsi un contrôle dans les plus hautes fréquences de chaque bande, plus proche du point d'équilibre, plutôt qu'un contrôle à basse fréquence autorisant des variations lentes plus loin du point d'équilibre. Une stratégie similaire a été observée par Dingwell et Cusumano (2010) dans la fluctuation de la vitesse de marche sur un tapis roulant (voir chapitre 4) : une diminution de la persistance (i.e. une réduction de l'exposant d'échelle) a été relevée lorsque la marche était contrainte, ce qui a été interprété comme une « marche prudente » (cautious gait), une stratégie de « surcompensation » du contrôle. Similairement, Terrier et Dériaz ont interprété une réduction de l'exposant d'échelle de la marche contrainte par un métronome comme un resserrement du contrôle (Terrier and Dériaz, 2012). Bien que les variations mises en évidence dans ces travaux sur la marche soient bien plus radicales, (passage de persistance, $\alpha > 0.5$, à antipersistance $\alpha < 0.5$), une interprétation similaire peut être faite ici avec un « contrôle postural prudent », avec une variation de scaling plus subtile.

Les stratégies étudiées ici, même si elles opèrent à des fréquences typiquement identifiées pour l'analyse du contrôle postural, sont identifiées par l'analyse des phénomènes d'échelle, qui échappent donc à la détection par une analyse classique de puissance spectrale. Les informations clefs obtenues ici sont donc permises par l'utilisation de FsFA sur les oscillations du CoP.

3.3.3. Origine des phénomènes d'échelle

L'omniprésence des fractales dans les structures anatomiques ainsi que dans les séries temporelles physiologiques a mené de nombreux auteurs à explorer les sources potentielles de telles fluctuations (voir section 2.1). Dans le cas du contrôle postural nous supportons l'idée que ces signaux viennent d'une distribution spécifique d'échelles de temps au sein des boucles et entre les boucles de contrôle (Pellet et al., 2013; Sabatier et al., 2015; West and Shlesinger, 1989). En effet, un signal fractal, par définition, n'a pas une échelle de temps dominante et peut seulement être décrit par une répartition d'échelles de temps : cela revient à dire que le signal est composé d'une distribution de fréquence, comme nous l'avons vu avec la densité spectrale de puissance. Cependant, posséder un grand nombre d'échelles de temps est nécessaire mais non suffisant pour générer des signaux de type fractal (le bruit blanc, par exemple, contient toutes les fréquences). L'organisation spécifique de ces échelles de temps dans le contrôle postural peut venir d'une auto-organisation des réseaux nerveux impliqués, trouvant son origine dans les nombreux degrés de liberté et potentielles interactions à l'intérieur et entre les composantes du réseau. De tels comportements ont été décrits dans d'autres domaines (West and Grigolini, 2011) et appelés « Self-Organized Criticality » : criticalité auto-organisée (Bak et al., 1987; Jensen, 1998). De la même façon, beaucoup d'auteurs ont lié la complexité à la « degeneracy », déjà mentionnée au chapitre 1 : la capacité d'un système à réaliser les mêmes fonctions avec des structures différentes (Delignières and Marmelat, 2013; Edelman and Gally, 2001; Tononi et al., 1999; Whitacre, 2010). Ces deux visions sont similaires et ont trouvé une justification du point de vue de l'évolution (Whitacre and Bender, 2010). En particulier, les systèmes de type fractal ont prouvé leur intérêt dans le milieu de l'automatique pour le contrôle dynamique des systèmes (Sabatier et al., 2015), ce qui peut être transféré au contrôle postural. Dans notre cas le système semble alors être composé de deux sous-systèmes, visuo-vestibulaire d'une part et proprioceptif d'autre part, avec une telle organisation.

Ces échelles peuvent apparaître dans le corps humain car son organisation lui permet une émergence de nombreuses échelles de temps (Wayne et al., 2013). Dans le

cas du contrôle postural, chacun des sous-systèmes défini (proprioceptif et visuo-vestibulaire) repose sur des échelles variées. Par exemple, les informations proprioceptives alimentent des boucles courtes impliquant les motoneurones spinaux. Dans la colonne vertébrale, chaque neurone afférent a une longueur spécifique qui dépend notamment de la distance entre le capteur et la synapse, et chaque motoneurone efférent a une longueur spécifique qui dépend de la distance entre la synapse et l'actionneur. La place du récepteur, le nombre de synapses impliquées et la position de l'actuateur sont alors des éléments parmi d'autres pouvant impacter le délai du signal de transmission. En prenant en compte le nombre de structures afférents et efférents impliquées dans le contrôle postural, une distribution d'échelles de temps apparaît, et elle peut alors être à la source de la signature fractale du signal CoP.

En bref, les deux phénomènes d'échelles distincts émergent de la distribution des boucles neurales complexes, organisées en deux sous-systèmes distincts opérant sur des bandes d'échelles de temps spécifiques. Les exposants d'échelles locaux peuvent alors être des marqueurs des contributions respectives des deux sous-systèmes à la stratégie de contrôle globale.

Dans chaque scaling, le changement d'exposant d'échelle lors d'altérations sensorielles est alors vraisemblablement dues à une réorganisation des fréquences impliquées dans le contrôle. On peut ainsi faire l'hypothèse que lorsqu'un sous-système est perturbé (via de la fatigue ou la suppression de l'information visuelle), les nombreuses boucles internes du capteur à l'actionneur, distribuées sur des échelles variées, subissent des modifications qui changent leur distribution. Cette redistribution met ici en évidence une diminution de la puissance dans les plus basses fréquences, et une augmentation de la puissance dans les plus hautes fréquences dans chacune des bandes, qui générerait alors le changement de la pente de la densité spectrale de puissance, la diminution de l'exposant d'échelle, observé ici.

3.3.4. Interprétation et confrontation aux autres théories

Nos résultats sont en accord avec les observations faites par d'autres auteurs, et fournissent des éléments supplémentaires à certaines de leurs conclusions.

De précédents travaux ont tenté d'expliquer la signification des deux phénomènes d'échelle observés dans le contrôle postural. Dans la théorie du « rambling / trembling » (dérive / tremblement), à la lumière de l'analyse des forces tangentielles sur une plateforme de force, le scaling dans les courtes échelles de temps a été associé à du tremblement, tandis que le scaling dans les grandes échelles de temps a été associé à une dérive (Duarte and Zatsiorsky, 2001; Zatsiorsky and Duarte, 2000). Ici nous avons fait l'hypothèse que le phénomène d'échelle à court terme -tremblement- pouvait être associé aux boucles neurales courtes reposant sur l'information proprioceptive, tandis que le phénomène d'échelle à long terme -dérive- pouvait être associé aux boucles neurales longues basées sur l'information visuo-vestibulaire. Les changements d'exposants d'échelle associés à la perturbation de ces informations, reportés ici, vont dans le sens de cette hypothèse.

Dans les travaux de Delignières et al. (2011), la rupture de pente entre les deux scalings était vue comme la conséquence d'un phénomène de seuil sur la vitesse. En constatant que la vitesse du CoP était bornée, les auteurs ont déduit que le contrôle postural était principalement basé sur des impulsions correctives lorsqu'un seuil de vitesse est atteint, et la moyenne de la valeur absolue des valeurs maximales de la vitesse du CoP (average absolute maximal velocity, AAMV) a été proposée comme marqueur pertinent pour l'analyse du contrôle postural. Nous pensons que l'approche de Delignières et al. (2011) et celle que nous proposons ici ne sont pas exclusives. Elles peuvent fournir des informations complémentaires pour mieux comprendre le contrôle de la posture. En effet, comme la vitesse du CoP comprend une rupture de pente dans son scaling, passant d'une persistance à court terme à une antipersistance à long terme, son PSD possède naturellement une valeur maximale au niveau du crossover à une fréquence f_0 (autour de 1Hz), comme illustré en Figure 20. Cette valeur maximale de P_{f_0} correspond à AAMV de telle manière que $P_{f_0} = \frac{AAMV^2}{2}$ (même si AAMV est peut-

être un meilleur estimateur de la vraie valeur). Ainsi, le PSD peut être modélisé par deux régions linéaires avec une zone transitoire entre 0.5 et 2Hz, et on peut décrire l'ensemble du PSD de manière très simple. La Figure 20 illustre comment le PSD de la Vitesse du CoP peut alors être décrit par 4 paramètres :

- P_{f0} (ou AAMV)
- β_1 , l'opposé de la pente de antipersistante en basse fréquence, avec ;

$$\beta_1 = 2 \times \alpha_1 - 3$$

α_1 étant ici l'exposant d'échelle à fréquences spécifiques associé aux boucles visuo-vestibulaires (basses fréquences) sur le signal de position du CoP. Ce résultat est obtenu par le fait que β_1 est calculé à partir de la vitesse du CoP alors que α_1 est calculé à partir de la position du CoP, son intégrale, soit : $\beta_1 = (2 \times \alpha_1 - 1) - 2$.

- β_2 , l'opposé de la pente persistante en haute fréquence, avec :

$$\beta_2 = 2 \times \alpha_2 - 1$$

α_2 étant ici l'exposant d'échelle à fréquences spécifiques associé aux boucles proprioceptives (hautes fréquences) sur le signal de vitesse du CoP.

- f_0 , la fréquence du crossover, pouvant être variable d'une personne à l'autre, mais vraisemblablement positionnée entre 0.5Hz et 2Hz d'après la littérature.

Ainsi, sans présupposer d'une causalité entre AAMV et l'existence d'un crossover entre les scaling court terme et long terme, nous pouvons simultanément faire apparaître tous les paramètres dans un modèle unique. Il faut alors noter que ces quatre paramètres contiennent alors toute l'information sur la puissance totale dans chacune des bandes de fréquence fixe, classiquement utilisées dans la littérature. Cette nouvelle théorie pourrait représenter un cadre intéressant pour de futurs travaux sur l'analyse du CoP.

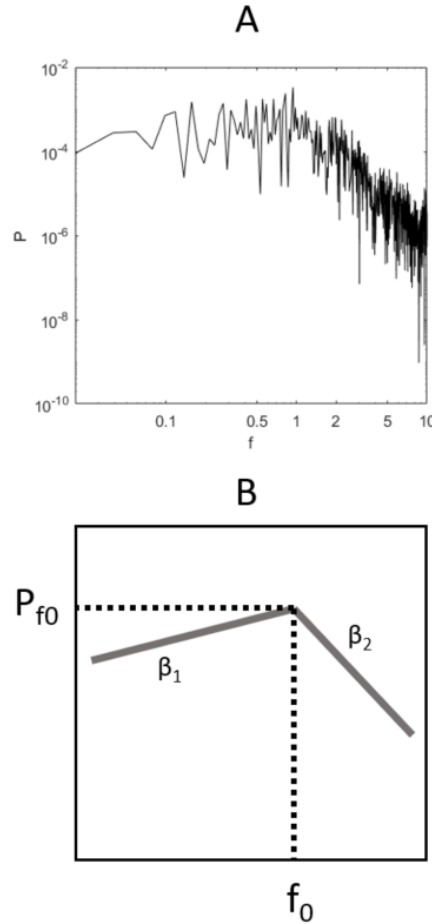


Figure 20 : PSD typique de la Vitesse du CoP sur l'axe AP (A), et représentation schématique (B) mettant en valeur les quatre paramètres clef : P_{f0} , β_1 , β_2 , f_0 .

3.4. Limites et perspectives

FsFA pourra bénéficier de futures améliorations. La relation entre une fréquence spécifique et la taille de boîte dans DFA, qui est la base de la méthodologie proposée, n'a toujours pas de support théorique qui pourrait valider nos résultats expérimentaux. Une telle preuve mathématique, qui se heurte pour l'instant à la conception purement empirique de DFA, pourra être explorée dans de futurs travaux.

Des extensions de FsFA peuvent être imaginées en utilisant d'autres méthodes d'analyse de fractalité. Par exemple, AFA (Adaptative Fractal Analysis) est une méthode très similaire à DFA qui, si elle n'est pas encore utilisée aussi systématiquement que cette dernière, présente plusieurs avantages (Gao et al., 2012;

Kuznetsov et al., 2013; Riley et al., 2012). AFA pourrait bénéficier d’une interprétation fréquentielle similaire à celle travaillée ici. Nous pouvons aussi imaginer une analyse multifractale à fréquences spécifiques, qui pourrait alors être une extension directe de FsFA en utilisant la méthode « multifractal DFA » (Kantelhardt et al., 2002; Matic et al., 2015), ou une extension indirecte en utilisant les crossovers multifractals (Nagy et al., 2017). De futurs travaux pourront se concentrer sur le développement et la validation de tels outils.

En choisissant de suivre les bandes de fréquence classiquement acceptées pour l’analyse spectrale, nous nous reposons ici sur un cadre théorique construit essentiellement pour l’analyse spectrale. Pour construire une théorie complète du contrôle postural, avec des boucles de contrôles reposant sur des opérateurs à dérivée non entière variables, identifiées par les phénomènes d’échelle à fréquence spécifique, des travaux pourront tenter de mieux définir les bandes de fréquence adaptées à cette analyse. Un moyen potentiel serait alors de dégrader individuellement des éléments spécifiques de sous-systèmes analysés ici, par exemple en fatiguant uniquement les quadriceps et en étudiant la variation de scaling induite. Ce type d’étude permettrait alors de comprendre le comportement des sous-systèmes complexes de contrôle postural.

3.5. Conclusion

L’analyse fractale à fréquences spécifiques ouvre ici la voie à l’exploration systématique de phénomènes d’échelle à fréquences spécifiques, qui peut être utile dans de nombreux domaines. Nous avons ici montré dans le cadre d’une étude exploratoire que les stratégies de contrôle postural peuvent être mieux comprises et quantifiées en utilisant les exposants d’échelle à fréquences spécifiques.

Cette approche illustre ici bien que les analyses de complexité peuvent être enrichies d’une bonne compréhension physiologique pour en augmenter le potentiel.

Chapitre 4

Distribution du contrôle du rythme
locomoteur sous contrainte cognitive

Le rôle de la cognition dans la distribution du contrôle des rythmes moteurs a été particulièrement étudié via le paradigme du timing émergent et du timing événementiel. Cette vision propose que le rythme moteur peut venir soit d’une gestion périphérique, en se reposant sur l’inertie d’un oscillateur entretenu (composé notamment des structures musculo-tendineuses), soit d’une gestion centrale. Cette théorie du timing suppose généralement que le type de timing choisi dépend entre autres du type de tâches effectuées (tâche continue avec de l’inertie *vs.* tâche discontinue par exemple). Dans ce contexte, il est intéressant d’explorer l’impact de l’exécution d’une tâche cognitive sur les corrélations long terme du timing dans des tâches locomotrices avec un processus de génération de timing spécifique.

Nous présentons une première étude explorant l’impact d’une tâche cognitive sur le timing lors du pédalage.

4.1. Corrélations court- et long-terme au cours du pédalage

En plus du comportement fractal observé dans la structure long terme de la périodicité des tâches motrices, des études récentes ont remarqué dans de nombreuses tâches la présence d’une composante court terme dans les séries temporelles de la variabilité motrice. Cette composante, souvent ignorée pour analyser le comportement fractal long terme, peut apporter des informations complémentaires sur l’organisation du contrôle (Gilden, 2001; Wijnants, 2014). La structure temporelle globale est un mélange d’une composante fractale dans les grandes échelles de temps, et d’un autre processus dans les petites échelles de temps. Cette structure court terme a été expliquée dans certaines tâches motrices spécifiques par le formalisme de la nature dite « événementielle » (*event-based*) *vs.* « émergente » du timing moteur (Zelaznik et al., 2002), une théorie qui tente d’expliquer les processus de génération du timing (Delignières et al., 2004; Huys et al., 2008; Lewis and Miall, 2003; Spencer et al., 2003; Torre et al., 2010). Le timing événementiel et le timing émergent sont deux manières distinctes de générer un rythme, reposant respectivement sur une représentation

explicite (centrale, cognitive) du timing pour l'une et sur le rôle prépondérant d'un oscillateur biomécanique (périphérique) implicite pour l'autre (Delignières et al., 2011, 2008, 2008; Lemoine, 2007). Des études ont montré que les corrélations court terme révélaient dans certaines tâches une différence entre les deux modes.

Des fluctuations fractales ont été observées dans le timing du pédalage (Warlop et al., 2013). Le pédalage sur un ergomètre impose une interaction fonctionnelle entre le système neuromusculaire et la roue d'inertie de l'ergomètre, ce qui fournit à l'oscillateur global une grande inertie, et peut influencer le contrôle (Lemoine, 2007). Dans cette étude, notre objectif est d'analyser les fluctuations à court et long terme dans le pédalage avec et sans réalisation simultanée d'une tâche cognitive, pour mieux comprendre comment la distribution du contrôle est organisée et pour identifier le rôle fonctionnel des ressources cognitives. Nous avons fait l'hypothèse que : i) comme dans les autres systèmes locomoteurs, la structure temporelle des séries de temps de révolution du pédalage est fractale (Warlop et al., 2013), ii) au vu des contraintes biomécaniques et de la fluidité du mouvement associé, le pédalage est caractérisé par des corrélations court terme positives, iii) l'exécution simultanée d'une tâche cognitive affecte la fractalité à long terme.

4.1.1. Matériel et méthodes

19 sujets (15 hommes, 4 femmes) de 24.4 ± 2.7 ans ont participé à cette étude et ont donné leur consentement éclairé. Les sujets devaient pédaler sur un ergocycle avec une légère charge par friction (50W) pendant un total de 20 minutes : 10 minutes sans réaliser aucune tâche (situation de référence) et 10 minutes en réalisant une tâche cognitive (situation de double-tâche) dans un ordre aléatoire. Au début du protocole, les sujets devaient d'abord synchroniser leur vitesse de pédalage avec un métronome fixé à 1Hz pendant 1 minute (segment non enregistré) et il leur était demandé de continuer à une cadence similaire après que le métronome soit éteint.

La tâche cognitive utilisée était le PASAT (Paced Auditory Serial Addition Test ; Gronwall, 1977). Le PASAT recrute essentiellement les fonctions exécutives et nécessite du soutien attentionnel, de la mémoire de travail et du traitement d'information. Il a été suggéré dans la littérature que la variabilité des résultats obtenus concernant les modifications de fractalité en double-tâche locomotrice pouvait être due à un choix inadapté de tâche cognitive ; ici nous avons choisi le PASAT, qui sollicite le cortex préfrontal (Lambourne et al., 2010) et peut ainsi interférer avec les aires motrices (aussi frontales ; Dietrich and Sparling, 2004). Dans le PASAT, une liste de chiffres est donnée (une toutes les 3 secondes ici) et le sujet doit additionner le dernier chiffre qu'il a entendu avec l'avant dernier. Les chiffres étaient choisis entre 1 et 8 et sélectionnés de façon que leur somme soit toujours entre 2 et 9. Les participants écoutaient les instructions (explications puis liste de chiffre) qui leurs étaient dictées à l'oral par des écouteurs, et devaient énoncer leurs réponses à voix haute. Ils étaient informés que leurs réponses étaient enregistrées, et un score de succès à la tâche cognitive était ensuite calculé pour chaque sujet comme étant le pourcentage de bonnes réponses.

Pour enregistrer l'intervalle de temps entre deux coups de pédale, un luxmètre (Light Meter Pod, AD-Instrument) réglé pour enregistrer à une fréquence d'échantillonnage de 1kHz, enregistrait les changements de luminosité quand la pédale passait devant le capteur (Figure 21). Les intervalles de temps entre les coups de pédale étaient ensuite extraits en utilisant un algorithme semi-automatique conçu sur Matlab 2018a (Mathworks), qui sera présenté plus en détails en section 4.4. Un exemple de signal obtenu est donné en Figure 22.

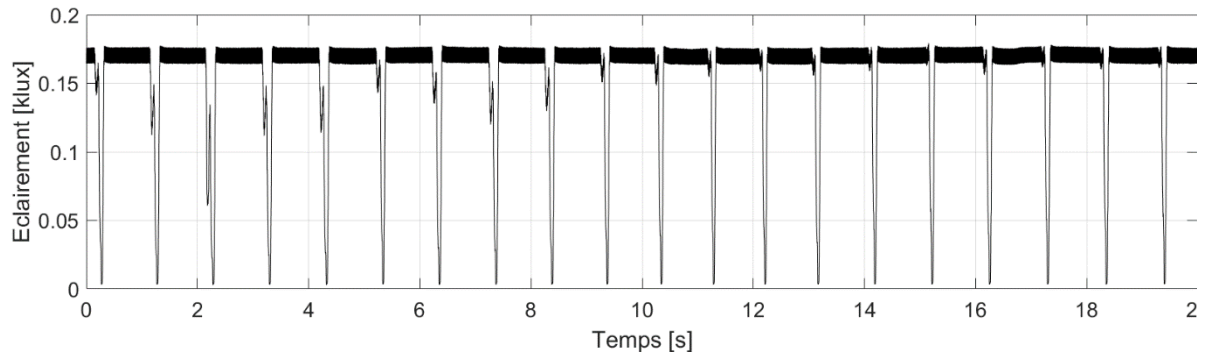


Figure 21 : Exemple de signal obtenu avec le luxmètre. La chute dans l'éclairement correspond au moment où la pédale passe entre la source de lumière et le luxmètre.

Les données étaient traitées avec Matlab 2018a (Mathworks) en utilisant des fonctions que nous avons développées.

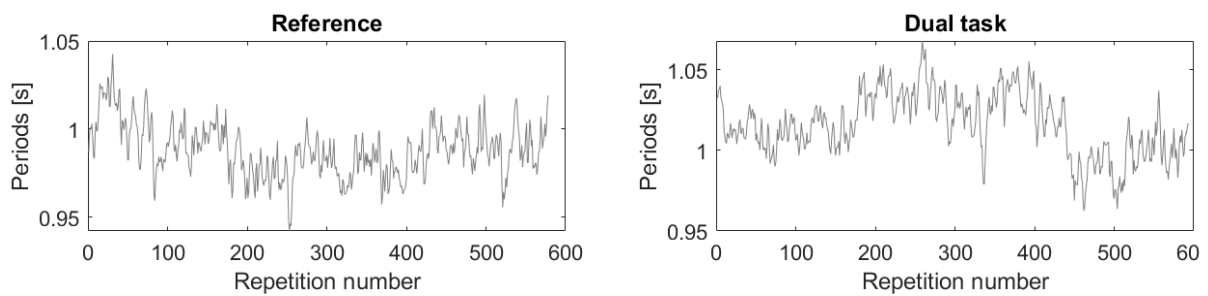


Figure 22 : Exemple de série temporelle de l'évolution des périodes de pédalage successives d'un sujet en situation de référence et en double-tâche.

Les techniques d'analyse de données utilisées ici seront décrites ci-dessous, et un résumé est donné en Tableau 2.

Propriété	Méthode	Détection	Quantification
Corrélations	Autocorrélation	oui	non
long terme	DFA	oui	oui
Corrélations	Autocorrélation à lag 1	oui	non
court terme	DWA	oui	non
	$\text{highPSD}_{\text{we}}$	oui	oui

Tableau 2 : Résumé des méthodes d'analyse utilisées et de leur objectif.

Les intervalles de temps entre deux coups de pédale, fluctuant généralement autour de 1s (rythme indiqué par le métronome pendant la première minute de pédalage) ont été rééchantillonnés à 1Hz par interpolation cubique pour DFA et PSD, de façon que les périodes de temps et fréquences puissent être exprimées en secondes et Hz, plutôt qu'en « nombre d'intervalles » et « inverse de nombre d'intervalles ».

Corrélation long terme

Afin de confirmer que les signaux de pédalage en situation de référence contenaient bien des propriétés fractales à long terme (Warlop et al., 2013) nous avons observé la décroissance lente de la fonction d'autocorrélation, et nous avons vérifié que l'exposant d'échelle α , calculé avec DFA, soit proche de 1.

Une fois la présence d'un phénomène fractal confirmée, les variations de α ont été utilisées comme marqueur des changements de contrôle du rythme locomoteur.

→ *Décroissance de l'autocorrélation.* La décroissance de la fonction d'autocorrélation de chaque série temporelle a été observée qualitativement jusqu'au lag 30. La tendance linéaire des séries temporelles leur était soustraite avant calcul de la fonction d'autocorrélation.

→ *Detrended Fluctuation Analysis.* DFA a été appliqué ici comme décrit précédemment (avec en particulier la répartition géométrique des tailles de boîtes). Il était attendu qu'un phénomène de crossover soit observé à la limite entre le phénomène

d'échelle long terme et une potentielle structure court terme. Afin de localiser (en fréquence et en taille de boîtes) le crossover, DFA était d'abord appliqué sur toutes les tailles de boîtes possibles ($4 \leq n \leq N/4$) et la forme des résidus de l'approximation linéaire de $\log(F(n))$ vs. $\log(n)$ était étudiée. La forme de ces résidus permettait alors de contrôler visuellement leur indépendance statistique de manière à décider par la suite d'une éventuelle restriction des bornes de boîtes utilisées pour obtenir une meilleure approximation linéaire (Figure 24). DFA était ensuite appliqué une seconde fois uniquement sur les boîtes identifiées ($n_{min} \leq n \leq n_{max}$) et les résidus étaient une nouvelle fois contrôlés pour vérifier que le modèle linéaire soit correct sur cet intervalle (Figure 25). Les signaux décrits par α proche de 1 ($\alpha \in [0.75, 1.25]$) étaient alors considéré comme étant du bruit $1/f$.

Corrélation court terme

La plupart des méthodes visant à analyser les corrélations court-terme dans le timing moteur (Tableau 2) reposent sur les modèles théoriques du timing événementiel vs. timing émergent. Il est utile de comprendre ce paradigme pour interpréter les méthodes d'analyse associées.

Le timing événementiel est le plus souvent représenté par le modèle de Wing et Kristofferson, ou modèle WK (Wing, 1980; Wing and Kristofferson, 1973), où il est supposé que chaque durée de cycle moteur dépend de deux facteurs : un timer interne explicite, et un délai moteur, de façon que le j -ème intervalle I_j est :

$$I_j = C_j + M_j - M_{j-1}$$

Où C_j est le j -ème intervalle de temps de l'horloge interne (timer), et M_j est le j -ème délai moteur.

Le timing émergent, quant à lui, est modélisé par le temps de révolution d'un oscillateur biomécanique affecté par un délai moteur (Delignières et al., 2004), de façon que le j -ème intervalle I_j est :

$$I_j = D_j + M_j$$

Où D_j est la période de l'oscillateur biomécanique et M_j est le délai moteur. La différence de l'influence du délai moteur dans ces équations vient du fait que dans le cas du timing émergent la j -ème révolution (délai moteur et période de l'oscillateur) débute à la fin de la révolution précédente, tandis que pour le timing événementiel l'horloge interne est indépendante de la fin du cycle, d'où la différence $M_j - M_{j-1}$.

M_j est un bruit blanc tandis que C_j et D_j sont tous deux définis comme des signaux de type fractal (Delignières and Torre, 2011), qui dominent dans les grandes échelles.

→ Autocorrélation à lag 1. Les timing émergent et événementiel sont souvent distingués par leur autocorrélation à lag 1 (lag-one autocorrelation) : le timing événementiel a été associé à une autocorrélation à lag 1 négative (associée au bruit blanc différencié dans le modèle WK) tandis que le timing émergent présente une autocorrélation à lag 1 nulle ou positive (due au bruit blanc et à l'influence possible du bruit $1/f$; Delignières and Torre, 2011). L'autocorrélation à lag 1, notée $\gamma(1)$, a été calculée sur nos séries temporelles.

→ Detrended Windowed lag-one Autocorrelation. De précédents travaux ont mis en évidence que l'autocorrélation à lag 1 pouvait présenter des résultats erronés pour l'analyse des corrélations court-terme à cause de l'influence des corrélations long terme (bruit $1/f$ dans les grandes échelles) qui induit artificiellement des autocorrélations positives. La méthode « Detrended Windowed lag-one autocorrelation » (DWA) propose d'éviter ce problème en calculant l'autocorrélation à lag 1 sur une fenêtre glissante (windowed) dont on soustrait la tendance (detrended), donnant alors une évaluation instantanée du type de timing moins impactée par les tendances lentes (Lemoine 2009). DWA a été ici calculé en utilisant une fenêtre glissante de 30 points et une tendance linéaire (Delignières and Torre, 2011; Lemoine and Delignières, 2009). A partir de ces valeurs de DWA instantanées (car calculées sur

chaque fenêtre de 30 points), notée $w\gamma(1)$, la valeur moyenne de $w\gamma(1)$ et le pourcentage de valeurs positives de $w\gamma(1)$ étaient calculés pour chaque sujet.

→ Analyse spectrale. Les modèles utilisés pour le timing émergent et événementiel, décrivant le signal dans son ensemble comme un mélange de comportements court terme et long terme, révèlent que le comportement à court terme persiste sur plusieurs échelles, et donc qu’observer le scaling sur plusieurs échelles peut venir compléter l’analyse d’autocorrélation à lag 1 (Delignières et al., 2004; Lemoine, 2007; Torre et al., 2010). En observant la pente du PSD dans les hautes fréquences, une valeur de β dans supérieure à 0 (pente négative) marque un timing émergent (persistance), tandis qu’une valeur inférieure à 0 (pente positive) marque donc un timing événementiel (antipersistance).

La valeur β est obtenue en calculant une modification du calcul de PSD (en utilisant la transformée de Fourier discrète) appelée $highPSD_{we}$ qui consiste à : 1) soustraire la moyenne du signal, 2) appliquer une fenêtre parabolique pour limiter les effets de bords (w), enlever la tendance affine du signal (e). La densité spectrale dans les basse fréquence (plus basses que $f_s/8$, f_s étant la fréquence d’échantillonnage) sont alors ignorées lors de l’approximation linéaire $lof(P(f)) \sim \beta \times \log(f)$ du graphique (high) (Eke et al., 2000; Torre and Wagenmakers, 2009).

La limite de $f_s/8$ utilisée a été à l’origine justifiée par les travaux de Eke (2000), pour éviter la trop grande concentration de points dans les hautes fréquences (dans un même souci que le « evenly-spacing » de DFA) et n’était ainsi pas motivée par un sens physiologique. Cependant les travaux appliqués aux séries temporelles physiologiques ont utilisé $f_N/8$ (f_N étant la fréquence de Nyquist, $f_s/2$) soit $f_s/16$, probablement par erreur (Delignières et al., 2008, 2005) mais avec des résultats corrects. Nous pensons que la limite qu’il convient d’utiliser doit avoir un réel sens physiologique à la frontière de deux sous-systèmes travaillant sur des bandes de fréquences différentes. Nous avons visuellement étudié les graphiques de PSD et les résidus des approximations linéaires,

de la même manière que pour DFA, pour déterminer la bande de fréquence d'analyse (Figure 27).

Si l'autocorrélation à lag 1 et DWA donnent des informations limitées sur les corrélations à court terme (positives ou négatives), l'analyse spectrale permet d'obtenir un réel marqueur de la persistance dans les courtes échelles de temps qui permettent d'explorer des variations subtiles des corrélations court terme.

Notons qu'utiliser DFA sur les petites échelles de temps (petites tailles de boîte) pourrait être utilisé similairement. Cependant la méthode n'est pas optimisée à cette fin ; elle ne permet pas d'étudier des boîtes de taille <4 car il ne serait pas raisonnable au plan statistique d'estimer une tendance linéaire avec moins de 4 valeurs. Pour cette raison, DFA n'est généralement pas utilisé pour quantifier les corrélations court terme. Dans ce travail, comme les autres auteurs nous aurons recours à PSD pour quantifier le phénomène de scaling dans les corrélations court-terme de la variabilité du rythme.

4.1.2. Résultats

Tâche cognitive

Les sujets ont tous réalisé la tâche dans sa totalité sans désengagement notable. Une piste audio des réponses d'un participant n'était pas exploitable car le bruit de l'ergomètre noyait les réponses. Un sujet a eu un score particulièrement bas dû à une incompréhension du fonctionnement du PASAT (le sujet sommat les mauvais chiffres). Ces sujets ont cependant été gardés car ils ne présentaient pas de désengagement notable pendant la tâche (observations de l'examineur). Les 17 sujets restants ont obtenu un score de $85.5 \pm 9.8\%$ de réponses correctes aux calculs demandés par le PASAT.

Corrélations long terme

Qualitativement, la Figure 23 illustre comment la fonction d'autocorrélation des séries d'intervalles entre coups de pédale successifs (après soustraction de leur tendance linéaire) décroît en situation de référence, ce qui suggère la présence de corrélations long terme dans le pédalage.

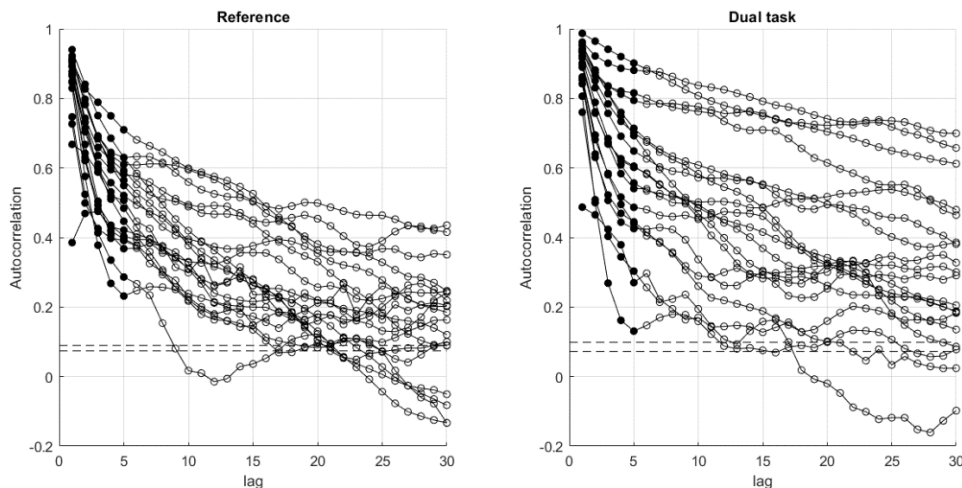


Figure 23 : Fonction d'autocorrélation des séries d'intervalles de temps (après soustraction de leur tendance linéaire) pour tous les sujets en situation de référence et de double-tâche (courbes pleines, où chaque courbe représente un sujet), et intervalles de confiance à 95% associés (pointillés). Les deux intervalles de confiance représentés dans chaque situation représentent les valeurs minimales et maximales des intervalles de confiance de la population, qui correspond respectivement au sujet avec le plus et le moins grand nombre de points (dépendamment de la vitesse de pédalage du participant, pour une durée identique d'enregistrement). Notons les fortes valeurs d'autocorrélation pour les lags ≤ 5 (marqueurs noirs pleins), qui seront quantifiées par les fortes persistances dans l'analyse de PSD court-terme (Figure 27).

Que ce soit en situation de référence ou pendant la tâche mentale, les résidus de l'approximation linéaire de DFA (graphique $\log(F(n))$ vs. $\log(n)$) révèlent un phénomène d'échelle dans les grandes échelles de temps, comme attendu (Figure 24).

Nous avons déduit de cette première analyse que ce phénomène d'échelle pouvait être restreint aux tailles de boîtes ≥ 10 . Les résidus d'une approximation linéaire sur les boîtes de taille ≥ 10 indiquaient l'adéquation d'une approximation linéaire sur ces échelles (Figure 25).

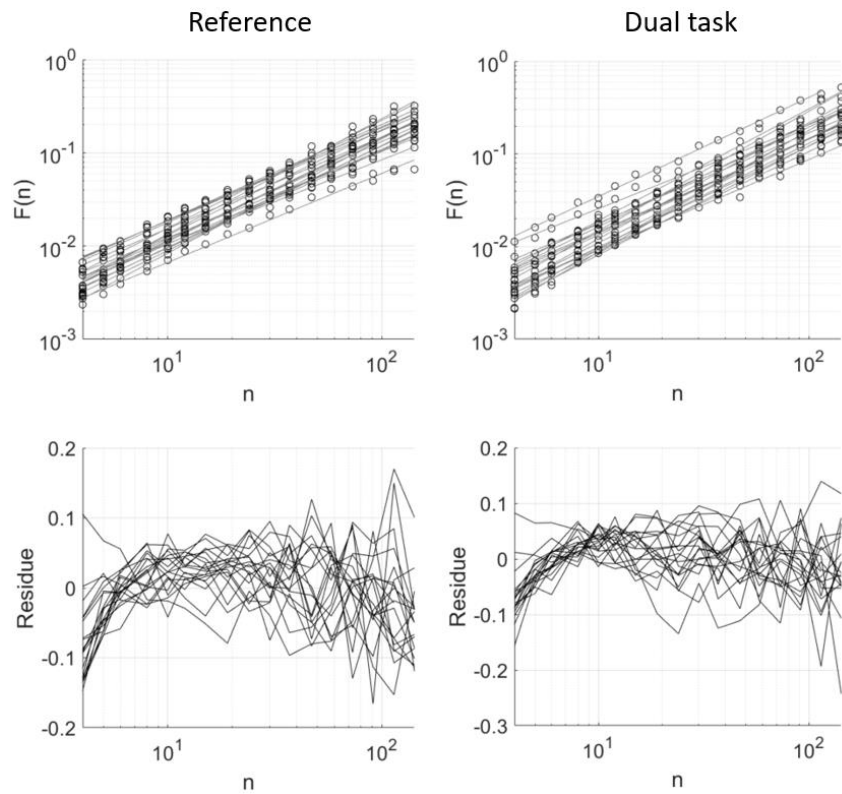


Figure 24 : Application de DFA sur toutes les tailles de boîtes pour les 19 sujets (chaque courbe représentant un sujet) dans les deux situations expérimentales. Le profil des résidus (pas d'indépendance statistique) indique qu'une approximation affine sur l'ensemble de ces échelles n'est pas adaptée.

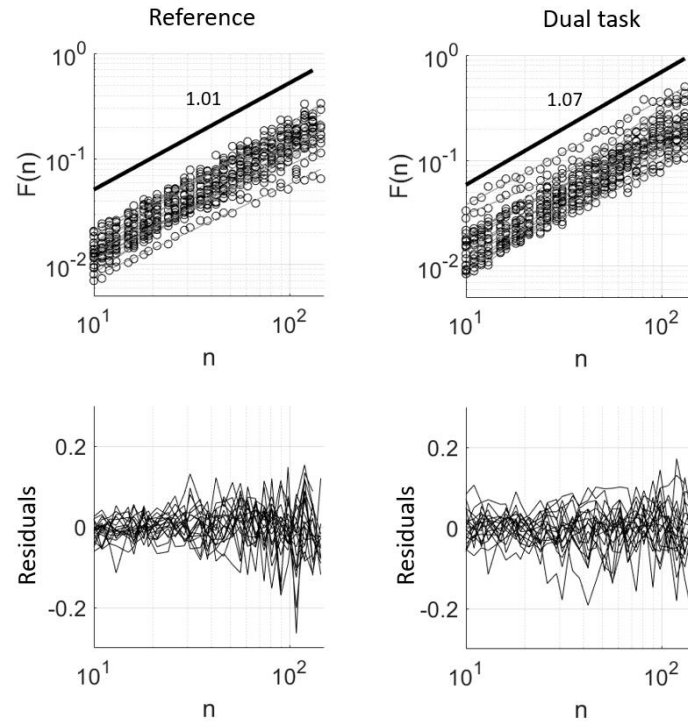


Figure 25 : Application de DFA sur les tailles de boîtes >10 (grandes échelles) pour les 19 sujets (chaque courbe représente un sujet) dans les deux situations expérimentales. Le profil des résidus (indépendance statistique) indique qu'une approximation affine sur ces tailles de boîte est adaptée. La droite noire représente la pente moyenne des sujets dans chaque situation).

Avec un exposant d'échelle α proche de 1 en situation de référence (1.01 ± 0.10), DFA confirme la présence de corrélations long terme associées au caractère fractal du signal.

Bien que l'exposant d'échelle reste proche de 1 en situation de double-tâche, un résultat marquant de cette étude est que la valeur de α augmente légèrement mais significativement de $\alpha = 1.01 \pm 0.10$ en situation de référence à $\alpha = 1.07 \pm 0.15$ en situation de tâche cognitive ($p < 0.05$; voir Figure 26), avec une faible taille d'effet (d de Cohen = 0.14).

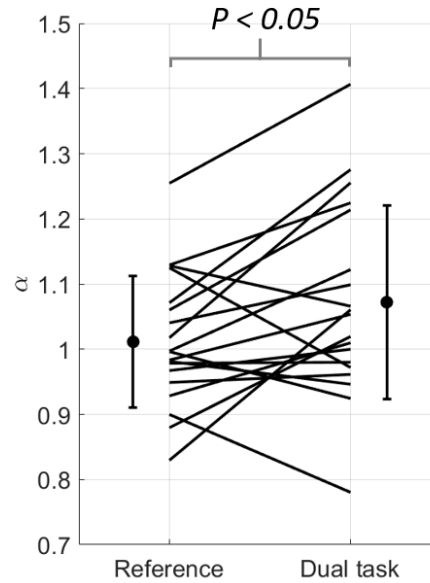


Figure 26 : Exposant d'échelle long-terme α calculé avec DFA sur les tailles de boîtes >10 , pour tous les sujets en situation de référence et de double-tâche. Les valeurs individuelles et les moyennes $\pm$ écarts types sont représentés. α augmente avec la double-tâche chez 14 sujets sur 19.

Rappelons que le choix de la taille de boîte minimale pour la quantification de DFA n'est pas trivial, en particulier dans ce contexte comme les plus petites tailles de boîtes (hautes fréquences) sont principalement influencées par la nature du timing (événementiel, émergent ou autre) et doivent être ignorées lors de l'analyse de bruit $1/f$. Ici le choix a été guidé par une première analyse des résidus d'une approximation linéaire sur toutes les tailles de boîtes, puis par une validation sur les tailles de boîtes présélectionnées. Certains auteurs, en utilisant la densité spectrale de puissance, ont observé les fréquences $\leq f_s/8$, où f_s est la fréquence d'échantillonnage (Delignières et al., 2008, 2005), ce qui est du même ordre de grandeur que les boîtes observées ici comme cela correspond à des tailles de boîtes >8 (Gilfriche et al., 2018c).

Corrélations court terme

Dans les deux situations étudiées ici (référence et double-tâche), l'autocorrélation à lag 1 $\gamma(1)$ est positive chez tous les sujets, la moyenne de $w\gamma(1)$ est positive dans tous

les sujets sauf un, et le pourcentage de $w\gamma(1)$ positif est proche de 100% chez tous les sujets sauf un (même sujet atypique).

A partir des résidus d'une approximation linéaire sur le graphique du PSD complet, nous avons choisi d'analyser les courtes échelles de temps sur les fréquences $\geq 0.2\text{Hz}$. Le résidu de l'approximation linéaire sur cette bande de fréquence indique qu'une telle approximation est adaptée (Figure 27). Il reste cependant un pic visible dans les puissances spectrales autour de 0.34Hz dans la condition de double-tâche chez tous les sujets (Figure 27), qui apparaît toujours dans les résidus. L'analyse spectrale sur les fréquences $\geq 0.2\text{Hz}$ a permis d'obtenir $\beta = 3.38 \pm 1.32$ en situation de référence et $\beta = 3.81 \pm 1.34$ en double-tâche ($p=0.12$). Ces valeurs de $\beta \gg 0.5$ confirment une grande persistance à court terme dans le pédalage. Le fait que $\beta > 1$ est une observation originale (Figure 29) qui sera interprété par la suite.

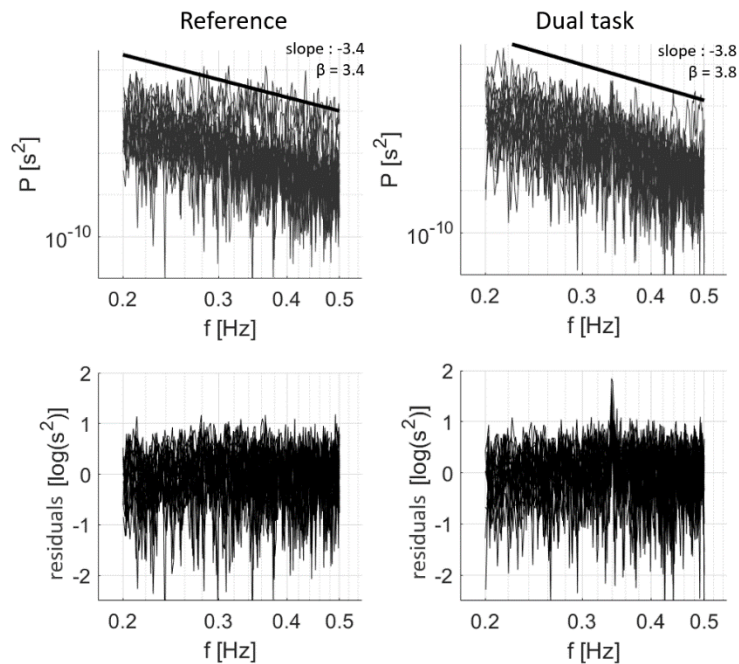


Figure 27 : Haut : Analyse spectrale sur les fréquences $\geq 0.2\text{Hz}$ (court terme) des 19 sujets (chaque ligne représente un sujet) dans chaque condition expérimentale. Bas : résidu des approximations linéaires sur cette bande de fréquences. Le profil des résidus (indépendance statistique) montre qu'une approximation linéaire est adaptée. Les droites noires représentent la pente moyenne.

4.1.3. Discussion

Cette étude quantitative des variations dynamiques dans le pédalage sur ergomètre révèle plusieurs résultats intéressants, par une analyse exhaustive du mélange de structures d'auto-corrélations court terme et long terme. 1) Le pédalage est marqué par des corrélations long terme fractales à l'instar d'autres activités locomotrices humaines. 2) L'ajout d'une tâche cognitive modifie les propriétés de ces fluctuations fractales, ce qui n'a pas été mis en évidence sans équivoque dans d'autres tâches locomotrices. 3) Un comportement spécifique, qui n'avait pas été observé dans d'autres tâches par le passé, apparaît dans les fluctuations court terme (forte persistance). Ces résultats nous permettent d'avoir une meilleure compréhension des stratégies de contrôle et de la coordination des systèmes neurophysiologiques engagés dans une tâche de pédalage.

Signification de la fractalité dans le pédalage

En utilisant plusieurs méthodes pour évaluer la présence de corrélations long terme dans les signaux physiologiques - *la décroissance de la fonction d'autocorrélation, l'analyse PSD et DFA* - nous montrons ici que la structure temporelle fractale est une caractéristique du timing moteur dans le pédalage (Warlop et al., 2013). La présence de cette structure fractale (bruit 1/f) comme sortie d'un système physiologique complexe peut être interprétée comme le fonctionnement d'un processus multi-niveaux impliquant des interactions coordonnées entre les différents éléments du système. Ces systèmes sont particulièrement intéressants par la manière dont la coordination entre les composantes sensorielles, cognitives et motrices s'articule à différents niveaux, ce qui permet une forte adaptabilité (Wijnants, 2014). Cette manière de considérer la stratégie de contrôle, appelée dynamique interaction-dominante, est à l'opposé des approches réductionnistes classiques, qui essaient de trouver une structure critique unique (Eke et al., 2000), une approche appelée dynamique composant-dominante (Wijnants, 2014).

Un résultat intéressant de notre étude est l’obtention d’une valeur de référence de l’exposant d’échelle du pédalage, basé sur DFA ($\alpha=1.01\pm0.10$), ce qui nous permet de considérer le pédalage dans le paradigme des fluctuations fractales qui caractérisent le contrôle neurophysiologique de la locomotion. Une interprétation classique est que le bruit $1/f$ avec α le plus proche de 1.0 marque une coordination optimale entre les composantes en interaction d’un système, qu’une pathologie ou les effets du vieillissement sur les systèmes physiologiques peuvent altérer. Dans ce contexte, l’exposant d’échelle α s’éloigne de 1.0 en réponse à des contraintes ou perturbations, comme il a pu être remarqué en physiologie (Goldberger et al., 2002) et en sciences cognitives (Wijnants, 2014). Cependant d’autres études ont pu montrer que la réalité pouvait être plus subtile ; particulièrement, dans des tâches locomotrices comme la marche ou la course, l’exposant d’échelle typique de référence est plutôt centré autour de 0.7-0.8 (Hausdorff et al., 1995; Jordan et al., 2007; Terrier et al., 2005). Plus que la distance à $\alpha=1.0$, l’information la plus pertinente liée à la stratégie de contrôle postural semble alors être la façon dont le signal devient plus persistant ou plus aléatoire en fonction des contraintes qui s’imposent au système (Jordan et al., 2007; Marmelat and Delignières, 2012). Ici, nous avons relevé une augmentation significative de la persistance du signal lors d’une situation de double-tâche comparée à la situation de référence (Figure 26).

Une contribution cognitive aux fluctuations fractales

En relevant l’impact de la double-tâche sur les propriétés fractales à long terme, nous pouvons déduire le rôle non négligeable d’une intégration centrale dans la stratégie de contrôle du pédalage. La tâche cognitive utilisée ici, le PASAT, recrute différentes fonctions exécutives, qui oblige le système à trouver une autre forme d’auto-organisation. Cette adaptation est révélée par l’augmentation de l’exposant d’échelle α , qui indique une augmentation de la persistance du signal (Figure 26). Ce résultat n’est pas trivial, le pédalage étant une tâche continue, catégorie de mouvements dans lesquels le timing repose en général sur des processus de contrôle utilisant les propriétés d’un

oscillateur périphérique, plutôt qu'un contrôle central cognitif (Lewis and Miall, 2003). En imposant le rythme d'un métronome, Warlop et al. (2013) ont mis en évidence une disparition des corrélations long terme dans le pédalage et en ont déduit l'existence d'un contrôle central dans la génération des corrélations long terme du pédalage. Ce résultat était cohérent avec la disparition des structures fractales dans la marche contrainte par métronome, observé dans de précédentes études (Hausdorff et al., 1996). De même, l'exécution simultanée d'une tâche cognitive a montré une altération des caractéristiques fractales dans la marche (Hausdorff, 2009; Lamoth et al., 2011; Tanimoto et al., 2016). Cependant, l'effet de la tâche cognitive rapporté par les différentes études ne permet pas de conclure sans ambiguïté sur une stratégie de contrôle. Les résultats obtenus dans la littérature sont divergents, et ne permettent donc pas d'obtenir une vision synthétique définitive des stratégies de contrôle dans la locomotion.

Au cours de notre exercice de pédalage, α a légèrement augmenté avec la double-tâche, tandis que de précédentes études sur la marche ont mis en évidence soit une diminution de α (Hausdorff, 2009; Lamoth et al., 2011; Tanimoto et al., 2016), soit une absence totale de variation de α (Bollens et al., 2014; Grubaugh and Rhea, 2014; Hausdorff, 2009; Kiefer et al., 2009). Les théories de la dynamique interaction-dominante supportent l'idée que l'ajout d'une contrainte externe devrait augmenter le comportement aléatoire du signal de sortie (diminution de α ; Diniz et al., 2011; Kello et al., 2007; Wijnants, 2014), ce qui est en contradiction avec nos observations.

Trois hypothèses, pas nécessairement exclusives, peuvent expliquer ces différences.

Premièrement, une hypothèse d'ordre méthodologique. Le calcul de l'exposant alpha est sensible à la façon dont on considère la limite entre corrélations court-terme et long-terme (Wijnants, 2014). D'autre part le calcul de l'exposant qui représente la pente d'une droite est sensible à la façon dont sont distribués les points qui matérialisent cette droite (Almurad and Delignières, 2016). Dans notre étude, ces questions ont été prises en compte par une analyse minutieuse des caractéristiques de

DFA (Figures 24 et 25), ce qui donne une certaine robustesse aux exposants d'échelle calculés.

Une seconde explication possible de ces divergences est que les propriétés fractales en double-tâche sont dépendantes de la tâche cognitive utilisés. Dans ce contexte, l'augmentation de l'exposant d'échelle pendant la double tâche observée pour la première fois ici peut être spécifiquement associée au PASAT. Cette tâche recrute particulièrement les fonctions exécutives et demande un soutien attentionnel, de la mémoire de travail et une certaine vitesse de traitement de l'information. Les résultats obtenus ici avec le PASAT ne peuvent pas être étendu à n'importe quelle autre tâche mentale.

Une troisième explication de cette divergence avec les travaux précédents (augmentation de l'exposant d'échelle) repose sur la particularité de la tâche motrice. En effet, dans un système complexe dans lequel le contrôle est distribué, comme le montre l'exposant des corrélations long terme, transférer une part plus importante du contrôle moteur sur l'oscillateur biomécanique peut permettre au sujet de réduire le conflit central avec la charge cognitive (comme nous le verrons dans la section suivante). Sous cette hypothèse, la tâche mentale distrait le sujet de sa tâche primaire (pédalage), diminuant l'attention sur son timing interne, et causant alors une dérive plus importante dans les grandes échelles de temps, augmentant ainsi la persistance long-terme. Des travaux complémentaires sont nécessaires pour mieux explorer cette possible stratégie d'adaptation du contrôle.

Bien que l'augmentation de l'exposant d'échelle long terme α soit significative, elle n'est pas visible chez tous les sujets (Figure 26). Chez certains sujets, la persistance long terme ne varie pas ou diminue. Ces variations interpersonnelles peuvent trouver leur origine dans des différences d'engagement dans les tâches : des sujets moins engagés dans la tâche mentale se concentreraient plus sur leur timing moteur en diminuant leur investissement dans le PASAT. Néanmoins, cette hypothèse est rejetée ici sur la base d'une absence de corrélation entre les variations de α et les scores de PASAT (Figure 28) ; cet effet n'est en tout cas pas reflété par le score du PASAT. Une autre possibilité

est que les sujets avec une plus grande capacité à gérer la double tâche (pour lesquels la tâche mentale est plus facile par exemple) peuvent s’investir dans la tâche motrice, tout en réalisant le test PASAT sans difficulté. Malheureusement le format du protocole utilisé ici ne nous permet pas de confirmer ou d’infirmier cette hypothèse.

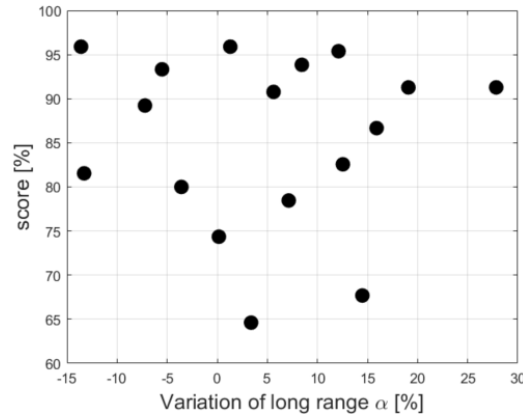


Figure 28 : Corrélation entre le pourcentage de variation de α avec la double-tâche et le score du PASAT chez les 17 sujets exploitables.

Un aspect du contrôle moins connu est l’interférence potentielle de la tâche mentale avec le comportement de l’oscillateur dynamique, supposé être fondamental pour la gestion du timing de tâches continues. Le pédalage étant a priori une tâche continue, nous avons concentré notre analyse sur les corrélations court terme pour explorer cette question et avoir ainsi une meilleure compréhension des stratégies de contrôle dans le pédalage en double tâche.

Des corrélations court terme originales

Notre étude reporte un crossover entre un phénomène d’échelle court terme et long terme, observé à l’aide d’analyses de PSD et de DFA, dans les séries temporelles du timing du pédalage (Figure 24). Des explorations utilisant la corrélation à lag 1 et DWA ont mis en évidence la présence de corrélations court terme positives, classiquement associées à un timing de type émergent dans la littérature. Pourtant, la

forte persistance court terme révélée ici dans le pédalage par l'analyse haute-fréquence du PSD ($\beta=3.38\pm1.32$ en situation de référence) ne correspond pas aux modèles classiques du timing émergent où $\beta\leq 1$ (Figure 29). Ainsi, ce résultat révèle un nouveau type de corrélations court terme qui relève d'un comportement dans le contrôle complexe du timing locomoteur non-observé à ce jour.

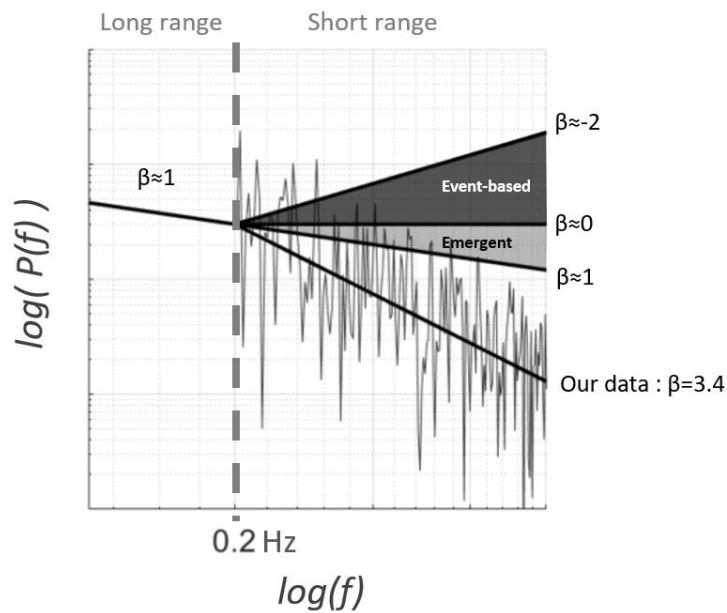


Figure 29 : Exemple de la distribution des puissances dans les hautes fréquences du PSD ($\geq 0.2\text{Hz}$) d'un sujet qui pédale en situation de référence. Les valeurs typiques et les zones classiques associées au timing événementiel et émergent sont indiquées pour comparaison.

Ce comportement propre au pédalage semble marquer une caractéristique motrice qui n'est pas engagée dans d'autres mouvements humains étudiés dans la littérature. Dans nos conditions de pédalage sur un ergomètre à courroie de friction et volant d'inertie, le volant d'inertie d'une vingtaine de kilogrammes joue un rôle critique au niveau de l'oscillateur biomécanique. L'inertie du volant permet au sujet de ne pas requérir d'ajustement rapide pour maintenir le rythme de pédalage désiré. Sous ces

hypothèses, de fortes autocorrélations court terme sont la conséquence naturelle de la persistance (au sens mécanique) du volant d’inertie.

Notre observation d’une forte persistance dans les courtes échelles de temps (≤ 5 coups de pédale), qui échappe à la dichotomie entre timing émergent et timing événementiel, peut nourrir de nouveaux modèles tâche-spécifiques, et promouvoir le développement d’une théorie plus générale du contrôle moteur.

Les caractéristiques court-terme sont généralement associées à l’impact des propriétés motrices sur le système, qui ici manifeste une grande persistance associée à l’inertie. Il n’est donc pas surprenant que la présence d’une tâche cognitive, mobilisant des ressources centrales, ne soit pas reflétée dans les structures court terme de la variabilité. D’un point de vue plus général, cette propriété peut révéler une stratégie globale consistant à allouer une plus grande partie du contrôle distribué vers la composante motrice, quand cela est permis par l’environnement, de manière à minimiser le coût cognitif pour la génération du timing et assurer la disponibilité des ressources cognitives pour gérer la tâche mentale.

Impact de la périodicité de la tâche cognitive imposée

La tâche cognitive utilisée ici (test de PASAT) délivre une information auditive répétitive avec un rythme constant (cycle de 3s de l’annonce des chiffres qu’il faut sommer mentalement), ce qui peut altérer la variabilité du pédalage à travers une stimulation cyclique. En effet, il a pu être montré que l’évaluation des durées, variant typiquement en bruit $1/f$, peut se coupler spontanément à la stimulation périodique d’un *driver* à travers un phénomène dit d’entraînement, tout en gardant une structure fractale sous-jacente (Amon et al., 2018).

Un tel phénomène, stimulé par le déroulement du PASAT, apparaît dans nos conditions dans les courtes échelles de temps. Ce phénomène est observable dans le pic de puissance dans le PSD autour de 0.34Hz en situation de double-tâche, correspondant à la période de 3s entre deux chiffres successifs (Figure 27). Le phénomène avait été

observé par le passé dans les caractéristiques de la structure long-terme de tâches (Amon et al., 2018).

Il a été suggéré que l'avantage du bruit $1/f$ pourrait être sa capacité à se caler à n'importe quel driver périodique. Ici, bien que nous n'ayons pas les moyens d'explorer si ce phénomène se produit par entraînement (anticipation forte) ou par corrections locales, nous montrons qu'un couplage peut se produire dans les échelles court-terme d'un scaling très persistant (et non pas un scaling fractal).

4.2. Fractalité de la marche

Si l'étude du pédalage a révélé plusieurs éléments intéressants, le plus surprenant réside dans l'augmentation du coefficient d'échelle α lors de l'exécution d'une tâche cognitive. Il nous a donc semblé pertinent de poursuivre dans cette exploration avec une étude sur la marche, en tant qu'activité locomotrice alternative au pédalage sollicitant les mêmes structures neurophysiologiques. Nous avons mis en place un protocole sous deux modalités – marche en extérieur et marche sur tapis roulant - et ajouté une tâche cognitive mobilisant le cortex préfrontal. La marche n'a jamais été analysée sous l'angle des corrélations court-terme et il nous a semblé plus pertinent dans cette approche de se concentrer sur les propriétés de corrélation long terme.

4.2.1. Matériel et méthodes

Protocole

Ce protocole a mobilisé 14 étudiants de 21.6 ± 0.8 ans et mesurant 174 ± 6 cm. Les participants devaient marcher à leur vitesse préférentielle de marche successivement en extérieur et sur tapis roulant, pendant deux journées différentes et dans un ordre aléatoire. Pour chacune des sessions de marche, les participants marchaient 10 minutes normalement, et 10 minutes en réalisant une tâche cognitive, dans un ordre aléatoire.

La tâche cognitive était guidée de manière auditive : les participants devaient écouter les instructions par des écouteurs et répondre à voix haute. Ils étaient informés que leurs réponses étaient enregistrées pour motiver un bon respect des consignes, mais les réponses n'étaient pas exploitables car trop bruitées et ne seront donc pas analysées ici. La situation de tâche cognitive était composée de trois étapes successives, en utilisant des tests standards :

- Le PASAT
- Le test de Hayling
- Une tâche de fluence verbale

Ces trois tâches ont été choisies pour recruter le cortex préfrontal, mais avec une modalité légèrement différente de l'expérience précédente, qui permet notamment d'éviter trop de répétitivité dans la tâche en multipliant les tâches.

Analyse des données

Les intervalles de temps entre deux foulées successives ont été enregistrées avec la centrale inertielle (accéléromètre et gyroscope) d'un iPod placé au niveau de la crête iliaque (hanche), avec une fréquence d'échantillonnage de 100Hz, en utilisant une application dédiée (Sensor Play). Les intervalles entre deux foulées successives ont été extraites à l'aide d'un algorithme dédié sous Matlab 2016b (Mathworks), qui sera présenté en section 4.4. Le signal le plus résolu pour détecter la rythmicité de la marche était la vitesse angulaire détectée par le gyroscope selon l'axe transversal, et c'est donc lui qui a été choisi chez tous les sujets (Figure 30).

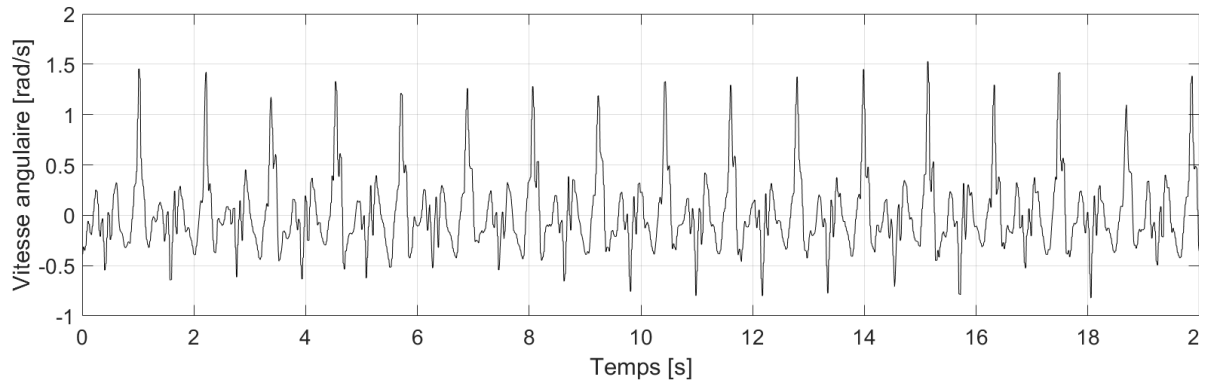


Figure 30 : Vitesse angulaire de l'iPod selon l'axe transversal d'un sujet typique marchant en extérieur

DFA a été utilisé pour analyser les corrélations long terme dans le signal ; en deux itérations, une première pour analyser les résidus d'une approximation linéaire du graphique $\log(F(n))$ vs. $\log(n)$ sur toutes les échelles de temps, puis une deuxième seulement sur les tailles de boîtes validées par la première étape.

4.2.2. Résultats

Un sujet a été exclu de l'étude car son signal d'accélération était inexploitable et ne permettait pas de récupérer les foulées.

L'analyse des résidus de la première itération de DFA sur toutes les tailles de boîte met en évidence qu'une approximation linéaire ne peut vraisemblablement être effectuée que sur les tailles de boîtes ≥ 30 (Figure 31).

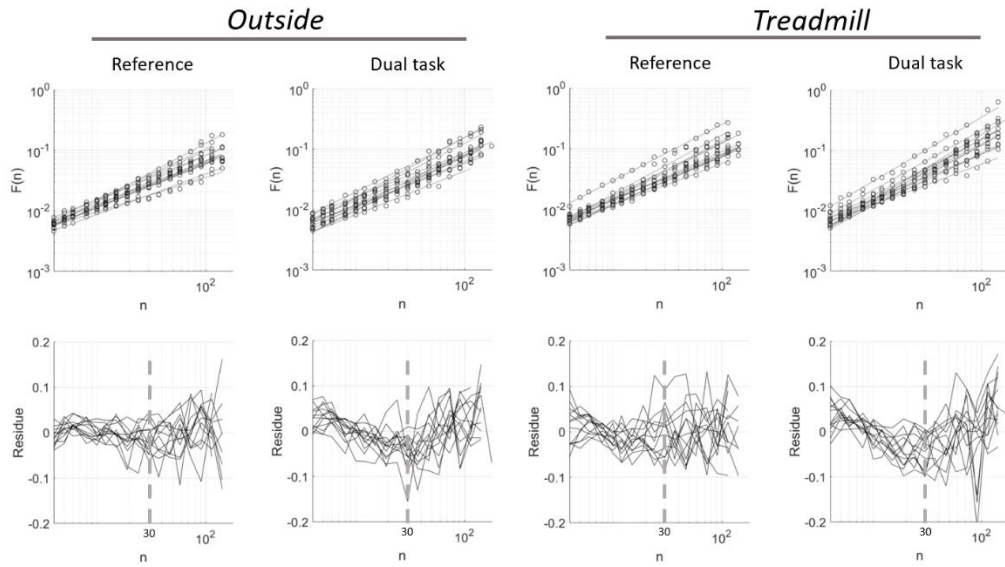


Figure 31 : Résultats de DFA calculé sur toutes les tailles de boîtes dans toutes les situations et chez chaque sujet. Haut : graphique $\log(F(n))$ vs. $\log(n)$. Bas : résidus de l'approximation linéaire de $\log(F(n))$ vs. $\log(n)$.

La deuxième itération de DFA uniquement sur les tailles de boîtes ≥ 30 indique que l'approximation linéaire sur ces échelles est adaptée (Figure 32). Nous pouvons ainsi calculer les coefficients α sur ces échelles.

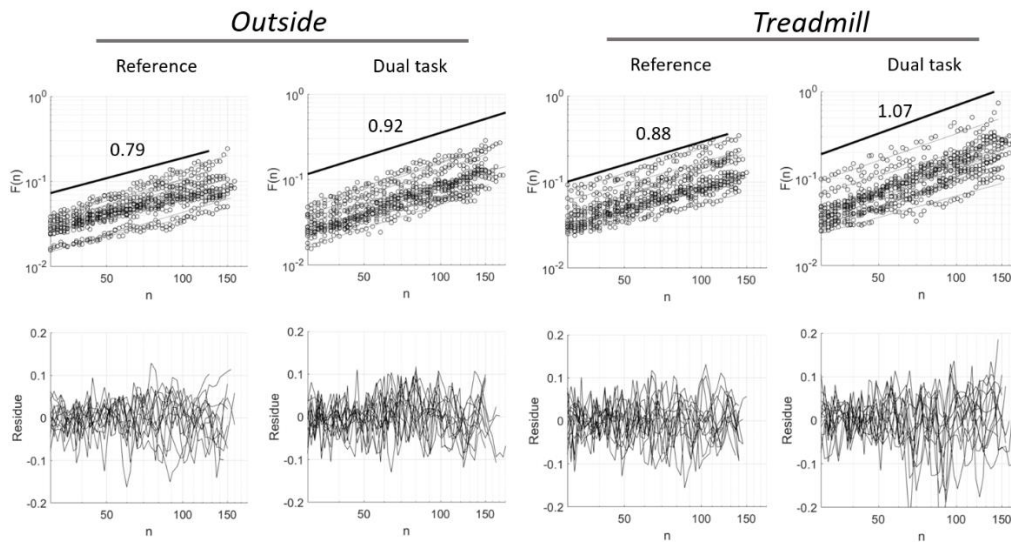


Figure 32 : Résultats de DFA calculé sur les tailles de boîtes ≥ 30 dans toutes les situations et chez chaque sujet. Haut : graphique $\log(F(n))$ vs. $\log(n)$. Bas : résidus de l'approximation linéaire de $\log(F(n))$ vs. $\log(n)$.

Nous nous concentrerons ici uniquement sur l'effet de la tâche cognitive, et non à la différence des fluctuations entre marche en extérieur et marche sur tapis roulant, qui a déjà été étudiée dans la littérature (Warlop et al., 2018), nous considérerons donc ces deux modalités séparément.

En marche extérieure, l'exposant d'échelle augmente significativement de $\alpha=0.79\pm0.13$ en situation de référence à $\alpha=0.92\pm0.12$ en double tâche ($p<0.05$), bien que la taille d'effet soit petite (d de Cohen = 0.31).

En marche sur tapis roulant, l'exposant d'échelle augmente significativement de $\alpha=0.88\pm0.15$ en situation de référence à $\alpha=1.07\pm0.14$ en situation de double tâche ($p<0.01$), bien que la taille d'effet soit petite (d de Cohen = 0.40).

Les valeurs de α pour chaque sujet dans toutes les situations sont reportées en en Figure 33.

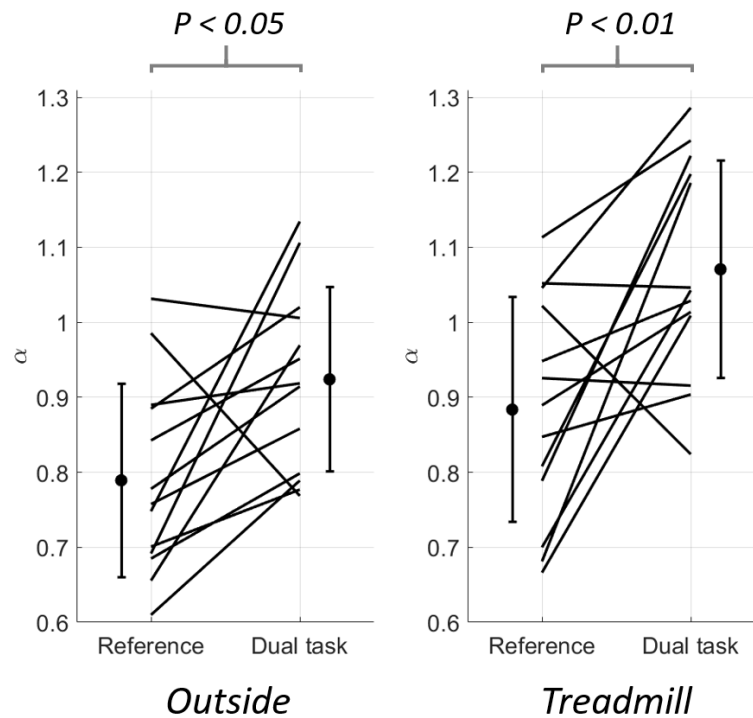


Figure 33 : Valeurs des exposants d'échelle α pour chaque sujet, en situation de référence et en double tâche, pour chacune des modalités, marche extérieure (outside) et marche sur tapis (treadmill).

4.2.3. Discussion

Cette étude avait pour objectif de confronter les résultats obtenus au cours de la marche à ceux obtenus en double tâche au cours de l'activité locomotrice de pédalage. Les résultats du pédalage montraient, en contradiction avec la plupart des résultats de la marche dans la littérature, que l'exécution d'une tâche cognitive mobilisant le cortex préfrontal augmente la persistance dans les grandes échelles de temps. A cette fin, nous avons mis en place un protocole similaire, consistant à étudier les corrélations long terme (fractalité) dans la marche, combiné à une tâche cognitive préfrontale, dans deux modalités différentes (marche extérieure et tapis roulant).

Plus encore que dans l'étude précédente, il convient de trouver une explication à cette différence avec la littérature, comme la tâche motrice utilisée est ici similaire à ces travaux (Bollens et al., 2014; Grubaugh and Rhea, 2014; Hausdorff, 2009; Kiefer et al., 2009; Lamothe et al., 2011; Tanimoto et al., 2016). Plusieurs éléments peuvent expliquer cette différence.

Premièrement, de la même manière que dans l'étude précédente, des questions méthodologiques se posent. Ici nous avons abordé l'analyse de fractalité dans les grandes échelles de temps par une approche en plusieurs étapes, visant à rigoureusement identifier les zones de scaling, et avec une répartition de tailles de boîtes adaptée (evenly-spacing). Sans compter les travaux ne trouvant pas de variation de α avec une tâche cognitive, qui peuvent être dû à de nombreux facteurs (tâche cognitive plus facile, population aux ressources cognitives plus importantes, puissance statistique trop faible), les principaux travaux ayant eu des résultats opposés aux nôtres – diminution de α en tâche cognitive – sont ceux de Lamothe et al. (2011), Tanimoto et al. (2016) et Hausdorff (2009). Le travail de Lamothe et collaborateur se base sur des enregistrements courts (3 minutes) et le calcul de DFA est effectué sur toutes les tailles de boîtes, donnant un poids important aux structures de corrélation court terme (Lamothe et al., 2011). L'étude de Tanimoto et collaborateurs est réalisée sur des temps plus longs, cependant l'analyse est réalisée sur toutes les tailles de boîtes et sans evenly-spacing : on peut observer clairement la présence d'un crossover, qui n'est pas pris en

compte dans l'approximation linéaire du graphique $\log(F(n))$ vs. $\log(n)$ et qui biaise donc l'évaluation de la fractalité long terme (Tanimoto et al., 2016). Dans l'étude d'Hausdorff, l'approximation linéaire est de nouveau réalisée sur toutes les tailles de boîtes, bien que celles-ci soient réparties uniformément (evenly-spacing ; Hausdorff, 2009). Un apport de la présente étude est ainsi de proposer une approche robuste de l'évaluation des propriétés fractales à long terme dans les tâches locomotrices, qui pourra être reproduite dans de futures études.

Une deuxième explication restant possible vient de la variabilité des stratégies d'adaptation employées en fonction des tâches cognitives. Ainsi, une tâche mobilisant principalement le cortex préfrontal (comme celles utilisées ici) peut impliquer une stratégie d'adaptation différente d'une tâche mobilisant les aires motrices par exemple. Il semble que les tâches utilisées dans les autres études sont proches de celle présentée ici, et sollicitent de la même façon les fonctions exécutives, cependant il est impossible de conclure à propos de cette différence sans l'utilisation de méthodologies comparables. Nous ne possédons donc pas d'assez d'élément pour conclure sur la vraisemblance de cette hypothèse.

Finalement, une dernière explication vient des différences de profils des participants. En effet la diminution de l'exposant d'échelle α par Lamothe et collaborateurs (2011) était observée chez des sujets âgés, et par Hausdorff (2009) sur des sujets atteints de la maladie de Parkinson, tandis que notre étude s'est concentrée sur des sujets jeunes et sains. La seule population comparable est celle observée par Tanimoto et collaborateurs (2016). Notre population était cependant composée d'étudiants en STAPS, sans aucun doute plus sportifs que la moyenne, et on a donc une claire différence d'expertise sur la gestion de tâches cognitivo-motrices. Considérant les différences de structures fractales du timing moteur observées dans la littérature entre des débutants et experts de la tâche (Nourrit-Lucas et al., 2015; Wijnants, 2014), on peut sans difficulté imaginer des différences de stratégies de gestion de la double-tâche entre ces deux populations. Encore une fois, il reste impossible d'apporter une

conclusion définitive à cette hypothèse sans un nombre suffisant d'études réalisées avec une même méthodologie.

L'approche méthodologique présentée ici pour l'évaluation des structures long terme de la marche pourrait être enrichie d'une évaluation des structures court terme, comme il a été réalisé précédemment sur l'analyse du pédalage (section 4.1). Cette analyse n'est à notre connaissance jamais effectuée dans la littérature sur l'analyse des fluctuations des périodes de marche, alors que son intérêt a pu être démontré dans des tâches motrices (avec la corrélation à lag 1, DWA ou $\text{highPSD}_{\text{we}}$) et précédemment dans une tâche locomotrice (pédalage). Une telle approche des structures de corrélations court terme permettrait vraisemblablement une meilleure compréhension du rôle de l'inertie et de la distribution du contrôle (centrale / périphérique) dans une telle tâche, comme il a pu être montré précédemment. Cela permettrait une reconnaissance de la présence simultanée de structures court terme et long terme dans la périodicité de la marche, pour une approche plus robuste de ces deux ordres de grandeurs. La validation de l'intérêt de cette approche ne sera pas étudiée ici et devra passer par des études complémentaires conçues à cet effet.

4.3. Objets connectés, signaux et traitement du signal

Les études de la locomotion humaine présentées ci-dessus emploient des outils de mesure différents : les foulées dans la marche ont été analysées avec une centrale inertielle, tandis que la périodicité du pédalage a été enregistrée avec un luxmètre.

L'analyse de la marche avec un accéléromètre est devenue chose courante (Tanimoto et al., 2016). Contraint par la particularité du mouvement et le besoin de ne pas encombrer ou déséquilibrer le marcheur, et aidé par l'évolution de la précision et la miniaturisation de ces capteurs, l'accéléromètre est souvent utilisé dans l'analyse de la marche.

Nous pensons qu'il est intéressant d'analyser le potentiel de nouveaux outils de mesure connectés qui permettraient des mesures hors du laboratoire et à moindre coût.

Il faut noter que contrairement aux mouvements des membres inférieurs lors de marche, dans laquelle les impacts et la complexité du mouvement favorisent l'apparition d'événements facilement détectables dans les signaux accélérométriques/gyroscopiques, le pédalage est un mouvement continu et sans impact (Figures 30 et 34). La détection précise des périodes (cycles) de pédalage repose par conséquent sur l'analyse d'un signal d'allure vaguement sinusoïdale, ce qui peut apporter de l'incertitude dans la détection d'un pic lié à l'évènement.

La question de la pertinence de nouveaux outils de mesure est particulièrement prégnante dans le contexte d'analyse de phénomènes d'échelle, dans lequel les erreurs de mesure peuvent avoir des conséquences complexes à analyser.

4.3.1. Effets théoriques d'une erreur de mesure sur les phénomènes d'échelle

Les smartphones sont aujourd'hui équipés de centrales à inertie : gyroscope et accéléromètre. La détection d'événements particuliers pour l'analyse des fluctuations du rythme à l'aide de ces systèmes de mesure nécessite une étude préalable. On doit en effet vérifier la fréquence d'échantillonnage, dans la plupart des cas limitée à 100 Hz, et une erreur liée à la relative imprécision de la mesure physique, qui engendrent des erreurs de détection d'événements. Des évènements mal détectés dans le temps introduisent une variabilité dans le rythme de marche qui n'est pas liée au contrôle neurophysiologique mais au bruit instrumental. A priori, le bruit expérimental peut être considérée comme un bruit blanc.

Le signal de périodicité, différenciation de la suite des instants auquel sont détectés ces événements, est donc perturbé par un bruit blanc différencié, d'une manière similaire à ce qui a été vu précédemment dans le modèle de Wing et Kristoferson (Wing and Kristofferson, 1973).

Ce type de bruit est dominant dans les hautes fréquences (pente positive dans le PSD) quand il est additionné à un bruit de type $1/f$ (pente négative dans le PSD).

Il est donc attendu que des erreurs de mesure associées à l'utilisation d'un capteur connecté perturbent les petites échelles de temps, mais moins les grandes échelles de temps.

Nous avons étudié ce phénomène au cours du travail expérimental sur l'impact d'une tâche cognitive sur le timing du pédalage. Les mesures du rythme de pédalage ont été réalisées avec 3 systèmes différents : l'enregistrement de la périodicité à l'aide du luxmètre sert de référence, à laquelle les deux méthodes utilisant un iPod sont comparées.

Les méthodes qui utilisent l'iPod reposent sur la centrale inertielle d'une part, et sur la mesure du son via le microphone d'autre part, afin de tirer parti de la très grande fréquence d'échantillonnage de la carte son, 44.1kHz.

Centrale inertielle

Un iPod était attaché à la cheville du sujet, et les mesures issues de la centrale inertielle, échantillonnant à 100Hz étaient extraites à l'aide d'une application smartphone (SensorPlay).

Après des analyses visuelles, il a été choisi de s'intéresser au signal de vitesse de rotation autour de l'axe transversal (orthogonal au plan du mouvement de pédalage) délivré par le gyroscope. Un exemple de signal est donné en Figure 34.

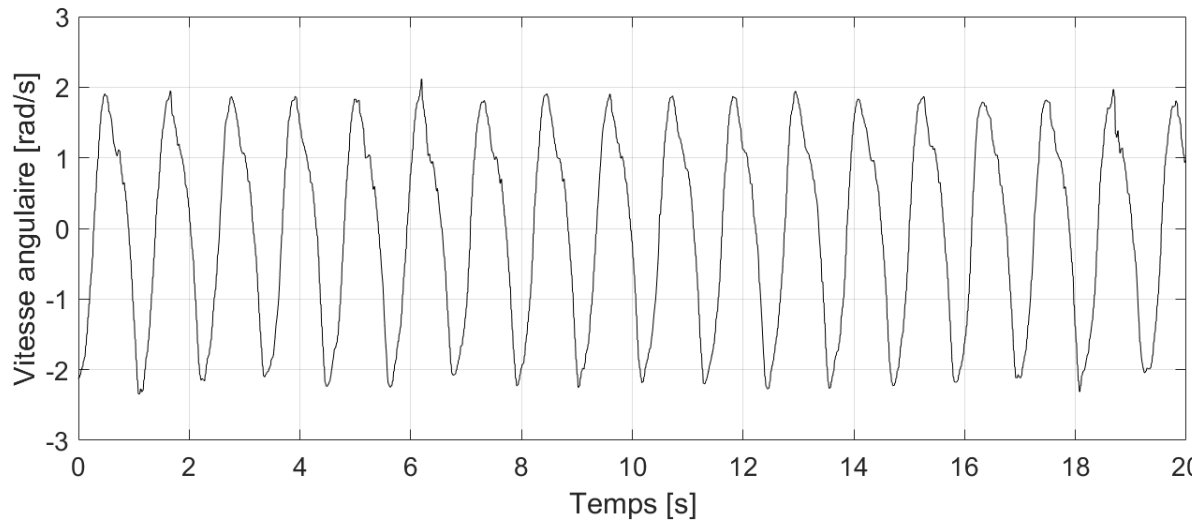


Figure 34 : Exemple de signal de vitesse angulaire selon l'axe transversal, issu du gyroscope du iPod sur un sujet typique.

Mesure du son via le microphone

Un autre iPod était placé dans une boîte en plastique placée au sol sous la trajectoire de l'une des pédales de l'ergomètre. Une languette fixée à la pédale percutait la boîte plastique à chaque passage de la pédale.

L'enregistrement utilise la capacité de la carte son du smartphone ; ainsi la fréquence d'échantillonnage était de 44,1kHz. Notons que la précision du passage est cependant affectée par le temps de frottement de la languette, ainsi que par la propagation et la résonance du son à l'intérieur de la boîte plastique. On note néanmoins que les premiers instants de la percussion sont bien identifiables. La Figure 35 montre un exemple typique de signal obtenu par cette acquisition.

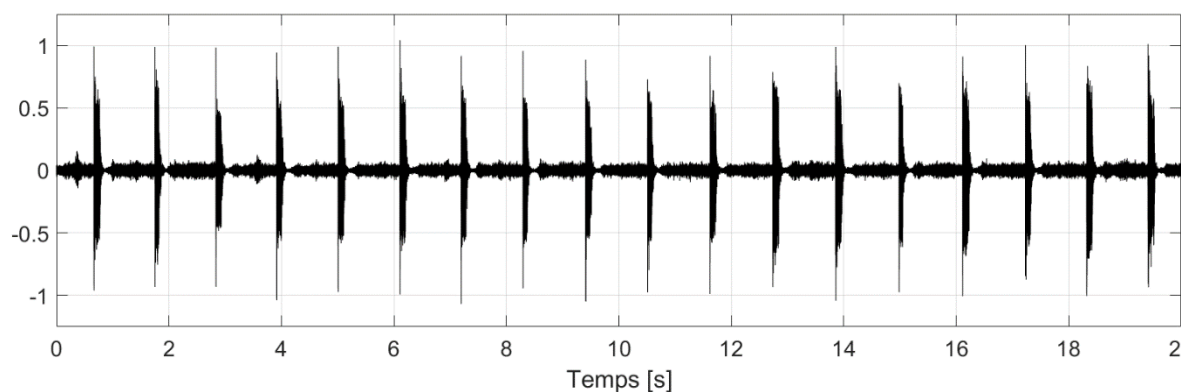


Figure 35 : Signal obtenu par l'enregistrement sonore issu de la carte son du iPod pour un sujet typique.

Il a été vérifié lors de premières mesures que les deux matériels n'entravaient pas le mouvement naturel.

4.3.2. Résultats

Forme de l'erreur

Afin d'apprécier l'erreur inhérente à chaque système de mesure utilisée au cours du pédalage (iPod-accéléromètre et iPod-microphone) nous avons calculé la différence entre les séries temporelles obtenues avec l'iPod et celles obtenues avec le luxmètre (notre référence). On obtient ainsi pour chaque sujet et dans chaque situation un signal d'erreur, qui peut être caractérisé par sa moyenne, son écart type et ses corrélations calculées avec DFA. Les résultats sont reportés dans le Tableau 3.

	Accéléromètre		Son	
	Référence	Double tâche	Référence	Double tâche
Moyenne [ms]	1.2±4.9	1.1±4.8	0.26±0.47	-0.075±0.55
Ecart type [ms]	34.4±8.9	32.7±9.1	13.8±10.1	14.0±8.8
α	0.12±0.07	0.12±0.05	0.15±0.10	0.13±0.08

Tableau 3 : statistiques descriptives du bruit de mesure de la fluctuation des périodes de pédalage, enregistrée via la centrale inertielle et la carte son.

Les résultats montrent que les bruits de mesure sur les séries temporelles sont fortement anticorrélés ($\alpha < 0.5$; Tableau 3), avec une faible moyenne et un écart type plus important pour l'accéléromètre.

Impact sur l'analyse de corrélations long terme

On constate que par rapport aux valeurs de α déjà obtenues avec le luxmètre (1.046±0.155 en référence et 1.154±0.167 en double tâche), les valeurs obtenues par l'enregistrement sonore ne sont pas significativement différentes en référence (1.040±0.157) mais sont significativement plus faibles en double tâche (1.146±0.166 ; $p < 0.01$), et les valeurs obtenues avec le gyroscope sont encore plus faibles que les deux autres (0.937±0.161 en référence et 1.089±0.160 en double tâche ; $p < 0.001$; Figure 36). Les valeurs (moyennes $\pm$ écart type) sont ici données avec une précision au millième pour mettre en évidence les variations de α qui sont parfois de très faible amplitude. Malgré un certain taux d'erreur des deux méthodes et une sous-estimation systématique de α avec la mesure du gyroscope (entre 5 et 10%), on retrouve avec tous les capteurs une augmentation significative ($p < 0.05$) de l'exposant d'échelle avec la tâche cognitive.

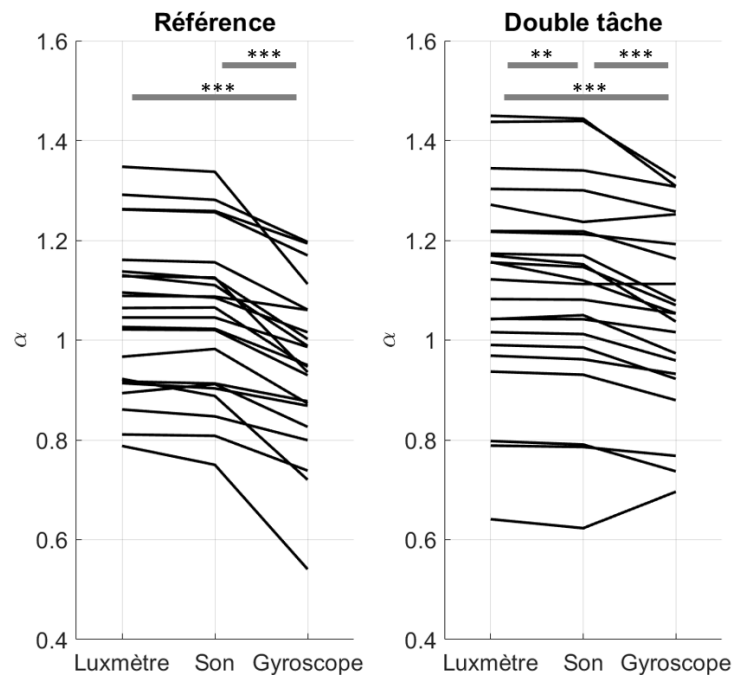


Figure 36 : Valeur des exposants d'échelle α des fluctuations des périodes du pédalage, mesurées avec les trois méthodes différentes (luxmètre, son, gyroscope), chez les 19 sujets et dans les deux situations (référence, double tâche). * : $p < 0.05$,

** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Impact sur l'analyse de corrélations court terme

Les résultats obtenus dans l'analyse court terme sont beaucoup plus bruités comme on peut le voir dans le Tableau 4. Le gyroscope indique un résultat complètement différent sur la plupart des analyses court terme, et seule l'autocorrélation à lag 1 permet de déduire des autocorrélations court terme positives (probablement par l'impact des corrélations long terme), tandis que les autres méthodes basées sur DWA ou le PSD nous amèneraient à conclure que le signal est anticorrélé. L'analyse par l'enregistrement sonore permet d'observer la corrélation court terme positive, mais pas la forte corrélation marquée par un $\beta > 1$ dans les courtes échelles de temps.

		Luxmètre	Son	Gyroscope
$\gamma(1)$	<i>Référence</i>	0.87 ± 0.09	$0.80 \pm 0.13^*$	$0.41 \pm 0.29^{***}/\dagger\dagger\dagger$
	<i>Tâche cognitive</i>	0.90 ± 0.10	$0.84 \pm 0.14^{***}$	$0.59 \pm 0.25^{***}/\dagger\dagger\dagger$
Mean $w\gamma(1)$	<i>Référence</i>	0.64 ± 0.17	$0.41 \pm 0.18^{***}$	$-0.15 \pm 0.11^{***}/\dagger\dagger\dagger$
	<i>Tâche cognitive</i>	0.67 ± 0.10	$0.43 \pm 0.19^{***}$	$-0.07 \pm 0.20^{***}/\dagger\dagger\dagger$
% positive $w\gamma(1)$	<i>Référence</i>	$97 \pm 12\%$	$91 \pm 16\%$	$23 \pm 18\%^{***}/\dagger\dagger\dagger$
	<i>Tâche cognitive</i>	$99 \pm 3\%$	$91 \pm 15\%^*$	$36 \pm 30\%^{***}/\dagger\dagger\dagger$
β	<i>Référence</i>	3.21 ± 1.13	$1.17 \pm 1.27^{***}$	$0.31 \pm 1.09^{***}/\dagger\dagger\dagger$
	<i>Tâche cognitive</i>	3.32 ± 1.19	$1.24 \pm 1.63^{***}$	$0.61 \pm 1.74^{***}/\dagger\dagger\dagger$

Tableau 4 : Valeur (moyenne $\pm$ écart type) des marqueurs des corrélations court-terme des fluctuations des périodes du pédalage, mesurées avec les trois méthodes différentes (luxmètre, son, gyroscope) dans les deux situations (référence, tâche cognitive). * : $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$ (*.. : différence avec le luxmètre), † : différence entre son et gyroscope.

4.3.3. Discussion

L'impact des erreurs de mesure semble suivre l'effet attendu, avec une information légèrement dégradée dans l'analyse long terme et beaucoup plus dégradée dans l'analyse court terme. Le signal est faiblement dégradé dans l'exploitation du son et beaucoup plus dégradée avec l'accéléromètre. Ces impacts viennent de l'anticorrélation générée dans les courtes échelles de temps, et plus ou moins dominées (selon l'amplitude du bruit) dans les plus grandes échelles de temps par les fluctuations fractales.

Potentiel et limites de la centrale inertielle

Le gyroscope ne semble pas être l'outil le plus adapté pour analyser les fluctuations dans les périodes du pédalage. En effet l'analyse des comportements court terme y est complètement faussée et inexploitable (Tableau 4). Il faut cependant relever que l'analyse des fluctuations long terme reste tout à fait correcte comme le montre le

fait que la méthode distingue tout de même l'augmentation de la persistance associée à la double tâche. De plus, la sous-estimation de l'exposant d'échelle α étant systématique, on peut imaginer la corriger. Nous n'avons procédé à aucun filtrage du signal gyroscopique, ni aucune fusion des différentes données issues de la centrale inertielle (gyroscope et accéléromètre) : une telle fusion permettrait d'améliorer la précision dans la quantification précises des périodes.

Beaucoup d'études utilisent à l'heure actuelle des capteurs connectés de fréquence d'échantillonnage similaire (100Hz), en particulier pour l'analyse des fluctuations long terme dans la marche (Tanimoto et al., 2016). Notre travail ne remet pas en question ces études dans la mesure ou notre évaluation des erreurs concerne l'analyse du pédalage.

Potentiel et limites de la mesure sonore

Nous avons testé une nouvelle méthode simple d'acquisition des périodes du pédalage. L'objectif de cette mesure était de capitaliser sur l'échantillonnage très élevé de la carte son d'un enregistreur simple (44.1kHz) et de mesurer des ondes sonores créées par les impacts à chaque cycle de pédalage. La méthode, combine l'utilisation de matériel de récupération (boîte en plastique, scotch, languette en plastique) avec un smartphone standard et donne des résultats intéressants permettant d'envisager des mesures de qualité scientifique en situation écologique et à moindre coût. En effet, les corrélations long terme sont très similaires à celles obtenues avec le luxmètre, avec une très légère sous-estimation de l'exposant d'échelle α qui peut se corriger aisément. L'estimation des corrélations court terme, est cependant biaisée par les bruits de mesure anticorrélés (bruits blancs dérivés). Nous déconseillons l'utilisation de systèmes connectés pour l'analyse des corrélations court terme dans de futurs travaux, bien que ce résultat soit très dépendant du contexte expérimental (fréquence moyenne de la tâche motrice, matériel utilisé pour créer le bruit, traitement du signal sonore etc.).

4.4. Algorithme semi-automatisé

Pour extraire les périodes de signaux aux caractéristiques variées (Figure 21, 30, 34, 35), nous avons besoin de mettre en place un algorithme de détection de pic qui soit à la fois robuste, adaptable, facile d'utilisation et rapide à analyser dans le cadre de banques de données importantes.

Nous avons pris le parti d'un algorithme de détection de pic classique (proposé par le logiciel Matlab), auquel nous avons adjoint une interface graphique permettant à l'utilisateur d'ajuster des paramètres de restriction de la détection via des curseurs (prominence, distance minimale et maximale cherchée entre deux pics), comme illustré en Figure 37. Cette approche présente l'avantage de ne nécessiter aucun filtrage du signal original, via l'ajustement manuel des paramètres, et donc d'obtenir une détection précise de la localisation des pics, nécessaire pour analyser les fluctuations des périodes.

Une deuxième étape consistait ensuite à contrôler visuellement les pics détectés et à supprimer manuellement les pics mal identifiés (par deux clics encadrant le pic erroné) et à ajouter les pics manquants (par deux clics encadrant le pic manquant). Cette approche demande une vérification manuelle des signaux et n'est donc pas totalement automatisée. Elle correspond cependant dans notre usage à un bon équilibre entre un temps d'analyse court et une grande précision dans la détection des événements d'intérêt (Figure 37).

Les étapes d'utilisation de la méthode semi-automatisée sont illustrées en Figure 37. L'algorithme sera réutilisé par la suite dans l'extraction des ondes R dans le signal ECG (sections 5.1 et 5.2).

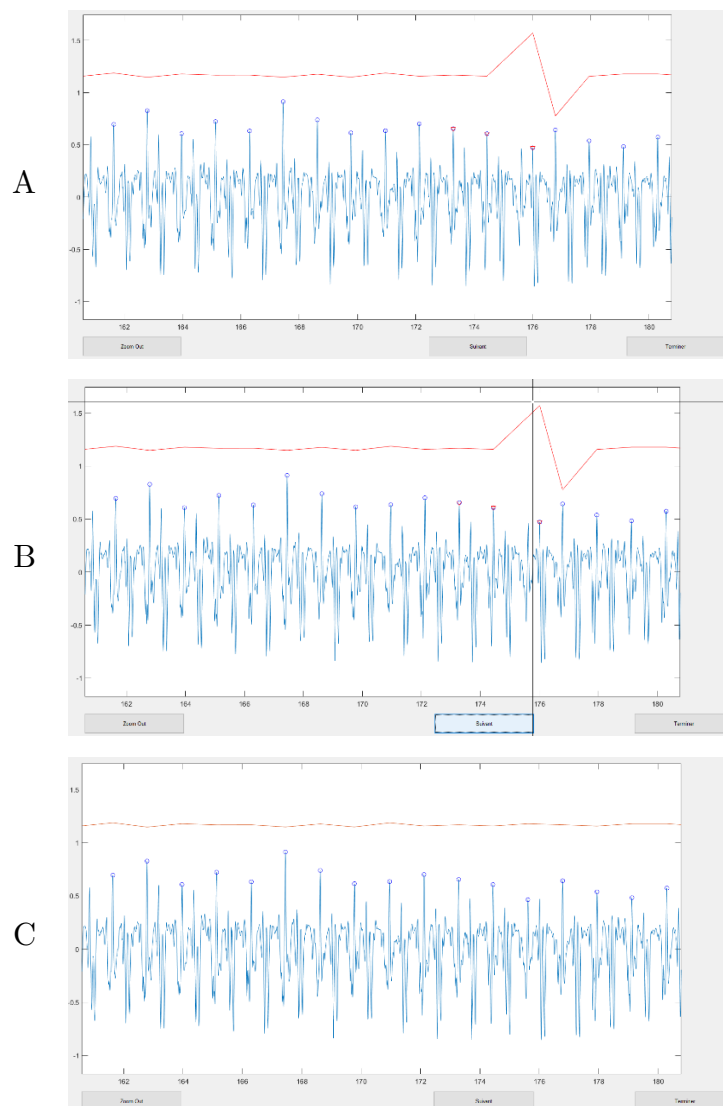


Figure 37 : Illustration de l'algorithme semi-automatisé de détection de pics sur une section d'un signal accélérométrique de marche (bleu). La courbe rouge est le signal des intervalles entre deux pics successifs (une normalisation a été faite pour que les deux signaux soient du même ordre de grandeur). Les triangles et cercles représentent les pics détectés. (A) Première étape de l'algorithme, l'ajustement des paramètres (prominence, distance minimum entre deux pics, distance maximum entre deux pics) permet d'obtenir une première détection des pics correcte. (B) Après avoir remarqué qu'il restait une erreur de détection (variation caractéristique de la courbe rouge et identification de l'onde détectée par erreur) on supprime le pic mal détecté à l'aide du curseur et on ajoute un nouveau pic. (C) Résultat final.

4.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié les processus de génération des rythmes locomoteurs en obligeant le système de contrôle à l'origine de ces processus à intégrer des contraintes cognitives. Nous nous sommes d'abord intéressés à une tâche locomotrice particulière par son caractère continu et la présence d'une grande inertie biomécanique : le pédalage. Nous avons montré pour la première fois une augmentation de la persistance à long terme dans le pédalage lors de l'exécution d'une tâche cognitive. Ce résultat met en évidence une réponse originale à la contrainte cognitive, qui n'avait jamais été observée dans une autre activité locomotrice usuelle : la marche. Pour évaluer si ce phénomène original était dû aux particularités de la tâche motrice, nous avons mené une expérience similaire sur la marche. Nous avons mis en évidence un phénomène identique d'augmentation de persistance en double tâche, lui aussi original par rapport à la littérature. Ces deux résultats, cohérents l'un avec l'autre mais remettant en question la littérature, nous ont conduit à questionner le rôle des méthodologies utilisées dans les résultats obtenus dans la littérature, et à affirmer de nouveau l'importance d'approches méthodologiques robustes et cohérentes pour aider à la comparaison des résultats obtenus par des groupes de recherche différents.

Nous sommes ensuite revenus sur le potentiel et les limites de l'utilisation des objets connectés pour analyser les fluctuations de la périodicité des tâches locomotrices et nous avons conclu à un réel potentiel pour l'analyse des phénomènes d'échelle long terme. Toutefois, les limites de précision découragent l'analyse des corrélations court terme, dépendante particulièrement de la continuité de la tâche motrice engagée.

Chapitre 5

Contrôle autonome cardiaque :
caractérisation de l'état cognitif

La caractérisation du contrôle autonome cardiaque par l'analyse fréquentielle de la variabilité cardiaque (heart rate variability - HRV) a été l'objet de nombreuses études physiologiques et cliniques. Les modulations sympathiques et parasympathiques (vagues) du rythme cardiaque ont pour origines des activités réflexes (le baroréflexe par exemple) et une commande centrale. Des études récentes montrent que l'activité cognitive et les émotions participent aux modulations autonomes (Mansikka et al., 2016; Valenza et al., 2014b), principalement via la commande centrale et par voie descendante vagale (parasympathique). L'une des difficultés pour appréhender l'état cognitif à partir de la variabilité cardiaque provient de l'effet concomitant d'une charge cognitive sur le rythme respiratoire. Le rythme respiratoire étant intimement lié à la fréquence à laquelle les modulations vagues sont quantifiées à partir de HRV, un décalage en fréquence induit par la respiration peut être une source d'erreur pour l'évaluation cognitive.

Dans cette partie de la thèse, nous proposons d'intégrer la prise en compte du rythme respiratoire dans l'analyse fréquentielle de HRV pour mieux caractériser les réponses autonomes à une charge cognitive. Nous proposons une méthode basée sur des enregistrements de l'ECG, qui permet de déduire à la fois le rythme respiratoire et la variabilité du rythme cardiaque.

Dans une seconde étude, nous avons testé cette nouvelle méthode avec des tâches cognitives de difficulté croissante. Le but était d'appréhender la capacité de l'analyse HRV à identifier une charge cognitive croissante. Une difficulté majeure avec la manipulation de l'intensité ou de la répétition d'activités cognitives provient du risque qu'aux réponses autonomes au traitement de la tâche s'ajoute les réponses au stress ou à la fatigue. Des travaux publiés récemment, auquel s'ajoute le travail de notre équipe (en révision dans Scientific Reports), indique que des mesures d'entropie du signal HRV fournissent un bon indicateur des réponses physiologiques au stress. Dans cette seconde étude basée sur des tests visuo-moteurs (3D-MOT, Multiple Object Tracking) où la vitesse des objets mobiles a été augmentée par paliers, nous avons associé des mesures d'entropie aux mesures spectrales extraites de HRV.

5.1. La prise en compte de la respiration dérivée de l'ECG

Dans cette étude, nous proposons une nouvelle méthode pour l'analyse HRV, qui déduit du signal ECG les caractéristiques respiratoires individuelles et instantanées, et les utilise pour extraire la puissance des modulations autonomes vagales via une démodulation complexe à fréquence variable (variable frequency complex demodulation – VFCDM) des intervalles RR. Ce raisonnement est comparable à des travaux précédents (Bailon et al., 2007), mais s'en démarque par sa simplicité (facilité à implémenter) et le fait qu'elle repose exclusivement sur des données ECG, sans mesure supplémentaire (du rythme respiratoire).

Pour tester la méthode proposée et illustrer son intérêt pour le monitoring de l'humain, nous l'avons comparée avec des méthodes classiques d'analyse spectrale via sa capacité à détecter de subtiles variations du contrôle autonome cardiaque associé à une charge mentale (Chandler and Sweller, 1991; Hart and Staveland, 1988; Sweller, 1994, 1988). Estimer la charge mentale de travail dans des tâches précises permet de l'optimiser, ce qui est critique dans le contexte de tâches à forte demande (Skibniewski et al., 2015), comme dans le cas du pilotage. Les signaux physiologiques représentent des mesures objectives intéressantes de la charge mentale de travail (Mansikka et al., 2016). Dans la première étude, nous avons utilisé un ensemble de tâches cognitives destinées à simuler les demandes de tâches de pilotage dans le secteur aéronautique.

5.1.1. Matériel et méthodes

Pour valider notre méthode, nous avons évalué sa capacité à discriminer la présence d'une tâche cognitive (*vs.* une situation de référence), parmi deux groupes de participants qui ont réalisé trois tâches cognitives différentes.

Protocole

27 sujets sains répartis en deux groupes ont participé à cette étude. Le premier groupe était composé de 14 adolescents âgés de 16.6 ± 1.1 , pratiquant le handball depuis 8.2 ± 2.9 ans. Le second groupe était composé de 13 étudiants âgés de 18.8 ± 2.6 ans, sans activité sportive régulière. Nous avons délibérément recruté des sportifs et des non sportifs, car il a été remarqué dans de précédents travaux que les sportifs de haut niveau ont un rythme respiratoire de repos plus faible que les non sportifs (Saboul et al., 2014).

Les participants étaient équipés d'un ECG à 3 dérivations (Bionomadix technology) connecté à un système d'acquisition Biopac MP150 fonctionnant à une fréquence d'échantillonnage de 1kHz. L'ECG était automatiquement concentré en un signal unique via le logiciel AcqKnowledge (Biopac). L'amplitude des pics R et les intervalles RR étaient alors extraits du signal ECG via l'algorithme semi-automatisé présenté en section 4.4.

Les participants restaient assis sur une chaise dans une pièce calme à température constante, et devaient réaliser trois tests de 5 minutes sur ordinateur dans un ordre aléatoire, après une période de repos (baseline). Les tâches reposaient sur le Multi-Attribute Task Battery II (MATB-II ; Santiago-Espada, 2011). Le protocole durait un total de 25 minutes et était composé de quatre étapes :

- Baseline : les participants restaient au repos pendant 10 minutes et l'enregistrement ECG était gardé uniquement sur les 5 dernières minutes.
- Tracking : les participants devaient réaliser la tâche TRACK du MATB-II, qui consiste à maintenir un réticule au centre d'une cible mobile à l'aide d'un joystick, pendant 5 minutes.
- Monitoring : les participants devaient réaliser la tâche SYSMON du MATB-II, qui consiste à appuyer sur une touche spécifique quand un marqueur sort d'une zone définie, pendant 5 minutes).

- Management : les participants devaient réaliser la tâche RESMAN du MATB-II, qui consiste à maintenir deux réservoirs de liquide à un niveau approximativement stable, en manipulant des pompes qui les lient à quatre autres réservoirs, pendant 5 minutes.

Avant cette expérience, une phase de tests préliminaires nous a permis d'ajuster les paramètres de chacune des tâches pour en adapter la difficulté : cette étape a été réalisée sur 5 chercheurs de notre équipe et associée à des mesures subjectives de charge mentale de travail.

Notons que l'analyse présentée ici est basée sur une étude plus large pour évaluer les états cognitifs à partir de signaux physiologiques dans le secteur de l'aéronautique. Dans ce contexte, sportifs et non sportifs ont été analysés dans le but d'identifier de potentielles différences dans leur gestion de tâches cognitives. De la même manière, les tâches cognitives du MATB-II se basent sur le Extended Control Model (ECOM ; Hollnagel et al., 2003), et une étude parallèle a tenté de trouver des différences de réactions physiologiques entre ces tâches.

Ici nous aurions pu conserver une seule des tâches cognitives pour les besoins de notre analyse ; cependant il nous semble que la multiplication des types de tâche et des profils est une bonne manière de tester la robustesse de la méthode proposée dans différentes situations.

Analyse du signal

La démarche dans cette étude repose sur deux méthodes appelées EDR (ECG-Derived Respiration) et VFCDM (Variable Frequency Complex Demodulation), et nous la nommerons donc EDR-VFCDM.

La première étape de notre algorithme consiste à détecter la fréquence respiratoire instantanée au cours du temps à partir de l'enregistrement ECG via la méthode EDR (Moody et al., 1986, 1985; Travaglini et al., 1998). La respiration induit des variations des propriétés conductrices entre les deux électrodes posées de part et

d'autre du thorax (variation de l'impédance thoracique) qui permet de déduire le rythme respiratoire de l'ECG (Berg et al., 2017; Mazzanti et al., 2003; Moss et al., 2017; Thomas et al., 2005). Plusieurs versions de cette méthode existent : ici, les variations d'amplitude de l'onde R du signal ECG ont été extraites, donnant un signal (pseudo-)sinusoïdal dont la fréquence instantanée caractérise la fréquence respiratoire (voir Figure 38) : cette méthode présente l'avantage d'être très simple et donne des résultats robustes (Widjaja et al., 2010).

L'étape suivante pour obtenir une estimation continue de la fréquence consiste à calculer la phase Φ_{EDR} de la transformée de Hilbert du signal EDR (obtenu à l'étape précédente) ré-échantillonné à pas constant. Ce ré-échantillonnage est nécessaire puisque le signal EDR, à l'instar du signal RR, a un échantillonnage irrégulier. Les ré-échantillonnages (de EDR et de RR) sont effectués à 2Hz en utilisant une interpolation par *spline* cubique. La phase obtenue Φ_{EDR} est la phase de la respiration, et la fréquence respiratoire instantanée $f_{\text{respiration}}$ est obtenue :

$$f_{\text{respiration}} = \frac{f_s}{2\pi} \times \text{diff}(\Phi_{EDR})$$

Où *diff* indique la différentiation et f_s est la fréquence d'échantillonnage (ici 2Hz).

Finalement, comme le signal obtenu est très irrégulier, nous l'avons filtré par « smoothness prior approach » (Tarvainen et al., 2002) avec un paramètre $\lambda = 50$ (voir un exemple de résultat en Figure 38).

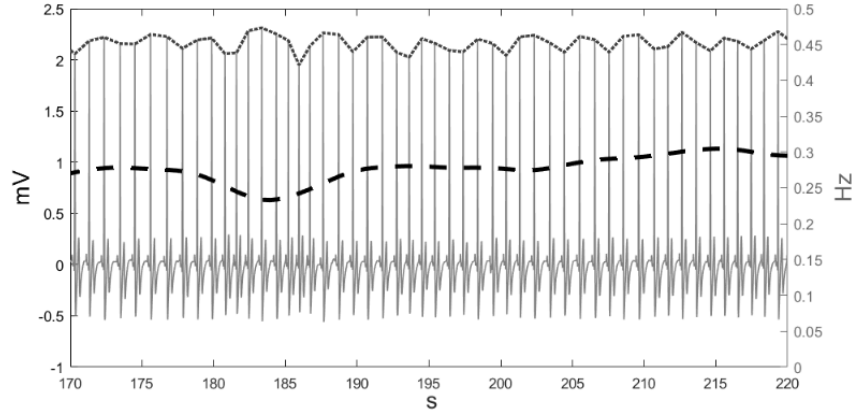


Figure 38 : Exemple d'EDR (pointillés gris, axe de gauche) obtenu par l'ECG (ligne pleine grise, axe de gauche), et fréquence respiratoire instantanée (tirets noirs, axe de droite).

Une fois la respiratoire connue à chaque instant, l'algorithme permet d'extraire les influences respiratoires par démodulation complexe à fréquence variable. La démodulation complexe à fréquence variable (variable frequency complex demodulation – VFCDM), est une technique pour extraire d'un signal un mode dont on connaît la fréquence instantanée, qui peut être variable dans le temps (Gasquet and Wootton, 1997) ; c'est le cas ici du RSA (mode) en utilisant EDR (pour connaître la fréquence). Nous avons donc décidé d'utiliser une version simplifiée de VFCDM pour extraire les variations de HRV modulée par la respiration (HF). VFCDM a été utilisé à de nombreuses reprises dans l'analyse de signaux physiologiques, par exemple pour extraire la fréquence respiratoire à partir du photopléthysmogramme (Dash et al., 2010) ou pour mesurer l'activité électrodermale phasique (Posada-Quintero et al., 2016).

Pour un signal d'entrée $s(t)$ -ici la série RR échantillonnée à 2Hz- duquel on veut extraire le mode de fréquence variable $f_m(t)$ -ici la fréquence respiratoire échantillonnée à 2Hz- VFCDM est calculé comme suit :

- Calcul de la phase démodulante $\Phi_m(t)$, à partir de la fréquence variable $f_m(t)$.

$$\Phi_m(t) = \int_0^t 2\pi f_m(\tau) d\tau$$

Notons que $\Phi_m = \Phi_{EDR} + C$ (avec C constant) : la différentiation et sommation successive de Φ_{EDR} n'est pas nécessaire et a été détaillée ici seulement pour illustrer comment la fréquence respiratoire peut être obtenue.

- Démodulation complexe du signal d'entrée :

$$d(t) = s(t)e^{i\Phi_m(t)}$$

A cette étape, la moitié du mode d'intérêt a été amenée à un signal de variation très lente (de fréquence très proche de 0). Pour une démodulation complète, on filtrerait ici d par un filtre passe bas pour garder seulement cette partie du signal, ici par souci pratique on notera d le signal « démodulé » même si ce filtre passe-bas n'est pas appliqué.

- La procédure normale de VFCDM procède alors à une remodulation du signal après le filtrage passe-bas pour reconstruire le mode désiré. Ici nous n'avons pas besoin de reconstruire le mode mais seulement d'en calculer la puissance, nous pouvons donc éviter les problématiques liées au filtrage en calculant le PSD du signal d par transformée discrète de Fourier (DFT), que nous noterons D , et en calculant la puissance spectrale autour de $f=0$. Nous avons ainsi choisi d'intégrer la puissance spectrale dans la bande $f \in [-f_c, f_c]$ (avec f_c petit) comme illustré en Figure 39. La puissance du mode d'intérêt est alors :

$$P_{mode} = 2 \sum_{f=-f_c}^{f_c} \left(\frac{D(f)}{n} \right)^2$$

n étant le nombre de points dans le signal d (et dans DFT) : la division par n permet d'obtenir une densité spectrale. Comme illustré en Figure 39, la démodulation déplace D vers la droite (de manière non uniforme) et ramène ainsi les fréquences négatives de HF autour de 0, et la multiplication par 2 est effectuée pour prendre en compte le fait que les fréquences positives (symétriques des négatives à l'origine) sont déplacées plus loin de 0 par la démodulation. On observe alors que la distribution des fréquences associées aux HF, assez étalée à l'origine, est largement resserrée par la démodulation, comme la variabilité fréquentielle associée à la variabilité respiratoire est annulée. Les bornes

d'intégration de la puissance spectrale autour de 0, $-f_c$ et f_c , sont purement empiriques. Nous avons choisi $f_c = 0.03\text{Hz}$ par analyse visuelle des PSD des signaux démodulés dans nos conditions (comme en Figure 39). De futurs travaux pourront se concentrer sur la détermination des valeurs de f_c les plus adaptées.

Nous avons aussi utilisé VFCDM pour calculer LF. Cela a été fait en estimant la fréquence de cette bande comme étant constante à 0.1Hz et en calculant DFT sur le signal démodulé pour $f \in [-f_c, f_c]$ où $f_c=0.05\text{Hz}$. Cela donne une analyse dans la bande 0.05-0.15Hz très proche de la bande classiquement admise de 0.04-0.15Hz. Notons que cette partie de l'analyse est strictement équivalente à l'utilisation de DFT sur le signal original : nous ne prétendons ici pas que VFCDM améliore l'estimation de la puissance dans les LF. Son objectif est l'amélioration de l'évaluation des HF.

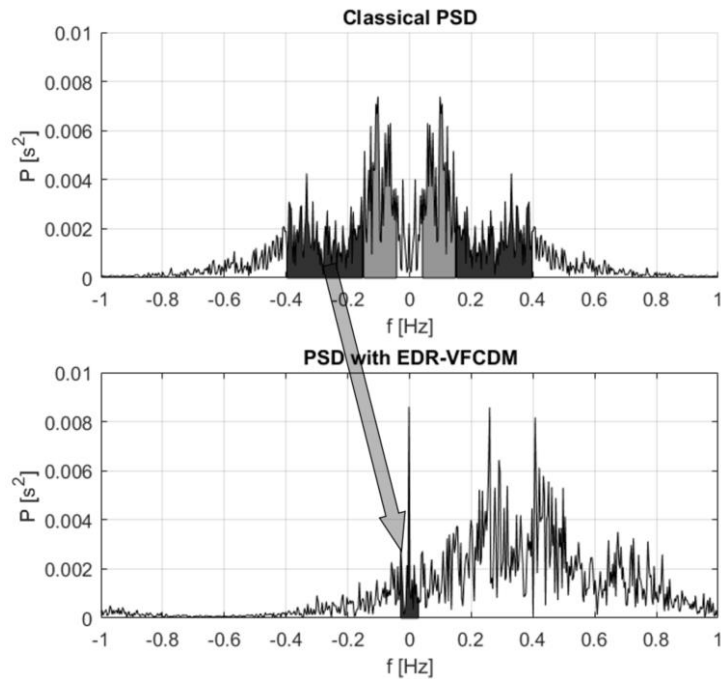


Figure 39 : Haut : densité spectrale de puissance d'une série RR typique ré-échantillonnée à 2Hz, « s » comme dénoté ici, calculée par DFT (zone gris clair = LF, gris foncé = HF). Le PSD est pair comme la série des RR est réelle. Bas : PSD du même signal démodulé par la fréquence variable obtenue par EDR (zone gris foncé = HF), dénoté « d » ici. Le PSD n'est plus pair comme le signal démodulé est complexe.

Marqueurs classiques de HRV

Pour comparer notre nouvelle méthode aux indices HRV classiques, en plus de HF et HF_{nu} calculés avec la méthode EDR-VFCDM, nous avons calculé RMSSD, HF et HF_{nu} avec DFT et la méthode Wavelet Packet Transform (WPT), comme proposé dans de précédents travaux (Tanaka and Hargens, 2004). Pour DFT et WPT, le signal RR a été ré-échantillonné à 1Hz (Tanaka and Hargens, 2004) par interpolation cubique. Dans l'analyse DFT, les puissances dans les LF et HF ont été calculées sur les bandes classiques : respectivement 0.04Hz-0.15Hz et 0.15-0.4Hz. Pour l'analyse WPT, comme recommandé dans de précédents travaux (Tanaka and Hargens, 2004), nous avons utilisé les ondelettes de niveau 3, dont la puissance était sommée dans les bandes 0.0625–0.1875 Hz et 0.1875–0.4375Hz pour les LF et HF, respectivement.

L'exposant d'échelle à court terme α_1 , qui a montré son intérêt par le passé (Goldberger et al., 2002; Huikuri, 2008; Peng et al., 1993), a aussi été calculé en utilisant DFA. Si la méthode a été principalement utilisée pour des analyses de complexité, et interprétée comme telle, il a été montré que l'exposant d'échelle court terme α_1 était en réalité fortement corrélé à LF_{nu} et était équivalent à une certaine analyse du PSD (Francis et al., 2002). Ici utiliser α_1 est un autre moyen de quantifier le rapport de puissance entre LF et HF est sera considéré dans la catégorie des analyses fréquentielles.

Evaluation de la charge mentale de travail

Des questionnaires subjectifs sont classiquement utilisés pour évaluer la charge mentale de travail. Parmi eux, le NASA Task Load Index (NASA-TLX) est le plus utilisé (Hart, 2006; Hart and Staveland, 1988). Le NASA-TLX est une mesure auto-évaluée de la charge de travail reposant sur 6 composantes : demande mentale, demande physique, demande temporelle, performance ressentie, effort et niveau de frustration (Hart and Staveland, 1988). Les participants doivent évaluer chacune de ces composantes sur une échelle, une pondération de ces composantes est déterminée pour chaque personne, et l'indice final est la moyenne pondérée des composantes. Ici pour évaluer la charge de travail pendant nos trois tâches nous avons utilisé une version simplifiée du NASA-TLX appelée Raw TLX (RTLX), qui suit le même processus sans la pondération, pour simplement faire la somme de toutes les composantes, et a eu des résultats satisfaisants dans la littérature (Hart, 2006). Ici nous avons choisi d'utiliser le RTLX pour éviter la procédure d'estimation des poids de NASA-TLX pour chaque sujet, avec l'objectif de trouver un équilibre entre exactitude de la mesure et simplicité de l'expérience pour le confort des sujets. Il est attendu que les tâches produisent sensiblement les mêmes charges de travail, comme elles ont été conçues à cette fin.

Statistiques

Tous les calculs ont été faits avec Matlab 2016b. Les tests de significativité ont été faits avec des tests t de Student, et une analyse de variance à un facteur (one-way ANOVA). Le seuil de significativité considéré était $p=0.05$.

5.1.2. Résultats

Les évaluations de charge de travail pour tous les sujets des deux groupes dans les trois tâches sont reportées dans le tableau 5. Au sein de chaque groupe, l'analyse de variance montre une même charge cognitive pour les trois tâches imposées (tracking, monitoring et management).

	Tracking	Monitoring	Management
Sportifs	47.8 ± 11.7	49.6 ± 10.2	47.8 ± 12.5
Non sportifs	51.8 ± 15.0	59.9 ± 12.3	47.3 ± 11.2

Tableau 5 : RTLX dans les trois tâches cognitives

Les valeurs de fréquence respiratoire moyenne, RMSSD, α_1 , ainsi que HF et HF_{nu} calculés avec DFT, WPT et EDR-VFCDM sont reportées dans le Tableau 6.

		Baseline	Tracking	Monitoring	Management
Moyenne $f_{\text{respiration}}$	sportifs	0.29 ± 0.05	0.30 ± 0.04	$0.31 \pm 0.05^*$	0.31 ± 0.05
	non-sportifs	0.23 ± 0.05	$0.28 \pm 0.04^{**}$	0.27 ± 0.04	$0.27 \pm 0.04^{**}$
RMSSD [ms]	sportifs	52 ± 46	49 ± 53	52 ± 49	$47 \pm 45^*$
	non-sportifs	37 ± 15	$25 \pm 11^*$	33 ± 14	$30 \pm 13^*$
α_1	sportifs	1.10 ± 0.28	$1.21 \pm 0.32^*$	$1.19 \pm 0.33^{**}$	$1.20 \pm 0.28^{**}$
	non-sportifs	1.34 ± 0.19	1.41 ± 0.19	1.41 ± 0.21	1.35 ± 0.20
HF DFT [$10^3 \cdot \text{ms}^2$]	sportifs	1.32 ± 1.97	$1.41 \pm 3.08^*$	1.31 ± 2.24	1.04 ± 1.68
	non-sportifs	0.75 ± 0.58	$0.36 \pm 0.30^{**}$	0.56 ± 0.41	$0.53 \pm 0.50^*$
HF WPT [$10^3 \cdot \text{ms}^2$]	sportifs	0.96 ± 1.34	$1.01 \pm 2.04^*$	0.96 ± 1.64	$0.76 \pm 1.18^{**}$
	non-sportifs	0.51 ± 0.43	$0.26 \pm 0.20^*$	0.41 ± 0.32	0.38 ± 0.34
HF EDR-VFCDM [$10^3 \cdot \text{ms}^2$]	sportifs	0.96 ± 1.01	0.83 ± 1.46	0.76 ± 0.92	$0.59 \pm 0.69^{**}$
	non-sportifs	1.52 ± 1.71	$0.34 \pm 0.40^*$	0.58 ± 0.57	0.55 ± 0.69
HF _{nu} DFT	sportifs	0.42 ± 0.17	$0.35 \pm 0.19^*$	$0.37 \pm 0.19^*$	$0.33 \pm 0.18^{**}$
	non-sportifs	0.30 ± 0.15	0.29 ± 0.12	0.26 ± 0.10	0.31 ± 0.13
HF _{nu} WPT	sportifs	0.39 ± 0.17	$0.31 \pm 0.17^*$	$0.33 \pm 0.19^{**}$	$0.32 \pm 0.17^{**}$
	non-sportifs	0.24 ± 0.16	0.26 ± 0.12	0.22 ± 0.10	0.26 ± 0.10
HF _{nu} EDR-VFCDM	sportifs	0.30 ± 0.13	$0.19 \pm 0.16^*$	$0.21 \pm 0.14^{**}$	$0.20 \pm 0.12^{**}$
	non-sportifs	0.26 ± 0.12	$0.16 \pm 0.11^{***}$	$0.14 \pm 0.11^{***}$	$0.18 \pm 0.13^{**}$

*Tableau 6 : Valeurs des différents marqueurs de HRV et de la fréquence respiratoire moyenne pour les différents états cognitifs. Les valeurs sont exprimées en moyenne $\pm$ écart type. La significativité par rapport à la situation de baseline est exprimée comme suit : *: $p < 0.05$, **: $p < 0.01$, ***: $p < 0.001$.*

En considérant la valeur p (p -value) comme marqueur de qualité, HF_{nu} calculé avec EDR-VFCDM apparaît comme le marqueur le plus robuste pour distinguer le repos (baseline) de la tâche cognitive ; quelle qu'elle soit (tracking, monitoring ou management). Au sein du groupe des sportifs, α_1 et HF_{nu} permettent cette distinction. HF_{nu} calculé avec EDR-VFCDM est le seul marqueur qui distingue tâche cognitive et baseline dans les deux groupes, sportifs et non sportifs. Gardons à l'esprit que les deux groupes ont été choisis en se basant sur leurs potentielles différence de fréquence respiratoire.

Pour aller plus loin, nous pouvons tester HF_{nu} comme métrique pour identifier les situations de tâche cognitive *vs.* baseline avec un classifieur binaire (avec les valeurs de HF_{nu} plus hautes associées à la baseline). On peut alors caractériser l'efficacité des méthodes de calcul de HF_{nu} à l'aide des courbes ROC (receiver operating characteristic ; Figure 40). Les courbes ROC montrent une meilleure capacité d'EDR-VFCDM à discriminer la baseline de la tâche cognitive en utilisant HF_{nu} , comparativement aux autres méthodes. En effet, HF_{nu} calculé avec EDR-VFCDM présente à la fois les plus grandes valeurs d'aire sous les courbes ROC (AUC), les plus grandes valeurs de l'indice J de Youden, et les plus faibles valeurs de d' , pour toutes les tâches cognitives, (Tableau 7).

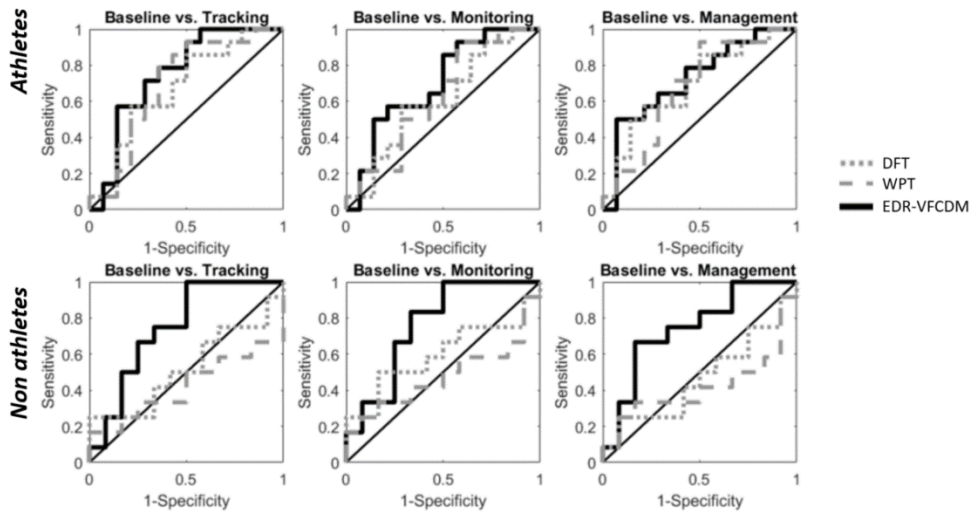


Figure 40 : Courbes ROC de HF_{nu} comme métrique de classification entre baseline et tâches cognitives avec DFT (pointillés gris clair), WPT (tirets gris foncé) et EDR-VFCDM (trait plein noir).

		Tracking			Monitoring			Management		
		AUC	J	d'	AUC	J	d'	AUC	J	d'
Sportifs	DFT	0.58	0.36	0.55	0.55	0.29	0.60	0.59	0.36	0.53
	WPT	0.59	0.43	0.53	0.56	0.36	0.58	0.59	0.43	0.54
	EDR-VFCDM	0.62	0.43	0.49	0.60	0.36	0.53	0.61	0.43	0.51
Non- sportifs	DFT	0.51	0.25	0.66	0.55	0.33	0.60	0.48	0.17	0.70
	WPT	0.49	0.17	0.73	0.49	0.17	0.69	0.46	0.17	0.74
	EDR-VFCDM	0.62	0.50	0.50	0.63	0.50	0.49	0.62	0.50	0.50

Tableau 7 : Mesures dérivées des courbes ROC: aire sous la courbe (area under the curve -AUC), indice J de Youden, et d'. Les valeurs en gras indiquent quelle méthode pour calculer HF_{nu} (DFT, WPT ou EDR-VFCDM) amène à la meilleure discrimination par rapport à la baseline chez les sportifs et non sportifs.

5.1.3. Discussion

Le principal résultat de cette étude est la meilleure caractérisation de la tâche cognitive par la méthode EDR-VFCDM qui prend en compte l'effet du rythme respiratoire dans l'analyse spectrale de HRV. Bien que seule la distinction entre état de repos et état cognitif a été étudiée ici pour tester la robustesse de la méthode EDR-VFCDM, l'amélioration de l'analyse fréquentielle de HRV obtenue pourrait être utile dans d'autres contextes : stimulus aigu ou cumulé, dégradation de la santé etc. en particulier lorsque des modifications du rythme respiratoire de repos sont soupçonnées.

L'utilisation de tâches cognitives pour tester notre méthode d'analyse HRV repose sur l'idée que trois tâches différentes d'un modèle cognitif (ECOM) pouvaient être utilisées tout en préservant un niveau similaire de charge cognitive. Les auto-évaluations de la charge cognitive en tracking, monitoring et management, utilisant le RTLX (Tableau 5) révèlent des niveaux similaires à des valeurs classiques compilées dans une récente méta-analyse (Grier, 2015) et ont confirmé que les tâches mentales utilisées ici génèrent des charges mentales similaires. Cette observation vaut pour les deux groupes, sportifs et non sportifs. Comme les tâches étaient ainsi correctement conçues pour produire des sollicitations mentales similaires, il est attendu que les réponses autonomes à la charge cognitive, comparées à l'état basal, soient équivalentes.

Les analyses HRV des états cognitifs ont majoritairement reposé sur l'idée que différents états cognitifs induisaient différents états d'excitation chez les sujets, et qu'une telle excitation pouvait se refléter dans la variabilité du rythme cardiaque. Le terme d'« arousal » (excitation) est décrit comme un niveau d' « activation » lié à l'activité des branches du système nerveux autonome (Welford, 1965). Les auteurs se concentrant sur les mesures temporelles ont associé une charge cognitive à une diminution de la variabilité globale (Kalsbeek and Sykes, 1967; Luczak and Laurig, 1973; Luque-Casado et al., 2016; Roscoe, 1992). Ceux utilisant les méthodes fréquentielles ont trouvé une diminution de HF_{nu} en tâche cognitive (ou une augmentation de LF_{nu} ou de LF/HF , ce qui est strictement équivalent ; (Hyndman and Gregory, 1975; Malliani et al., 1991; Mansikka et al., 2016; Pagani et al., 1989; Skibniewski et al., 2015; Takahashi and Arito, 1996; Wu et al., 2011), ce qui signifie un renforcement sympathique de la balance sympathovagale lors du travail mental. D'autres études ont noté au contraire une absence de variation de la balance sympathovagale avec une charge mentale, mesurée avec des ratios de LF et HF, ce qui peut être expliqué par une trop faible sensibilité des méthodes (Hoshikawa and Yamamoto, 1997), ou qui indiquerait la nécessité de compenser la superposition des influences sympathique et parasympathique dans les LF (Miyake et al., 2009). Nos résultats font apparaître une diminution de HF_{nu} en présence des charges cognitives imposées (MATB-II) tout en s'affranchissant de l'erreur potentiel liée au rythme respiratoire. La comparaison avec les résultats de la littérature (rehaussement ou atténuation vagal) sont difficiles car dans de nombreuses études, y compris la nôtre, le facteur stress qui peut venir s'ajouter à la charge cognitive n'est pas quantifié.

Améliorer l'identification des variations de HRV induites par la respiration (HF) est d'une importance particulière pour éviter que le RSA des sujets avec respirations lentes ($<0.15\text{Hz}$) soit crédité à l'activité sympathique au cours de l'analyse spectrale (Bernardi et al., 2000; Brown et al., 1993; Miyake et al., 2009; Roscoe, 1992; Shaffer et al., 2014) comme illustré en Figure 41 . De telles améliorations ont déjà été tentées par le passé en conditionnant l'estimation de la puissance vagale du rythme respiratoire à

la fréquence respiratoire instantanée (Widjaja et al., 2014). Essayons à présent de mieux comprendre l'impact de tels événements respiratoires sur les analyses fréquentielles de HRV en comparant DFT et EDR-VFCDM, en gardant à l'esprit que la fréquence respiratoire spontanée est contexte- et sujet-dépendante (Bernardi et al., 2000).

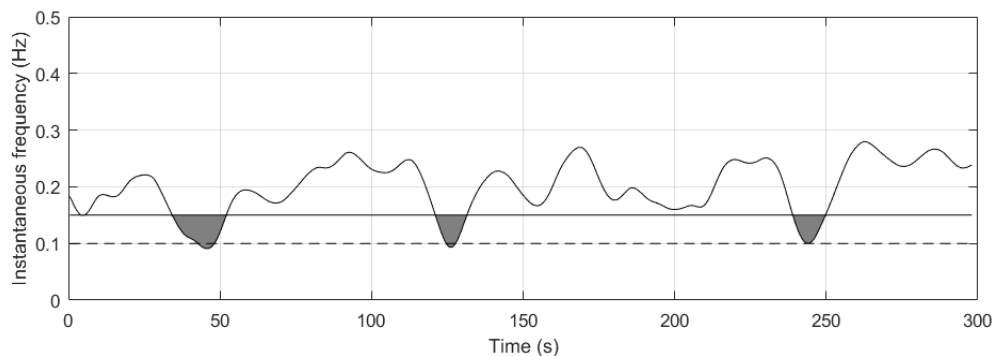


Figure 41 : Exemple de l'évolution temporelle de la fréquence respiratoire instantanée d'un sujet. La droite pleine noire représente la fréquence 0.15Hz, limite communément admise entre les LF et les HF avec DFT. La droite en tirets noire représente la fréquence de 0.1Hz, fréquence centrale communément admise du mode LF. Les zones grises mettent en évidence les instants où DFT évalue de la puissance du RSA dans les LF.

La moyenne de la fréquence respiratoire spontanée (spontaneous breathing frequency – SBF), calculée par la moyenne de la fréquence respiratoire obtenue avec EDR, révèle de fortes variabilités inter-individuelles, et est légèrement plus élevée chez les sportifs que chez les non sportifs en baseline ($0.29 \pm 0.05\text{Hz}$ vs. $0.23 \pm 0.05\text{Hz}$, $p < 0.01$). Classiquement, les athlètes d'endurance ont une SBF plus basse (Saboul et al., 2014), mais dans la présente étude les « sportifs » sont jeunes et ils sont spécialistes de handball et non d'endurance. Nous avons aussi constaté une importante variabilité de la fréquence respiratoire intra-individuelle au cours du temps. Nous avons étudié comment une respiration transitoirement lente (pas nécessairement pendant toute la mesure, et pas nécessairement reflétées dans la moyenne de la SBF), peut induire des erreurs de mesure dans l'analyse du spectre de puissance issu de DFT. En supposant

que HF_{nu} devrait décroître avec une tâche cognitive, comme il est majoritairement décrit dans la littérature, la Figure 42 montre que plus un sujet passe de temps en respirant plus lentement que 0.15Hz, plus la mesure de HF_{nu} avec DFT est biaisée. A l'inverse, HF_{nu} mesuré avec EDR-VFCDM ne semble pas être aussi négativement impacté par les respirations plus lentes que 0.15Hz. Notons que cette relation entre la fréquence respiratoire et l'erreur de HF_{nu} ne pouvait pas être identifiée avec une simple quantification de la SBF moyenne (Tableau 6), et que la fréquence respiratoire instantanée est ici une information essentielle.

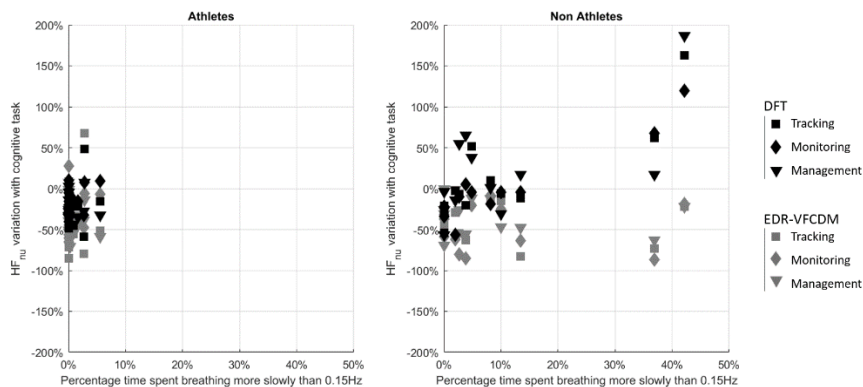


Figure 42 : Impact du pourcentage de temps passé avec une fréquence respiratoire $<0.15\text{Hz}$ en situation baseline sur la variation de HF_{nu} calculée avec DFT (noir) et EDR-VFCDM (gris) avec chaque tâche cognitive : tracking (carré), monitoring (diamant), management (triangle).

Finalement, pour mieux visualiser les erreurs induites par les respirations lentes transitoires, séparons nos sujets en deux sous-groupes : ceux dont la fréquence respiratoire instantanée en baseline est $<0.15\text{Hz}$ pendant moins de 10% du temps (respiration normale), et pendant plus de 10% du temps (respiration rapide). Durant les situations de tâche cognitive, aucun sujet ne dépassait 10% de respiration lente, ce qui est cohérent avec les résultats obtenus dans de précédents travaux sur la lecture, où la respiration accélère et ne cause pas d'interférences dans la bande LF (Bernardi et al., 2000). A l'inverse, la situation de baseline était la plus grande source d'erreur dans

nos conditions. Ici, 4 des 12 non sportifs et aucun des 14 sportifs ont été identifiés comme ayant une respiration lente. Le choix de séparer ces sous-groupes implique une perte de puissance statistique : ici nous avons fait ce choix pour faire ressortir l'effet de la respiration lente sur quelques sujets spécifiques. Il est attendu qu'une diminution de la fréquence respiratoire diminue artificiellement la puissance dans les HF et augmente celle dans les LF (diminuant ainsi la valeur de HF_{nu}) lorsque les mesures fréquentielles classiques sont utilisées, en allouant une partie de la puissance du RSA dans les LF. Ce phénomène est illustré en Figure 43, où il semble que la respiration lente biaise les résultats en réduisant HF_{nu} au repos, calculé avec DFT. Cet effet n'est pas significatif, ce qui peut être dû en partie à la perte de puissance statistique et à la grande variabilité interindividuelle de HF_{nu} . EDR-VFCDM ne donne pas ce type d'erreur dans l'évaluation de la balance sympatho-vagale en état basal comme les respirations lentes transitoires ne sont pas créditées uniquement aux LF.

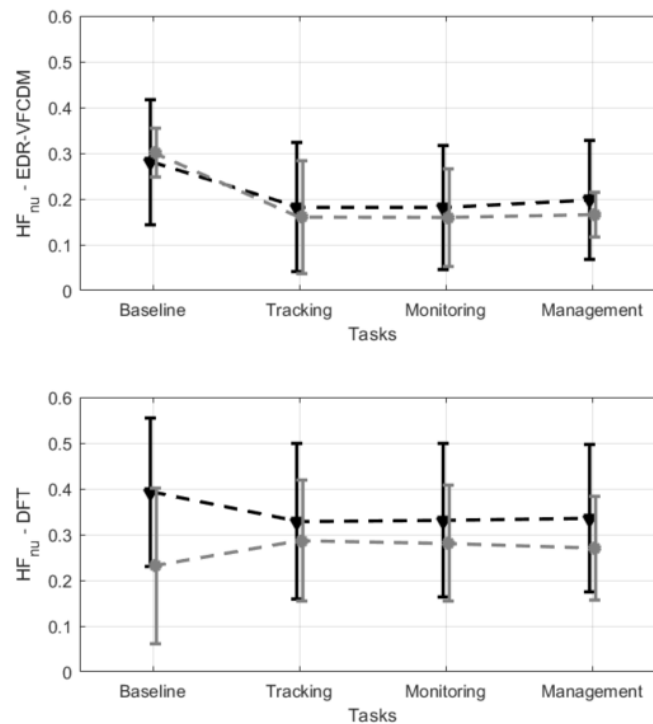


Figure 43 : HF_{nu} dans le sous-groupe à respiration normale (noir) et à respiration lente (gris), calculée avec EDR-VFCDM (haut) vs. DFT (bas).

Avec une meilleure identification de la puissance dans les HF en utilisant EDR-VFCDM, nous avons ici démontré que cette méthode était plus robuste pour l'analyse fréquentielle de HRV que celles basés sur DFT ou WPT (Figure 40). L'évaluation biaisée des HF avec les méthodes classiques qui ne prennent pas en compte le rythme respiratoire pourrait mener à la conclusion erronée que la tâche mentale augmente la composante vagale dans le contrôle autonome cardiaque chez les sujets avec des périodes de respiration lente, ce qui n'est clairement pas le cas comme on peut le voir chez les autres sujets (Figure 43).

Améliorer les analyses fréquentielles de la variabilité du rythme cardiaque avec la méthode EDR-VFCDM a permis ici de discriminer les modulations parasympathiques du contrôle autonome cardiaque pour la détection de charge cognitive. Parmi les différents stimuli pouvant moduler le contrôle autonome cardiaque (Malik, 1996), ceux trouvant leur origine dans le cortex préfrontal, associés avec la régulation cognitive (Thayer et al., 2004; Thayer and Brosschot, 2005) soulèvent de plus en plus d'intérêt de la communauté scientifique. Cela vient premièrement du fait que beaucoup d'activités mentales importantes pour la survie et pour gérer des interactions performantes avec des systèmes sophistiqués impliquent des fonctions cognitives comme l'attention soutenue, la flexibilité mentale, la mémoire de travail et l'inhibition comportementale, toutes associées avec une activité corticale préfrontale (Miller, 2000). Une autre raison pour ce regain d'intérêt vient de récentes avancées en neuroimagerie qui semblent corroborer l'existence d'un réseau conceptuel liant l'activité du cortex frontal aux régulations autonomes cardiaques (Thayer et al., 2012; Thayer and Lane, 2009; Wong et al., 2007).

5.1.4. Limites et perspectives

Sur le plan méthodologique, d'autres modélisations pour extraire le rythme cardiaque peuvent être utilisés avec EDR en entrée, comme ARMAX (Choi and Gutierrez-Osuna, 2011), la projection sur des sous-espaces orthogonaux (Devy Widjaja

et al. 2014), l'analyse en composante principale (Widjaja et al., 2014) ou l'analyse temps-fréquence avec distribution Pseudo Wigner Ville (Bailon et al., 2007).

Il faut noter que même si notre méthode est moins biaisée par des épisodes transitoires de respiration lente, il n'apporte pas de solution pour distinguer les modulations sympathiques et parasympathiques en situation dite de « cohérence cardiaque » où les deux oscillateurs se superposent complètement (McCraty and Zayas, 2014).

Bien que nous n'ayons pas développé cet aspect ici, la méthode EDR-VFCDM pourra être étendue pour des utilisations en analyse temps-fréquence (Bailon et al., 2007; Pichot et al., 1999; Tanaka and Hargens, 2004). Une telle extension pourrait servir à évaluer les fluctuations du contrôle autonome cardiaque au long d'une tâche continue, ce qui renforce l'intérêt de la méthode pour le monitoring de l'humain.

Si cette méthode est testée ici en réponse à une tâche cognitive, nous pensons qu'elle peut être appliquée à de nombreux autres domaines. Particulièrement, l'analyse de la balance sympathovagale est un outil pertinent dans le domaine de la santé (Paniccia et al., 2018; Thayer and Lane, 2007) et du sport de haut niveau (Mourot et al., 2004; Pichot et al., 2002; Schmitt et al., 2015). Chez les sportifs d'endurance en particulier, connus pour avoir des fréquences respiratoires de repos basses (Saboul et al., 2014), l'activité du système nerveux autonome mesurée avec les marqueurs HRV peut prédire des états de surentraînement (Pichot et al., 2002, 2000) à condition d'éviter le biais de la fréquence respiratoire dans l'analyse spectrale de HRV (Saboul et al., 2014). Etant donné que nous avons constaté ici que des basses fréquences transitoires peuvent biaiser les analyses HRV même chez certains non sportifs, le calcul d'EDR-VFCDM peut améliorer les méthodes d'analyse HRV pour le suivi de l'entraînement. On peut aussi imaginer l'utilisation d'EDR-VFCDM pour l'évaluation de la vulnérabilité à la fibrillation auriculaire, comme cela a été fait par le passé avec α_1 (Huikuri, 2008). De futurs travaux pourront s'intéresser à l'efficacité de la méthode décrite dans cette thèse dans d'autres utilisation de HRV pour la santé et la performance humaine.

5.2. EDR-VFCDM et entropie sous contraintes cognitives graduelles

Dans la continuité des travaux précédents, nous posons la question de la possibilité de quantifier différents niveaux de charge cognitive à partir de l'analyse spectrale d'HRV en utilisant EDR-VFCDM pour éviter les erreurs liées à la fréquence respiratoire.

A une époque où les interfaces numériques auxquelles l'humain est confronté se multiplient, comprendre la réponse physiologique associée devient critique pour appréhender confort d'usage, sécurité et performance. Les avancées récentes de la réalité virtuelle (virtual reality – VR) et la réduction de son coût ont décuplé sa popularité et ont ouvert la porte à des applications de plus en plus nombreuses en santé (Solcà et al., 2018). La capacité de la VR à reproduire des situations réelles (Hoffman et al., 2003) a été utilisée dans le cadre de thérapies par exposition dans le traitement de troubles psychologiques comme le trouble anxieux (Gorini and Riva, 2008; Powers and Emmelkamp, 2008), les troubles du stress (Botella et al., 2015), les phobies (Parsons and Rizzo, 2008), le trouble panique (Oprîş et al., 2012), l'addiction (Hone-Blanchet et al., 2014), les troubles de l'image corporelle (Ferrer-García and Gutiérrez-Maldonado, 2012), les troubles du spectre autistique (Aresti-Bartolome and Garcia-Zapirain, 2014), la claustrophobie (Botella et al., 1998), etc. La VR a aussi été utilisée pour le traitement de la maladie de Parkinson (Dockx et al., 2016), des douleurs chroniques (Solcà et al., 2018) et des troubles cognitifs légers (Hwang and Lee, 2017). La compréhension de l'efficacité de tels traitements pourrait bénéficier d'une évaluation physiologique directe de ses effets (Juvrud et al., 2018), qui peut par exemple être apportée par la variabilité du rythme cardiaque. Les analyses de variabilité cardiaques ont déjà pu être utilisées par le passé pour évaluer la fonction autonome dans le contexte de traitements en VR (Annerstedt et al., 2013; Cho et al., 2017; Counotte et al., 2017; Gerber et al., 2017; Kazzi et al., 2018; Malińska et al., 2015). La réponse autonome cardiaque est cependant à la fois affectée par le scénario utilisé (thérapie par exposition par exemple)

et par la technologie d’affichage utilisée (VR par exemple). La *cybersickness*, nausée induite par réalité virtuelle (Gavgani et al., 2017) est un exemple typique de réponse liée à la technologie d’affichage, qui induit une réponse sympathique reflétée dans les marqueurs de variabilité cardiaque (Ohyama et al., 2007; Zuzewicz et al., 2011). Dans ce contexte, séparer les influences simultanées du scénario et de l’interface est critique. Nous avons dans cette étude utilisé une tâche de suivi visuel (3-D motion object tracking ; Faubert and Sidebottom, 2012) avec différentes modalités d’affichage (sur écran 2D vs. en réalité virtuelle) et avec différents niveaux de difficulté.

Les marqueurs fréquentiels de variabilité cardiaque permettent d’évaluer les changements de balance sympathovagale, cependant l’utilisation de niveaux de difficultés différents peut engendrer des réponses autonomes complexes liées à la fatigue mentale ou au stress, qui ne sont pas expliqués entièrement via la balance sympathovagale.

Les travaux de notre équipe ont récemment mis en évidence que l’entropie du signal HRV augmente en situation de tâche cognitive, mais chute lorsque l’individu perçoit un stress. Cette étude fait l’hypothèse que les mesures d’entropie multi-échelles peuvent refléter la complexité des interactions cœur-cerveau. Cette complexité est dégradée par le stress (Dimitriev et al., 2016; Young and Benton, 2015).

Nous présentons ici une étude dont l’objectif est d’évaluer la réponse physiologique à des tâches cognitives de difficulté variable menées en interaction avec un écran plat ou une immersion 3D.

5.2.1. Matériel et méthodes

Protocole

20 participants de 25.7 ± 5.9 ans ont participé à cette étude. Les sujets devaient réaliser la tâche de 3D-Motion Object Tracking (3D-MOT ; Faubert and Sidebottom, 2012; Romeas et al., 2016) à plusieurs reprises. La tâche a été conçue avec Unity3D dans notre laboratoire. La tâche consiste à suivre des balles se déplaçant en ligne droite

à l'intérieur d'un cube translucide, et rebondissant sur ses parois et sur les autres balles. Pour chaque essai, 8 balles suivent les étapes suivantes : 1. les balles sont immobiles à une position standard, 2) les balles commencent à se déplacer dans une direction aléatoire pendant 3 secondes, 3) les balles s'arrêtent et trois d'entre elles s'illuminent en rouge pendant 3 secondes, 4) les balles reprennent leur couleur originale et se remettent en mouvement pendant 8 secondes, 5) les balles s'arrêtent de nouveau et des chiffres apparaissent à leur surface : le sujet doit alors énoncer à voix haute le numéro des boules qui s'étaient illuminées en étape 3. L'essai est considéré réussi si le sujet donne les trois bons numéros.

Les sujets devaient venir pour deux sessions placées deux jours différents. Lors de la première journée, le 3D-MOT leur était expliqué et ils devaient ensuite réaliser une session composée de 20 essais, dans laquelle la vitesse des balles était augmentée à chaque réussite, et diminuée à chaque échec. Pour chaque sujet, la vitesse moyenne des 5 derniers essais était alors considérée comme la vitesse maximale que le sujet pouvait réussir. Trois niveaux de difficultés étaient ensuite utilisés en faisant varier la vitesse des balles, et définis comme pourcentages de la vitesse maximale : 40% (facile), 60% (moyen) et 80% (difficile). Les sujets devaient ensuite réaliser 3 séquences de 20 essais, une pour chaque niveau de difficulté, dans un ordre aléatoire, sur écran ou en réalité virtuelle. Pour la première session les sujets faisaient toutes les séquences en VR ou sur écran (de manière aléatoire), la deuxième modalité étant gardée pour le deuxième jour.

Le deuxième jour (session), les sujets commençaient par réaliser une situation de référence, qui consistait à regarder une vidéo de 8 minutes extraite du film *Fantasia*, comme il a pu être fait dans de précédentes études (Goldberger et al., 2002; Iyengar et al., 1996), de manière à induire des émotions similaires chez tous les sujets. Les sujets devaient ensuite réaliser de nouveau 3 séquences (de 20 essais) de difficulté différente en ordre aléatoire, avec l'interface qui n'avait pas été utilisée la première journée (écran ou VR). Le protocole est schématisé en Figure 44.

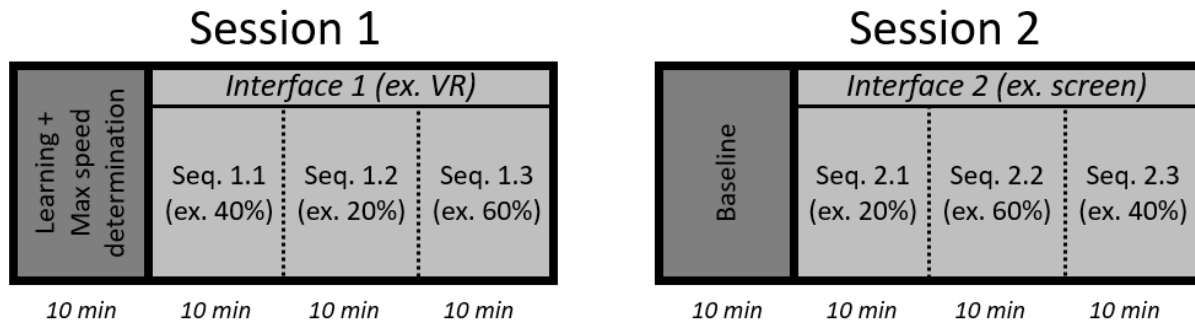


Figure 44 : Illustration du protocole. Une interface (VR ou écran) par session en ordre randomisé, et trois vitesses de balles différentes 20%, 40% et 60% de la vitesse maximale (déterminée par pré-test) en ordre aléatoire.

Acquisition des données

Les sujets étaient équipés d'ECG à trois voies, connecté à système d'acquisition PowerLAB (AD Instruments) échantillonnant les données à 1kHz. L'ECG était automatiquement concaténé en un signal unique via le logiciel Labchart (AD Instruments). L'amplitude des pics R et les intervalles RR étaient extraits avec un l'algorithme semi-automatisé présenté en section 4.4.

Comme vu précédemment et pour les mêmes raisons, nous avons utilisé le questionnaire subjectif RTLX pour évaluer la charge de travail (Hart, 2006; Hart and Staveland, 1988).

Pendant les essais du test de tracking visuel 3D-MOT, les réponses données à voix haute par les sujets étaient enregistrées. Par la suite, ces réponses étaient traitées et un score de performance était donné pour chaque séquence et défini comme le nombre de bonnes réponses à cette séquence, donnant une note sur 20.

Traitement des données

Nous avons calculé le marqueur HF_{nu} en utilisant trois méthodes différentes :

- Le périodogramme de Lomb-Scargle (Lomb, 1976; Moody, 1993) a été utilisé comme substitut de FFT, avec pour avantage de pouvoir utiliser directement les séries temporelles échantillonnées irrégulièrement sans ré-échantillonnage nécessaire, et où LF et HF sont évalués respectivement dans les bandes de fréquences 0.04-0.15Hz, et 0.15-0.4Hz (Malik, 1996).
- La méthode EDR-VFCDM a été présentée précédemment (section 5.1) et à l'avantage d'être plus robuste aux périodes transitoires de respiration lente.
- La méthode Wavelet Packet Transform (WPT) a été utilisée comme présenté précédemment (voir section 5.1.1 et Tanaka and Hargens, 2004) et a l'avantage d'être plus robuste aux non-stationnarités.

Nous avons utilisé un marqueur d'entropie pour mesurer la complexité de la variabilité cardiaque. Il a pu être suggéré que les métriques d'entropie peuvent être un marqueur de la réserve physiologique (sa capacité à s'adapter à un stress externe ; Bornas et al., 2012; Costa et al., 2005), de la réponse émotionnelle à une tâche (Anishchenko et al., 2001; Dimitriev et al., 2016; Melillo et al., 2011) et de la fatigue physiologique (Hung and Jiang, 2009). De cette façon, les métriques d'entropie donnent une information intéressante pour suivre la réaction d'un sujet dans notre expérience. Nous avons alors calculé la complexité via la méthode RCMSE (Wu et al., 2014), avec Sample Entropy comme mesure d'entropie à chaque échelle et avons calculé l'indice de complexité (complexité index – CI) par la méthode des trapèzes sur les échelles de 1 à 6 comme marqueur de complexité.

Nous avons aussi calculé la fréquence respiratoire moyenne avec EDR et l'intervalle RR moyen.

Analyse statistique

Nous avons comparé les valeurs en situation de référence aux valeurs en tâche cognitive avec des tests t de Student appariés.

Après cette première analyse, nous nous sommes concentrés sur l’analyse des différentes modalités des tâches cognitives. Pour ce faire et pour prendre en compte l’effet des mesures répétées, nous avons successivement modélisé nos 5 paramètres de sortie, la charge subjective (RTLX), le RR moyen, la fréquence respiratoire moyenne, HF_{nu} et CI par le modèle linéaire mixte (linear mixed model, LMM) suivant :

$$\text{Sortie} \sim \text{Interface} + \text{Vitesse} + \text{Répétition} + (1|\text{Sujet})$$

Où l’*Interface* définit l’écran ou la VR, la *Vitesse* définit le niveau de vitesse des balles (facile 20%, moyen 40%, difficile 60%) et la *Répétition* définit la position de la séquence dans la session (Figure 44). La valeur à l’origine aléatoire (1|Sujet) a été ajoutée pour tenir compte de la variabilité inter-individuelle des valeurs basales.

Les calculs ont été faits avec Matlab 2018a, et les LMM ont été estimés avec la toolbox « Statistics and Machine Learning », en utilisant une estimation par maximum de vraisemblance, avec une matrice de covariance pleine pour les effets aléatoires avec une paramétrisation de Cholesky.

5.2.2. Résultats

RTLX et score de performance

Le RTLX et les scores de performance sont indiqués dans le Tableau 8. Nous verrons via les tests statistiques du Tableau 10 que le RTLX et le score de performance augmentent de manière significative avec la vitesse des balles.

Vitesse des balles		40%	60%	80%
<i>RTLX</i>	Ecran	37.8 ± 12.7	42.2 ± 13.4	47.6 ± 13.6
	VR	32.7 ± 12.8	39.6 ± 9.6	46.1 ± 14.0
<i>Score de performance</i>	Ecran	15.4 ± 2.6	14.8 ± 2.3	11.3 ± 2.4
	VR	17.3 ± 2.5	16.0 ± 1.9	11.5 ± 4.1

Tableau 8 : RTLX et score de performance des sujets dans chaque situation. Les valeurs sont exprimées en moyenne $\pm$ écart type

Réaction des marqueurs physiologiques à la tâche cognitive

Les marqueurs de la réponse cardiaque sont reportés en Tableau 9, dans lequel sont précisé la significativité des différences des marqueurs en situation de tâche cognitive par rapport à la situation de référence.

	Référence		40%	60%	80%
RR moyen [ms]	914 ± 132	Ecran	$839 \pm 134^{***}$	$830 \pm 139^{***}$	$822 \pm 135^{***}$
		VR	$874 \pm 121^*$	$861 \pm 112^{***}$	$860 \pm 128^{***}$
$freq.$ resp. [Hz]	0.27 ± 0.036	Ecran	$0.251 \pm 0.039^*$	0.256 ± 0.049	0.258 ± 0.047
		VR	0.266 ± 0.043	0.264 ± 0.041	0.260 ± 0.041
$HFnu$ EDR- VFCDM	0.232 ± 0.170	Ecran	$0.140 \pm 0.083^*$	$0.125 \pm 0.072^{**}$	$0.122 \pm 0.084^{**}$
		VR	0.172 ± 0.133	0.170 ± 0.144	0.266 ± 0.122
$HFnu$ Lomb- Scargle	0.316 ± 0.164	Ecran	$0.219 \pm 0.121^*$	$0.205 \pm 0.094^{**}$	$0.220 \pm 0.108^{**}$
		VR	0.285 ± 0.149	0.267 ± 0.157	0.266 ± 0.141
$HFnu$ WPT	0.312 ± 0.160	Ecran	$0.216 \pm 0.105^*$	$0.208 \pm 0.084^{**}$	$0.219 \pm 0.096^*$
		VR	0.284 ± 0.130	0.265 ± 0.149	0.251 ± 0.142
CI_{RCMSE}	9.60 ± 0.67	Ecran	$10.18 \pm 0.85^*$	9.99 ± 0.78	10.05 ± 0.76
		VR	$10.34 \pm 0.85^*$	$10.12 \pm 0.80^*$	10.03 ± 0.98

Tableau 9 : Valeurs des marqueurs physiologiques relevés dans chaque situation, exprimées en moyenne $\pm$ écart type. Les valeurs p sont indiquées comme suit ; * : $p < 0.05$, ** : $p < 0.01$, *** : $p < 0.001$

Variation des variables avec les conditions

Les résultats des quatre LMM sont reportés dans le Tableau 10.

Effets fixes	Interface	Vitesse	Répétition
Valeurs	écran-VR	40%-60%-80%	1 ^{ère} -2 ^e -3 ^e
RTLX	~	+***	+*
Score de performance	~	-***	~
RR moyen	+**	~	~
freq. resp.	~	~	~
HF _{nu} EDR-VFCDM	+**	~	~
HF _{nu} Lomb-Scargle	+***	~	~
HF _{nu} WPT	+***	~	~
CI _{RCMSE}	~	~	+*

Tableau 10 : Impact des effets fixes sur les variables de sorties : estimations subjectives (RTLX), score de performance, et marqueurs physiologiques (RR moyen, fréquence respiratoire, HF_{nu}). + signifie une influence linéaire positive significative, - une influence linéaire négative significative, et ~ une absence d'impact significatif. Les valeurs p de ces influences sont marquées comme suit ; * : $p < 0.05$, ** : $p < 0.01$, *** : $p < 0.001$

5.2.3. Discussion

Comme on peut le voir à travers le RTLX et les scores de performances (Tableau 8), et comme attendu, le protocole a bien induit des charges mentales standard (Grier, 2015) sans succès total ou échec total, que ce soit sur écran ou en VR. Dans la condition sur écran, nous reportons ici comme dans la littérature (Luque-Casado et al., 2016; Mansikka et al., 2016; Overbeek et al., 2014; Skibniewski et al., 2015) et dans nos études précédentes une activation de la branche sympathique et une désactivation de la branche parasympathique avec la tâche cognitive, marquées par une décroissance de HF_{nu} (quelle que soit la méthode utilisée), ainsi qu'une diminution du rythme cardiaque (augmentation du RR moyen). Étonnamment, cette réponse autonome n'était pas visible lorsque la tâche cognitive était réalisée en VR (Tableau 9). Ce résultat invite à explorer plus en détails ce comportement, et nous pousse à explorer le comportement

de ces marqueurs fréquentiel du contrôle autonome cardiaque ainsi que des marqueurs de complexité (entropie) à l'aide de modèles linéaires mixtes.

Interface et balance sympatho-vagale

Les LMM révèlent que le RR moyen et HF_{nu} (quelle que soit la méthode utilisée), sont plus élevés en VR que sur écran (Tableau 10). Ce résultat semble marquer un état physiologique plus calme en situation de VR, bien que cet effet ne soit pas reflété dans le questionnaire subjectif, et précise l'absence de diminution significative de HF_{nu} avec la tâche cognitive réalisée en VR. Cette différence d'état peut avoir plusieurs explications :

1- La tâche réalisée en VR est plus facile, comme la stéréoscopie multiplie les informations visuelles (Ragan et al., 2010), ce qui a un effet double sur la balance sympathovagale, via une décroissance de la demande cognitive, et une frustration plus faible liée à de meilleures performances (Mansikka et al., 2016). Cette hypothèse est contredite par le fait que le RTLX et le score de performance ne sont pas différents entre les tâches réalisées sur écran et en VR.

2- la condition VR, en isolant visuellement les sujets de leur environnement, peut diminuer le stress social. En particulier, cette isolation pouvait permettre d'oublier la présence de l'expérimentateur dans la pièce. Le RTLX n'est pas conçu à cette fin, mais nous pensons que le questionnaire aurait reflété l'éventuelle présence d'un tel stress s'il avait été présent (via sa composante « stress » au moins), ce qui n'était pas le cas ici. Nous rejetons donc cette hypothèse.

3- La réalisation de la tâche en VR peut être plus naturelle pour la personne comme elle ne requiert pas de reconstruction de la profondeur à partir d'une image en deux dimensions, mais à partir d'une image stéréoscopique, plus proche d'une tâche en environnement naturel. Cette dernière hypothèse nous semble la plus probable et constitue un argument supplémentaire en faveur de l'utilisation de la VR plutôt que

d'écrans dans la simulation de scénarios mimant le réel (thérapie par exposition par exemple).

Il faut noter que le protocole VR était conçu pour éviter la *cybersickness* : absence de déplacement dans l'environnement virtuel, ce qui évite un conflit visuo-vestibulaire, ainsi qu'une durée aussi courte que possible d'exposition continue à la VR (30 minutes). Il résulte qu'aucune activation sympathique caractéristique de l'inconfort généré par la *cybersickness* n'a été noté. Par ailleurs, aucun sujet n'a reporté verbalement de nausée ou de mal-être, ni n'a demandé d'interrompre une session.

Charge cognitive : marqueurs subjectifs et autonomes

Les LMM indiquent que la charge mentale perçue (RTLX) et le nombre d'erreurs augmentaient avec la vitesse des balles (Tableau 10). Ce résultat était attendu comme les variations de vitesse des balles étaient spécialement conçues pour induire des charges différentes. Un résultat surprenant est l'absence de variation significative de HF_{nu} ou des RR moyens avec la vitesse des balles, comme il était attendu. Ce résultat contraste avec de précédentes études qui montraient qu'une augmentation de la difficulté d'une tâche cognitive pouvait faire varier la balance sympathovagale vers plus de dominance sympathique (Luque-Casado et al., 2016; Mansikka et al., 2016). Une différence fondamentale avec l'étude actuelle et que ces études augmentaient la charge mentale en complexifiant les tâches à réaliser, avec des tâches différentes pour induire des charges différentes. Ici, seule la vitesse des balles influait la charge mentale via une augmentation de la pression temporelle. Ce résultat peut être interprété de deux manières différentes.

Premièrement, augmenter la charge mentale via la pression temporelle avec une tâche identique ne provoque pas d'augmentation de la charge cognitive, donc pas de variation de la balance sympathovagale.

Deuxièmement, il est possible que les variations de difficulté dans la tâche induite par la vitesse des balles dans notre étude ne soient pas assez importantes pour

induire une variation mesurable avec nos marqueurs physiologiques (i.e. indiscernable de la variabilité statistique naturelle). Il aurait pu être nécessaire d’augmenter la vitesse des balles au-dessus de 100% par exemple pour sur-solliciter les sujets.

Sens physiologique de l’entropie multi-échelle

Les interactions cœur-cerveau s’appuient sur une structure fonctionnelle appelée *central autonomic network* (CAN ; Beissner et al., 2013; Benarroch, 1993; Thayer et al., 2012). Les différentes composantes du CAN sont interconnectées : les fonctions corticales supérieures, associées avec le fonctionnement cognitif, régulent l’activité sous corticale, comme l’ont montré des analyses d’imagerie fonctionnelle (Allen et al., 2015). L’activation cognitive régule les afférences autonomes cardiaques, à travers un réseau richement interconnecté, multi-niveaux, dont la complexité est peut-être à l’origine de l’entropie du rythme cardiaque (Sakaki et al., 2016; Thome et al., 2017). En particulier, par sa capacité à quantifier la complexité, nous considérons que MSE marque les interactions cœur-cerveau. À l’inverse, le stress, médié de manière centrale principalement via l’amygdale (Barbas and García-Cabezas, 2016; Thayer and Brosschot, 2005), peut perturber les interactions cœur-cerveau, dégrader la complexité et ainsi diminuer l’entropie de HRV (Dimitriev et al., 2016).

Dans nos conditions 3D-MOT, nous montrons tout d’abord que la présence d’une tâche cognitive augmente l’entropie par rapport à la situation de repos (Tableau 9). L’analyse LMM montre que la répétition de tâches augmente l’entropie (Tableau 10, Figure 45) ce que ne fait pas la vitesse des balles. Une interprétation séduisante de ces observations est la suivante : la répétition de tâche provoque l’augmentation progressive de la charge cognitive perçue, alors que la vitesse des balles en elle-même ne modifie pas la charge cognitive.

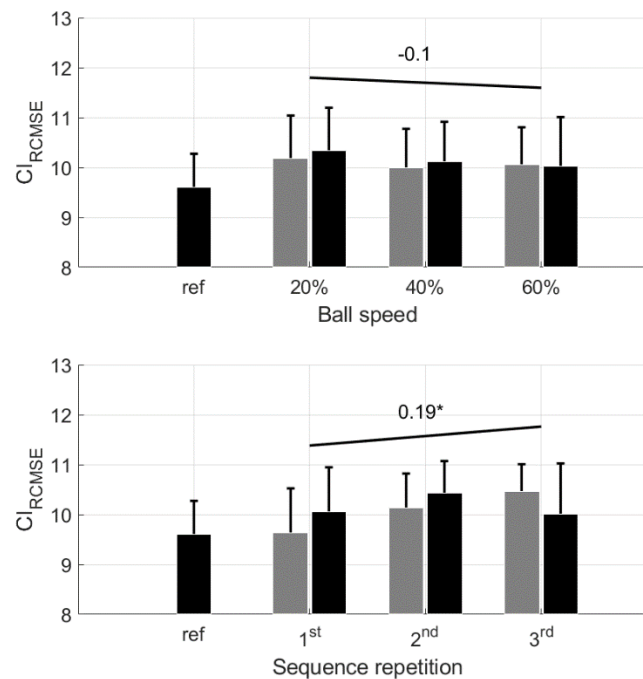


Figure 45 : Influence de la répétition des séquences sur l'indice de complexité dérivé de RCMSE, en condition sur écran (barres grises) et en VR (barres noires). La situation de référence est commune aux deux situations. Les lignes noires représentent les pentes obtenues par les modèles mixtes linéaires. * : $p < 0.05$.

Ces résultats peuvent alors être expliqués par les effets concurrents de l'activation et du stress. L'augmentation de RTLX et la diminution du score de performance avec la vitesse des balles peut être vue comme une augmentation concurrente de la charge mentale et du stress, avec des actions antagonistes sur la complexité du rythme cardiaque, qui ne permet alors aucune variation de MSE avec la vitesse des balles. D'un autre côté, l'augmentation RTLX avec les répétitions de la tâche, non accompagnée d'une diminution du score de performance, peut signifier une augmentation de charge mentale sans augmentations du stress, augmentant ainsi l'indice de complexité via une activation cognitive.

5.3. Conclusion scientifique

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés aux adaptations du contrôle autonome cardiaque à des états cognitifs spécifiques. Nous avons tout d'abord étudié l'impact de la charge mentale induite par tâche cognitive sur la réponse autonome cardiaque via l'analyse fréquentielle de la variabilité cardiaque reflétant la balance sympathovagale. Dans ce contexte, nous avons introduit une nouvelle méthode d'analyse fréquentielle appelée EDR-VFCDM qui s'est avérée plus robuste aux biais liés aux respirations lentes transitoires que les méthodes classiques. Dans une seconde étude, nous avons combiné cette nouvelle méthode d'analyse fréquentielle à une analyse de complexité basée sur l'entropie dans le cadre de l'étude de la réponse autonome cardiaque à des tâches cognitives de difficulté variables, exécutées sur un écran et en réalité virtuelle. Nous avons montré de cette manière que l'exécution d'une tâche cognitive induisait une variation de la balance sympathovagale vers une plus grande dominance sympathique, mais n'avons pas observé de variation de réponse autonome avec la difficulté de la tâche. Nous avons mis en évidence une plus grande dominance sympathique sur écran qu'en réalité virtuelle, et une croissance de la complexité avec la répétition de la tâche mentale.

Ces résultats révèlent l'intérêt des analyses de complexité dans le suivi d'états cognitifs par la réponse autonome cardiaque, et montrent l'importance de la prise en compte du rôle de la respiration dans l'évaluation fréquentielle de la variabilité du rythme cardiaque.

L'utilisation de la méthode EDR-VFCDM imposait l'utilisation d'un ECG complet de manière à obtenir l'amplitude des ondes R, qui prohibait l'utilisation des objets connectés utilisés de plus en plus classiquement pour l'analyse de variabilité cardiaque (ceintures cardiaques connectées Polar par exemple), qui ne proposent pas cette fonctionnalité. La solution trouvée a donc été de développer un objet spécifiquement à cette fin.

5.4. Transfert technologique : un nouvel objet connecté

Dans le cadre du partenariat avec le CATIE et du transfert technologique des travaux académiques réalisés au cours du travail de thèse (voir section 6.2), une ceinture cardiaque connectée pour des mesures de variabilité cardiaques enrichies de l'information respiratoire (comme EDR-VFCDM) est en cours de développement (voir Figure 46).

Cette ceinture cardiaque connectée pourra être utilisée par la suite dans des applications commerciales ou académiques, de manière à poursuivre les travaux de recherche sur la variabilité cardiaque en environnement écologique. Des échanges réguliers sont donc en cours avec le CATIE pour suivre et guider le développement de cet objet connecté. Ce travail relève plus de l'ingénierie que de la recherche scientifique, et ne pourra être utilisé à des fins de recherche qu'après plusieurs mois de développement supplémentaires, mais il nous paraît cependant intéressant de reporter ici certains défis associés à ce développement, qui permettent de prendre du recul sur l'utilisation d'objets connectés pour conduire des études en physiologie humaine.

Une première étape du développement est la conception de l'électronique analogique adaptée aux contraintes de la physiologie et de l'environnement. Avant l'étape de numérisation, le signal électrique cardiaque doit être détecté, amplifié, et traité. L'amplification a pour objectif de rendre le signal électrique détectable par la suite de la chaîne d'acquisition. Le filtrage a ensuite pour but de se débarrasser des différents bruits : les bruits basse fréquences (variations lentes de la ligne de base associée aux mouvements du sujet par exemple), les bruits haute fréquence (principalement liés à l'activité électrique musculaire, des pectoraux par exemple) et les bruits liés à l'activité électromagnétique environnante (en France, principalement une perturbation à 50Hz liée à l'alimentation électrique des appareils électroniques). Le filtrage est dans le cas d'un objet connecté compliqué par la limite de l'acquisition de l'électrocardiographie de 2 voies, là où une troisième voie est le plus souvent utilisée pour le gold standard (de manière à corriger les bruits physiologiques). Ce filtrage est bien entendu dépendant des possibilités des filtres (un filtre très fort a généralement des résonnances par

exemple), mais aussi aux besoins d'utilisation : ici le filtrage ne doit pas impacter la détection précise de l'onde R (donc on ne doit pas trop filtrer les hautes fréquences), ni entraver la bonne détection des variations lentes d'amplitude de ces ondes pour bien effectuer EDR (donc ne pas trop filtrer les basses fréquences). Le respect du cahier des charges a donc impliqué de nombreux tests et comparaisons entre le signal obtenu par l'objet connecté et un matériel d'acquisition *gold standard*.

Une étape suivante dans la chaîne d'acquisition est l'échantillonnage numérique du signal : la fréquence d'échantillonnage doit être suffisamment élevée pour mesurer les fines variations du rythme cardiaque en offrant la possibilité de détecter de manière précise les sommets de l'onde R (Malik, 1996). En revanche, le stockage des données est d'autant plus complexe que la fréquence d'échantillonnage est élevée, la vitesse d'écriture étant limitée. Ici une fréquence d'échantillonnage de 1kHz a été choisie, et les écritures ont dû être adaptées et travaillées en fonction.

Une fois le signal ECG acquis est stocké (au moins temporairement) un algorithme automatisé de détection de pics, efficace mais à moindre coût computationnel doit être intégré à l'objet. Les données doivent ensuite être transmises à un objet externe (ordinateur ou smartphone) via un protocole de communication économique en ressources ; ici c'est le Bluetooth Low Energy (BLE) qui a été sélectionné.

Cette brève description des différentes étapes de la chaîne d'acquisition a pour objectif de sensibiliser le lecteur aux facteurs jouant un rôle dans la performance des objets connectés. Une fois l'objet développé, il conviendra de mener une étude poussée sur ses performances, en regard des matériels de mesure utilisés usuellement.

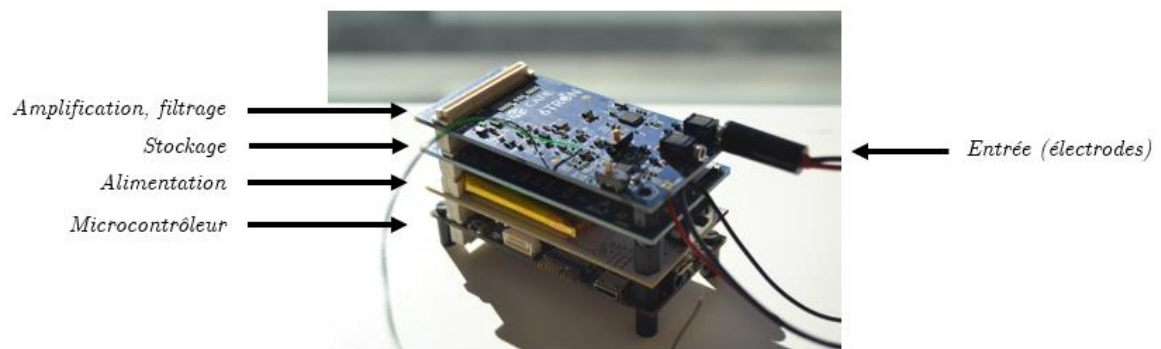
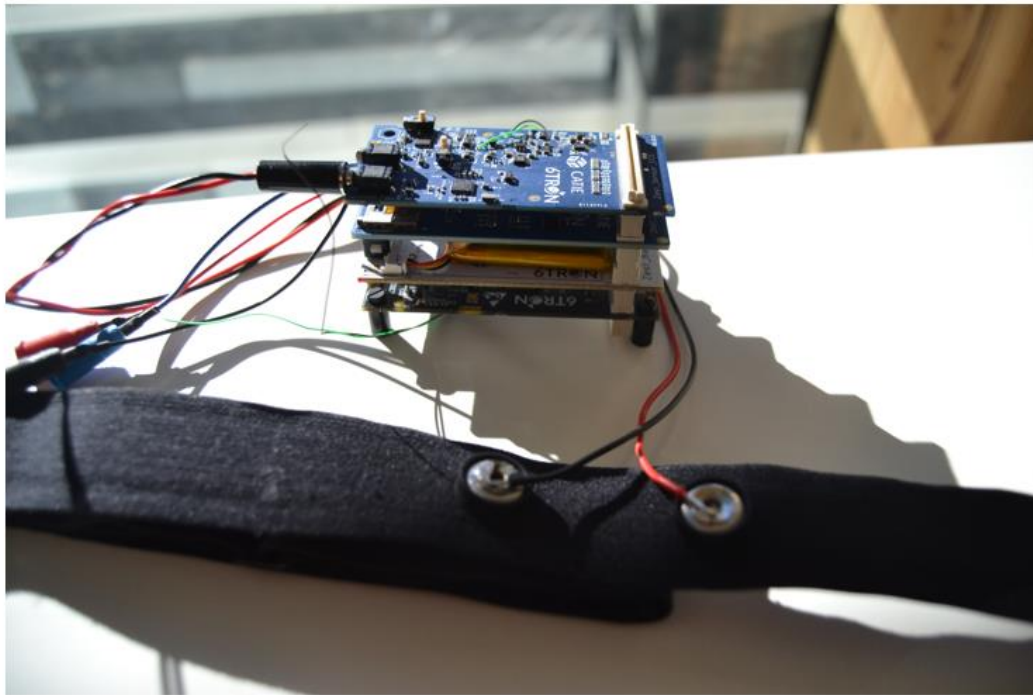


Figure 46 : Etat actuel du développement de la ceinture cardiaque connectée.

Haut : Allure générale du stack de cartes électroniques branché à une ceinture cardiaque du commerce. Bas : détail des fonctionnalités des étages.

Chapitre 6

Conclusion

6.1. Bilan scientifique

Au cours de cette thèse, nous avons exploré la complexité de trois différents systèmes de contrôle physiologique sous contrainte : la balance posturale, le rythme locomoteur, et le contrôle autonome cardiaque. Cette approche nous a mené à proposer de nouvelles méthodes d'analyse de signaux physiologiques, linéaires et non linéaires, adaptées à ces systèmes. Une partie des travaux expérimentaux proposés ici, explore les propriétés de complexité à partir de mesures issues d'objets connectés (smartphone). Il semble réaliste d'imaginer que la complexité du contrôle physiologique soit étudiée en dehors du laboratoire, à l'aide de smartphone pour un coût réduit et des possibilités d'application à grande échelle.

Nous avons proposé, via l'introduction de la méthode Frequency-specific Fractal Analysis, que le contrôle postural peut être vu comme l'intégration de deux sous-systèmes complexes participant au contrôle du centre de masse. Nos travaux expérimentaux ont révélé la présence d'un contrôle court-terme opéré sur la vitesse des oscillations posturales via les boucles réflexes courtes, et un contrôle plus lent opéré sur la position via des boucles neurales visuo-vestibulaires plus longues. Ce résultat a été publié dans le journal *Frontiers in Physiology* dans un papier appelé « Frequency-specific fractal analysis of postural control accounts for control strategies » (Gilfriche et al., 2018c).

Nous avons ensuite travaillé sur la distribution du contrôle des rythmes locomoteurs et les stratégies d'adaptation de la gestion de ces rythmes sous contrainte cognitive. Une première approche a révélé que le pédalage présentait une distribution du contrôle privilégiant une gestion périphérique du rythme en se reposant sur l'inertie du mouvement. Nous avons de plus montré que le rythme du pédalage et celui de la marche présentaient une stratégie similaire d'adaptation à une contrainte cognitive mobilisant le cortex préfrontal, qui est observée pour la première fois dans nos travaux. L'analyse du pédalage sous contrainte cognitive fait l'objet d'une communication au congrès du *Collège Européen des Sciences du Sport (ECSS)* « Impact of a cognitive task on cycling fractal properties » (Gilfriche et al., 2018a) et d'une publication dans

le journal *Human Movement Science* intitulée « Fractal properties and short-term correlations in motor cycling : influence of a cognitive challenge » (Gilfriche et al., 2019).

Finalement, nous avons présenté ici l'apport d'une nouvelle méthode d'analyse fréquentielle de la variabilité du rythme cardiaque, qui intègre les variations transitoires du rythme respiratoire, que nous avons appelé EDR-VFCDM. Cette méthode a été appliquée pour la détection d'une charge mentale dans une première expérimentation et a été publiée dans le journal *American Journal of Physiology – Regulatory Integrative and Comparative Physiology* sous le titre « Highly sensitive index of cardiac autonomic control based on time-varying respiration derived from ECG » (Gilfriche et al., 2018b). Cette méthode a ensuite été appliquée concomitamment à une analyse d'entropie dans le cadre d'une deuxième étude imposant des charges mentales graduelles sur écran et en réalité virtuelle.

Mes activités de recherche au cours de cette thèse ne se sont pas limitées aux éléments rapportés dans ce document et s'inscrivent dans la démarche de recherche de l'équipe, via ma participation à différents projets. En témoignent ma présence à une communication au congrès de l'ECSS intitulée « Entropy in postural and cardiac-autonomic controls as a marker of adaptability to mental tasks in young vs. middle-aged healthy males » (Blons et al., 2018) ; à une communication au congrès de l'American Physiological Society intitulée « Age-related psychophysiological response to an induced mild stress » (Blons et al., 2019) ; et à deux articles soumis dans les journaux *Entropy* « Multiscale entropy of cardiac and postural control reflects a flexible adaptation to a cognitive task » et *Scientific Reports* « Alterations in heart-brain interactions under mild stress during a cognitive task are reflected in entropy of heart rate dynamics » (en cours de révision).

Ce travail scientifique a été accompagné d'un travail industriel, dans le cadre de travaux de recherche et développement réalisés avec le CATIE.

6.2. Parcours entrepreneurial

Le travail de transfert technologique présenté en section 5.4. relève d'une dynamique entrepreneuriale. En effet, avec le soutien du laboratoire de recherche et de ses tutelles, ainsi que du CATIE, j'ai travaillé à un projet entrepreneurial autour des résultats de recherche obtenus sur la variabilité du rythme cardiaque. Les nouveaux algorithmes présentés dans ce document (et d'autres en cours de développement) seront en effet intégrés dans une ceinture cardiaque connectée (comme présenté en 5.4) qui pourra être commercialisé sur le marché du sport de haut niveau ou encore dans le milieu médical.

J'ai obtenu le statut d'étudiant entrepreneur dans le cadre du dispositif PEPITE pendant l'année universitaire 2018-2019 ; qui m'a permis d'être accompagné par UBeeLab, l'incubateur étudiant de l'Université de Bordeaux, au cours de la même année. Le projet a reçu en 2019 le prix « Innovation sociale » au concours UBooster, ainsi qu'un prix spécial à la conférence DTx Science (Digital Therapeutics).

Je suis aujourd'hui accompagné par Unitec dans l'incubateur Sportech, en partenariat avec le CROS (Comité Régional Olympique et Sportif) de Nouvelle Aquitaine pour l'année universitaire 2019-2020. Je suis soutenu dans ce projet par la SATT « Aquitaine Science Transfert » pour la protection industrielle (brevetabilité) des méthodes développées. Un dossier est monté pour participer au concours i-Phd, visant à soutenir l'entrepreneuriat chez les doctorants et jeunes docteurs.

Ce projet professionnel sera donc la suite logique de la thèse en cours, et restera très certainement en étroit lien avec l'équipe de recherche PMH_DySCo pour allier production scientifique et transfert technologique.

Bibliographie

- Allen, B., Jennings, J.R., Gianaros, P.J., Thayer, J.F., Manuck, S.B., 2015. Resting high-frequency heart rate variability is related to resting brain perfusion. *Psychophysiology* 52, 277–287. <https://doi.org/10.1111/psyp.12321>
- Almurad, Z.M.H., Delignières, D., 2016. Evenly spacing in Detrended Fluctuation Analysis. *Phys. Stat. Mech. Its Appl.* 451, 63–69.
- Amon, M.J., Pavlov, O.C., Holden, J.G., 2018. Synchronization and fractal scaling as foundations for cognitive control. *Cogn Syst Res* 155–179. <https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2018.04.010>
- Anishchenko, V.S., Igosheva, N.B., Pavlov, A.N., Khovanov, A., Yakusheva, T.A., 2001. Comparative analysis of methods for classifying the cardiovascular system's states under stress. *Crit. Rev. Biomed. Eng.* 29, 462–481.
- Aniss, A.M., Diener, H.C., Hore, J., Gandevia, S.C., Burke, D., 1990. Behavior of human muscle receptors when reliant on proprioceptive feedback during standing. *J. Neurophysiol.* 64, 661–670.
- Annerstedt, M., Jönsson, P., Wallergård, M., Johansson, G., Karlson, B., Grahn, P., Hansen, A.M., Währborg, P., 2013. Inducing physiological stress recovery with sounds of nature in a virtual reality forest--results from a pilot study. *Physiol. Behav.* 118, 240–250. <https://doi.org/10.1016/j.physbeh.2013.05.023>
- Aresti-Bartolome, N., Garcia-Zapirain, B., 2014. Technologies as support tools for persons with autistic spectrum disorder: a systematic review. *Int. J. Environ. Res. Public Health* 11, 7767–7802. <https://doi.org/10.3390/ijerph110807767>
- Bailon, R., Laguna, P., Mainardi, L., Sornmo, L., 2007. Analysis of heart rate variability using time-varying frequency bands based on respiratory frequency. *Conf. Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. Annu. Conf.* 2007, 6675–6678. <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2007.4353891>
- Bak, P., Tang, C., Wiesenfeld, K., 1987. Self-organized criticality: An explanation of the $1/f$ noise. *Phys. Rev. Lett.* 59, 381–384. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.59.381>
- Baratto, L., Morasso, P.G., Re, C., Spada, G., 2002. A new look at posturographic analysis in the clinical context: sway-density versus other parameterization techniques. *Motor Control* 6, 246–270.
- Barbas, H., García-Cabezas, M.Á., 2016. How the prefrontal executive got its stripes. *Curr. Opin. Neurobiol.* 40, 125–134. <https://doi.org/10.1016/j.conb.2016.07.003>
- Barbieri, R., Scilingo, E.P., Valenza, G. (Eds.), 2017. Complexity and Nonlinearity in Cardiovascular Signals. Springer International Publishing.
- Bardet, J.-M., Bertrand, P., 2007. Identification of the multiscale fractional Brownian motion with biomechanical applications. *J. Time Ser. Anal.* 28, 1–52. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9892.2006.00494.x>
- Bartsch, R., Plotnik, M., Kantelhardt, J.W., Havlin, S., Giladi, N., Hausdorff, J.M., 2007. Fluctuation and synchronization of gait intervals and gait force profiles

- distinguish stages of Parkinson's disease. *Phys. A* 383, 455–465.
<https://doi.org/10.1016/j.physa.2007.04.120>
- Beauchaine, T.P., Thayer, J.F., 2015. Heart rate variability as a transdiagnostic biomarker of psychopathology. *Int. J. Psychophysiol. Off. J. Int. Organ. Psychophysiol.* 98, 338–350. <https://doi.org/10.1016/j.ijpsycho.2015.08.004>
- Beauchet, O., Allali, G., Montero-Odasso, M., Sejdić, E., Fantino, B., Annweiler, C., 2014. Motor phenotype of decline in cognitive performance among community-dwellers without dementia: population-based study and meta-analysis. *PloS One* 9, e99318. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0099318>
- Beissner, F., Meissner, K., Bär, K.-J., Napadow, V., 2013. The autonomic brain: an activation likelihood estimation meta-analysis for central processing of autonomic function. *J. Neurosci. Off. J. Soc. Neurosci.* 33, 10503–10511. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.1103-13.2013>
- Benarroch, E.E., 1993. The central autonomic network: functional organization, dysfunction, and perspective. *Mayo Clin. Proc.* 68, 988–1001. [https://doi.org/10.1016/s0025-6196\(12\)62272-1](https://doi.org/10.1016/s0025-6196(12)62272-1)
- Berg, K., Kraemer, J.F., Riedl, M., Stepan, H., Kurths, J., Wessel, N., 2017. Increased cardiorespiratory coordination in preeclampsia. *Physiol. Meas.* 38, 912–924. <https://doi.org/10.1088/1361-6579/aa64b0>
- Bernardi, L., Ricordi, L., Lazzari, P., Soldá, P., Calciati, A., Ferrari, M.R., Vande, I., Finardi, G., Fratino, P., 1992. Impaired circadian modulation of sympathovagal activity in diabetes. A possible explanation for altered temporal onset of cardiovascular disease. *Circulation* 86, 1443–1452. <https://doi.org/10.1161/01.cir.86.5.1443>
- Bernardi, L., Wdowczyk-Szulc, J., Valenti, C., Castoldi, S., Passino, C., Spadacini, G., Sleight, P., 2000. Effects of controlled breathing, mental activity and mental stress with or without verbalization on heart rate variability. *J. Am. Coll. Cardiol.* 35, 1462–1469.
- Błaszczak, J.W., Klonowski, W., 2001. Postural stability and fractal dynamics. *Acta Neurobiol. Exp. (Warsz.)* 61, 105–112.
- Blons, E., Gilfriche, P., Arsac, L.M., Deschodt-Arsac, V., 2018. Entropy in postural and cardiac-autonomic controls as a marker of adaptability to mental tasks in young vs. middle-aged healthy males. Presented at the Congress of the European College of Sport Sciences, Dublin.
- Blons, E., Lespinet-Najib, V., Gilfriche, P., Arsac, L., Grivel, E., Deschodt-Arsac, V., 2019. Age-related psychophysiological response to an induced mild stress. Presented at the Experimental Biology, Orlando.
- Bollens, B., Crevecoeur, F., Detrembleur, C., Warlop, T., Lejeune, T.M., 2014. Variability of human gait: effect of backward walking and dual-tasking on the presence of long-range autocorrelations. *Ann. Biomed. Eng.* 42, 742–750. <https://doi.org/10.1007/s10439-013-0961-9>
- Bornas, X., Riera del Amo, A., Tortella-Feliu, M., Llabrés, J., 2012. Heart rate variability profiles and exposure therapy treatment outcome in flight phobia.

- Appl. Psychophysiol. Biofeedback 37, 53–62. <https://doi.org/10.1007/s10484-011-9179-5>
- Botella, C., Baños, R.M., Perpiñá, C., Villa, H., Alcañiz, M., Rey, A., 1998. Virtual reality treatment of claustrophobia: a case report. *Behav. Res. Ther.* 36, 239–246. [https://doi.org/10.1016/s0005-7967\(97\)10006-7](https://doi.org/10.1016/s0005-7967(97)10006-7)
- Botella, C., Serrano, B., Baños, R.M., Garcia-Palacios, A., 2015. Virtual reality exposure-based therapy for the treatment of post-traumatic stress disorder: a review of its efficacy, the adequacy of the treatment protocol, and its acceptability. *Neuropsychiatr. Dis. Treat.* 11, 2533–2545. <https://doi.org/10.2147/NDT.S89542>
- Brockett, C., Warren, N., Gregory, J.E., Morgan, D.L., Proske, U., 1997. A comparison of the effects of concentric versus eccentric exercise on force and position sense at the human elbow joint. *Brain Res.* 771, 251–258.
- Brown, T.E., Beightol, L.A., Koh, J., Eckberg, D.L., 1993. Important influence of respiration on human R-R interval power spectra is largely ignored. *J. Appl. Physiol. Bethesda Md* 1985 75, 2310–2317.
- Byun, S., Han, J.W., Kim, Tae Hui, Kim, K., Kim, Tae Hyun, Park, J.Y., Suh, S.W., Seo, J.Y., So, Y., Lee, K.H., Lee, J.R., Jeong, H., Jeong, H.-G., Han, K., Hong, J.W., Kim, K.W., 2018. Gait Variability Can Predict the Risk of Cognitive Decline in Cognitively Normal Older People. *Dement. Geriatr. Cogn. Disord.* 45, 251–261. <https://doi.org/10.1159/000489927>
- Chagdes, J.R., Rietdyk, S., Haddad, J.M., Zelaznik, H.N., Raman, A., Rhea, C.K., Silver, T.A., 2009. Multiple timescales in postural dynamics associated with vision and a secondary task are revealed by wavelet analysis. *Exp. Brain Res.* 197, 297–310. <https://doi.org/10.1007/s00221-009-1915-1>
- Chandler, P., Sweller, J., 1991. Cognitive Load Theory and the Format of Instruction. *Cogn. Instr.* 8, 293–332. https://doi.org/10.1207/s1532690xc0804_2
- Chen, M.-S., Jiang, B.C., 2014. Resistance training exercise program for intervention to enhance gait function in elderly chronically ill patients: multivariate multiscale entropy for center of pressure signal analysis. *Comput. Math. Methods Med.* 2014, 471356. <https://doi.org/10.1155/2014/471356>
- Cho, D., Ham, J., Oh, J., Park, J., Kim, S., Lee, N.-K., Lee, B., 2017. Detection of Stress Levels from Biosignals Measured in Virtual Reality Environments Using a Kernel-Based Extreme Learning Machine. *Sensors* 17. <https://doi.org/10.3390/s17102435>
- Choi, J., Gutierrez-Osuna, R., 2011. Removal of Respiratory Influences From Heart Rate Variability in Stress Monitoring. *IEEE Sens. J.* 11, 2649–2656. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2011.2150746>
- Collins, J.J., De Luca, C., 1993. Open-loop and closed-loop control of posture: A random-walk analysis of center-of-pressure trajectories. *Exp. Brain Res.* 95, 308–318. <https://doi.org/10.1007/BF00229788>
- Collins, J.J., De Luca, C.J., 1994. Random walking during quiet standing. *Phys. Rev. Lett.* 73, 764–767. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.73.764>

- Cornish-Bowden, A., Cárdenas, M.L., Letelier, J.-C., Soto-Andrade, J., Abarzúa, F.G., 2004. Understanding the parts in terms of the whole. *Biol. Cell* 96, 713–717. <https://doi.org/10.1016/j.biolcel.2004.06.006>
- Costa, M., Goldberger, A.L., Peng, C.-K., 2005. Multiscale entropy analysis of biological signals. *Phys. Rev. E Stat. Nonlin. Soft Matter Phys.* 71, 021906. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.71.021906>
- Costa, M., Goldberger, A.L., Peng, C.-K., 2002. Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series. *Phys. Rev. Lett.* 89, 068102. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.89.068102>
- Costa, M., Peng, C.-K., L. Goldberger, A., Hausdorff, J.M., 2003. Multiscale entropy analysis of human gait dynamics. *Phys. Stat. Mech. Its Appl.* 330, 53–60. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2003.08.022>
- Costa, M., Priplata, A.A., Lipsitz, L.A., Wu, Z., Huang, N.E., Goldberger, A.L., Peng, C.-K., 2007. Noise and poise: Enhancement of postural complexity in the elderly with a stochastic-resonance-based therapy. *Europhys. Lett.* 77, 68008. <https://doi.org/10.1209/0295-5075/77/68008>
- Costa, M.D., Goldberger, A.L., 2015. Generalized Multiscale Entropy Analysis: Application to Quantifying the Complex Volatility of Human Heartbeat Time Series. *Entropy Basel Switz.* 17, 1197–1203. <https://doi.org/10.3390/e17031197>
- Counotte, J., Pot-Kolder, R., van Roon, A.M., Hoskam, O., van der Gaag, M., Veling, W., 2017. High psychosis liability is associated with altered autonomic balance during exposure to Virtual Reality social stressors. *Schizophr. Res.* 184, 14–20. <https://doi.org/10.1016/j.schres.2016.11.025>
- Dash, S., Shelley, K.H., Silverman, D.G., Chon, K.H., 2010. Estimation of respiratory rate from ECG, photoplethysmogram, and piezoelectric pulse transducer signals: a comparative study of time-frequency methods. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 57, 1099–1107. <https://doi.org/10.1109/TBME.2009.2038226>
- Dault, M.C., Frank, J.S., 2004. Does practice modify the relationship between postural control and the execution of a secondary task in young and older individuals? *Gerontology* 50, 157–164. <https://doi.org/10.1159/000076773>
- Davies, R.B., Harte, D.S., 1987. Tests for Hurst effect. *Biometrika* 74, 95–101. <https://doi.org/10.1093/biomet/74.1.95>
- Davis, J.R., Campbell, A.D., Adkin, A.L., Carpenter, M.G., 2009. The relationship between fear of falling and human postural control. *Gait Posture* 29, 275–279. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2008.09.006>
- Delignières, D., Lemoine, L., Torre, K., 2004. Time intervals production in tapping and oscillatory motion. *Hum. Mov. Sci.* 23, 87–103. <https://doi.org/10.1016/j.humov.2004.07.001>
- Delignières, D., Marmelat, V., 2013. Degeneracy and long-range correlations. *Chaos Woodbury N* 23, 043109. <https://doi.org/10.1063/1.4825250>
- Delignieres, D., Ramdani, S., Lemoine, L., Torre, K., Fortes, M., Ninot, G., 2006. Fractal analyses for ‘short’ time series: A re-assessment of classical methods. *J. Math. Psychol.* 50, 525–544. <https://doi.org/10.1016/j.jmp.2006.07.004>

- Delignières, D., Torre, K., 2011. Event-based and emergent timing: dichotomy or continuum? A reply to Repp and Steinman (2010). *J. Mot. Behav.* 43, 311–318. <https://doi.org/10.1080/00222895.2011.588274>
- Delignières, D., Torre, K., Bernard, P.-L., 2011. Transition from persistent to anti-persistent correlations in postural sway indicates velocity-based control. *PLoS Comput. Biol.* 7, e1001089. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1001089>
- Delignières, D., Torre, K., Lemoine, L., 2008. Fractal models for event-based and dynamical timers. *Acta Psychol. (Amst.)* 127, 382–397. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2007.07.007>
- Delignières, D., Torre, K., Lemoine, L., 2005. Methodological issues in the application of monofractal analyses in psychological and behavioral research. *Nonlinear Dyn. Psychol. Life Sci.* 9, 435–461.
- Diener, H.C., Dichgans, J., Bootz, F., Bacher, M., 1984. Early stabilization of human posture after a sudden disturbance: influence of rate and amplitude of displacement. *Exp. Brain Res.* 56, 126–134.
- Dietrich, A., Sparling, P.B., 2004. Endurance exercise selectively impairs prefrontal-dependent cognition. *Brain Cogn.* 55, 516–524. <https://doi.org/10.1016/j.bandc.2004.03.002>
- Dietz, V., Mauritz, K.-H., Dichgans, J., 1980. Body oscillations in balancing due to segmental stretch reflex activity. *Exp. Brain Res.* 40, 89–95. <https://doi.org/10.1007/BF00236666>
- Dimitriev, D.A., Saperova, E.V., Dimitriev, A.D., 2016. State Anxiety and Nonlinear Dynamics of Heart Rate Variability in Students. *PloS One* 11, e0146131. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0146131>
- Dingwell, J.B., Cusumano, J.P., 2010. Re-interpreting detrended fluctuation analyses of stride-to-stride variability in human walking. *Gait Posture* 32, 348–353. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2010.06.004>
- Diniz, A., Wijnants, M.L., Torre, K., Barreiros, J., Crato, N., Bosman, A.M.T., Hasselman, F., Cox, R.F.A., Van Orden, G.C., Delignières, D., 2011. Contemporary theories of 1/f noise in motor control. *Hum. Mov. Sci.* 30, 889–905. <https://doi.org/10.1016/j.humov.2010.07.006>
- Dockx, K., Bekkers, E.M., Van den Bergh, V., Ginis, P., Rochester, L., Hausdorff, J.M., Mirelman, A., Nieuwboer, A., 2016. Virtual reality for rehabilitation in Parkinson's disease. *Cochrane Database Syst. Rev.* 12, CD010760. <https://doi.org/10.1002/14651858.CD010760.pub2>
- Donker, S.F., Roerdink, M., Greven, A.J., Beek, P.J., 2007. Regularity of center-of-pressure trajectories depends on the amount of attention invested in postural control. *Exp. Brain Res. Exp. Hirnforsch. Exp. Cerebrale* 181, 1–11. <https://doi.org/10.1007/s00221-007-0905-4>
- Duarte, M., Zatsiorsky, V.M., 2001. Long-range correlations in human standing. *Phys. Lett. A* 283, 124–128. [https://doi.org/10.1016/S0375-9601\(01\)00188-8](https://doi.org/10.1016/S0375-9601(01)00188-8)
- Dupui, Ch., Costes-Salon, M.C., Montoya, R., Séverac, A., Lazergues, M., Pagès, B., Bessou, P., 1990. Intérêt de l'analyse fréquentielle des oscillations posturales lors

- de l'équilibre dynamique. Communication à la Société d'Etudes et de Recherches Multi-Disciplinaires sur la Locomotion.
- Durantin, G., Gagnon, J.-F., Tremblay, S., Dehais, F., 2014. Using near infrared spectroscopy and heart rate variability to detect mental overload. *Behav. Brain Res.* 259, 16–23. <https://doi.org/10.1016/j.bbr.2013.10.042>
- Edelman, G.M., Gally, J.A., 2001. Degeneracy and complexity in biological systems. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 98, 13763–13768. <https://doi.org/10.1073/pnas.231499798>
- Eke, A., Hermán, P., Bassingthwaite, J.B., Raymond, G.M., Percival, D.B., Cannon, M., Balla, I., Ikrényi, C., 2000. Physiological time series: distinguishing fractal noises from motions. *Pflugers Arch.* 439, 403–415.
- Faubert, J., Sidebottom, L., 2012. Perceptual-cognitive training of athletes. *J. Clin. Sport Psychol.* 6, 85–102.
- Ferrer-García, M., Gutiérrez-Maldonado, J., 2012. The use of virtual reality in the study, assessment, and treatment of body image in eating disorders and nonclinical samples: a review of the literature. *Body Image* 9, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.bodyim.2011.10.001>
- Fitzpatrick, R., Burke, D., Gandevia, S.C., 1996. Loop gain of reflexes controlling human standing measured with the use of postural and vestibular disturbances. *J. Neurophysiol.* 76, 3994–4008.
- Fitzpatrick, R.C., Gorman, R.B., Burke, D., Gandevia, S.C., 1992. Postural proprioceptive reflexes in standing human subjects: bandwidth of response and transmission characteristics. *J. Physiol.* 458, 69–83.
- Francis, D.P., Willson, K., Georgiadou, P., Wensel, R., Davies, L.C., Coats, A., Piepoli, M., 2002. Physiological basis of fractal complexity properties of heart rate variability in man. *J. Physiol.* 542, 619–629.
- Gao, J., Hu, J., Mao, X., Perc, M., 2012. Culturomics meets random fractal theory: insights into long-range correlations of social and natural phenomena over the past two centuries. *J. R. Soc. Interface* 9, 1956–1964. <https://doi.org/10.1098/rsif.2011.0846>
- Gasquet, H., Wootton, A.J., 1997. Variable-frequency complex demodulation technique for extracting amplitude and phase information. *Rev. Sci. Instrum.* 68, 1111–1114. <https://doi.org/10.1063/1.1147748>
- Gavgani, A.M., Nesbitt, K.V., Blackmore, K.L., Nalivaiko, E., 2017. Profiling subjective symptoms and autonomic changes associated with cybersickness. *Auton. Neurosci. Basic Clin.* 203, 41–50. <https://doi.org/10.1016/j.autneu.2016.12.004>
- Gerber, S.M., Jeitiner, M.-M., Wyss, P., Chesham, A., Urwyler, P., Müri, R.M., Jakob, S.M., Nef, T., 2017. Visuo-acoustic stimulation that helps you to relax: A virtual reality setup for patients in the intensive care unit. *Sci. Rep.* 7, 1–10. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-13153-1>
- Gibson, J.J., 1979. *The Ecological Approach to Visual Perception*. Houghton Mifflin.
- Gilden, D.L., 2001. Cognitive emissions of 1/f noise. *Psychol. Rev.* 108, 33–56.

- Giles, D., Draper, N., Neil, W., 2016. Validity of the Polar V800 heart rate monitor to measure RR intervals at rest. *Eur. J. Appl. Physiol.* 116, 563–571. <https://doi.org/10.1007/s00421-015-3303-9>
- Gilfriche, P., Arsac, L.M., Blons, E., Deschodt-Arsac, V., 2019. Fractal properties and short-term correlations in motor control in cycling: influence of a cognitive challenge. *Hum. Mov. Sci.* 67, 102518. <https://doi.org/10.1016/j.humov.2019.102518>
- Gilfriche, P., Arsac, L.M., Blons, E., Deschodt-Arsac, V., 2018a. Impact of a cognitive task on cycling fractal properties. Presented at the Congress of the European College of Sport Sciences, Dublin.
- Gilfriche, P., Arsac, L.M., Daviaux, Y., Diaz-Pineda, J., Miard, B., Morellec, O., André, J.-M., 2018b. Highly sensitive index of cardiac autonomic control based on time-varying respiration derived from ECG. *Am. J. Physiol.-Regul. Integr. Comp. Physiol.* <https://doi.org/10.1152/ajpregu.00057.2018>
- Gilfriche, P., Deschodt-Arsac, V., Blons, E., Arsac, L., 2018c. Frequency-specific Fractal Analysis of postural control accounts for control strategies. *Front. Physiol.* 9. <https://doi.org/10.3389/fphys.2018.00293>
- Goldberger, A.L., Amaral, L.A.N., Hausdorff, J.M., Ivanov, P.C., Peng, C.-K., Stanley, H.E., 2002. Fractal dynamics in physiology: alterations with disease and aging. *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.* 99 Suppl 1, 2466–2472. <https://doi.org/10.1073/pnas.012579499>
- Goldsmith, R.L., Bigger, J.T., Bloomfield, D.M., Steinman, R.C., 1997. Physical fitness as a determinant of vagal modulation. *Med. Sci. Sports Exerc.* 29, 812–817.
- Golomer, E., Dupui, P., 2000. Spectral analysis of adult dancers' sways: sex and interaction vision-proprioception. *Int. J. Neurosci.* 105, 15–26.
- Golomer, E., Dupui, P., Bessou, P., 1994. Spectral frequency analysis of dynamic balance in healthy and injured athletes. *Arch. Int. Physiol. Biochim. Biophys.* 102, 225–229.
- Gorini, A., Riva, G., 2008. Virtual reality in anxiety disorders: the past and the future. *Expert Rev. Neurother.* 8, 215–233. <https://doi.org/10.1586/14737175.8.2.215>
- Gregoric, M., Pecak, F., Trontelj, J.V., Dimitrijević, M.R., 1981. Postural control in scoliosis. A statokinesimetric study in patients with scoliosis due to neuromuscular disorders and in patients with idiopathic scoliosis. *Acta Orthop. Scand.* 52, 59–63.
- Grier, R.A., 2015. How High is High? A Meta-Analysis of NASA-TLX Global Workload Scores. *Proc. Hum. Factors Ergon. Soc. Annu. Meet.* 59, 1727–1731. <https://doi.org/10.1177/1541931215591373>
- Gronwall, D.M., 1977. Paced auditory serial-addition task: a measure of recovery from concussion. *Percept. Mot. Skills* 44, 367–373. <https://doi.org/10.2466/pms.1977.44.2.367>
- Grubaugh, J., Rhea, C.K., 2014. Gait performance is not influenced by working memory when walking at a self-selected pace. *Exp. Brain Res.* 232, 515–525. <https://doi.org/10.1007/s00221-013-3759-y>

- Gruber, A.H., Busa, M.A., Iii, G.E.G., Emmerik, R.E.A.V., Masso, P.D., Hamill, J., 2011. Time-to-contact and multiscale entropy identify differences in postural control in adolescent idiopathic scoliosis. *Gait Posture* 34, 13–18. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2011.02.015>
- Hart, S.G., 2006. Nasa-Task Load Index (NASA-TLX); 20 Years Later. *Proc. Hum. Factors Ergon. Soc. Annu. Meet.* 50, 904–908. <https://doi.org/10.1177/154193120605000909>
- Hart, S.G., Staveland, L.E., 1988. Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of Empirical and Theoretical Research, in: Hancock, P.A., Meshkati, N. (Eds.), *Advances in Psychology, Human Mental Workload*. North-Holland, pp. 139–183. [https://doi.org/10.1016/S0166-4115\(08\)62386-9](https://doi.org/10.1016/S0166-4115(08)62386-9)
- Hausdorff, J.M., 2009. Gait dynamics in Parkinson’s disease: common and distinct behavior among stride length, gait variability, and fractal-like scaling. *Chaos Woodbury N* 19, 026113. <https://doi.org/10.1063/1.3147408>
- Hausdorff, J.M., 2007. Gait dynamics, fractals and falls: finding meaning in the stride-to-stride fluctuations of human walking. *Hum. Mov. Sci.* 26, 555–589. <https://doi.org/10.1016/j.humov.2007.05.003>
- Hausdorff, J.M., 2005. Gait variability: methods, modeling and meaning. *J. Neuroengineering Rehabil.* 2, 19. <https://doi.org/10.1186/1743-0003-2-19>
- Hausdorff, J.M., Ashkenazy, Y., Peng, C.K., Ivanov, P.C., Stanley, H.E., Goldberger, A.L., 2001. When human walking becomes random walking: fractal analysis and modeling of gait rhythm fluctuations. *Phys. A* 302, 138–147.
- Hausdorff, J.M., Mitchell, S.L., Firtion, R., Peng, C.K., Cudkowicz, M.E., Wei, J.Y., Goldberger, A.L., 1997. Altered fractal dynamics of gait: reduced stride-interval correlations with aging and Huntington’s disease. *J. Appl. Physiol. Bethesda Md* 1985 82, 262–269.
- Hausdorff, J.M., Peng, C.K., Ladin, Z., Wei, J.Y., Goldberger, A.L., 1995. Is walking a random walk? Evidence for long-range correlations in stride interval of human gait. *J. Appl. Physiol. Bethesda Md* 1985 78, 349–358. <https://doi.org/10.1152/jappl.1995.78.1.349>
- Hausdorff, J.M., Purdon, P.L., Peng, C.K., Ladin, Z., Wei, J.Y., Goldberger, A.L., 1996. Fractal dynamics of human gait: stability of long-range correlations in stride interval fluctuations. *J. Appl. Physiol. Bethesda Md* 1985 80, 1448–1457. <https://doi.org/10.1152/jappl.1996.80.5.1448>
- Hausdorff, J.M., Zeman, L., Peng, C., Goldberger, A.L., 1999. Maturation of gait dynamics: stride-to-stride variability and its temporal organization in children. *J. Appl. Physiol. Bethesda Md* 1985 86, 1040–1047. <https://doi.org/10.1152/jappl.1999.86.3.1040>
- Heneghan, C., McDarby, G., 2000. Establishing the relation between detrended fluctuation analysis and power spectral density analysis for stochastic processes. *Phys. Rev. E Stat. Phys. Plasmas Fluids Relat. Interdiscip. Top.* 62, 6103–6110.
- Herman, T., Giladi, N., Gurevich, T., Hausdorff, J.M., 2005. Gait instability and fractal dynamics of older adults with a “cautious” gait: why do certain older adults walk

- fearfully? *Gait Posture* 21, 178–185.
<https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2004.01.014>
- Hoffman, H.G., Richards, T., Coda, B., Richards, A., Sharar, S.R., 2003. The illusion of presence in immersive virtual reality during an fMRI brain scan. *Cyberpsychology Behav. Impact Internet Multimed. Virtual Real. Behav. Soc.* 6, 127–131. <https://doi.org/10.1089/109493103321640310>
- Hollnagel, E., Nâbo, A., Lau, I., 2003. A systemic model for Driver-in-Control, in: DIVA. Presented at the International Driving Symposium on Human Factors in Driver Assessment, Training, and Vehicle Design.
- Hone-Blanchet, A., Wensing, T., Fecteau, S., 2014. The Use of Virtual Reality in Craving Assessment and Cue-Exposure Therapy in Substance Use Disorders. *Front. Hum. Neurosci.* 8. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2014.00844>
- Horak, F.B., Shupert, C.L., Mirka, A., 1989. Components of postural dyscontrol in the elderly: a review. *Neurobiol. Aging* 10, 727–738.
- Hoshikawa, Y., Yamamoto, Y., 1997. Effects of Stroop color-word conflict test on the autonomic nervous system responses. *Am. J. Physiol.* 272, H1113–1121.
- Hovland, A., Pallesen, S., Hammar, Å., Hansen, A.L., Thayer, J.F., Tarvainen, M.P., Nordhus, I.H., 2012. The relationships among heart rate variability, executive functions, and clinical variables in patients with panic disorder. *Int. J. Psychophysiol. Off. J. Int. Organ. Psychophysiol.* 86, 269–275. <https://doi.org/10.1016/j.ijpsycho.2012.10.004>
- Huikuri, H.V., 2008. Heart Rate Dynamics as a Marker of Vulnerability to Atrial Fibrillation. *J. Cardiovasc. Electrophysiol.* 19, 913–914. <https://doi.org/10.1111/j.1540-8167.2008.01197.x>
- Humeau-Heurtier, A., 2015. The Multiscale Entropy Algorithm and Its Variants: A Review. *Entropy* 17, 3110–3123. <https://doi.org/10.3390/e17053110>
- Hung, C.H., Jiang, B.C., 2009. Multiscale entropy approach to physiological fatigue during long-term Web browsing. *Hum. Factors Ergon. Manuf. Serv. Ind.* 19, 478–493. <https://doi.org/10.1002/hfm.20146>
- Huys, R., Studenka, B.E., Rheaume, N.L., Zelaznik, H.N., Jirsa, V.K., 2008. Distinct timing mechanisms produce discrete and continuous movements. *PLoS Comput. Biol.* 4, e1000061. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1000061>
- Hwang, J., Lee, S., 2017. The effect of virtual reality program on the cognitive function and balance of the people with mild cognitive impairment. *J. Phys. Ther. Sci.* 29, 1283–1286. <https://doi.org/10.1589/jpts.29.1283>
- Hyndman, B.W., Gregory, J.R., 1975. Spectral analysis of sinus arrhythmia during mental loading. *Ergonomics* 18, 255–270. <https://doi.org/10.1080/00140137508931460>
- Iyengar, N., Peng, C.K., Morin, R., Goldberger, A.L., Lipsitz, L.A., 1996. Age-related alterations in the fractal scaling of cardiac interbeat interval dynamics. *Am. J. Physiol.* 271, R1078–1084. <https://doi.org/10.1152/ajpregu.1996.271.4.R1078>
- Jensen, H.J., 1998. Self-Organized Criticality: Emergent Complex Behavior in Physical and Biological Systems. Cambridge University Press.

- Jiang, B.C., Yang, W.-H., Shieh, J.-S., Fan, J.S.-Z., Peng, C.-K., 2013. Entropy-based method for COP data analysis. *Theor. Issues Ergon. Sci.* 14, 227–246. <https://doi.org/10.1080/1463922X.2011.617109>
- Jordan, K., Challis, J.H., Cusumano, J.P., Newell, K.M., 2009. Stability and the time-dependent structure of gait variability in walking and running. *Hum. Mov. Sci.* 28, 113–128. <https://doi.org/10.1016/j.humov.2008.09.001>
- Jordan, K., Challis, J.H., Newell, K.M., 2007. Walking speed influences on gait cycle variability. *Gait Posture* 26, 128–134. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2006.08.010>
- Juvrud, J., Gredebäck, G., Åhs, F., Lerin, N., Nyström, P., Kastrati, G., Rosén, J., 2018. The Immersive Virtual Reality Lab: Possibilities for Remote Experimental Manipulations of Autonomic Activity on a Large Scale. *Front. Neurosci.* 12, 305. <https://doi.org/10.3389/fnins.2018.00305>
- Kahneman, D., 1973. *Attention and Effort*. Prentice-Hall.
- Kalsbeek, J.W., Sykes, R.N., 1967. Objective measurement of mental load. *Acta Psychol. (Amst.)* 27, 253–261.
- Kang, H.G., Costa, M.D., Priplata, A.A., Starobinets, O.V., Goldberger, A.L., Peng, C.-K., Kiely, D.K., Cupples, L.A., Lipsitz, L.A., 2009. Frailty and the degradation of complex balance dynamics during a dual-task protocol. *J. Gerontol. A. Biol. Sci. Med. Sci.* 64, 1304–1311. <https://doi.org/10.1093/gerona/glp113>
- Kantelhardt, J.W., Zschiegner, S.A., Koscielny-Bunde, E., Bunde, A., Havlin, S., Stanley, H.E., 2002. Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series. *Phys. Stat. Mech. Its Appl.* 316, 87–114. [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(02\)01383-3](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(02)01383-3)
- Kazzi, C., Blackmore, C., Shirbani, F., Tan, I., Butlin, M., Avolio, A.P., Barin, E., 2018. Effects of instructed meditation augmented by computer-rendered artificial virtual environment on heart rate variability. *Conf. Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. Annu. Conf.* 2018, 2768–2771. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2018.8512816>
- Kello, C.T., Beltz, B.C., Holden, J.G., Van Orden, G.C., 2007. The emergent coordination of cognitive function. *J. Exp. Psychol. Gen.* 136, 551–568. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.136.4.551>
- Kiefer, A.W., Riley, M.A., Shockley, K., Villard, S., Van Orden, G.C., 2009. Walking changes the dynamics of cognitive estimates of time intervals. *J. Exp. Psychol. Hum. Percept. Perform.* 35, 1532–1541. <https://doi.org/10.1037/a0013546>
- Kirchner, M., Schubert, P., Liebherr, M., Haas, C.T., 2014. Detrended fluctuation analysis and adaptive fractal analysis of stride time data in Parkinson's disease: stitching together short gait trials. *PloS One* 9, e85787. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0085787>
- Kleiger, R.E., Miller, J.P., Bigger, J.T., Moss, A.J., 1987. Decreased heart rate variability and its association with increased mortality after acute myocardial infarction. *Am. J. Cardiol.* 59, 256–262. [https://doi.org/10.1016/0002-9149\(87\)90795-8](https://doi.org/10.1016/0002-9149(87)90795-8)

- Kuznetsov, N., Bonnette, S., Gao, J., Riley, M.A., 2013. Adaptive fractal analysis reveals limits to fractal scaling in center of pressure trajectories. *Ann. Biomed. Eng.* 41, 1646–1660. <https://doi.org/10.1007/s10439-012-0646-9>
- Kuznetsov, N.A., Luberto, C.M., Avallone, K., Kraemer, K., McLeish, A.C., Riley, M.A., 2015. Characteristics of postural control among young adults with asthma. *J. Asthma Off. J. Assoc. Care Asthma* 52, 191–197. <https://doi.org/10.3109/02770903.2014.954290>
- Lake, D.E., Richman, J.S., Griffin, M.P., Moorman, J.R., 2002. Sample entropy analysis of neonatal heart rate variability. *Am. J. Physiol. Regul. Integr. Comp. Physiol.* 283, R789–797. <https://doi.org/10.1152/ajpregu.00069.2002>
- Lambourne, K., Audiffren, M., Tomporowski, P.D., 2010. Effects of acute exercise on sensory and executive processing tasks. *Med. Sci. Sports Exerc.* 42, 1396–1402. <https://doi.org/10.1249/MSS.0b013e3181cbee11>
- Lamoth, C.J., van Deudekom, F.J., van Campen, J.P., Appels, B.A., de Vries, O.J., Pijnappels, M., 2011. Gait stability and variability measures show effects of impaired cognition and dual tasking in frail people. *J. Neuroengineering Rehabil.* 8, 2. <https://doi.org/10.1186/1743-0003-8-2>
- Lamoth, C.J.C., van Heuvelen, M.J.G., 2012. Sports activities are reflected in the local stability and regularity of body sway: older ice-skaters have better postural control than inactive elderly. *Gait Posture* 35, 489–493. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2011.11.014>
- Lamoth, C.J.C., van Lummel, R.C., Beek, P.J., 2009. Athletic skill level is reflected in body sway: a test case for accelerometry in combination with stochastic dynamics. *Gait Posture* 29, 546–551. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2008.12.006>
- Latka, M., Budrewicz, S., Kozłowska, K., Koszewicz, M., West, B.J., 2017. Signatures of Parkinson’s disease in complexity of low-frequency fluctuations of postural sway velocity. *ArXiv171007705 Phys. Q-Bio*.
- Lemoine, L., 2007. Implication des processus de timing événementiels et émergents dans la gestion des aspects temporels du mouvement.
- Lemoine, L., Delignières, D., 2009. Detrended windowed (lag one) autocorrelation: a new method for distinguishing between event-based and emergent timing. *Q. J. Exp. Psychol.* 2006 62, 585–604. <https://doi.org/10.1080/17470210802131896>
- Lewis, P.A., Miall, R.C., 2003. Distinct systems for automatic and cognitively controlled time measurement: evidence from neuroimaging. *Curr. Opin. Neurobiol.* 13, 250–255.
- Li, K.Z.H., Abbud, G.A., Fraser, S.A., Demont, R.G., 2012. Successful adaptation of gait in healthy older adults during dual-task treadmill walking. *Neuropsychol. Dev. Cogn. B Aging Neuropsychol. Cogn.* 19, 150–167. <https://doi.org/10.1080/13825585.2011.628375>
- Lipsitz, L.A., 2002. Dynamics of stability: the physiologic basis of functional health and frailty. *J. Gerontol. A. Biol. Sci. Med. Sci.* 57, B115–125. <https://doi.org/10.1093/gerona/57.3.b115>
- Lipsitz, L.A., Goldberger, A.L., 1992. Loss of “complexity” and aging. Potential applications of fractals and chaos theory to senescence. *JAMA* 267, 1806–1809.

- Lishner, M., Akselrod, S., Mor Avi, V., Oz, O., Divon, M., Ravid, M., 1987. Spectral analysis of heart rate fluctuations. A non-invasive, sensitive method for the early diagnosis of autonomic neuropathy in diabetes mellitus. *J. Auton. Nerv. Syst.* 19, 119–125. [https://doi.org/10.1016/0165-1838\(87\)90005-1](https://doi.org/10.1016/0165-1838(87)90005-1)
- Lomb, N.R., 1976. Least-squares frequency analysis of unequally spaced data. *Astrophys. Space Sci.* 39, 447–462. <https://doi.org/10.1007/BF00648343>
- Luczak, H., Laurig, W., 1973. An analysis of heart rate variability. *Ergonomics* 16, 85–97. <https://doi.org/10.1080/00140137308924484>
- Luque-Casado, A., Perales, J.C., Cárdenas, D., Sanabria, D., 2016. Heart rate variability and cognitive processing: The autonomic response to task demands. *Biol. Psychol.* 113, 83–90. <https://doi.org/10.1016/j.biopsycho.2015.11.013>
- Malik, M., 1996. Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation and clinical use. Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology. *Ann. Noninvasive Electrocardiol.* 1, 151–181.
- Malińska, M., Zużewicz, K., Bugajska, J., Grabowski, A., 2015. Heart rate variability (HRV) during virtual reality immersion. *Int. J. Occup. Saf. Ergon. JOSE* 21, 47–54. <https://doi.org/10.1080/10803548.2015.1017964>
- Malliani, A., Pagani, M., Lombardi, F., Cerutti, S., 1991. Cardiovascular neural regulation explored in the frequency domain. *Circulation* 84, 482–492.
- Mandelbrot, B.B., 1975. *Les objets fractals: forme, hasard et dimension*, Flammarion. ed.
- Mandelbrot, B.B., van Ness, J.W., 1968. Fractional Brownian Motions, Fractional Noises and Applications. *SIAM Rev.* 10, 422–437. <https://doi.org/10.1137/1010093>
- Manor, B., Costa, M.D., Hu, K., Newton, E., Starobinets, O., Kang, H.G., Peng, C.K., Novak, V., Lipsitz, L.A., 2010. Physiological complexity and system adaptability: evidence from postural control dynamics of older adults. *J. Appl. Physiol. Bethesda Md* 109, 1786–1791. <https://doi.org/10.1152/japplphysiol.00390.2010>
- Mansikka, H., Virtanen, K., Harris, D., Simola, P., 2016. Fighter pilots' heart rate, heart rate variation and performance during an instrument flight rules proficiency test. *Appl. Ergon.* 56, 213–219. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2016.04.006>
- Marmelat, V., Delignières, D., 2012. Strong anticipation: complexity matching in interpersonal coordination. *Exp. Brain Res.* 222, 137–148. <https://doi.org/10.1007/s00221-012-3202-9>
- Marmelat, V., Torre, K., Delignières, D., 2012. Relative roughness: an index for testing the suitability of the monofractal model. *Front. Physiol.* 3, 208. <https://doi.org/10.3389/fphys.2012.00208>
- Matic, V., Cherian, P.J., Koolen, N., Ansari, A.H., Naulaers, G., Govaert, P., Van Huffel, S., De Vos, M., Vanhatalo, S., 2015. Objective differentiation of neonatal EEG background grades using detrended fluctuation analysis. *Front. Hum. Neurosci.* 9, 189. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2015.00189>

- Mazzanti, B., Lamberti, C., Bie, J. de, 2003. Validation of an ECG-derived respiration monitoring method, in: *Computers in Cardiology*, 2003. Presented at the Computers in Cardiology, 2003, pp. 613–616. <https://doi.org/10.1109/CIC.2003.1291230>
- McCraty, R., Zayas, M.A., 2014. Cardiac coherence, self-regulation, autonomic stability, and psychosocial well-being. *Front. Psychol.* 5. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2014.01090>
- Melillo, P., Bracale, M., Pecchia, L., 2011. Nonlinear Heart Rate Variability features for real-life stress detection. Case study: students under stress due to university examination. *Biomed. Eng. Online* 10, 96. <https://doi.org/10.1186/1475-925X-10-96>
- Miller, E.K., 2000. The prefrontal cortex and cognitive control. *Nat. Rev. Neurosci.* 1, 59–65. <https://doi.org/10.1038/35036228>
- Mirelman, A., Herman, T., Brozgol, M., Dorfman, M., Sprecher, E., Schweiger, A., Giladi, N., Hausdorff, J.M., 2012. Executive function and falls in older adults: new findings from a five-year prospective study link fall risk to cognition. *PloS One* 7, e40297. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0040297>
- Mirelman, A., Maidan, I., Herman, T., Deutsch, J.E., Giladi, N., Hausdorff, J.M., 2011. Virtual reality for gait training: can it induce motor learning to enhance complex walking and reduce fall risk in patients with Parkinson’s disease? *J. Gerontol. A. Biol. Sci. Med. Sci.* 66, 234–240. <https://doi.org/10.1093/gerona/glq201>
- Miyake, S., Yamada, S., Shoji, T., Takae, Y., Kuge, N., Yamamura, T., 2009. Physiological responses to workload change. A test/retest examination. *Appl. Ergon.* 40, 987–996. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2009.02.005>
- Moody, G.B., 1993. Spectral analysis of heart rate without resampling, in: *Proceedings of Computers in Cardiology Conference*. Presented at the Proceedings of Computers in Cardiology Conference, pp. 715–718. <https://doi.org/10.1109/CIC.1993.378302>
- Moody, G.B., Mark, R.G., Bump, M.A., Weinstein, J.S., Berman, A.D., Mietus, J.E., Goldberger, A.L., 1986. Clinical validation of the ECG-derived respiration (EDR) technique. *Comput. Cardiol.* 13, 507–510.
- Moody, G.B., Mark, R.G., Zoccola, A., Mantero, S., 1985. Derivation of respiratory signals from multi-lead-ECGs. *Comput. Cardiol.* 12, 113–116.
- Moss, T.J., Clark, M.T., Calland, J.F., Enfield, K.B., Voss, J.D., Lake, D.E., Moorman, J.R., 2017. Cardiorespiratory dynamics measured from continuous ECG monitoring improves detection of deterioration in acute care patients: A retrospective cohort study. *PLOS ONE* 12, e0181448. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0181448>
- Mourot, L., Bouhaddi, M., Tordi, N., Rouillon, J.-D., Regnard, J., 2004. Short- and long-term effects of a single bout of exercise on heart rate variability: comparison between constant and interval training exercises. *Eur. J. Appl. Physiol.* 92, 508–517.
- Muth, E.R., Moss, J.D., Rosopa, P.J., Salley, J.N., Walker, A.D., 2012. Respiratory sinus arrhythmia as a measure of cognitive workload. *Int. J. Psychophysiol. Off.*

- J. Int. Organ. Psychophysiol. 83, 96–101.
<https://doi.org/10.1016/j.ijpsycho.2011.10.011>
- Nagy, Z., Mukli, P., Herman, P., Eke, A., 2017. Decomposing Multifractal Crossovers. *Front. Physiol.* 8, 533. <https://doi.org/10.3389/fphys.2017.00533>
- Nourrit-Lucas, D., Tossa, A.O., Zélic, G., Delignières, D., 2015. Learning, motor skill, and long-range correlations. *J. Mot. Behav.* 47, 182–189.
<https://doi.org/10.1080/00222895.2014.967655>
- Ohyama, S., Nishiike, S., Watanabe, H., Matsuoka, K., Akizuki, H., Takeda, N., Harada, T., 2007. Autonomic responses during motion sickness induced by virtual reality. *Auris. Nasus. Larynx* 34, 303–306.
<https://doi.org/10.1016/j.anl.2007.01.002>
- Oprîș, D., Pinteș, S., García-Palacios, A., Botella, C., Szamosközi, S., David, D., 2012. Virtual reality exposure therapy in anxiety disorders: a quantitative meta-analysis. *Depress. Anxiety* 29, 85–93. <https://doi.org/10.1002/da.20910>
- Overbeek, T.J.M., van Boxtel, A., Westerink, J.H.D.M., 2014. Respiratory sinus arrhythmia responses to cognitive tasks: effects of task factors and RSA indices. *Biol. Psychol.* 99, 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.biopsycho.2014.02.006>
- Pagani, M., Furlan, R., Pizzinelli, P., Crivellaro, W., Cerutti, S., Malliani, A., 1989. Spectral analysis of R-R and arterial pressure variabilities to assess sympatho-vagal interaction during mental stress in humans. *J. Hypertens. Suppl. Off. J. Int. Soc. Hypertens.* 7, S14-15.
- Paillard, T., Costes-Salon, C., Lafont, C., Dupui, P., 2002. Are there differences in postural regulation according to the level of competition in judoists? *Br. J. Sports Med.* 36, 304–305.
- Paillard, T., Noé, F., 2015. Techniques and Methods for Testing the Postural Function in Healthy and Pathological Subjects. *BioMed Res. Int.* 2015, 891390.
<https://doi.org/10.1155/2015/891390>
- Paniccia, M., Verweel, L., Thomas, S., Taha, T., Keightley, M., Wilson, K.E., Reed, N., 2018. Heart Rate Variability in Healthy Non-Concussed Youth Athletes: Exploring the Effect of Age, Sex, and Concussion-Like Symptoms. *Front. Neurol.* 8. <https://doi.org/10.3389/fneur.2017.00753>
- Parsons, T.D., Rizzo, A.A., 2008. Affective outcomes of virtual reality exposure therapy for anxiety and specific phobias: a meta-analysis. *J. Behav. Ther. Exp. Psychiatry* 39, 250–261. <https://doi.org/10.1016/j.jbtep.2007.07.007>
- Pashler, H., 1994. Dual-task interference in simple tasks: data and theory. *Psychol. Bull.* 116, 220–244. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.116.2.220>
- Pellet, M., Oustaloup, A., Melchior, P., Richard, A., Cabelguen, J.-M., Petit, J., Tenreiro Machado, J.A., Université de Bordeaux I (1970-2013), École doctorale des sciences physiques et de l'ingénieur (Talence, G., Laboratoire de l'Intégration du Matériau au Système, 2013. Caractérisation non entière de systèmes biologiques: application au muscle squelettique et au poumon.
- Peng, C.K., Hausdorff, J.M., Havlin, S., Mietus, J.E., Stanley, H.E., Goldberger, A.L., 1998. Multiple-time scales analysis of physiological time series under neural control. *Phys. A* 249, 491–500.

- Peng, C.K., Havlin, S., Stanley, H.E., Goldberger, A.L., 1995. Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series. *Chaos* Woodbury N 5, 82–87. <https://doi.org/10.1063/1.166141>
- Peng, C.-K., Mietus, J., Hausdorff, J.M., Havlin, S., Stanley, H.E., Goldberger, A.L., 1993. Long-range anticorrelations and non-Gaussian behavior of the heartbeat. *Phys. Rev. Lett.* 70, 1343–1346. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.70.1343>
- Petkar, H., 2011. Effects of Working Memory Demand on Performance and Mental Stress During the Stroop Task (masters). Concordia University.
- Pichot, V., Bourin, E., Roche, F., Garet, M., Gaspoz, J.-M., Duverney, D., Antoniadis, A., Lacour, J.-R., Barthélémy, J.-C., 2002. Quantification of cumulated physical fatigue at the workplace. *Pflüg. Arch. Eur. J. Physiol.* 445, 267–272. <https://doi.org/10.1007/s00424-002-0917-7>
- Pichot, V., Gaspoz, J.M., Molliex, S., Antoniadis, A., Busso, T., Roche, F., Costes, F., Quintin, L., Lacour, J.R., Barthélémy, J.C., 1999. Wavelet transform to quantify heart rate variability and to assess its instantaneous changes. *J. Appl. Physiol.* Bethesda Md 1985 86, 1081–1091.
- Pichot, V., Roche, F., Gaspoz, J.M., Enjolras, F., Antoniadis, A., Minini, P., Costes, F., Busso, T., Lacour, J.R., Barthélémy, J.C., 2000. Relation between heart rate variability and training load in middle-distance runners. *Med. Sci. Sports Exerc.* 32, 1729–1736.
- Pincus, S., 1995. Approximate entropy (ApEn) as a complexity measure. *Chaos* Woodbury N 5, 110–117. <https://doi.org/10.1063/1.166092>
- Polskaia, N., Lajoie, Y., 2016. Reducing postural sway by concurrently performing challenging cognitive tasks. *Hum. Mov. Sci.* 46, 177–183. <https://doi.org/10.1016/j.humov.2015.12.013>
- Posada-Quintero, H.F., Florian, J.P., Orjuela-Cañón, Á.D., Chon, K.H., 2016. Highly sensitive index of sympathetic activity based on time-frequency spectral analysis of electrodermal activity. *Am. J. Physiol. Regul. Integr. Comp. Physiol.* 311, R582-591. <https://doi.org/10.1152/ajpregu.00180.2016>
- Powers, M.B., Emmelkamp, P.M.G., 2008. Virtual reality exposure therapy for anxiety disorders: A meta-analysis. *J. Anxiety Disord.* 22, 561–569. <https://doi.org/10.1016/j.janxdis.2007.04.006>
- Priplata, A., Niemi, J., Salen, M., Harry, J., Lipsitz, L.A., Collins, J.J., 2002. Noise-enhanced human balance control. *Phys. Rev. Lett.* 89, 238101. <https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.89.238101>
- Ragan, E.D., Sowndararajan, A., Kopper, R., Bowman, D.A., 2010. The Effects of Higher Levels of Immersion on Procedure Memorization Performance and Implications for Educational Virtual Environments. *Presence Teleoperators Virtual Environ.* 19, 527–543. https://doi.org/10.1162/pres_a_00016
- Ramdani, S., Bonnet, V., Tallon, G., Lagarde, J., Bernard, P.L., Blain, H., 2016. Parameters Selection for Bivariate Multiscale Entropy Analysis of Postural Fluctuations in Fallers and Non-Fallers Older Adults. *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng. Publ. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.* 24, 859–871. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2015.2473701>

- Riccio, G.E., Stoffregen, T.A., 1988. Affordances as constraints on the control of stance. *Hum. Mov. Sci.* 7, 265–300. [https://doi.org/10.1016/0167-9457\(88\)90014-0](https://doi.org/10.1016/0167-9457(88)90014-0)
- Richman, J.S., Moorman, J.R., 2000. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. *Am. J. Physiol. Heart Circ. Physiol.* 278, H2039–2049. <https://doi.org/10.1152/ajpheart.2000.278.6.H2039>
- Riley, M.A., Bonnette, S., Kuznetsov, N., Wallot, S., Gao, J., 2012. A tutorial introduction to adaptive fractal analysis. *Front. Physiol.* 3. <https://doi.org/10.3389/fphys.2012.00371>
- Roerdink, M., Daffertshofer, A., Marmelat, V., Beek, P.J., 2015. How to Sync to the Beat of a Persistent Fractal Metronome without Falling Off the Treadmill? *PloS One* 10, e0134148. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0134148>
- Roerdink, M., De Haart, M., Daffertshofer, A., Donker, S.F., Geurts, A.C.H., Beek, P.J., 2006. Dynamical structure of center-of-pressure trajectories in patients recovering from stroke. *Exp. Brain Res.* 174, 256–269. <https://doi.org/10.1007/s00221-006-0441-7>
- Romeas, T., Guldner, A., Faubert, J., 2016. 3D-Multiple Object Tracking training task improves passing decision-making accuracy in soccer players. *Psychol. Sport Exerc.* 22, 1–9. <https://doi.org/10.1016/j.psychsport.2015.06.002>
- Roscoe, A.H., 1992. Assessing pilot workload. Why measure heart rate, HRV and respiration? *Biol. Psychol.* 34, 259–287.
- Ryan, S.M., Goldberger, A.L., Pincus, S.M., Mietus, J., Lipsitz, L.A., 1994. Gender- and age-related differences in heart rate dynamics: are women more complex than men? *J. Am. Coll. Cardiol.* 24, 1700–1707. [https://doi.org/10.1016/0735-1097\(94\)90177-5](https://doi.org/10.1016/0735-1097(94)90177-5)
- Sabatier, J., Lanusse, P., Melchior, P., Oustaloup, A., 2015. Fractional Order Differentiation and Robust Control Design: CRONE, H-infinity and Motion Control. Springer Publishing Company, Incorporated.
- Saboul, D., Pialoux, V., Hautier, C., 2014. The breathing effect of the LF/HF ratio in the heart rate variability measurements of athletes. *Eur. J. Sport Sci.* 14 Suppl 1, S282–288. <https://doi.org/10.1080/17461391.2012.691116>
- Sakaki, M., Yoo, H.J., Nga, L., Lee, T.-H., Thayer, J.F., Mather, M., 2016. Heart rate variability is associated with amygdala functional connectivity with MPFC across younger and older adults. *NeuroImage* 139, 44–52. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2016.05.076>
- Santiago-Espada, Y., 2011. The Multi-Attribute Task Battery II (MATB-II) software for human performance and workload research : a user's guide /.
- Scafetta, N., Griffin, L., West, B.J., 2003. Hölder exponent spectra for human gait. *Phys. Stat. Mech. Its Appl.* 328, 561–583. [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(03\)00527-2](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(03)00527-2)
- Schaafsma, J.D., Giladi, N., Balash, Y., Bartels, A.L., Gurevich, T., Hausdorff, J.M., 2003. Gait dynamics in Parkinson's disease: relationship to Parkinsonian features, falls and response to levodopa. *J. Neurol. Sci.* 212, 47–53. [https://doi.org/10.1016/s0022-510x\(03\)00104-7](https://doi.org/10.1016/s0022-510x(03)00104-7)

- Schmitt, D.T., Ivanov, P.C., 2007. Fractal scale-invariant and nonlinear properties of cardiac dynamics remain stable with advanced age: a new mechanistic picture of cardiac control in healthy elderly. *Am. J. Physiol. - Regul. Integr. Comp. Physiol.* 293, R1923–R1937. <https://doi.org/10.1152/ajpregu.00372.2007>
- Schmitt, L., Regnard, J., Millet, G.P., 2015. Monitoring Fatigue Status with HRV Measures in Elite Athletes: An Avenue Beyond RMSSD? *Front. Physiol.* 6, 343. <https://doi.org/10.3389/fphys.2015.00343>
- Seifert, L., Komar, J., Crettenand, F., Millet, G., 2014. Coordination Pattern Adaptability: Energy Cost of Degenerate Behaviors. *PLoS ONE* 9. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0107839>
- Shaffer, F., McCraty, R., Zerr, C.L., 2014. A healthy heart is not a metronome: an integrative review of the heart's anatomy and heart rate variability. *Front. Psychol.* 5. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2014.01040>
- Skibniewski, F.W., Dziuda, Ł., Baran, P.M., Krej, M.K., Guzowski, S., Piotrowski, M.A., Truszczyński, O.E., 2015. Preliminary Results of the LF/HF Ratio as an Indicator for Estimating Difficulty Level of Flight Tasks. *Aerosp. Med. Hum. Perform.* 86, 518–523. <https://doi.org/10.3357/AMHP.4087.2015>
- Sleimen-Malkoun, R., Temprado, J.-J., Hong, S.L., 2014. Aging induced loss of complexity and dedifferentiation: consequences for coordination dynamics within and between brain, muscular and behavioral levels. *Front. Aging Neurosci.* 6, 140. <https://doi.org/10.3389/fnagi.2014.00140>
- Solcà, M., Ronchi, R., Bello-Ruiz, J., Schmidlin, T., Herbelin, B., Luthi, F., Konzelmann, M., Beaulieu, J.-Y., Delaquaize, F., Schnider, A., Guggisberg, A.G., Serino, A., Blanke, O., 2018. Heartbeat-enhanced immersive virtual reality to treat complex regional pain syndrome. *Neurology* 91, e479–e489. <https://doi.org/10.1212/WNL.0000000000005905>
- Spencer, R.M.C., Zelaznik, H.N., Diedrichsen, J., Ivry, R.B., 2003. Disrupted timing of discontinuous but not continuous movements by cerebellar lesions. *Science* 300, 1437–1439. <https://doi.org/10.1126/science.1083661>
- Stergiou, N., Decker, L.M., 2011. Human movement variability, nonlinear dynamics, and pathology: is there a connection? *Hum. Mov. Sci.* 30, 869–888. <https://doi.org/10.1016/j.humov.2011.06.002>
- Sweller, J., 1994. Cognitive load theory, learning difficulty, and instructional design. *Learn. Instr.* 4, 295–312. [https://doi.org/10.1016/0959-4752\(94\)90003-5](https://doi.org/10.1016/0959-4752(94)90003-5)
- Sweller, J., 1988. Cognitive load during problem solving: Effects on learning. *Cogn. Sci.* 12, 257–285. [https://doi.org/10.1016/0364-0213\(88\)90023-7](https://doi.org/10.1016/0364-0213(88)90023-7)
- Taguchi, K., 1977. Spectral analysis of the movement of the Center of Gravity in vertiginous and ataxic patients. *Agressologie* 69–70.
- Takahashi, M., Arito, H., 1996. Effects of single and repeated cognitive tasks on autonomic balance as observed by an analysis of R-R intervals. *Eur. J. Appl. Physiol.* 72, 316–322.
- Tanaka, K., Hargens, A.R., 2004. Wavelet packet transform for R-R interval variability. *Med. Eng. Phys.* 26, 313–319. <https://doi.org/10.1016/j.medengphys.2004.01.007>

- Tanimoto, K., Anan, M., Sawada, T., Takahashi, M., Shinkoda, K., 2016. The effects of altering attentional demands of gait control on the variability of temporal and kinematic parameters. *Gait Posture* 47, 57–61. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2016.04.005>
- Tarvainen, M.P., Ranta-Aho, P.O., Karjalainen, P.A., 2002. An advanced detrending method with application to HRV analysis. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 49, 172–175. <https://doi.org/10.1109/10.979357>
- Tatom, F.B., 1995. The relationship between fractional calculus and fractals. *Fractals* 03, 217–229. <https://doi.org/10.1142/S0218348X95000175>
- Terrier, P., Dériaz, O., 2012. Persistent and anti-persistent pattern in stride-to-stride variability of treadmill walking: influence of rhythmic auditory cueing. *Hum. Mov. Sci.* 31, 1585–1597. <https://doi.org/10.1016/j.humov.2012.05.004>
- Terrier, P., Turner, V., Schutz, Y., 2005. GPS analysis of human locomotion: further evidence for long-range correlations in stride-to-stride fluctuations of gait parameters. *Hum. Mov. Sci.* 24, 97–115. <https://doi.org/10.1016/j.humov.2005.03.002>
- Thayer, J., Ruiz-Padial, E., Hansen, A., Johnsen, B., 2004. Autonomic nervous system activity and its relationship to attention and working memory. *Int. J. Psychophysiol.* 54(1–2), 19.
- Thayer, J.F., Ahs, F., Fredrikson, M., Sollers, J.J., Wager, T.D., 2012. A meta-analysis of heart rate variability and neuroimaging studies: implications for heart rate variability as a marker of stress and health. *Neurosci. Biobehav. Rev.* 36, 747–756. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2011.11.009>
- Thayer, J.F., Brosschot, J.F., 2005. Psychosomatics and psychopathology: looking up and down from the brain. *Psychoneuroendocrinology* 30, 1050–1058. <https://doi.org/10.1016/j.psyneuen.2005.04.014>
- Thayer, J.F., Lane, R.D., 2009. Claude Bernard and the heart-brain connection: further elaboration of a model of neurovisceral integration. *Neurosci. Biobehav. Rev.* 33, 81–88. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2008.08.004>
- Thayer, J.F., Lane, R.D., 2007. The role of vagal function in the risk for cardiovascular disease and mortality. *Biol. Psychol.* 74, 224–242. <https://doi.org/10.1016/j.biopsycho.2005.11.013>
- Thayer, J.F., Siegle, G.J., 2002. Neurovisceral integration in cardiac and emotional regulation. *IEEE Eng. Med. Biol. Mag. Q. Mag. Eng. Med. Biol. Soc.* 21, 24–29.
- Theidon, T., Mandrick, K., Foissac, M., Mottet, D., Perrey, S., 2011. Degraded postural performance after muscle fatigue can be compensated by skin stimulation. *Gait Posture* 33, 686–689. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2011.02.027>
- Thomas, R.J., Mietus, J.E., Peng, C.-K., Goldberger, A.L., 2005. An electrocardiogram-based technique to assess cardiopulmonary coupling during sleep. *Sleep* 28, 1151–1161.
- Thome, J., Densmore, M., Frewen, P.A., McKinnon, M.C., Théberge, J., Nicholson, A.A., Koenig, J., Thayer, J.F., Lanius, R.A., 2017. Desynchronization of autonomic response and central autonomic network connectivity in

- posttraumatic stress disorder. *Hum. Brain Mapp.* 38, 27–40. <https://doi.org/10.1002/hbm.23340>
- Tononi, G., Sporns, O., Edelman, G.M., 1999. Measures of degeneracy and redundancy in biological networks. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 96, 3257–3262. <https://doi.org/10.1073/pnas.96.6.3257>
- Toosizadeh, N., Mohler, J., Wendel, C., Najafi, B., 2015. Influences of Frailty Syndrome on Open-loop and Closed-loop Postural Control Strategy. *Gerontology* 61, 51–60. <https://doi.org/10.1159/000362549>
- Torre, K., Balasubramaniam, R., Delignières, D., 2010. Oscillating in synchrony with a metronome: serial dependence, limit cycle dynamics, and modeling. *Motor Control* 14, 323–343.
- Torre, K., Wagenmakers, E.-J., 2009. Theories and models for $1/f(\text{beta})$ noise in human movement science. *Hum. Mov. Sci.* 28, 297–318. <https://doi.org/10.1016/j.humov.2009.01.001>
- Travaglini, A., Lamberti, C., DeBie, J., Ferri, M., 1998. Respiratory signal derived from eight-lead ECG. *Comput. Cardiol.* 25, 65–68.
- Valenza, G., Citi, L., Lanatá, A., Scilingo, E.P., Barbieri, R., 2014a. Revealing Real-Time Emotional Responses: a Personalized Assessment based on Heartbeat Dynamics. *Sci. Rep.* 4, 4998. <https://doi.org/10.1038/srep04998>
- Valenza, G., Nardelli, M., Bertschy, G., Lanata, A., Scilingo, E.P., 2014b. Mood states modulate complexity in heartbeat dynamics: A multiscale entropy analysis. *EPL Europhys. Lett.* 107, 18003. <https://doi.org/10.1209/0295-5075/107/18003>
- van Emmerik, R.E.A., van Wegen, E.E.H., 2002. On the functional aspects of variability in postural control. *Exerc. Sport Sci. Rev.* 30, 177–183.
- Van Orden, G.C., Holden, J.G., Turvey, M.T., 2003. Self-organization of cognitive performance. *J. Exp. Psychol. Gen.* 132, 331–350. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.132.3.331>
- Verghese, J., Robbins, M., Holtzer, R., Zimmerman, M., Wang, C., Xue, X., Lipton, R.B., 2008. Gait dysfunction in mild cognitive impairment syndromes. *J. Am. Geriatr. Soc.* 56, 1244–1251. <https://doi.org/10.1111/j.1532-5415.2008.01758.x>
- Wallén, M.B., Hasson, D., Theorell, T., Canlon, B., Osika, W., 2012. Possibilities and limitations of the Polar RS800 in measuring heart rate variability at rest. *Eur. J. Appl. Physiol.* 112, 1153–1165. <https://doi.org/10.1007/s00421-011-2079-9>
- Warlop, T., Detrembleur, C., Bollens, B., Stoquart, G., Crevecoeur, F., Jeanjean, A., Lejeune, T.M., 2016. Temporal organization of stride duration variability as a marker of gait instability in Parkinson’s disease. *J. Rehabil. Med.* 48, 865–871. <https://doi.org/10.2340/16501977-2158>
- Warlop, T., Detrembleur, C., Stoquart, G., Lejeune, T., Jeanjean, A., 2018. Gait Complexity and Regularity Are Differently Modulated by Treadmill Walking in Parkinson’s Disease and Healthy Population. *Front. Physiol.* 9. <https://doi.org/10.3389/fphys.2018.00068>
- Warlop, T.B., Bollens, B., Crevecoeur, F., Detrembleur, C., Lejeune, T.M., 2013. Dynamics of revolution time variability in cycling pattern: voluntary intent can

- alter the long-range autocorrelations. *Ann. Biomed. Eng.* 41, 1604–1612.
<https://doi.org/10.1007/s10439-013-0834-2>
- Wayne, P.M., Gow, B.J., Costa, M.D., Peng, C.-K., Lipsitz, L.A., Hausdorff, J.M., Davis, R.B., Walsh, J.N., Lough, M., Novak, V., Yeh, G.Y., Ahn, A.C., Macklin, E.A., Manor, B., 2014. Complexity-Based Measures Inform Effects of Tai Chi Training on Standing Postural Control: Cross-Sectional and Randomized Trial Studies. *PloS One* 9, e114731. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0114731>
- Wayne, P.M., Hausdorff, J.M., Lough, M., Gow, B.J., Lipsitz, L., Novak, V., Macklin, E.A., Peng, C.-K., Manor, B., 2015. Tai Chi Training may Reduce Dual Task Gait Variability, a Potential Mediator of Fall Risk, in Healthy Older Adults: Cross-Sectional and Randomized Trial Studies. *Front. Hum. Neurosci.* 9, 332. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2015.00332>
- Wayne, P.M., Manor, B., Novak, V., Costa, M.D., Hausdorff, J.M., Goldberger, A.L., Ahn, A.C., Yeh, G.Y., Peng, C.-K., Lough, M., Davis, R.B., Quilty, M.T., Lipsitz, L.A., 2013. A systems biology approach to studying Tai Chi, physiological complexity and healthy aging: design and rationale of a pragmatic randomized controlled trial. *Contemp. Clin. Trials* 34, 21–34. <https://doi.org/10.1016/j.cct.2012.09.006>
- Wei, Q., Liu, D.-H., Wang, K.-H., Liu, Q., Abbod, M.F., Jiang, B.C., Chen, K.-P., Wu, C., Shieh, J.-S., 2012. Multivariate Multiscale Entropy Applied to Center of Pressure Signals Analysis: An Effect of Vibration Stimulation of Shoes. *Entropy* 14, 2157–2172. <https://doi.org/10.3390/e14112157>
- Weiss, J.N., Yang, L., Qu, Z., 2006. Systems biology approaches to metabolic and cardiovascular disorders: network perspectives of cardiovascular metabolism. *J. Lipid Res.* 47, 2355–2366. <https://doi.org/10.1194/jlr.R600023-JLR200>
- Welford, A.T., 1965. Stress and achievement1. *Aust. J. Psychol.* 17, 1–11. <https://doi.org/10.1080/00049536508255522>
- West, B.J., Grigolini, P., 2011. *Complex Webs Anticipating the Improbable*. Cambridge Cambridge University Press.
- West, B.J., Shlesinger, M.F., 1989. On the Ubiquity of $1/f$ Noise. *Int. J. Mod. Phys. B* 3, 795–819. <https://doi.org/10.1142/S0217979289000609>
- Whitacre, J., Bender, A., 2010. Degeneracy: a design principle for achieving robustness and evolvability. *J. Theor. Biol.* 263, 143–153. <https://doi.org/10.1016/j.jtbi.2009.11.008>
- Whitacre, J.M., 2010. Degeneracy: a link between evolvability, robustness and complexity in biological systems. *Theor. Biol. Med. Model.* 7, 6. <https://doi.org/10.1186/1742-4682-7-6>
- Widjaja, D., Caicedo, A., Vlemincx, E., Diest, I.V., Huffel, S.V., 2014. Separation of Respiratory Influences from the Tachogram: A Methodological Evaluation. *PLOS ONE* 9, e101713. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0101713>
- Widjaja, D., Taelman, J., Vandeput, S., Braeken, M.A., Otte, R.A., Bergh, B.R.V. den, Huffel, S.V., 2010. ECG-derived respiration: Comparison and new measures for respiratory variability, in: 2010 Computing in Cardiology. Presented at the 2010 Computing in Cardiology, pp. 149–152.

- Widjaja, D., Vlemincx, E., Van Huffel, S., 2013. Stress classification by separation of respiratory modulations in heart rate variability using orthogonal subspace projection. *Conf. Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. Annu. Conf.* 2013, 6123–6126. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2013.6610950>
- Wijnants, M.L., 2014. A Review of Theoretical Perspectives in Cognitive Science on the Presence of Scaling in Coordinated Physiological and Cognitive Processes [WWW Document]. *J. Nonlinear Dyn.* <https://doi.org/10.1155/2014/962043>
- Wing, A.M., 1980. The Long and Short of Timing in Response Sequences, in: Stelmach, G.E., Requin, J. (Eds.), *Advances in Psychology, Tutorials in Motor Behavior*. North-Holland, pp. 469–486. [https://doi.org/10.1016/S0166-4115\(08\)61963-9](https://doi.org/10.1016/S0166-4115(08)61963-9)
- Wing, A.M., Kristofferson, A.B., 1973. The timing of interresponse intervals. *Percept. Psychophys.* 13, 455–460. <https://doi.org/10.3758/BF03205802>
- Wong, S.W., Massé, N., Kimmerly, D.S., Menon, R.S., Shoemaker, J.K., 2007. Ventral medial prefrontal cortex and cardiovagal control in conscious humans. *NeuroImage* 35, 698–708. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2006.12.027>
- Woo, M.A., Stevenson, W.G., Moser, D.K., Trelease, R.B., Harper, R.M., 1992. Patterns of beat-to-beat heart rate variability in advanced heart failure. *Am. Heart J.* 123, 704–710. [https://doi.org/10.1016/0002-8703\(92\)90510-3](https://doi.org/10.1016/0002-8703(92)90510-3)
- Wu, B., Hou, F., Yao, Z., Niu, J., Huang, W., 2011. Using Physiological Parameters to Evaluate Operator’s Workload in Manual Controlled Rendezvous and Docking (RVD), in: *Digital Human Modeling, Lecture Notes in Computer Science*. Presented at the International Conference on Digital Human Modeling, Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 426–435. https://doi.org/10.1007/978-3-642-21799-9_48
- Wu, S.-D., Wu, C.-W., Lin, S.-G., Lee, K.-Y., Peng, C.-K., 2014. Analysis of complex time series using refined composite multiscale entropy. *Phys. Lett. A* 378, 1369–1374. <https://doi.org/10.1016/j.physleta.2014.03.034>
- Yentes, J.M., Hunt, N., Schmid, K.K., Kaipust, J.P., McGrath, D., Stergiou, N., 2013. The appropriate use of approximate entropy and sample entropy with short data sets. *Ann. Biomed. Eng.* 41, 349–365. <https://doi.org/10.1007/s10439-012-0668-3>
- Yogev-Seligmann, G., Hausdorff, J.M., Giladi, N., 2008. The role of executive function and attention in gait. *Mov. Disord. Off. J. Mov. Disord. Soc.* 23, 329–342; quiz 472. <https://doi.org/10.1002/mds.21720>
- Young, H., Benton, D., 2015. We should be using nonlinear indices when relating heart-rate dynamics to cognition and mood. *Sci. Rep.* 5, 16619. <https://doi.org/10.1038/srep16619>
- Zatsiorsky, V.M., Duarte, M., 2000. Rambling and trembling in quiet standing. *Motor Control* 4, 185–200.
- Zelaznik, H.N., Spencer, R.M.C., Ivry, R.B., 2002. Dissociation of explicit and implicit timing in repetitive tapping and drawing movements. *J. Exp. Psychol. Hum. Percept. Perform.* 28, 575–588.
- Zhou, J., Habtemariam, D., Iloputaife, I., Lipsitz, L.A., Manor, B., 2017. The Complexity of Standing Postural Sway Associates with Future Falls in

- Community-Dwelling Older Adults: The MOBILIZE Boston Study. *Sci. Rep.* 7. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-03422-4>
- Zhou, J., Manor, B., Liu, D., Hu, K., Zhang, J., Fang, J., 2013. The complexity of standing postural control in older adults: a modified detrended fluctuation analysis based upon the empirical mode decomposition algorithm. *PloS One* 8, e62585. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0062585>
- Zużewicz, K., Saulewicz, A., Konarska, M., Kaczorowski, Z., 2011. Heart rate variability and motion sickness during forklift simulator driving. *Int. J. Occup. Saf. Ergon.* JOSE 17, 403–410. <https://doi.org/10.1080/10803548.2011.11076903>

Remerciements

Je remercie les professeurs Jean-Jacques Temprado, Didier Delignières, Anne Humeau-Heurtier et Véronique Deschodt-Arsac, qui en qualité de jury ont donné de leur temps pour faire évoluer le manuscrit et faire progresser mes réflexions scientifiques.

Je souhaite également remercier les différents partenaires de ce projet, le laboratoire IMS et le CATIE, qui m'ont accordé leur confiance sur un projet ambitieux et incertain, et qui ont permis la construction d'un cadre industriel à mon projet de recherche : je pense en particulier à Bertrand Castagnet, Jaime Diaz, Jean-Marc André.

Merci tout particulièrement à Pr. Laurent Arsac pour m'avoir accompagné pendant plus de 3 ans à la construction d'un projet scientifique, qui représentait non seulement pour moi un défi d'apprentissage de formation scientifique, mais aussi une étape personnelle dans la construction d'un projet professionnel et de vie. Un grand merci aussi pour avoir formé ma vision scientifique par sa curiosité, son ouverture d'esprit et son honnêteté, au prix de nombreuses heures de débats sans doute complexifiés par mon entêtement.

Merci de même à tous autres membres de l'équipe de recherche PMH_DySCo, qui m'ont aidé à plonger dans les méandres de la physiologie, des sciences cognitives, des statistiques, et des protocoles expérimentaux. Merci en particulier à Véronique pour sa patience, sa disponibilité et sa bienveillance, et à Estelle pour sa bonne humeur inaltérable et son aide systématique en biologie. Je souhaite aussi remercier les étudiants de STAPS avec qui j'ai eu la chance de collaborer au cours de plusieurs projets de recherche et dont le travail et la perspective ont largement contribué à mon travail, en particulier Charlie Cousin et Antoine Kneblewski.

Je tiens de plus à remercier l'ensemble des équipes du CATIE, qui malgré des sujets souvent très différents et ma présence sur site erratique, ont toujours su m'accueillir, me soutenir, m'aider. Je remercie en particulier Théodore, Aurélie, Lisa,

Florent, Florian, Maïlys, Yannick, Bruno, Clément, Aurore, Ludwig, Romain et Charles.

Merci aussi aux anciens des Mines, particulièrement à ceux qui m'ont montré que faire une thèse après une école d'ingénieur avait du sens et qui ont sans le savoir ranimé mon intérêt pour la science, Paul, Pierre, et Pierrick, mais aussi à tous les autres qui savent puiser dans une absurdité sans nom pour me faire rire malgré moi : merci Simon, Alice, Paul, Maud, Evan, Guillaume, etc.

Merci à mes parents de m'avoir soutenu quoi qu'il arrive, à mon frère de m'avoir vidé la science de la tête pour mieux la remplir de bière et à ma marraine de n'avoir jamais abandonné l'idée de me faire faire de la science.

Merci finalement à Amanda, qui a toujours été là, m'a porté et supporté dans les moments les plus difficile, et grâce à qui j'ai toujours pu aller de l'avant.