



**HAL**  
open science

# Evaluation de la fragilité chez les personnes âgées avec un smartphone

Ali Hammoud

► **To cite this version:**

Ali Hammoud. Evaluation de la fragilité chez les personnes âgées avec un smartphone. Santé publique et épidémiologie. Université de Technologie de Troyes, 2015. Français. NNT : 2015TROY0011 . tel-03359596

**HAL Id: tel-03359596**

**<https://theses.hal.science/tel-03359596>**

Submitted on 30 Sep 2021

**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  
de doctorat  
de l'UTT

**Ali HAMMOUD**

# **Evaluation de la fragilité chez les personnes âgées avec un smartphone**

**Spécialité :**  
Optimisation et Sécurité des Systèmes

2015TROY011

Année 2015

---

---

# THESE

*pour l'obtention du grade de*

## DOCTEUR de l'UNIVERSITE DE TECHNOLOGIE DE TROYES Spécialité : OPTIMISATION ET SURETE DES SYSTEMES

*présentée et soutenue par*

**Ali HAMMOUD**

*le 25 mars 2015*

---

---

### **Evaluation de la fragilité chez les personnes âgées avec un smartphone**

---

---

#### JURY

M. J.-L. NOVELLA	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Président
M. É. CAMPO	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Rapporteur
M. J. DUCHÊNE	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Examineur
M. J.-M. GOUJON	MAITRE DE CONFERENCES	Examineur
M. D. HEWSON	ENSEIGNANT CHERCHEUR - HDR	Directeur de thèse
M. J.-Y. HOGREL	ENSEIGNANT CHERCHEUR - HDR	Rapporteur

## Résumé

La fragilité augmente dans le monde à cause de l'augmentation de la population âgée faisant passer l'être humain de l'autonomie à la dépendance. La détection précoce de la fragilité et le repérage des personnes à risque durant la phase de réversibilité de la fragilité permet d'engager rapidement des actions correctives. Le phénotype de Fried est l'outil le plus répandu pour l'identification de la personne fragile suivant cinq paramètres (vitesse de la marche, activité physique, perte de poids, fatigue et force de préhension palmaire). Un autre moyen de détection de la fragilité est d'évaluer la diminution de la complexité dans les signaux physiologiques. Cette diminution est traduite par la diminution de la corrélation à long terme dans les signaux physiologiques. Cependant, aucune approche ne permet d'alimenter ces indicateurs au domicile sans intervention d'un professionnel de santé. L'objectif de cette thèse est de contribuer à la définition d'un dispositif de mesure technologique, simple à utiliser et totalement intuitif, visant à alimenter deux indicateurs de Fried dans un environnement non contrôlé et à analyser le signal de la marche sur une longue durée permettant la détection du changement dans la complexité du signal : le smartphone équipé d'un accéléromètre triaxial permet de mesurer l'activité physique et l'intervalle entre stride et stride qui est un outil important pour calculer la longueur de chaque pas, la vitesse de la marche et la variabilité dans le signal de la marche. Une stride est définie comme le temps entre le premier contact du talon avec le sol et le prochain contact de ce même talon.

*Mots-clés : Personnes âgées, Fragilité, Accéléromètre, Smartphone.*

## Sommaire

Chapitre I. Introduction générale.....	9
I.1. Le problème .....	11
I.2. Objectifs, motivations et avantages .....	11
I.3. Structure de la thèse.....	12
Chapitre II. Revue de la littérature.....	16
II.1. La fragilité .....	16
II.1.1. Introduction .....	16
II.1.2. Le vieillissement .....	17
II.1.3. Définition de la fragilité .....	19
II.1.4. Conséquences de la fragilité.....	21
II.1.5. Mesure de la fragilité.....	22
II.1.6. Modèles de la fragilité.....	23
II.1.7. Discussion .....	30
II.1.8. Conclusion.....	36
II.2. Complexité dans les signaux physiologiques .....	41
II.2.1. Introduction .....	41
II.2.2. Relation entre complexité et fragilité .....	41
II.2.3. Type des signaux physiologiques étudiés .....	44
II.2.4. Détection de la complexité .....	45
II.3. Outils cliniques/Technologies .....	54
II.3.1. Détection des paramètres de la marche .....	54
II.3.2. Evaluation de la vitesse de la marche.....	57
II.3.3. Smartphones .....	58
Chapitre III. Etudes méthodologiques.....	64
III.1. Variation de la fréquence d'échantillonnage .....	64
III.1.1. Introduction .....	64

III.1.2.	Méthodologie.....	66
III.1.3.	Analyse des données.....	69
III.1.4.	Résultats.....	77
III.1.5.	Discussions .....	83
III.1.6.	Conclusion .....	85
III.2.	Système d'analyse de la marche à la base d'un smartphone : une étude de validité	89
III.2.1.	Introduction .....	89
III.2.2.	Méthodologie.....	90
III.2.3.	Analyse des données.....	92
III.2.4.	Résultats.....	94
III.2.5.	Discussions .....	98
III.3.	Mesure de l'activité physique quotidienne en utilisant le smartphone .....	103
III.3.1.	Introduction .....	103
III.3.2.	Méthodes .....	104
III.3.3.	Résultats.....	108
III.3.4.	Discussions .....	116
III.3.5.	Conclusion et implications .....	118
III.4.	Identification de la marche dans un signal de longue durée .....	122
III.4.1.	Introduction .....	122
III.4.2.	Méthodologies .....	123
III.4.3.	Résultats.....	125
III.4.4.	Discussions .....	129
III.5.	Estimation de la longueur du pas et vitesse de la marche.....	132
III.5.1.	Introduction .....	132
III.5.2.	Analyse des signaux de l'accéléromètre.....	133
III.5.3.	Méthodologies .....	139

III.5.4.	Résultats.....	142
III.6.	Evaluation de la complexité dans un signal de courte durée .....	146
III.6.1.	Introduction .....	146
III.6.2.	Méthodologies .....	147
III.6.3.	Traitement des données .....	148
III.6.4.	Résultats.....	150
III.6.5.	Discussions .....	152
Chapitre IV.	Conclusion et perspectives .....	155
Annexe :	Liste de publications relatives à ce travail .....	158

## Liste des Figures

Figure II-1 : Diagramme de Venn montrant les chevauchements entre l'incapacité, la fragilité et la comorbidité [12].	19
Figure II-2 : Développement du processus de la fragilité en fonction de déclin des réserves hémostatiques [7].	22
Figure II-3 : La biologie des systèmes de la fragilité. Des exemples de la dynamique à l'intérieur et à travers de multiples niveaux (de présentation clinique, dérèglement physiologique, la fonction cellulaire, et les caractéristiques moléculaires et génétiques), qui sont théorisés pour entraîner la perte totale de la résilience et la capacité de l'organisme pour compenser les facteurs de stress qui est la fragilité. Ce réseau multiniveaux met l'accent sur la complexité d'un système intact et suggère visuellement la perte de complexité en réponse aux défis pour l'organisme dans son ensemble, susceptible d'en résulter une dérégulation de plusieurs systèmes [4].	43
Figure II-4 : Illustration de la procédure du redressement du second ordre DFA (DFA2) sur un signal cardiaque. Le profil $Y(i)$ (lignes pointillées) calculée par sommation de la série de temps à l'étape 1 est divisé en segments non chevauchants de durée égale (échelle de temps « $t$ » à l'étape 2. Ce processus est illustré pour $t = 100$ battements dans (a) et $t = 200$ battements dans (b) pour la même 800 intervalles de battement cardiaques d'un sujet sain. Dans l'étape 3, la méthode du moindre carré quadratique adaptée au profil (lignes continues) sont calculés pour chaque segment. Les carrés des différences entre le profil et son ajustement sont utilisés pour calculer la fonction de variation $F(t)$ dans l'étape 4 de la procédure DFA [40].	47
Figure II-5 : Passerelle avec une plate-forme de force [9].	54
Figure II-6 : Instrument de mesure Codamotion 3D [10].	55
Figure II-7 : Système de coordonnées du capteur d'accélération [39]	59
Figure III-1 : Smartphone Nokia N8.	67
Figure III-2 : Accéléromètre Locométrie.	68
Figure III-3 : Positionnement du smartphone et locométrie durant l'expérimentation.	69
Figure III-4 : Systèmes des coordonnées du smartphone.	70
Figure III-5 : Accélération verticale du signal au niveau du bassin. Les lignes pointillées représentent les moments du contact des pieds.	71
Figure III-6 : Illustration de la fenêtre glissante de l'écart type. (Rouge : écart type, Noir : signal d'accélération et Bleu : moyenne de l'écart type).	72

Figure III-7 : Moments de l'impact du talon (rouge) et décolllement de l'orteil (vert) détectés dans l'accélération mesurée. Le moment du contact du pied est illustré en bleu.....	74
Figure III-8 : Phases de la marche du côté droite et gauche. ....	75
Figure III-9 : Exemple du signal d'accélération (Locométrie en haut et smartphone en bas) .....	78
Figure III-10 : Exposant du DFA pour le smartphone et le locométrie pour la vitesse lente. .	80
Figure III-11 : Exposant du DFA pour le smartphone et le locométrie pour la vitesse normale. ....	81
Figure III-12 : ApEn pour smartphone et locométrie pour vitesse lente. ....	82
Figure III-13 : ApEn pour smartphone et locométrie pour vitesse normale. ....	82
Figure III-14 : Modèle des capteurs du Fscan. ....	91
Figure III-15 : Exemple de l'accélération verticale collectée du smartphone (haut) et la pression collectée du footscan (bas). ....	95
Figure III-16 : Corrélation entre les durées du pas moyennes calculées par le smartphone et le footscan. ....	97
Figure III-17 : Graphique Bland Altman. ....	97
Figure III-18 : Corrélation de l'exposant alpha du DFA entre le smartphone et le footscan. ..	98
Figure III-19 : Quantités d'activités par minute pendant 10 heures d'enregistrement à l'aide du smartphone (Figure du haut) et de l'actigraph (Figure du bas). ....	107
Figure III-20 : Relation entre quantités d'accélération par minute du smartphone et de l'actigraph chez les jeune adultes de <65 ans. ....	110
Figure III-21 : Relation entre quantités d'accélération par minute du smartphone et de l'actigraph chez les personnes âgées de >65 ans. ....	110
Figure III-22 : Agrément entre smartphone et actigraph chez les adultes <65 ans pour nombre de minutes d'activité par jour passé dans le 22.A) de la catégorie sédentaire, 22.B) la catégorie d'activité légère, et 22.C) la catégorie d'activité modérée. Symboles dans le graphique représentent les jours mesurés dans le même participant. ....	114
Figure III-23 : Agrément entre smartphone et actigraph chez les adultes $\geq 65$ ans pour nombre de minutes d'activité par jour passé dans le 23.A) de la catégorie sédentaire, 23.B) la catégorie d'activité légère, et 23.C) la catégorie d'activité modérée. Symboles dans le graphique représentent les jours mesurés dans le même participant. ....	115
Figure III-24 : Illustration du moment de l'impact du talon et de la levée de l'orteil. ....	125
Figure III-25 : Signal de l'accélération verticale pour 30 secondes de marche avec sa densité spectrale et son scalogramme. ....	126

Figure III-26 : Signal d'une activité inconnue (autre que la marche) pour 30 secondes avec sa densité spectrale et son scalogramme.....	127
Figure III-27 : Signal contenant de la marche et d'autres activités avec sa densité spectrale et son scalogramme. ....	128
Figure III-28 : Histogramme de comparaison entre MPF (fréquence moyenne), Peak .....	128
Figure III-29 : Modèle du déplacement vertical du bassin lors de la marche. Dans ce modèle de pendule inversée, le pendule de longueur (l) est la longueur de la jambe, S1 représente le déplacement vers l'avant au cours de support unique et S2 pendant le déplacement vers l'avant à double support. Adapté de: [17]. ....	134
Figure III-30 : Diagramme de processus de la double intégration .....	138
Figure III-31 : Présentation de la phase simple appui et la phase double appui dans le signal d'accélération verticale entre pas droite (D) et pas gauche (G). Le signal d'accélération entre le moment de la levée de l'orteil (Vert) et l'impact du talon (rouge) est intégré pour estimer le déplacement longitudinal. Le déplacement durant la phase double appui est considéré comme constant et égal à la longueur du pied. Les moments du pied plat est marqué par un point noir. ....	141
Figure III-32 : Courbes de la variation de la moyenne, écart type et covariance normalisés en fonction du nombre de données. ....	150

## Liste des Tableaux

Tableau II-1 : Evolution de la population par tranche d'âge.....	18
Tableau II-2 : Facteurs de fragilité pris en comptes par différents modèles .....	24
Tableau II-3 : Mesures du phénotype de fragilité de Fried [12]. .....	26
Tableau II-4 : Liste des critères utilisés dans l'index de fragilité de CHSA [31]. .....	27
Tableau II-5 : Echelle de fragilité de Rockwood basée sur l'étude du CHSA [31]. .....	28
Tableau II-6 : Fragilité-définition de critères: Women's Health and Aging Studies (WHAS) vs. Cardiovascular Health Study (CHS).....	34
Tableau III-1 : Caractéristiques de l'accéléromètre du Nokia N8.....	67
Tableau III-2 : Caractéristiques du capteur d'accélération du locométrie. ....	68
Tableau III-3 : Caractéristiques des nombre de pas .....	79
Tableau III-4 : Résultats de l'exposant alpha du DFA. ....	81
Tableau III-5 : Résultats de l'ApEn. ....	83
Tableau III-6 : Caractéristiques des participants.....	92
Tableau III-7 : Nombre de pas détecté par le smartphone et le footscan. ....	95
Tableau III-8 : Comparaison des paramètres de la marche en utilisant les deux dispositifs....	96
Tableau III-9 : Equations calculés pour l'identification des points de coupure pour les différentes catégories de l'activité pour le smartphone.....	106
Tableau III-10 : Caractéristiques de base des participants inclus dans l'étude.....	109
Tableau III-11 : Relation entre le temps passé dans les différentes catégories d'intensité de l'activité, mesurée par le smartphone et Actigraph chez les adultes âgés de moins et de plus de 65 ans.....	112
Tableau III-12 : Caractéristiques des participants.....	140
Tableau III-13 : Résultats de l'estimation de la distance parcourue. ....	142
Tableau III-14 : Caractéristiques des participants.....	148
Tableau III-15 : Intervalles de marche identifiés pour l'expérimentation.....	149
Tableau III-16 : Comparaison Multiples (Bootstrap) pour l'exposant alpha du DFA. ....	151
Tableau III-17 : Paramètres des strides pour les différents sujets.....	152

## Chapitre I. Introduction générale

Les populations vieillissent progressivement dans des grandes parties du monde [1]. Par exemple, en Europe, la population âgée de plus de 65 ans devrait passer de 16,5% de la population en 2004 à 29,4% de la population en 2050 [2]. Un tel changement dans la démographie de la population va créer un poids financier important pour tous les pays, avec une augmentation des dépenses de santé de 2%, principalement en raison des coûts associés aux soins à long terme dans la population de plus de 80 ans [2]. Lorsqu'une population vieillit, la prévalence des maladies liées à l'âge augmente. Une telle condition est la fragilité, qui affectera entre 6-27% de la population européenne âgée de 65 ans et plus [3]. La prévalence augmente nettement lorsque la condition pré-fragile est considérée, avec 35 à 51% des personnes âgées de plus de 65 ans classées comme pré-fragiles [3].

La fragilité est un concept qui a pris de l'importance au cours des dix dernières années, depuis son identification comme un syndrome clinique par Fried et ses collègues [4]. A propos de la définition de la fragilité, Fried a proposé une voie physiopathologique qui sous-tend la fragilité [4, 5]. Une définition opérationnelle a été proposée, qui comprenait cinq signes cliniques, à savoir la lenteur dans la marche, la faiblesse musculaire, la faible activité physique, la sensation d'épuisement et la perte de poids involontaire [4]. Tous ces signes peuvent être observés cliniquement, avec deux variantes de tests sur la base de deux études menées pour élaborer les critères [4, 6]. Cependant, d'autres définitions de la fragilité ont également été proposées, d'une évaluation à l'aide d'un critère unique jusqu'à une évaluation portant sur 90 critères. Par exemple, Montero-Odasso et ses collègues ont suggéré qu'une simple évaluation de la vitesse de la marche était suffisante pour prédire les résultats indésirables dans une population indépendante âgée de plus de 75 ans [7]. En revanche, l'indice de fragilité proposé par Mitnitski et ses collègues évalue l'accumulation des déficits fonctionnels en utilisant une échelle de 70 éléments [8]. Malgré les différences évidentes entre les deux approches, il est largement admis que la fragilité est une accumulation de pertes fonctionnelles liées à l'âge, non nécessairement liées à une pathologie [9].

Un certain nombre de causes sous-jacentes de la fragilité ont été proposées. Les facteurs les plus souvent identifiés liés à une diminution des réserves fonctionnelles, sont une sous-nutrition chronique, un manque d'activité physique conduisant à une diminution de la masse

musculaire (sarcopenie), qui à son tour conduit à une perte de force et de puissance, et une vitesse de marche diminuée.

Bien que le concept de fragilité soit largement accepté, il y a une controverse en ce qui concerne la définition exacte à utiliser. D'une part, une définition opérationnelle de la fragilité tend à se concentrer sur les symptômes physiques, suivant le phénotype de fragilité de Fried. Néanmoins, l'autre point de vue est que les facteurs psychologiques et sociaux devraient également être inclus [10, 11].

Bien que certains travaux supplémentaires soient nécessaires afin de progresser vers une définition acceptée de la fragilité, l'effet sur les personnes âgées et leurs aidants est clair. Indépendamment de la définition finale adoptée, il est essentiel de détecter la fragilité aussi rapidement que possible afin que l'évolution d'une personne âgée de l'autonomie à la dépendance puisse être en mesure de s'inverser si elle est détectée assez tôt pour que des actions correctives puissent être mises en place [12, 13]. La question clé est la méthode utilisée pour détecter la fragilité avant la phase d'irréversibilité. Des recherches récentes ont proposé un indicateur prometteur pour aider à la détection précoce de la fragilité. Elles partent du fait que le fonctionnement physiologique sain nécessite une interaction entre plusieurs systèmes physiologiques, formant un réseau très complexe [14, 15]. Elles montrent alors que la présence de la maladie ou du vieillissement se traduit par des signaux physiologiques qui sont moins complexes. Bien que les définitions de complexité varient, en ce qui concerne cette thèse, la complexité est prise pour caractériser la capacité de l'organisme à s'adapter aux exigences et aux changements imprévisibles dans son environnement quotidien. Cela ne peut être atteint que par l'interaction complexe de plusieurs mécanismes de contrôle dans chaque individu. Il en résulte donc que la sortie des systèmes physiologiques doit être complexe. Ces résultats ont été rapportés pour une large gamme de systèmes physiologiques, y compris cardiovasculaire [16] et respiratoire [17]. Il y a également eu un certain nombre d'études qui ont démontré des changements dans la complexité de la marche humaine [18-20]. La présence de la complexité dans les signaux physiologiques a été détectée en utilisant la dynamique non linéaire, avec des méthodes telles que Detrended fluctuation Analysis (DFA) et l'entropie (approximatif et multi-échelle), pour ne citer que les plus couramment utilisées [19-22]. La diminution de la complexité a également été identifiée comme un signe précoce de la fragilité [23].

Potentiellement, l'un des outils les plus utiles pour détecter une telle perte de complexité en raison de la fragilité pourrait être la variabilité de la marche.

Les progrès technologiques récents ont abouti à des dispositifs portables équipés de capteurs de mouvement tels que les accéléromètres et les gyroscopes qui peuvent facilement être utilisés pour l'analyse de la marche [24]. En plus de leur utilisation potentielle dans la variabilité de la marche, les accéléromètres peuvent également être utilisés pour évaluer certains indicateurs de fragilité physique, y compris l'activité physique et la vitesse de la marche. Ces méthodes offrent un avantage important puisqu'elles peuvent être auto-administrées, éliminant ainsi la nécessité pour l'utilisateur d'être évalué dans un contexte clinique. Il résulte donc que ces systèmes pourraient aider à la détection précoce de la fragilité de sorte que les stratégies de correction peuvent être appliquées à un stade précoce.

Dans le cadre de cette thèse, un smartphone équipé d'un accéléromètre intégré sera évalué comme un système alternatif pour l'évaluation des deux paramètres de fragilité physique décrits ci-dessus (activité physique et vitesse de marche), ainsi qu'une évaluation de la complexité de la variabilité de la marche, en vue de la mise en œuvre d'un processus de surveillance à long terme.

## **I.1. La problématique**

La fragilité est une maladie qui est devenue un problème majeure de la société affectant la population âgée. Compte tenu de l'augmentation de l'âge de nombreuses populations à travers le monde, le problème est susceptible de devenir plus grave si un système de prévention et de détection approprié n'est pas développé. À l'heure actuelle, de nombreux outils existent pour détecter la variabilité de la marche et le calcul des niveaux d'activité physique, tels que des podomètres, des capteurs de pression dans les chaussures, et des accéléromètres. À l'heure actuelle, aucun système unique n'a été développé pour évaluer la fragilité physique et inclure l'analyse de la complexité dans les signaux physiologiques.

## **I.2. Objectifs, motivations et avantages**

Les systèmes à base d'accéléromètres portables utilisant des capteurs inertiels peuvent fournir une mesure précise de la variabilité de la marche chez les personnes âgées. Aujourd'hui, ces capteurs existent dans les téléphones mobiles (smartphones), ce qui signifie que nous devrions être en capacité d'utiliser un smartphone pour effectuer une évaluation similaire. En

comparaison avec le matériel coûteux généralement utilisé pour évaluer les paramètres de fragilité en clinique, une solution basée sur un smartphone serait moins chère, plus facile à manipuler, plus accessible en raison de sa portabilité, avec la possibilité d'y ajouter une alerte à la fois pour l'utilisateur et pour le professionnel de santé.

L'évaluation et la détection de la fragilité sont des centres d'intérêt pour de nombreuses études récentes, avec plusieurs théories et différentes méthodes proposées. Récemment, un nouveau procédé pour détecter la diminution de la complexité de signaux physiologiques en raison de l'avancement de l'âge ou de la maladie a été proposé [14-22]. Un tel signal peut être facilement accessible à partir de la marche, avec une diminution de la complexité des intervalles entre les strides devant permettre d'identifier les personnes fragiles. En outre, le même dispositif pourrait évaluer les niveaux d'activité physique et la vitesse de marche, qui sont deux des critères de la fragilité physique proposés par Fried et ses collègues.

L'objectif principal de cette thèse, alors, est de développer une méthode pour évaluer la complexité physiologique afin de permettre la détection précoce de la fragilité physique, peut-être même avant l'état pré-fragile. Cette méthode sera développée en utilisant un smartphone équipé de capteurs triaxiaux inertiels, un tel dispositif étant facile à utiliser, sûr et convivial. Le corps principal de la thèse sera d'évaluer l'exactitude, la fiabilité et la répétabilité du smartphone, et l'application développée. La complexité inhérente à la variabilité de la marche n'a pas été étudiée auparavant dans un cadre longitudinal. Par conséquent, ce travail de thèse propose une innovation qui pourrait fournir un système à faible coût, sans surveillance, et une évaluation précoce de la complexité dans la variabilité de la marche, l'activité physique et la vitesse de marche.

### **I.3. Structure de la thèse**

Le présent chapitre constitue une introduction générale et identifie les objectifs et les motivations du travail établi dans le cadre de cette thèse.

Le chapitre 2 introduit le concept de fragilité chez les adultes âgés, avec une analyse des définitions proposées dans la littérature, et explique également brièvement les causes et les conséquences de la fragilité. Une nouvelle méthode potentielle pour détecter la fragilité basée sur la qualité de la marche sera proposée. Ce chapitre examine également les modèles existants dans la littérature qui pourraient être appliqués à la détection des intervalles inter-stride (ISI), à l'évaluation la fragilité, ainsi que les différentes approches pour alimenter les

indicateurs de la fragilité. Ce chapitre enfin fournit également un modèle simple et rapide qui peut être utilisé pour surveiller les personnes âgées à risque.

Le chapitre 3 décrit les six études de validation du smartphone qui ont été effectuées. Le changement de la fréquence d'échantillonnage est traité dans la première étude de ce chapitre. Du fait des chaînes de priorité du téléphone portable, l'accéléromètre n'a pas la priorité par rapport au microprocesseur, ce qui entraîne une variation indésirable de l'intervalle de stride à détecter. La détection des différents paramètres de la marche (nombre de pas, intervalle stride à stride) par l'accéléromètre du smartphone sera validée dans la deuxième expérimentation. Ces études ont calculé l'activité physique quotidienne exercée par des personnes âgées et des sujets contrôlés. Les résultats ont été comparés à ceux détectés par un dispositif « gold standard », l'Actigraph. La quatrième partie de ce chapitre explique la méthode de détection des phases de marche dans un signal de longue durée. L'accéléromètre servira d'après l'étude faite dans ce chapitre comme un instrument de mesure de la vitesse de la marche et de la longueur de pas. Finalement, la dernière étude portera sur l'effet de la concaténation du signal de la marche sur les résultats du DFA et de l'entropie approximative. Les conclusions relatives à ce travail sont présentées dans le dernier chapitre qui traitera ensuite des travaux futurs envisageables.

## Bibliographie

1. Department of economics and Social affairs. World Population Ageing: 1950-2050. Available from: <http://www.un.org/esa/population/publications/worldageing19502050/>.
2. Affairs, The 2005 EPC projections of age-related expenditure (2004–50) for the EU-25 Member States, in European Economy, . Affairs, Editor 2005.
3. B. Santos-Eggimann, P. Cuénoud, J. Spagnoli and J. Junod (2009). "Prevalence of Frailty in Middle-Aged and Older Community-Dwelling Europeans Living in 10 Countries." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci*, 64A(6): 675-681.
4. L.P. Fried, C.M. Tangen, J. Walston, A.B. Newman, C. Hirsch, J. Gottdiener, T. Seeman, R. Tracy, W.J. Kop, G. Burke and M.A. McBurnie (2001). "Frailty in Older Adults: Evidence for a Phenotype." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 56(3): M146-157.
5. J. Walston, E.C. Hadley, L. Ferrucci, J.M. Guralnik, A.B. Newman, S.A. Studenski, W.B. Ershler, T. Harris and L.P. Fried (2006). "Research agenda for frailty in older adults: toward a better understanding of physiology and etiology: summary from the American Geriatrics Society/National Institute on Aging Research Conference on Frailty in Older Adults." *J Am Geriatr Soc* 54(6): 991-1001.
6. K. Rockwood, M. Andrew and A. Mitnitski (2007). "A comparison of two approaches to measuring frailty in elderly people." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 62(7): 738-743.
7. M. Montero-Odasso, M. Schapira, E.R. Soriano, M. Varela, R. Kaplan, L.A. Camera and L.M. Mayorga (2005). "Gait velocity as a single predictor of adverse events in healthy seniors aged 75 years and older." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 60(10): 1304-1309.
8. A.B. Mitnitski, A.J. Mogilner and K. Rockwood (2001). "Accumulation of deficits as a proxy measure of aging." *ScientificWorldJournal* 1: 323-336.
9. K. Rockwood and A. Mitnitski (2007). "Frailty in Relation to the Accumulation of Deficits." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 62(7): 722-727.
10. R.J. Gobbens and M.A. van Assen (2014). "The prediction of quality of life by physical, psychological and social components of frailty in community-dwelling older people." *Qual Life Res* 23(8): 2289-2300.
11. R.J. Gobbens, M.A. van Assen, K.G. Luijkx, M.T. Wijnen-Sponselee and J.M. Schols (2010). "Determinants of frailty." *J Am Med Dir Assoc*, 2010. 11(5): 356-364.
12. M. Bendayan, L. Bibas, M. Levi, L. Mullie, D.E. Forman and J. Afilalo (2014). "Therapeutic Interventions for Frail Elderly Patients: Part II." *Prog Cardiovasc Dis* 57(2): 144-151.
13. L. Bibas, M. Levi, M. Bendayan, L. Mullie, D.E. Forman and J. Afilalo (2014). "Therapeutic Interventions for Frail Elderly Patients: Part I." *Prog Cardiovasc Dis* 57(2): 134-143.
14. L.A. Lipsitz (2004). "Physiological complexity, aging, and the path to frailty." *Sci Aging Knowledge Environ* (16): 16.
15. G. Weng, U.S. Bhalla and R. Iyengar (1999). "Complexity in Biological Signaling Systems." *Science* 284(5411): 92-96.
16. L.A. Lipsitz and A.L. Goldberger (1992). "Loss of 'complexity' and aging. Potential applications of fractals and chaos theory to senescence." *Jama*, 267(13): 1806-1809.

17. C.K. Peng, J.E. Mietus, Y. Liu, C. Lee, J.M. Hausdorff, H.E. Stanley, A.L. Goldberger and L.A. Lipsitz (2002). "Quantifying fractal dynamics of human respiration: age and gender effects." *Ann Biomed Eng* 30(5): 683-692.
18. J.M. Hausdorff (2007). "Gait dynamics, fractals and falls: finding meaning in the stride-to-stride fluctuations of human walking." *Hum Mov Sci* 26(4): 555-589.
19. J.M. Hausdorff, S.L. Mitchell, R. Firtion, C.K. Peng, M.E. Cudkowicz, J.Y. Wei and A.L. Goldberger (1997). "Altered fractal dynamics of gait: reduced stride-interval correlations with aging and Huntington's disease." *J Appl Physiol* 82(1): 262-269.
20. J.M. Hausdorff, C.K. Peng, Z. Ladin, J.Y. Wei, A.L. Goldberger and J.M. Hausdorff, (1985). "Is walking a random walk? Evidence for long-range correlations in stride interval of human gait." *J Appl Physiol* 78(1): 349-358.
21. M. Duarte and D. Sternad (2008). "Complexity of human postural control in young and older adults during prolonged standing." *Exp Brain Res* 191(3) 265-276.
22. P.H. Chaves, R. Varadhan, L.A. Lipsitz, P.K. Stein, B.G. Windham, J. Tian, L.A. Fleisher, J.M. Guralnik and L.P. Fried (2008). "Physiological complexity underlying heart rate dynamics and frailty status in community-dwelling older women." *J Am Geriatr Soc* 56(9): 1698-1703.
23. L.P. Fried, E.C. Hadley, J.D. Walston, A.B. Newman, J.M. Guralnik, S. Studenski, T.B. Harris, W.B. Ershler and L. Ferrucci (2005). "From bedside to bench: research agenda for frailty." *Sci Aging Knowledge Environ* 2005 (31): 24.
24. J. Juen, Q. Cheng, V. Prieto-Centurion, J.A. Krishnan and B. Schatz (2014). "Health Monitors for Chronic Disease by Gait Analysis with Mobile Phones." *Telemed J E Health* 20 (11): 1556-3669.

## **Chapitre II. Revue de la littérature**

### **II.1. La fragilité**

#### **II.1.1. Introduction**

La chute des taux de natalité et de mortalité dans le monde accélère le vieillissement de la population menant à une augmentation du nombre des personnes âgées dans le monde [1]. D'ici à 2050, et ce pour la première fois dans l'histoire de l'être humain, la population âgée dans le monde dépassera celui de la population jeune. Ce défi s'inscrit dans un énorme changement de la pyramide des âges sous le double effet de l'augmentation de la durée de vie due à la disparition des grandes catastrophes (famines, épidémies, guerres...), les progrès scientifiques (la salubrité de l'habitat, la sécurité alimentaire, l'hygiène, l'éducation et la santé) et l'occurrence du baby-boom. Bien que l'augmentation du nombre des personnes âgées reflète une amélioration de la santé et des conditions socio-économiques favorables dans les pays industrialisés, elle constitue aussi une véritable difficulté pour la délivrance de soins de qualité.

Une nécessité s'impose face à cette réalité, celle d'accélérer le développement de la gériatrie pour mieux répondre aux besoins de santé des personnes âgées, afin d'établir des interventions potentiellement adéquates et diminuer ses incidences sur la population. En gériatrie, l'état de santé des populations âgées est très hétérogène et certaines personnes âgées gardant leur bonne santé jusqu'à un âge bien avancé, alors que d'autres présentent des problèmes de santé dès 50 ans. De même, les patients de même âge et ayant des comorbidités comparables réagissent très différemment au traitement de la même maladie. Des investigateurs, chercheurs, cliniciens et gériatres se sont interrogés pendant des années sur les causes de cette hétérogénéité ; la fragilité. Le concept de fragilité est donc considéré comme un indice de compréhension et d'apport des actions de préventions et des interventions, si possible, visant soit à retarder l'incidence de la fragilité ou réduire ses conséquences. A ce jour, aucune définition consensuelle n'existe à propos du terme fragile ou fragilité. L'absence de consensus sur sa définition rend la mesure et la détection de la fragilité complexe et problématique dans le domaine de la santé.

## II.1.2. Le vieillissement

Le vieillissement est une phase naturelle de la vie, mais les chercheurs débattent encore sur le moment à partir duquel le vieillissement commence, c'est-à-dire quand une personne doit être considérée comme vieille. De nombreuses définitions portent sur le vieillissement (près de 200). Cela reflète le fait que de nombreuses théories s'y rapportent, mais également une méconnaissance de ce processus très complexe.

Plusieurs hypothèses ont été avancées sur l'origine du vieillissement : l'accumulation d'erreurs dans la synthèse des protéines, une déficience du système immunitaire et de la programmation génétique et l'épuisement des ressources d'énergie dans l'organisme. Le processus complexe et progressif du vieillissement consiste en un rassemblement de facteurs individuels génétiques, environnementaux, comportementaux et sociaux. Ces facteurs et leur effet sur le style de vie de la personne interviennent dans le processus du vieillissement [2]. Le vieillissement est donc considéré comme une diminution naturelle des capacités physiques et psychiques dû à l'avancée de l'âge.

Différentes études ont été concentrées sur la précision de l'âge de début de la phase de vieillissement. Certains ont défini le vieillissement comme « un processus graduel et irréversible de modification des structures et des fonctions de l'organisme, résultant un passage du temps » [3]. L'organisation mondiale de la santé (OMS) considère l'âge de 65 ans comme l'âge d'entrée dans la vieillesse [4]. Par contre, pour d'autres chercheurs, l'âge de la retraite présente l'âge du début du vieillissement, c'est à dire entre 55 et 65 ans. Finalement, du point de vue des services et institutions gériatriques, l'âge est de 85 ans.

Il est évident que le vieillissement de nos jours a changé depuis des années, et il continue à changer au fur et à mesure. Les gens de 60 ou 65 ans ne sont pas considérés comme vieux de nos jours, ils continuent à exercer leurs activités professionnelles sans avoir de grands problèmes de la santé. L'âge d'entrée dans le vieillissement donc n'est pas constant et il évolue au cours du temps. Morel [5] établit une relation entre le vieillissement et la probabilité de vivre 10 ans de plus. Cette définition met en évidence une corrélation entre l'état de la santé individuelle et la vieillesse.

Au 1er janvier 2014, selon l'institut national de la statistique et des études économique (Insee) la France compte 18 % d'habitants âgés de 65 ans ou plus. La progression s'accélère depuis

2011 (Tableau II-1). La population de 75 ans ou plus a aussi progressé et atteint 9,1 % au 1er janvier 2014, soit 3 points de plus que vingt ans auparavant.

Tableau II-1 : Evolution de la population par tranche d'âge.

	Répartition par âge			
	Moins de 20 ans	20 à 59	60 à 64 ans	65 ans et plus
1995	26,4	53,7	5,0	14,9
2000	25,8	53,8	4,6	15,8
2005	25,3	54,0	4,4	16,3
2006	25,1	54,0	4,5	16,4
2007	25,0	53,8	4,9	16,3
2008	24,9	53,4	5,3	16,4
2009	24,8	53,0	5,7	16,5
2010	24,8	52,6	6,0	16,6
2011	24,7	52,3	6,3	16,7
2012 <i>p</i>	24,6	51,9	6,3	17,2
2013 <i>p</i>	24,6	51,6	6,3	17,5
2014 <i>p</i>	24,6	51,2	6,2	18,0

*p : résultats provisoires arrêtés à fin 2013.*

D'après le tableau précédent, il est évident que la population de la France métropolitaine continuera à croître. Le nombre d'habitants est estimé à 74 millions en 2060 contre 66 millions en 2014. En 2060, 23,6 millions des habitants seront âgés de 60 ans et plus, soit une augmentation de 80% dans les derniers cinquante ans.

L'amélioration de la santé et les conditions socio-économiques dans les pays industriels conduit à l'augmentation du vieillissement. Mais ceci est accompagné par des difficultés auxquelles on est censé trouver des réponses sur les façons d'utiliser les systèmes de santé et l'organisation de la protection sociale pour répondre aux besoins des personnes âgées. Par la suite, tous les pays devront trouver des réponses face à une sollicitation croissante de la demande en matière de santé, et adapter rapidement les systèmes de santé, les modes de vie, les institutions et l'organisation de la protection sociale aux besoins des personnes âgées.

### II.1.3. Définition de la fragilité

La fragilité peut être définie comme un manque de réserves physiologiques ne permettant plus de répondre aux besoins ou à des situations de stress (maladie, hospitalisation, chute,...) [6].

La fragilité chez les personnes âgées n'a pas été mentionnée avant les années 1980. La première apparition du terme « frail-old » était dans une revue du journal de l'American Geriatrics society en 1990 [7].

Dans les premières définitions, la personne âgée fragile était une personne âgée de 75 ans et plus ayant une dépendance complète pour la réalisation des diverses activités quotidiennes (i.e. s'habiller, se laver seul, préparer les repas, se déplacer aux toilettes, faire les courses,...) et ayant souffert de déficiences physiques et/ou mentales [8-12].

A partir des années 1990, de nouveaux concepts de fragilité se sont développés. Ces concepts distinguent entre la dépendance, les maladies et la fragilité. Selon Fried et ses collègues, l'incapacité, la fragilité et la comorbidité ne peuvent pas être assimilées (Figure II-1). Dans cette même étude, seulement 27% des personnes âgées fragiles ont montré une incapacité à réaliser des activités de la vie quotidienne [13]. L'incapacité signifie l'impossibilité de réaliser tout seul les activités de la vie domestique (AVD) ou vie quotidienne (AVQ).

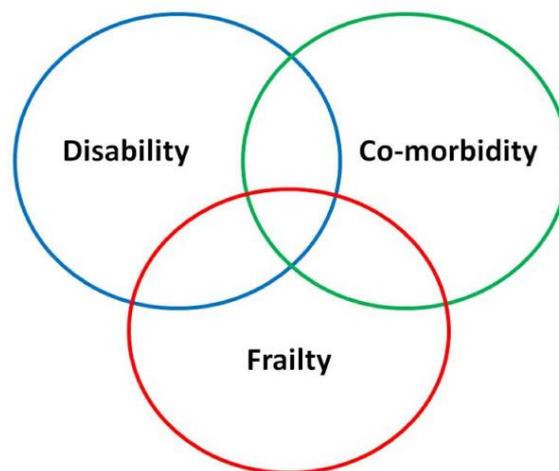


Figure II-1 : Diagramme de Venn montrant les chevauchements entre l'incapacité, la fragilité et la comorbidité [13].

La description de la relation entre la fragilité et les différentes maladies chroniques est complexe. Le développement de la maladie peut accélérer la fragilité. Il est tout à fait normal de trouver qu'une personne âgée hospitalisée pendant plusieurs jours à cause d'une maladie ou d'une fracture commence à devenir de plus en plus fragile. Afin de répondre à cette

menace, la personne âgée mobilise ses ressources disponibles avec des conséquences d'épuisement du potentiel en réserve. La fragilité peut être considérée comme une dégradation des systèmes physiologiques qui permettent l'adaptation normale de l'organisme aux différentes situations de stress [14]. Cependant, Fried et collègues [13] ont suggéré que la fragilité contribue à l'apparition des pathologies liées au vieillissement en affectant le fonctionnement de certains organes. D'après eux, il y a une faible probabilité pour que des personnes âgées ayant au moins deux maladies chroniques soient fragiles alors qu'il y a plus de risque de trouver des personnes ne présentant aucune pathologie qui montrent des signes de fragilité.

Les facteurs et les symptômes qui contribuent à la fragilité sont nombreux et différents d'une personne à une autre. Cela résulte d'un manque de consensus sur une définition unique et universelle de la fragilité. Chaque groupe de chercheurs définit la fragilité selon son propre domaine d'intérêt. La fragilité selon Campbell et collègues [15] est la transition vers l'incapacité, pas nécessairement à cause d'une maladie, mais plutôt associée à « une réduction multi-systémique des aptitudes physiologiques limitant les capacités d'adaptation au stress ou au changement d'environnement ou une vulnérabilité liée à une diminution des réserves physiologiques propres de l'individu ». Donc la fragilité peut être considérée selon eux comme une phase intermédiaire entre l'état de santé autonome et la dépendance. Les réserves des ressources physiologiques doivent être supérieures à 30% pour maintenir le fonctionnement des organes essentiels [16]. Durant la fragilisation, les réserves diminuent puisque la demande de ressources physiologiques augmente pour assurer la stabilité de l'organisme. La fragilité est donc atteinte lorsque les réserves baissent jusqu'au seuil critique de 30% (figure II-2).

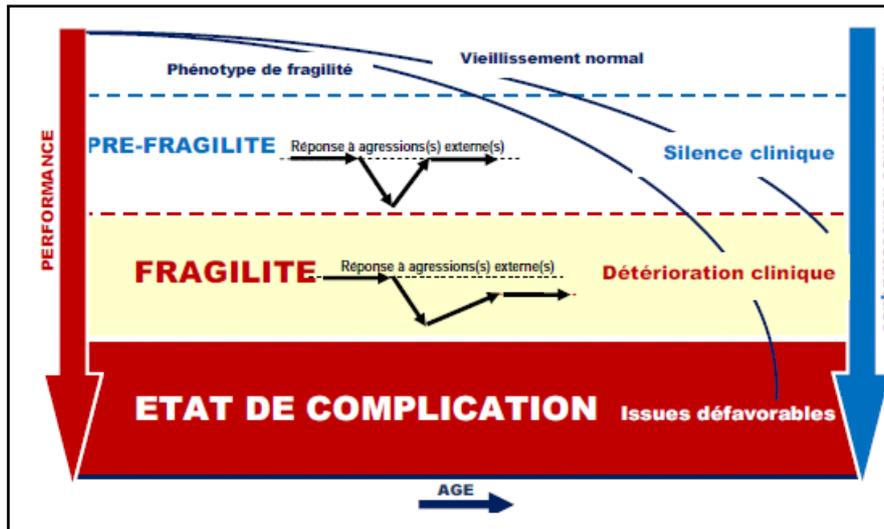


Figure II-2 : Développement du processus de la fragilité en fonction de déclin des réserves hémostatiques [7].

Avant l'atteinte du seuil critique on trouve un état qui peut être considéré comme un stade cliniquement silencieux, le stade pré-fragile. Dans ce stade, les réserves physiologiques diminuent mais sont toujours au-delà du seuil de fragilisation. Une personne pré fragile est capable de répondre aux stress tels que les pathologies ou les blessures, avec une forte possibilité de récupération complète. Cliniquement parlant, la personne fragile est caractérisée par une récupération lente et incomplète dans la plupart des cas, reflétant ainsi le manque des réserves physiologiques pour accomplir la récupération complète. Dans le cas le plus sévère, les réserves physiologiques atteignent un seuil inférieur aux capacités d'adaptation. Cela conduit à l'incapacité, au besoin d'entrée en institution et au décès.

#### II.1.4. Conséquences de la fragilité

Les personnes âgées fragiles constituent une portion de la population présentant un risque de détérioration physique ou mentale suite à l'occurrence de facteurs intrinsèques ou environnementaux [17]. Ces facteurs peuvent être assez mineurs comme par exemple une prise de médicament qui entraîne un stress supplémentaire causant une dégradation physiologique très rapide. Dans leurs études de suivi pendant trois mois de 5317 hommes et femme américains âgées de 65 ans ou plus, Fried et ses collègues ont démontré qu'une personne fragile présentaient, par rapport aux personnes non fragiles, un risque cinq fois plus élevé de devenir dépendante, deux fois plus élevé de se blesser, de chuter ou d'être hospitalisée et six fois plus élevé de décéder indépendamment de ses conditions de vie sociale ou de son état psychologique. Winograd et collègues [18] ont étudié les comportements de

985 sujets âgés de 65 ans et plus pendant une année pour classer les personnes selon trois catégories : Les personnes autonomes, fragiles et très malades. Ils ont déduit que la durée d'hospitalisation est plus longue de 12 jours pour les personnes âgées fragiles que pour les personnes autonomes.

Une étude effectuée par Ravaglia et collègues sur 1007 sujets italiens âgés de 65 ans et plus a trouvé des conséquences nuisibles de l'état de la fragilité sur la santé [19]. Les résultats ont montré un effet sur les fractures, l'hospitalisation, l'altération de la capacité à exécuter les différentes activités de la vie quotidienne et le décès (14,6 % de l'échantillon de référence). Dans une autre étude, il a été montré que les personnes âgées fragiles avaient un risque de mortalité dix fois plus élevé [20]. L'état de fragilité est un prédicteur considérable de décès pour les malades souffrant d'une affection cardiovasculaire. La mortalité était de 100% chez les patients ayant un degré de fragilité très élevé et de 55% pour un degré faible [21]. La fragilité est aussi un prédicteur de risque d'événements péjoratifs dans la durée d'un mois suivant la sortie des urgences [22].

Pour ce qui concerne l'incapacité fonctionnelle entraînée par la fragilité, il a été trouvé que l'augmentation des exercices physiques diminue l'incapacité, ce qui ralentit le processus de la fragilité [23]. La plupart des études qui portent sur les facteurs qui peuvent contribuer à la fragilité ont bien montré un lien, mais n'ont pas clairement établi de relations de cause et à effet. La complication dans la compréhension du processus de la fragilité est que certains facteurs qui sont impliqués dans la fragilité peuvent être principalement considérés comme causes du processus physiologique, tandis que d'autres facteurs ne sont que des conséquences de l'équilibre perturbé qui, cependant, a également influencé indirectement l'état du système physiologique [24]. Cela signifie qu'il existe une relation qui lie les causes et les conséquences mais qu'elle doit être précisée.

#### **II.1.5. Mesure de la fragilité**

La fragilité se présente donc comme un processus dynamique (pré-fragile, fragilité et fragilité avérée). Cette définition a été validée par la plupart des chercheurs et cliniciens. Une des caractéristiques très importantes de la fragilité est sa réversibilité. Une personne âgée peut devenir moins fragile au fil du temps. Des interventions peuvent être appliquées afin de diminuer le niveau de fragilité [25, 26], telles que l'activité physique, l'amélioration du régime nutritionnel (augmentation des suppléments riches en vitamine C, D, E, zinc, ...) [27-30].

Pour être apte à mettre en œuvre des actions capables d'influencer le degré de fragilité, il est indispensable de trouver des moyens de la détecter, le plus tôt possible, et pourquoi pas dans un environnement habituel aux patients, hors du cabinet médical, pour aider les personnes à réagir positivement aux traitements prescrits par les spécialistes et à limiter l'entrée dans la phase de fragilisation. Un dispositif de mesure doit donc être convivial, simple à utiliser, validé et fiable.

#### **II.1.6. Modèles de la fragilité**

Différents modèles ont été proposés pour la détection de la fragilité chez les personnes âgées qui présentent un risque de fragilisation. Plusieurs variables physiques sont identifiées dans ces modèles (y compris la vitesse de la marche, l'activité physique et la force musculaire), des variables cognitives, la fatigue, la capacité à réaliser des activités de la vie quotidienne, des variables psychosociales, la masse corporelle et l'état nutritionnel. Pour l'instant, aucun modèle proposé ne fournit une évaluation certaine reliée à la fragilité à cause des multiples manifestations cliniques possibles. Chaque modèle cité dans le Tableau II-2 présente un sous-ensemble des variables citées ci-dessus.

Tableau II-2 : Facteurs de fragilité pris en comptes par différents modèles

Etude	nutrition	Activité physique	Mobilité	Force	Energie	Cognition	Humeur	Social
Phénotype de fragilité / Fried et collègues [13]	+	+	+	+	+	-	-	-
Rothman et collègues [31]	+	+	+	+	+	+	+	-
Index de fragilité [32]	+	+	+	+	+	+	+	+
Study of Osteoporotic Fractures (SOF) [33]	+	-	+	+	+	-	-	-
Short Physical Performance Battery [34]	-	-	+	+	+	-	-	-
Clinical Global Impression of Change in Physical Frailty (CGIC-PF) [35]	+	+	+	+	+	-	+	+
Frailty Index Comprehensive Geriatric Assessment (FI-CGA) /Jones [36]	+	-	+	-	-	+	+	+
Chin A Paw [37,38]	+	+	-	-	-	-	-	-
Edmonton Frail Scale [39]	+	+	-	-	-	+	+	+
Groningen (GFI) [40]	+	-	+	-	-	+	+	+
L'indicateur de fragilité de Tilburg (TFI) [41]	+	+	+	+	-	+	+	+
Sherbrooke questionnaire postal (SPQ) [42]	-	-	+	+	-	-	-	-
Gill [43]	-	-	+	+	-	-	-	-
Nourhashemi et collègues / Jaret et collègues [44] / [45]	-	-	+	-	-	-	-	-
Vellas et collègues [46]	-	-	+	-	-	-	-	-
Sydall et collègues [47]	-	-	-	+	-	-	-	-
Montero-Odasso et collègues/Abellan Van Kan et collègues [48] / [49]	-	-	+	-	-	-	-	-

Les deux définitions les plus utilisées de la fragilité sont : l'approche phénotypique et fragilité physique établie par Fried et ses collègues [13, 50] et l'approche de l'accumulation des déficits [17, 32, 51]. Fried voit la fragilité comme un syndrome médical identifié par un phénotype (phénotype de fragilité), tandis que les autres ont défini la fragilité comme

l'accélération du vieillissement en comptant le nombre de déficits accumulés dans le temps (index de fragilité).

### *Approche phénotypique*

La fragilité d'après l'approche phénotypique est considérée comme un symptôme attaché à des changements physiologiques et métaboliques conduisant à la perte de l'autonomie fonctionnelle.

D'après les données récupérées du Cardiovascular Health Study (CHS) sur 5317 personnes âgées de 65 ans et plus, cinq critères ont été identifiés dans le phénotype de la fragilité : (1) perte de poids involontaire, (2) niveau d'activité physique faible, (3) vitesse de marche lente, (4) sensation d'épuisement, (5) faible force de préhension. L'évaluation de chaque critère est décrite dans le Tableau (II-3).

Tous les participants à cette étude n'avaient aucun antécédent de chute, accident vertébral, troubles cognitifs ou maladie de Parkinson. Les personnes ont été divisées de la façon suivante : une personne est considérée comme fragile si elle valide au moins trois de ces critères, la personne pré-fragile doit valider un ou deux critères et finalement l'absence de critères validés signifie que la personne n'a pas de fragilité physique. 7% de la population étudiée ont été considérés comme fragile, 47% comme pré-fragiles et 46 % non fragiles. Un suivi sur 5 ans a été effectué en collectant des informations sur les chutes, le comportement physique, la dégradation de la vie quotidienne, l'hospitalisation et le décès. Des effets nuisibles plus importants ont été trouvés pour les personnes classées comme fragiles que pour celles classées comme non fragiles. Les résultats étaient intermédiaires pour le groupe pré-fragile. Après 7 ans, la mortalité était de 43%, 23% et 12% pour les fragiles, pré-fragiles et non fragiles respectivement [13,52].

Tableau II-3 : Mesures du phénotype de fragilité de Fried [13].

Les cinq critères proposés	Evaluation des critères proposés	
Perte de poids involontaire	- Perte de façon non intentionnelle $\geq 5$ kg durant les derniers 12 mois - Ou indice de masse corporelle (IMC) $< 18,5 \text{ Kg/m}^2$	
Sensation d'épuisement	Selon les réponses apportées à 2 des 20 questions de l'échelle de dépression CES-D « j'ai eu l'impression que toute action me demandait un effort » « j'ai manqué d'entrain »	Cotation des réponses : 0 = jamais, très rarement 1 = occasionnellement 2 = assez souvent 3 = fréquemment, tout le temps Critère positif pour la fragilité si la personne répond 2 ou 3 à l'une ou l'autre des questions
Niveau d'activité physique faible	Évalué selon la version courte du Minnesota Leisure Time Activity Questionnaire, renseignant sur le niveau d'activité de 9 domaines d'activité incluant les activités domestiques sur les 4 dernières semaines. La dépense énergétique associée mesurée en Kcal est calculée selon un algorithme standardisé	Selon le sexe, le critère est positif pour la fragilité si le niveau d'activité physique est : $< 383 \text{ Kcal}$ chez l'homme. $< 270 \text{ Kcal}$ chez la femme
Réduction de la vitesse de la marche	Temps nécessaire pour parcourir 4,57 m (15 pieds)	Le critère est considéré positif à partir du 20 <sup>ème</sup> percentile inférieur, selon le sexe et l'indice de masse corporelle ( $\text{Kg/m}^2$ )
Faiblesse musculaire	La mesure de la force de préhension en Kg, en utilisant généralement un dynamomètre,	Le critère est considéré positif à partir du 20 <sup>ème</sup> percentile inférieur, selon le sexe et l'indice de masse corporelle ( $\text{Kg/m}^2$ )

### *Index de fragilité*

La fragilité selon l'école canadienne [32, 51] est déterminée par l'accélération des différents processus de vieillissement normal due de l'accumulation de déficits variés. La fragilité d'un

individu est donc définie par la somme de toutes ses altérations fonctionnelles sans se soucier des causes éventuelles. Ces auteurs utilisent le cumul de déficits comme concept de fragilité, non pas un nombre de symptômes cliniques liés au phénomène. Ils expriment alors la fragilité comme un index.

Leur étude était basée sur 10263 personnes âgées de 65 ans dans le cadre de la Canadian Study of Health and Aging (CSHA). Le suivi de l'étude a duré 5 ans dans le but d'étudier l'épidémiologie des troubles cognitifs et d'autres questions importantes de santé. Dans la conclusion de cette étude, Rockwood et collègues ont développé une définition de la fragilité décrite ci-dessus, une approche sur le comptage des déficits cliniques et une troisième approche basée sur le diagnostic clinique [17].

Quand on parle de déficit, cela comprend les symptômes, les indices cliniques, les pathologies et les anomalies biologiques. Pour que le score final soit interprétable, au moins 30 déficits doivent être considérés. Le nombre de déficits calculé par rapport au nombre total de mesures incluses dans l'index forme le score de la fragilité. Le score est alors compris entre [0:1] ; plus que le score est proche le 1, plus la personne est considérée comme étant vulnérable à des accidents indésirables.

Dans l'approche de l'échelle de fragilité de CHSA, l'index de fragilité comprend 70 critères (Tableau II-4) et un score de 0-7 points (Tableau II-5).

Tableau II-4 : Liste des critères utilisés dans l'index de fragilité de CHSA [32].

<ul style="list-style-type: none"> <li>- Changes in everyday activities</li> <li>- Head and neck problems</li> <li>- Poor muscle tone in neck</li> <li>- Bradykinesia, facial</li> <li>- Problems getting dressed</li> <li>- Problems with bathing</li> <li>- Problems carrying out personal grooming</li> <li>- Urinary incontinence</li> <li>- Toileting problems</li> <li>- Bulk difficulties</li> <li>- Rectal problems</li> <li>- Gastrointestinal problems</li> <li>- Problems cooking</li> <li>- Sucking problems</li> <li>- Problems going out alone</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Mood problems</li> <li>- Feeling sad, blue, depressed</li> <li>- History of depressed mood</li> <li>- Tiredness all the time</li> <li>- Depression (clinical impression)</li> <li>- Sleep changes</li> <li>- Restlessness</li> <li>- Memory changes</li> <li>- Short-term memory impairment</li> <li>- Long-term memory impairment</li> <li>- Changes in general mental functioning</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Seizures, partial complex</li> <li>- Seizures, generalized</li> <li>- Syncope or blackouts</li> <li>- Headache</li> <li>- Cerebrovascular problems</li> <li>- History of stroke</li> <li>- History of diabetes mellitus</li> <li>- Arterial hypertension</li> <li>- Peripheral pulses</li> <li>- Cardiac problems</li> <li>- Myocardial infarction</li> <li>- Arrhythmia</li> <li>- Congestive heart failure</li> <li>- Lung problems</li> </ul>
---	---	---

<ul style="list-style-type: none"> <li>- Impaired mobility</li> <li>- Musculoskeletal problems</li> <li>- Bradykinesia of the limbs</li> <li>- Poor muscle tone in limbs</li> <li>- Poor limb coordination</li> <li>- Poor coordination, trunk</li> <li>- Poor standing posture</li> <li>- Irregular gait pattern</li> <li>- Falls</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Onset of cognitive symptoms</li> <li>- Clouding or delirium</li> <li>- Paranoid features</li> <li>- History relevant to cognitive impairment or loss</li> <li>- Family history relevant to cognitive impairment or loss</li> <li>- Impaired vibration</li> <li>- Tremor at rest</li> <li>- Postural tremor</li> <li>- Intention tremor</li> <li>- History of Parkinson's disease</li> <li>- Family history of degenerative disease</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Respiratory problems</li> <li>- History of thyroid disease</li> <li>- Thyroid problems</li> <li>- Skin problems</li> <li>- Malignant disease</li> <li>- Breast problems</li> <li>- Abdominal problems</li> <li>- Presence of snout reflex</li> <li>- Presence of the palmomentar reflex</li> <li>- Other medical history</li> </ul>
---	--	--

Tableau II-5 : Echelle de fragilité de Rockwood basée sur l'étude du CHSA [32].

Score	Etat de santé
1	Très en forme - robuste, actif, énergique, motivé et en pleine forme, ces gens pratiquent régulièrement l'activité physique
2	Bonne forme physique - sans maladie active, mais moins en forme que les gens dans catégorie 1.
3	bonne forme physique avec ses comorbidités traitées – les symptômes de la maladie sont bien maîtrisés par rapport à ceux de la catégorie 4.
4	Apparemment vulnérable - pas dépendant, mais plainte d'être ralenti et d'avoir des symptômes de sa maladie.
5	Légèrement fragile - avec dépendance limitée aux activités instrumentales de la vie quotidienne.
6	Modérément fragile – une aide est nécessaire pour les activités de la vie quotidienne et les activités instrumentales de la vie quotidienne.
7	Très fragile - entièrement dépendant dans les activités de la vie quotidienne, ou avec une maladie terminale.

Les deux modèles représentés ci-dessus traitent la fragilité de deux points de vue différents avec un chevauchement dans l'identification des personnes. Cigolle et collègues [53]

proposent de construire un modèle global mixte permettant d'évaluer l'état de santé de la personne selon les deux modèles simultanément. Rothman et collègues [31] ont modifié le modèle de Fried en ajoutant la dépression et la cognition.

L'approche phénotypique de Fried et le modèle de Rockwood sont largement adoptés dans les études de la fragilité [33]. Le premier l'est à cause de ses cinq critères facilement détectés, par contre, certains de ces critères comme la vitesse de la marche et l'activité physique ne sont pas accessibles dans les mesures en clinique en raison de la contrainte de temps ou d'espace. De plus, les effets sociaux et psychologiques de la fragilité ne sont pas pris en compte dans l'évaluation de l'état de santé de la personne âgée [34]. Pour le second modèle, Rockwood considère l'état social et psychologique dans ses études, mais son modèle est long et trop complexe. Ensrud et ses collègues [33] ont modifié le modèle phénotypique tout en gardant des performances prédictives similaires au phénotype pour l'évaluation de la fragilité et la prédiction des incapacités, des chutes, de l'hospitalisation et du décès. Ils ont éliminé l'activité physique et la vitesse de la marche, et définirent la fragilité en présence de deux des trois critères suivants : (1) La perte de poids involontaire (5% de différence entre deux pesées successives) (2) l'incapacité de la personne à se lever 5 fois de la chaise sans s'appuyer sur les bras et (3) la réponse « non » sur la question « Do you feel energy ? » signifiant une réduction de l'énergie. La personne est considérée comme pré-fragile si l'un de ces critères est validé, alors que la validation d'aucun de ces composants classe la personne comme non fragile.

#### *Autres modèles*

D'autres modèles sont décrits dans la littérature. Les plus courants sont ceux du SPPB (Short Physical Performance Battery), le modèle de Jones (FI-CGA) et le modèle de Chin. Certains auteurs se sont servi des questionnaires pour évaluer la fragilité comme celui de Studenski, l'échelle de mesure de la fragilité d'Edmonton ou encore l'indicateur de Groningen [34].

Le SPPB évalue la performance des membres inférieurs de la personne âgée de 65 ans et plus. Les critères étudiés sont les mesures de la vitesse de la marche, l'équilibre et le relevé de la chaise plusieurs fois sans utiliser les bras.

Le modèle de Jones et collègues [36, 54] comporte dix domaines pour le calcul des déficits identifiés lors de l'évaluation gériatrique standardisée : (1) la cognition, (2) l'humeur et la motivation, (3) la mobilité, (4) l'équilibre, (5) la communication, (6) la fonction intestinale, (7) la nutrition, (8) la fonction de la vessie, (9) les ressources sociales, (10) les activités de la vie quotidienne (AVQ) et la vie domestique (AVD). Un score entre 0 et 2 est noté pour

chaque domaine (0 = pas de problème, 1 = problème mineur, 2 = problème majeur). Les patients à la fin du test nommé FI-CGA (Frailty index Comprehensive Geriatric Assessment) sont classés dans trois catégories : léger (score entre 0 et 7), modéré (score entre 7 et 13) et sévère (plus que 13).

Le modèle de Chin [37, 38] est basé sur la comparaison des trois définitions de la fragilité : (1) inactivité et perte de poids, (2) inactivité et apport énergétique, (3) inactivité et baisse de l'indice de masse corporelle (IMC) sur deux groupes de patients, le premier composé de 450 hommes indépendants vivant à domicile et le deuxième 489 patients âgées entre 75 et 80 ans vivant aussi à domicile. Les résultats ont montré que la combinaison de l'inactivité et de la perte de poids était la meilleure dans la prédiction de la mortalité et la perte de l'autonomie au bout de trois ans.

Pour simplifier l'application de ces modèles en clinique, plusieurs modèles ont été proposés. Gill par exemple a considéré seulement la vitesse de la marche et la capacité à se lever d'une chaise [43]. Montero-odasso et collègues [48] et Abellan Van Kan et collègues [49] ont démontré que la vitesse de la marche était suffisante pour une évaluation fiable et précise de la fragilité d'une personne âgée. De même, Chassagne et collègues [6] ont proposé aussi la vitesse de la marche comme un outil valide avec une forte corrélation avec la fragilité. Nourhashemi et collègues [44] ont établi une relation entre l'incapacité à réaliser les activités de la vie quotidienne et la fragilité. Vellas et collègues [46] utilisent l'appui unipodal comme un paramètre unique de la fragilité. Ce marqueur est capable de prévoir l'apparition de l'incapacité, de la morbidité et de la mortalité. Dans une étude différente, les mêmes auteurs [55] considèrent le score entre 17 et 23,5 sur 30 dans le Mini-Nutritionnel Assessment comme un indice de fragilité. Syddall et collègues [47] ont déduit que la force de préhension palmaire est un marqueur unique de la fragilité.

### **II.1.7. Discussion**

Plusieurs modèles de fragilité ont été développés dans les dernières années. Quelques-uns ont été présentés dans notre recherche bibliographique, allant d'une seule variable jusqu'à plus de soixante-dix.

Dans la partie précédente, nous avons décrit les modèles les plus importants dans le domaine de l'évaluation de la fragilité pour permettre une meilleure compréhension des différentes

approches. Le contenu de ces modèles aide à choisir le plus approprié à une situation spécifique pour une sous population spécifique.

Certains modèles se sont basés que sur des variables physiques, d'autres ont ajouté des critères cognitifs et sociaux. Dans le même sens, il n'y pas de consensus sur la meilleure façon de classer les fragiles et les non fragiles par rapport à des seuils pertinents ou sur les divers composants des modèles. Cela reste un débat entre les différents chercheurs de ce domaine. Ainsi, une même composante a été mesurée par des tests de performance dans certaines études, par des questionnaires d'auto-évaluation ou des entretiens dans d'autres, ou encore par des combinaisons des deux. Par exemple, le critère de force musculaire a été alimenté par certains par la force de préhension [13], alors que d'autres utilisent le débitmètre de pointe [56], ou bien la capacité à se lever d'une chaise sans utiliser les bras [57]. D'autre part, pour mesurer la mobilité, certains modèles s'appuient sur la mesure de la vitesse de la marche comme test de performance [58], tandis que d'autres utilisent l'auto-déclaration. En clinique, la plupart des tests de performance peuvent être facilement adaptés alors qu'un questionnaire est plus facile à gérer par un médecin dans un cadre non contrôlé, comme par exemple à domicile. Les instruments d'évaluation de la fragilité diffèrent selon leur mode opératoire et en fonction des variables recherchées.

Les deux modèles les plus importants sont l'approche phénotypique de Fried et l'index de fragilité. C'est à ces deux modèles que la plupart des chercheurs se réfèrent. L'approche phénotypique a prouvé sa capacité à prédire l'incapacité, la chute, la morbidité, l'hospitalisation et la mortalité [13, 17]. Cependant, l'ajout du déclin cognitif de l'index de fragilité a amélioré la prédiction par rapport à celui de l'approche phénotypique [59, 60]. Or, le grand inconvénient de l'index de fragilité est la nécessité de prendre en compte au moins 30 déficits, d'où la difficulté de sa mise en œuvre en clinique. En plus, l'index de fragilité ne différencie pas entre le concept de la fragilité, la morbidité et l'incapacité qui apparaissent essentiels dans la notion de fragilité.

Bien que le modèle de Fried ait montré une corrélation élevée avec la chute, les morbidités et le décès et permette de distinguer entre la fragilité et les notions de comorbidités et de dépendance, ce modèle traite le phénomène de la fragilité du point de vue physique seulement, sans prendre en compte les autres facteurs potentiellement importants comme la déficience cognitive qui est très souvent associée à une dégradation fonctionnelle. De même, le modèle de Fried ne permet pas l'inclusion des personnes ayant des antécédents de maladie

de Parkinson, ou encore des troubles cognitifs et de dépression, dans l'évaluation de la fragilité. Du point de vue de la classification, le modèle de Fried distingue uniquement entre personnes fragiles, pré fragiles et non fragiles. Cette catégorisation limite une identification plus précise de l'état de santé des personnes âgées ce qui minimise les plans d'intervention et l'amélioration des résultats. Des modèles ont été proposés par Rothman [31] et Ensrud [33] pour adapter le modèle de Fried tout en surmontant certaines de ses limites. Néanmoins, ces modèles restent à démontrer.

Des modèles plus simples que celui de Fried ont été définis précédemment, n'incluant qu'un ou deux paramètres à évaluer [43, 46, 48, 49]. Pourtant ces modèles présentent une limite dans la classification fragile/non fragile.

Pour De Vries et collègues [61], le modèle de FI-CGA est le modèle le plus convenable pour l'évaluation de la fragilité dans le contexte de la clinique. Cependant les propriétés de ce modèle ne sont pas encore validées.

Une question se pose sur la prévention de la fragilité en dehors de la clinique et sans intervention directe des cliniciens ou des médecins, ou bien sur le suivi de l'efficacité de plan d'intervention à domicile en confiant aux personnes elles-mêmes le soin d'effectuer les mesures. Le choix se dirige automatiquement vers un modèle simple et rapide tout en gardant des bonnes qualités de repérage et de suivi des personnes à risque et en produisant des résultats reproductibles. Dans ces conditions, le modèle de Fried semble susceptible d'être adapté à une utilisation dans un endroit non contrôlé.

Le phénotype clinique de la fragilité de Fried a été proposé et validé dans le Cardiovascular Health Study (CHS). Les critères du CHS ont ensuite été adaptés au Women's Health and Aging Study (WHAS), compte tenu des mesures disponibles dans WHAS. Les critères WHAS ont une forte validité interne en référence à la théorie caractérisant la fragilité comme un syndrome médical, et ont montré leur validité prédictive vis-à-vis d'une incapacité à effectuer les activités de la vie quotidienne (AVQ ou ADL) de Katz et les activités instrumentales de la vie quotidienne (AIVQ ou IADL) de Lawton [62]. Les principales différences entre les deux études concernent la perte de poids, la fatigue, et la dépense énergétique faible. Pour le critère de perte de poids, dans l'étude du CHS, on a demandé aux participants s'ils avaient involontairement perdu plus de 10 lbs dans la dernière année. Cette question n'a pas été posée aux participants dans WHAS, mais plutôt le poids à l'âge de 60 ans. Les chercheurs ont attribué une perte de poids admissible à la fragilité si le poids d'une

femme tel que mesuré au début de l'étude représente une diminution d'au moins 10% par rapport au poids à 60 ans.

Des questions relatives à l'épuisement différaient dans les deux études, comme le résume le Tableau II-6. L'épuisement a été défini dans WHAS comme une réponse positive à au moins l'une des trois questions posées. Les deux questions utilisées dans le CHS pour mesurer l'épuisement ont été sélectionnées à partir du Centre for Epidemiologic Studies Depression Scale (CES-D).

Pour mesurer la dépense énergétique, WHAS a utilisé un sous-ensemble du Minnesota Leisure Time Activities Questionnaire (MLTAQ) utilisé dans CHS en condensant les 18 activités originales en six items : marche, tâches ménagères pénibles, corvées extérieures ardues (par exemple, le jardinage, fauchage), danse, bowling et exercice. Par conséquent, le seuil WHAS a été fixé pour définir une faible dépense énergétique au tiers du seuil du CHS en Kcal.

La force de préhension a été mesurée en utilisant le même protocole dans WHAS et CHS; la définition d'une faible force de préhension était identique dans les deux études. La vitesse de marche dans WHAS a été basée sur une marche de 4 m mesurée au rythme habituel plutôt que 15 pieds comme dans CHS.

L'outil d'évaluation de la fragilité utilise actuellement les critères WHAS par défaut, étant plus rapide que CHS à mettre en œuvre et déjà été validé par plusieurs études. Cependant, les utilisateurs auront la possibilité de se baser sur l'étude du CHS si désiré lors de l'initiation d'un nouveau projet.

Tableau II-6 : Fragilité - Définition des critères : Women's Health and Aging Studies (WHAS) vs. Cardiovascular Health Study (CHS).

Caractéristiques	WHAS	CHS
1. Perte de poids	<p><b>Ligne de base :</b> Chacune de :</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>i) (Poids à l'âge de 60 – âge à l'examen)/ poids à l'âge de 60) <math>\geq 0,1</math></li> <li>ii) BMI à l'examen <math>&lt; 18,5</math></li> </ul> <p><b>Suivi:</b> Chacune de :</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>i) BMI à l'examen <math>&lt; 18,5</math></li> <li>ii) (Poids de l'an précédent – poids courant) / poids de l'an précédent) <math>\geq 0,05</math> et la perte de poids était involontaire</li> </ul>	<p><b>Ligne de base :</b> Perdre <math>&gt; 10</math> lb involontairement dans l'an dernier</p> <p><b>Suivi:</b> (Poids de l'an précédent – poids courant) / poids de l'an précédent) <math>\geq 0,05</math> et la perte de poids était involontaire</p>
2. Epuisement	<p>Auto rapport de l'un des:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>i) faible niveau de l'énergie habituel (<math>\leq 3</math>, gamme 0-10)</li> <li>ii) ressenti une fatigue inhabituelle dans le dernier mois</li> <li>iii) senti exceptionnellement faible au cours du mois passé</li> </ul>	<p>Auto rapport de l'un des:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>i) senti que tout ce que je faisais était un effort dans la dernière semaine</li> <li>ii) n'ont pas pu accélérer dans la dernière semaine</li> </ul>
3. Faible dépense énergétique	<p>Femme : Kcal <math>&lt; 90</math> sur l'échelle de l'activité (6 éléments) Homme : Kcal <math>&lt; 128</math> sur l'échelle de l'activité (6 éléments)</p>	<p>Femme : Kcal <math>&lt; 270</math> sur l'échelle de l'activité (18 éléments) Homme : Kcal <math>&lt; 383</math> sur l'échelle de l'activité (18 éléments)</p>
4. Lenteur	<p>Marche 4 m, rythme habituel</p> <p>Femme :</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Vitesse <math>\leq 4,57/7</math> pour taille <math>\leq 159</math> cm</li> <li>Vitesse <math>\leq 4,57/6</math> pour taille <math>&gt; 159</math> cm</li> </ul> <p>Homme</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Vitesse <math>\leq 4,57/7</math> pour taille <math>\leq 173</math> cm</li> <li>Vitesse <math>\leq 4,57/6</math> pour taille <math>&gt; 173</math> cm</li> </ul>	<p>Marche 15 pieds (4,57 m), rythme habituel</p> <p>Femme :</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Temps <math>&gt; 7</math> pour taille <math>\leq 159</math> cm</li> <li>Temps <math>&gt; 6</math> pour taille <math>&gt; 159</math> cm</li> </ul> <p>Homme</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>Temps <math>&gt; 7</math> pour taille <math>\leq 173</math> cm</li> <li>Temps <math>&gt; 6</math> pour taille <math>&gt; 173</math> cm</li> </ul>

5. Faiblesse	La force de préhension: Identique au CHS	<p>Force de préhension</p> <p>Homme : <math>\leq 29</math> pour BMI <math>\leq 24</math>  <math>\leq 30</math> pour BMI <math>\leq 24,1 - 26</math>  <math>\leq 30</math> pour BMI <math>\leq 26,1 - 28</math>  <math>\leq 32</math> pour BMI <math>&gt; 28</math></p> <p>Femme : <math>\leq 17</math> pour BMI <math>\leq 23</math>  <math>\leq 17,3</math> pour BMI <math>\leq 23,1 - 26</math>  <math>\leq 18</math> pour BMI <math>\leq 26,1 - 29</math>  <math>\leq 21</math> pour BMI <math>&gt; 29</math></p>

Nous avons donc adopté un dispositif de mesure pour l'évaluation de la fragilité visant à alimenter quelques indicateurs de fragilité physique définis par le modèle de Fried qui apparaît le plus approprié. Ce dispositif est envisagé pour un usage public en respectant toujours les spécificités liées à son utilisation par des personnes âgées, qui forment un marché important pour ce type d'instrumentation. Ceci nécessitent une recherche approfondie sur plusieurs points importants afin de produire un système de mesure contrôlé par les patients eux même :

*Définir un outil technologique dans un cadre d'usage*

L'idée de la technologie utilisée doit être de concevoir un objet ayant une fonction première dans la vie quotidienne (téléphone portable) auquel on ajoute une nouvelle fonction pour l'évaluation d'un ou plusieurs paramètres physiques (activité physique, vitesse de la marche, longueur du pas, variabilité de la marche, temps d'appui unipodal et bipodal).

*Validation de la valeur diagnostique*

L'outil d'évaluation de la fragilité devrait être en concordance avec les échelles cliniques de fragilité pour les sujets âgés.

*Evaluation de la valeur d'usage*

La performance technologique de l'outil de mesure doit être certainement évaluée, mais aussi l'évaluation de sa capacité à s'intégrer dans la vie privée de la personne âgée et à être totalement accepté par les usagers.

### **II.1.8. Conclusion**

Après les analyses bibliographiques effectuées dans ce chapitre, l'activité physique et la vitesse de la marche, définis dans le modèle de Fried, forment des critères importants dans l'évaluation de la fragilité. Ces deux critères peuvent être alimentés à l'aide d'un dispositif technologique permettant des mesures objectives. Dans les chapitres suivants, nous décrirons un nouvel indicateur pour l'évaluation de la fragilité s'appuyant sur une analyse fractale de la complexité du signal physiologique (i.e. signal de la marche), puis nous aborderons la question de la validité de l'instrument d'évaluation de la fragilité ou de risque de chute dans le cadre d'une utilisation dans des milieux différents (domicile, centre de clinique, cabinet de gériatrique) et ce, pour chacune des mesures proposées.

## Bibliographie

1. R. Lee (2003). "The Demographic Transition: Three Centuries of Fundamental Change." *Journal of Economic Perspectives* 17(4): 167-190.
2. M. Raiche, R. Hebert, F. Prince and H. Corriveau (2000). "Screening older adults at risk of falling with the Tinetti balance scale." *Lancet* 356(9234): 1001-1002.
3. M. Lagacé (2010). *L'Âgisme. Comprendre et Changer le Regard Social Sur le Vieillissement*, Les Presses de l'Université Laval.
4. L. Wang, G. van Belle, W.B. Kukull and E.B. Larson (2002). "Predictors of functional change: a longitudinal study of nondemented people aged 65 and older." *J Am Geriatr Soc* 50(9): 1525-1534.
5. A. Morel and O. Veber (2011). *Société et vieillissement*.
6. P. Chassagne, Y. Rolland and B.J. Vellas (2009). *La personne âgée fragile*, Springer.
7. D.B. Hogan, C. MacKnight and H. Bergman (2003). "Models, definitions, and criteria of frailty." *Aging Clin Exp Res* 15(3 Suppl): 1-29.
8. G.F. Streib (1983). "The frail elderly: research dilemmas and research opportunities." *Gerontologist* 23(1): 40-44.
9. I.R. Reid, D.J. Gallagher and J. Bosworth (1986). "Prophylaxis against vitamin D deficiency in the elderly by regular sunlight exposure." *Age Ageing* 15(1): 35-40.
10. D. Heseltine and M.G. Bramble (1988). "Loop diuretics cause less postural hypotension than thiazide diuretics in the frail elderly." *Curr Med Res Opin* 11(4): 232-235.
11. F.M. Williams, H. Wynne, K.W. Woodhouse and M.D. Rawlins (1989). "Plasma aspirin esterase: the influence of old age and frailty." *Age Ageing* 18(1): 39-42.
12. H.A. Wynne, L.H. Cope, O.F. James, M.D. Rawlins and K.W. Woodhouse (1989). "The effect of age and frailty upon acetanilide clearance in man." *Age Ageing* 18(6): 415-418.
13. L.P. Fried, C.M. Tangen, J. Walston, A.B. Newman, C. Hirsch, J. Gottdiener, T. Seeman, R. Tracy, W.J. Kop, G. Burke and M.A. McBurnie (2001). "Frailty in Older Adults: Evidence for a Phenotype." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 56(3): M146-157.
14. L.A. Lipsitz (2008). "Dynamic models for the study of frailty." *Mech Ageing Dev* 129(11): 675-676.
15. A.J. Campbell, M.J. Borrie and G.F. Spears (1989). "Risk factors for falls in a community-based prospective study of people 70 years and older." *J Gerontol* 44(4): M112-117.
16. W.M. II. Bortz (1996). "Human aging, normal and abnormal." in Schrier R, Jahnigen D (eds): *Geriatric Medicine*. Cambridge, Blackwell Scientific Publisher.
17. K. Rockwood and A. Mitnitski (2011). "Frailty defined by deficit accumulation and geriatric medicine defined by frailty." *Clin Geriatr Med* 27(1): 17-26.
18. C.H. Winograd, M.B. Gerety, M. Chung, M.K. Goldstein, F. Dominguez Jr and R. Vallone (1991). "Screening for frailty: Criteria and predictors of outcomes." *Journal of the American Geriatrics Society* 39(8): 778-784.
19. G. Ravaglia, P. Forti, A. Lucicesare, N. Pisacane, E. Rietti and C. Patterson (2008). "Development of an easy prognostic score for frailty outcomes in the aged." *Age Ageing* 37(2): 161-166.

20. M.M. Graham, P.D. Galbraith, D. O'Neill, D.B. Rolfson, C. Dando and C.M. Norris (2013). "Frailty and outcome in elderly patients with acute coronary syndrome." *Can J Cardiol* 29(12): 1610-1615.
21. J. Afilalo, S. Karunanathan, M.J. Eisenberg, K.P. Alexander and H. Bergman (2009). "Role of frailty in patients with cardiovascular disease." *Am J Cardiol* 103(11): 1616-1621.
22. S.N. Hastings, J.L. Purser, K.S. Johnson, R.J. Sloane and H.E. Whitson (2008). "Frailty predicts some but not all adverse outcomes in older adults discharged from the emergency department." *J Am Geriatr Soc* 56(9): 1651-1657.
23. J. De Lepeleire, S. Iliffe, E. Mann and J.M. Degryse (2009). "Frailty: an emerging concept for general practice." *Br J Gen Pract* 59(562): 177-182.
24. T. Fulop, A. Larbi, J.M. Witkowski, J. McElhaney, M. Loeb, A. Mitnitski and G. Pawelec (2010). "Aging, frailty and age-related diseases." *Biogerontology* 11(5): 547-563.
25. E.F. Binder, K.B. Schechtman, A.A. Ehsani, K. Steger-May, M. Brown, D.R. Sinacore, K.E. Yarasheski and J.O. Holloszy (2002). "Effects of exercise training on frailty in community-dwelling older adults: results of a randomized, controlled trial." *J Am Geriatr Soc* 50(12): 1921-1928.
26. M.J. Faber, R.J. Bosscher, M.J. Chin A Paw and P.C. van Wieringen (2006). "Effects of exercise programs on falls and mobility in frail and pre-frail older adults: A multicenter randomized controlled trial." *Arch Phys Med Rehabil* 87(7): 885-896.
27. L. Flicker, R.J. MacInnis, M.S. Stein, S.C. Scherer, K.E. Mead, C.A. Nowson, J. Thomas, C. Lowndes, J.L. Hopper and J.D. Wark (2005). "Should older people in residential care receive vitamin D to prevent falls? Results of a randomized trial." *J Am Geriatr Soc* 53(11): 1881-1888.
28. E. Lonn, J. Bosch, S. Yusuf, P. Sheridan, J. Pogue, J.M. Arnold, C. Ross, A. Arnold, P. Sleight, J. Probstfield and G.R. Dagenais (2005). "Effects of long-term vitamin E supplementation on cardiovascular events and cancer: a randomized controlled trial." *Jama* 293(11): 1338-1347.
29. S. Hercberg (2006). "[The SU.VI.MAX study, a randomized, placebo-controlled trial on the effects of antioxidant vitamins and minerals on health]." *Ann Pharm Fr* 64(6): 397-401.
30. M.H. Murad, K.B. Elamin, N.O. Abu Elnour, M.B. Elamin, A.A. Alkatib, M.M. Fatourechi, J.P. Almandoz, R.J. Mullan, M.A. Lane, H. Liu, P.J. Erwin, D.D. Hensrud and V.M. Montori (2011). "Clinical review: The effect of vitamin D on falls: a systematic review and meta-analysis." *J Clin Endocrinol Metab* 96(10): 2997-3006.
31. M.D. Rothman, L. Leo-Summers and T.M. Gill (2008). "Prognostic significance of potential frailty criteria." *J Am Geriatr Soc* 56(12): 2211-2116.
32. K. Rockwood, X. Song, C. MacKnight, H. Bergman, D.B. Hogan, I. McDowell and A. Mitnitski (2005). "A global clinical measure of fitness and frailty in elderly people." *Cmaj* 173(5): 489-495.
33. K.E. Ensrud, S.K. Ewing, B.C. Taylor, H.A. Fink, P.M. Cawthon, K.L. Stone, T.A. Hillier, J.A. Cauley, M.C. Hochberg, N. Rodondi, J.K. Tracy and S.R. Cummings (2008). "Comparison of 2 frailty indexes for prediction of falls, disability, fractures, and death in older women." *Arch Intern Med* 168(4): 382-389.

34. S. Studenski, S. Perera, D. Wallace, J.M. Chandler, P.W. Duncan, E. Rooney, M. Fox and J.M. Guralnik (2003). "Physical performance measures in the clinical setting." *J Am Geriatr Soc* 51(3): 314-322.
35. S. Studenski, R.P. Hayes, R.Q. Leibowitz, R. Bode, L. Lavery, J. Walston, P. Duncan and S. Perera (2004). "Clinical Global Impression of Change in Physical Frailty: development of a measure based on clinical judgment." *J Am Geriatr Soc* 52(9): 1560-1566.
36. D.M. Jones, X. Song and K. Rockwood (2004). "Operationalizing a frailty index from a standardized comprehensive geriatric assessment." *J Am Geriatr Soc* 52(11): 1929-1933.
37. M.J. Chin A Paw, L.C. de Groot, S.V. van Gend, M.H. Schoterman, E.G. Schouten, M. Schroll and W.A. van Staveren (2003). "Inactivity and weight loss: effective criteria to identify frailty." *J Nutr Health Aging* 7(1): 55-60.
38. M.J. Chin A Paw, J.M. Dekker, E.J. Feskens, E.G. Schouten and D. Kromhout (1999). "How to select a frail elderly population? A comparison of three working definitions." *J Clin Epidemiol* 52(11): 1015-1021.
39. D.B. Rolfson, S.R. Majumdar, R.T. Tsuyuki, A. Tahir and K. Rockwood (2006). "Validity and reliability of the Edmonton Frail Scale." *Age Ageing* 35(5): 526-529.
40. H. Schuurmans, N. Steverink, S. Lindenberg, N. Frieswijk and J.P. Slaets (2004). "Old or Frail: What Tells Us More?" *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 59(9): M962-M965.
41. R.J. Gobbens, M.A. van Assen, K.G. Luijkx, M.T. Wijnen-Sponselee and J.M. Schols (2010). "The Tilburg Frailty Indicator: psychometric properties." *J Am Med Dir Assoc* 11(5): 344-355.
42. R. Hebert, G. Bravo, N. Korner-Bitensky and L. Voyer (1996). "Predictive validity of a postal questionnaire for screening community-dwelling elderly individuals at risk of functional decline." *Age Ageing* 25(2): 159-167.
43. T.M. Gill (2002). "Geriatric medicine: it's more than caring for old people." *Am J Med* 113(1): 85-90.
44. F. Nourhashemi, S. Andrieu, S. Gillette-Guyonnet, B.J. Vellas, J.L. Albareda and H. Grandjean (2001). "Instrumental activities of daily living as a potential marker of frailty: a study of 7364 community-dwelling elderly women (the EPIDOS study)." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 56(7): M448-453.
45. P.G. Jarrett, K. Rockwood, D. Carver, P. Stolee and S. Cosway (1995). "Illness presentation in elderly patients." *Arch Intern Med* 155(10): 1060-1064.
46. B.J. Vellas, L.Z. Rubenstein, P.J. Ousset, C. Faisant, V. Kostek, F. Nourhashemi, M. Allard and J.L. Albareda (1997). "One-leg standing balance and functional status in a population of 512 community-living elderly persons." *Aging (Milano)* 9(1-2): 95-98.
47. H. Syddall, C. Cooper, F. Martin, R. Briggs and A. Aihie Sayer (2003). "Is grip strength a useful single marker of frailty?" *Age Ageing* 32(6): 650-656.
48. M. Montero-Odasso, M. Schapira, E.R. Soriano, M. Varela, R. Kaplan, L.A. Camera and L.M. Mayorga (2005). "Gait velocity as a single predictor of adverse events in healthy seniors aged 75 years and older." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 60(10): 1304-1309.
49. G. Abellan van Kan, Y.M. Rolland, J.E. Morley and B.J. Vellas (2008). "Frailty: toward a clinical definition." *J Am Med Dir Assoc* 9(2): 71-72.49.

50. Fried, L.P., et al., Untangling the concepts of disability, frailty, and comorbidity: implications for improved targeting and care. *J Gerontol A Biol Sci Med Sci*, 2004. 59(3): p. 255-63.
51. A.B. Mitnitski, A.J. Mogilner and K. Rockwood (2001). "Accumulation of deficits as a proxy measure of aging." *ScientificWorldJournal* 1: 323-336.
52. L.P. Fried, N.O. Borhani, P. Enright, C.D. Furberg, J.M. Gardin, R.A. Kronmal, L.H. Kuller, T.A. Manolio, M.B. Mittelmark, A. Newman and et al. (1991). "The Cardiovascular Health Study: design and rationale." *Ann Epidemiol* 1(3): 263-276.
53. C.T. Cigolle, M.B. Ofstedal, Z. Tian and C.S. Blaum (2009). "Comparing Models of Frailty: The Health and Retirement Study." *J Am Geriatr Soc* 57(5): 830-839.
54. A. Pilotto, F. Rengo, N. Marchionni, D. Sancarlo, A. Fontana, F. Panza, L. Ferrucci and IRI-SIGG Study Group (2012). "Comparing the Prognostic Accuracy for All-Cause Mortality of Frailty Instruments: A Multicentre 1-Year Follow-Up in Hospitalized Older Patients." *PLoS ONE* 7(1): e29090.
55. B.J. Vellas, H. Villars, G. Abellan, M.E. Soto, Y. Rolland, Y. Guigoz, J.E. Morley, W. Chumlea, A. Salva, L.Z. Rubenstein and P. Garry (2006). "Overview of the MNA--Its history and challenges." *J Nutr Health Aging* 10(6): 456-463; discussion 463
56. M.T. Puts, P. Lips and D.J. Deeg (2005). "Sex differences in the risk of frailty for mortality independent of disability and chronic diseases." *J Am Geriatr Soc* 53(1): 40-47.
57. D.K. Kiely, L.A. Cupples and L.A. Lipsitz (2009). "Validation and comparison of two frailty indexes: The MOBILIZE Boston Study." *J Am Geriatr Soc* 57(9): 1532-1539.
58. Carriere, A. Colvez, F. Favier, C. Jeandel and H. Blain (2005). "Hierarchical components of physical frailty predicted incidence of dependency in a cohort of elderly women." *J Clin Epidemiol* 58(11): 1180-1187.
59. K. Rockwood and A. Mitnitski (2007). "Frailty in Relation to the Accumulation of Deficits." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 62(7): 722-727.
60. A.M. Kulminski, S.V. Ukraintseva, I.V. Kulminskaya, K.G. Arbeev, K. Land and A.I. Yashin (2008). "Cumulative deficits better characterize susceptibility to death in elderly people than phenotypic frailty: lessons from the Cardiovascular Health Study." *J Am Geriatr Soc* 56(5): 898-903.
61. N.M. de Vries, J.B. Staal, C.D. van Ravensberg, J.S. Hobbelen, M.G. Olde Rikkert and M.W. Nijhuis-van der Sanden (2011). "Outcome instruments to measure frailty: a systematic review." *Ageing Res Rev* 10(1): 104-114.
62. K. Bandeen-Roche, Q.L. Xue, L. Ferrucci, J. Walston, J.M. Guralnik, P. Chaves, S.L. Zeger and L.P. Fried (2006). "Phenotype of frailty: characterization in the women's health and aging studies." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 61(3): 262-266.

## **II.2. Complexité dans les signaux physiologiques**

### **II.2.1. Introduction**

Le terme « complexité » est souvent utilisé dans la littérature scientifique pour définir des tâches ou des systèmes allant d'un état compliqué à un état intraitable, avec un sens général d'être « pas simple ». Un trait caractéristique, mais insaisissable de la plupart des systèmes physiologiques est leur « complexité » intimidante. Cette complexité découle de l'interaction d'une multitude d'unités structurelles et des boucles de rétroaction et de régulation qui fonctionnent sur une large gamme d'échelles temporelles et spatiales, permettant à l'organisme de s'adapter aux contraintes de la vie quotidienne [1]. Un des grands défis de la science biomédicale contemporaine est de mieux comprendre la dynamique des systèmes vivants en matière de santé et de maladie. De nos jours, plusieurs études ont pour objet de développer une meilleure compréhension de la dynamique qui sous-tend les systèmes biologiques sains et de ce qui se passe lorsque ces systèmes perdent leur robustesse due au vieillissement ou à la maladie [1-6]. Aucune définition précise n'existe sur la complexité d'un système physiologique. La définition la plus utilisée est relative à la capacité du système physiologique à répondre et à s'adapter aux changements environnementaux ou sociaux. La complexité du signal est une combinaison de non linéarité et de non stationnarité. Un défi méthodologique important est de savoir comment détecter et quantifier les propriétés des séries physiologiques temporelles, qui sont généralement non seulement irrégulières, mais aussi non stationnaires. La compréhension des classes spécifiques d'interaction non linéaire dans un cadre de physiologie saine et la caractérisation de leurs perturbations avec le vieillissement et la maladie ne fait que commencer.

### **II.2.2. Relation entre complexité et fragilité**

La fragilité est un syndrome gériatrique commun chez les personnes âgées qui exploite une augmentation du risque de dégradation de l'état de santé et une diminution de la résistance au stress. Fried et ses collègues [1] ont défini un phénotype de la fragilité qui prédit des événements indésirables, y compris les chutes, l'invalidité et la mortalité. Des travaux antérieurs ont examiné différents composants du syndrome de fragilité, y compris la perte de poids, la diminution de l'activité physique, la fatigue musculaire et la vitesse de marche lente [1], la sarcopénie [2] et des anomalies cardiovasculaires [3]. En définissant un phénotype de la fragilité et son utilisation dans leur recherche clinique, Fried et ses collègues ont pu décrire plusieurs anomalies physiopathologiques et les effets indésirables associés à la fragilité [1, 4].

Cependant, les mécanismes sous-jacents restent mal compris parce que les personnes fragiles ont souvent des déficiences liées à l'âge et la maladie qui limitent leur capacité à répondre aux exigences de la vie quotidienne. La fragilité peut être vue comme une manifestation de la dégradation de plusieurs systèmes physiologiques qui sont normalement responsables de l'adaptation saine aux contraintes quotidiennes [5, 6]. Un défi important réside dans la quantification de la dynamique d'intégration dans les systèmes adaptatifs qui contrôlent l'équilibre humain et sa dégradation à la fragilité.

Toute fonction physiologique normale nécessite l'intégration de réseaux complexes du système de contrôle, des boucles de rétroaction, et d'autres mécanismes de régulation pour permettre à un organisme à effectuer une variété d'activités nécessaires à leur survie. Les systèmes physiologiques peuvent être dérégulés avec le vieillissement et donc la perte de complexité peut entraîner des réponses qui sont inadéquates, exagérées ou prolongées [4]. Les réponses aux facteurs de stress [6], ainsi que l'augmentation et la variabilité aléatoire du temps de chaque stride [7-9], peuvent être des constituants de la vulnérabilité, au cœur de la fragilité. La fragilité peut résulter d'une perte de redondance dans les systèmes biologiques résistants et adaptables qui sont en communication réciproque. La dynamique des systèmes vieillissants et leurs interactions, doit être caractérisée de façon non linéaire, de manière dynamique [6]. Le vieillissement, et la vulnérabilité en particulier, peuvent être associés à une perte de complexité à la fois de l'architecture fractale de la structure anatomique et de la dynamique des processus physiologiques de ces mêmes systèmes; cela a été démontré dans les neurones, les os, les reins, la variabilité du rythme cardiaque, le contrôle postural, la régulation de la pression artérielle, et la dynamique de la marche [4]. La diminution de l'indice fractal de la marche chez les personnes qui tombent souvent, apporte un soutien supplémentaire à cette théorie, parce que la fragilité est prédictive des chutes fréquentes [7-9]. L'appui sur la théorie du chaos peut fournir une base pour comprendre la dynamique complexe, irrégulière, et apparemment imprévisible des systèmes physiologiques, qui produisent constamment des motifs fractals.

Récemment, un intérêt croissant a été porté sur le développement de nouvelles mesures pour décrire la dynamique de systèmes physiologiques et l'utilisation de ces mesures afin de distinguer la fonction saine de la fonction dégradée, ou prévoir l'occurrence d'événements péjoratifs [6, 10, 11]. Plusieurs théories, basées sur l'observation clinique, établissent que les personnes âgées fragiles présentent une diminution des réserves physiologiques et de leur capacité à compenser les facteurs de stress et à maintenir l'homéostasie dans des conditions

dynamiques dégradées. Il a été investigué par de nombreux chercheurs que la caractéristique ultime de la fragilité à un niveau physiologique correspond à cette diminution globale de la perte des réserves et l'augmentation de la vulnérabilité aux facteurs de stress. Cela pourrait, en théorie, entraîner des dérèglements globaux des multiples systèmes qui, lorsqu'ils sont bien intégrés, composent un organisme solide et résilient, tel que suggéré dans la Figure II-2. Cette perte de réserves peut être observée a priori dans des conditions statiques ou au repos.

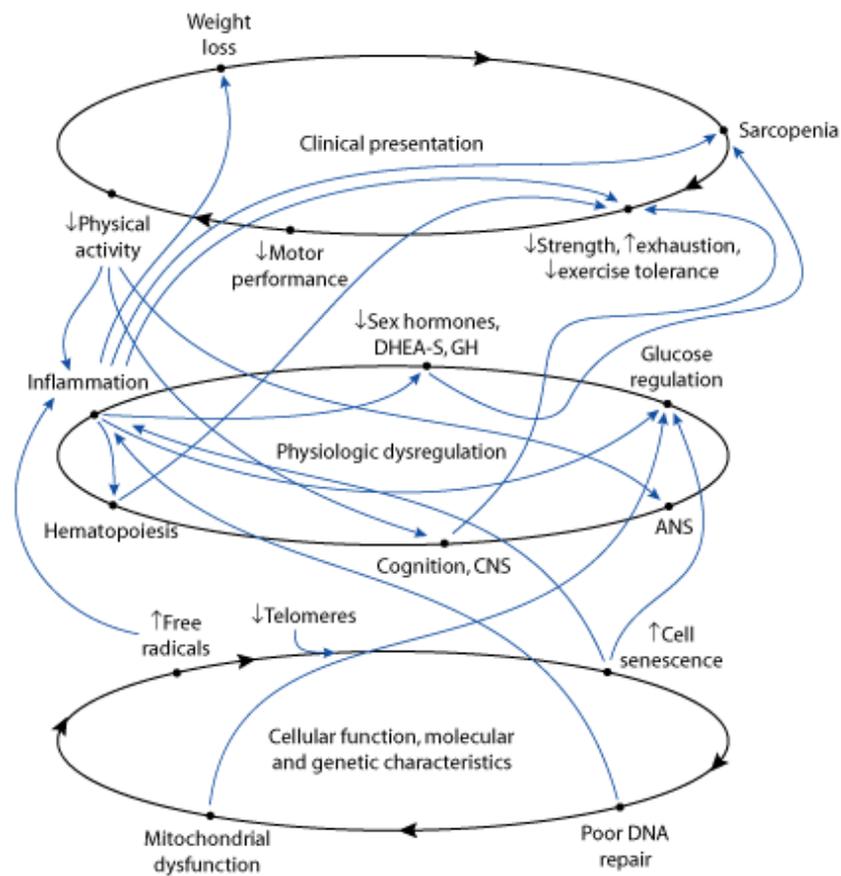


Figure II-3 : La biologie des systèmes de fragilité. Des exemples de la dynamique à l'intérieur et à travers de multiples niveaux (de présentation clinique, dérèglement physiologique, la fonction cellulaire, et les caractéristiques moléculaires et génétiques), qui sont théorisé pour entraîner la perte totale de la résilience et la capacité de l'organisme pour compenser les facteurs de stress qui est la fragilité. Ce réseau multiniveaux met l'accent sur la complexité d'un système intact et suggère visuellement la perte de complexité en réponse aux défis pour l'organisme dans son ensemble, susceptible d'en résulter une dérégulation de plusieurs systèmes [4].

DHEA-S: dehydroepiandrosterone sulfate; GH: growth hormone; ANS, autonomic nervous system.

La dégradation des systèmes individuels et des interactions complexes entre les systèmes est fortement associée avec la fragilité [4]. Cette théorie est basée sur le concept selon lequel les systèmes physiologiques, ainsi que les systèmes moléculaires et cellulaires, sont intégrés dans

des réseaux complexes avec des boucles de feedback offrant la redondance et la capacité de compenser efficacement les facteurs de stress. Théoriquement, il a été posé en principe que la fragilité peut être le résultat de la détérioration du système, la vulnérabilité homéostatique résultant des pertes partielles de redondance et de complexité du réseau. La Figure II-2 donne un exemple du web normal, riche de systèmes sains en corrélation et suggère les implications, en termes de la capacité de maintenir l'homéostasie, si un tel réseau a été épuisé. [4].

### **II.2.3. Type des signaux physiologiques étudiés**

Les déficiences physiologiques peuvent s'accumuler au fil du temps comme une conséquence des maladies cliniques et infra cliniques, des expositions indésirables (les habitudes de santé, l'environnement), des facteurs génétiques, et du processus mal défini du vieillissement. L'accumulation de déficiences physiologiques peut entraîner une détérioration des interactions dynamiques complexes entre les systèmes de régulation multiples qui produisent des réponses adaptatives homéostatiques aux facteurs de stress. Conceptuellement, la détérioration de ce réseau d'interactions complexe des signaux physiologiques, qui peut être considérée comme une réduction de la « complexité physiologique », peut compromettre la capacité à mettre en œuvre des adaptations physiologiques compensatoires en réponse à des facteurs de stress et conduire à vulnérabilité clinique ou état de fragilité chez les personnes âgées [4, 6, 12].

Plusieurs signaux physiologiques ont été étudiés afin d'établir une relation entre la complexité physiologique et sa réduction d'une part, et la fragilité et l'âge d'autre part. La variabilité du rythme cardiaque se réfère à des fluctuations naturelles de l'intervalle entre deux battements normaux qui se produisent au repos ou lors des activités quotidiennes. Ces fluctuations, qui sont principalement modulées par les entrées du système nerveux autonome au nœud sinusal, reflètent l'échange continu de signaux de régulation à travers les systèmes physiologiques impliqués dans le maintien de l'homéostasie cardiovasculaire. Ces fluctuations deviennent de moins en moins complexes avec l'âge et les maladies cardiaques [3, 13, 21].

Bien que les mécanismes neuro autonomes influent sur la fréquence cardiaque et la pression artérielle, ils affectent également la respiration. Plusieurs études ont traité l'effet de l'âge sur la corrélation à long terme et la variabilité respiratoire chez les personnes âgées [22, 23]. Dans le cas de la respiration, la corrélation à long terme signifierait que les fluctuations dans le rythme respiratoire sont corrélées avec les variations respiratoires des centaines de respirations plus tôt [24-26]. La diminution de la variabilité respiratoire chez les personnes âgées signifie une diminution de la corrélation dans la dynamique de la respiration, surtout

chez les hommes [27, 28]. Cette perte de corrélation à long terme dans la dynamique de respiration chez les personnes âgées est compatible avec des altérations physiologiques associées avec l'âge comme la déperdition neuronale, la perte de l'intégration du signal central, le raidissement du parenchyme pulmonaire et la réduction de la sensibilité des chémorécepteurs [29].

La variabilité dans l'intervalle stride à stride a été récemment le sujet de nombreuses études. Il a été montré que l'intervalle de la stride, comme le temps entre deux strides successifs du même pied, fluctuait d'une stride à une autre d'une manière complexe [30-32]. Hausdorff a été parmi les premiers à découvrir que l'intervalle de la stride présente une corrélation de long terme suivant une loi de puissance indicative d'un processus fractale [30]. Les changements neurophysiologiques liés au vieillissement ou à la maladie, qui peuvent altérer la capacité de l'appareil locomoteur à générer les mouvements de la marche, tendent à diminuer cette corrélation [7, 15, 25, 33-39].

#### **II.2.4. Détection de la complexité**

Les paramètres des fonctions physiologiques humaines comme la pression artérielle, la respiration, la fréquence cardiaque, la variabilité de la marche ne sont pas stables mais fluctuent dans le temps. Le modèle actuel de ces fluctuations résulte d'une interaction entre les perturbations de l'environnement internes ou externes et les actions de la part des mécanismes de contrôle qui tendent à maintenir l'équilibre du système. Les recherches de la dernière décennie ont révélé que les concepts hémodynamiques et holistiques, comme les analyses fractales et non linéaires pourraient être très utiles dans la compréhension de la complexité des fonctions physiologiques.

L'objectif de l'analyse fractale des séries temporelles est d'identifier la présence d'une ou plusieurs des caractéristiques fondamentales suivantes : autosimilarité, relation selon la loi de puissance et invariance à l'échelle.

Nous nous sommes davantage focalisés sur les méthodes de détection de la complexité mono fractale qui sont largement utilisées dans la recherche biomédicale plutôt que celles des analyses multi fractales, très récentes et qui n'ont pas encore démontré leur efficacité.

### *Detrended fluctuation analysis (DFA)*

Cette méthode, introduite par Peng et ses collègues [26], a été développée pour améliorer l'analyse de la fluctuation fractale des données hautement non stationnaires, en supprimant les tendances non stationnaires de séries temporelles corrélées à long terme.

Cette méthode se compose de quatre étapes :

Etape 1 : Détermination du profil de la série temporelle selon l'équation (II-1). La soustraction de la moyenne n'est pas obligatoire, car elle serait éliminée par le redressement par la suite dans l'étape 3.

$$y(j) = \sum_{i=1}^j x_i - \mu \quad \text{eq. (II-1)}$$

Etape 2 : Diviser le profil  $Y(i)$  en plusieurs fenêtres non chevauchantes de longueur « $t$ ». La procédure est illustrée dans la Figure II-3 (a) et (b) pour deux valeurs de « $t$ ». Etant donné que la longueur de la série  $N$  n'est pas souvent un multiple de l'échelle de temps considérée « $t$ », une courte partie à la fin du signal peut ne pas être prise en compte. Afin de ne pas négliger cette partie de la série, la même procédure est répétée à partir de l'extrémité opposée. De ce fait,  $2*N$  segments seront obtenus au total.

Etape 3 : Calculer la tendance locale pour chacun des segments par la méthode de l'ajustement des moindres carrées des données. Puis, déterminer la variance :

$$F_n^2(v) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [Y((v-1)n+1) - p_v(i)]^2 \quad \text{eq. (II-2)}$$

pour chaque segment  $v$ ,  $v = 1, \dots, N_n$ . Pour la procédure d'ajustement,  $p_v$  peut suivre une loi linéaire, quadratique, cubique ou polynomiale d'ordre variable. Un exemple de l'ajustement polynomial est illustré dans la Figure II-3 (a et b).

Etape 4 : Calculer la moyenne sur tous les segments et prendre la racine carrée pour obtenir la fonction de fluctuation :

$$F(n) = \left[ \frac{1}{2N} \sum_{v=1}^{2N} F_n^2(v) \right]^{\frac{1}{2}} \quad \text{eq. (II-3)}$$

Afin de déterminer comment  $F(n)$  dépend de la longueur de la fenêtre  $n$ , les étapes 2 et 4 devront être répétées pour différents longueur de fenêtre  $n$ . Il est clair que  $F(n)$  augmente

avec l'augmentation de  $n$ , étant donné que les écarts par rapport aux ajustements seront plus larges pour les grands segments.

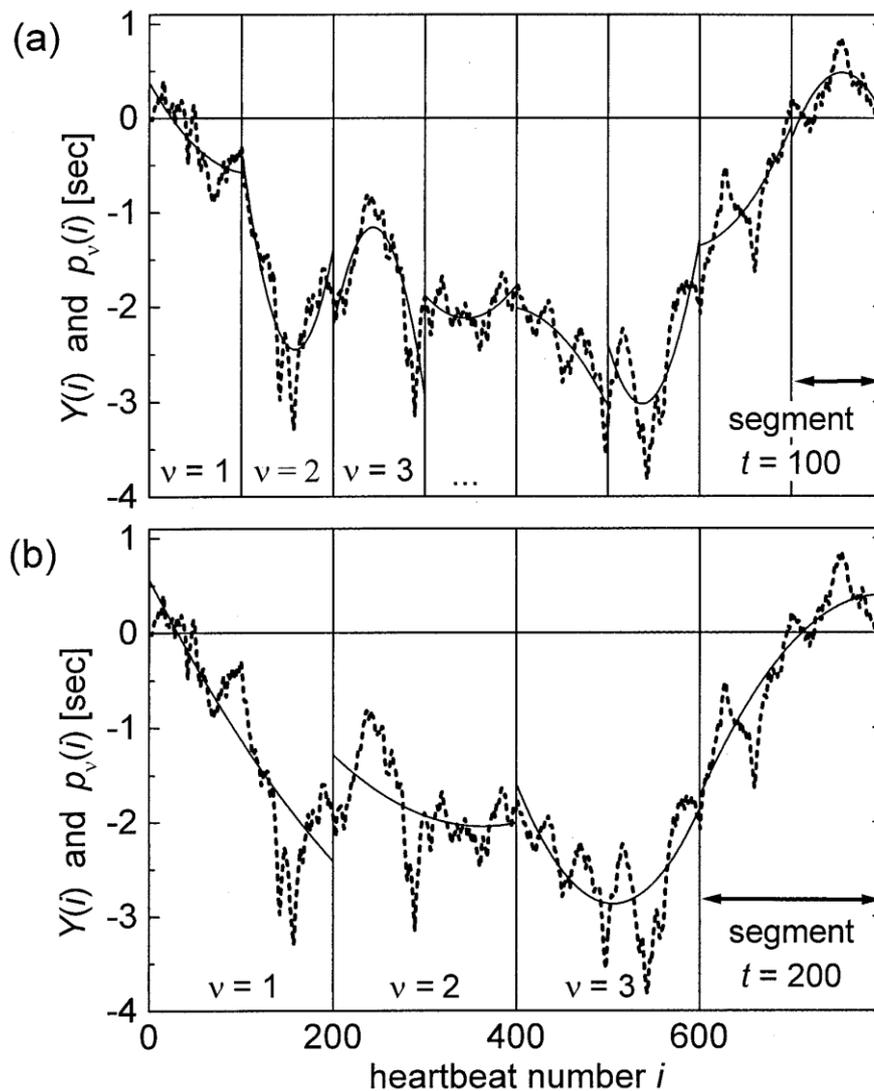


Figure II- 4 : Illustration de la procédure du redressement du second ordre DFA (DFA2) sur un signal cardiaque. Le profil  $Y(i)$  (lignes pointillées) calculée par sommation de la série de temps à l'étape 1 est divisé en segments non chevauchants de durée égale (échelle de temps) « $t$  » à l'étape 2. Ce processus est illustré pour  $t = 100$  battements dans (a) et  $t = 200$  battements dans (b) pour la même 800 intervalles de battement cardiaques d'un sujet sain. Dans l'étape 3, la méthode du moindre carré quadratique adaptée au profil (lignes continues) sont calculés pour chaque segment. Les carrés des différences entre le profil et son ajustement sont utilisés pour calculer la fonction de variation  $F(t)$  dans l'étape 4 de la procédure DFA [40].

Lorsque la fonction de fluctuation  $F(n)$  est représentée en fonction de  $n$  sur des échelles logarithmiques, l'exposant de fluctuation  $\alpha$  peut être déterminé par un ajustement linéaire. Pour des données non corrélées,  $\alpha = 0,5$ . Pour des données de courte durée, l'exposant est plus grand que 0,5 pour des fenêtres courtes. Une valeur de  $\alpha > 0,5$  indique une corrélation à long terme.

La méthode d'analyse des fluctuations redressées (DFA) a été citée dans plus de 1800 articles grâce à son efficacité dans la détection de la corrélation à long terme dans les signaux physiologiques.

### *Entropie approximative (ApEn)*

L'analyse dynamique non linéaire est une approche très puissante pour la compréhension des systèmes biologiques. Les calculs, cependant, exigent normalement une très longue série de données qui est probablement difficile ou impossible à obtenir. Pincus [41, 42] a conçu la théorie et la méthode pour une mesure de régularité étroitement liée à l'entropie de Kolmogorov, le taux de génération de nouvelles informations, qui peut être appliquée aux séries temporelles généralement courtes et bruitées des données cliniques. Cette famille statistique, nommée entropie approximative (Approximate Entropy (ApEn)) a été largement utilisée dans les études cardiovasculaires cliniques [43-53]

La méthode examine les séries temporelles pour des époques similaires : les séries temporelles les plus semblables mènent à des valeurs faibles d'ApEn. Informellement, étant donné  $N$  points,  $ApEn(m, r, N)$  est approximativement égale au logarithme naturel moyen négatif de la probabilité conditionnelle que deux séquences qui sont semblables pour  $m$  points restent similaires, dans une tolérance  $r$ , au point suivant  $m+1$ . Par conséquent, une faible valeur d'ApEn reflète un haut degré de régularité.

### *Calcul de l'ApEn*

L'ApEn a été introduite par Pincus [41] comme une mesure de complexité. Elle est dérivée de la corrélation intégrale  $C_i^m(r)$ , qui représente le nombre de points au sein d'une distance «  $r$  » du  $i^{\text{ème}}$  point lorsque le signal est noyé dans un espace de dimension «  $m$  » :

$$C_i^m(r) = (N - (m - 1))^{-1} \sum_{j=1}^{N-(m-1)} \theta(r - |x_i - x_j|) \quad \text{eq. (II-4)}$$

où  $\theta(t)$  est la fonction de Heaviside (si  $t \geq 0, \theta(t) = 1$ ; si  $t < 0, \theta(t) = 0$ ), et  $x_i$  et  $x_j$  sont des vecteurs construits à partir de la série temporelle  $[x(1), x(2), \dots, X(n)]$  de la façon suivante :

$$X_i = \{x(i), x(i + \tau), \dots, x(i + m - 1)\} \quad \text{eq. (II-5)}$$

$$X_j = \{x(j), x(j + \tau), \dots, x(j + m - 1)\} \quad \text{eq. (II-6)}$$

avec  $(i, j = 1, 2, \dots, N - (m - 1))$ .

La statistique ApEn est défini comme suit :

$$ApEn(m, r) = \theta^m(r) - \theta^{m+1}(r) \quad \text{eq. (II-7)}$$

$$\theta^m(r) = (N - (m - 1))^{-1} \sum_{i=1}^{N-(m-1)} \ln C_i^m(r) \quad \text{eq. (II-8)}$$

## Bibliographie

1. L.P. Fried, C.M. Tangen, J. Walston, A.B. Newman, C. Hirsch, J. Gottdiener, T. Seeman, R. Tracy, W.J. Kop, G. Burke and M.A. McBurnie (2001). "Frailty in Older Adults: Evidence for a Phenotype." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 56(3): M146-157.
2. F. Lauretani, C.R. Russo, S. Bandinelli, B. Bartali, C. Cavazzini, A. Di Iorio, A.M. Corsi, T. Rantanen, J.M. Guralnik and L. Ferrucci (1985). "Age-associated changes in skeletal muscles and their effect on mobility: an operational diagnosis of sarcopenia." *J Appl Physiol* 95(5): 1851-1960.
3. A.B. Newman, J.S. Gottdiener, M.A. Mcburnie, C.H. Hirsch, W.J. Kop, R. Tracy, J.D. Walston and L.P. Fried (2001). "Associations of subclinical cardiovascular disease with frailty." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 56(3): M158-M166.
4. L.P. Fried, E.C. Hadley, J.D. Walston, A.B. Newman, J.M. Guralnik, S. Studenski, T.B. Harris, W.B. Ershler and L. Ferrucci (2005). "From bedside to bench: research agenda for frailty." *Sci Aging Knowledge Environ* 2005 (31): 24.
5. L.A. Lipsitz (2004). "Physiological complexity, aging, and the path to frailty." *Sci Aging Knowledge Environ* (16): 16.
6. L.A. Lipsitz (2002). "Dynamics of stability: the physiologic basis of functional health and frailty." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 57(3): B115-125.
7. J.M. Hausdorff, Y. Ashkenazy, C.K. Peng, P.C. Ivanov, H.E. Stanley and A.L. Goldberger (2001). "When human walking becomes random walking: fractal analysis and modeling of gait rhythm fluctuations." *Physica A* 302(1-4): 138-147.
8. J.M. Hausdorff, M.E. Cudkowicz, R. Firtion, J.Y. Wei, A.L. Goldberger (1998). "Gait variability and basal ganglia disorders: Stride-to-stride variations of gait cycle timing in parkinson's disease and Huntington's disease." *Mov Disord* 13(3): 428-437.
9. T. Herman, N. Giladi, T. Gurevich and J.M. Hausdorff (2005). "Gait instability and fractal dynamics of older adults with a "cautious" gait: why do certain older adults walk fearfully?" *Gait Posture* 21(2): 178-185.
10. A.L. Goldberger (1996). "Non-linear dynamics for clinicians: chaos theory, fractals, and complexity at the bedside." *Lancet* 347(9011): 1312-1314.
11. D.E. Vaillancourt and K.M. Newell (2002). "Changing complexity in human behavior and physiology through aging and disease." *Neurobiol Aging* 23(1): 1-11.
12. L.A. Lipsitz and A.L. Goldberger (1992). "Loss of 'complexity' and aging. Potential applications of fractals and chaos theory to senescence." *Jama*, 267(13): 1806-1809.
13. P.K. Stein and R.E. Kleiger (1999). "Insights from the study of heart rate variability." *Annu Rev Med* 50: 249-261.
14. D.H. Kim, L.A. Lipsitz, L. Ferrucci, R. Varadhan, J.M. Guralnik, M.C. Carlson, L.A. Fleisher, L.P. Fried and P.H. Chaves (2006). "Association between reduced heart rate variability and cognitive impairment in older disabled women in the community: Women's Health and Aging Study I." *J Am Geriatr Soc* 54(11): 1751-1757.
15. L.A. Goldberger, L.A. Amaral, J.M. Hausdorff, P.C. Ivanov, C.K. Peng and H.E. Stanley (2002). "Fractal dynamics in physiology: alterations with disease and aging." *Proc Natl Acad Sci U S A* 99 Suppl 1: 2466-2472.

16. C.K. Peng, S. Havlin, J.M. Hausdorff, J.E. Mietus, H.E. Stanley and L.A. Goldberger (1995). "Fractal mechanisms and heart rate dynamics. Long-range correlations and their breakdown with disease." *J Electrocardiol* 28 Suppl: 59-65.
17. R.G. Yeh, J.S. Shieh, Y.J. Wang and S.H. Teng (2006). "Detrended fluctuation analyses of short-term heart rate variability in surgical intensive care units." *Biomed. Eng. Appl. Basis Commun* 18(02): 67-72.
18. E. Rodriguez, J.C. Echeverria and J. Alvarez-Ramirez (2007). "Detrended fluctuation analysis of heart intrabeat dynamics." *Phys Stat Mech Appl* 384(2): 429-438.
19. M.C. Teich, Lowen, B.M. Jost, K. Vibe-Rheymer and C.Heneghan (2000). "Heart Rate Variability: Measures and Models, in *Nonlinear Biomedical Signal Processing*." John Wiley & Sons, Inc: 159-213.
20. P.C. Ivanov, L.A. Amaral, L.A. Goldberger, S. Havlin, M.G. Rosenblum, Z.R. Struzik and H.E. Stanley (1999). "Multifractality in human heartbeat dynamics." *Nature* 399(6735): 461-465.
21. P.H. Chaves, R. Varadhan, L.A. Lipsitz, P.K. Stein, B.G. Windham, J. Tian, L.A. Fleisher, J.M. Guralnik and L.P. Fried (2008). "Physiological complexity underlying heart rate dynamics and frailty status in community-dwelling older women." *J Am Geriatr Soc* 56(9): 1698-1703.
22. M.V. Pitzalis, F. Mastropasqua, F. Massari, A. Passantino, R. Colombo, A. Mannarini, C. Forleo and P. Rizzon (1998). "Effect of respiratory rate on the relationships between RR interval and systolic blood pressure fluctuations: a frequency-dependent phenomenon." *Cardiovasc Res* 38(2): 332-339.
23. P. Calabrese, H. Perrault, T.P. Dinh, A. Eberhard and G. Benchetrit (2000). "Cardiorespiratory interactions during resistive load breathing." *Am J Physiol Regul Integr Comp Physiol* 279(6): R2208-R2213.
24. J. Beran (1994). "Statistics for Long-Memory Processes." Chapman & Hall/CRC Monographs on Statistics & Applied Probability: Taylor & Francis.
25. J.M. Hausdorff, P.L. Purdon, C.K. Peng, Z. Ladin, J.Y. Wei and A.L. Goldberger (1985). "Fractal dynamics of human gait: stability of long-range correlations in stride interval fluctuations." *J Appl Physiol* 80(5): 1448-1457.
26. C.K. Peng, S. Havlin, H.E. Stanley and A.L. Goldberger (1995). "Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series." *Chaos* 5(1): 82-87.
27. C.K. Peng, J.E. Mietus, Y. Liu, C. Lee, J.M. Hausdorff, H.E. Stanley, A.L. Goldberger and L.A. Lipsitz (2002). "Quantifying fractal dynamics of human respiration: age and gender effects." *Ann Biomed Eng* 30(5): 683-692.
28. P.J. Fadel, S.M. Barman, S.W. Phillips and G.L. Gebber (1985). "Fractal fluctuations in human respiration." *J Appl Physiol* 97(6): 2056-2064.
29. W.N. Kelley (1989). "Textbook of internal medicine." *Textbook of Internal Medicine*: Lippincott.
30. J.M. Hausdorff, C.K. Peng, Z. Ladin, J.Y. Wei, A.L. Goldberger and J.M. Hausdorff, (1985). "Is walking a random walk? Evidence for long-range correlations in stride interval of human gait." *J Appl Physiol* 78(1): 349-358.
31. J. Pailhou and M. Bonnard (1992). "Steady-state fluctuations of human walking." *Behav Brain Res* 47(2): 181-189.

32. M. Yamasaki, T. Sasaki, S. Tsuzuki and M. Torii (1984). "Stereotyped pattern of lower limb movement during level and grade walking on treadmill." *Ann Physiol Anthropol*, 3(4): 291-296.
33. L. Wolfson, R. Whipple, P.Amerman and J.N. Tobin (1990). "Gait assessment in the elderly: a gait abnormality rating scale and its relation to falls." *J Gerontol* 45(1): M12- M19.
34. J. Woo, S.C. Ho and A.L. Yu (1999). "Walking speed and stride length predicts 36 months dependency, mortality, and institutionalization in Chinese aged 70 and older." *J Am Geriatr Soc* 47(10): 1257-1260.
35. B. Najafi, K. Aminian, F. Loew, Y. Blanc and P.A. Robert (2002). "Measurement of stand-sit and sit-stand transitions using a miniature gyroscope and its application in fall risk evaluation in the elderly." *IEEE Trans Biomed Eng* 49(8): 843-851.
36. B.E. Maki (1997). "Gait changes in older adults: predictors of falls or indicators of fear." *J Am Geriatr Soc* 45(3): 313-320.
37. M. Montero-Odasso, S.W. Muir, M. Hall, T.J. Doherty, M. Kloseck, O. Beauchet and M. Speechley (2011). "Gait variability is associated with frailty in community-dwelling older adults." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 66(5): 568-576.
38. J.M. Hausdorff, S.L. Mitchell, R. Firtion, C.K. Peng, M.E. Cudkowicz, J.Y. Wei and A.L. Goldberger (1997). "Altered fractal dynamics of gait: reduced stride-interval correlations with aging and Huntington's disease." *J Appl Physiol* 82(1): 262-269.
39. J.M. Hausdorff, H.K. Edelberg, S.L. Mitchell, A.L. Goldberger and J.Y. Wei (1997). "Increased gait unsteadiness in community-dwelling elderly fallers." *Arch Phys Med Rehabil* 78(3): 278-283.
40. T. Penzel, J.W. Kantelhardt, L. Grote, J.H. Peter and A. Bunde (2003). "Comparison of detrended fluctuation analysis and spectral analysis for heart rate variability in sleep and sleep apnea." *IEEE Trans Biomed Eng* 50(10): 1143-1151.
41. S.M. Pincus (1991). "Approximate entropy as a measure of system complexity." *Proc Natl Acad Sci U S A* 88(6): 2297-2301.
42. S. Pincus and B.H. Singer (1996). "Randomness and degrees of irregularity." *Proc Natl Acad Sci U S A* 93(5): 2083-2088.
43. G.S. Dawes, M. Moulden, O. Sheil and C.W. Redman (1992). "Approximate entropy, a statistic of regularity, applied to fetal heart rate data before and during labor." *Obstet Gynecol* 80(5): 763-768.
44. L.A. Fleisher, J.A. Dipietro, T.R. Johnson and S. Pincus (1997). "Complementary and non-coincident increases in heart rate variability and irregularity during fetal development." *Clin Sci (Lond)* 92(4): 345-349.
45. S.M. Pincus, I.M. Gladstone and R.A. Ehrenkranz (1991). "A regularity statistic for medical data analysis." *J Clin Monit* 7(4): 335-345.
46. J.A. Palazzolo, F.G. Estafanous and P.A. Murray (1998). "Entropy measures of heart rate variation in conscious dogs." *Am J Physiol* 274(4 Pt 2): H1099-H1105.
47. T.H. Mäkikallio, T. Seppänen, M. Niemelä, K.E. Airaksinen, M. Tulppo and H.V. Huikuri (1996). "Abnormalities in beat to beat complexity of heart rate dynamics in patients with a previous myocardial infarction." *J Am Coll Cardiol* 28(4): 1005-1011.

48. T.H. Mäkikallio, T. Ristimäe, K.E. Airaksinen, C.K. Peng, A.L. Goldberger and V. Huikuri (1998). "Heart rate dynamics in patients with stable angina pectoris and utility of fractal and complexity measures." *Am J Cardiol* 81(1): 27-31.
49. L.A. Lipsitz, S.M. Pincus, R.J. Morin, S. Tong, L.P. Eberle and P.M. Gootman( 1997). "Preliminary evidence for the evolution in complexity of heart rate dynamics during autonomic maturation in neonatal swine". *J Auton Nerv Syst* 65(1): 1-9.
50. J.T. Korpelainen, K.A. Sotaniemi, A. Mäkikallio, H.V. Huikuri and V.V Myllylä (1999). "Dynamic behavior of heart rate in ischemic stroke". *Stroke* 30(5): 1008-1013.
51. A.L. Goldberger, J.E. Mietus, D.R. Rigney, M.L Wood and S.M. Fortney (1985)."Effects of head-down bed rest on complex heart rate variability: response to LBNP testing. " *J Appl Physiol* 77(6): 2863-2869.
52. K.K. Ho, G.B. Moody, C.K. Peng, J.E. Mietus, M.G. Larson, D. Levy and A.L. Goldberger(1997). "Predicting survival in heart failure case and control subjects by use of fully automated methods for deriving nonlinear and conventional indices of heart rate dynamics." *Circulation* 96(3): 842-848.
53. C.W.Jr. Hogue, P.P. Domitrovich, P.K. Stein, G.D. Despotis, L. Re, R.B. Schuessler, R.E. Kleiger and J.N. Rottman. "RR Interval Dynamics Before Atrial Fibrillation in Patients After Coronary Artery Bypass Graft Surgery." *Circulation* 98(5): 429-434.

## II.3. Outils cliniques/Technologies

### II.3.1. Détection des paramètres de la marche

Des instruments d'évaluation ont été développés dans le but de détecter les paramètres de la marche et de fournir des mesures objectives pour des individus ayant des troubles de marche [1], ces instruments constituant une amélioration des méthodes subjective basées sur l'observation [2].

Les appareils commerciaux les plus simples calculent certains paramètres, mais leur interprétation doit être effectuée par le clinicien ou le chercheur [2].

Les plates-formes de force et les caméras sont généralement utilisées pour l'analyse quantitative de la marche, l'équilibre et le contrôle postural [3-5]. Ces équipements sont coûteux et nécessitent un personnel technique qualifié pour les manipuler. Ils ne sont pas applicables s'il y a des limitations sur l'espace, le temps et le financement, ce qui arrive souvent dans la pratique clinique, limitant leur utilisation systématique [2, 5-8].

Les plates-formes de force mesurent les forces de réaction du sol générées par un corps qui est debout ou se déplace à travers elles, et permettent en particulier l'estimation du centre de pression (COP) [3]. Elles sont très précises, mais généralement trop coûteuses pour être utilisées en routine clinique. L'analyse de mouvement nécessite un expert, qui doit être également à même d'interpréter les résultats [2].

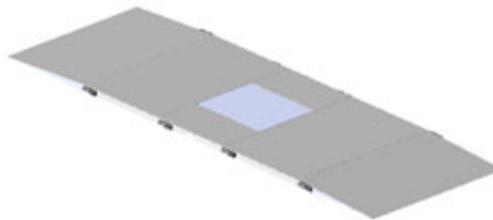


Figure II- 5 : Passerelle avec une plate-forme de force [9].

Un exemple est celui des plateformes de force AMTI [9]. La plate-forme de force AMTI mesure les forces et les moments appliqués à sa surface supérieure. Elle peut être utilisée seule ou disposée dans un format de passerelle pour enregistrer plusieurs étapes de la marche (Figure II-5). Elle offre des possibilités d'utilisation pour la marche, l'équilibre et les applications sportives. Il existe des modèles portables ou non. Les plates-formes portables

sont légères, robustes et économiques, étant conçues pour être utilisées lorsqu'il n'y a pas d'espace de laboratoire disponible pour une installation permanente [9].

Les systèmes de capture de mouvement optiques, utilisés pour l'analyse de la marche, captent le mouvement de marqueurs appliqués à des points anatomiques spécifiques du corps, pour calculer le mouvement sous-jacent des segments corporels [2].

Un exemple d'un tel système est le CODAMotion (figure II-5) [10]. C'est un système portable utilisé pour la mesure en temps réel de déplacements 3D [10].

Il existe aussi des tapis ou des passerelles sensibles à la pression, qui permettent la mesure de la répartition de la pression sous les pieds. Ils peuvent être définis comme des passerelles de marche ou des tapis de marche. Les passerelles de marche sont longues, généralement 3-5 mètres, et mesurent la pression et la force statique et dynamique sur plusieurs pas en utilisant une passerelle de profil bas, par exemple le GaitRite [11]. Les tapis de marche sont courts (moins d'1 mètre) et captent la pression dynamique quand une personne marche dessus et les mouvements du centre de pression (COP) lorsqu'une personne effectue une série de tâches. Un exemple d'un tel système est le Tekscan MatScan [2, 12].



Figure II- 6: Instrument de mesure Codamotion 3D [10].

Les passerelles et tapis de marche nécessitent un minimum de formation pour être utilisés et sont rapides à mettre en place. On les trouve couramment en clinique. Bien qu'ils puissent être déplacés, ils ne sont pas particulièrement portables [2].

Les réseaux de capteurs corporels (BSN : Body Sensor Networks) ont été récemment utilisés pour évaluer la marche et les problèmes d'équilibre. Ils ont l'avantage d'être portables, et par conséquent ils peuvent être utilisés dans le bureau d'un médecin ou à domicile. Un BSN peut être constitué d'un seul ou d'une combinaison de capteurs portables, tels que les accéléromètres, les gyroscopes, les magnétomètres et les semelles équipées de capteurs de pression. Il peut également comprendre des systèmes pour l'enregistrement, la transmission ou le traitement des données enregistrées [2].

Les semelles instrumentées sont des capteurs de pression incorporés dans les chaussures, pour mesurer la distribution de la pression exercée par le pied d'un patient pour évaluer des problèmes d'équilibre et pour mesurer les différents paramètres de la marche [2].

Certains appareils commerciaux utilisant des capteurs existent déjà, comme le DynaPort (voir [13]). Ils offrent des solutions pour l'évaluation clinique de la performance physique, comme la locomotion, le contrôle postural et les transitions « sit-to-stand » [13].

Le test DynaPort Gait utilise un accéléromètre triaxial attaché à la ceinture et qui permet d'effectuer une analyse de la marche et d'identifier les troubles de la marche. Grâce à ce système, les principaux événements du cycle de la marche, comme l'attaque du talon, le décollement de l'orteil et le double appui sont détectés en utilisant l'algorithme décrit par Zijlstra et ses collègues [14]. Sur la base de ces événements, des paramètres avancés, tels que le temps du pas asymétrique, la coordination bilatérale et les fluctuations en temps de la stride sont calculées [13].

Le test DynaPort Sit To Stand permet une évaluation qualitative du passage assis / debout. Il utilise un accéléromètre triaxial et un gyroscope triaxial pour mesurer les accélérations et les vitesses angulaires, permettant l'identification des événements au cours de la transition assis / debout et la détermination de l'angle du tronc [13].

Le test DynaPort Sway est également basé sur le capteur de mouvement de corps fixe et permet l'évaluation de l'équilibre d'une personne comme suite directe du mouvement du centre de la masse de l'individu. Les systèmes traditionnels utilisent des plates-formes de force qui estiment le déplacement du centre de pression [13].

### II.3.2. Evaluation de la vitesse de la marche

La vitesse de la marche est généralement évaluée en clinique en mesurant le temps nécessaire pour parcourir une distance définie entre deux repères (départ et arrivée) à l'aide d'un chronomètre. La mesure du temps commence lorsque le sujet franchit la ligne de départ sur le sol et s'arrête lorsque le sujet traverse la ligne d'arrivée. Ce déclenchement et cet arrêt peuvent se faire manuellement ou automatiquement (voir par exemple le système Microgate : Microgate, Bolzano, Italy).

La popularité de ce test classique réside dans le fait qu'il est très simple, obtenu par un simple calcul (vitesse de la marche = distance du parcours / temps mesuré), pas coûteux (chronométrage manuel), ne nécessite pas de connaissances techniques particulières et surtout présente une validité et une reproductibilité satisfaisantes [15].

Néanmoins, les évaluations sont souvent distantes de 6 mois à un an ou plus [16], ce qui rend difficile la détection de changements au moment même où ils se produisent. Cela limite les possibilités d'interventions rapides souvent nécessaires à la prévention de la diminution des capacités physiques et cognitives de la personne [17]. De plus, aujourd'hui ce test doit être supervisé par un médecin, un infirmier, un clinicien ou tout autre personnel médical, donc ne peut pas être utilisé dans le cadre du maintien en autonomie au domicile des personnes âgées.

De nombreuses approches ont été proposées et validées qui surmontent les problèmes de la fréquence faible des évaluations et de la présence d'une tierce personne pour accomplir ce test. On y trouve des semelles équipées avec des capteurs (Noraxon (Noraxon Telemyo 2400, Scottsdale, USA)), des capteurs FSR (Force Sensing Resistor) fixés sur la plante des pieds [18], des capteurs à base d'accéléromètres attachés à différentes parties du corps [14,19-24], des capteurs intégrés dans une ceinture [25] ou des gyroscopes [26]. Toutes ces solutions appartiennent à la catégorie des systèmes à base de capteurs embarqués, que la personne doit donc porter sur elle.

L'autre approche est basée sur des systèmes de capteurs non portés ou exo-capteurs, tels que le télémètre [27], la plateforme de marche telles que les plateformes ADAL [28], GaitMat II (E.Q. Inc., Cahlfont, PA, US) ou GAITRite (CIR Sytems Inc., Havertown, PA, US) (Webster et al. 2005), le locomètre SATEL (SATEL Sarl, Blagnac, France), les systèmes de suivi de mouvement 3D à base de caméras infrarouges et de marqueurs passifs ou actifs (Vicon

(Vicon, Lake Forest, CA), Elite (EliTE 2002 system, BTS, Milan, Italy), Stride (B & L Ingénierie, Tustin, CA), Kinect [29] etc.) ou encore des systèmes à base de Radar [30-34].

Bien que ces dispositifs surmontent certains des problèmes rencontrés avec les dispositifs portés par la personne, ils ont aussi des inconvénients. Dans la plupart des cas le coût du système est élevé (e.g. système optique pour le suivi de mouvement, ou encore tapis actimétrique pour l'évaluation exclusive de vitesse), et l'installation nécessite un environnement peu compatible avec l'agencement usuel d'un domicile. Même si c'est envisageable (comme par exemple pour la Kinect et les radars Doppler), les personnes âgées se sentent gênées par le caractère technologique explicite de ces dispositifs, leur caractère intrusif, les modifications induites sur l'espace de vie etc. Ces perturbations ont souvent l'effet inverse du but recherché en favorisant par exemple le risque de chute [35, 36].

Lorsque le but est d'évaluer la vitesse de la marche dans les conditions non-contrôlées, à domicile, dans le cadre du suivi de la fragilité, il existe donc un besoin pour un dispositif qui ne nécessite pas une distance prédéfinie standard, c'est à dire un dispositif qui mesure directement la vitesse de marche sans imposer une distance spécifique à parcourir (problème du chronométrage), qui est facile à utiliser (sans besoin d'une formation spéciale) et qui ne perturbe pas la vie habituelle de la personne âgée et ne nécessite pas de transformation de son environnement usuel.

Nous avons développé un dispositif spécifique à base d'un smartphone équipé d'un accéléromètre triaxial. Ce système peut mesurer la vitesse de la marche, de façon directe ou indirecte, et aussi d'autres paramètres liés à la qualité de la marche. Son développement technologique ainsi que sa validation pour la mesure de la vitesse de la marche sont présentés dans le chapitre suivant.

### **II.3.3. Smartphones**

Les téléphones portables modernes ne sont pas seulement de simples dispositifs de communication. Ils ont maintenant la capacité de détecter les propriétés physiques et environnementales, telles que l'image, l'accélération, l'orientation, la lumière, le champ magnétique et la température, offrant de nouvelles possibilités d'applications mobiles. Ces capacités sont possibles grâce à l'intégration de plusieurs capteurs, tels que les accéléromètres, les gyroscopes et les capteurs de luminosité [37].

L'accéléromètre mesure l'accélération courante en  $m.s^{-2}$  le long des axes x (latéral), y (vertical) et z (longitudinal) par rapport à l'écran du téléphone (comme représenté sur la figure II-6. Les accéléromètres mesurent à la fois l'accélération statique (par exemple la gravité) et dynamique (par exemple les vibrations), étant incapables de différencier entre l'accélération provoquée par le mouvement ou causée par la gravité [1, 37, 38].

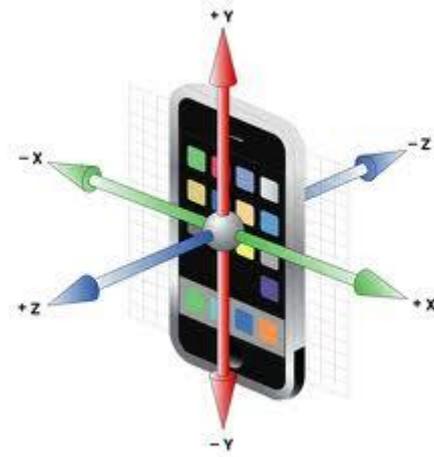


Figure II-7 : Système de coordonnées du capteur d'accélération [39].

Le gyroscope mesure la vitesse de rotation autour des trois mêmes axes, en  $radians.s^{-1}$ . La rotation est positive dans le sens antihoraire. Le calcul de l'angle se fait par l'intégration de la sortie du gyroscope au cours du temps [39].

Plus récemment, certains smartphones incorporent déjà une fusion de capteurs, c'est à dire une combinaison de données sensorielles afin de produire des données améliorées [40]. Cela permet l'extraction directe de plusieurs nouveaux types de lecture du capteur, tels que la gravité et l'accélération linéaire. Cela peut ensuite être utilisé pour le développement d'applications qui répondent rapidement et régulièrement aux petits changements dans la position de l'appareil et le mouvement [39].

L'accélération linéaire est le résultat de l'élimination de l'accélération due à la gravité du signal d'accélération du dispositif. L'isolement de la force de gravité est généralement réalisé grâce à l'application d'un filtre passe-bas sur le signal d'accélération issu des capteurs. Au contraire, l'accélération linéaire peut être obtenue en appliquant un filtre passe-haut [39]. L'accélération, la gravité et l'accélération linéaire (toutes les valeurs ont des unités en  $m/s^2$ ) obéissent alors à la relation suivante :

$$\text{accélération} = \text{gravité} + \text{accélération linéaire} \quad \text{eq. (II-9)}$$

### *Téléphone mobile et personnes âgées*

Les appareils mobiles sont de petite taille, ont de petits écrans et des boutons également de petite taille, de sorte que les personnes âgées peuvent avoir des difficultés à les faire fonctionner. Souvent, les personnes âgées sont assez familières des techniques d'interaction utilisées sur les téléphones mobiles [41] et n'ont pas de crainte particulière sur les conséquences de leur utilisation [42].

Pour cette raison, une utilisation efficace des appareils par les personnes âgées ne peut être atteinte que si les interfaces sont soigneusement conçues [41], car ces utilisateurs préfèrent des caractéristiques de conception qui prennent en compte la baisse de leurs capacités fonctionnelles [42].

La conception de l'interface pour les personnes âgées est plus complexe que pour les groupes plus jeunes, puisque les personnes âgées traitent plus lentement l'information spatiale, verbale et visuelle et ont souvent un déficit cognitif [43]. En outre, comme les effets du vieillissement ne se manifestent pas à la même vitesse pour tout le monde, la variabilité des capacités augmente à mesure que les personnes vieillissent, ce qui présente un défi supplémentaire pour la conception de l'interface [44].

Les interfaces devraient alors être :

- Faciles à utiliser
- Simples
- Intuitives, de sorte que les utilisateurs ne sont pas obligés de réapprendre l'application à chaque fois qu'ils l'utilisent
- Fonctionnelles
- Capables de réaliser une bonne interaction entre le doigt et l'écran [37].

## Bibliographie

1. K.M. Culhane, M. O'Connor, D. Lyons and G.M. Lyons (2005). "Accelerometers in rehabilitation medicine for older adults." *Age Ageing* 34(6): 556-560.
2. C. Ni Scanail, C. Garattini, B.R. Greene and M.J. McGrath (2011). "Technology Innovation Enabling Falls Risk Assessment in a Community Setting." *Ageing International* 36(2) 217-231.
3. R. Moe-Nilssen (1998). "A new method for evaluating motor control in gait under real-life environmental conditions. Part 2: Gait analysis." *Clinical Biomechanics* 13(4-5): 328-335.
4. R. Moe-Nilssen (1998). "A new method for evaluating motor control in gait under real-life environmental conditions. Part 1: The instrument." *Clinical Biomechanics* 13(4-5): 320-327.
5. M. O'Sullivan, C.Blake, C. Cunningham, G. Boyle and C. Finucane (2009). "Correlation of accelerometry with clinical balance tests in older fallers and non-fallers." *Age Ageing* 38(3): 308-313.
6. R. Senden, B. Grimm, I.C. Heyligers, H.H. Savelberg and K. Meijer (2009). "Acceleration-based gait test for healthy subjects: reliability and reference data." *Gait Posture* 30(2): 192-196.
7. M. Brandesa, W. Zijlstrab, S. Heikensc, R. Van Lummelc and D. Rosenbauma (2006). "Accelerometry based assessment of gait parameters in children." *Gait & Posture* 24(4): 482-486.
8. L. Allet, S. Armand, R.A. de Bie, A. Golay, D. Monnin, K. Aminian and E.D. De Bruin (2008). "Reliability of diabetic patients' gait parameters in a challenging environment." *Gait Posture* 28(4): 680-686.
9. AMTI. AMTI Force and Motion. Website. <http://www.amti.biz/>.
10. Codamotion: Real-Time Excellence. Website, 2010. <http://www.codamotion.com/>.
11. GAITRite: footprints you can see. Measurements you can trust. Website. <http://www.gaitrite.com/>.
12. Tekscan. MatScan System. Website. <http://www.tekscan.com/>.
13. B.V.McRoberts. Clinical Assessment. Website. <http://www.mcroberts.nl/products/clinical-assessment>.
14. W. Zijlstra (2004). "Assessment of spatio-temporal parameters during unconstrained walking." *Eur J Appl Physiol* 92(1-2) 39-44.
15. M. Houles, G. Abellan Van Kan, Y. Rolland, S. Andrieu, P. Anthony, J. Bauer, O. Beauchet, M. Bonnefoy, M. Cesari, L.M. Donini, S. Gilette-Guyonnet, M. Inzitari, I. Jurk, F. Nourhashemi, E. Offord-Cavin, G. Onder, P. Ritz, A. Salva, M. Visser and B.J. Vellas (2010). "La vitesse de marche comme critère de fragilité chez la personne âgée vivant au domicile." *Les cahiers de l'année gérontologique* 2(1): 13-23.
16. S. Hagler, D. Austin, T.L. Hayes, J. Kaye and M. Pavel (2010). "Unobtrusive and ubiquitous in-home monitoring: a methodology for continuous assessment of gait velocity in elders." *IEEE Trans Biomed Eng* 57(4): 813-820.

17. A.A. Bielak, D.F. Hultsch, E. Strauss, S.W. Macdonald and M.A. Hunter (2010). "Intraindividual variability in reaction time predicts cognitive outcomes 5 years later." *Neuropsychol* 24(6): 731-741.
18. J.M. Hausdorff, H.K. Edelberg, S.L. Mitchell, A.L. Goldberger and J.Y. Wei (1997). "Increased gait unsteadiness in community-dwelling elderly fallers." *Arch Phys Med Rehabil* 78(3): 278-283.
19. H.B. Menz, S.R. Lord and R.C. Fitzpatrick. (2003). "Age-related differences in walking stability." *Age Ageing* 32(2): 137-142
20. D. Alvarez, R.C. Gonzalez, A. Lopez and J.C. Alvarez (2006). "Comparison of Step Length Estimators from Wearable Accelerometer Devices". *Engineering in Medicine and Biology Society*, 2006. EMBS '06. 28th Annual International Conference of the IEEE.
21. J.J. Kavanagh and H.B. Menz (2008). "Accelerometry: a technique for quantifying movement patterns during walking." *Gait Posture* 28(1): 1-15.
22. R.C. Gonzalez, A.M. Lopez, J. Rodriguez-Uria, D. Alvarez and J.C. Alvarez (2010). "Real-time gait event detection for normal subjects from lower trunk accelerations." *Gait Posture* 31(3): 322-325.
23. B.H. Dobkin, X. Xu, M. Batalin, S. Thomas and W. Kaiser (2011). "Reliability and validity of bilateral ankle accelerometer algorithms for activity recognition and walking speed after stroke." *Stroke* 42(8): 2246-2250.
24. A. Peruzzi, U. Della Croce and A. Cereatti (2011). "Estimation of stride length in level walking using an inertial measurement unit attached to the foot: a validation of the zero velocity assumption during stance." *J Biomech* 44(10): 1991-1994.
25. M. Schimpl, C. Lederer and M. Daumer (2011). "Development and validation of a new method to measure walking speed in free-living environments using the actibelt(R) platform." *PLoS One* 6(8): e23080.
26. K. Aminian, B. Najafi, C. Bula, P.F. Leyvraz and P. Robert (2002). "Spatio-temporal parameters of gait measured by an ambulatory system using miniature gyroscopes." *J Biomech* 35(5): 689-699.
27. R.F. Weir and D.S. Childress (1997). "A portable, real-time, clinical gait velocity analysis system." *IEEE Trans Rehabil Eng* 5(4): 310-321.
28. A. Belli, P. Bui, A. Berger, A. Geysant and J.R. Lacour (2001). "A treadmill ergometer for three-dimensional ground reaction forces measurement during walking." *J Biomech* 34(1): 105-112.
29. E. Stone and M. Skubic (2011). "Evaluation of an inexpensive depth camera for in-home gait assessment." *J. Ambient Intell. Smart Environ.* 3(4): 349-361.
30. M. Otero (2005). Application of a continuous wave radar for human gait recognition.
31. D. Tahmouh and J. Silvius (2009). "Radar Stride Rate Extraction." *International Machine Vision and Image Processing Conference*.
32. T. Yardibi, P. Cuddihy, S. Genc, C. Bufi, M. Skubic, M. Rantz, L. Liang and C. Phillips (2011). "Gait characterization via pulse-Doppler radar." *Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops)*, 2011 IEEE International Conference on.

33. P.E. Cuddihy, T. Yardibi, Z.J. Legenzoff, L. Liu, C.E. Phillips, C. Abbott, C. Galambos, J. Keller, M. Popescu, J. Back, M. Skubic and M.J. Rantz (2012). "Radar walking speed measurements of seniors in their apartments: technology for fall prevention." Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc 2012: 260-263.
34. R. Jaber, A. Chkeir, D. J. Hewson, J. Duchêne (2014). "A New Device to Assess Gait Velocity at Home." XIII Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing 2013. L. M. Roa Romero, Springer International Publishing. 41: 1503-1506.
35. M.E. Tinetti, M. Speechley and S.F. Ginter (1988). "Risk factors for falls among elderly persons living in the community." N Engl J Med 319(26): 1701-1707.
36. R.W. Sattin, D.A. Lambert Huber, C.A. DeVito, J.G. Rodriguez, A. Ros, S. Bacchelli, J.A. Stevens and R.J. Waxweiler (1990). "The incidence of fall injury events among the elderly in a defined population." Am J Epidemiol 131(6): 1028-1037.
37. R. Meier (2010). "Professional Android 2 Application Development." Wiley Publishing.
38. E. Burnette (2010). "Hello Android - Introducing Google's Mobile Development Platform." 3th edition.
39. Android Developers. Website. <http://developer.android.com/index.html>.
40. W. Elmenreich (2002). "Sensor Fusion in Time-Triggered Systems." PhD thesis, O.Univ.-Prof. Dr. Hermann Kopetz.
41. J. Goodman, S. Brewster and P. Gray (2004). "Older people, mobile devices and navigation." In Proceedings of the Workshop on HCI and the Older Population, pages 13–14.
42. S. Sulaiman and I.S. Sohaimi (2010). "An Investigation to Obtain a Simple Mobile Phone Interface for Older Adults." In 2010 International Conference on Intelligent and Advanced Systems (ICIAS).
43. Seruca, J. Cordeiro and S. Hammoudi (2006). "Enterprise information systems VI." Springer.
44. M. Zajicek (2004). "Passing on Good Practice: Interface Design for Older Users." In Computer Human Interaction, pages 636–640.

## **Chapitre III. Etudes méthodologiques**

### **III.1. Variation de la fréquence d'échantillonnage**

#### **III.1.1. Introduction**

La fragilité a été reconnue comme un syndrome clinique gériatrique dans lequel la personne concernée est incapable de répondre à des contraintes quotidiennes [1]. Une large gamme de tests diagnostiques cliniques a été élaborée pour la fragilité, allant de ceux ne comprenant que quelques items vers des batteries de tests prenant de nombreuses heures à administrer [2]. Au-delà des essais cliniques, un certain nombre d'auteurs ont suggéré que les variations de la complexité physiologique peuvent être utilisées pour identifier l'apparition précoce de la maladie et de la fragilité [3, 4]. Des études ont montré que les systèmes physiologiques fluctuent de manière variable afin de s'adapter à tous les changements possibles dans l'environnement. La variabilité de la complexité peut être observée par la présence de corrélations à long terme dans les signaux physiologiques, la structure de ces signaux et le fonctionnement des systèmes devenant plus hétérogènes avec l'âge [5, 6], dont le résultat est une réduction de la complexité physiologique et une réduction de la capacité d'adaptation du système [7, 8].

Les changements de la complexité avec la maladie ou le vieillissement ont été observés dans une gamme de différents signaux physiologiques, tels que la respiration [9], le balancement postural [10], et les intervalles entre les impulsions obtenues à partir des signaux de fréquence cardiaque [11]. Des changements similaires à ceux observés dans le rythme cardiaque ont également été trouvés avec les intervalles entre les pas lors de la marche [12, 13]. La marche peut être considérée comme une série temporelle pseudo-périodique, avec une variabilité inter-cycles prise comme un indicateur de la stabilité sous-jacente de la marche. Les changements dans la variabilité inter-cycles pourraient indiquer un changement dans la stabilité, qui pourrait être lié à la fragilité de la personne évaluée. Le paramètre de la marche généralement utilisé est la durée du pas, ou l'intervalle entre les strides. Une diminution de la complexité de ce paramètre a été montrée comme étant liée à un risque accru de chute [14], tandis que la diminution de la complexité lors de la marche a également été montrée pour les deux populations que sont les personnes vieillissantes et les malades, y compris les maladies de Huntington et de Parkinson [3].

Un certain nombre de méthodes ont été utilisées pour quantifier la complexité de séries temporelles physiologiques, les deux méthodes les plus largement rapportées étant l'analyse fractale « Detrended Fluctuation Analysis » (DFA) et une mesure de l'entropie. La méthode DFA, qui a d'abord été proposée par Peng et ses collègues [15], est une méthode bien établie pour détecter des corrélations à long terme dans les séries temporelles. Des études ont montré une diminution de la complexité en utilisant la méthode DFA à partir d'une série temporelle de la marche chez des sujets âgés et malades [7, 8]. L'entropie d'une série temporelle est également utilisée comme une mesure de régularité du système [16, 17]. Il a été montré que l'entropie de séries temporelles non stationnaires tendait à diminuer avec l'âge et la maladie. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour calculer l'entropie, comme la sample entropie [18], la « fuzzy » entropie [19], l'entropie approximative [17, 18] et l'entropie multi-échelle [20]. Dans la présente étude, l'entropie approximative (ApEn) a été choisie, car cette méthode a été largement utilisée pour étudier les séries temporelles physiologiques [16-18].

De nombreuses méthodes ont été utilisées pour collecter les données relatives à l'intervalle entre chaque stride. Une des méthodes les moins intrusives et les plus portables est de porter un système de capteur inertiel, contenant généralement des accéléromètres à trois axes et des gyroscopes [21]. Cette méthode peut être utilisée dans des conditions réelles, sans exiger que la personne ne soit testée dans une clinique ou un laboratoire. La présence d'un accéléromètre à trois axes dans les téléphones intelligents a conduit à de nombreux travaux sur l'utilisation des téléphones mobiles pour l'analyse de la marche [22]. L'avantage d'un tel système, qui fournit des résultats acceptables, même lorsqu'il est placé dans la poche de l'utilisateur, est la possibilité d'évaluer la complexité de la marche en conditions réelles pendant de longues périodes [23].

Malgré les nombreux avantages de l'utilisation d'un téléphone mobile au lieu d'un accéléromètre commercial, un tel dispositif présente des problèmes relatifs à la fréquence d'échantillonnage. Contrairement à un accéléromètre commercial utilisé seulement pour l'analyse de la marche, un téléphone mobile effectue des tâches de traitement multiples, ce qui signifie que la fréquence d'échantillonnage de l'accéléromètre varie en fonction de la charge du processeur [23]. Bien que des changements aléatoires de la fréquence d'échantillonnage aient peu d'effet sur les mesures de l'activité physique, les mesures de la variabilité de la marche pour les intervalles entre stride pourraient être affectées. En conséquence, le but de la présente étude était d'étudier les changements dans la fréquence d'échantillonnage d'un smartphone en comparaison avec un accéléromètre autonome. Les

mesures de la fréquence d'échantillonnage ont été enregistrées, tandis que la DFA et l'ApEn ont été calculées pour les deux systèmes afin de détecter tout effet possible des changements de fréquence d'échantillonnage sur ces paramètres.

### **III.1.2.Méthodologie**

#### *Participants*

Treize personnes en total de l'Université de Technologie de Troyes ont participé à cette étude. Les sujets étaient âgés de  $31 \pm 10$  ans, avec un poids de  $70 \pm 12$  kg et une taille de  $173 \pm 9$  cm. Huit sujets étaient de sexe masculin, cinq sujets de sexe féminin. Tous les sujets ont donné leur consentement préalable à leur participation.

#### *Procédures*

Il a été demandé aux participants de marcher le long d'un couloir de 25 m dix fois, soit une distance totale de 500 m. Les sujets ont réalisé ce test deux fois. La première avec leur vitesse de marche habituelle et la deuxième avec une vitesse lente (dix sujets seulement ont participé à cette étude). Les investigateurs n'ont pas trouvé nécessaire d'étudier les variations lors d'une marche à vitesse rapide puisque les personnes âgées n'atteignent pas cette vitesse pendant leur marche. Afin de réaliser la synchronisation des deux appareils, on a demandé aux participants d'effectuer un saut en début et en fin de chaque expérimentation. Le saut est traduit par un pic d'accélération dans les deux signaux, permettant de synchroniser le départ et la fin de chaque marche. Tout au long de l'expérimentation, les sujets portaient leurs chaussures et leurs vêtements habituels.

#### *Acquisition des données*

Le téléphone mobile utilisé dans l'étude est le Smartphone Nokia N8 (Figure III-1) (Nokia Corporation, Espoo, Finlande). Un logiciel développé en interne en utilisant QT (Digia, Helsinki, Finlande) stocke les données provenant de l'accéléromètre à trois axes intégré dans le téléphone dont les caractéristiques sont données dans le Tableau III-1.



Figure III-1 : Smartphone Nokia N8.

Tableau III-1 : Caractéristiques de l'accéléromètre du Nokia N8.

Capteur d'accéléromètre triaxial	LIS302DL SM
Fréquence d'échantillonnage	40 Hz
Echelle de mesure	$\pm 2$ g
Résolution	$10^{-3}$ g
	RAM : 256 Mo
Capacité de stockage du Nokia	Mémoire de masse : 16 Go
	Mémoire externe MicroSD : 32 Go

D'autre part, le Locométrie Podologie (figure III-2) intégré à PODOSAT® est utilisé comme un dispositif de référence pour la mesure de la marche à la base d'accéléromètre. Le Locométrie Podologie consiste en un capteur d'accélération fixé en région lombaire à l'aide d'une ceinture élastique. Il enregistre tous les mouvements du centre de gravité au cours de la marche, de la course ou d'autres mouvements sportifs. Le logiciel Locométrie® Podologie

permet de mesurer des paramètres reliés à l'équilibre, l'onde de choc de haute fréquence (indicateur de l'amortissement) ainsi que les paramètres reliés à la complexité et la fragilité comme le temps et la longueur du pas et la vitesse de la marche. Quelques caractéristiques du capteur d'accélération triaxial du Locométrie Podologie sont présentées dans le Tableau III-2.



Figure III-2 : Accéléromètre Locométrie.

Tableau III-2 : Caractéristiques du capteur d'accélération du locométrie.

Fréquence d'acquisition	100 Hz
Echelle de mesure	$\pm 6$ g
Résolution	$10^{-3}$ g
Surcharge maximum	3000 g

Les deux appareils ont été fixés l'un sur l'autre autour de la taille de sorte que les capteurs soient au-dessus des segments intervertébraux L3-L4 (Figure III-3). Les signaux du locométrie ont été enregistrés avec une fréquence d'acquisition de 100 Hz, tandis que la fréquence théorique de Nokia est de 40 Hz. Les deux signaux ont été transférés à un

ordinateur portable après la fin de chaque expérimentation. Le signal locométrie a été analysé en utilisant un logiciel développé par Centaure-Metrix alors que le signal Nokia a été analysé en utilisant Matlab (Mathworks Inc., Natick, MA, USA).



Figure III-3 : Positionnement du smartphone et du locométrie durant l'expérimentation.

### III.1.3. Analyse des données

#### *Identification de la marche*

Les données enregistrées à l'aide des capteurs inertiels ont été transférées à partir des périphériques vers l'ordinateur pour être analysées en Matlab (Mathworks Inc., Natick, MA, USA).

Le smartphone était toujours positionné de façon que l'écran soit orienté vers l'avant, et dans une position verticale de sorte que les axes du téléphone soient dans la position représentée sur la Figure III-4. Cette position, l'axe z vers l'arrière, l'axe y vers le haut, et l'axe x vers la droite, est compatible avec les recommandations de la Société internationale de biomécanique (ISB) [24].



Figure III-4 : Systèmes des coordonnées du smartphone.

Les données sont filtrées à l'aide d'un filtre « Butterworth » passe-bas d'ordre 2 avec une fréquence de coupure de 5 Hz. La fréquence de coupure a été fixée expérimentalement et basée sur les données de la littérature, permettant de conserver la fréquence des strides et d'éliminer les hautes fréquences 1. Selon Zijlstra et ses collègues, la durée des strides peut varier de 0,98s à 1,74s lorsque la vitesse de marche varie de  $1,75 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$  à  $0,50 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ . Ces durées peuvent alors être considérées comme fixant la période du signal vertical de sorte que les fréquences fondamentales peuvent varier de 0,57 Hz à 2 Hz [25]. De ce fait, une fréquence de coupure de 5 Hz permet un très bon filtrage du signal, en conservant ses caractéristiques principales (fréquence correspondant aux pas et aux strides).

Lorsque la personne est immobile (pas de mouvement), l'accélération mesurée par l'accéléromètre du smartphone est égale à la gravité (comme nous utilisons ici l'accélération verticale) et est également constante dans le temps. Pour remédier à cette situation, la normalisation autour de zéro est appliquée. Cette normalisation garantit que toutes les coordonnées du vecteur d'accélération d'entrée sont transformées en coordonnées dont la valeur moyenne est proche de 0.

Après le filtrage et la normalisation des données des signaux enregistrées par les capteurs, la détection des impacts du pied (contacts pieds-terre) est faite. La détection correcte de ces instants sera fondamentale pour une détermination fiable d'autres facteurs spatio-temporels essentiels, qui sont très dépendants de cette phase [26]. A chaque pas, le poids du corps est transféré d'un pas à l'autre, ce qui provoque un mouvement de haut en bas du bassin pendant

la marche et coïncide avec ses mouvements gauche-droite. Le bassin se déplace également vers l'avant et vers le bas à chaque pas en créant des fluctuations de vitesse dans la direction de progression [27].

Au cours de l'appui unipodal, on s'attend à ce que l'accélération vers le haut augmente, ce qui est concomitant à une augmentation de l'inclinaison du corps (phase d'accélération). Pendant la transition du simple au double appui (c'est à dire quand un contact du pied controlatéral intervient) l'inclinaison du corps diminue et l'accélération vers le haut diminue également (phase de décélération) [26, 28, 29]. Ainsi, l'instant de contact du pied peut être estimé à partir du pic de l'accélération verticale qui suit un passage du négatif au positif comme montré dans la Figure III-5. L'accélération verticale mesurée suivant l'axe Y donne les meilleurs résultats jusqu'à présent pour l'identification de la marche [30].

Cependant, cette simple définition ne suffit pas pour une bonne détection des seuls contacts du pied dans les signaux réels, puisque certains pics d'accélération obéissant pourtant à cette règle ne correspondent pas à des vrais contacts de pied, comme on peut l'observer sur le signal théorique de la Figure III-5. Ainsi, d'autres caractéristiques des signaux ont été prises en considération.

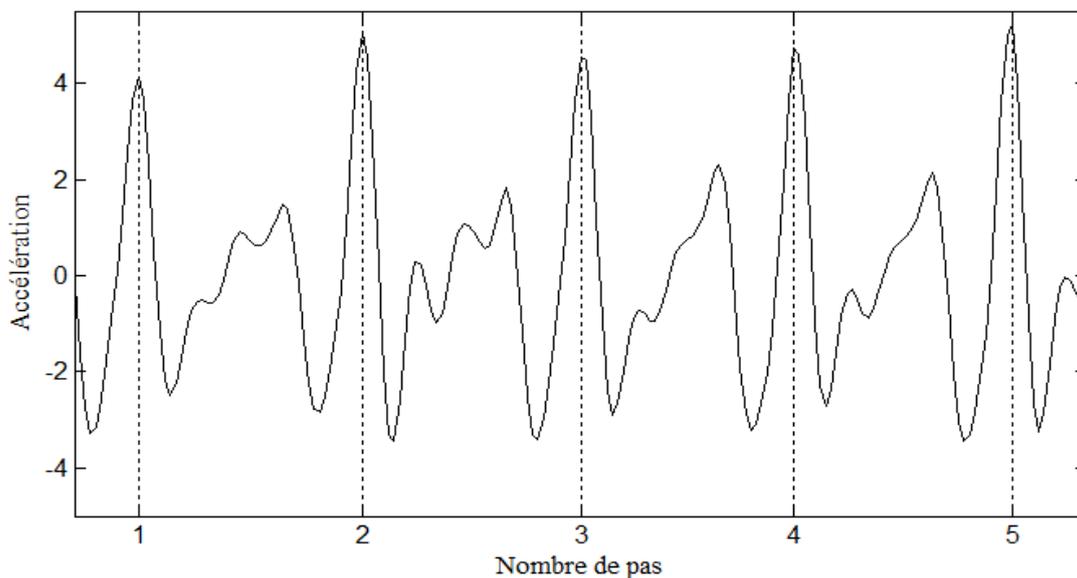


Figure III-5 : Accélération verticale du signal au niveau du bassin. Les lignes pointillées représentent les moments du contact des pieds.

La première étape consiste donc à détecter les passages par zéro de la composante linéaire du signal d'accélération linéaire. L'accélération linéaire a été choisie car elle a été déjà normalisée autour de zéro, ayant une moyenne autour de zéro, de sorte que le processus de

détection de passage par zéro devient plus facile. Le passage à zéro du négatif au positif a été défini comme deux points consécutifs caractérisés par une droite ayant une pente négative et dont le produit aboutit à une valeur négative ou nulle. Pour chaque passage par zéro, le maximum suivant a été calculé.

Pour exclure les passages à zéro causés par le bruit dans le signal, seulement les maximums au-dessus d'un seuil donné ont été considérés. Ce seuil a été fixé à  $0,5 \text{ m.s}^{-2}$ , après avoir analysé plusieurs expérimentations sur un ensemble de tests de marche.

Comme certains pics pourraient être détectés dans la phase de repos à cause d'un mouvement ou d'un glissement du smartphone de sa position initiale, un deuxième filtrage en deux étapes a été réalisé pour éliminer ces faux maximums. La première étape consiste à utiliser l'écart type évalué sur une fenêtre glissante. Il existe une grande variabilité dans le passage du repos à la marche. L'écart type a été calculé dans une fenêtre glissante de 10 points tout au long du signal (Figure III- 6), puis la moyenne des écarts types a été calculée. Le début de la marche est considéré comme étant le moment pour lequel l'écart type augmente pour dépasser la moyenne déjà calculée. Tous les maximums qui précèdent ce point ont été exclus puisque ils font partie de la partie stable.

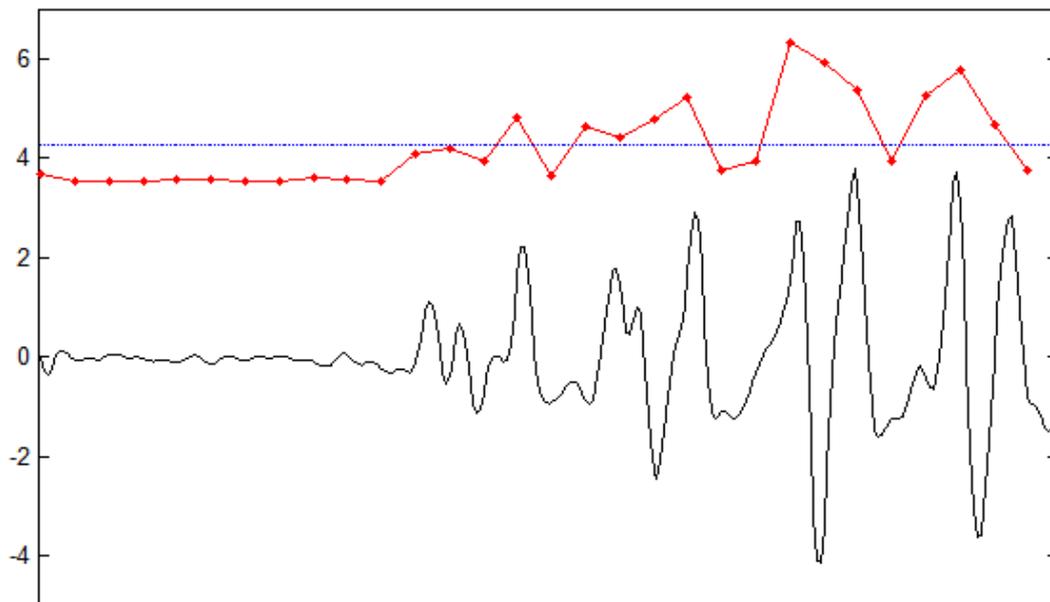


Figure III-6 : Illustration de la fenêtre glissante de l'écart type. (Rouge : écart type, Noir : signal d'accélération et Bleu : moyenne de l'écart type).

Après ce processus, certaines valeurs maximales qui ne représentent pas les contacts du talon étaient toujours présentes. Pour éliminer ces pics, la différence moyenne entre deux pics

consécutifs a été calculée afin d'évaluer si certains d'entre eux étaient trop proches, sachant que la marche a une configuration tout à fait régulière et une fréquence quasi régulière de contacts du talon. Les pics ont été considérés comme trop près si la différence de temps entre eux est inférieure à 75% de la moyenne, en admettant une certaine variabilité sur le schéma de marche. Cette valeur a été déterminée expérimentalement en utilisant des tests d'essai. Si deux pics sont trop proches l'une de l'autre, le pic le plus élevé a été considéré comme le contact du pied.

Des études précédentes ont montré que le moment de l'impact du talon avant un contact total du pied est représenté dans le signal d'accélération par la vallée qui précède le contact du pied (maximum d'accélération), alors que le moment de décollement des orteils est considéré comme le minimum (vallée) qui suit le contact du pied [31, 32]. Après l'impact du talon, une accélération verticale rapide est observée [33]. Ces hypothèses ont été ajoutées à l'algorithme confidentiel de détection de la marche (Figure III-5).

L'algorithme a été testé sur une dizaine de signaux d'essai effectués à l'Université de Technologie de Troyes dont un exemple est illustré dans la Figure III-7.

La détection de ces moments est suffisante pour délimiter les phases de la marche, de là les instants d'occurrence des différents événements de la marche. Un stride est considéré comme le temps entre deux impacts du talon successifs du même pied. Les phases d'appui ont été considérées comme le temps entre l'impact du talon et le décollement de l'orteil du même pied. Les phases d'oscillation (« swing time ») débutent après le décollement de l'orteil et le contact du talon du même pied.

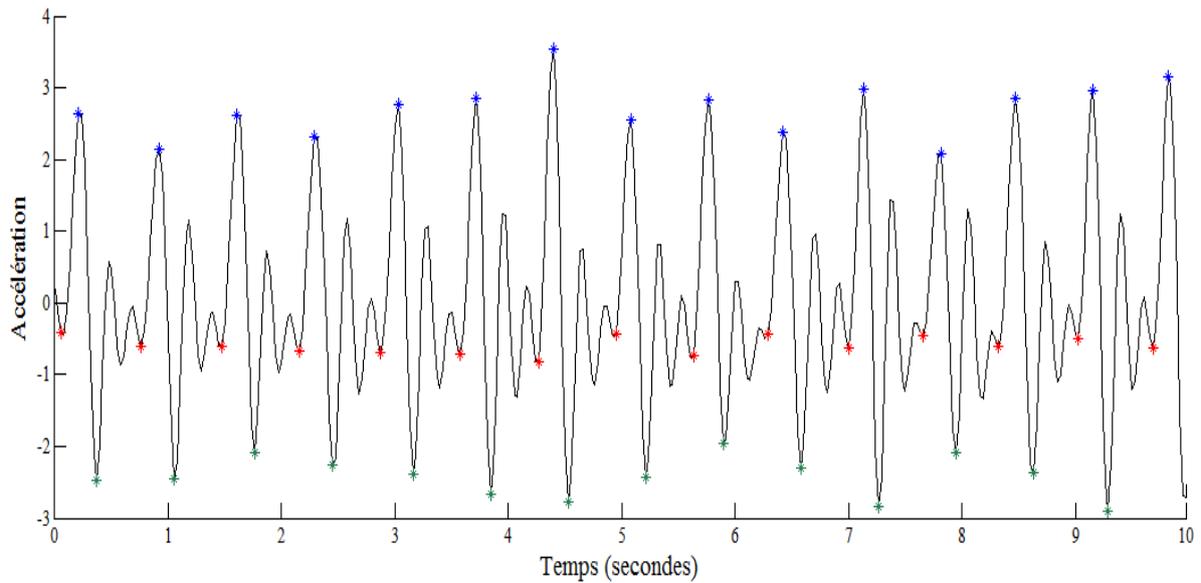


Figure III-7 : Moments de l'impact du talon (rouge) et décollement de l'orteil (vert) détectés dans l'accélération mesurée. Le moment du contact du pied est illustré en bleu.

Pendant la phase d'appui, les phases d'appui unipodales et bipodales ont été déterminées. Les appuis doubles ont lieu entre l'attaque du talon d'un pied et le décollement de l'orteil de l'autre pied et le support simple (unipodal) entre le décollement de l'orteil et l'attaque du talon du même pied (Figure III- 8).

Cependant, quelques points de l'impact du talon ou de décollement des orteils sont susceptibles de ne pas être détectés par l'algorithme à cause du positionnement du téléphone : si le téléphone est placé sur le côté droit, l'impact du talon et le décollement de l'orteil du pied gauche ne sont pas détectés par l'accéléromètre à cause du mouvement vertical minime du bassin droit lors du mouvement du pied gauche ou bien à cause de la façon de marcher de certaines personnes.

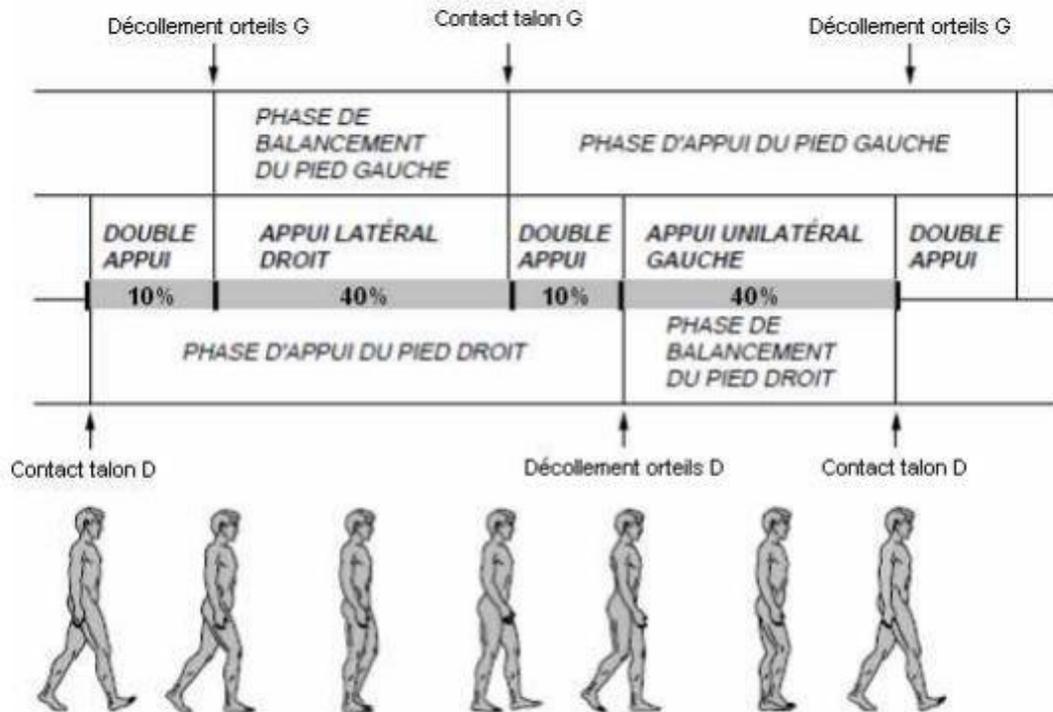


Figure III-8 : Phases de la marche du côté droit et gauche.

### *Fréquence d'échantillonnage*

La fréquence de la marche dépend fortement du temps entre chaque pas, mais aussi dépend de la fréquence d'échantillonnage du capteur d'accélération. Le changement de la fréquence d'échantillonnage affecte directement le calcul du temps de chaque pas et par la suite les paramètres de la marche. Une diminution ou une augmentation de la fréquence d'échantillonnage résulte en un changement du temps entre deux pas consécutifs. Considérons qu'une personne X met 0,5 secondes pour effectuer chaque pas à une fréquence d'échantillonnage de 38 Hz. Si cette fréquence augmente à 52 Hz, alors le temps du pas va augmenter pour arriver à 0,72 secondes. Ce changement (augmentation ou diminution) du temps de chaque pas affecte la précision des résultats de l'analyse de la marche qui se base essentiellement sur le temps de chaque stride, le temps de « swing time », etc.

Après la détection des instants caractéristiques, le nombre de points entre les deux pas consécutifs pour le smartphone est calculé par un algorithme développé en Matlab alors que pour le locométrie il est calculé par le logiciel PODOSAT.

La fréquence instantanée du smartphone est calculée en divisant le nombre de points entre deux pics consécutifs par le temps du pas correspondant calculé par le PODOSAT qui forme

une référence de mesure. Donc, la fréquence instantanée est donnée par l'équation (III-1) suivante :

$$\text{Freq. Inst} = \frac{\text{Nbre de points entre deux pics consécutifs du smartphone}}{\text{la durée du pas calculé par le locométrie}} \quad (\text{Eq.III-1})$$

Cette formule a été appliquée pour tous les sujets et pour les différentes vitesses.

#### *Méthode d'évaluation de la marche*

La variabilité de la marche représente un facteur important dans la détection du changement physiologique de l'être humain lors du vieillissement ou de la maladie. La marche contient de nombreux paramètres qui pourraient être utiles pour mieux évaluer l'état de la santé de la personne. Un système physiologique est la source d'un signal complexe variable associé à une corrélation à long terme. De nouvelles techniques issues de la théorie de la complexité ont été définies pour décrire le mécanisme de signaux non linéaires et non-stationnaires, y compris l'analyse fractale et la dynamique non linéaire.

L'analyse des fluctuations fractale (DFA) permet la quantification de la complexité du signal physiologique comme expliqué dans le chapitre II. Le paramètre essentiel dans le calcul de l'exposant  $\alpha$  du DFA est la durée de chaque stride qui varie avec le changement de la fréquence d'échantillonnage. Une fréquence d'échantillonnage quasi stable, c'est à dire un calcul fiable du temps de chaque pas, produira une bonne estimation de coefficient «  $\alpha$  » du DFA. Donc, la comparaison entre la valeur de  $\alpha$  calculée en utilisant l'intervalle pas à pas des deux dispositifs permet d'étudier l'effet du changement de la fréquence d'échantillonnage de l'accéléromètre du smartphone sur l'évaluation de la complexité dans le signal de la marche. Bien que le nombre de pas effectués par chaque participant soit inférieur à 1000, nombre de point limite pour une bonne détection de la complexité [3], les valeurs de  $\alpha$  doivent être identiques entre les deux dispositifs si la variation de la fréquence d'échantillonnage n'a pas un grand effet sur l'ensemble des intervalles.

Il est bien connu que les signaux biomédicaux sont souvent de courte durée et facilement contaminés par des bruits, alors que la plupart des mesures de complexité nécessitent habituellement des séries de données très longues pour calculer des valeurs sûres et convergentes. L'entropie approximative (ApEN) qui a été décrite par Pincus [17] a été introduite pour permettre l'analyse de la variabilité dans un signal bruité ou de courte durée. L'ApEn est une technique d'évaluation de la complexité des systèmes. La comparaison entre les valeurs de l'ApEn des signaux issus du l'accéléromètre du smartphone et de

l'accéléromètre externe du locométrie permet de tirer des conclusions sur l'effet de la variation de la fréquence d'échantillonnage du capteur d'accélération du smartphone sur la forme du signal enregistré et par la suite la quantification de l'entropie.

#### *Analyse statistique*

Toutes les analyses statistiques ont été effectuées à l'aide d'IBM SPSS, version 21 (IBM Corporation, Armonk, NY, USA). Avant l'analyse statistique des différences entre les dispositifs, les données ont été testées pour la normalité à l'aide du test de Shapiro-Wilk (SW) à cause de la petite taille de l'échantillon. La normalité de la fréquence d'échantillonnage instantanée a été effectuée avec le test de Kolmogorov-Smirnov (KS). Les différences entre les dispositifs ont été exprimées comme la différence moyenne normalisée, ce qui correspond à la différence moyenne divisée par l'écart-type (le  $d$  de Cohen) [34]. Les limites de confiance de 90% ont été utilisées pour déterminer la probabilité que les vraies valeurs des paramètres diffèrent de zéro [35]. Une différence moyenne normalisée de 1% a été prise comme le seuil de différence entre les dispositifs. La méthode de biais corrigé et accéléré bootstrap (BCA) a été utilisée pour produire des estimations non biaisées des intervalles de confiance [36].

#### **III.1.4. Résultats**

Un exemple de signaux d'accélération des deux instruments correspondant à un participant est montré dans la Figure III-9. Les deux sauts effectués par ce participant au départ et à la fin du test sont facilement identifiés par deux grands pics d'accélération au début et à la fin du signal.

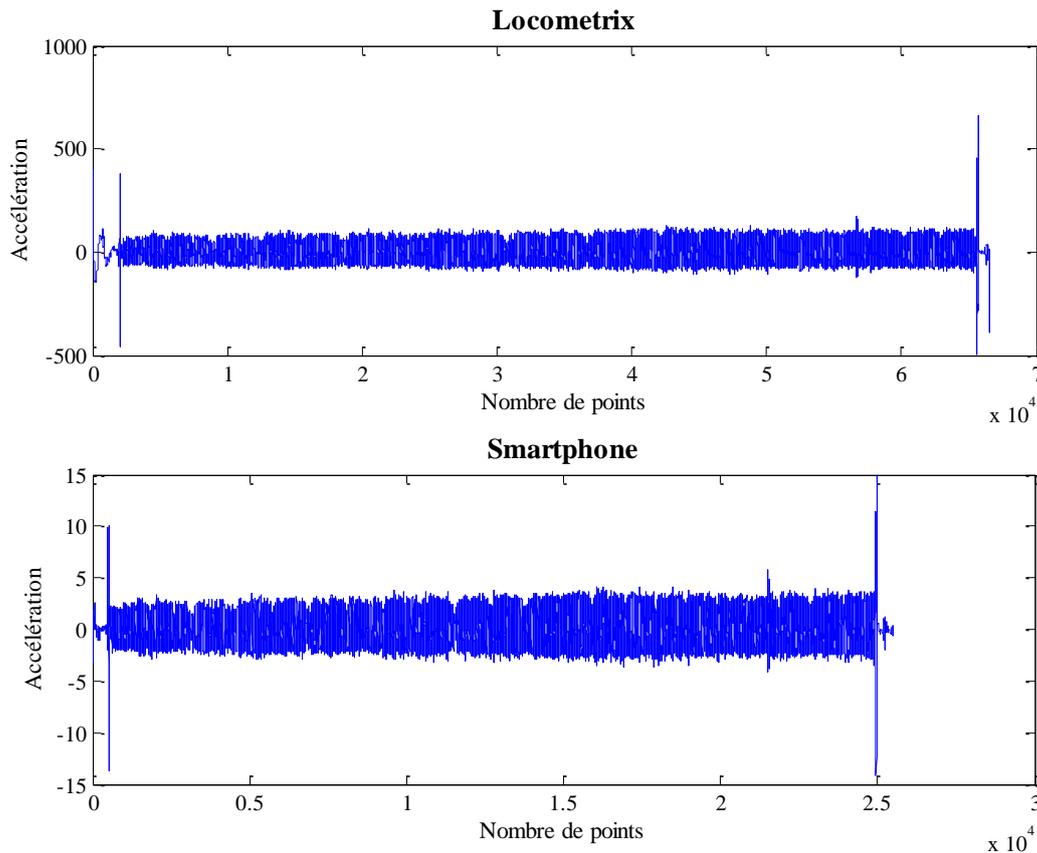


Figure III-9 : Exemple d'un signal d'accélération (Locométrie en haut et smartphone en bas)

### *Vitesse de la marche*

Les deux vitesses de marche auto-sélectionnées ont été comparées en utilisant les données Locométrie. L'augmentation moyenne de la vitesse de marche entre les deux conditions est normalement distribuée ( $SW = 0,95$  ;  $p = 0,642$ ). L'augmentation moyenne de la vitesse de marche entre les conditions lente et normale était de  $0,34 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ , avec un intervalle de confiance de 90% de  $0,23 - 0,44 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$  calculé sur 1000 échantillons. Cette différence a été jugée importante.

Le nombre de pas effectués par tous les participants durant l'expérimentation ainsi que sa moyenne et son écart type sont représentés dans le Tableau 3.

Tableau III-3 : Caractéristiques des nombre de pas pour les différentes vitesses de marche

	Vitesse lente	Vitesse normale
Nombre de pas total	18475	15654
Nombre de pas moyen $\pm$ SD	779 $\pm$ 115	652 $\pm$ 85

#### *Fréquence d'échantillonnage du smartphone*

Les distributions des fréquences d'échantillonnage instantanées enregistrées avec le smartphone pour les deux vitesses de marche lente et normale étaient totalement non-gaussiennes (KS = 0,054,  $p < 0,0001$  et 0,060,  $p < 0,0001$  pour les vitesses de marche normale et lente, respectivement). L'absence de normalité est due à la présence d'un grand nombre de valeurs groupées autour de la moyenne de 38,4 Hz, ce qui entraîne une distribution leptokurtique pour les deux vitesses de la marche sélectionnées. En outre, plusieurs valeurs aberrantes ont été observées avec une fréquence d'échantillonnage variant de 18 à 64 Hz. En dépit de cette grande variation, l'immense majorité des fréquences d'échantillonnage instantanées étaient proches de la moyenne, avec 95% de valeurs dans une gamme de 36,54 à 40,35 Hz.

Une comparaison a été faite entre les données des séries temporelles du smartphone qui comprenaient les valeurs aberrantes et les séries corrigées pour lesquelles toutes les fréquences d'échantillonnage instantanées qui dépassaient la moyenne  $\pm 3$  ont été exclues de l'analyse. Dans les deux cas, une fréquence d'échantillonnage de 38,4 Hz a été utilisée pour calculer d'autres paramètres liés à la complexité de la marche dans les données des signaux temporels du smartphone.

Les différences dans les DFA et ApEn avec et sans les valeurs aberrantes ne sont pas normalement distribuées avec SW = 0,71,  $p < 0,0001$  et SW = 0,67,  $p < 0,0001$ , pour DFA et ApEn, respectivement. Les données avaient une distribution leptokurtique, la plupart des différences proches de zéro. La variation de la moyenne lorsque les valeurs aberrantes ont été retirées était de -0,0005 pour DFA (intervalle de confiance 90% de -0,0037 à 0,0024 pour 1000 échantillons) et 0,0030 pour ApEn (intervalle de confiance 90% de 0,0008 - 0,0053) calculée avec 1000 échantillons. L'intervalle de confiance pour DFA inclut zéro, ce qui

indique qu'il n'y a presque certainement pas de différence due aux valeurs aberrantes. En plus de l'absence de différence, l'amplitude de cette différence correspond au coefficient « d » de Cohen égal à 0,0006, ce qui peut être interprété comme trivial [37]. En ce qui concerne l'ApEn, l'intervalle de confiance ne comprend pas zéro, ce qui indique qu'il existe une diminution de l'entropie quand des valeurs aberrantes sont incluses. Toutefois, le coefficient « d » de Cohen pour cette comparaison était de 0,004, ce qui peut être interprété aussi comme un effet trivial. En conséquence, toutes les comparaisons ultérieures entre le locométrie et le smartphone ont été faites sans l'élimination des valeurs aberrantes.

#### *Comparaison entre le smartphone et le locométrie*

Les deux paramètres de complexité, l'exposant alpha du DFA et entropie ont été comparés entre le smartphone et le locométrie. Les comparaisons de l'exposant alpha de DFA «  $\alpha$  » pour les deux appareils sont présentées dans les Figure III-10 et Figure III-11, pour des vitesses de marche lente et normale respectivement. Les valeurs de  $R^2$  pour les meilleures droites d'ajustement étaient 0,999 et 0,991 pour les vitesses de marche auto-sélectionnées lentes et normales, respectivement. Les moyennes et les limites de confiance pour les deux appareils et les deux vitesses de marche sont présentées dans le Tableau III-4. Les différences moyennes standardisées entre les appareils « d de Cohen » étaient de 0,008 et 0,118 pour des vitesses de marche normale et lente, respectivement.

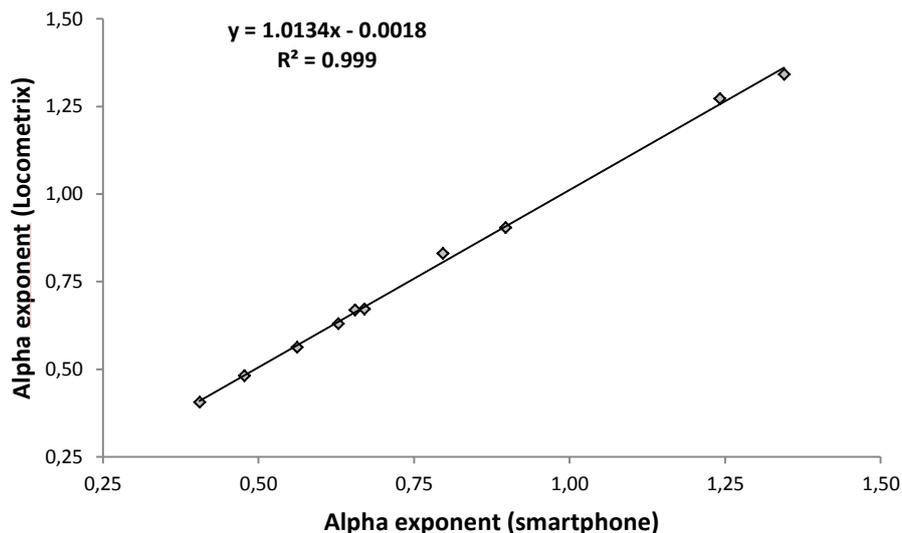


Figure III-10 : Exposant du DFA pour le smartphone et le locométrie pour la vitesse lente.

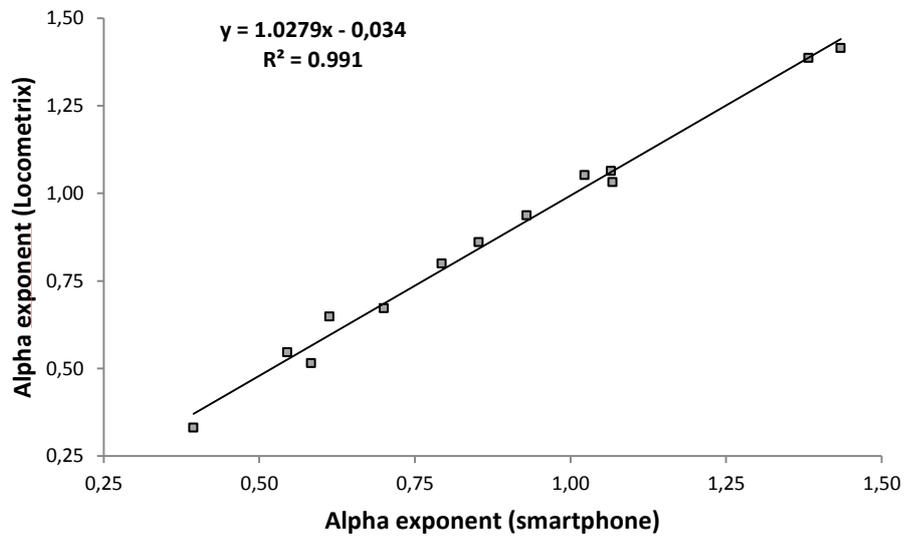


Figure III-11 : Exposant du DFA pour le smartphone et le locométrie pour la vitesse normale.

Tableau III-4 : Résultats de l'exposant alpha du DFA.

Dispositif	Vitesse de marche	Moyenne	limite de confiance 90%
Locométrie	Normale	0,850	0,725-0,981
	lente	0,755	0,625-0,903
Smartphone	Normale	0,860	0,738-0,987
	lente	0,749	0,622-0,896
Différence moyenne	Normal	-0,007	-0,023-0,006
(Locométrie-Smartphone)	lente	0,009	0,003-0,014

Les résultats pour ApEn pour les deux dispositifs sont présentés dans les figures III-12 et III-13, pour des vitesses de marche lente et normale respectivement. Les valeurs de R-carré ( $R^2$ ) pour les meilleures droites d'ajustement étaient 0,923 et 0,930 pour des vitesses de marche auto-sélectionnées lente et normale, respectivement. Les moyennes et les limites de confiance

pour les deux appareils et les deux vitesses de marche sont présentées dans le Tableau III-5. Les différences moyennes standardisées entre les appareils (le d de Cohen) étaient de 0,004 et 0,009 pour des vitesses de marche normale et lente, respectivement.

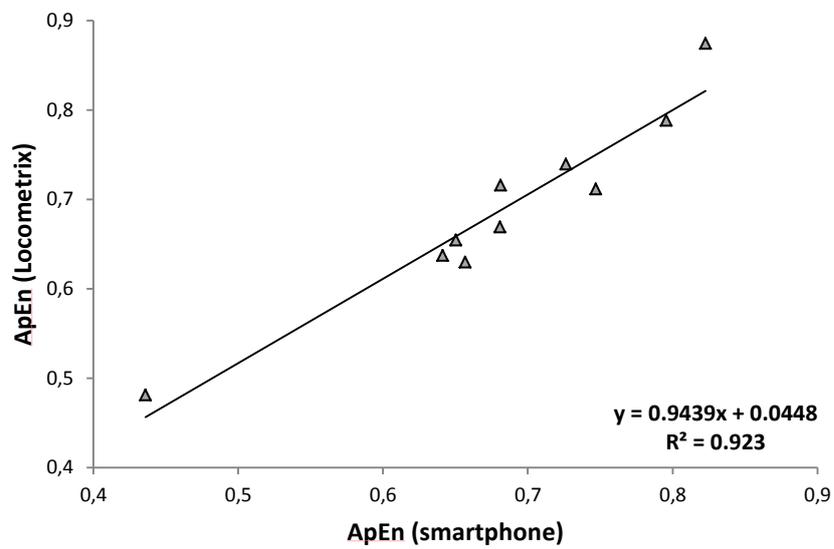


Figure III-12 : ApEn pour smartphone et locométrie pour vitesse lente.

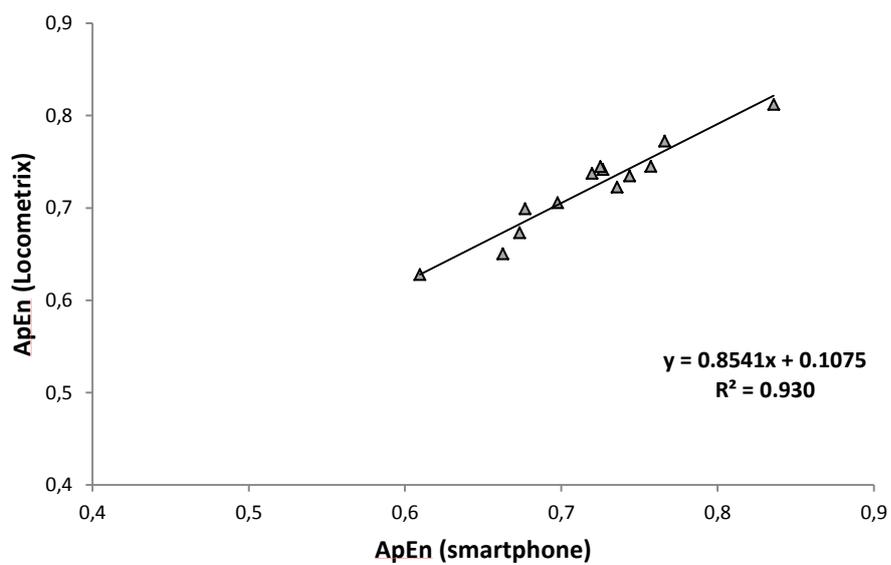


Figure III-13 : ApEn pour smartphone et locométrie pour vitesse normale.

Tableau III-5 : Résultats de l'ApEn.

Dispositif	Vitesse de marche	Moyenne	Limites de confiance 90%
Locométrie	Normale	0,718	0,698-0,739
	Lente	0,690	0,635-0,742
Smartphone	Normale	0,725	0,703-0,739
	Lente	0,683	0,621-0,735
Différence moyenne (Locométrie-Smartphone)	Normale	-0,003	-0,009-0,004
	Lente	0,006	-0,008-0,211

### III.1.5. Discussion

L'utilisation d'un smartphone à la place d'un accéléromètre dédié pourrait offrir un certain nombre d'avantages, en particulier la question de l'acceptabilité [38]. Une question clé à résoudre est celle de la fréquence d'échantillonnage variable, en raison de l'exigence des smartphones à effectuer des tâches de traitement supplémentaires. Tout changement dans la fréquence d'échantillonnage pourrait avoir un impact sur la précision des mesures obtenues par les smartphones par rapport à ceux des accéléromètres dédiés. La fréquence d'échantillonnage du smartphone utilisée dans la présente étude est restée constante pour la plupart des expériences, d'une valeur de 38,4 Hz. Cependant, la présence de valeurs aberrantes en termes de fréquence d'échantillonnage a été détectée, avec des valeurs extrêmes allant de 18 à 64 Hz. En conséquence, l'effet de ces valeurs aberrantes sur les deux paramètres utilisés pour évaluer la complexité de la marche a été évalué en comparant les données du smartphone avec et sans les valeurs aberrantes. Cette analyse a détecté des différences mineures pour les deux paramètres de complexité, avec les limites de confiance pour les différences dans les DFA incluant zéro, ce qui signifie qu'il n'y a presque certainement pas de différence entre les valeurs de DFA calculées pour des données avec les valeurs aberrantes et celles calculées pour les données avec les valeurs aberrantes retirées. En revanche, les différences pour ApEn ne comprennent pas zéro, avec une limite inférieure de l'intervalle de confiance de 0,0008, ce qui correspond à une variation relative de moins de 0,1%. Lorsque le

d de Cohen a été calculé, la valeur de 0,004 obtenue correspond à un effet trivial, ce qui signifie que l'amplitude des différences causées par la présence d'une fréquence d'échantillonnage aléatoire peut être interprétée comme triviale pour les deux paramètres étudiés [37]. Une telle conclusion signifie qu'il n'y a presque certainement pas de différence entre les paramètres calculés pour les données avec les valeurs aberrantes et celles pour les données avec les valeurs aberrantes retirées.

L'effet du smartphone et du Locométrie sur les deux paramètres a été examiné séparément pour les deux vitesses de marche normale et lente. Les différences moyennes standardisées étaient extrêmement faibles pour les deux paramètres et les deux vitesses de marche. En ce qui concerne DFA, la limite de confiance pour la différence moyenne normalisée à une vitesse de marche normale incluait zéro, ce qui signifie qu'il n'y avait presque certainement pas de différence entre les appareils. Cependant, à une vitesse de marche lente, la limite de confiance pour la différence moyenne normalisée de DFA ne comprenait pas zéro, ce qui signifie qu'il y avait un effet de l'appareil. Bien que le fait que le Locométrie génère des valeurs supérieures, le d de Cohen de 0,118 peut être considéré comme un effet trivial [37].

En ce qui concerne l'ApEn, les limites de confiance incluait zéro pour les deux vitesses de marche, ce qui signifie qu'il n'y avait presque certainement pas de différence entre les appareils. En outre, le d de Cohen pour les deux vitesses peut être considéré comme négligeable [37]. Il résulte donc qu'un téléphone intelligent (smartphone) peut être utilisé pour l'analyse de la marche à la place d'un accéléromètre dédié, même pour des mesures pour lesquelles une fréquence d'échantillonnage précise est nécessaire. Une telle conclusion signifie qu'un smartphone peut être utilisé à la place d'un accéléromètre pour analyser la complexité de la marche, malgré la fréquence d'échantillonnage variable inhérente aux smartphones. Bien que seuls 15 sujets aient été testés, l'utilisation des méthodes de bootstrapping activé a permis de définir les limites de confiance à déterminer pour les différences moyennes normalisées calculées. Il convient de noter, cependant, que la présente étude a utilisé un seul modèle de smartphone, d'autres tests sur des smartphones différents pouvant alors être nécessaires. En outre, seulement deux paramètres ont été comparés, tous deux susceptibles d'être influencés par la fréquence d'échantillonnage car dépendant de la durée entre deux impacts du pied. Il semble donc probable que d'autres paramètres qui ne sont pas liés à la fréquence d'échantillonnage peuvent être facilement calculé avec un smartphone, comme cela a été montré dans plusieurs autres études [22, 39]. Ces études ont utilisé avec succès des smartphones pour surveiller l'activité physique, modéliser la marche, et suivre la

fragilité physique, sans problèmes identifiés concernant la durée de la batterie ou l'acceptabilité.

### **III.1.6. Conclusion**

Un smartphone peut être utilisé pour obtenir des mesures précises de complexité de la marche dans une population témoin, sans différence entre les paramètres calculés pour un smartphone et un accéléromètre dédié. Ce résultat a été obtenu même pour des signaux avec des irrégularités occasionnelles de fréquence d'échantillonnage en raison de la nécessité pour le smartphone d'utiliser sa capacité de traitement pour d'autres tâches. La prochaine étape sera de recueillir des données longitudinales à partir d'une population de personnes âgées afin de déterminer si des changements dans la complexité peuvent être identifiés avant l'état pré-fragile.

## Bibliographie

1. L.P. Fried, C.M. Tangen, J. Walston, A.B. Newman, C. Hirsch, J. Gottdiener, T. Seeman, R. Tracy, W.J. Kop, G. Burke and M.A. McBurnie (2001). "Frailty in Older Adults: Evidence for a Phenotype." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 56(3): M146-157.
2. E. Dent, I. Chapman, S. Howell, C. Piantadosi and R. Visvanathan (2014). "Frailty and functional decline indices predict poor outcomes in hospitalised older people." *Age Ageing*, 43(4): 477-484.
3. A.L. Goldberger, C.K. Peng, and L.A. Lipsitz (2002). "What is physiologic complexity and how does it change with aging and disease?" *Neurobiol Aging* 23(1): 23-26.
4. J. Walston (2004), "Frailty--the search for underlying causes". *Sci Aging Knowledge Environ* 2004(4): pe4.
5. A.Gabell and U.S. Nayak (1984), "The effect of age on variability in gait." *J Gerontol*, 39(6): 662-666.
6. J.M. Hausdorff (2007). "Gait dynamics, fractals and falls: finding meaning in the stride-to-stride fluctuations of human walking." *Hum Mov Sci*, 26(4): 555-589.
7. J.M. Hausdorff, S.L. Mitchell, R. Firtion, C.K. Peng, M.E. Cudkowicz, J.Y. Wei, and A. L. Goldberger (1985). "Altered fractal dynamics of gait: reduced stride-interval correlations with aging and Huntington's disease." *J Appl Physiol* 82(1): 262-269
8. J.M. Hausdorff, C.K. Peng, Z. Ladin, J.Y. Wei, A.L. Goldberger and J.M. Hausdorff, (1985). "Is walking a random walk? Evidence for long-range correlations in stride interval of human gait." *J Appl Physiol* 78(1): 349-358.
9. C.K. Peng, J.E. Mietus, Y. Liu, C. Lee, J.M. Hausdorff, H.E. Stanley, A.L. Goldberger and L.A. Lipsitz (2002). "Quantifying fractal dynamics of human respiration: age and gender effects." *Ann Biomed Eng* 30(5): 683-692.
10. M. Duarte and D. Sternad (2008). "Complexity of human postural control in young and older adults during prolonged standing." *Exp Brain Res* 191(3) 265-276.
11. P.H. Chaves, R. Varadhan, L.A. Lipsitz, P.K. Stein, B.G. Windham, J. Tian, L.A. Fleisher, J.M. Guralnik and L.P. Fried (2008). "Physiological complexity underlying heart rate dynamics and frailty status in community-dwelling older women." *J Am Geriatr Soc* 56(9): 1698-1703.
12. J.S. Brach, D. McGurl, D. Wert, J.M. Vanswearingen, S. Perera, R. Cham and S. Studenski (2011). "Validation of a measure of smoothness of walking." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 66(1): 136-141.
13. J.B. Dingwell and J.P. Cusumano, "Nonlinear time series analysis of normal and pathological human walking." *Chaos* 10(4): 848-863.
14. M.R. Narayanan, M.E. Scalzi, S.J. Redmond, S.R. Lord, B.G. Celler and N.H. Lovell (2008). "A wearable triaxial accelerometry system for longitudinal assessment of falls risk." *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*, 2008. 2840-2843.
15. C.K. Peng, S.V. Buldyrev, S. Havlin, M. Simons, H.E. Stanley, A.L. Goldberger (1994). "Mosaic organization of DNA nucleotides". *Phys Rev E Stat Phys Plasmas Fluids Relat Interdiscip Topics* 49(2): 1685-1689.
16. S.M. Pincus (2001). "Assessing serial irregularity and its implications for health." *Ann N Y Acad Sci* 954: 245-267.

17. S.M. Pincus, (1991). "Approximate entropy as a measure of system complexity." *Proc Natl Acad Sci* 88(6): 2297-2301.
18. S. Richman and J.R. Moorman (2000). "Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy." *Am J Physiol Heart Circ Physiol* 278(6): H2039-2049.
19. H.B. Xiea, W.T. Chenb, W.X. Hea, and H. L. Xie (2011). "Complexity analysis of the biomedical signal using fuzzy entropy measurement." *Appl Soft Comput*11(2): 2871-2879..
20. M. Costa, A.L. Goldberger, and C.K. Peng (2002). "Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series." *Phys Rev Lett* 89(6): 068102.
21. J.M. Jasiewicz, J.H. Allum, J.W. Middleton, A. Barriskill, P. Condie , B. Purcell and R.C. Li (2006)."Gait event detection using linear accelerometers or angular velocity transducers in able-bodied and spinal-cord injured individuals." *Gait Posture* 24(4): 502-509.
22. M. Yang, H. Zheng, H. Wang, S. McClean and N. Harris (2012). "Assessing the utility of smart mobile phones in gait pattern analysis." *Health Technol* 2(1): 81-88.
23. J. Juen, Q. Cheng, V. Prieto-Centurion, J.A. Krishnan and B. Schatz (2014). "Health Monitors for Chronic Disease by Gait Analysis with Mobile Phones." *Telemed J E Health* 20 (11): 1556-3669.
24. Wu, G. and P.R. Cavanagh (1995). "ISB recommendations for standardization in the reporting of kinematic data." *J Biomech* 28(10): 1257-1261.
25. W. Zijlstra and A.L. Hof (2003). "Assessment of spatio-temporal gait parameters from trunk accelerations during human walking." *Gait Posture* 18(2): 1-10.
26. W. Zijlstra (2004). "Assessment of spatio-temporal parameters during unconstrained walking." *Eur J Appl Physiol* 92(1-2): 39-44.
27. W. Zijlstra and A.L. Hof (1997). "Displacement of the pelvis during human walking: experimental data and model predictions." *Gait Posture* 6(3): 249-262.
28. L. Jian, K. Takehito, A. Masanori, C. Wenxi, W. Daming, W. Gengfeng Wu and T. Naotoshi (2006). "Patterns of Bipedal Walking on Tri-axial Acceleration Signals and Their Use in Identifying Falling Risk of Older People." *Computer and Information Technology, 2006. CIT '06. The Sixth IEEE International Conference on*: 205
29. J.J. Kavanagh (2009). "Lower trunk motion and speed-dependence during walking." *J Neuroeng Rehabil* 6(9): 9.
30. M.O. Derawi, C. Nickel, P. Bours and C. Busch (2010). "Unobtrusive User-Authentication on Mobile Phones Using Biometric Gait Recognition." *Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing (IIH-MSP), 2010 Sixth International Conference no*: 306-311.
31. R.C. Gonzalez, A.M. Lopez, J. Rodriguez-Uria, D. Alvarez and J.C. Alvarez (2010). "Real-time gait event detection for normal subjects from lower trunk accelerations." *Gait Posture* 31(3): 322-325.
32. D. Alvarez, R.C. Gonzalez, A. Lopez and J.C. Alvarez (2006). "Comparison of Step Length Estimators from Wearable Accelerometer Devices." *Engineering in Medicine*

- and Biology Society, 2006. EMBS '06. 28th Annual International Conference of the IEEE.
33. H.B. Menz, S.R. Lord and R.C. Fitzpatrick (2003). "Acceleration patterns of the head and pelvis when walking on level and irregular surfaces." *Gait Posture* 18(1): 35-46.
  34. J. Cohen (1997). "Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences, Chapter 2: The t Test for Means, in *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (Revised Edition), Academic Press: 19-74.
  35. W.G. Hopkins, S.W. Marshall, A.M. Batterham and J. Hanin (2009). "Progressive statistics for studies in sports medicine and exercise science." *Med Sci Sports Exerc* 41(1): 3-13.
  36. K. Kelley (2005). "The Effects of Nonnormal Distributions on Confidence Intervals Around the Standardized Mean Difference: Bootstrap and Parametric Confidence Intervals." *Educ Psychol Meas* 65(1): 51-69.
  37. A.M. Batterham, and W.G. Hopkins (2006). "Making meaningful inferences about magnitudes." *Int J Sports Physiol Perform* 1(1): 50-57.
  38. M. Hynes, H. Wang, E. McCarrick and L. Kilmartin (2011). "Accurate monitoring of human physical activity levels for medical diagnosis and monitoring using off-the-shelf cellular handsets." *Pers Ubiquit Comput* 15(7): 667-678.
  39. J. Fontecha, F.G. Navarro, R. Hervas and J. Bravo (2013). "Elderly frailty detection by using accelerometer-enabled smartphones and clinical information records. *Pers Ubiquit Comput* 17(6): 1073-1083.

## **III.2. Système d'analyse de la marche à la base d'un smartphone : une étude de validité**

### **III.2.1. Introduction**

Le vieillissement humain est un processus caractérisé par une diminution progressive de la résistance et des réserves physiologiques chez la population âgée, produisant une dégradation de leur système physiologique qui provoque un risque élevé d'effets néfastes sur la santé. Ce processus conduit à la fragilité des personnes âgées. La fragilité comprend les personnes qui dépendent d'autres personnes afin de répondre à leurs besoins de base [1]. Un élément clé dans la prévention de la fragilité est sa détection précoce, afin d'assurer que les interventions appropriées seront menées et par la suite d'aider à améliorer l'état de santé de ces personnes âgées fragiles ou pré-fragiles. Un domaine de recherche prometteur dans la détection précoce de la fragilité est lié à la présence de changements dans la complexité des signaux physiologiques avec l'âge et les maladies [2]. Les systèmes physiologiques révèlent une sorte de variabilité complexe associée à des corrélations à long terme [3], et cette complexité diminue avec l'âge et la maladie [4-6].

Une gamme de signaux physiologiques a été examinée afin d'identifier les changements dans la complexité due au vieillissement ou la maladie. Des variations de complexité ont été observées dans la respiration [7], la posture [8], et le rythme cardiaque [3, 9]. De plus, le signal physiologique de la marche révèle une relation entre la diminution de la complexité des signaux de la marche associée avec une corrélation de long terme et à la fois le vieillissement et la maladie [10, 11]. Le paramètre de la marche typiquement utilisé est la durée du pas, ou l'intervalle pas à pas. Une diminution de la complexité de ce paramètre est liée à un risque de chute [12]. Elle a également été constatée à la fois dans le vieillissement et la maladie, y compris la maladie de Parkinson et de Huntington [4, 13-15].

Un autre facteur important pour la détection de la fragilité et l'évaluation de l'état de santé de la personne âgée est porté par le signal de la marche, notamment la vitesse de la marche. La vitesse de la marche est l'un des cinq facteurs liés à la fragilité identifiés par Fried [16] et la vitesse de marche au rythme habituel est considérée comme le paramètre ayant la plus grande corrélation avec l'indice de fragilité [17]. D'autres études affirment que la vitesse de la marche peut être un facteur prédictif d'événements indésirables chez les personnes âgées en bonne santé [18, 19]. En ce qui concerne le risque de chute, la vitesse de marche à nouveau, entre autres caractéristiques de la marche, montre sa capacité à être un prédicteur utile [20-

22]. En fait, la marche peut être un marqueur de facteurs de la maladie ou de la fragilité grâce aux différents paramètres de la marche directement impliqués dans les mécanismes de dégradation et de chute : une augmentation de la longueur du pas et la variabilité du temps de balancement étaient les prédicteurs les plus robustes de chutes, et les seuls facteurs prédictifs de chutes avec blessures. La variabilité du temps d'appui a été rapportée pour prédire l'incidence d'une incapacité de mobilité chez les personnes âgées [23]. Ces résultats suggèrent que les mesures des variabilités temporelles et spatiales de la marche ont des relations spécifiques avec la mobilité.

Un certain nombre de méthodes ont été utilisées pour quantifier la dynamique de la marche. Une solution simple semble être l'utilisation d'accéléromètres et des gyroscopes, qui donnent des résultats similaires à ceux obtenus à partir des systèmes d'analyse de mouvement coûteux basés sur la surveillance vidéo. Les accéléromètres sont considérés comme d'une précision et d'une fiabilité suffisantes pour l'analyse de la marche [24, 25]. Une variété de protocoles et de prototypes de capteurs ont été développés pour l'analyse de la marche, fournissant des systèmes portables, miniatures et de coûts moyens [26]. Une alternative à ces appareils commerciaux est l'utilisation des smartphones, qui possèdent des accéléromètres triaxiaux intégrés qui peuvent être utilisés pour la détection des paramètres de la marche. Bien que les smartphones aient été utilisés récemment pour l'analyse des signaux de la marche, ils n'ont pas été utilisés jusqu'à présent pour étudier la complexité des signaux de la marche.

Le but de l'étude décrite dans ce chapitre est de déterminer la faisabilité d'utiliser un smartphone pour détecter les paramètres standards de la marche. Pour atteindre cet objectif, un système commercial de cartographie de la pression du pied grâce à des mesures de pression et de force au niveau des semelles a été utilisé comme référence à laquelle est comparé le smartphone.

### **III.2.2. Méthodologie**

#### *Dispositif expérimental*

Le téléphone mobile utilisé dans l'étude est le Smartphone N8 (Figure III-1) (Nokia Corporation, Espoo, Finlande). Un logiciel développé en interne en utilisant QT (Digia, Helsinki, Finlande) stocke les données provenant de l'accéléromètre à trois axes intégré dans le téléphone. L'accéléromètre triaxial du smartphone N8 est le LIS302DL SM, qui mesure l'accélération entre  $\pm 2g$  avec une résolution de 10 bits.



valider un système par rapport à un autre quel que soit le comportement des participants. Les caractéristiques des participants sont présentées dans le Tableau 6.

Avant toute mesure, chaque sujet a reçu une description détaillée des objectifs et du protocole de l'expérimentation. Après cette phase d'information, le consentement a été lu et signé par chaque sujet. Chaque participant devait effectuer le trajet aller-retour d'un couloir de 25 m. Le rythme est autodéterminé par le sujet sans intervention des investigateurs. Les participants devaient rester immobiles pendant cinq secondes immédiatement après le déclenchement de l'enregistrement des données sur les deux dispositifs, et de nouveau cinq secondes à la fin du trajet à marche afin de faciliter la synchronisation des signaux obtenus à partir des deux dispositifs. Tout au long de l'expérimentation, les sujets portaient leurs chaussures et les vêtements normaux.

Tableau III-6 : Caractéristiques des participants.

	Hommes (n=18)	Femmes (n=3)
	Moyenne (écart-type)	Moyenne (écart-type)
Age (ans)	38 (13,2)	32 (8)
Poids (kg)	79,4 (10,6)	54,5 (2,5)
Taille (cm)	176,2 (6,2)	165,3 (1,3)

### III.2.3. Analyse des données

#### *Identification de la marche*

Pour la détection des contacts du pied à partir des signaux du smartphone, la méthode est la même que celle décrite dans la section III.1.3. La détection de ces points est importante pour toute détermination fiable d'autres facteurs spatio-temporels dépendant de cette phase.

La première étape était de détecter le passage à zéro dans le signal d'accélération verticale déjà ramené à une moyenne nulle pour faciliter la détection des passages à zéro. Pour chaque passage à zéro, le maximum suivant est considéré comme un instant probable de contact de pied.

Un seuil de  $0,5 \text{ m.s}^{-2}$  est appliqué sur tous les maximums détectés précédemment. Ce seuil est important pour l'élimination de tout passage à zéro lié au bruit dans le signal. De ce fait, chaque passage à zéro suivi par un maximum plus petit que le seuil défini n'est pas considéré. Ensuite, les maximums d'accélération qui suivent les passages à zéro retenus ont été conservés comme contacts talons potentiels.

Quelques maximums peuvent être détectés dans une phase de repos. Ces maximums seront éliminés après l'application du processus décrit dans la section III.1.3. Dans ce but, la mesure de l'écart type glissant de l'accélération verticale est utilisée. Dans Matlab, la fonction « STD » est utilisée.

Il a été considéré que la marche a commencé lors d'une augmentation de la variabilité par rapport à la phase du repos. L'écart-type a été calculé à l'intérieur de fenêtres de longueur fixe (10 échantillons) le long de tout le signal d'accélération (comme illustré dans la Figure III- 4). Le début de la marche est considéré lorsque l'écart type dépasse la valeur de la moyenne de l'écart type calculé sur l'ensemble du signal. Tous les maximums situés avant le début de la marche sont exclus.

Pour éliminer tout faux maximum et en se basant sur l'hypothèse que la marche et la fréquence de contact du pied sont régulières, la moyenne des différences entre deux pas consécutifs a été calculée. Deux maximums distants de moins de 75% de la moyenne ont été considérés comme très proches : seul le pic de plus grande amplitude a été conservé comme le vrai contact du pied.

Les premières et dernières 10 secondes ont été éliminées pour minimiser l'effet du départ et de l'arrêt dans les deux signaux.

#### *Méthodes d'analyse de la marche*

La dynamique de la marche peut fournir des informations sur de nombreuses maladies neurodégénératives, par l'évaluation de variabilité de la marche, l'indice fractal de la complexité du signal et la vitesse de la marche, comme décrit précédemment. De nombreuses méthodes existent dans la littérature et permettent d'estimer la variabilité de la marche, comme l'estimation de la corrélation à long terme entre les intervalles pas à pas. Dans la présente étude, la méthode Detrended Fluctuation Analysis (DFA) définie par Peng et ses collègues a été utilisée pour estimer la complexité dans la variabilité de l'intervalle pas à pas [6]. Des études ont montré que la méthode DFA est un bon outil d'évaluation pour identifier la

complexité des signaux physiologiques [8]. Idéalement, la méthode DFA doit être appliquée sur des signaux de longue durée contenant plus de 1000 points. Il convient de noter que le nombre de pics au cours des essais de marche dans la présente étude était inférieur à 1000. Cependant, l'objectif de l'étude étant de comparer les deux dispositifs, quel que soit le biais introduit dans les valeurs de l'exposant  $\alpha$  calculé par la méthode DFA en raison du nombre de pas insuffisant, la valeur de  $\alpha$  devrait être théoriquement la même pour les deux dispositifs si le smartphone est un outil équivalent au F-Scan pour la mesure de l'intervalle pas à pas.

L'intervalle pas à pas a été calculé pour les deux dispositifs afin de comparer la précision du smartphone à celle du F-Scan. Les graphiques de Bland et Altman ont été utilisés pour illustrer l'accord entre les deux appareils. Le calcul des limites supérieure et inférieure de l'accord a également été effectué.

Pour chaque cycle de marche, les quatre paramètres suivants ont été calculés : le nombre de pas effectués, le temps de stride (temps entre le contact talon du pied et le contact talon suivant du même pied), le temps d'appui (temps entre le contact talon et le décolllement de l'orteil) et le temps de balancement (temps entre le décolllement de l'orteil d'un pied et le contact talon de l'autre pied).

#### **III.2.4. Résultats**

La pression au niveau du talon atteint son maximum au moment du contact entre le talon et la terre. En s'appuyant sur le logiciel Tekscan, les paramètres de la marche ont été calculés directement. Un algorithme est créé sur Matlab qui permet d'identifier les moments de l'impact du talon du signal à partir de l'accéléromètre triaxial du smartphone. La méthode de détection de la marche décrite dans le paragraphe précédent a été utilisée. Une partie de signal est illustrée dans la Figure III-15.

Le nombre de pas effectué par chaque patient est calculé par l'algorithme Matlab pour le signal issu du smartphone et par le logiciel Tekscan pour le signal issu du Footscan. Les résultats sont repris dans le Tableau III-7.

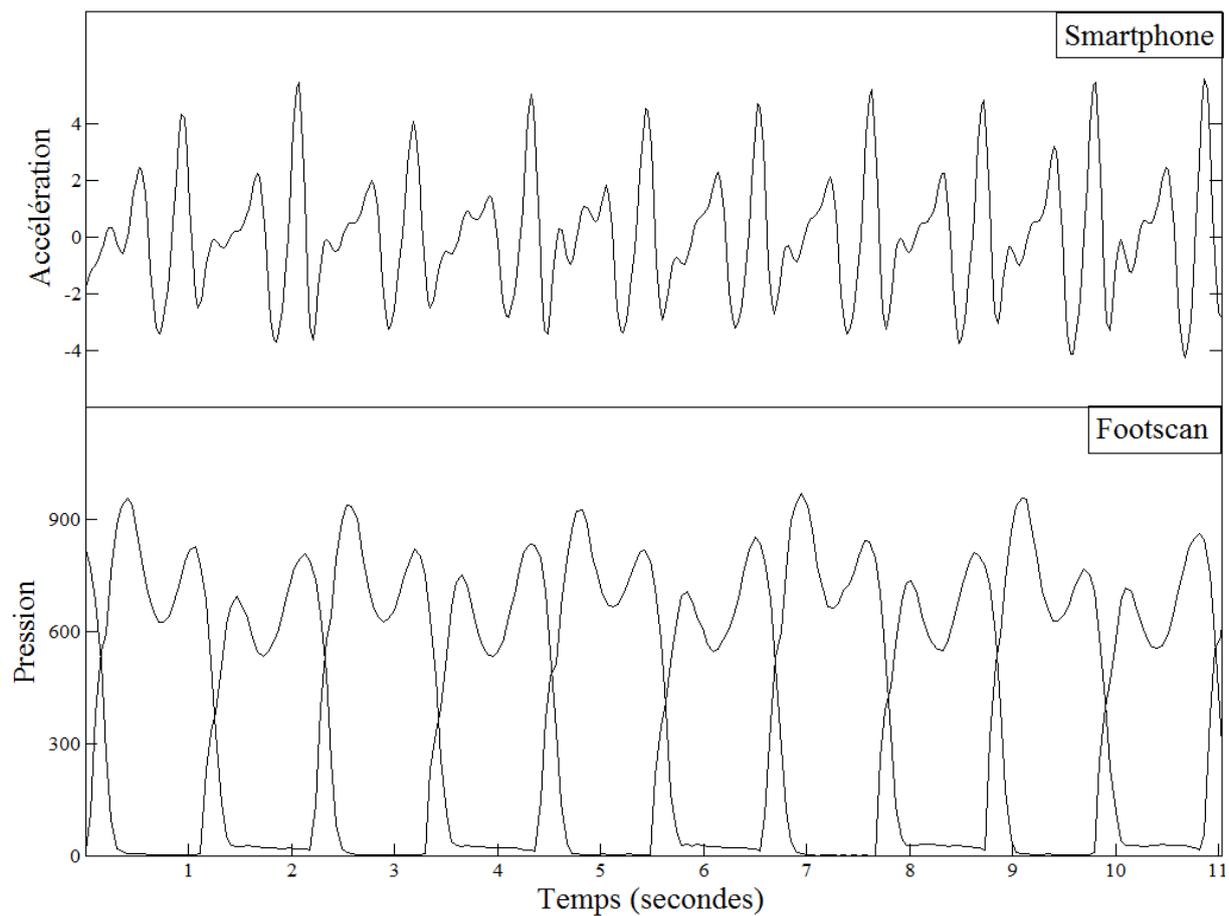


Figure III-15 : Exemple de l'accélération verticale enregistrée à partir du smartphone (haut) et la pression enregistrée à partir du footscan (bas).

Tableau III-7 : Nombre de pas détecté par le smartphone et le footscan.

Sujet	Nombre de pas footscan	Nombre de pas smartphone
1	155	154
2	154	154
3	142	142
4	140	139
5	138	136
6	147	146
7	123	122
8	155	153
9	128	127
10	166	166
11	148	147
12	144	142
13	137	136
14	146	146
15	139	139
16	155	154

17	148	147
18	139	138
19	161	159
20	148	147
21	170	169
<i>Moyenne</i>	<i>146,8</i>	<i>145,8</i>
<i>Ecart type</i>	<i>11,53</i>	<i>11,55</i>

Les paramètres de la marche calculés à partir des signaux des deux dispositifs sont montrés dans le Tableau III-8.

Tableau III-8 : Comparaison des paramètres de la marche en utilisant les deux dispositifs.

Paramètres du pas	F-scan	Smartphone
Durée totale (s)	$74,3 \pm 8,2$	$74,3 \pm 8,1$
Moyenne (s)	$0,56 \pm 0,02$	$0,56 \pm 0,02$
Ecart type (s)	$0,04 \pm 0,01$	$0,04 \pm 0,01$
Phase d'appui (s) (16 sujets)	$0,97 \pm 0,1$	$0,96 \pm 0,18$
Phase d'oscillation (s) (16 sujets)	$0,4 \pm 0,08$	$0,4 \pm 0,1$
Appui double (s) (16 sujets)	$0,028 \pm 0,01$	$0,027 \pm 0,01$
Appui simple (s) (16 sujets)	$0,042 \pm 0,09$	$0,44 \pm 0,1$

Une très haute corrélation ( $R=0,97$ ) est observée entre les valeurs moyennes de la durée des pas pour les différents participants (Figure III-16).

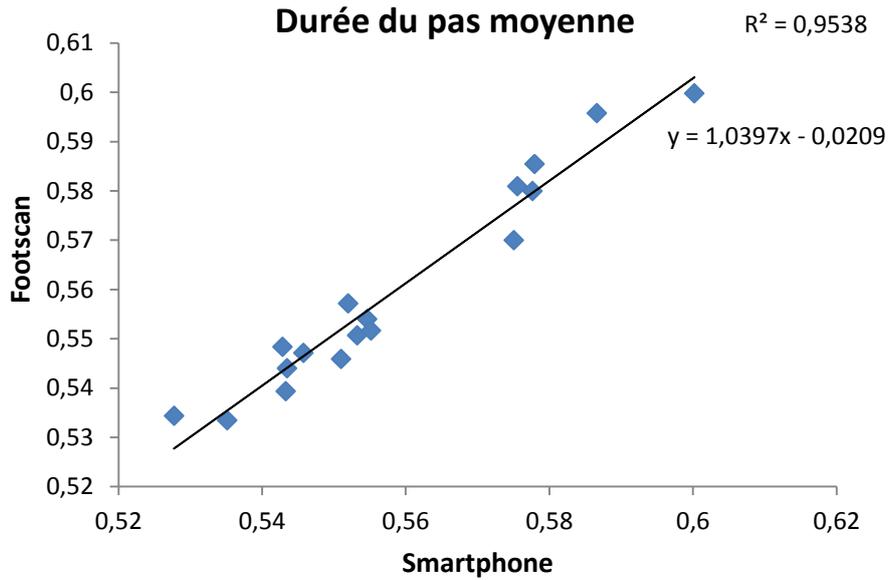


Figure III-16 : Corrélation entre les durées du pas moyennes calculées par le smartphone et le footscan.

Pour évaluer l'agrément statistique entre les deux dispositifs, le test de Bland-Altman a été utilisé [27] en calculant les limites d'agrément supérieure et inférieure (Figure III-17).

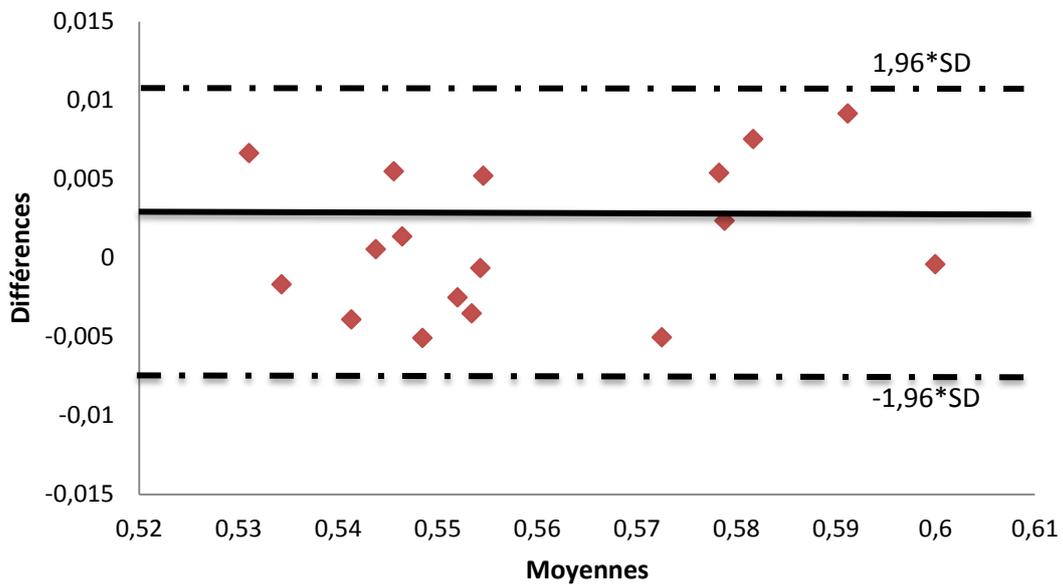


Figure III-17 : Graphique Bland Altman.

Finalement, la méthode DFA est appliquée sur les durées des pas estimée par les deux instruments de mesure (Figure III-18).

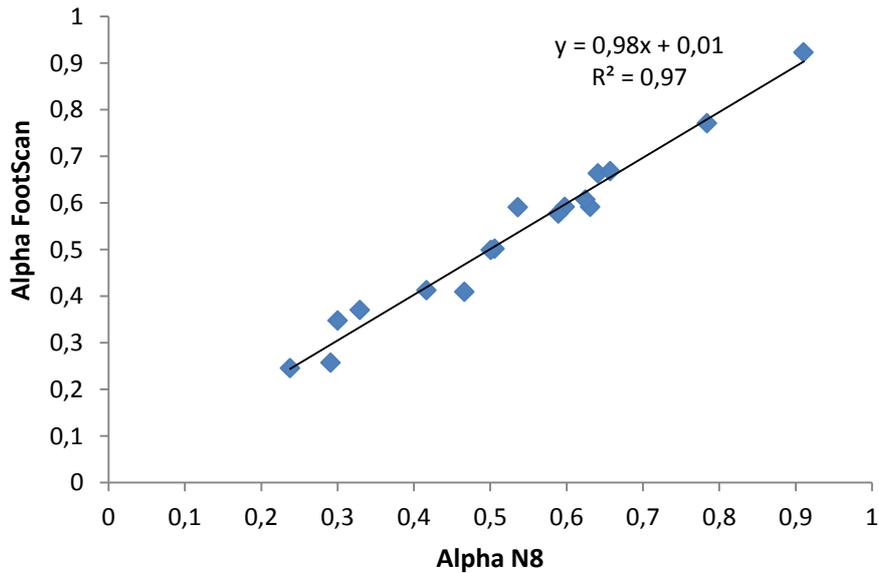


Figure III-18 : Corrélation de l'exposant alpha du DFA entre le smartphone et le footscan.

### III.2.5. Discussion

L'étude de ce chapitre avait pour but de comparer un accéléromètre à base d'un smartphone avec un système du commerce « footscan » conçu spécifiquement pour la mesure et l'analyse des paramètres de la marche.

L'algorithme du smartphone sous-estime toujours de un ou deux pas le nombre de pas calculé par Tekscan comme montré dans le Tableau III-7. Cette sous-estimation est due à la non détection du premier et/ou du dernier pas effectué. L'algorithme du smartphone ne compte pas toujours le premier pas ou le dernier pas, sauf dans le cas particulier pour lequel le participant appuie fortement lors du premier ou du dernier pas. Au début de la marche habituelle, les phases de la marche ne sont pas toutes réalisées puisque le premier pas consiste en un simple appui et impact de talon sans passer par l'appui unipodal total ce qui réduit l'accélération détectée par le smartphone. Cette réduction de l'accélération du premier pas et évidemment du dernier pas rend ces pas non détectables par l'algorithme. Bien que ces pas ne soient pas détectés pour tous les participants, ils n'ont aucun effet sur les paramètres calculés dans cette étude.

Le smartphone révèle une haute fiabilité dans la détection des paramètres de la marche représentés dans le Tableau III-8. L'erreur détectée entre les résultats ne dépasse pas 1% sur l'ensemble des mesures, ce qui n'a aucun effet sur l'identification des phases de la marche. A noter que les points de l'impact du talon et du décollement de l'orteil étaient détectables dans

les données de 17 personnes sur un total de 21 participants à l'étude pour la raison décrite dans le paragraphe précédent. Donc, pour les 4 participants qui restent, seul le moment de poser total du pied a été détecté.

L'erreur maximale entre la durée de pas estimée et mesurée était de 2%. La différence moyenne est de l'ordre de 0,2 % pour tous les signaux. Une différence négligeable entre les deux dispositifs est trouvée pour 55% des signaux ce qui est conforme avec la corrélation élevée ( $R^2=0,95$ ) affichée dans la Figure III-16.

D'après le graphique de Bland-Altman (Figure III-17), il est clair que les deux instruments donnent des résultats concordants. La différence moyenne est positive et proche de zéro. Il semble que le smartphone tende à produire des durées de pas un peu supérieures à celles calculées par le footscan. Cette moyenne ainsi que toutes les valeurs de différence entre la durée moyenne produites par le smartphone et le footscan restent entre les deux limites d'agrément calculées comme  $\pm 1,96 * \text{écart type}$ . Ces résultats confirment donc la concordance entre le smartphone et le footscan, ce qui est en faveur de l'utilisation du smartphone pour l'analyse et la détection des paramètres de la marche.

L'exposant  $\alpha$  calculé par la méthode DFA et qui caractérise les fluctuations dans le signal physiologique, représente la pente de la droite reliant  $F(n)$  à  $n$  où  $F(n)$  est la moyenne de la racine carrée (Root Mean Square) de la fluctuation de la série temporelle intégrée et redressée dans une fenêtre d'observation de taille  $n$ . Deux longueurs de fenêtre ont été utilisées pour le calcul de  $\alpha$  ( $n = 50$  et  $n = 100$ ) afin de négliger l'effet de la fenêtre sur l'efficacité de l'étude de validation, puis la moyenne des deux valeurs a été utilisée. Les résultats montrent une corrélation très élevée ( $R^2 = 0,97$ ) (Figure III-18) entre les valeurs de complexité des signaux, telle que mesurée par les deux appareils. Cette corrélation valide le smartphone pour la mesure de la complexité dans le signal de la marche. Quand un t-test apparié (paired t-test) a été utilisé pour comparer les dispositifs, aucune différence significative n'a été observée ( $p = 0,94$ ).

Les résultats obtenus entre les deux dispositifs sont encourageants. Les paramètres des signaux du smartphone ont été correctement évalués. La validation des instants de contact des pieds et du décolllement de l'orteil a été réalisée en utilisant un instrument de référence couramment utilisé pour l'analyse de la marche, le fscan. La similitude entre les deux appareils a été encore renforcée par les résultats identiques obtenus en ce qui concerne l'analyse DFA. La conclusion logique est qu'un smartphone peut être utilisé pour évaluer la

complexité de la marche. Cette découverte offre la possibilité d'effectuer une évaluation longitudinale de la marche chez les personnes âgées en vue de détecter des changements de complexité qui pourraient se produire avec l'apparition de la fragilité. Il convient de noter que de nombreuses questions restent sans réponse, en particulier la validité de toute évaluation de la complexité pour des signaux ne contenant qu'un petit nombre de pas.

La méthode d'évaluation utilisée a permis d'estimer la performance des capteurs intégrés dans le smartphone. D'après les résultats obtenus, il est clair que les capteurs inertiels intégrés au téléphone peuvent être utilisés pour analyser la marche.

Quelques considérations restent à prendre en compte, en ce qui concerne le fonctionnement d'un futur système. Par exemple, l'effet de la position de fixation du smartphone lors de l'enregistrement sur la détection du moment de l'impact du talon et du décollement de l'orteil doit être investigué en prenant en compte le confort de la personne.

En outre, cela pose certaines restrictions sur la façon selon laquelle le test sera effectué, étant donné que l'enregistrement peut inclure non seulement la marche, mais aussi d'autres mouvements, comme par exemple le placement du téléphone sur le dos ou encore la saisie du téléphone après avoir effectué le test, et d'autres mouvements habituels qui peuvent altérer l'enregistrement de la marche. Cela exige qu'un traitement ultérieur des signaux soit effectué, afin de délimiter correctement les zones de signal correspondant à la marche.

## Bibliographie

1. K.W. Woodhouse, H. Wynne, S. Baillie, O.F.W. James and M.D. Rwalins (1988). "Who are the Frail Elderly?" *QJM* 68(1): 505-506.
2. L.A. Lipsitz (2002). "Dynamics of stability: the physiologic basis of functional health and frailty." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 57(3): B115-125.
3. P.C. Ivanov, L.A. Amaral, L.A. Goldberger, S. Havlin, M.G. Rosenblum, Z.R. Struzik and H.E. Stanley (1999). "Multifractality in human heartbeat dynamics." *Nature* 399(6735): 461-465.
4. L.A. Goldberger, L.A. Amaral, J.M. Hausdorff, P.C. Ivanov, C.K. Peng and H.E. Stanley (2002). "Fractal dynamics in physiology: alterations with disease and aging." *Proc Natl Acad Sci U S A* 99 Suppl 1: 2466-2472.
5. L.A. Goldberger, C.K. Peng, and L.A. Lipsitz (2002). "What is physiologic complexity and how does it change with aging and disease?" *Neurobiol Aging* 23(1): 23-26.
6. C.K. Peng, S. Havlin, J.M. Hausdorff, J.E. Mietus, H.E. Stanley and L.A. Goldberger (1995). "Fractal mechanisms and heart rate dynamics. Long-range correlations and their breakdown with disease." *J Electrocardiol* 28 Suppl: 59-65.
7. C.K. Peng, J.E. Mietus, Y. Liu, C. Lee, J.M. Hausdorff, H.E. Stanley, A.L. Goldberger and L.A. Lipsitz (2002). "Quantifying fractal dynamics of human respiration: age and gender effects." *Ann Biomed Eng* 30(5): 683-692.
8. M. Duarte and D. Sternad (2008). "Complexity of human postural control in young and older adults during prolonged standing." *Exp Brain Res* 191(3) 265-276.
9. P.H. Chaves, R. Varadhan, L.A. Lipsitz, P.K. Stein, B.G. Windham, J. Tian, L.A. Fleisher, J.M. Guralnik and L.P. Fried (2008). "Physiological complexity underlying heart rate dynamics and frailty status in community-dwelling older women." *J Am Geriatr Soc* 56(9): 1698-1703.
10. J.M. Hausdorff (2007). "Gait dynamics, fractals and falls: finding meaning in the stride-to-stride fluctuations of human walking." *Hum Mov Sci* 26(4): 555-589.
11. J.M. Hausdorff, C.K. Peng, Z. Ladin, J.Y. Wei, A.L. Goldberger and J.M. Hausdorff, (1985). "Is walking a random walk? Evidence for long-range correlations in stride interval of human gait." *J Appl Physiol* 78(1): 349-358.
12. M.R. Narayanan, M.E. Scalzi, S.J. Redmond, S.R. Lord, B.G. Celler and N.H Lovell (2008). "A wearable triaxial accelerometry system for longitudinal assessment of falls risk." *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* 2008: 2840-2843.
13. J.M. Hausdorff, M.E. Cudkowicz, R. Firtion, J.Y. Wei, A.L. Goldberger (1998). "Gait variability and basal ganglia disorders: Stride-to-stride variations of gait cycle timing in parkinson's disease and Huntington's disease." *Mov Disord* 13(3): 428-437.
14. J.M. Hausdorff, H.K. Edelberg, S.L. Mitchell, A.L. Goldberger and J.Y. Wei (1997). "Increased gait unsteadiness in community-dwelling elderly fallers." *Arch Phys Med Rehabil* 78(3): 278-283.
15. J.M. Hausdorff, S.L. Mitchell, R. Firtion, C.K. Peng, M.E. Cudkowicz, J.Y. Wei and A.L. Goldberger (1997). "Altered fractal dynamics of gait: reduced stride-interval correlations with aging and Huntington's disease." *J Appl Physiol* 82(1): 262-269.

16. L.P. Fried, C.M. Tangen, J. Walston, A.B. Newman, C. Hirsch, J. Gottdiener, T. Seeman, R. Tracy, W.J. Kop, G. Burke and M.A. McBurnie (2001). "Frailty in Older Adults: Evidence for a Phenotype." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 56(3): M146-157.
17. O. Theou, G.R. Jones, J.M. Jakobi, A. Mitnitski and A.A. Vandervoort (2011). "A comparison of the relationship of 14 performance-based measures with frailty in older women." *Appl Physiol Nutr Metab* 36(6): 928-938.
18. M. Montero-Odasso, M. Schapira, E.R. Soriano, M. Varela, R. Kaplan, L.A. Camera and L.M. Mayorga (2005). "Gait velocity as a single predictor of adverse events in healthy seniors aged 75 years and older." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 60(10): 1304-1309.
19. G. Abellan van Kan, Y. Rolland, S. Andrieu, J. Bauer, O. Beauchet, M. Bonnefoy, M. Cesari, L.M. Donini, S. Gillette Guyonnet, M. Inzitari, F. Nourhashemi, G. Onder, P. Ritz, A. Salva, M. Visser and B. Vellas (2009). "Gait speed at usual pace as a predictor of adverse outcomes in community-dwelling older people an International Academy on Nutrition and Aging (IANA) Task Force." *J Nutr Health Aging* 13(10): 881-889.
20. H. Shimada, S. Obuchi, T. Furuna and T. Suzuki (2004). "New intervention program for preventing falls among frail elderly people: the effects of perturbed walking exercise using a bilateral separated treadmill." *Am J Phys Med Rehabil* 83(7): 493-499.
21. L. Wolfson, R. Whipple, P. Amerman and J.N. Tobin (1990). "Gait assessment in the elderly: a gait abnormality rating scale and its relation to falls." *J Gerontol* 45(1): M12-M19.
22. J. Verghese, R. Holtzer, R.B. Lipton, C. Wang (2009). "Quantitative gait markers and incident fall risk in older adults." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 64(8): 896-901.
23. J.S. Brach, A. Stephanie, A. Studenski, S. Perera, J.M. VanSwearingen, and A.B. Newman (2007). "Gait variability and the risk of incident mobility disability in community-dwelling older adults." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 62(9): 983-988.
24. J.J. Kavanagh, R.S. Barrett, and S. Morrison (2004). "Upper body accelerations during walking in healthy young and elderly men." *Gait Posture* 20(3): 291-298.
25. J.J. Kavanagh and H.B. Menz (2008). "Accelerometry: a technique for quantifying movement patterns during walking." *Gait Posture* 28(1): 1-15.
26. R.C. Gonzalez, A.M. Lopez, J. Rodriguez-Uria, D. Alvarez and J.C. Alvarez (2010). "Real-time gait event detection for normal subjects from lower trunk accelerations." *Gait Posture* 31(3): 322-325.
27. J.M. Bland and D.G. Altman (1986). "Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement." *Lancet* 1(8476): 307-310.

### **III.3. Mesure de l'activité physique quotidienne en utilisant le smartphone**

#### **III.3.1. Introduction**

L'activité physique est recommandée pour améliorer la santé et réduire le risque de fragilité et de maladies comme les maladies cardiovasculaires, le diabète de type II, l'ostéoporose, l'obésité et certains types de cancer [1, 2-6]. Pour cette raison, l'évaluation objective de l'activité physique dans des conditions de vie libre à domicile est un élément important dans le cadre du suivi de l'efficacité des stratégies d'intervention visant à augmenter l'activité physique. En outre, la mesure précise du type, de la durée et de l'intensité de l'activité physique est nécessaire pour améliorer la compréhension du comportement des individus et quantifier la relation entre l'activité physique et la fragilité.

Une variété de méthodes existe pour mesurer objectivement l'activité physique dans la vie quotidienne [7]. Idéalement, l'activité physique doit être mesurée pendant une période de temps représentative du niveau d'activité habituel, avec un minimum d'inconfort pour le sujet et l'utilisation de systèmes à faible coût pour une mise en œuvre dans des études à grande échelle. Les moniteurs d'activité sur la base d'un capteur accélérométrique répondent raisonnablement à ces exigences. Par conséquent, ils ont été largement utilisés pour surveiller l'activité physique. Le signal de sortie de l'accéléromètre reflète la durée et l'intensité de l'activité physique et il est utilisé pour estimer les dépenses énergétiques liées à l'activité [8, 9]. Cependant, l'identification des catégories d'activité physique mesurée (légère, modérée et intense) est importante car cela peut améliorer l'évaluation de l'état de santé et son évolution.

La détection de l'intensité de l'activité est essentielle pour l'évaluation de la qualité de l'activité physique effectuée. Selon Ainsworth et al., la catégorisation de l'activité dynamique comme la marche ou le cyclisme en intensité légère, modérée ou forte dépend largement de la quantité d'énergie dépensée en pratiquant cette activité. Une relation linéaire est établie entre l'intensité de l'activité physique et l'accélération calculée par minute tel que défini par la dépense énergétique mesurée à l'aide d'une calorimétrie indirecte.

L'objectif de cette étude est d'utiliser un smartphone équipé d'un accéléromètre triaxial et l'Actigraph GTX3 (dispositif de mesure de référence) afin de 1) mesurer la quantité d'énergie dépensée pendant une minute, 2) catégoriser l'activité physique selon sa intensité en activité légère, modérée ou forte et finalement 3) spécifier le nombre de minutes actives durant la

journée, ce qui aidera au suivi de l'activité des personnes âgées pour favoriser et maintenir leur santé.

### **III.3.2. Méthodes**

#### *Participants*

Vingt personnes divisées entre jeunes adultes âgés de  $38 \pm 14$  ans et personnes âgées de  $74 \pm 8$  ans ont été invitées à participer à cette étude de validation. Tous les participants ont été invités par l'intermédiaire du réseau professionnel ou informel des chercheurs utilisant l'échantillonnage boule de neige « snowball sampling ». Dix jeunes adultes (dont 6 femmes) et dix personnes âgées de plus de 65 ans (dont 4 femmes) ont reçu une lettre d'invitation contenant toutes les informations relatives au protocole et le formulaire de consentement éclairé. Ils ont été invités à surveiller leur activité physique quotidienne avec une application smartphone et un actigraph version GT3X pendant 7 jours consécutifs. Les principes éthiques qui sont décrits dans la Déclaration d'Helsinki ont été suivis tout au long de cette étude. L'étude a été approuvée par le Comité d'éthique médicale Atrium-Orbis-Zuyd (NL35961.096.11).

#### *Procédures*

Au début de l'étude, l'investigateur a rendu visite aux participants et leur a donné l'actigraph GT3X attaché à une ceinture élastique, un smartphone (Nokia N8) intégrant un accéléromètre triaxial, une application de surveillance de l'activité, un chargeur, une ceinture élastique séparée que les participants peuvent utiliser pour transporter le smartphone avec eux pendant la journée, et un manuel d'instructions écrites expliquant l'utilisation des deux appareils. De plus, les investigateurs ont expliqué et testé pratiquement la procédure de surveillance de l'activité complète avec les participants. Quatre smartphones et quatre actigraphs ont été utilisés au cours de cette étude de validation.

Les participants ont été invités à débiter l'activité d'enregistrement le matin (après qu'ils se sont habillés) en fixant la ceinture élastique portant l'actigraph de manière que l'appareil soit positionné dans le dos près de leur centre de gravité. Ensuite, ils activent l'application de suivi de l'activité du smartphone. Pour optimiser la similitude au cours de la vie quotidienne, les participants pouvaient choisir s'ils le voulaient de porter le téléphone mobile dans leur poche de pantalon ou sur la ceinture élastique au cours de la journée. Les participants ont été invités à porter les deux moniteurs d'activité pendant la journée (sauf lors de la douche, le bain ou la natation) et à arrêter l'enregistrement de l'activité dans la soirée avant d'aller se coucher. Il

leur est par ailleurs demander de connecter le téléphone au chargeur tous les soirs. Un agenda a été utilisé par les participants pour enregistrer les instants de début et d'arrêt de l'enregistrement et l'emplacement du téléphone (ceinture ou poche de pantalon) et finalement préciser si des problèmes ont été détectés au cours de l'enregistrement.

### *Mesures*

Les deux appareils mesurent la quantité d'activité effectuée par les participants à l'aide d'un accéléromètre triaxial incorporé dans le smartphone et l'actigraph respectivement. Les données brutes de ces accéléromètres ont été extraites et le taux d'activité a été calculé dans des intervalles de 1 minute. De ce fait, l'accélération mesurée par les deux accéléromètres a été exprimée en « quantité d'accélération par minute », ce qui est représentatif de l'intensité des mouvements enregistrés au cours de cette minute. L'horodatage du smartphone et l'information rédigée par les participants sur l'agenda ont été utilisés pour identifier et synchroniser les périodes où le participant portait à la fois le smartphone et l'actigraph. Seules les données de ces intervalles de temps ont été incluses dans les analyses.

Pour les deux dispositifs, chaque minute enregistrée a été classée selon quatre niveaux d'intensité de l'activité en se basant sur la quantité d'accélération par minute. Les intervalles suivants ont été utilisés pour catégoriser une intensité d'activité sédentaire, légère, modérée, et haute pour l'actigraph : 0-99, 100-3207, 3208-8564, et > 8565 quantité d'accélération par minute pour les sujets âgés de moins de 65 ans, et 0-199, 200-2750, 2751-9358, et > 9359 quantité d'accélération par minute pour les sujets âgés de plus de 65 ans. Pour le smartphone, les intervalles suivants ont été définis pour les mêmes catégories d'intensité (sédentaire, légère, modérée et haute) : 0-99, 100 à 4490, de 4491 à 14045, et > 14046 quantité d'accélération par minute pour les sujets âgés de moins de 65 ans, et 0-199, 200-5389, 5390 à 16455, et > 16456 quantité d'accélération par minute pour les sujets âgés de plus de 65 ans. Les intervalles définis pour l'actigraph pour les catégories d'intensité modérée et élevée ont été basés sur des recherches antérieures de Santos-Lozano et ses collègues dans lesquelles des intervalles différents ont été validés pour les adultes et les personnes âgées [10]. De même, les intervalles relatifs aux catégories sédentaire et légère ont été fondés sur des recherches antérieures [11, 12]. L'identification des intervalles du niveau d'activité relatifs au smartphone a été validée en comparant les quantités d'accélérations d'activités maximales réalisées par chaque participant durant les différentes journées de l'expérimentation. En effet, pour chaque maximum d'activité capté par l'actigraph, un maximum correspondant est capté par le smartphone (Figure III-19). La première étape était donc de détecter d'abord les points

en correspondance dans les différents signaux des deux dispositifs pour les différents groupes. Ensuite, en se basant sur les intervalles définis pour l'actigraph, la seconde étape était de classer les points détectés en correspondance selon leur catégorie d'intensité d'activité. Finalement, l'équation liant les quantités d'accélération du smartphone avec ceux de l'actigraph a été établie pour chaque catégorie et pour chaque groupe de sujets (Tableau 9). Ces équations ont été utilisées pour calculer les intervalles de niveau d'activité réalisée pour le smartphone.

Tableau III-9 : Equations calculées pour l'identification des points de coupure pour les différentes catégories d'activité pour le smartphone.

Groupe	Intensité de l'activité	smartphone= fct(Actigraph)
Jeunes adultes < 65 ans	Sédentaire	$y = x$
	Légère	$y = 1.398x + 6.614$
	Modérée	$y = 1.64x$
Personnes âgées > 65 ans	Sédentaire	$y = x$
	Légère	$y = 1.95 x + 12$
	Modérée	$y = 1.76 x - 15$

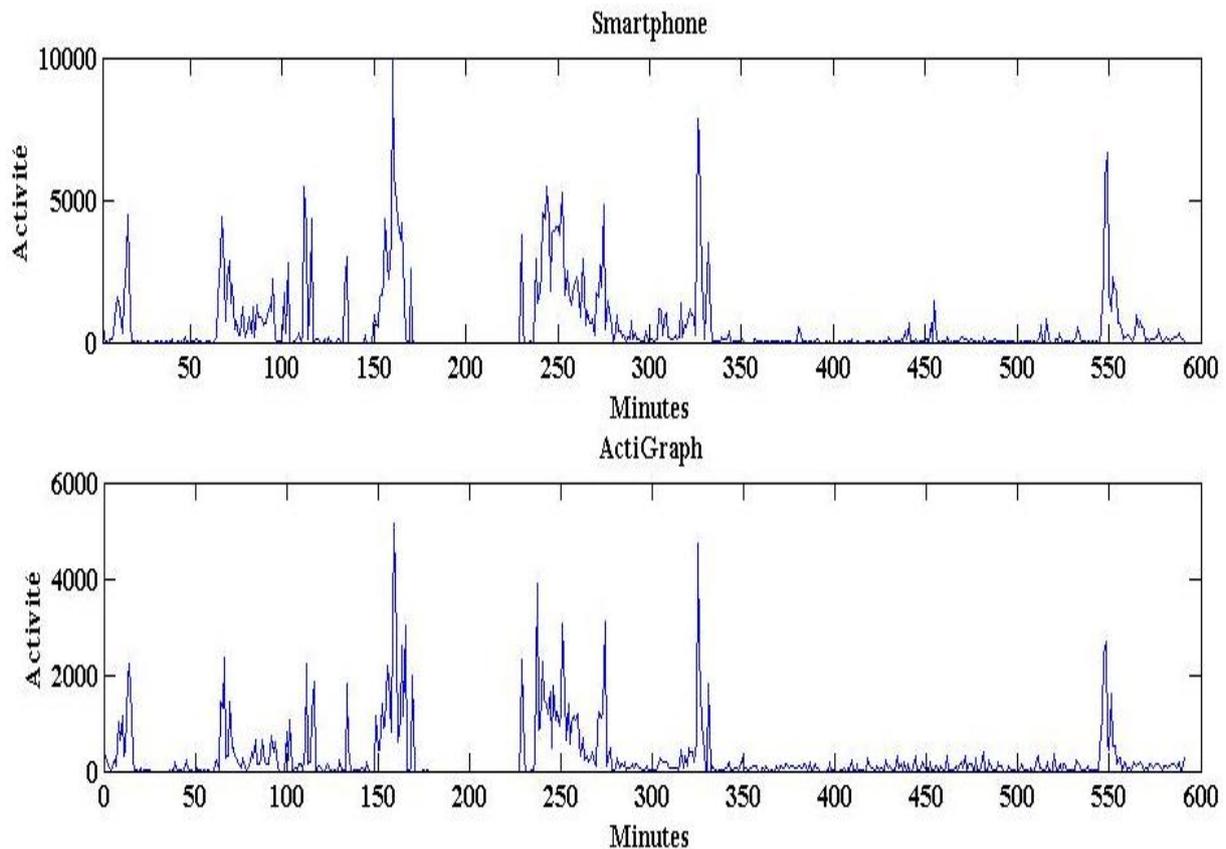


Figure III-19 : Quantité d'activités par minute pendant 10 heures d'enregistrement à l'aide du smartphone (Figure du haut) et de l'actigraph (Figure du bas).

### *Analyse des données*

Les caractéristiques de base des participants inclus dans l'analyse et le temps moyen de port du smartphone et de l'actigraph ont été exprimées en moyenne (SD) ou en pourcentage (%). La normalité de la distribution des quantités d'activités enregistrées par minute a été vérifiée à l'aide des graphes de normalité.

Tout d'abord, le coefficient de corrélation de Spearman entre les quantités d'accélérations par minute du smartphone et de l'actigraph a été calculé pour le groupe des jeunes adultes et le groupe des personnes âgées séparément. En outre, les corrélations de Spearman entre les quantités d'activité effectuées à partir du smartphone et de l'actigraph ont été calculées pour chaque participant.

Deuxièmement, les intervalles d'activité décrits ci-dessus ont été utilisés pour calculer le nombre de minutes consacrées à chaque catégorie d'intensité par jour pour chaque participant. Les corrélations de Pearson ont été calculées entre le smartphone et l'actigraph pour le nombre total de minutes passées dans l'une des catégories d'intensité d'activité sédentaire,

légère, modérée ou haute par jour et par participant. De même, les corrélations de Pearson ont été calculées pour les sujets âgés de moins et plus de 65 ans séparément.

Troisièmement, le nombre moyen de minutes (SD) consacrées à chaque catégorie d'intensité de l'activité par jour par les adultes âgés de moins et plus de 65 ans a été calculé. Un t-test pour mesures appariées a été réalisé pour étudier la différence entre le smartphone et l'actigraph en nombre moyen de minutes passées dans chaque catégorie d'intensité d'activité par jour, pour les deux groupes d'âge séparément. Les analyses mentionnées ci-dessus ont toutes été effectuées en utilisant le logiciel SPSS, version 20.0.

Enfin, le logiciel statistique MedCalc version 13.1 a été utilisé pour étudier les limites d'accord (« limits of agreement ») entre les deux dispositifs concernant la classification des minutes d'activité dans les catégories d'intensité sédentaire, légère et modérée en utilisant des graphes Bland-Altman pour mesures répétées. Ces graphiques de Bland-Altman ont été construits séparément pour les adultes âgés de moins et de plus de 65 ans.

### **III.3.3. Résultats**

Seules les données de 8 adultes âgés de moins de 65 ans et 7 adultes âgés de plus de 65 ans ont pu être incluses dans les analyses, en raison d'un dysfonctionnement de l'actigraph pour 3 participants, du smartphone pour 1 participant, ou en raison de problèmes d'utilisation de l'application de suivi de l'activité sur le téléphone mobile pour 1 participant. Les caractéristiques des participants inclus dans les analyses sont présentées dans le Tableau III-10. Au total, les données de 42 jours (29276 minutes) ont été incluses dans les analyses pour les jeunes adultes âgés de moins de 65 ans, dont 11 jours pendant lesquels le téléphone a été porté à la ceinture (26,2%). Pour les personnes âgées, 34 jours (21892 minutes) d'enregistrement de l'activité ont été inclus dans les analyses dont 6 jours pendant lesquels le smartphone a été porté à la ceinture (17,6%). Les raisons pour lesquelles quelques jours de données sont manquants étaient dues à des problèmes avec l'extraction de ces données à partir de l'actigraph ou du smartphone (n = 16 jours), ou d'absence de port de l'un des deux appareils (n = 6 jours). Le smartphone et l'actigraph ont été portés en moyenne  $696 \pm 209$  minutes et  $643 \pm 182$  minutes par jour par les jeunes adultes et les personnes âgées, respectivement.

Tableau III-10 : Caractéristiques des participants inclus dans l'étude.

	Adultes < 65 (n=8)	Adultes ≥ 65 (n=7)
Femme (n)	5	3
Age moyen (ans) (SD)	34.75 (14.89)	74.43 (4.35)
Poids moyen en Kg (SD)	71.14 (12.64)	79.40 (9.24)
Taille moyenne en cm (SD)	175.86 (7.22)	166.50 (6.56)
Nombre total des jours inclus dans l'analyse	42	34
Nombre total de jours avec le smartphone fixé sur la ceinture	11	6
Temps moyen d'enregistrement en minutes (SD)	696 (209)	643 (182)

*Relation entre quantités d'accélération par minute du smartphone et de l'actigraph*

Les valeurs de corrélation de Spearman entre les quantités d'accélération par minute du smartphone et de l'actigraph étaient de 0.76 et 0.84 pour les adultes âgés de moins et de plus de 65 ans, respectivement. Les diagrammes de dispersion des points dans les Figures III-20 et III-21 illustrent la façon dont les quantités d'accélération par minute du smartphone et de l'actigraph sont liées les uns aux autres dans les deux groupes. Les corrélations entre les quantités d'accélération par minute enregistrées par le smartphone et l'actigraph pour chacun des 8 participants de moins de 65 ans ont été de 0.89, 0.83, 0.81, 0.78, 0.78, 0.78, 0.71, 0.63 et les corrélations entre les quantités d'accélération par minute enregistrées par les deux instruments pour chacun des 7 participants âgés de plus de 65 ans étaient de 0.98, 0.97, 0.82, 0.82, 0.80, 0.79, et 0.73. Dans le groupe des adultes âgés de moins de 65 ans, la corrélation moyenne entre les quantités d'accélération par minute du smartphone sur la ceinture et de l'actigraph était de 0.81 tandis que la corrélation moyenne entre le smartphone porté dans la poche et l'actigraph était de 0.75. Dans le groupe des adultes âgés de plus de 65 ans, la corrélation moyenne entre les quantités d'accélération par minute du smartphone sur la ceinture et de l'actigraph était de 0.86, alors que la corrélation moyenne entre le smartphone porté dans la poche et l'actigraph était de 0.84.

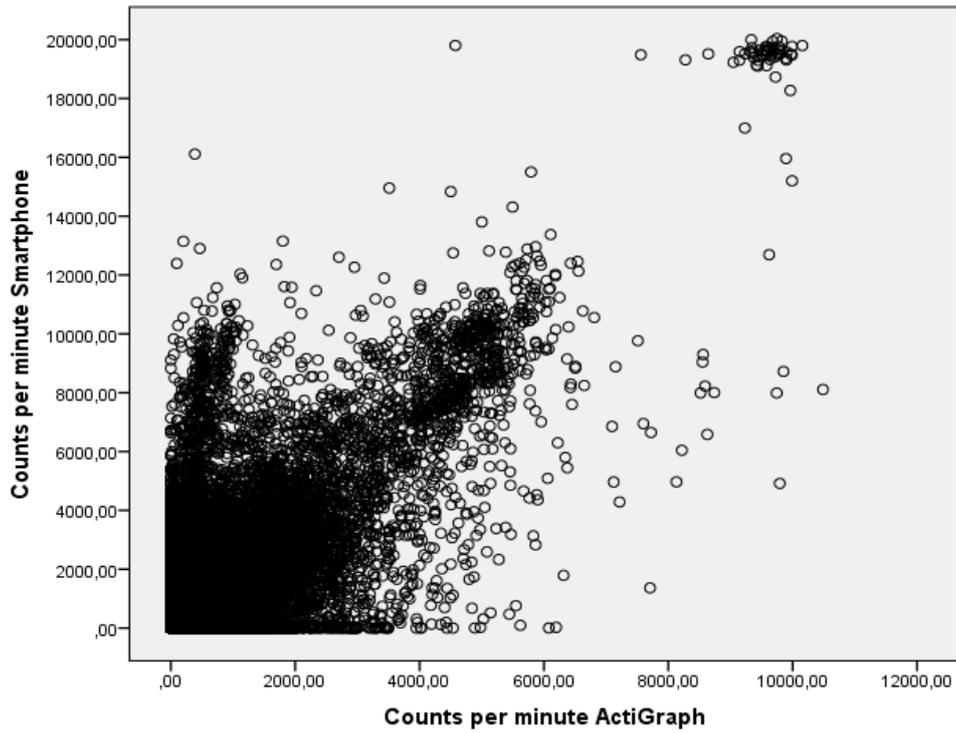


Figure III-20 : Relation entre quantités d'accélérations par minute du smartphone et de l'actigraph chez les jeunes adultes de moins de 65 ans.

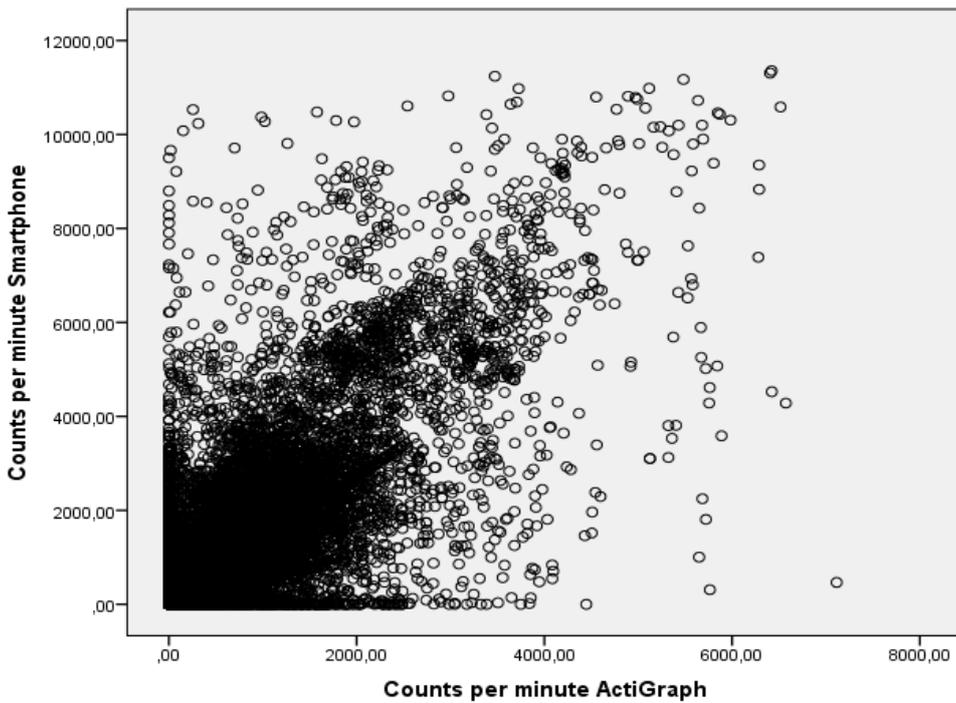


Figure III-21 : Relation entre quantités d'accélérations par minute du smartphone et de l'actigraph chez les personnes âgées de plus de 65 ans.

### *Relation entre l'intensité de l'activité mesurée par le smartphone et l'actigraph*

Les corrélations de Pearson entre les deux dispositifs pour le nombre de minutes passées dans chacun des niveaux d'intensité sédentaire, faible, modérée, et haute par jour étaient de 0.94, 0.90, 0.80, et 0.99 pour les adultes âgés de moins de 65 ans, respectivement ( $p < 0,01$ ). Pour les adultes âgés de plus de 65 ans, les corrélations de Pearson entre les deux dispositifs pour ce qui concerne le nombre de minutes passées dans chacune des catégories d'intensité d'activité sédentaire, faible, et modérée par jour étaient de 0.98, 0.94, et 0.79 respectivement ( $p < 0,01$ ). Pour ces adultes âgés de plus de 65 ans, les corrélations de Pearson n'ont pas pu être calculées pour la catégorie d'intensité haute en raison du fait qu'aucune activité n'a été enregistrée dans cette catégorie. Ces résultats sont relatifs aux données enregistrées pendant les jours pour lesquels le smartphone a été porté dans la poche. Aucun traitement n'a été effectué sur les données enregistrées lorsque le téléphone était placé à la ceinture en raison d'un nombre insuffisant de jours pour faire les analyses.

Le Tableau III- 11 présente les résultats des t-tests appariés qui ont été réalisés pour étudier les différences entre le smartphone et l'actigraph en nombre moyen de minutes par jour passées dans les différentes catégories d'intensité de l'activité pour les deux groupes d'âge séparément. Ces tests statistiques ont révélé que le smartphone sous-estimait le nombre de minutes par jour durant lesquelles les sujets réalisaient une activité sédentaire avec 6,45% et 6,78% pour les jeunes adultes et les personnes âgées respectivement. En outre, le smartphone a surestimé le nombre de minutes consacrées à une intensité modérée chez les adultes âgés de moins de 65 ans avec 49,60% contre 44,21% pour l'actigraph et le nombre de minutes passées à une intensité légère chez les adultes âgés de plus de 65 ans avec 7,60% contre 5,14% par rapport à l'actigraph.

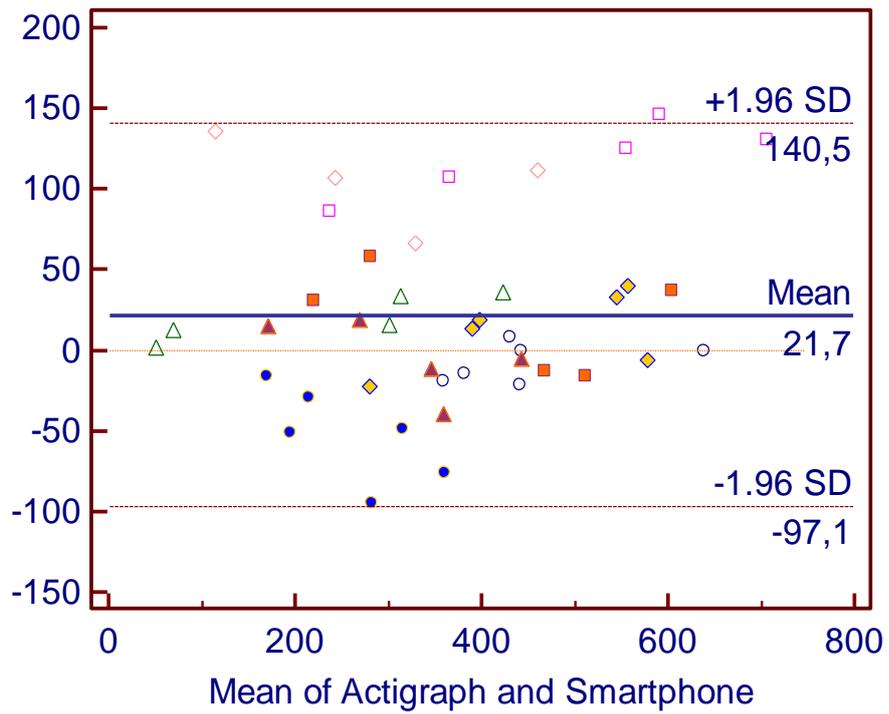
Tableau III-11 : Relation entre le temps passé dans les différentes catégories d'intensité de l'activité, mesurée par le smartphone et Actigraph chez les adultes âgés de moins et de plus de 65 ans.

	Catégorie d'intensité de l'activité	Smartphone moyenne minutes/Jour (SD)	Actigraph moyenne minutes/jour(SD)	Moyenne différence actigraph-smartphone
Adultes < 65 ans	Sédentaire	355.74 (151.90)	377.40 (163.74)	21.67*
	Légère	288.81 (122.38)	292.02 (112.71)	3.21
	Modéré	50.12 (33.04)	25.26 (26.72)	-24.86**
	Intense	1.43 (8.63)	1.43 (8.22)	0.00
Adultes 65 ≥ ans	Sédentaire	349.94 (129.67)	373.65 (139.72)	23.71**
	Légère	270.20 (85.10)	249.68 (85.367)	-20.53**
	Modérée	23.24 (26.18)	20.29 (28.55)	-2.94
	Intense	0.00	0.00	0.00

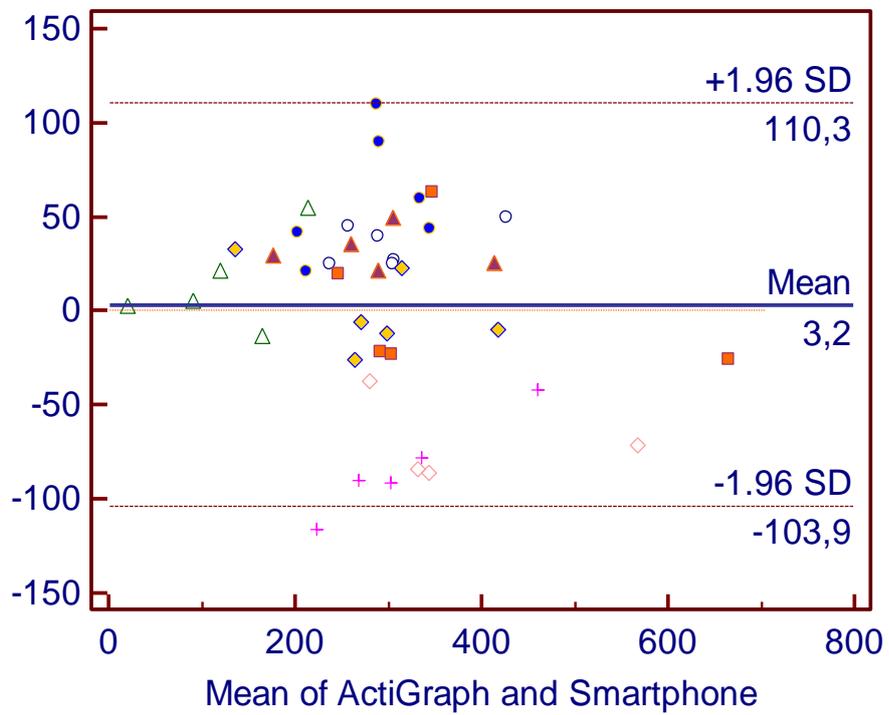
\*  $p < 0.05$ ; \*\*  $p < 0.01$ .

Malgré ces différences, les graphiques de Bland-Altman présentés pour les adultes âgés de moins et de plus de 65 ans dans les Figures III-22 A/B/C et les Figures III-23 A / B / C ont confirmé respectivement les différences entre le smartphone et l'actigraph qui ont été démontrées dans les paired t-tests. Les limites de l'accord étaient plus grandes pour les sujets âgés de moins de 65 ans par rapport aux sujets âgés de plus de 65 ans. En outre, certains participants semblent contribuer davantage aux différences entre les deux dispositifs par rapport aux autres participants dans les deux groupes.

22. A



22. B



22. C

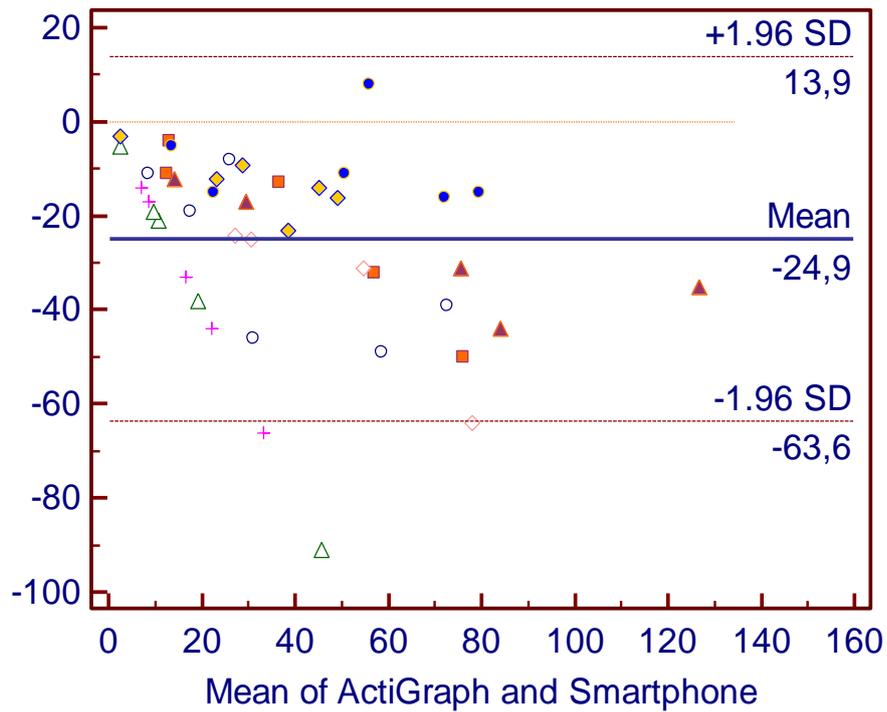
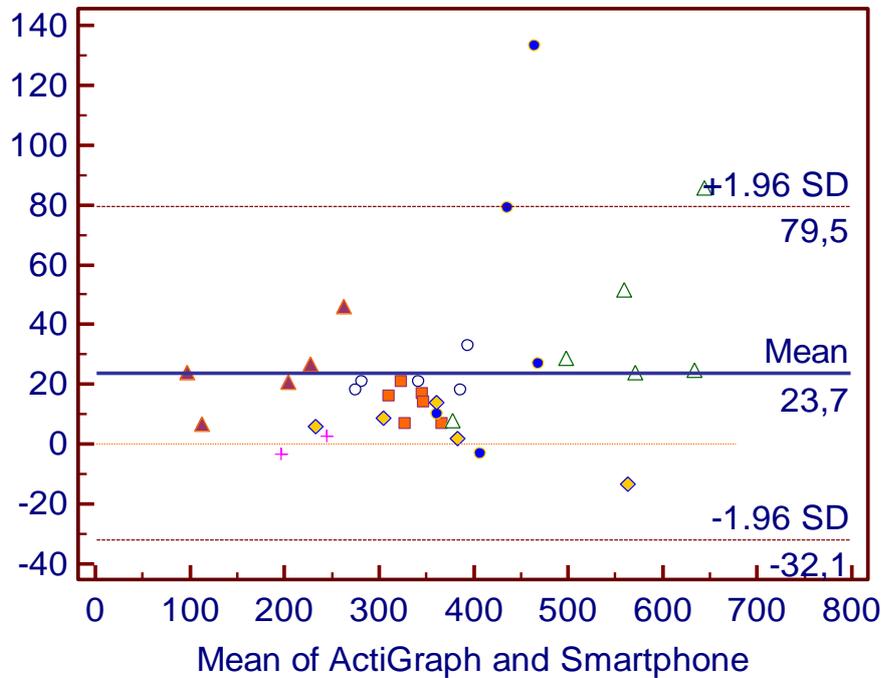
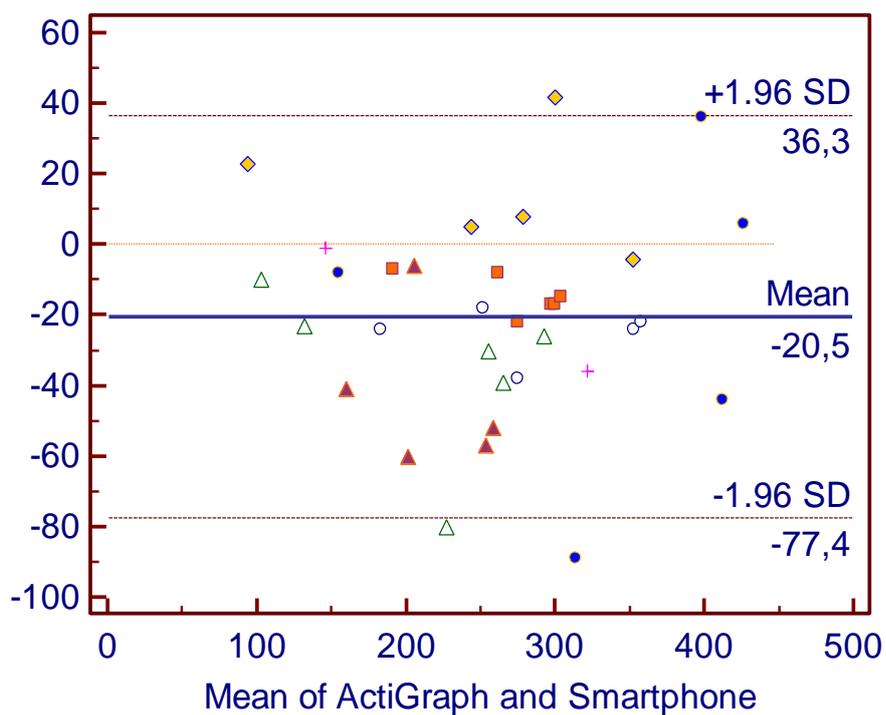


Figure III-22 : Agrément entre smartphone et actigraph chez les adultes de moins de 65 ans pour le nombre de minutes d'activité par jour passée dans la catégorie sédentaire (22.A), la catégorie d'activité légère (22.B), et la catégorie d'activité modérée (22.C). Chaque symbole représente un même participant.

23. A



23. B



23. C

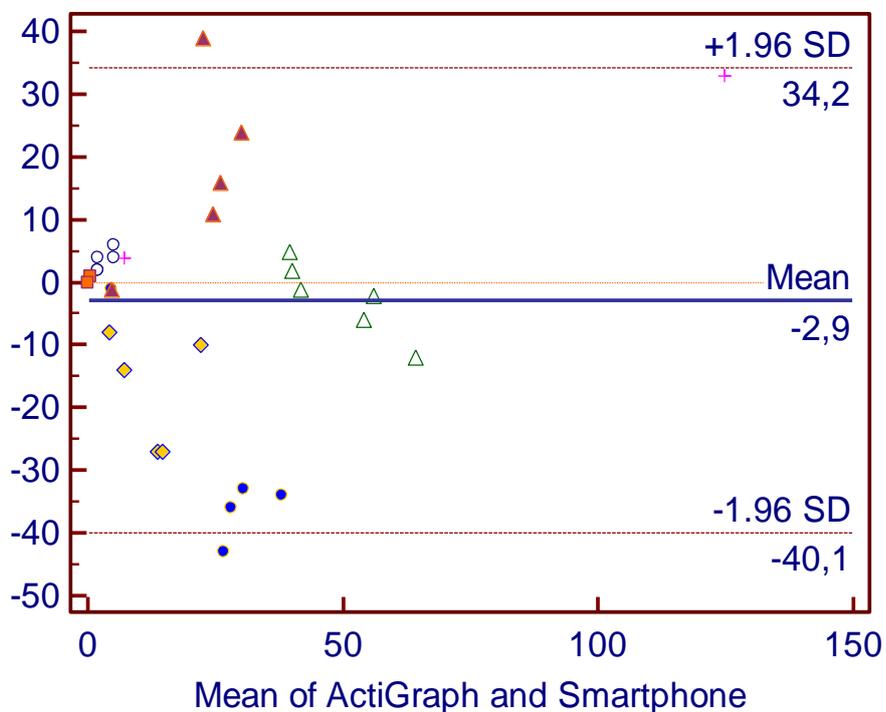


Figure III-23 : Agrément entre smartphone et actigraph chez les adultes de plus de 65 ans pour le nombre de minutes d'activité par jour passé dans la catégorie sédentaire (23.A), la catégorie d'activité légère (23.B), et la catégorie d'activité modérée (23.C). Chaque symbole représente un même participant.

### III.3.4. Discussion

Les résultats de cette étude ont révélé qu'il existait une forte corrélation entre les quantités d'accélération par minute enregistrées par l'application smartphone et l'actigraph chez les participants âgés de moins de 65 ans. Les résultats de cette étude sont comparables à une recherche précédente qui compare la surveillance de l'activité sur la base d'un smartphone ou d'autres dispositifs équipés d'accéléromètres triaxiaux comme l'actigraph GT3X, au cours de la vie quotidienne chez les adultes âgés de moins de 65 ans [13, 14].

Malgré les fortes corrélations entre les quantités d'accélération par minute enregistrées par les deux appareils, trois erreurs de classification ont été identifiées pour ce qui concerne le temps passé dans les différentes catégories d'intensité de l'activité selon le smartphone et l'actigraph. Tout d'abord, le smartphone sous-estime le nombre de minutes passées dans la catégorie d'intensité de l'activité sédentaire par rapport à l'actigraph pour les deux groupes d'âge. Deuxièmement, le smartphone a surestimé le nombre de minutes passées dans la catégorie de l'intensité d'activité légère par rapport à l'actigraph chez les adultes âgés de plus de 65 ans. Troisièmement, le smartphone a surestimé le nombre de minutes d'intensité modérée chez les adultes âgés de moins de 65 ans. Il est à noter que les deux premières erreurs de classification peuvent être considérées comme acceptables car elles ne dépassent pas 10%, tandis que la troisième erreur de classification semble être plus sévère. Une explication logique à propos de ces erreurs de classification peut être relative aux intervalles calculés pour diviser l'activité en différentes catégories d'intensité. Par exemple, des recherches antérieures ont suggéré que 150 quantités d'accélération par minute pourraient être une limite plus appropriée pour définir le comportement sédentaire chez les adultes, au lieu des 100 quantités d'accélération par minute fréquemment utilisés dans d'autres études [15]. La modification des bornes des intervalles aurait probablement modifié les conclusions de cette étude. Des chercheurs ont déjà admis que l'identification des bornes pour séparer les différentes catégories d'intensité de l'activité est l'une des difficultés rencontrées dans ce type d'études de validation [13, 14, 16, 17].

Une étude précédente portant sur la relation entre un système de surveillance de l'activité basé sur un smartphone et un système basé sur l'actigraph chez les adultes âgés de moins de 65 ans dans la vie quotidienne a trouvé moins de différences entre les dispositifs que notre étude [13]. Une explication possible à cela pourrait être que dans notre étude les participants pouvaient choisir eux-mêmes où ils voulaient porter le smartphone alors que dans la recherche

précédente, dans les conditions de la vie quotidienne et du laboratoire, il était demandé aux participants de toujours porter le téléphone sur la même ceinture que l'actigraph. La raison pour laquelle les participants ont été autorisés à choisir librement l'endroit de fixation du téléphone mobile était de se rapprocher des conditions réelles. Cette différence dans notre conception de l'étude par rapport à la recherche précédente a révélé que, d'une part, les participants semblent préférer porter un smartphone dans la poche de pantalon au lieu de le fixer sur une ceinture, et que d'autre part, la validité des mesures de l'activité est encore acceptable lorsque le smartphone est porté dans la poche de pantalon surtout chez les adultes âgés de plus de 65 ans. Toutefois, il convient de noter que le fait de porter le smartphone sur la ceinture fournit des résultats plus proches de ceux de l'actigraph, comme attesté par les corrélations élevées entre les quantités d'accélération par minute entre les deux appareils lorsqu'ils sont portés sur une ceinture, et ce pour les deux groupes d'âge.

En outre, cette étude a révélé que les limites d'accord entre les deux appareils étaient assez grandes, qui est conforme aux résultats des recherches antérieures [13, 14]. Une conclusion intéressante des graphiques de Bland-Altman construits dans cette étude est que les limites d'accord semblent être plus grandes pour les adultes âgés de moins de 65 ans que pour les adultes âgés de plus de 65 ans. Les explications possibles pourraient être que ces deux groupes portaient des types de vêtements différents, ou qu'ils ont différents schémas de marche [18, 19].

#### *Points forts et limites*

Un point fort de cette étude est que le système de surveillance de l'activité à base d'un smartphone a été validé chez les adultes âgés de moins et de plus de 65 ans au cours de la vie quotidienne. De plus, des intervalles spécifiques aux deux groupes d'âge ont été identifiés et utilisés pour le smartphone et l'actigraph afin de classifier les minutes enregistrées en quatre catégories différentes d'intensité de l'activité. Cela nous a permis de mieux comprendre les différences dans l'évaluation de l'activité quotidienne à base de smartphone entre adultes et personnes âgées. En outre, dans la présente étude, la validité des mesures a été évaluée par tranche de 24 heures alors que les recherches précédentes se concentrent souvent sur une évaluation de l'activité en moyenne sur plusieurs jours [13]. L'avantage d'envisager des mesures quotidiennes lors de programmes d'auto-surveillance ou d'intervention est que cette information permet une analyse du comportement quotidien puisque le retour d'information est fourni chaque jour. De plus, le nombre de minutes actives par jour est un facteur indicatif de l'état de santé d'une personne et surtout des personnes âgées, une personne en bonne santé

étant plus active durant la journée. Finalement, les gens sont familiers de ce concept de pratique d'une activité physique, des programmes de santé définissant la durée d'activité à réaliser quotidiennement pour garder une bonne santé en référence à une dépense énergétique ou plus simplement à un nombre de pas par jour.

Les limites de cette étude sont le petit nombre de participants, les problèmes de récupération des données de l'actigraph et du smartphone, et les problèmes liés à des données récupérées à partir de deux appareils, ce qui a abouti à un pourcentage élevé de données manquantes. Il est difficile de tirer des conclusions quant à l'influence que ces données manquantes auraient pu avoir sur les résultats de notre étude. En outre, il convient de noter qu'une personne âgée qui a participé à cette étude avait des difficultés à utiliser l'interface du smartphone pour faire fonctionner l'application de suivi de l'activité. Pour cette raison, les données de ce participant ne pouvaient pas être incluses dans l'analyse. Pour la mise en œuvre de l'application de surveillance de l'activité sur la base d'un smartphone, il faut tenir compte du fait que ces problèmes d'utilisabilité peuvent influencer la validité des mesures. Comme les personnes âgées sont souvent moins familières avec la technologie smartphone, ce problème sera probablement plus apparent dans ce groupe. Enfin, puisque les différents types de smartphones peuvent avoir différentes tailles, poids et types d'accéléromètres intégrés, cela peut influencer la validité de l'expérimentation. L'influence du type de téléphone sur la validité des mesures de cette application est difficile à estimer et peut être un sujet pour des recherches plus approfondies. Un autre aspect qui nécessite des recherches supplémentaires est l'effet de l'utilisation « régulière/normale » du téléphone sur l'estimation de l'activité physique puisque le téléphone dans cette étude n'a pas été utilisé pour appeler, envoyer des SMS, etc...

### **III.3.5. Conclusion et perspectives**

Cette étude a montré que l'application de surveillance de l'activité à base de smartphone peut fournir des estimations valides de l'activité physique à domicile pour l'évaluation de l'état de santé des personnes âgées. Cette validité semble être meilleure chez les adultes âgés de plus de 65 ans que chez les adultes plus jeunes. En outre, des différences semblent exister entre participants concernant la comparabilité des deux appareils utilisés dans cette étude.

Le fait d'être en mesure de quantifier avec une précision acceptable, à un coût plus faible et à domicile non seulement l'activité totale, mais, idéalement, la quantité d'activité physique habituelle légère, modérée et forte réalisée au cours de la vie quotidienne, ainsi que le nombre

de minutes actives durant la journée, permettra aux investigateurs de déterminer l'importance relative de ces mesures dans la promotion de la santé et de la longévité, et aux professionnels de santé d'intervenir dans la prescription d'exercices appropriés.

## Bibliographie

1. W.J. Chodzko-Zajko, D.N. Proctor, M.A. Fiatarone, C.T. Minson, C.R. Nigg, G.J. Salem and J.S. Skinner (2009). "American College of Sports Medicine position stand. Exercise and physical activity for older adults." *Med Sci Sports Exerc* 41(7): 1510-1530.
2. K.E. Powell, P.D. Thompson, C.J. Caspersen and J.S. Kendrick (1987). "Physical activity and the incidence of coronary heart disease." *Annu Rev Public Health* 8: 253-287.
3. V.B. Sheppard, K.Makambi, T. Taylor, S.F. Wallington, J. Sween and L.A. Campbell (2011). "Physical activity reduces breast cancer risk in African American women." *Ethn Dis* 21(4): 406-411.
4. S.P. Helmrich, D.R. Ragland, R.W. Leung and R.S. Paffenbarger (1991). "Physical activity and reduced occurrence of non-insulin-dependent diabetes mellitus." *N Engl J Med* 325(3): 147-152.
5. S.A. Jebb and M.S. Moore (1999). "Contribution of a sedentary lifestyle and inactivity to the etiology of overweight and obesity: current evidence and research issues." *Med Sci Sports Exerc* 31(11 Suppl): S534-S541.
6. M.J. Peterson, C. Giuliani, M.C. Morey, C.F. Pieper, K. R. Evenson, V. Mercer, H.J. Cohen, M. Visser, J.S. Brach, S.B. Kritchevsky, B.H. Goodpaster, S. Rubin, S. Satterfield, A.B. Newman and E.M. Simonsick (2009). "Physical activity as a preventative factor for frailty: the health, aging, and body composition study." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 64(1): 61-68.
7. D.J. Macfarlane, C.C. Lee, E.Y. Ho, K.L. Chan and D. Chan (2006). "Convergent validity of six methods to assess physical activity in daily life." *J Appl Physiol* 101(5): 1328-1334.
8. C.V. Bouten, K.T. Koekkoek, M. Verduin, R. Kodde and J.D. Janssen (1997). "A triaxial accelerometer and portable data processing unit for the assessment of daily physical activity." *IEEE Trans Biomed Eng* 44(3): 136-147.
9. G. Plasqui and K.R. Westerterp. "Physical activity assessment with accelerometers: an evaluation against doubly labeled water." *Obesity (Silver Spring)* 15(10): 2371-2379.
10. A.S. Lozano, F.S. Medeiros, G. Cardon, G.T. Luque, R. Bailón, C. Bergmeir, J.R. Ruiz, A. Lucia and N. Garatachea (2013). "Actigraph GT3X: validation and determination of physical activity intensity cut points." *Int J Sports Med* 34(11): 975-982.
11. C.E. Matthews, K.Y. Chen, P.S. Freedson, M.S. Buchowski, B.M. Beech, R.R. Pate and R.P. Troiano (2008). "Amount of time spent in sedentary behaviors in the United States, 2003-2004." *Am J Epidemiol* 167(7): 875-881.
12. N.A. Farías, W.J. Brown and G.M. Peeters (2014). "ActiGraph GT3X+ cut-points for identifying sedentary behaviour in older adults in free-living environments." *J Sci Med Sport* 17(3): 293-299.
13. D.D. Gonzalez, A. Nazelle, E. Seto, M. Mendez, M.J. Nieuwenhuijsen and M. Jerrett (2013). "Comparison of Physical Activity Measures Using Mobile Phone-Based CalFit and Actigraph." *J Med Internet Res* 15(6): e111.
14. S.D. Herrmann, T.L. Hart, C.D. Lee and B.E. Ainsworth (2011). "Evaluation of the MyWellness Key accelerometer." *Br J Sports Med* 45(2): 109-113.

15. S.K. Keadle, A. Libertine, K. Lyden, J. Staudenmayer and P.S. Freedson. "Validation of wearable monitors for assessing sedentary behavior." *Med Sci Sports Exerc* 43(8): 1561-1567.
16. J. Vanhelst, J. Mikulovic, G.B. Xuan G, O. Dieu, T. Blondeau, P. Fardy and L. Béghin (2012). "Comparison of two ActiGraph accelerometer generations in the assessment of physical activity in free living conditions." *BMC Res Notes* 5(187): 187.
17. D.W. Esliger, A.V. Rowlands, T.L. Hurst, M. Catt, P. Murray and R.G. Eston. "Validation of the GENEActiv Accelerometer." *Med Sci Sports Exerc* 43(6): 1085-1093.
18. H. Van Remoortel, S. Giavedoni, Y. Raste, C. Burtin, Z. Louvaris, E. Gimeno-Santos, D. Langer, A. Glendenning, N.S. Hopkinson, I. Vogiatzis, B.T. Peterson, F. Wilson, B. Mann, R. Rabinovich, M.A. Puhon and T. Troosters (2012). "Validity of activity monitors in health and chronic disease: a systematic review." *Int J Behav Nutr Phys Act* 9(84): 84.
19. E.D. de Bruin, A. Hartmann, D. Uebelhart, K. Murer and W. Zijlstra (2008). "Wearable systems for monitoring mobility-related activities in older people: a systematic review." *Clin Rehabil*, 22(10-11): 878-895.

### **III.4. Identification de la marche dans un signal de longue durée**

#### **III.4.1. Introduction**

Le signal d'accélération propre à la marche est remarquable. Le système locomoteur intègre la contribution du cortex moteur, le cervelet et les ganglions de la base, ainsi que les rétroactions des capteurs visuels, vestibulaires et proprioceptifs pour produire des commandes motrices contrôlées. Ces dernières se traduisent par des contractions coordonnées des muscles et des mouvements des membres. Quand tout fonctionne correctement, ce système de contrôle neural produit une marche stable et un schéma de marche très cohérent. Un examen attentif révèle toutefois des fluctuations complexes dans le schéma de marche, même dans des conditions environnementales constantes [1-3] L'amplitude des fluctuations stride-à-stride et leur évolution dans le temps au cours d'une marche - la dynamique de la marche - peuvent être utiles dans la compréhension du contrôle moteur de la marche, la quantification des altérations pathologiques et/ou liées à l'âge dans le système de contrôle de la locomotion, et pour une mesure objective de la mobilité et de l'état fonctionnel. En effet, les altérations de la dynamique de la marche peuvent aider à déterminer la sévérité de la maladie, l'utilité des médicaments, et à documenter objectivement l'amélioration de la réponse aux interventions thérapeutiques, au-delà de ce qui peut être obtenu à partir de mesures sur la base de la moyenne. Parmi les paramètres de la marche, la vitesse de la marche se trouve parmi les cinq paramètres les plus importants identifiés par Fried [4] pour permettre l'évaluation de la fragilité chez les personnes âgées.

Dans les chapitres précédents, nous avons démontré que le smartphone intégrant un accéléromètre triaxial est un dispositif fiable pour la mesure des paramètres de la marche. Le suivi de l'évolution de ces paramètres ainsi que de l'activité physique pendant plusieurs mois permet une détection précoce de la fragilité et de la dégradation de la complexité due à l'âge avancé ou aux maladies.

Un des problèmes associés à la détection des périodes de marche est qu'une grande précision est demandée dans la détection des différents paramètres. De nombreuses études ont évalué l'exactitude de la détection des événements de la marche à partir de podomètres, d'accéléromètres et de gyroscopes [5-10]. Cependant, peu d'informations sur les algorithmes et les méthodes d'analyse des données sont fournis et les protocoles mis en œuvre sont très simplifiés, souvent constitués de longues périodes de marche continue qui sont incompatibles

avec la plupart des activités de la vie quotidienne. Malheureusement la précision de la détection des pas et des événements de la marche est censée diminuer pour une durée d'activité plus courte et des vitesses de marche plus lentes [11-13], en particulier chez les patients âgés.

Durant une journée normale, une personne exerce différents types d'activité, dont la marche. Pour étudier correctement les différents paramètres de la marche et bien en identifier les différentes phases, il est nécessaire d'être capable d'identifier les segments relatifs à la marche dans un signal de longue durée. La détection du pic d'accélération correspondant à l'impact du pied est fondamentale pour l'identification de tous les autres paramètres de la marche, permettant ainsi l'analyse de la variabilité et l'évaluation de la complexité de la marche. Or, toute activité physique exercée par la personne se traduit par de nombreux pics dans le signal. En outre, la détection de l'activité de la marche est considérée comme une méthode objective portable pour l'évaluation fonctionnelle des patients, en particulier ceux avec des vitesses de marche lente, pourrait servir comme un outil de réhabilitation de motivation utile et une mesure efficace des résultats cliniques dans l'environnement vivant en liberté [14].

Le but de cette étude est donc de proposer une méthode de segmentation qui permet de différencier le signal de la marche dans un signal de longue durée.

### **III.4.2.Méthodologie**

#### *Participants*

Six personnes (2 femmes et 4 hommes) âgées de 28 à 85 ont participé à cette étude. Tous les sujets ont donné leur consentement avant de participer à l'expérience.

Les sujets ont porté le smartphone Nokia N8 (Nokia Corporation, Espoo, Finlande) à la ceinture. Un logiciel développé en interne en utilisant QT (Digia, Hel-SINKI, Finlande) stocke les données captées par l'accéléromètre triaxial intégré dans le téléphone. Toutes les données ont été analysées hors ligne en utilisant Matlab (Mathworks Inc., Natick, MA, USA).

Le téléphone mobile a été porté par le sujet pendant plusieurs journées complètes. Il a été demandé aux personnes de marcher plusieurs fois au cours de chaque enregistrement. L'heure de début de la marche et la durée de chaque marche étaient déterminées par le sujet lui-même sans aucune intervention des investigateurs. La personne devait préciser à la fin de chaque enregistrement l'heure de départ de chaque marche ainsi que sa durée après une

synchronisation entre l'heure du téléphone et l'heure personnelle du participant. Un test préliminaire a été effectué afin de connaître la durée moyenne du pas et la valeur du pic d'accélération correspondant au moment de l'impact total du pied.

### *Méthodes d'analyse*

L'activité de la marche est considérée comme répétitive et complexe. La marche possède des caractéristiques propres qui permettent sa différenciation de toute autre activité qu'un être humain peut exercer. Un pas peut être identifié par les paramètres suivants :

- Le moment de l'impact de tout le pied sur le sol se traduit par un pic d'accélération plus grand que la gravité. Ce pic doit absolument suivre un passage à zéro.
- Avant chaque impact du pied, un impact du talon survient. Ce moment est représenté par le minimum qui précède le pic d'accélération (Figure III-24) [15]
- Le décolllement de l'orteil aura lieu après l'impact total du pied qui correspond au minimum qui suit le pic d'accélération (Figure III-24). A noter que le temps entre l'impact totale du pied et l'impact du talon ou le décolllement de l'orteil ne doit dépasser les 10 millisecondes [15].
- Le signal de la marche est pseudopériodique. La différence entre les durées de chaque pas ne doit pas être importante. En effet, la différence entre deux pas ne doit pas dépasser 80% de la durée moyenne des pas pour la même vitesse de marche, en admettant qu'une petite variabilité peut quand même être présente dans le signal de la marche.
- Le signal de la marche se répète pas après pas, d'où l'hypothèse de la périodicité de la marche. D'après Zijlstra et ses collègues [16], la durée de chaque stride varie entre 0,98 s et 1,74 s quand la vitesse de la marche varie entre 1,75 et 0,5 m .s<sup>-1</sup>. Par la suite, les fréquences fondamentales peuvent varier de 0,57 Hz à 1,02 Hz. Une fréquence de coupure de 5 Hz permet un très bon filtrage du signal tout en conservant ses principales caractéristiques (c'est-à-dire les fréquences qui correspondent aux pas et aux strides).

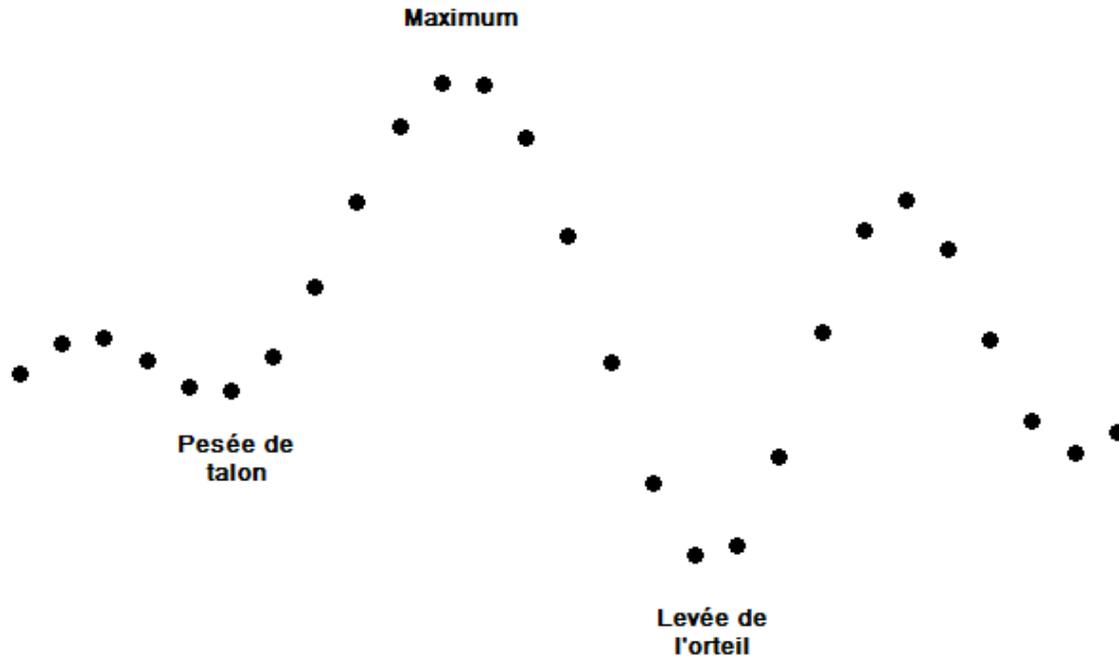


Figure III-24 : Illustration du moment de l'impact du talon et du décolllement de l'orteil.

Sur les bases de ce qui précède, un algorithme a été développé sur Matlab qui prend en compte toutes les caractéristiques de la marche et qui permet la distinction du signal de la marche dans un signal de longue durée.

Pour faciliter la détection de la phase de la marche, le calcul des paramètres fréquentiels a été effectué sur des fenêtres de 30 secondes. Le calcul de la fréquence médiane, du scalogramme, de l'entropie de Shannon et de la fréquence pic permet de distinguer si la fenêtre considérée contient un signal de la marche ou non. Toute minute ne contenant pas de marche sera éliminée du signal et seules les minutes contenant un signal de la marche seront étudiées pour en extraire les paramètres.

### III.4.3. Résultats

Chaque fenêtre de durée de 30 secondes peut être classée dans l'une des catégories suivantes :

- a. Ne contient que du signal de la marche.
- b. Contient de la marche ainsi que d'autres activités.
- c. Ne contient que des activités autres que la marche.
- d. Ne contient aucune activité (personne au repos).

En calculant les paramètres fréquentiels mentionnés dans le paragraphe précédent, nous avons réalisé une segmentation manuelle entre un signal contenant de la marche et un signal ne contenant aucun pas. Le scalogramme et la densité spectrale de puissance pour 30 secondes de marche sont illustrés dans la Figure III-25. Dans la Figure III-26, nous avons représenté le scalogramme d'un signal de durée de 30 secondes constitué d'un signal d'activité quelconque autre que la marche. Enfin, le scalogramme et la densité spectrale d'un signal mixte sont représentés dans la Figure III-27. Concernant les signaux ne contenant aucune activité, aucun traitement n'a été réalisé puisque le signal d'accélération est plus petit que le seuil précisé par l'algorithme (seuil =  $0,6 \text{ m.s}^{-2}$ ).

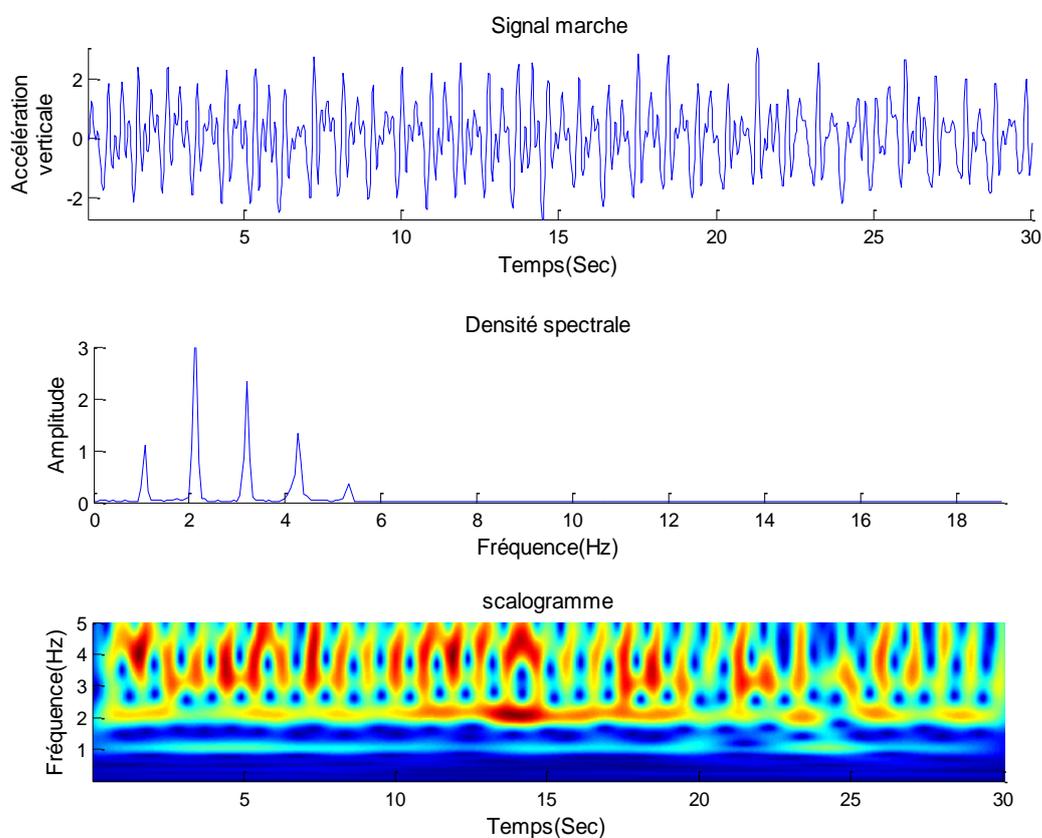


Figure III-25 : Signal d'accélération verticale ( $\text{m.s}^{-2}$ ) pour 30 secondes de marche avec sa densité spectrale de puissance et son scalogramme.

Après la distinction entre les intervalles contenant ou non de la marche, l'algorithme d'identification des moments de l'impact du pied est appliqué sur les intervalles de marche afin de déterminer l'intervalle entre les strides, le temps de l'impact du talon ainsi que tous les autres paramètres reliés à la marche.

L'histogramme de comparaison entre la fréquence moyenne, la fréquence pic, la fréquence médiane et l'entropie de Shannon pour les signaux de la marche et tous autres signaux est présentée dans la Figure III-28.

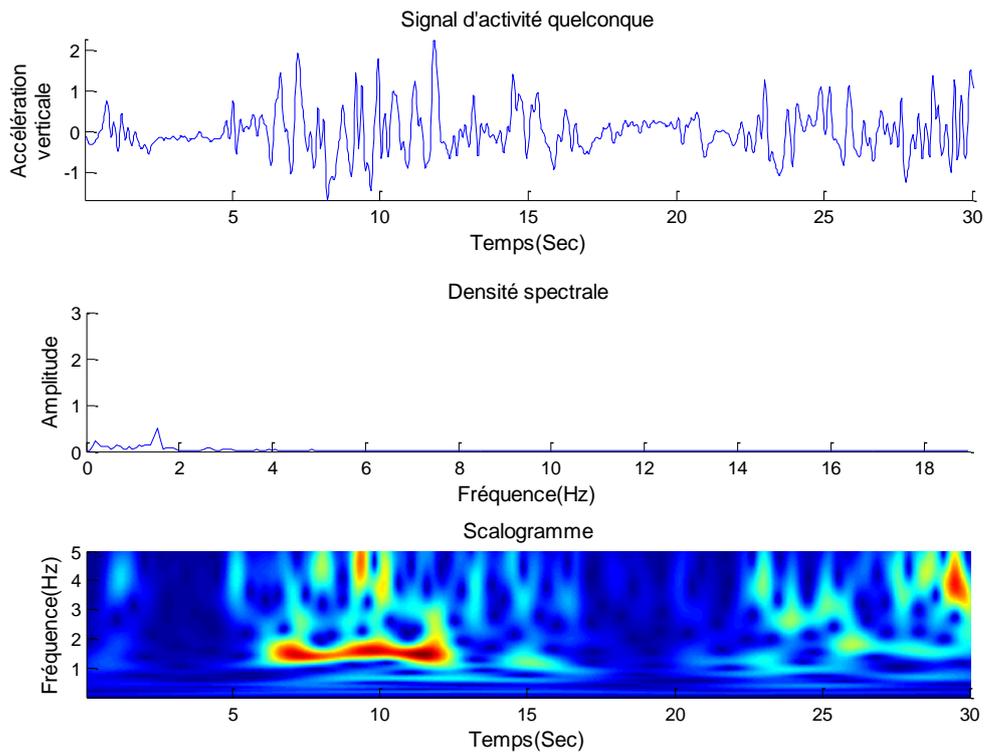


Figure III-26 : Signal d'une activité inconnue ( $m.s^{-2}$ ) (autre que la marche) pour 30 secondes avec sa densité spectrale et son scalogramme.

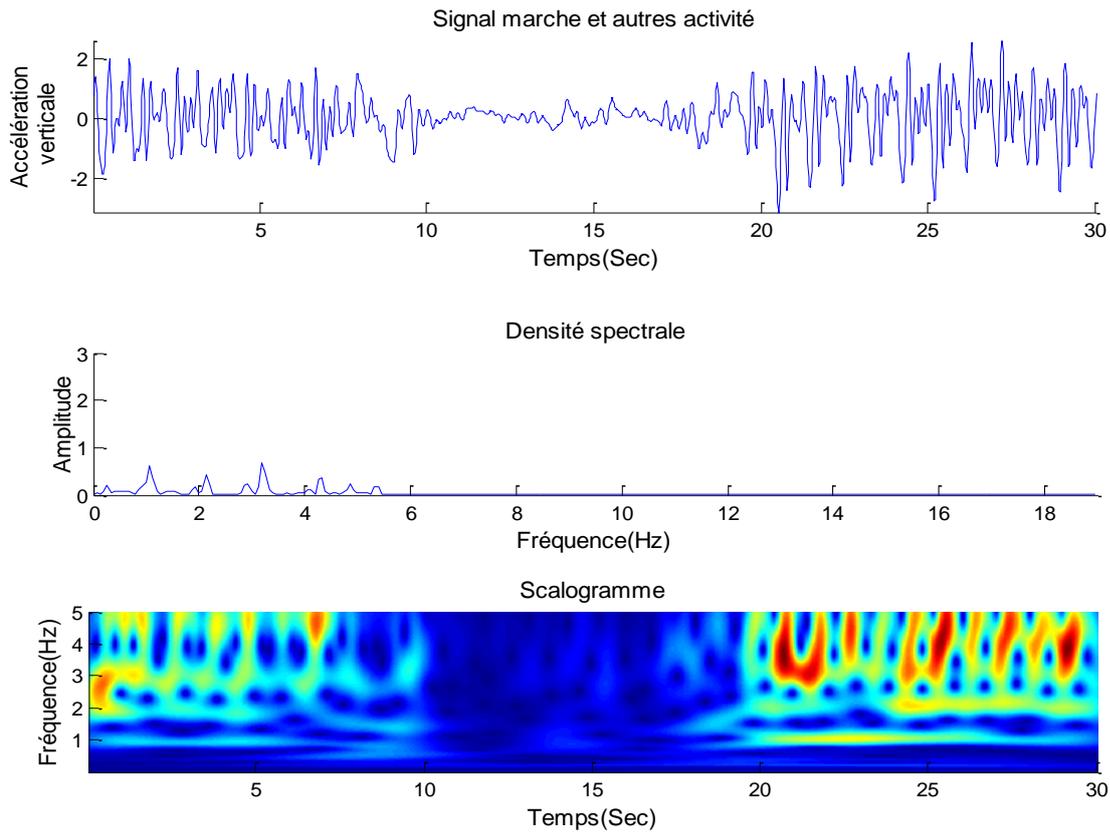


Figure III-27 : Signal contenant de la marche et d'autres activités avec sa densité spectrale et son scalogramme.

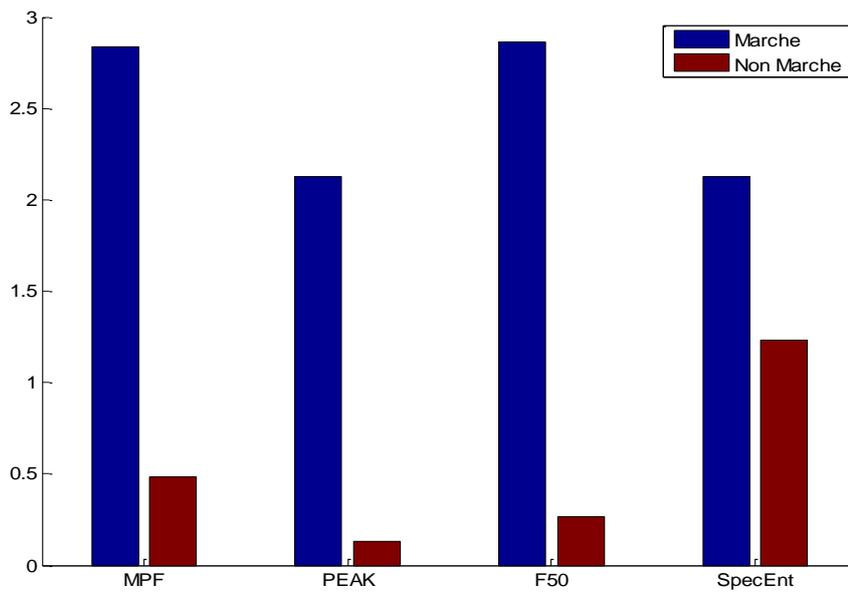


Figure III-28 : Histogramme de comparaison entre MPF (fréquence moyenne en Hz), Peak (fréquence pic en Hz), F50 (fréquence médiane en Hz) et SpecEnt (Entropie de Shannon).

#### **III.4.4. Discussion**

L'analyse fréquentielle de la marche permet de différencier entre tout intervalle ne contenant aucun pas et les intervalles contenant plusieurs pas. De plus cette analyse diminue le temps de calcul en réduisant tout simplement le nombre d'intervalles traités pour l'extraction des paramètres de la marche. Le choix de l'intervalle de 30 secondes a été choisi pour essayer de minimiser le nombre de pas non détectés. Dans une fenêtre de 60 secondes, l'analyse fréquentielle classe cette fenêtre comme contenant de la marche si le nombre de pas est supérieur à 8, tandis que pour une fenêtre de 30 secondes, le nombre de pas est réduit à 3.

Les signaux de marche peuvent être bien identifiés dans un signal enregistré durant une journée complète d'après les résultats présentés précédemment. Cette étude nous permet d'envisager par la suite des enregistrements de suivi chez les personnes âgées pour une période de plusieurs mois afin d'étudier l'évolution des paramètres de la marche en vue d'une détection précoce de la fragilité.

## Bibliographie

1. C.K. Peng, S. Havlin, J.M. Hausdorff, J.E. Mietus, H.E. Stanley and L.A. Goldberger (1995). "Fractal mechanisms and heart rate dynamics. Long-range correlations and their breakdown with disease." *J Electrocardiol* 28 Suppl: 59-65.
2. A.L. Goldberger, C.K. Peng, and L.A. Lipsitz (2002). "What is physiologic complexity and how does it change with aging and disease?" *Neurobiol Aging* 23(1): 23-26.
3. S. Frenkel-Toledo, N. Giladi, C. Peretz C, T. Herman, L. Gruendlinger L and J.M. Hausdorff (2005). "Treadmill walking as an external pacemaker to improve gait rhythm and stability in Parkinson's disease." *Movement Disorders* 20(9): 1109-1114.
4. L.P. Fried, C.M. Tangen, J. Walston, A.B. Newman, C. Hirsch, J. Gottdiener, T. Seeman, R. Tracy, W.J. Kop, G. Burke and M.A. McBurnie (2001). "Frailty in Older Adults: Evidence for a Phenotype." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 56(3): M146-157.
5. S.E. Crouter, P.L. Schneider, M. Karabulut and D.R.Jr Bassett (2003). "Validity of 10 electronic pedometers for measuring steps, distance, and energy cost." *Med Sci Sports Exerc* 35:1455–1460.
6. D.W. Esliger, A. Probert, S.C. Gorber, S. Bryan, M. Laviolette and M.S. Tremblay (2007). "Validity of the Actical accelerometer step count function." *Med Sci Sports Exerc* 39:1200–1204.
7. G. Le Masurier and C. Tudor-Locke (2003). "Comparison of pedometer and accelerometer accuracy under controlled conditions." *Med Sci Sports Exerc* 2003;35:867–71.
8. A. Salarian, H. Russmann, F.J.G. Vingerhoets, C. Dehollain, Y. Blanc and P.R. Burkhard (2004). "Gait assessment in Parkinson's disease: toward an ambulatory system for long-term monitoring." *IEEE Trans Biomed Eng* 51:1434–1443.
9. J. Rueterbories, E.G. Spaich, B. Larsen and O.K. Andersen (2010). "Methods for gait event detection and analysis in ambulatory systems." *Med Eng Phys* 32:545–552.
10. A. Mansfield and G.M. Lyons (2003). "The use of accelerometry to detect heel contact events for use as a sensor in FES assisted walking." *Med Eng Phys* 25:879–885.
11. C.C. Yang, Y.L. Hsu, K.S. Shih and J.M. Lu (2011). "Real-time gait cycle parameter recognition using a wearable accelerometry system." *Sensors (Basel)* 11:7314–7326.
12. B. Dijkstra, W. Zijlstra, E. Scherder and Y. Kamsma (2008). "Detection of walking periods and number of steps in older adults and patients with Parkinson's disease: accuracy of a pedometer and an accelerometry-based method." *Age Ageing* 37:436–441.
13. C.G. Ryan, P.M. Grant, W.W. Tigbe and M.H. Granat (2006). "The validity and reliability of a novel activity monitor as a measure of walking." *Br J Sports Med* 40:779–784.
14. E. Fortune, V. Lugade, M. Morrow and K. Kaufman (2014). "Validity of using tri-axial accelerometers to measure human movement - Part II: Step counts at a wide range of gait velocities." *Med Eng Phys* 36(6):659-669.
15. D. Alvarez, R.C. Gonzalez, A. Lopez and J.C. Alvarez (2006). "Comparison of Step Length Estimators from Wearable Accelerometer Devices." *Engineering in Medicine*

and Biology Society, 2006. EMBS '06. 28th Annual International Conference of the IEEE.

16. W. Zijlstra (2004). "Assessment of spatio-temporal parameters during unconstrained walking." *Eur J Appl Physiol* 92(1-2) 39-44.

### **III.5. Estimation de la longueur du pas et de la vitesse de la marche**

#### **III.5.1. Introduction**

La fonction de la marche peut être considérée comme un déterminant majeur de la fonction motrice indépendante, et la quantité de marche par jour est un important indicateur du niveau d'activité physique. Différentes pathologies peuvent affecter la marche et l'équilibre et une large gamme de spécialités sont impliqués dans le traitement des troubles de la marche et de l'équilibre. Par conséquent, l'évaluation de la fonction de la marche est essentielle dans le suivi de la récupération ou le déclin de la fonction motrice.

Avec l'âge, les caractéristiques de la marche se modifient sous l'effet combiné du vieillissement physiologique (sensoriel, neuromusculaire, ostéo-articulaire, vieillissement du système cardio-circulatoire, de la commande centrale cérébrale de la motricité, des voies du faisceau pyramidal commandant la motricité) et pathologique (par exemple maladie de Parkinson, maladie de Huntington....) [1]. Ces modifications se manifestent principalement par une irrégularité dans les pas, une augmentation de la variabilité de la marche, une réduction de l'écartement des pieds, une instabilité et une diminution de la vitesse de marche [2-5].

La détection de ces symptômes représente la phase la plus importante pour l'évaluation de la marche et l'identification de l'état de la santé de l'être humain. La longueur du pas et la longueur du stride aide à l'évaluation de la variabilité de la marche qui est un facteur important dans la détection des troubles de la marche [6]. Dans une étude de marche récente sur tapis roulant [7], il a été démontré que l'évaluation des paramètres spatio-temporels et l'analyse des mouvements de la marche dans les cycles de strides successives sont possibles à partir de mesures d'accélération du tronc inférieur. Cette étude a démontré que les déplacements à trois dimensions (3D) de la partie inférieure du tronc lors de la marche sont bien prédits par un modèle de pendule inversé de la trajectoire du centre de masse du corps (CoM). En accord avec les prédictions du modèle, l'amplitude et les instants de déplacement du bassin dépendent des paramètres spatio-temporels du cycle de la marche. Le modèle de pendule inversé prévoit également un modèle de base de l'accélération de la partie inférieure du tronc pendant la marche, et les relations entre les caractéristiques d'accélération et les paramètres de marche spatio-temporels. Par conséquent, les paramètres de la marche spatio-

temporels peuvent éventuellement être déterminés à partir des accélérations de la partie inférieure du tronc.

Une vitesse de marche lente constitue une variable physique identifiée comme un facteur de fragilité dans plusieurs modèles et surtout dans le modèle de Fried [8]. D'autres études ont montré que la vitesse de marche pourrait à elle seule être un indicateur fiable et précis pour évaluer la fragilité d'une personne âgée [9,10]. C'est une mesure simple, pratique et facile à réaliser, qui apporte des indications similaires à celles qu'apporteraient des échelles motrices plus complexes et plus coûteuses avec moins de reproductibilité.

Au début, la vitesse de marche a été utilisée comme une mesure objective de la diminution de la mobilité chez les personnes âgées et plus précisément chez les personnes âgées fragiles, cette diminution constituant la première étape du processus qui mène à la dépendance. Aujourd'hui, certains auteurs vont jusqu'à présenter la vitesse de marche comme un paramètre vital spécifique [11] qui constitue un levier important pour comprendre et agir sur la santé des personnes âgées [12]. Ce paramètre permet d'identifier les personnes en risque significatif de perte d'autonomie, de chute, d'institutionnalisation et de décès [9, 13-15].

### **III.5.2. Analyse des signaux de l'accéléromètre**

#### *Longueur du pas*

Zijlstra et Hof ont mené une étude en supposant que les trajectoires de déplacement du bassin pourraient être approchées par des fonctions sinusoïdales [16].

Pendant la marche, le déplacement vertical peut être modélisé par un type compas de marche pendant la phase d'appui simple (c.-à-d. approchée par un modèle de pendule inversé) et approché par un chemin circulaire inversé pendant la phase d'appui support [16], comme illustré sur la Figure suivante (Figure III-29).

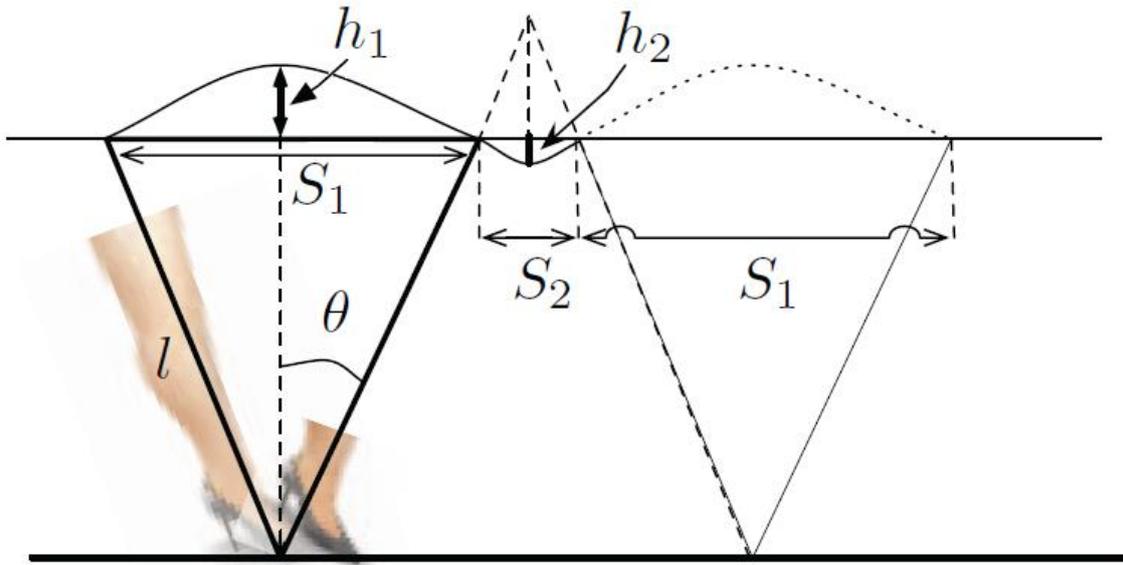


Figure III- 29 : Modèle du déplacement vertical du bassin lors de la marche. Dans ce modèle de pendule inversé, le pendule de longueur ( $l$ ) est la longueur de la jambe,  $S_1$  représente le déplacement vers l'avant au cours d'un appui unique et  $S_2$  pendant le déplacement vers l'avant à double appui. Adapté de: [17].

Selon [16],  $h_1$ , le déplacement vertical au cours de l'appui unipodal, peut être calculé en utilisant les relations géométriques représentées sur la Figure III-29 par l'équation suivante (éq.III-1) :

$$h_1 = l - l \cos \theta \quad \text{eq. (III-1)}$$

où  $l$  est la longueur de la jambe et  $\theta$  est l'angle entre l'axe vertical et la jambe.

En utilisant la relation trigonométrique  $\sin^2 \alpha + \cos^2 \alpha = 1$  et la relation de l'équation III-1, l'équation suivante peut être obtenue :

$$\sin \theta = \sqrt{\frac{2h_1}{l} - \frac{h_1^2}{l^2}} \quad \text{eq. (III-2)}$$

Le déplacement vers l'avant du bassin pendant l'appui unique ( $S_1$ ) peut aussi être calculé par des relations géométriques :

$$S_1 = 2l \sin \theta \quad \text{eq. (III-3)}$$

En combinant les équations III-2 et III-3, on obtient :

$$S_1 = 2\sqrt{2h_1l - h_1^2} \quad \text{eq. (III-4)}$$

Zijlstra et Hof (2003) ont utilisé cette relation pour prédire la longueur du pas en fonction des changements sur la position verticale du centre de masse de corps (CoM) [7]. L'amplitude des variations de position verticale (représentée comme  $h_1$  dans l'équation III-4) a été déterminée comme étant la différence entre la position la plus haute et la position la plus basse au cours d'un cycle de pas. Dans cette étude, toutes les mesures de longueur de pas ont été sous-estimées pour tous les individus et à toutes les vitesses de marche.

Dans une autre étude, Zijlstra (2004) a utilisé des facteurs de correction pour améliorer la détermination de la longueur du pas [18]. Comme la longueur du pas a été sous-estimée dans son étude précédente, celle-ci a utilisé deux approches différentes pour corriger la longueur du pas déterminée par l'équation III-4. Dans la première approche, un facteur de multiplication standard (1,25) a été utilisé pour toutes les données. Dans la seconde approche des facteurs de correction individuelle calculés comme le rapport entre la vitesse moyenne de marche et la vitesse prédite ont été utilisés. L'utilisation d'un facteur de multiplication standard a amélioré les résultats, mais l'estimation de la longueur du pas et la vitesse de marche est restée approximative. L'utilisation de facteurs de correction individuels a fourni de meilleurs résultats.

Plus tard, en 2006, Alvarez et ses collègues ont mené une étude où différents estimateurs de longueur de pas à l'aide de dispositifs portables ont été comparés [17]. La plupart des méthodes décrites incluent des constantes qui nécessitent un processus assez long d'étalonnage devant être effectué pour chaque individu. Une seule méthode a été décrite ne nécessitant pas d'étalonnage expérimental et pouvant être appliquée en utilisant des accéléromètres portables. Les résultats de cette méthode étant par ailleurs similaires à ceux des autres méthodes, nous l'avons étudiée plus en détail.

La méthode était fondée comme les précédents sur un modèle de pendule inversé, comme décrit ci-dessus. Cependant, le déplacement du bassin a été évalué par deux pendules : le premier relatif à la phase d'oscillation est décrit par la même relation que dans l'équation III-4, et le second est défini par rapport à la phase d'appui double, mais avec un rayon inconnu (Figure III-29). Le déplacement total vers l'avant lors d'un pas a ensuite été calculé comme la somme du déplacement au cours de pivotement ( $S_1$ ) et du déplacement pendant la phase de double appui ( $S_2$ ), tel que défini par l'équation suivante :

$$\text{Longueur du pas} = S_1 + S_2 = 2\sqrt{2h_1l - h_1^2} + S_2 \quad \text{eq. (III-5)}$$

Le déplacement S1 est estimé à partir de la longueur de la jambe (l) et le déplacement vertical (h1) entre le moment de décollement de l'orteil et l'événement de l'impact talon. Le déplacement S2 est défini comme une constante égale à la longueur du pied [17].

Toutes les méthodes décrites ci-dessus nécessitent une procédure commune, qui est la double intégration du signal d'accélération, afin d'obtenir les données de position requises. Zijlstra (2004) fait référence à l'utilisation d'un filtre de Butterworth du 4ème ordre afin d'éviter la dérive de l'intégration des données d'accélération [18]. Alvarez et al. (2006) se réfèrent à un processus plus compliqué pour éviter la dérive, en forçant les valeurs finales des intégrales à être celles souhaitées, ayant à l'esprit que, au moment où les pieds sont posés à plat, la vitesse (c'est à dire le résultat de la première intégration) est nulle et que la coordonnée verticale de COM (après la seconde intégration) est la même qu'au début du pas [17].

### *Intégration*

Comme on le sait, l'accélération peut être calculée comme la dérivée première de la vitesse ou la dérivée seconde de la position. Il est ici intéressant d'inverser ce processus afin d'obtenir la vitesse et la position à partir des données d'accélération fournies par les capteurs [19].

Une façon courante d'intégrer un signal numérique est d'utiliser la règle trapézoïdale :

$$i(n) = i(n - 1) + \frac{1}{2} [x(n) - x(n - 1)][y(n - 1) + y(n)], \quad n > 0 \quad \text{eq. (III-6)}$$

L'intégration d'un signal est un processus assez simple. Cependant, il y a des problèmes qui doivent être résolus avant de procéder à une double intégration.

Tout d'abord, les conditions initiales sont requises par la formule d'intégration, à savoir la vitesse et le déplacement au début de la mesure. Lorsqu'on se réfère à l'intégration du signal de l'accélération cela peut poser un problème, puisque les conditions initiales ne sont pas connues [20].

Un autre problème qui doit être pris en considération est la caractéristique cumulative de l'intégration, ce qui signifie que toute dérive causée par des petites valeurs moyennes de variation du signal d'accélération peut conduire à des erreurs d'intégration, qui sont traduites dans une erreur croissante dans le temps. Ce problème est encore amplifié lorsque le signal est intégré deux fois. Les signaux d'un accéléromètre réel peuvent tendre vers l'infini, ce qui est essentiellement dû à des composantes basses fréquences du signal [20].

Une explication mathématique de ces problèmes est fournie ci-après.

Si le signal d'accélération est constitué par un composant de variation temporelle ayant une moyenne nulle ( $a(t)$ ) et une constante représentant la dérive ( $d_0$ ), elle peut être représentée par l'équation suivante :

$$A(t) = a(t) + d_0 \quad \text{eq. (III-7)}$$

L'intégration du signal en assumant des conditions initiales nulles résulte dans l'équation III-8:

$$V(t) = \int_0^t A(t)dt = \int_0^t a(t)dt + \int_0^t d_0 dt = v(t) + d_0 t \quad \text{eq. (III-8)}$$

Avec  $V(t)$  est le signal composite de vitesse et  $v(t)$  est la vitesse souhaitée. Cette première intégration résulte sur l'apparition d'un composant provoquant une dérive,  $d_0 t$ , qui est une rampe avec une pente de  $d_0$ . La seconde intégration de ce signal, considèrent à nouveau des conditions initiales nulles, se traduira sur l'équation suivante (Equation III-9) :

$$X(t) = \int_0^t V(t)dt = \int_0^t v(t)dt + \int_0^t d_0 t dt = x(t) + \frac{1}{2} d_0 t^2 \quad \text{eq. (III-9)}$$

Avec  $x(t)$  est la composante désirée de signal de position et  $\frac{1}{2} d_0 t^2$  est une composante quadratique indésirable.

Comme on peut le constater à travers l'analyse des dernières équations, une dérive de l'accéléromètre peut donner lieu à des erreurs d'intégration, qui peuvent devenir illimitée avec le temps. Pour éliminer ce problème, la dérive d'accélération doit être éliminée. Ceci peut être réalisé en appliquant un filtre passe-haut avant l'intégration du signal, ce qui permettra d'éliminer la composante moyenne variant dans le temps des signaux [20].

La deuxième source d'erreur, à savoir l'absence la connaissance des conditions initiales dans une situation expérimentale, doit être également considérée. Ce problème peut être illustré par l'ensemble des équations ci-dessous.

En supposant que la vitesse initiale est connue ( $v_0$ ), la première intégration du signal d'accélération peut être représentée par l'équation III-10 :

$$v(t) = \int_0^t a(t)dt + v_0 \quad \text{eq. (III-10)}$$

La position peut être obtenue en intégrant la vitesse, qui, en supposant que  $x_0$  est la condition initiale, peut être représentée par l'équation III-11 :

$$x(t) = \int_0^t v(t)dt + x_0 \quad \text{eq. (III-11)}$$

En substituant l'équation III-10 dans l'équation III-11, on obtient le résultat suivant :

$$x(t) = \int_0^t \int_0^\tau a(t)dtd\tau + v_0t + x_0 \quad \text{eq. (III-12)}$$

L'absence des conditions initiales provoquera alors une augmentation linéaire de la deuxième sortie après intégration ( $v_0t$ ) et une constante ( $x_0$ ) ajouté au signal temps ayant une moyenne égale à zéro.

Une solution pour s'affranchir de la connaissance des conditions initiales consiste à utiliser le filtrage. Après l'intégration de l'accélération, un filtrage passe-haut du signal supprimera la composante moyenne. De même, après l'intégration de la vitesse pour obtenir la position, le signal doit également être filtré passe-haut.

De même, l'étape de double intégration doit commencer par un filtrage passe-haut pour éliminer la dérive de l'accéléromètre. Puis, après intégration, la vitesse est calculée et un autre filtrage doit être effectué afin d'éliminer l'effet des conditions initiales. La seconde intégration fournit enfin la position, qui doit également être filtrée passe-haut afin d'éliminer les basses fréquences et l'effet des conditions initiales [20].

Les étapes relatives au processus de la double intégration sont présentées dans la Figure III-30.

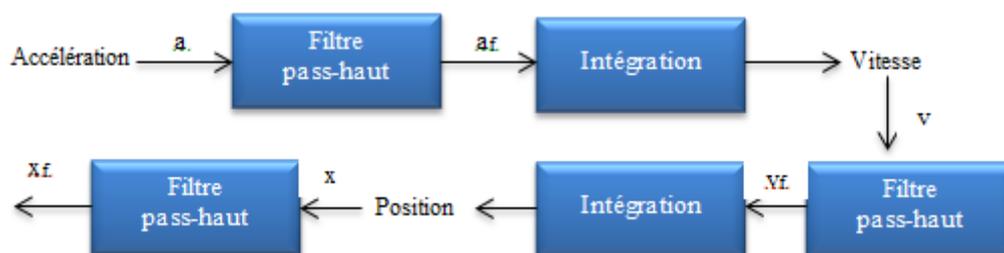


Figure III-30 : Diagramme de processus de la double intégration

Les filtres passe-haut doivent être spécifiés pour ce qui concerne leur réponse en fréquence, leur ordre et leur déphasage. Il existe différents types de filtres qui peuvent être utilisés: Le

filtre FIR (Finite Impulse Response), le filtre IIR (Infinite impulse response) et le filtre FFT (Fast Fourier Transform).

Le filtre FIR a une réponse en phase linéaire, ce qui signifie que différentes fréquences auront le même temps de retard. Un inconvénient de l'utilisation de ce filtre est qu'un ordre élevé est nécessaire, puisque la fréquence de coupure basse sera requise. Cela signifie qu'un grand retard de l'entrée à la sortie sera observé (le retard est égal à l'ordre du filtre divisé par deux) et chaque étape de filtrage va accumuler les retards de temps, ce qui entraîne une perte d'une quantité significative de données. Le filtre IIR (par exemple filtre Butterworth ou filtre de Bessel) a un ordre inférieur au filtre FIR correspondant. Cependant, la réponse de phase n'est pas linéaire, ce qui signifie que différentes fréquences seront retardées différemment. Certaines techniques existent pour linéariser la réponse de phase du filtre [20].

Un autre alternatif pour ces deux types de filtres conventionnels peut également être proposé, qui est le filtrage FFT. En utilisant cette technique, la transformée de fourier (FFT) du signal est nécessaire, puis les basses fréquences à proximité de composant variant sont enlevés. Pour ce faire, les coefficients de basse fréquence sont modifiés, puis une FFT inverse en ne conservant que la partie réelle d'un signal permet la reconstruction pour obtenir le signal filtré [20].

### **III.5.3. Méthodologie**

#### *Participants*

Les caractéristiques de participants sont présentées dans le Tableau III-12. Tous les sujets ont donné leur consentement avant de participer à l'expérience. La longueur de la jambe de chaque sujet a été calculée comme étant la distance entre l'épine iliaque antéro-supérieure et le sol. La longueur du pied a été mesurée avec les chaussures. Les personnes ont été invitées à placer le pied perpendiculaire à un mur, et en utilisant une règle, la longueur du pied a été mesurée.

Les sujets ont porté un téléphone mobile placé à la ceinture, sur leur côté droit. Le téléphone mobile utilisé est le Smartphone N8 (Nokia Corporation, Espoo, Finlande). Un logiciel développé en interne en utilisant QT (Digia, Hel-SINKI, Finlande) stocke les données fournies par l'accéléromètre à trois axes intégré dans le téléphone. Toutes les données ont été analysées hors ligne en utilisant Matlab (Mathworks Inc., Natick, MA, USA).

Les sujets ont été testés dans trois sessions différentes, 11 sujets pour la première session, 7 sujets pour la deuxième, et 5 sujets pour la troisième. Dans la première session, les sujets marchaient en ligne droite à une vitesse choisie par eux sur un circuit aller-retour de 49 m. La distance totale parcourue par chaque sujet est, par conséquent, 98 m. Dans la deuxième session, les sujets marchaient à une vitesse qu'ils choisirent en ligne droite aller et retour sur un circuit de 20m. Dans la troisième session, les personnes ont marché sur une distance de 500 m en ligne droite sans arrêt.

Tableau III-12 : Caractéristiques des participants.

	Participants		Age	Taille (cm)	Poids (kg)	Longueur de la jambe (cm)	Longueur du pied (cm)
	Homme	Femme					
Session 1	9	2	36 ± 15	176 ± 7	77,5 ± 15	96,1 ± 4,3	27,3 ± 1,6
Session 2	7	0	27,4 ± 4	173 ± 7,6	80,7 ± 15	92 ± 2,6	29,3 ± 0,5
Session 3	4	1	78 ± 5,5	172,8 ± 10	66,5 ± 6,1	91,2 ± 3,1	29 ± 1,2

### *Longueur du pas*

Chaque signal a été analysé afin d'obtenir une estimation de la longueur de pas moyenne, de la durée et de la vitesse. L'algorithme décrit dans le chapitre III.1 a été appliqué aux signaux pour bien déterminer le moment du contact du talon.

Le signal d'accélération a été filtré puis intégré pour obtenir le signal de vitesse qui est à son tour filtré et intégré pour obtenir le signal de position, lui-même filtré à la même fréquence de coupure que celle utilisée dans les filtres précédents. Plus de détails sur l'intégration et le filtrage sont donnés dans la section III.5.2.

Pour estimer la longueur de pas de tous les pas sur le signal global, le déplacement vertical entre le décolllement de l'orteil et l'attaque du talon de la même jambe a été calculé. L'amplitude des variations de position verticale entre les instants a été calculée comme la différence entre la position la plus élevée (c.-à-maximale) et la plus basse (minimum), comme décrit précédemment dans la section III.1.3.

La longueur estimative du pas a été calculée comme la somme du déplacement pendant la phase oscillatoire et du déplacement au cours du double appui. Le déplacement pendant la phase oscillatoire a été calculé à partir du déplacement vertical et de la longueur de la jambe. Le déplacement au cours de la phase du double appui a été approché par la longueur du pied (voir l'équation III-5).

La longueur moyenne des pas a été calculée pour toutes les mesures disponibles et pour les différentes sessions.

Chaque pas est divisé entre deux phases : phase double appui et phase simple appui (phase oscillatoire). Les instants de l'impact du talon et du décollement de l'orteil doivent être détectés (Figure III-31).

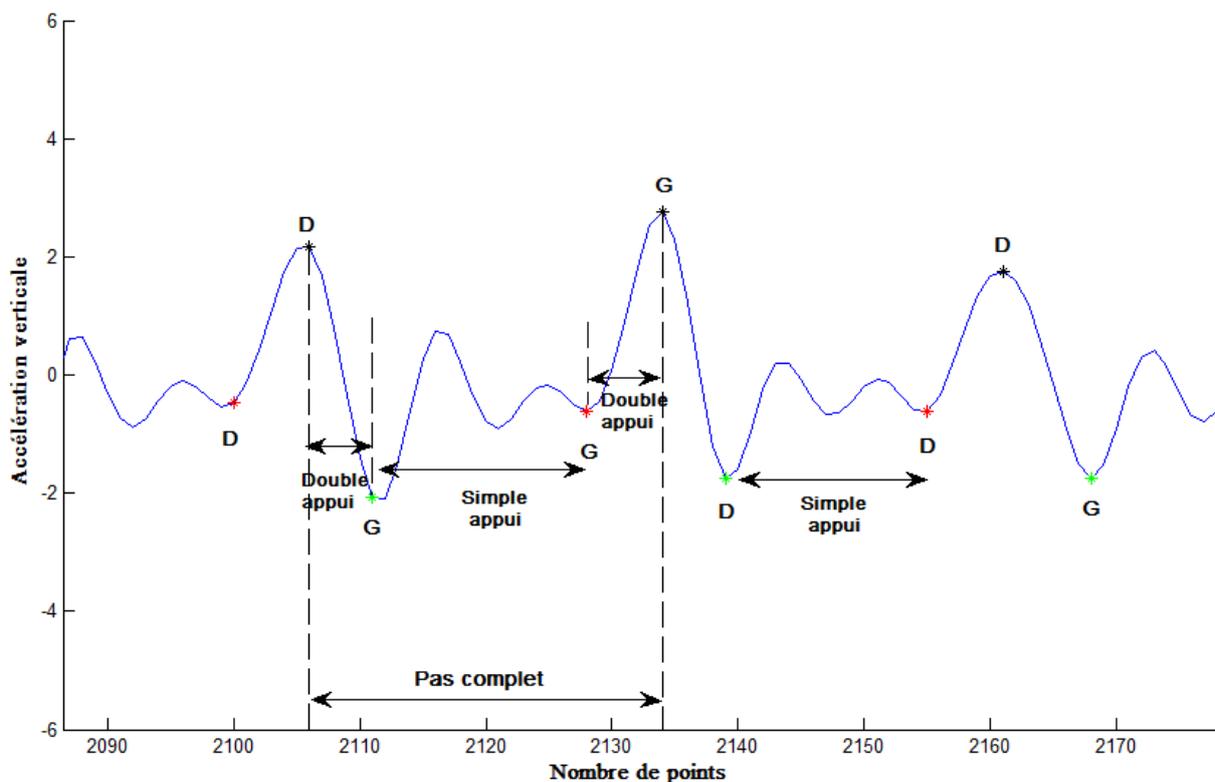


Figure III-31 : Présentation de la phase simple appui et la phase double appui dans le signal d'accélération verticale entre pas droite (D) et pas gauche (G). Le signal d'accélération entre le moment du décollement de l'orteil (Vert) et l'impact du talon (rouge) est intégré pour estimer le déplacement longitudinal. Le déplacement durant la phase double appui est considéré comme constant et égal à la longueur du pied. Les instants pour lesquels le pied est posé à plat sont marqués par un point noir.

### *Vitesse de la marche*

La vitesse de la marche a été mesurée pour l'étude 2 seulement puisque dans cette étude le temps du parcours a été chronométré. La vitesse est calculée en divisant la distance parcourue (20 m) par le temps détecté à l'aide d'un chronomètre. La vitesse de la marche moyenne estimée a été simplement calculée en divisant la longueur moyenne du pas par la durée moyenne de chaque pas. Une vitesse normalisée a été également calculée en divisant la vitesse de marche par la taille de la personne.

L'estimation de la vitesse de marche moyenne nécessite des traitements complémentaires pour éliminer les points aberrants ayant un effet important sur la valeur de la vitesse calculée. Les points aberrants sont causés par le changement brutal de la fréquence d'échantillonnage du smartphone dû à la chaîne de priorité du processeur interne.

#### **III.5.4. Résultats**

En utilisant les paramètres mesurés de la longueur de la jambe et de la longueur du pied, l'algorithme développé dans Matlab a été utilisé pour estimer la longueur moyenne des pas pour chaque essai. L'erreur maximale sur la distance moyenne parcourue, entre la valeur prévue (c'est-à-dire le produit du nombre de pas effectués par la longueur de chaque pas) et estimée (c'est à dire celle de l'analyse du signal du smartphone) était de 15% et l'erreur moyenne de 3% pour la première étude. L'erreur maximale dans la deuxième étude était de 13% avec une erreur moyenne de 7%. Finalement, les valeurs de la dernière étude ont montré une erreur maximale de 5% avec une erreur moyenne de 3%. Les résultats sont présentés dans le tableau III-13. Les différences entre la distance moyenne mesurée par rapport aux valeurs attendues sont aussi bien positives que négatives, ne traduisant donc aucune tendance à une sur- ou une sous-estimation.

Tableau III-13 : Résultats de l'estimation de la distance parcourue.

	Distance parcourue (m)	Moyenne distance estimée (m)	Erreur maximale	Erreur moyenne
Etude 1	49	50,55	15%	3 %
Etude 2	20	19,64	13%	7%
Etude 3	500	514,63	5%	3%

La vitesse, calculée comme la longueur moyenne de pas divisée par sa durée moyenne, est très dépendante des valeurs estimées de la longueur moyenne de pas et de la fréquence d'échantillonnage. L'erreur maximale de vitesse est de 15%, et l'erreur moyenne est de 7,5%.

### **III.5.5. Discussion**

L'erreur d'estimation de la distance parcourue, par conséquent l'erreur d'estimation de la longueur du pas, semble acceptable, compte tenu de toutes les sources d'erreur qui peuvent être présentes. En premier lieu, la règle du pendule utilisée pour estimer la longueur moyenne de pas est une formule rigide qui a été déterminée par une approximation et une simplification du signal de marche. En pratique, des modèles plus complexes de déplacement, c'est à dire avec une plus grande variabilité, sont observés. Par exemple, le pied ne devrait pas être considéré comme une pendule rigide, ce qui pourrait se traduire par une variation de la longueur du pendule. En outre, le déplacement pendant le double appui a été estimé par la longueur du pied, celui-ci n'étant pas toujours parfaitement aligné avec la direction de progression. Enfin, des erreurs de détection de l'instant de contact du pied peuvent affecter les résultats trouvés.

Les erreurs sur la vitesse de marche moyenne estimée sont le reflet d'erreurs sur la longueur et la durée moyenne du pas. Même si elles sont présentes, elles ne sont pas très élevées, de sorte que l'utilisation de capteurs d'un téléphone portable pour estimer la vitesse de la marche semble être une option fiable lorsque le but principal est de discriminer les personnes ayant une vitesse de marche lente. Les seuils de vitesse signalés dans la littérature ne semblent pas très rigides. Une faible erreur sur la vitesse peut ne pas être critique.

## Bibliographie

1. N.B Alexander and A. Goldberg (2005). "Gait disorders: search for multiple causes." *Cleve Clin J Med* 72(7): 589-590.
2. M.P. Murray, R.C. Kory and B.H. Clarkson (1969). "Walking patterns in healthy old men." *J Gerontol* 24(2): 169-78.
3. D.J. Blanke and P.A. Hageman (1989). "Comparison of gait of young men and elderly men." *Phys Ther* 69(2): 144-148.
4. M.C. Costes-Salon, C. Lafont, P. Duipui, E. Stephane, J.L. Albarede and P. Bessou (1995). "Modifications des paramètres spatio-temporels de la marche lors du vieillissement : étude kymographique chez 168 volontaires sains." *L'année gérontologique Serdi: Paris* 439-457.
5. R.J. Elble, L. Hughes and C. Higgins (1992). "The syndrome of senile gait." *J Neurol* 239(2): 71-75.
6. J. Woo, S.C. Ho and A.L. Yu (1999). "Walking speed and stride length predicts 36 months dependency, mortality, and institutionalization in Chinese aged 70 and older." *J Am Geriatr Soc* 47(10): 1257-1260.
7. W. Zijlstra and A.L. Hof (2003). "Assessment of spatio-temporal gait parameters from trunk accelerations during human walking." *Gait Posture* 18(2): 1-10.
8. L.P. Fried, C.M. Tangen, J. Walston, A.B. Newman, C. Hirsch, J. Gottdiener, T. Seeman, R. Tracy, W.J. Kop, G. Burke and M.A. McBurnie (2001). "Frailty in Older Adults: Evidence for a Phenotype." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 56(3): M146-157.
9. M. Montero-Odasso, M. Schapira, E.R. Soriano, M. Varela, R. Kaplan, L.A. Camera and L.M. Mayorga (2005). "Gait velocity as a single predictor of adverse events in healthy seniors aged 75 years and older." *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 60(10): 1304-1309.
10. G. Abellan van Kan, Y. Rolland, S. Andrieu, J. Bauer, O. Beauchet, M. Bonnefoy, M. Cesari, L.M. Donini, S. Gillette Guyonnet, M. Inzitari, F. Nourhashemi, G. Onder, P. Ritz, A. Salva, M. Visser and B. Vellas (2009). "Gait speed at usual pace as a predictor of adverse outcomes in community-dwelling older people an International Academy on Nutrition and Aging (IANA) Task Force." *J Nutr Health Aging* 13(10): 881-889.
11. S. Studenski, S. Perera, D. Wallace, J.M. Chandler, P.W. Duncan, E. Rooney, M. Fox and J.M. Guralnik (2003). "Physical performance measures in the clinical setting." *J Am Geriatr Soc* 51(3): 314-322.
12. S. Perera, S.H. Mody, R.C. Woodman and S.A. Studenski (2006). "Meaningful change and responsiveness in common physical performance measures in older adults." *J Am Geriatr Soc* 54(5): 743-749.
13. K. Rockwood, K. Stadnyk K, C. MacKnight C, I. McDowell, R. Hébert and D.B. Hogan (1999). "A brief clinical instrument to classify frailty in elderly people." *Lancet* 353(9148): 205-206.
14. S. Shinkai, S. Watanabe, S. Kumagai, Y. Fujiwara, H. Amano, H. Yoshida, T. Ishizaki, H. Yukawa, T. Suzuki and H. Shibata (2000). "Walking speed as a good predictor for the onset of functional dependence in a Japanese rural community population." *Age Ageing* 29(5) 441-446.

15. M. Cesari, S.B. Kritchevsky, A.B. Newman AB, E.M. Simonsick, T.B. Harris TB, B.W. Penninx BW, J.S. Brach, F.A. Tylavsky, S. Satterfield, D.C. Bauer, S.M. Rubin, M. Visser and M. Pahor (2009). "Added value of physical performance measures in predicting adverse health-related events: results from the Health, Aging And Body Composition Study." *J Am Geriatr Soc* 57(2): 251-259.
16. W. Zijlstra and A.L. Hof (1997). "Displacement of the pelvis during human walking: experimental data and model predictions." *Gait Posture* 6(3): 249-262.
17. D. Alvarez, R.C. Gonzalez, A. Lopez and J.C. Alvarez (2006). "Comparison of Step Length Estimators from Wearable Accelerometer Devices. " *Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS '06. 28th Annual International Conference of the IEEE.*
18. W. Zijlstra (2004). "Assessment of spatio-temporal parameters during unconstrained walking." *Eur J Appl Physiol* 92(1-2): 39-44.
19. J.G.T. Ribeiro, J.T.P. de Castro and J.L.F. Freire (2003). "Using the FFT- DDI method to measure displacements with piezoelectric, resistive and ICP accelerometers." *IMAC-XXI: A Conference & Exposition on Structural Dynamics.*
20. L.D. Sflika (2004). "An Accelerometer based approach to measuring displacement of a vehicle body." *Horace Rackham School of Graduate Studies, University of Michigan.*

## III.6. Evaluation de la complexité dans un signal de courte durée

### III.6.1. Introduction

Il a récemment été montré qu'un certain nombre de variables psychologiques ou comportementales possédaient des propriétés fractales, en prenant en compte leur évolution dans le temps, comme pour la durée du stride au cours de la marche. Des méthodes d'analyse fractale non linéaires ont été récemment développées pour détecter les fluctuations qui ne peuvent pas être distingués par les techniques d'analyse linéaire classiques [1-4].

L'analyse fractale se concentre sur les propriétés de l'évolution en fonction du temps des séries de données et sur la structure de leur corrélation. Les processus fractals se caractérisent par un système de corrélation complexe qui apparaît sur de multiples échelles de temps interpénétrées. En tant que telle, la valeur à un moment donné est liée non seulement à la valeur immédiatement précédente, mais également à des variations de valeurs plus distantes dans le passé.

Une des méthodes d'analyse fractale est le DFA (Detrended Fluctuations Analysis), largement utilisée dans l'analyse des signaux physiologiques en raison de sa robustesse et de sa capacité à identifier correctement les séries temporelles non linéaires. Elle était à l'origine une méthode pour mesurer le comportement invariant en fonction de l'échelle développée par Peng et ses collègues [5] qui évaluaient les fluctuations sur plusieurs taille de fenêtres dans la présence ou l'absence de propriétés de corrélation fractales des données de séries chronologiques [5-7].

Cependant, cette méthode nécessite des séries temporelles de longue durée, au contraire des autres méthodes basées sur l'entropie qui ne sont pas affectées par la longueur du signal. Des études récentes ont reporté la sensibilité de la longueur des séries temporelles à la variabilité des battements cardiaques [7, 8], sur des séries fractales de courte durée simulées [9]. La méthode d'analyse DFA nécessite un nombre minimal de points pour garantir des résultats d'analyse robustes et fiables ce qui n'est pas pratiquement possible dans de nombreuses situations d'enregistrement. Les études récentes ont identifié ce seuil à 500 points [9]. Malheureusement, aucune étude ne s'est intéressée à la longueur nécessaire pour étudier les fluctuations dans le signal de la marche. Si la valeur de l'exposant  $\alpha$  pouvait être un indice de référence pour l'analyse à court terme du signal de la marche, ce serait très utile pour le diagnostic de l'état de santé des sujets étudiés.

La nécessité d'une longueur minimale dans une série de données de la marche est une condition difficile à réaliser, spécialement pour les personnes âgées à domicile. Durant la journée habituelle, la personne marche en plusieurs occasions avec un nombre différents de strides à chaque fois. Or une marche peut-être entrecoupée à plusieurs reprises à cause d'un arrêt de de la personne pour une raison quelconque (Feu rouge, acheter une baguette, attendre le chien,...). Cet arrêt interrompra la séquence des strides et par suite la série des données ne sera pas utilisable pour l'étude de la complexité dans le signal. Une alternative peut être considérée pour résoudre ce problème, la concaténation, qui désigne l'action de mettre bout à bout plusieurs séries trop courtes.

Par conséquent, cette étude avait trois objectifs principaux. Le premier consiste à utiliser la méthode DFA pour trouver l'effet de la variabilité de la durée des strides pour des séries de différentes durées afin de voir jusqu'à quelle durée le terme  $\alpha$  pourrait être considéré comme un indice utile. Le deuxième objectif était d'étudier la convergence et la crédibilité du paramètre  $\alpha$ . Le troisième objectif était de tester la validité de la concaténation sur la fiabilité de la méthode DFA appliquée sur un signal formé de plusieurs signaux dont la longueur globale dépasse la longueur minimale théorique.

### **III.6.2.Méthodologie**

#### *Participants et dispositif de mesure*

Pour étudier l'effet de la longueur du signal sur la fiabilité du calcul de la complexité du signal en appliquant la méthode DFA sur la série de données (étude I), quatorze personnes (9 hommes et 5 femmes) de l'Université de Troyes ont participé à cette étude. Les participants étaient âgés de  $28,2 \pm 3,6$  ans et avaient une taille de  $171,25 \pm 8,33$  cm et un poids de  $69 \pm 14,4$  Kg.

Dans une autre étude, treize personnes divisées en deux groupes, adultes et personnes âgées, ont participé à l'expérimentation dédiée à l'étude de l'effet de la concaténation des petits intervalles de marche sur l'estimation de la complexité dans le signal de la marche (étude II). Les caractéristiques de ces participants sont présentées dans le Tableau III-14.

#### *Etude I*

Pour l'exécution du protocole de mesure, les sujets du groupe I ont marché plus de 1000 pas successifs en ligne droite. Cette marche a été considérée comme idéale du point de vue de la longueur du signal. Des marches avec un nombre de pas plus petits ont été aussi effectuées par les participants.

## *Etude II*

Les participants adultes ont marché trois fois sur un même trajet droit, matin, midi et après midi. Pour chaque marche, le nombre de pas effectué devait être supérieur à 500 pas. Le test a été réalisé dans la même journée, les participants portaient les mêmes vêtements et le téléphone a été placé au même endroit pour chaque participant (dans la poche arrière ou bien sur la ceinture).

Les personnes âgées faisaient partie d'une expérience de suivi pendant une semaine. Il leur a été demandé d'effectuer une marche de plus de 500 pas successifs dans une seule journée, puis d'effectuer au fur et à mesure des marches de 20 secondes ou plus durant la même journée.

Tableau III-14 : Caractéristiques des participants

	Adultes (n=8)	Personnes âgées (n=5)
	Hommes (n=5), femmes (n=3)	Hommes (n=3), femmes (n=2)
	Moyenne (écart-type)	Moyenne (écart-type)
Age (ans)	25 (6)	78 (5,6)
Poids (kg)	65 (12)	78,8 (10,6)
Taille (cm)	168,2 (10,2)	166,6 (6,2)

Durant toutes les expérimentations, le signal de marche a été enregistré à l'aide du smartphone Nokia N8 (Nokia Corporation, Espoo, Finlande) dans lequel est intégré un accéléromètre triaxial LIS302DL SM, voir Figure III-1 et le Tableau III-1 pour plus d'informations.

### **III.6.3. Traitement des données**

#### *Analyse des données*

La méthode DFA est appliquée aux différents intervalles de marche identifiés précédemment pour l'estimation de la complexité dans les signaux. L'exposant «  $\alpha$  » calculé dans la méthode DFA désigne la corrélation à long terme entre les intervalles intra-cycles des signaux.

Pour la première étude, la valeur de l'exposant alpha du DFA calculée pour le signal le plus long composé de plus de 1000 strides est considéré comme la valeur contrôle. Toutes les valeurs ont été normalisées par rapport à cette valeur. Les valeurs de l'écart type et de la

covariance ont été aussi normalisées par rapport à la valeur d'alpha pour la série la plus courte.

Toutes les analyses statistiques ont été effectuées à l'aide d'IBM SPSS, version 21 (IBM Corporation, Armonk, NY, USA). Les analyses statistiques sur les différences ont été réalisées avec un intervalle de confiance de 90% pour déterminer la probabilité que les vraies valeurs de différences soient nulles [10]. La méthode de biais corrigé et accéléré bootstrap (BCA) a été utilisée pour produire des estimations non biaisées des intervalles de confiance [11].

### *Intervalles de marche*

Les données ont été transférées et traitées sur Matlab après la fin de l'expérimentation. Les instants de l'impact de chaque pied ont été identifiés en utilisant l'algorithme expliqué dans le chapitre III.1. L'intervalle de la marche est ensuite calculé comme le temps entre deux impacts consécutifs du même pied.

Pour l'étude I, les signaux de marche sont divisés en termes de pas allant de >1000 dans le signal d'origine, puis de 1000 jusqu'à 100 par pas de 100. Un dernier intervalle est composé de 50 pas seulement. Pour chacun des participants, 12 séries de données ont été ainsi identifiées.

Pour l'étude II, pour les sujets contrôles (adultes), cinq intervalles de marche ont été définis comme décrit dans le Tableau III-15.

Tableau III-15 : Intervalles de marche identifiés pour l'expérimentation

Intervalle	Description
1	510 pas enregistrés le matin
2	510 pas enregistrés à midi
3	510 pas enregistrés le soir
4	3*les premiers 170 = 510 pas des signaux du matin, midi et après midi
5	3* derniers 170 = 510 pas des signaux du matin midi et après midi

Pour les personnes âgées, les signaux sont divisés en un signal de marche long contenant plus de 500 pas d'une part, et en plusieurs petits signaux (environ 80 pas) qui sont concaténés pour former un total de 500 pas ou plus.

### III.6.4. Résultats

#### *Etude I*

La moyenne, l'écart type et la covariance normalisés pour les différentes valeurs d'alpha calculés pour tous les sujets sont présentés dans la Figure III-32. La moyenne normalisée est calculé par rapport à la valeur d'alpha calculée pour le nombre de pas le plus haut (1000 pas) alors que l'écart type et la covariance normalisés sont calculés par rapport leurs valeurs calculés pour le nombre de pas le plus petit (100 pas).

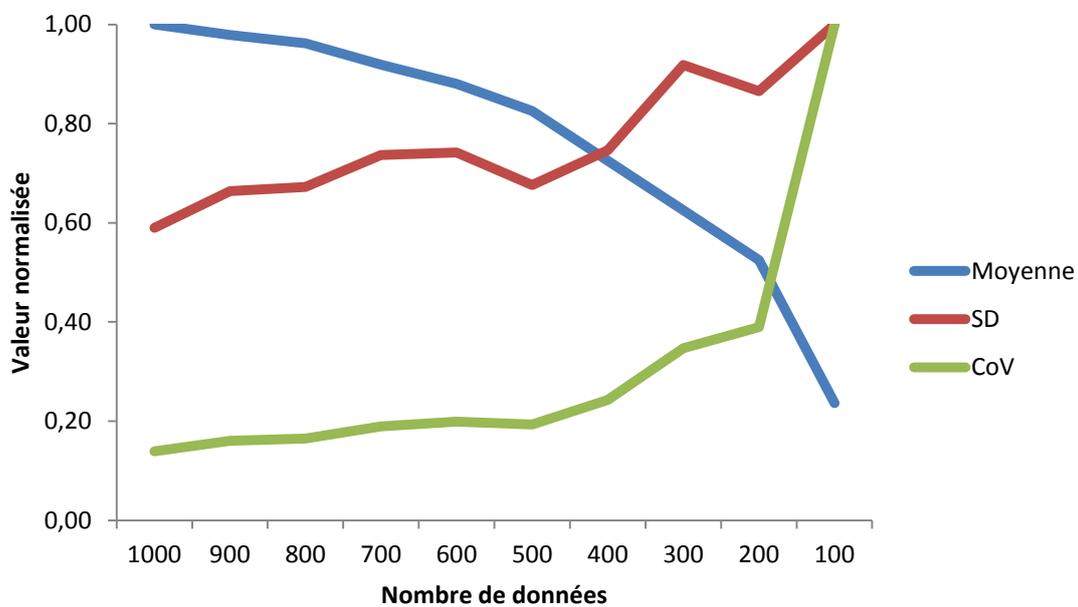


Figure III-32 : Courbes de la variation de la moyenne, de l'écart type et de la covariance normalisés en fonction du nombre de données.

#### *Etude II*

La comparaison entre les différentes valeurs de l'exposant alpha du DFA pour les différents intervalles de marche réalisés par le groupe des adultes est présentée dans le Tableau III-16:

Tableau III-16 : Comparaison (Bootstrap) de l'exposant alpha du DFA.

(I) Temps de mesure	(J) Temps de mesure	Différence moyenne (I-J)	Bootstrap <sup>a</sup>			
			Biais	Erreur SD	90% IC BCA	
					Inférieure	Supérieure
Matin	Midi	,0327250	,0026184 <sup>b</sup>	,1012693 <sup>b</sup>	-.14989 <sup>b</sup>	,2295765 <sup>b</sup>
	Après midi	-,0024375	,0001334 <sup>c</sup>	,0961831 <sup>c</sup>	-,15724 <sup>c</sup>	,1525906 <sup>c</sup>
	3*1 <sup>er</sup> 170 pas	-,0339125	-,003116 <sup>b</sup>	,1042374 <sup>b</sup>	-,22948 <sup>b</sup>	,1372974 <sup>b</sup>
	3*derniers 170 pas	,0185750	-,000629 <sup>b</sup>	,0795811 <sup>b</sup>	-,10161 <sup>b</sup>	,1444237 <sup>b</sup>
Midi	Matin	-,0327250	-,002618 <sup>b</sup>	,1012693 <sup>b</sup>	-,181520 <sup>b</sup>	,1145815 <sup>b</sup>
	Après midi	-,0351625	-,002602 <sup>c</sup>	,1004487 <sup>c</sup>	-,186053 <sup>c</sup>	,1226671 <sup>c</sup>
	3*1 <sup>er</sup> 170 pas	-,0666375	-,005735 <sup>b</sup>	,1046588 <sup>b</sup>	-,226699 <sup>b</sup>	,0897829 <sup>b</sup>
	3*derniers 170 pas	-,0141500	-,003247 <sup>b</sup>	,0866834 <sup>b</sup>	-,140433 <sup>b</sup>	,1212141 <sup>b</sup>
Après midi	Matin	,0024375	-,000133 <sup>c</sup>	,0961831 <sup>c</sup>	-,167184 <sup>c</sup>	,1624873 <sup>c</sup>
	Midi	,0351625	,0026027 <sup>c</sup>	,1004487 <sup>c</sup>	-,152458 <sup>c</sup>	,2189093 <sup>c</sup>
	3*1 <sup>er</sup> 170 pas	-,0314750	-,003159 <sup>c</sup>	,1025065 <sup>c</sup>	-,207851 <sup>c</sup>	,1318677 <sup>c</sup>
	3*derniers 170 pas	,0210125	-,000653 <sup>c</sup>	,0779753 <sup>c</sup>	-,102381 <sup>c</sup>	,1427730 <sup>c</sup>
1 <sup>er</sup> 170 pas pour tous les tests	Matin	,0339125	,0031166 <sup>b</sup>	,1042374 <sup>b</sup>	-,117997 <sup>b</sup>	,2103832 <sup>b</sup>
	Midi	,0666375	,0057350 <sup>b</sup>	,1046588 <sup>b</sup>	-,113820 <sup>b</sup>	,2539810 <sup>b</sup>
	Après midi	,0314750	,0031597 <sup>c</sup>	,1025065 <sup>c</sup>	-,130627 <sup>c</sup>	,2048913 <sup>c</sup>
	3*derniers 170 pas	,0524875	,0024872 <sup>b</sup>	,0877671 <sup>b</sup>	-,076907 <sup>b</sup>	,1933652 <sup>b</sup>
Derniers 170 pas pour tous les tests	Matin	-,0185750	,0006294 <sup>b</sup>	,0795811 <sup>b</sup>	-,154454 <sup>b</sup>	,1126907 <sup>b</sup>
	Midi	,0141500	,0032479 <sup>b</sup>	,0866834 <sup>b</sup>	-,144400 <sup>b</sup>	,1579823 <sup>b</sup>
	Après midi	-,0210125	,0006535 <sup>c</sup>	,0779753 <sup>c</sup>	-,159846 <sup>c</sup>	,1189736 <sup>c</sup>
	3*1 <sup>er</sup> 170 pas	-,0524875	-,002487 <sup>b</sup>	,0877671 <sup>b</sup>	-,208917 <sup>b</sup>	,0898747 <sup>b</sup>

(a) Sauf indication contraire, les résultats bootstrap sont basés sur 1000 échantillons de bootstrap.

(b) Basés sur 997 échantillons.

(c) Basés sur 996 échantillons.

Les différentes marches effectuées par chaque participant ont été faites dans la même journée pour éviter tout effet possible dû au changement d'habits ou de chaussures. Dans le Tableau suivant (Tableau III-17), les paramètres des strides mesurés durant les tests pour chaque participant sont présentés.

Tableau III-17 : Paramètres des strides pour les différents sujets.

Sujet	Moyenne stride (SD)		
	Matin	Midi	Après midi
1	1,0611 (0,0314)	1,0288 (0,0246)	1,1281 (0,0285)
2	1,0488 (0,0240)	1,1880 (0,0556)	1,0638 (0,0295)
3	1,0865 (0,0277)	1,1576 (0,0795)	1,1115 (0,0500)
4	1,0265 (0,0277)	1,0288 (0,0209)	1,0892 (0,0367)
5	1,1593 (0,336)	1,1618 (0,0415)	1,1541 (0,0287)
6	1,0672 (0,0609)	1,0888 (0,0441)	1,0839 (0,0411)
7	1,0664 (0,0381)	1,0773 (0,0224)	1,0770 (0,0242)
8	1,1475 (0,0309)	1,1049 (0,0280)	1,1173 (0,0385)

### III.6.5. Discussion

La Figure III-32 montre une diminution de la valeur moyenne de l'exposant alpha en fonction de nombre de strides effectués. L'interprétation des résultats montre qu'à partir des signaux ayant moins de 500 pas, l'erreur dépasse 20% de la vraie valeur et la pente de la courbe de la moyenne augmente vite. Donc, on peut constater que les valeurs commencent à être de plus en plus arbitraires.

Le nombre de stride est le facteur le plus important dans la méthode DFA. D'après les résultats, on constate que le nombre de strides minimum pour avoir une bonne valeur d'alpha est de 500. La valeur s'approche de plus en plus de la vraie valeur avec l'augmentation du nombre des strides.

Il est important dans le futur de refaire cette étude avec une population âgée pour voir si on peut garder les mêmes hypothèses.

Les résultats pour le groupe des adultes dans l'étude II a montré que la différence n'est pas du tout significative entre les différentes valeurs d'alpha calculées pour les différents intervalles de marche identifiés.

La moyenne des différences entre les valeurs d'alpha appartient toujours à l'intervalle de confiance de 90%. Cet intervalle de confiance est large (autour de  $\pm 0.15$ ) pour une différence

entre les valeurs très petite (de l'ordre de  $\pm 0.03$ ). Cela implique une population plus grande pour pouvoir tirer des conclusions sur ce point.

Le zéro est inclus dans tous les intervalles de confiance définis pour tous les sujets. Le temps de la marche a donc un effet trivial sur la vraie valeur de l'exposant alpha mesuré. De même, la concaténation de plusieurs segments de marche contenant plus que 170 pas n'a pas d'effet sur la valeur d'alpha.

Cependant les résultats obtenus pour le groupe des personnes âgées pour la même étude ont montré une différence significative entre la valeur d'alpha mesurée pour un signal de 500 pas successifs et celle mesurée pour un signal formé d'une concaténation d'une dizaine de signaux contenant chacun 50 pas. Comme pour les résultats du groupe I, aucune différence significative n'a été observée entre le signal original et le signal concaténé.

## Bibliographie

1. H.V. Huikuri, T.H. Makikallio and J. Perkiomaki (2003). "Measurement of heart rate variability by methods based on nonlinear dynamics." *J Electrocardiol* 36 Suppl:95-99.
2. S.M. Pincus (1991). "Approximate entropy as a measure of system complexity." *Proc Natl Acad Sci U S A* 88(6): 2297-2301.
3. A. Seely and P. Macklem (2004). "Complex systems and the technology of variability analysis." *Crit Care* 8(6): 367-384.
4. Y. Yamamoto and R.L. Hughson (1993). "Extracting fractal components from time series." *Physica D: Nonlinear Phenomena* 68(2): 250-264.
5. J.M. Hausdorff, C.K. Peng, Z. Ladin, J.Y. Wei, A.L. Goldberger and J.M. Hausdorff, (1985). "Is walking a random walk? Evidence for long-range correlations in stride interval of human gait." *J Appl Physiol* 78(1): 349-358.
6. P.C. Ivanov, L.A. Amaral, L.A. Goldberger, S. Havlin, M.G. Rosenblum, Z.R. Struzik and H.E. Stanley (1999). "Multifractality in human heartbeat dynamics." *Nature* 399(6735): 461-465.
7. E. Rodriguez, J.C. Echeverria and J. Alvarez-Ramirez (2007). "Detrended fluctuation analysis of heart intrabeat dynamics." *Phys Stat Mech Appl* 384(2): 429-438.
8. R.G. Yeh (2006). "Detrended fluctuation analysis of short-term heart rate variability in surgical intensive care units." *Biomed. Eng. Appl. Basis Commun* 18(02): 67-7
9. D. Delignieresa, S.Ramdania, L. Lemoinea, K. Torrea, M. Fortesb, G. Ninotc (2006). "Fractal analyses for 'short' time series: A re-assessment of classical methods." *Journal of Mathematical Psychology* 50(6): 525-544.
10. W.G. Hopkins, S.W. Marshall, A.M. Batterham and J. Hanin (2009). "Progressive statistics for studies in sports medicine and exercise science." *Med Sci Sports Exerc* 41(1): 3-13.
11. K. Kelley (2005). "The Effects of Nonnormal Distributions on Confidence Intervals Around the Standardized Mean Difference: Bootstrap and Parametric Confidence Intervals." *Educ Psychol Meas* 65(1): 51-69.

## Chapitre IV. Conclusion et perspectives

Avec le nombre croissant de personnes âgées, les problèmes liés au vieillissement exigent de plus en plus d'attention. La fragilité est un problème de santé de plus en plus commun et qui cause des problèmes physiques, psychologiques et sociaux, représentant un coût pour les individus et de plus en plus pour la société. L'attrait de la notion de la fragilité réside dans le fait qu'elle peut apparaître avant la survenue d'incapacités ou d'autres événements péjoratifs. Des stratégies de détection de la fragilité sont donc de plus en plus importantes à mettre en œuvre. La prévention de la fragilité et/ou le maintien / la réduction du niveau de la fragilité devraient être la priorité des professionnels de santé en gériatrie, car la population en France et en Europe voire dans le monde sera une population de plus en plus âgée, pour laquelle le déclin fonctionnel et les comorbidités seront fréquents dans la perspective d'une longévité élevée.

Le travail de cette thèse a été basé sur la prévention, le repérage et le suivi essentiels pour ralentir la phase de fragilisation :

- Prévention : éviter d'entrer dans la phase de fragilisation.
- Repérage : détecter les personnes pré-fragiles, dans la phase considérée comme réversible, lorsque des actions peuvent être engagées pour limiter le risque de fragilisation.
- Suivi : mesurer une dégradation possible pour proposer des solutions adaptées ralentissant le processus menant à la dépendance.

La difficulté dans ce travail était d'identifier un cadre de repérage et répondre aux questions liées à l'identification des personnes fragiles à domicile. Il fallait donc chercher des informations sur les indicateurs de fragilité susceptibles d'être renseignés à l'aide d'un dispositif technologique simple et intuitif.

Une étude bibliographique a été faite au début de la thèse, expliquant le concept et les différentes méthodes d'évaluation de la fragilité. Cette étude nous a permis une compréhension plus profonde sur le concept lui-même et les approches de son évaluation.

Le modèle de Fried est désormais le plus approprié à considérer à domicile. De plus, un nouveau critère a été identifié récemment permettant la détection de la fragilité en analysant la corrélation à long terme entre les intervalles des signaux physiologiques périodiques.

Basé sur la recherche actuelle, les capteurs inertiels de téléphone mobile ont été utilisés pour quantifier certains paramètres de la marche qui ont été utilisés pour la détection de la vitesse de la marche et de l'intervalle entre strides. En outre, d'autres facteurs importants de risque ont été identifiés, qui pourraient être évalués en utilisant le téléphone mobile.

Le modèle de fragilité de Fried choisi mesure la fragilité physique selon cinq critères et permet de classer la personne en non-fragile (0 critère), pré-fragile (1 ou 2 critères) ou fragile (> 2 critères). Deux critères ont pu être alimentés par des mesures objectives provenant de dispositifs technologiques : la vitesse de la marche et l'activité physique. Le signal de la marche a été utilisé pour étudier la complexité entre les intervalles de chaque stride permettant de caractériser la corrélation à long terme dans le signal. Le défi de la thèse était de contribuer aux développements scientifiques et technologiques et à la validation de ce dispositif.

Les parties les plus difficiles du travail concernaient la détection des instants de contact des pieds ainsi que la détermination de la longueur du pas à partir de signaux de capteurs inertiels. Plusieurs techniques ont été utilisées à cette fin, y compris un modèle de pendule inversé.

Deux algorithmes de détection de la complexité dans le signal physiologique de la marche ont été appliqués sur les intervalles entre strides. La méthode DFA calculait la corrélation à long terme entre une durée de stride à un instant donné et les mêmes événements une centaine de pas plus tôt. L'entropie approximative estime le taux de régularité et les fluctuations dans le signal temporel.

Les méthodes de détection des instants de contact du pied, le calcul de la vitesse de la marche et de l'activité physique ont été validées à l'aide d'instruments technologiques de référence. Des sujets jeunes et âgés ont participé à ces différentes expérimentations effectuées durant ce travail de thèse.

Les résultats obtenus à partir de l'analyse des signaux des capteurs triaxiaux intégrés dans le smartphone suggèrent qu'ils peuvent être utilisés pour prévoir la fragilité et aider à sa prévention, sur la base de la quantification des paramètres caractéristiques de la marche et la quantification de l'activité physique quotidienne.

L'utilisation du smartphone à des fins de détection de la fragilité et de la dégradation des systèmes physiologiques due au vieillissement peut donc être une approche pertinente pour la prévention de la fragilité. L'évaluation de la fragilité peut être faite de façon suivie, et une évolution des risques peut être obtenue au fil du temps, ce qui donne de nouvelles idées sur les stratégies de prévention.

En ce qui concerne les orientations à venir, au-delà de l'exploitation des résultats du protocole de mesure, plusieurs perspectives sont à envisager. Ces perspectives peuvent être divisées en deux grandes catégories, la première liée aux dispositifs développés, la deuxième relative à l'amélioration du système d'auto-mesure de la fragilité.

La première perspective se concentre sur des améliorations technologiques du téléphone mobile en utilisant des versions plus sophistiquées ayant un microprocesseur aboutissant à une vie plus longue de la batterie et réduisant l'erreur sur la fréquence d'échantillonnage, permettant ainsi d'améliorer les résultats obtenus.

Deuxièmement, les méthodes de mesure ont été appliquées dans la plupart des expérimentations sur des données provenant d'une population contrôlée dans un laboratoire. Des données supplémentaires ont été recueillies récemment pour 15 personnes âgées de 80 ans et plus (10 hommes et 5 femmes) à domicile. A ces données, il faudra appliquer les méthodes de calcul des différents paramètres identifiés dans cette thèse afin de les valider avant de mettre à disposition ces technologies pour une détection précoce de la fragilité et au-delà, le suivi de l'évaluation de l'état de santé, dans un milieu non contrôlé et sans une intervention directe du personnel médical.

Enfin, l'estimation de la longueur du pas et de la vitesse moyenne de marche nécessite plus d'investigation. Une étude devrait être mise en place avec un nombre plus grand de participants et une mesure exacte de la longueur du pas et de la vitesse devra être appliquée pour permettre une comparaison plus fiable. Des résultats complémentaires permettront d'améliorer l'algorithme de calcul et tirer des conclusions sur l'effet de l'utilisation du smartphone dans l'estimation de la vitesse de la marche et de la longueur du pas.

## **Annexe : Liste de publications relatives à ce travail**

### **Revue internationale à comité de lecture (2)**

1. J. Vermeulen, A. Hammoud, J. Neyens, D.J. Hewson and L. de Witte. "Self-monitoring of physical activity with a smartphone in young and older adults: a validation study in free living conditions." *Journal of Ageing & Physical Activity*. Soumis en Septembre 2014.
2. A.Hammoud, J. Duchêne and D. J. Hewson. "Validation of sampling frequency of a smartphone for analysis of gait complexity." *Personal Ubiquitous Computing*. Soumis en Janvier 2015.

### **Conférences Internationales (2)**

1. A. Hammoud, J. Duchêne, H. Abou-Ghaida, S. Mottet, J.M Goujon and D.J. Hewson (2015). "Validation of a smartphone gait analysis system." 6th European Conference of the International Federation for Medical and Biological Engineering IFMBE Proceedings Volume 45, 2015, 910-913.
2. D.J. Hewson, R. Jaber., A. Chkeir, A. Hammoud, D. Gupta, J. Bassement, J. Vermeulen, S. Yadav, L. De Wite, and J. Duchêne (2013). "Development of a monitoring system for physical frailty in independent elderly." *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Conference 2013(10)*: 6215-6218.

# Ali HAMMOUD

## Doctorat : Optimisation et Sûreté des Systèmes

### Année 2015

#### Evaluation de la fragilité chez les personnes âgées avec un smartphone

La fragilité augmente dans le monde à cause de l'augmentation de la population âgée faisant passer l'être humain de l'autonomie à la dépendance. La détection précoce de la fragilité et le repérage des personnes à risque durant la phase de réversibilité de la fragilité permet d'engager rapidement des actions correctives. Le phénotype de Fried est l'outil le plus répandu pour l'identification de la personne fragile suivant cinq paramètres (vitesse de la marche, activité physique, perte de poids, fatigue et force de préhension palmaire). Un autre moyen de détection de la fragilité est d'évaluer la diminution de la complexité dans les signaux physiologiques. Cette diminution est traduite par la diminution de la corrélation à long terme dans les signaux physiologiques. Cependant, aucune approche ne permet d'alimenter ces indicateurs au domicile sans intervention d'un professionnel de santé. L'objectif de cette thèse est de contribuer à la définition d'un dispositif de mesure technologique, simple à utiliser et totalement intuitif, visant à alimenter deux indicateurs de Fried dans un environnement non contrôlé et détecter le signal de la marche sur une longue durée permettant la détection du changement dans la complexité du signal : le smartphone équipé d'un accéléromètre triaxial permet de mesurer l'activité physique et l'intervalle entre stride et stride qui est un outil important pour calculer la longueur de chaque pas, la vitesse de la marche et la variabilité dans le signal de la marche. Une stride est définie comme le temps entre le premier contact du talon avec le sol et le prochain contact de ce même talon.

Mots clés : fragilité (médecine) - personnes âgées – accéléromètres – smartphones.

#### Smartphone-based frailty evaluation in older adults

The frailty around the world is increasing because of the increase in the elderly population passing the human being from autonomy to dependence. Early detection of frailty and identification of individuals at risk during the reversibility phase of frailty provides quick initiations of corrective actions. The Fried phenotype is the most common tool for the identification of the fragile person using these five parameters (walking speed, physical activity, weight loss, fatigue and palmar grip strength). Another mean of the detection of frailty occurs in the reduction of the complexity in the physiological signals. The reduction in complexity is reflected in the decrement of the long-term correlation in temporal physiological signals. But for now, neither approach provides to supply to these indicators at home without the intervention of a health professional. The objective of this thesis is to contribute a technological measuring device, simple to use and totally intuitive to supply a few Fried indicators in an uncontrolled environment and detect the signal of walking for a long time allowing the detection of any change the complexity of the signal: the smartphone equipped with a tri axial accelerometer is used to measure the physical activity and the interval between stride and stride which is an important tool to calculate the length of each step, the walking speed and the variability in the signal of the step. A stride is defined as the time between the first contact of the heel with the ground and the next contact of the same heel.

Keywords: frailty (medicine) – elderly – accelerometers – smartphones.