



HAL
open science

Comparaisons de moniteurs d'activité et de méthodes d'analyse dans l'étude du pattern de marche de la vie quotidienne chez des populations saines et atteintes de limitations fonctionnelles

Adrien Chanteau

► **To cite this version:**

Adrien Chanteau. Comparaisons de moniteurs d'activité et de méthodes d'analyse dans l'étude du pattern de marche de la vie quotidienne chez des populations saines et atteintes de limitations fonctionnelles. Sciences du Vivant [q-bio]. 2021. dumas-03347327

HAL Id: dumas-03347327

<https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-03347327v1>

Submitted on 17 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.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License



Comparaisons de moniteurs d'activité et de méthodes d'analyse dans l'étude du pattern de marche de la vie quotidienne chez des populations saines et atteintes de limitations fonctionnelles.

Master 2 APA-S parcours APPCM

Approche Pluridisciplinaire des Pathologies Chroniques et Motrices

Présenté par : Adrien CHANTEAU

Sous la direction de : Alexis LE FAUCHEUR – Maître de conférences HDR



Remerciements

A Alexis Le Faucheur, pour son soutien bienveillant, son sérieux et son enthousiasme dans ce travail qui marque à la fois la continuité de projets passés mais aussi, je l'espère, l'origine de projets futurs.

A Aline Taoum, pour son soutien, ses compétences et sa bonne humeur depuis maintenant 3 ans. J'ai beaucoup appris à ton contact.

A Morgan Rabé, pour son aide précieuse dans ce projet qui consacre peut-être pour lui le début d'une vocation dans la recherche !

A Anne-Hélène Olivier et Geneviève Cabagno, responsables de ce Master APA-S parcours APPCM, pour leur disponibilité, leur gentillesse qui ont grandement facilité mon intégration dans cette promotion.

A l'équipe pédagogique du département 2SEP, ce travail achève ma formation à l'ENS mais ne signifie pas pour autant la fin de nos entreprises communes.

TABLE DES MATIERES.....	1
1. INTRODUCTION.....	3
1.1. PROPOS LIMINAIRES	3
1.2. CONTEXTUALISATION DE CE TRAVAIL	4
2. CADRAGE THEORIQUE	6
2.1. A PROPOS DU MOBILE-HEALTH	6
2.1.1. Définition et état des lieux.....	6
2.1.2. From « cure » to « care » ?.....	7
2.1.3. Avantages.....	8
2.1.4. Limites.....	9
2.1.5. Conséquences pour ce travail.....	9
2.2. CARACTERISATION DE L'ACTIVITE DE MARCHÉ	10
2.2.1. Métriques mobilisables.....	10
2.2.2. Focalisation sur les métriques d'intérêt.....	11
2.2.3. Outils.....	18
2.2.4. Méthodes.....	19
2.2.5. Contextes.....	23
2.3. VALIDATION D'OUTIL	24
2.3.1. Validité.....	24
2.3.2. Reproductibilité.....	26
2.3.3. Conséquences pour ce travail.....	26
2.3.4. Fiabilité des outils considérés	28
2.4. APPLICATION CLINIQUE ET AOMI	35
2.4.1. AOMI et santé.....	35
2.4.2. Epidémiologie.....	36
2.4.3. AOMI et métriques.....	37
3. PROBLEMATIQUE ET OBJECTIFS.....	38
4. MATERIEL ET METHODES.....	40
4.1. MATERIEL.....	40
4.1.1. ActivPAL 3 TM (PAL Technologies, Ltd., Glasgow, Écosse).....	40
4.1.2. wGT3X+ (ActiGraph TM , LLC, Pensacola).....	40
4.1.3. StepWatch 4 (Modus Health Inc., Washington, DC, USA).....	41
4.1.4. GoPro Hero 8 Black (GoPro Inc., California, US).....	41
4.1.5. Positionnement des outils	42
4.2. PROTOCOLES	42
4.2.1. Projet CLASH.....	42

4.2.2.	Projet ELECTRO-PAD.....	43
4.2.3.	Projet VAMOS.....	43
4.3.	METHODOLOGIE D'ANALYSE DES DONNEES	44
5.	RESULTATS	48
5.1.	VALIDITE CONVERGENTE : SUJETS SAINS.....	48
5.1.1.	Résultats globaux.....	48
5.1.2.	ActivPAL.....	48
5.1.3.	wGT3X.....	51
5.1.4.	StepWatch 3.....	54
5.1.5.	Comparaisons.....	57
5.1.6.	Estimation de la Dépense Energétique.....	62
5.2.	VALIDITE CONVERGENTE : PATIENTS AOMI.....	64
5.2.1.	Résultats globaux.....	64
5.2.2.	StepWatch 3.....	64
5.2.3.	wGT3X.....	67
5.2.4.	Comparaisons.....	70
5.2.5.	Estimation de la Dépense Energétique.....	75
5.3.	VALIDITE CRITERIEE	76
5.3.1.	Contexte de laboratoire : volet 1.....	76
5.3.2.	Contexte de Free-Living : volet 2.....	76
6.	DISCUSSION.....	78
6.1.	REFLEXIONS SUR LA VALIDITE CONVERGENTE	78
6.1.1.	Résultats globaux.....	78
6.1.2.	Bouts de marche.....	81
6.1.3.	Bouts d'arrêt.....	82
6.1.4.	Cadence.....	83
6.1.5.	Dépense Energétique	84
6.2.	REFLEXIONS AUTOUR DE LA VALIDITE CRITERIEE.....	85
6.1.	REFLEXIONS AUTOUR DES METRIQUES	85
6.2.	REFLEXIONS AUTOUR DES PATIENTS AOMI.....	86
7.	CONCLUSION.....	89
8.	REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	90
9.	TABLE DE REFERENCE DES TABLEAUX	100
10.	TABLE DE REFERENCE DES FIGURES ET GRAPHIQUES	101
11.	ANNEXES	
11.1.	ICAMPAM 2021	

1. Introduction

1.1. Propos liminaires

L'impact de l'Activité Physique sur la santé, qu'elle soit réalisée dans une logique préventive ou curative, est un enjeu majeur et grandissant au prisme de nos sociétés modernes. En effet, la sédentarisation de nos modes de vie est très largement néfaste pour notre santé (Chau et al., 2013). Récemment, l'Observatoire national de l'Activité Physique et de la sédentarité (Onaps) a démontré que 3,8% des décès toutes causes confondues était imputable au seul fait d'être assis plus de trois heures par jour (Rezende et al., 2016). Or, ce laps de temps passé en position assise dépasse très régulièrement ce seuil, avec des estimations proches de douze heures lors d'une journée de travail et de neuf heures lors d'une journée de repos. Ce constat se voit même parfois aggravé dans le cas de populations pathologiques présentant des limitations fonctionnelles qui restreignent leurs possibilités d'exercices. Parallèlement, le rôle de l'Activité Physique sur la réduction de la mortalité toutes causes confondues et du taux de maladies chroniques évitables a déjà été abondamment mis en lumière (I.-M. Lee & Buchner, 2008; Piercy et al., 2018). Le premier « pas » vers la préservation de sa santé, c'est donc déjà de limiter les comportements sédentaires, et tout simplement de plus marcher, de mieux marcher !

Ces divers éléments nous permettent donc de mieux comprendre les raisons de l'intégration de l'Activité Physique dans les protocoles thérapeutiques. Comme un symbole, depuis peu, elle est désormais prescrite sur ordonnance, reléguant ainsi les solutions médicamenteuses ou chirurgicales à un second temps, dans l'hypothèse où l'Activité Physique ne serait pas suffisante. Limiter les comportements sédentaires, réaliser de l'Activité Physique devraient donc être une priorité dans le traitement d'une multitude de maladies, avant même d'envisager les solutions médicamenteuses ou chirurgicales (Recommandations Haute Autorité de Santé, 2008). Dans le cas des maladies artérielles périphériques, cela est par exemple explicitement stipulé (Hirsch et al., 2006). Le développement effréné du parcours STAPS Activité Physique Adapté pour la Santé, pensé dans sa complémentarité avec les autres acteurs du parcours de soin (médecins, kinésithérapeutes, ergonomes) est un autre indicateur de cette usage médical incontournable de l'Activité Physique.

Hélas, il n'est actuellement pas possible de proposer à tous les patients un suivi dans des structures adaptées, car leur nombre demeure encore insuffisant (ONAPS, 2019). L'une des solutions envisageables pour résoudre ce problème réside alors dans une orientation nouvelle de la médecine, qualifiée de *e-Santé* ou encore *mobile-Health* (Etude Deloitte, 2012). Profitant

de l'essor digital et de la miniaturisation technologique, il s'agit de proposer un suivi basé sur l'utilisation d'objets connectés comme les moniteurs d'activité portables qui permettent, entre autres, de prodiguer des conseils personnalisés et des informations de santé. L'accès à l'évaluation des comportements physiques en ambulatoire au travers de ces nouvelles technologies (et notamment de la marche qui constitue l'écrasante majorité de ces comportements) met alors en exergue des réflexions méthodologiques et technologiques complexes sur la fiabilité (comprise au sens global, comprenant la validité et la reproductibilité) de ces outils (Esliger & Tremblay, 2007). En effet, obtenir des mesures qui soient à la fois précises et comparables d'un individu à un autre, ou lors de mesures répétées chez un même individu apparaît fondamental, d'autant plus quand ces mesures portent sur la santé des individus. En outre, comment s'assurer que les paramètres mesurés soient effectivement représentatifs du comportement étudié ?

En conséquence, les travaux de recherche réalisés dans le cadre de ce travail ambitionnent de questionner prioritairement deux éléments interdépendants. Il s'agira dans un premier temps de questionner les différentes formes de validité fournies par les moniteurs d'activité, notamment au regard de leur pertinence vis-à-vis de ce qu'ils sont censés mesurer, c'est-à-dire les comportements de la vie quotidienne. En effet, ces comportements issus d'un contexte « écologique » sont particuliers et demeurent trop souvent étrangers aux études de validations, au profit de comportements issus de situations standardisés. L'impact des outils et méthodes d'analyse sera particulièrement étudié. Dans un second temps, la question des méthodes mobilisées et métriques mesurés par ces dispositifs sera discutée, afin de s'assurer qu'ils soient pertinents et adaptés à l'évaluation de l'activité de marche.

1.2. Contextualisation de ce travail

Pour mieux en comprendre l'utilité, il apparaît judicieux de replacer ce travail dans sa dynamique globale. La validation d'outils envisagée ici consiste en la première étape, méthodologique et conceptuelle, d'un projet construit à plus long terme, à l'échelle d'une thèse de doctorat. Ce projet, toujours en cours de définition, s'articule autour de la conception et l'exploitation d'un système intégratif de moniteurs d'activité portables permettant de mesurer et d'analyser le comportement physique des individus. Au travers de cette perspective, l'objectif poursuivi est de proposer et de calibrer des protocoles individualisés d'Activité Physique à domicile (majoritairement axés autour de la marche), afin d'accompagner les patients lors de leur thérapie clinique, mais aussi dans le cadre de leur suivi post-thérapeutique. En effet, la

considération du rôle de l'Activité Physique pour permettre aux patients de diminuer leurs limitations fonctionnelles ne peut s'envisager qu'à long terme si elle se donne pour objectif de pérenniser la transformation des comportements et d'optimiser les effets bénéfiques sur la santé.

Ce projet se veut donc à l'interface de nombreux champs disciplinaires et scientifiques. Il mêle notamment les sciences de la vie et de la santé (physiologie), les *data sciences* (statistiques, informatique), la mécatronique (mécanique, électronique) et s'inscrit dans la continuité de travaux existants et/ou en cours. La mise en relation et le travail collectif d'une équipe pluridisciplinaire aux compétences variées et complémentaires sera à cet égard une volonté forte tout au long de ce travail, s'il voit le jour.

2. Cadrage théorique

2.1. A propos du mobile-Health

2.1.1. Définition et état des lieux

Selon la définition de l’OMS, la santé mobile (*mobile-Health*) peut être caractérisée comme regroupant toutes « les pratiques médicales et de santé publique reposant sur des dispositifs mobiles, tels que téléphones portables, systèmes de surveillance des patients, assistants numériques personnels et autres appareils sans fil » (World Health Organization, 2011). Dans cette acceptation générale, elle recouvre entre autres les dispositifs médicaux ou les capteurs connectés, les applications relatives au bien-être et les systèmes dispensant des conseils médicaux personnalisés (télémédecine, informations de santé, rappels de prise de médicaments, etc.).

Le développement de cette nouvelle dimension de la médecine s’explique en partie par la croissance technologique exponentielle que nous vivons actuellement : seront comptabilisés plus de 50 milliards d’objets connectés à la fin de l’année 2020 (Galliano, 2019). Pour exploiter les données récoltées par ces divers outils, environ 100 000 applications conçues pour le domaine de la santé sont déjà disponibles sur les différents supports (Jahns & Houck, 2017). En France, un tiers des utilisateurs d’outils numériques a déjà expérimenté des solutions de santé mobile, et 20% ont déjà téléchargé au moins une application santé -2,3 par personne en moyenne- (Salmon & Le Tallec, 2014). Par ailleurs, la situation sanitaire actuelle et notamment les différents confinements imposés aux populations du monde entier suite à l’épidémie de Covid-19 ont encore accentué cette nécessité d’exploiter cette *mobile-Health* (Ming et al., 2020). En raison de cette demande forte, le marché global des objets connectés et des applications de santé est destiné à encore augmenter jusqu’à atteindre plusieurs centaines de milliards d’euros de chiffre d’affaire à court terme (Allaert & Mazen, 2016).

Il existe aussi une explication plus sociétale à cette expansion. En effet, conjointement aux progrès de la science et de la médecine, un phénomène de vieillissement des populations a été observé. Par conséquent, la prévalence des maladies chroniques associées à ce vieillissement a dépassé celle des maladies « traditionnelles » transmissibles, infectieuses, désormais mieux traitées. Or, ces maladies chroniques (comme le diabète, l’insuffisance cardiaque, les pathologies cardiovasculaires, etc.) nécessitent la mise en place d’un suivi à long terme que les solutions de santé mobile peuvent apporter (Simon, 2017). Effectivement, les outils connectés

remplissent à la fois des missions de surveillance et de régulation : ils fournissent ainsi des données longitudinales permettant de suivre l'évolution de la situation clinique du patient tout en dispensant des informations en cas de données anormales (Swan, 2013).

En définitive, au regard des différents éléments développés, l'intérêt des objets connectés et plus globalement du *mobile-Health* pour mieux accompagner les patients nous semble incontournable. Dès lors, s'intéresser à la fiabilité de ces outils apparaît indispensable. Leur validation est multi-componentielle et porte sur trois perspectives principales : la fiabilité technique et clinique, la protection des données et la cybersécurité. En outre, la finalité médicale de ces dispositifs implique d'être particulièrement précautionneux lors de ces études de validation (Dhainaut et al., 2018). Nous nous focaliserons dans ce travail sur la fiabilité technique et clinique, tout en tachant de conserver en filigrane les autres dimensions dans nos réflexions.

2.1.2. From « cure » to « care » ?

La transformation du rôle de patient au regard des caractéristiques des affections de longue durée (ALD) et des maladies chroniques nécessite de repenser l'organisation du système de soin. En effet, les solutions thérapeutiques épisodiques et ponctuelles ne suffisent pas à prendre en charge ce type de maladie. Le patient doit s'inscrire au cœur de la démarche de soin, par une participation active, créant par là même de nouveaux besoins et transformant ses relations avec les professionnels de santé (Salmon & Le Tallec, 2014).

Le concept de « care » et de « cure » apparaît alors intéressant pour comprendre cette mutation du rôle de patient (Winnicott, 1970). Ainsi, si les termes de « cure » (soigner pour guérir) et de « care » (prendre soin de la personne) partagent la même origine étymologique, ils impliquent des considérations de l'acte de soin différenciées. Quand « cure » n'offre qu'une perspective ponctuelle (c'est un « geste » curatif comme par exemple celui réalisé par un chirurgien, un kinésithérapeute), « care » implique une considération plus globale, comprenant le registre des émotions, des affects, mais aussi l'éducation thérapeutique du patient (Morvillers, 2015). Attention, nous ne hiérarchisons pas ici ces deux aspects que nous pensons éminemment complémentaires. En somme, dans le cas du *mobile Health*, il s'agit de compléter le « cure » (traiter la maladie) par le « care » (accompagner un parcours de vie), au travers de la promotion de parcours de soins centrés sur le patient, où ce dernier prend une part active. Dès lors, la complexité de ces nouveaux parcours nécessite de réfléchir une approche pluridisciplinaire médicosociale, et par extension une coordination des acteurs du parcours de soin ainsi qu'une

mobilisation de nouveaux outils utilisables et compréhensibles par les patients (Salmon & Le Tallec, 2014).

Dans cette considération de rendre le patient acteur de son parcours en matière de soins et de prévention, la notion d'« *empowerment* » nous apparaît judicieuse. Elle peut être caractérisée comme « la capacité d'un individu à prendre des décisions lorsqu'il se trouve confronté à une situation ou à un problème spécifique, seul ou en interaction avec des personnes ressources, dans le but de s'adapter à cette situation et d'exercer un contrôle sur sa vie personnelle » (Salmon & Le Tallec, 2014). Les objets connectés comme les moniteurs d'activité portables prennent alors tout leur sens pour accompagner l'individu-patient dans cette démarche, en lui apportant des informations adaptées qu'il sera progressivement à même de comprendre pour modifier lui-même ses comportements, son style de vie. L'accompagnement vers une attitude participative et responsable se fait notamment grâce aux mesures des capteurs réalisées en autonomie, par la fixation d'objectifs individualisés, et par l'accès privilégié à des supports d'informations.

2.1.3. Avantages

Les potentialités des outils de *mobile-Health* en termes de soins et de prévention sont nombreuses :

- la prévention est accrue par une meilleure identification des pathologies du patient, qui a accès grâce aux technologies mobiles à une multitude d'outils d'auto-évaluation et de dépistage (e.g. questionnaires). La possibilité d'être soigné plus tôt, de bénéficier de traitements plus précoces contribue alors à la limitation de la baisse de la qualité de vie associée à ces pathologies (Dobkin & Dorsch, 2011).
- l'efficience des systèmes de santé est améliorée par une meilleure coordination pluridisciplinaire, notamment grâce aux outils de préparation et de planification. Certaines études mettent ainsi en exergue un gain de temps de l'ordre de 30% (Salmon & Le Tallec, 2014).
- le maintien à domicile est prolongé grâce aux outils de télésurveillance et d'accompagnement à distance des malades chroniques qui contribuent à responsabiliser et impliquer les patients.
- l'égalité dans l'accès aux soins est favorisée par différents dispositifs de santé mobile. Les zones éloignées sont plus facilement prises en charge, ainsi que les personnes à profil spécifique (e.g. personnes en situation de handicap).

- les outils connectés génèrent un flux de données à caractère de santé conséquent. Elles peuvent alors être utilisées et analysées pour la recherche épidémiologique, la pharmacovigilance mais aussi pour l'évaluation médico-économique ou encore pour la restructuration des systèmes de santé. Ces données facilitent alors la réalisation des e-cohortes dans les études et garantissent une meilleure représentativité des patients (Dhainaut et al., 2018).

2.1.4. Limites

Tout comme la plupart des outils générant des données, les objets connectés soulèvent des problématiques liées à la protection de ces données. Les risques sont relatifs au caractère personnel des mesures réalisées et donc à la possibilité de détournement de ces données. Par exemple, des discriminations à l'embauche pourraient survenir, l'employeur rejetant les candidatures d'individus présentant des problèmes de santé par peur d'éventuelles absences, des limitations qui pourraient en résulter. Cela serait tout à fait contraire aux libertés individuelles (Dhainaut et al., 2018).

Par ailleurs, les objets connectés peuvent présenter un aspect intrusif et dérangeant pour les patients eux-mêmes. En effet, l'utilisation et le port de ces outils entraîne parfois des complications, des gênes qui peuvent se traduire par des abandons (del Río Carral et al., 2019). Cela questionne donc nécessairement l'implication du patient et notamment sa compréhension des finalités de ces outils connectés, d'où la considération à nouveau de l'implication de l'individu dans son parcours de soin, dans une démarche compréhensive.

2.1.5. Conséquences pour ce travail

L'éventail d'utilisation des technologies caractérisant le *mobile-Health* apparaît illimité et il convient donc d'en préciser les contours dans notre raisonnement. L'utilisation d'un outil connecté est réfléchi en fonction des paramètres que ce dernier permet de mesurer. Or, la finalité de ce projet est d'accompagner des patients atteints d'Artériopathie Oblitérante des Membres Inférieurs (AOMI) au cours de la prise en charge de leur pathologie. Dès lors, la considération de certains métriques apparaît essentielle, notamment ceux caractérisant leur capacité de marche, qui est un facteur révélateur de leurs limitations fonctionnelles (Garg et al., 2006). C'est dans cette optique que la question de la sélection et de la validation de ces métriques particuliers se pose au travers des outils sélectionnés: ils doivent être capables de monitorer efficacement les comportements ciblés, c'est-à-dire dans notre cas ceux de la vie quotidienne.

2.2. Caractérisation de l'activité de marche

La marche est l'Activité Physique la plus courante et fait partie de presque toutes les activités de la vie quotidienne (Hultheen et al., 2017; Schuna Jr & Tudor-Locke, 2012). C'est une des raisons pour laquelle la capacité de marche est un indicateur de la santé globale car elle reflète l'autonomie de chaque individu (Schmid et al., 2013). Caractériser avec précision l'activité de marche devient alors intéressant dans la perspective de mieux dresser le profil d'un patient, à condition de connaître précisément les relations dose-réponse qui caractérisent l'activité sélectionnée au regard de ses bénéfices pour la santé. Bien que la marche apparaisse assez simple au premier abord, ses mécanismes et paramètres sont plus complexes qu'il n'y paraît.

2.2.1. Métriques mobilisables

De nombreuses études ont tenté de caractériser la marche humaine au travers de plusieurs paramètres. Ces derniers peuvent être regroupés par catégorie : on distingue ainsi les paramètres spatio-temporels, les paramètres cinématiques, les paramètres cinétiques, les paramètres électromyographiques ainsi que les paramètres métaboliques (Ancillao, 2018; Winter, 1991). Parmi ceux-ci, les paramètres spatio-temporels et métaboliques de la marche nous apparaissent particulièrement pertinents au regard des outils que nous mobiliserons.

Paramètres spatio-temporels de la marche :

Ils font partie des plus communément utilisés pour décrire la marche. Ils comprennent le nombre de pas, la vitesse, la cadence, la longueur du pas. Ces paramètres sont interdépendants, il est possible de les positionner selon l'équation suivante :

$$\text{Vitesse} = \frac{\text{longueur du pas} \times \text{cadence}}{120} \text{ m/s}$$

Avec la longueur du pas qui est la distance parcourue entre deux périodes d'appui successives (en mètres) et la cadence qui est en nombre de pas par minute.

Ils nous intéressent particulièrement car ce sont les paramètres principalement investigués par les outils de mesure accélérométrique. En outre, l'évaluation du nombre de pas est précisément l'un des métriques les plus utilisés pour déterminer le profil d'Activité Physique d'un individu et la littérature est très exhaustive à ce sujet (Bassett et al., 2017). La relation dose-réponse a ainsi été largement étudiée afin de faire correspondre à un volume de pas ses effets positifs sur la santé, que ce soit pour les adultes (Tudor-Locke, Craig, Brown, et al., 2011), les enfants/adolescents (Tudor-Locke, Craig, Beets, et al., 2011), ou les personnes âgées/les publics

spécifiques (Tudor-Locke, Craig, Aoyagi, et al., 2011). Néanmoins, si l'objectif quotidien des « 10 000 pas » est très populaire pour quantifier cette dose d'Activité Physique journalière à effectuer pour atteindre les recommandations, il semble apparaître quelques limites à cette considération (Le-Masurier et al., 2003). En effet, le nombre de pas n'est qu'un index du « volume » de la marche, et il ne suffit pas à caractériser l'Activité Physique qui est aussi hautement dépendante de l'intensité de l'exercice réalisé pour atteindre les recommandations (Aadahl et al., 2007; Roberts et al., 2017). Cette notion d'intensité est ainsi présente avec celles de volume et de fréquence dans toutes les recommandations récentes en termes d'Activité Physique (Piercy et al., 2018; World Health Organization, 2010). C'est dans ce contexte que des études récentes réalisées en contexte standardisé (marche sur tapis motorisé en laboratoire) ont tenté de déterminer si la cadence de marche pouvait être utilisée en complément comme un indicateur indirect de l'intensité de la marche (Tudor-Locke et al., 2019). Cette notion de cadence nous apparaît ainsi prometteuse et fera l'aspect d'une focalisation particulière dans notre travail.

Paramètres métaboliques de la marche :

Les paramètres métaboliques de la marche caractérisent le mouvement à partir de la dépense énergétique qui y est associée. En effet, pour se mouvoir, l'homme doit consommer des macronutriments qui lui permettent de créer de l'énergie (Wilmore et al., 2017). Dès lors, la quantification de l'énergie dépensée par un individu lors d'une activité donnée permet de cerner les demandes métaboliques associées et donc l'intensité de l'exercice réalisé. Ce métrique présente l'avantage de considérer une multitudes de variables impactant cette intensité de l'Activité Physique réalisée. Ainsi, contrairement aux paramètres spatio-temporels, la mesure de dépense énergétique considère par exemple le dénivelé réalisé par l'individu lors d'une session de marche. Cela rend ce métrique particulièrement exhaustif et pertinent. Traditionnellement, la mesure des échanges gazeux ou, à défaut, l'analyse de la fréquence cardiaque peuvent être utilisés pour évaluer la dépense énergétique (Ewins & Collins, 2014). Ce métrique étant indirectement estimé par certains accéléromètres, il fera aussi l'objet de considérations spécifiques.

2.2.2. Focalisation sur les métriques d'intérêt

Au regard des éléments précédemment développés et de la focalisation sur la méthode accélérométrique, la cadence et la dépense énergétique nous apparaissent particulièrement pertinentes pour établir le profil d'Activité Physique d'un individu. Pour mieux cerner ces

éléments, nous avons réalisé deux recherches systématiques sur la base de données MEDLINE. Elles sont schématisées sur les figures 1 et 2. La première recherche a été précisée par le mot-clé « *healthy* » pour réduire le nombre de résultats ("*accelerometer*" AND "*energy expenditure*", n=797). Dans les deux cas, les critères d'inclusion des études étaient respectés si les populations étudiées étaient adultes et saines. En effet, la méthodologie de validation d'un outil porte dans un premier temps sur ce type de population avant d'entrer dans les considérations de populations spécifiques.

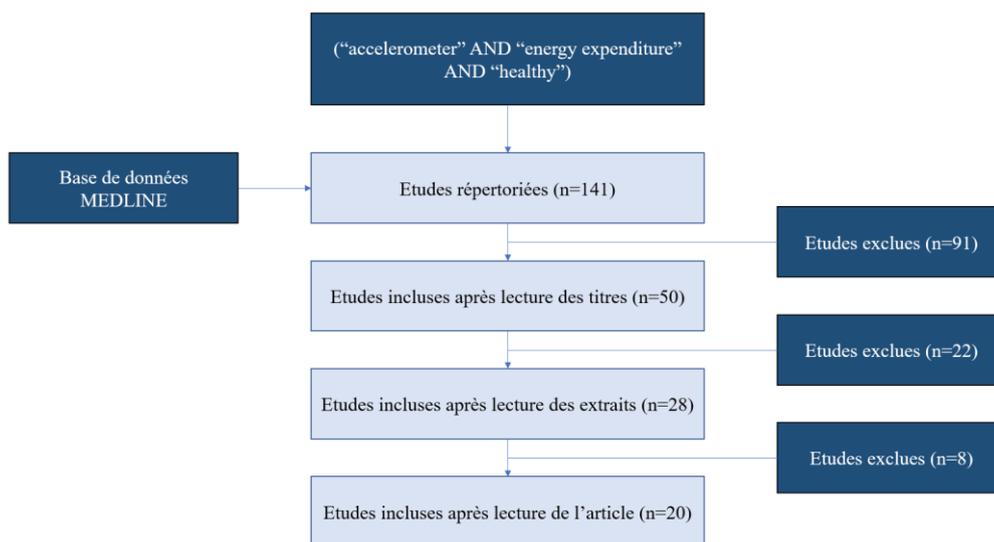


Figure 1 - Recherche systématique : Energy Expenditure

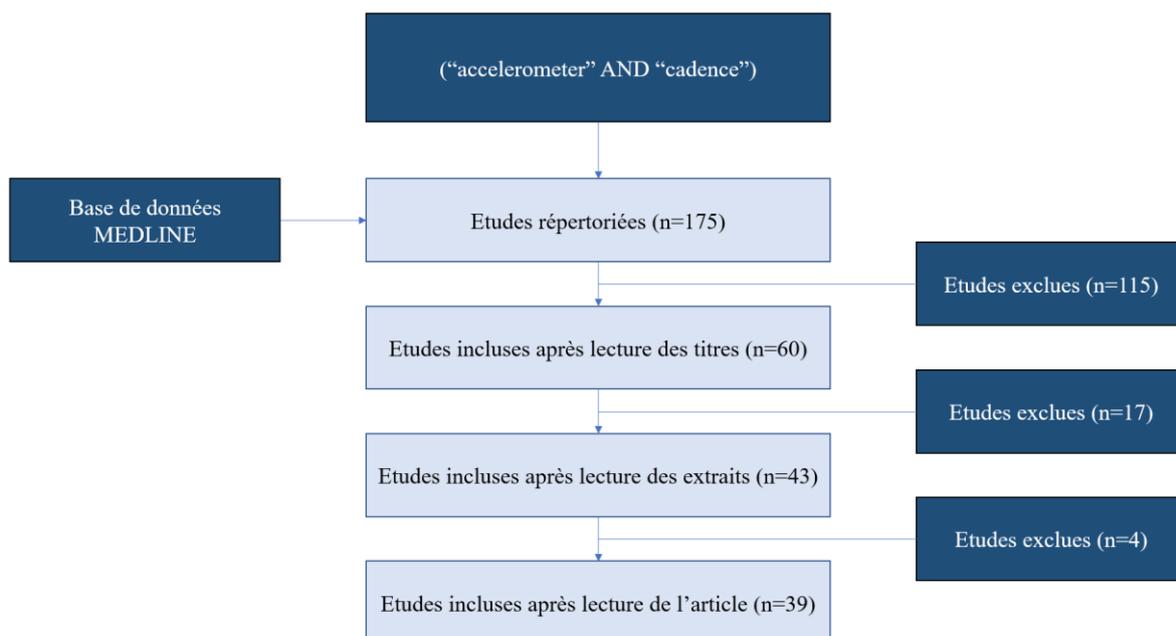


Figure 2 - Recherche systématique - Cadence

Cadence :

La réflexion autour de la cadence de marche n'est pas récente. Cependant, une « imprécision » conceptuelle a longtemps perduré, biaisant les études associées et restreignant ce métrique à des considérations secondaires : celle de la différenciation entre « cadence » et « accumulation de pas ». En effet, la littérature a souvent confondu ces deux concepts, notamment à cause des caractéristiques techniques des accéléromètres. Ils comptabilisaient le nombre de pas sur une période d'analyse donnée (un « epoch »), souvent 1 minute, puis divisaient le nombre de pas réalisés sur cette période par sa durée, obtenant ainsi une cadence moyenne sur une minute. Or, rien ne garantit que l'individu ait marché à vitesse constante sur toute la période, ou qu'il ne se soit pas arrêté à certains moments (voir figure 3). La cadence moyenne obtenue par « accumulation de pas » n'est alors par révélatrice de l'évolution de la cadence en termes de valeur instantanée (Dall et al., 2013; Johns et al., 2020). Cela est d'autant plus problématique au regard des patterns de marche de la vie quotidienne : 60% des périodes (« bouts ») de marche durent moins de 30 secondes et seulement 1% du nombre total de ces « bouts » de marche durent plus de 2 minutes (Orendurff et al., 2008). Ces réflexions questionnent inévitablement l'impact des méthodes de recueil et d'analyse des données sur les résultats présentés.

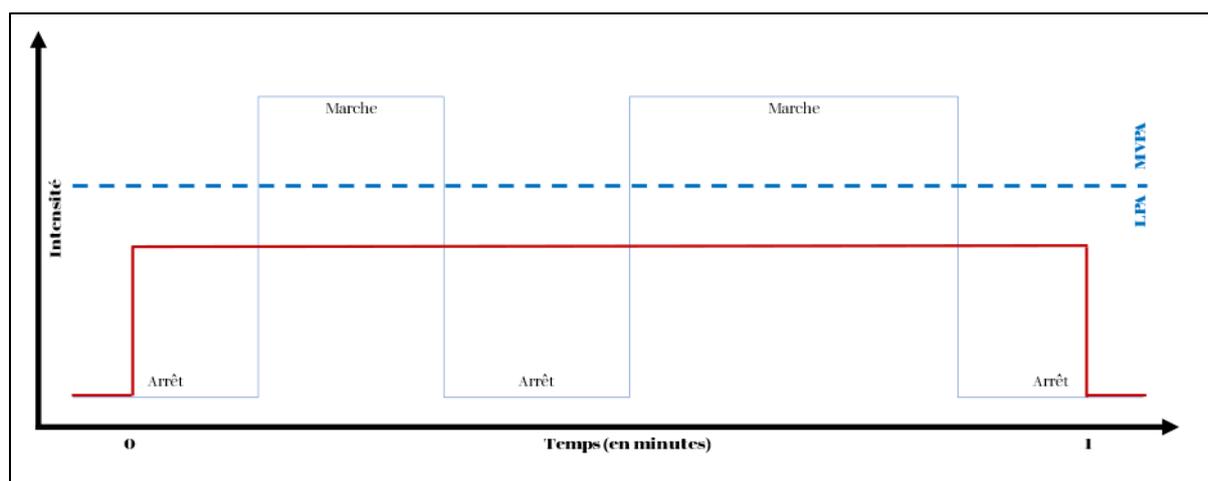


Figure 3 – Exemple de pattern de marche et de son interprétation via la méthode « accumulation de pas ». La ligne continue bleue représente un pattern de marche d'un individu. La ligne rouge représente le pattern effectivement représenté par la méthode « accumulation de pas » sur 1 minute. En pointillés bleus est représenté le seuil LPA (Light Physical Activity) / MVPA (Moderate to Vigorous Physical Activity). Il peut ainsi présenter un décalage significatif entre le pattern réel et celui effectivement mesuré par les appareils selon la méthode utilisée, ce qui biaise l'atteinte ou non des recommandations pour la santé en termes de temps passé en LPA/MVPA.

A travers des différentes études de la recherche systématique présentées ci-dessous dans le Tableau 1, nous pouvons penser que la cadence puisse constituer un métrique intéressant et fiable. Cependant, il apparaît qu'un manque certain d'études s'intéressant au comportement en

situation « écologique » ne soit à déplorer : toutes prennent place dans un environnement très standardisé, en laboratoire.

<i>Etude</i>	<i>Moniteur</i>	<i>Type de validité / reproductibilité</i>	<i>Validité</i>	<i>Reproductibilité</i>	<i>Remarques</i>
Bugané et al., 2012	Free4Act (F4A – LorAn Engineering, Bologna, Italy)	<i>Criterion validity</i> (GS = stéréo-photogrammétrie, dynamométrie)	<i>Paired t-test</i> <i>p-Value</i> = 0,062	<i>N.A</i>	Positionné au niveau de L4-L5. En laboratoire.
Byun et al., 2016	FITMETER (FitLifeInc, Suwon, Korea)	<i>Criterion validity</i> (GS = GAITRite) <i>Test-retest reliability</i>	ICC = 0.91–0.96	ICC = 0.84–0.90	Positionné au niveau de L3-L4 Cadence considérée comme « accumulation de pas » sur 1 minute. En laboratoire.
Darter et al., 2006	AMP 331 (Dynastream Innovations, Cochrane, AB)	<i>Inter-unit reliability</i>	<i>N.A</i>	G-coefficients = 0.93–0.98	Positionné à la cheville. En laboratoire.
De Ridder et al., 2019	BTS G-WALK sensor system (BTS Bioengineering S.p.A. Italy)	<i>Criterion validity</i> (GS = GAITRite) <i>Test-retest reliability</i>	ICC = 0.96	ICC = 0.98	Positionné au niveau de L5. En laboratoire.
Donath et al., 2016	RehaGait system (Hasomed GmbH, Magdeburg, Germany)	<i>Criterion validity</i> (GS = Treadmill Zebris FDM-T) <i>Test-retest reliability</i>	ICC = 0.99–1.00	ICC = 0.82 – 0.99	Positionné à la chaussure. En laboratoire.
Fortune et al., 2014	FitBit, Nike+ Fuelband, AMS (4 accéléromètres de la Mayo Clinic).	<i>Criterion validity</i> (GS = Video data)	AMS : ICC(A,1) > 0.82	<i>N.A</i>	Fitbit porté à la cheville/taille, Nike+ au poignet. AMS à la taille/ cuisse/ chevilles. Cadence considérée comme « accumulation de pas » par période de marche. En laboratoire.
Henriksen et al., 2004	Accéléromètre (Mega Electronics Ltd., Finland)	<i>Test-retest reliability</i>	<i>N.A</i>	ME = 1.644 step/min, CV = 1.38, ICC (1.1) = 0.96	Positionné au niveau de L3. Cadence considérée comme « accumulation de pas » par période de marche. En laboratoire.
(Lim & Lee, 2017)	BTS G-WALK sensor system (BTS Bioengineering S.p.A. Italy)	<i>Criterion validity</i> (GS = Treadmill Zebris FDM-T)	Corrélation : <i>r-value</i> = 0.995	<i>N.A</i>	Positionné au niveau de L5. En laboratoire.

Tableau 1 - Etude de la validité et de la reproductibilité de la cadence dans les études de la recherche systématique. GS = Gold-Standard, ICC = Intraclass Correlation Coefficient, ME = Measurement error.

La cadence apparaît aussi intéressante car une relation fidèle ($r = 0,93$) a été établie entre la cadence et l'intensité de l'Activité Physique définie de manière absolue (en MET) dans des études en laboratoire (Tudor-Locke & Rowe, 2012). Dès lors, certaines études ont tenté de faire correspondre des cadences de marche définies à des intensités précises, par exemple le seuil pour se situer dans le « *Moderate to Vigorous Physical Activity* » (3 METs). Cette valeur est intéressante car les recommandations l'utilisent pour définir un objectif d'activité réalisée à cette intensité. Pour ce faire, le protocole réalisé en laboratoire consistait à associer l'intensité

de chaque cadence de marche définie à sa Dépense Énergétique mesurée par un dispositif *Gold-Standard*. Globalement, le seuil de 3 METs est franchi aux alentours de 100 pas/minute, mais cette valeur dépend de plusieurs facteurs comme l'âge (Scaglioni-Solano & Aragón-Vargas, 2015a) et le sexe (Scaglioni-Solano & Aragón-Vargas, 2015b). Par exemple, dans le cas d'adolescentes, une étude a fixé le seuil à 94 pas/minute (Harrington et al., 2012).

La cadence semble étroitement liée à d'autres paramètres dont la considération est essentielle pour mieux la cerner. Ainsi, la cadence semble dépendante de la longueur de la foulée : il a été établi que pour des cadences comprises entre 80 et 120 pas/min, la longueur des foulées et la cadence varient chacune comme la racine carrée de la vitesse et ont donc une relation linéaire entre elles. Jusqu'à une cadence de 120 pas/min, les augmentations de vitesse sont obtenues de manière égale en augmentant la longueur des foulées et la cadence. Au-dessus de 120 pas/min, la longueur des pas se stabilise et la cadence continue d'augmenter. En dessous de 80 pas/min, la relation est plus aléatoire (Lamoreux, 1971). Cette relation entre cadence et longueur du pas a été étudiée sous la terminologie « *walk ratio* » (Lindemann et al., 2021). Elle est illustrée en Figure 4. La cadence est aussi dépendante d'autres variables telles que l'âge ou la présence de pathologies (Gouelle et al., 2018). Par ailleurs, la cadence ne semble qu'assez peu reliée à la taille (Harrington et al., 2012).

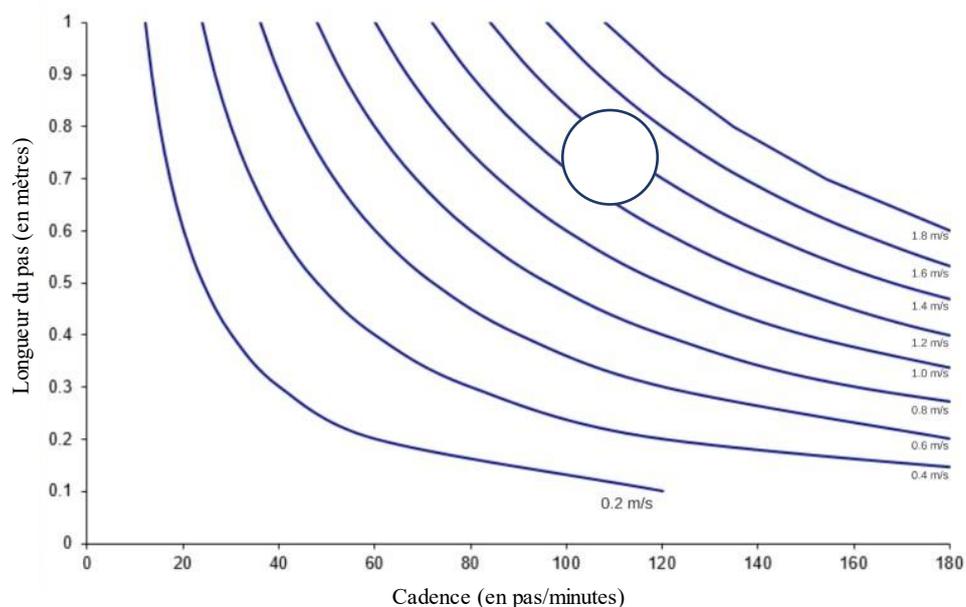


Figure 3 – Longueur du pas en fonction de la cadence : *Walk ratio*. Chaque ligne bleue correspond à une vitesse différente et met en évidence une multitude de *walk ratio* possible (configuration d'une cadence avec une longueur de pas) pour cette même vitesse. Le cercle indique la gamme de vitesse observable chez des adultes sains ainsi que la configuration usuelle pour y parvenir (schéma adapté issu de www.protokinetics.com).

Par ailleurs, il existe nombre de métriques dérivés de la mesure de la cadence. Certains auteurs ont ainsi cherché à établir des seuils empiriques basés sur la « 30-min cadence pic » (la moyenne de la cadence calculée par « accumulation de pas » sur les 30 meilleures minutes par jour) à partir de données épidémiologiques (Adams et al., 2019). Ensemble, le volume de pas par jour combiné à cette valeur de « 30-min cadence pic » permettent de traduire des recommandations sur le volume et l'intensité de l'Activité Physique à réaliser. L'utilisation de ce métrique reste cependant globale et témoigne d'un degré de précision du profil de l'activité de marche moindre comparé à la cadence (Tudor-Locke et al., 2012). L'existence de ces métriques dérivés de la mesure de la cadence met en exergue la difficulté à utiliser la cadence en tant que telle dans les recommandations. Comment synthétiser le volume (nombre de pas) à chaque intensité (cadence) pour chacune des activités de marches réalisées ? Comment mettre en exergue les effets sur la santé dose-réponse associés ?

Dépense énergétique :

La mesure de la dépense énergétique a été largement développée dans la littérature mais son estimation dans le cadre de l'utilisation de la méthode accélérométrique reste imprécise. Elle est dépendante de beaucoup de facteurs, comme l'endroit où l'accéléromètre est porté (Do Yoon Kim et al., 2014). Tout comme pour la cadence, le Tableau 2 met en exergue la focalisation des études de validation portant sur des protocoles très standardisés. Les rares études portant sur des situations proches de la vie quotidienne mobilisent un Gold-Standard à la précision discutable : l'eau doublement marquée. En effet, elle n'apporte que peu de précisions sur les types d'AP pratiquées et leurs intensités respectives. De plus, la plupart des études font part d'une surestimation ou d'une sous-estimation concernant la Dépense Énergétique. Par ailleurs, la majorité de ces études a appliqué un traitement de données supplémentaire propre à l'équipe de recherche et n'a donc pas considéré uniquement les données brutes fournies par les outils accélérométriques. Cela pose donc avec acuité la question de la méthodologie de traitement de donnée adaptée.

<i>Etude</i>	<i>Moniteur</i>	<i>Type de validité / reproductibilité</i>	<i>Validité</i>	<i>Reproductibilité</i>	<i>Remarques</i>
Bhammar et al., 2016	SenseWear Armband (Model MF-SW, Body Media, Pittsburgh, PA)	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte)	La DE est surestimée (p<0.05)	N.A	Positionné au niveau du bras. En laboratoire (routine structurée et semi-structurée).
Bouarfa et al., 2013	ADXL330 (One Technology Way, Norwood, USA)	<i>Criterion validity</i> (GS = eau doublement marquée,	En contexte de vie quotidienne <i>Pearson correlations</i> : r = 0.74,	N.A	Positionné au niveau de l'oreille. En laboratoire (routine structurée) et durant la vie quotidienne (14 jours) mais

		calorimétrie indirecte)	p = 0.008		avec traitement de données additionnel.
Ferguson et al., 2015	Fitbit One, Fitbit Zip (Fitbit, Inc., San Francisco, US), Jawbone UP (Jawbone, San Francisco, US), Misfit Shine (Misfit, San Francisco, US), Nike Fuelband (Nike, Inc., Oregon, US), Striiv Smart Pedometer (Striiv, Inc. Redwood City, US), and Withings Pulse (Withings, Issy les Moulineaux, France)	<i>Convergent validity</i> Référence research grade = BodyMedia SenseWear Model MF (BodyMedia Inc., Pittsburg, PA, USA) et ActiGraph GT3X+ (Actigraph, Pensicola, FL, USA)	<i>Median absolute difference</i> : Pour tous les outils, modérée pour DE journalière (< 30%), et grande pour MVPA (26-298%).	N.A	En free-living, 24h mais sans Gold-Standard. L'outil research grade est considéré comme référence.
Foster et al., 2005	Stepwatch (Cyma, Seattle, Washington)	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte)	Le nombre de pas est prédictif de la DE associée à la marche corrigée par le poids $r^2 > 0,8$	N.A	Positionné au niveau des chevilles. En laboratoire. Considère uniquement la DE associée à la marche, et avec traitement de données additionnel.
Johnson et al., 2015	Actical accelerometer (Respironics Inc., Bend, OR)	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte)	Pas de différence statistique (p = 0.07) mais tendance à sous-estimer la DE.	N.A	Positionné au niveau de la taille. En laboratoire.
Montoye et al., 2015	ActiGraph (ActiGraph LLC, Pensacola, FL) GENEActiv (Activinsights Ltd., Kimbolton, Cambridgeshire, United Kingdom)	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte)	<i>Pearson correlations</i> : r < 0.80. Accrue pour le moniteur à la cuisse : r < 0.90.	N.A	Positionné au niveau de la taille/cuisse (AG) et aux chevilles (GA). Protocole de free-living simulé en laboratoire, avec traitement de données additionnel (Artificial neural networks (ANNs)).
Plasqui et al., 2005	Tracmor (Philips New Wellness Solutions, Lifestyle Incubator, the Netherlands)	<i>Criterion validity</i> (GS = eau doublement marquée)	<i>Partial correlations</i> : DE totale → 0.73 (p < 0.001) DE liée à l'AP → 0.79 (p < 0.001)	N.A	Free-living pendant 15 jours. Positionné au niveau du bas du dos.
Rothney et al., 2010	ActiGraph (ActiGraph LLC, Pensacola, FL)	<i>Criterion validity</i> (GS = eau doublement marquée / chambre calorimétrique)	Le modèle a significativement surestimé la DE en comparaison avec la chambre calorimétrique (1282 ± 125 vs 1174 ± 152 MET-min, p < 0.001).	N.A	Protocole de free-living en laboratoire, avec traitement de données additionnel (two-regression model for predicting energy expenditure).
Tucker et al., 2015	Nike + Fuelband (Nike, Inc., Oregon, US)	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte) <i>Test retest reliability</i>	ICC = 0.77	ICC = 0.96	Positionné au niveau du poignet. En laboratoire (routine semi-structurée).
Van Hees et al., 2009	DynaPort MiniMod (McRoberts B.V., The Hague, the Netherlands)	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte)	Corrélation : $r^2 = 0.81 \pm 0.06$, p < 0.00001	N.A	Positionné au niveau du bas du dos. En laboratoire (activités standardisées). Avec traitement de données additionnel. Focalisation

					uniquement sur des comportements sédentaires.
Vanhelstet al., 2012	Vivago (Vivago Wellness, Paris, France)	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte)	ANOVA à mesures répétées $r = .89; p < .001$	N.A	Positionné au niveau du poignet. En laboratoire (activités standardisées). Ne mesure pas une DE mais situe dans des intensités d'AP.
Voleno et al., 2010	MMA7260 (Freescale, Austin Texas, US)	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte)	<i>Mean square error</i> : 4.5 ± 1.7 ($\text{mlO}_2 \cdot \text{min}^{-1} \cdot \text{kg}^{-1}$) avec intégration des données barométriques	N.A	En laboratoire. Avec traitement de données additionnel.

Tableau 2 - Etude de la validité et de la reproductibilité de la dépense énergétique dans les études de la recherche systématique. GS = Gold-Standard, ICC = Intraclass Correlation Coefficient, DE = Dépense Énergétique.

2.2.3. Outils

Les outils de mesure accélérométriques sont nombreux et il existe une multitude de modèles différents. Néanmoins, deux grandes catégories semblent discernables dans le paysage de ces appareils : les outils destinés à la recherche (« *research-grade level* ») et ceux destinés au grand public (« *consumer-based level* »).

Research grade

Les accéléromètres destinés à la recherche sont des outils de pointe, produisant des mesures précises et spécifiques. Néanmoins, ils sont souvent très chers et ne fournissent pas tout le temps des données facilement compréhensibles, interprétables sans connaissances adaptées. La rigueur d'un protocole scientifique exige souvent de mobiliser ce type d'accéléromètres mais ils ne sont que peu utilisés par le grand public pour une utilisation quotidienne. Le prix est une des raisons pouvant expliquer cette impopularité, ainsi que leur design : ils sont créés avant tout pour fournir une mesure aussi précise que possible, et ne sont pas toujours ergonomiques ou adaptés à une utilisation prolongée (en termes de batterie, stockage des données, ou de facilité de port). Les trois outils que nous mobiliserons dans ce travail sont des accéléromètres *research-grade* : le StepWatch ^{3/4}™, l'activPAL™ et le WGT3X+.

Consumer-based

L'utilisation des accéléromètres grand public est en constante croissance depuis quelques années. On y retrouve les montres connectées (telles que Garmin, Suunto, Polar pour le suivi performances sportives, ou FitBit, Nike Fuelband pour une utilisation tout au long de la journée), les podomètres, les smartphones, etc. Leur précision est variable tout comme leur gamme de prix, de quelques euros à plus de 1000€ pour les montres haut de gamme. Cette

popularité en fait des outils très intéressants pour les chercheurs car ce sont autant d'opportunités pour promouvoir chez un large panel d'individus un mode de vie actif, régulier. Néanmoins, l'utilisation des métriques fournis par ces outils reste difficile dans un protocole de recherche car il est impossible à l'heure actuelle d'extraire les données fournies afin de leur appliquer un traitement particulier. Bien souvent, seules des données déjà traitées par le *software* source sont accessibles, au mieux sur des *epochs* d'une minute, sinon une heure ou une journée. Malgré notre volonté et nos efforts pour dépasser ce problème, nous n'avons donc pas pu intégrer ce type d'outil dans ce travail. Néanmoins, la diversité de ces outils questionne l'impact de ces derniers sur les métriques et données produites.

2.2.4. Méthodes

Plusieurs méthodes sont utilisées pour exploiter les métriques fournis par les accéléromètres. Nous présenterons les principales méthodes rencontrées dans la littérature tout en restant conscients que cette liste n'est pas exhaustive.

Analyse par bouts

Ces dix dernières années ont vu l'émergence croissante de cette méthode d'exploitation des métriques des accéléromètres. Il s'agit de réaliser une analyse mettant en perspective ces métriques au regard du comportement associé (*event-based analysis / bout-level analysis*). Cette méthode consiste à traiter les données en les traduisant en termes de *bouts* de marche et *d'arrêt*. Ainsi, en discriminant chaque période (« *bout* ») d'activité et d'inactivité, et en les caractérisant par rapport aux métriques associés à ces périodes (e.g., nombre de pas, temps passé en MVPA), il est possible d'obtenir un profil d'activité physique détaillé de chaque individu. Il a été établi que cette méthode d'analyse améliorerait la mesure de la cadence (Johns et al., 2020) en lien avec les problématiques soulevées précédemment (voir 2.2.2). En effet, pour obtenir une mesure fiable de ce métrique, il est nécessaire d'avoir (1) une estimation précise du nombre de pas réalisé (2) une estimation précise de la durée de la marche réalisée.

Cette méthode nécessite de clarifier conceptuellement ce qu'est ou ce qui n'est pas un *bout* de marche. Hickey et al. (2016) le définissent comme toute phase de marche comprenant au moins trois pas consécutifs. Par consécutif est entendu dans cette étude le fait que chaque pas ne doit pas être espacé de plus de 2.5 secondes. D'autres études abondent en ce sens en caractérisant un bout de marche comme tout mouvement comprenant trois poses consécutives du talon, espacés de trois secondes au maximum (Brodie et al., 2016). Cette nécessité d'accumuler trois pas pour considérer que l'individu marche est aussi pertinente au regard de la biomécanique de

la marche. Ainsi, de manière conventionnelle, trois pas représentent un cycle de marche entier, avec une phase de suspension pour chaque appui, et ces trois pas sont donc nécessaires pour initier une marche. En effet, en dessous de ces trois pas, une étude a montré que l'énergie mécanique produite n'est pas suffisante pour atteindre un état d'équilibre de la marche, c'est-à-dire une marche à vitesse constante (Miller & Verstraete, 1996).

Une des méthodes d'analyse par *bout* qui fait office de référence dans la littérature est présentée par Orendurff et al. (2008) : il propose ainsi, en traitant les données sur des *epochs* de dix secondes, de comptabiliser le nombre d'enjambées par *epoch*. Ce choix de considérer des *epochs* de dix secondes était dépendant des possibilités techniques de l'outil utilisé, le StepWatch 3, qui fonctionne avec cette résolution temporelle de recueil et d'analyse des données. Orendurff propose alors la méthode suivante : un *bout* de marche commence lorsqu'au moins deux enjambées sont comptabilisées sur un *epoch* (deux enjambées correspondent à trois à cinq pas). Si un *epoch* comptabilise une seule enjambée et qu'il se situe directement avant ou après un *bout* de marche, alors il est agrégé à ce *bout*. Les pas réalisés sur des *bouts* labelisés comme « arrêt » par chaque méthode sont supprimés. Cette méthodologie proposée pour discriminer les *bouts* de marche et d'arrêt n'est pas la seule, il en existe de multiples. Certaines études proposent par exemple un seuil de cadence pour discriminer la marche de l'arrêt : 40 pas par minute semble le seuil le plus adapté (Webber et al., 2020). D'autres études exploitent la combinaison d'un seuil de cadence avec un nombre de pas consécutif minimal (8), ce qui est assez proche de la méthode de référence mais avec d'autres choix théoriques (O'Callaghan et al., 2020). D'autres études exploitent même directement les valeurs de *counts* d'activité physique (Hickey et al., 2016).

Dès lors, en estimant l'intensité (au travers de la cadence notamment) et en la mettant en perspective avec la durée de chaque *bout*, il devient possible en les cumulant sur une temporalité d'une semaine de déterminer si l'individu a atteint ou non les recommandations en termes d'activité physique (150 minutes d'activité d'intensité modérée ou au moins 75 minutes d'activité d'intensité soutenue, ou une combinaison équivalente d'activité d'intensité modérée et soutenue). Plus encore, dans une logique d'accompagnement individualisé, il est possible d'indiquer à l'utilisateur quelle est la durée restante d'activité à produire pour les atteindre, mais aussi de l'avertir lorsque le temps comptabilisé comme sédentaire (par jour ou consécutif) devient trop important.

Néanmoins, la validité de cette méthode d'analyse par *bouts* est étroitement liée à la capacité à discriminer précisément les périodes de marche des périodes de non-marche. Or, cette précision

demeure relativement inconnue dans la littérature, d'autant plus dans des conditions de *free-living*. C'est un sujet d'actualité qui fait l'objet d'un nombre de publication grandissant au cours des dernières années. Il est d'ailleurs reconnu que la précision de cette méthode est dépendante de la durée des *epochs* considérés dans le recueil et l'analyse des données, c'est-à-dire l'intervalle de temps sur lequel l'outil somme les données pour les exploiter (Hwang et al., 2018). Ainsi, dans cette étude, utiliser un *epoch* de 1 seconde (versus 5 / 10 / 15 / 30 / 60 secondes) semble améliorer la précision de la mesure mais cette relation (i.e. l'impact de la longueur de l'*epoch* sur la précision de l'analyse par *bout*) reste à approfondir. La définition d'une nouvelle méthode d'analyse par *bout* sur un *epoch* plus court que dans la méthode de référence proposée par Orendurff (10 secondes) semble aussi d'actualité. Il en sera question dans ce travail.

Analyse via des indicateurs liés au profil d'activité physique

Certains métriques peuvent être exploités pour fournir une estimation du niveau de « performance » et/ou d'activité du sujet. Ces indicateurs issus des métriques sont alors comparés avec des standards, des références établies qui permettent d'estimer l'état de santé de l'individu et de déterminer si son comportement physique est suffisamment actif pour ne pas mettre en danger sa santé. Parmi ces indicateurs, nous retrouvons :

- le nombre de pas et autres métriques pouvant être exploités pour témoigner ou non de l'atteinte d'un objectif quotidien, hebdomadaire, associé à la poursuite d'un mode de vie actif et régulier (e.g. l'atteinte des 10 000 pas par jour, d'un score d'activité journalier basé sur l'accumulation de *counts* d'activité physique). Ainsi, ils permettent d'accompagner et d'encourager l'individu dans la réalisation d'une activité physique quotidienne. Ces indicateurs peuvent être complémentaires avec la méthode d'analyse par *bout*, ils ne sont pas d'ailleurs pas influencés par cette dernière. Cependant, comme développé précédemment (2.2.1), ils ne restent qu'un indicateur de volume d'activité et non d'intensité.

- des indicateurs dérivés de la cadence qui permettent d'estimer le temps passé à une certaine intensité ou de quantifier l'activité (Ayabe et al., 2013; Mudge et al., 2010). On retrouve par exemple l'index de pic d'activité, obtenu en classant toutes les minutes de la journée en fonction de la cadence, puis en prenant les trente valeurs les plus élevées / la cadence de marche maximale pendant 60, 30, 20, 5 ou 1 minute continue / la capacité à atteindre 1000 pas en 10 minutes (1K), 3000 pas en 30 minutes (3K) / la cadence préférentielle de marche. Ces

indicateurs peuvent être aussi être complémentaires avec la méthode d'analyse par *bout*, qui permet d'ailleurs de les déterminer avec plus de précision.

- des équations et modélisations statistiques pour déterminer la Dépense Energétique. De nombreuses études appliquent ainsi un traitement de données supplémentaire pour tenter d'exploiter les métriques des outils de mesure accélérométrique afin d'exprimer d'autres métriques jugés plus facilement exploitables. Ainsi, comme évoqué précédemment, la Dépense Energétique est un métrique signifiant dont les interrelations avec la santé ont été largement étudiées. La relation dose-réponse, les seuils de DE afin de produire un effet bénéfique sur la santé sont connus relativement précisément dans la littérature. Par le biais de modèles statistiques (cf. Tableau 2), ces études estiment donc la Dépense Energétique en utilisant plusieurs variables comme le nombre de pas, les *counts* d'AP, le sexe du sujet, sa taille, son poids, etc. (e.g. Foster et al., 2005; Montoye et al., 2015; Rothney et al., 2010). Récemment, d'autres modélisations ont été générées pour tenter d'intégrer la notion d'intensité. Cette éventualité a été réalisée dans un contexte standardisé en laboratoire dans le cadre d'une étude récente qui tente de développer des équations métaboliques basées sur la cadence (Moore et al., 2020). Ainsi, pour estimer la Dépense Energétique, des modèles simples basés uniquement sur la cadence et des modèles plus complexes, qui incluent en tant que variables explicatives les caractéristiques de l'individu (âge, taille, IMC, etc.) sont proposés pour une calibration plus exhaustive. On retrouve une méthodologie similaire basée sur les « modèles de régression mixtes » (mrm) et « modèles de régression linéaire » (mrl) pour prédire l'intensité d'une activité en MET à partir de la cadence et des caractéristiques de l'individu (Harrington et al., 2012). Dans cette étude, les équations proposées et leur corrélation avec les valeurs mesurées sont les suivantes :

$$\text{(mrl) METs} = 0.068 * \text{steps} - 3.4 \quad (r = .70; p < .001)$$

$$\text{(mrm) METs} = 0.069 * \text{steps} - 5.3 + 1.08 * \text{height} \quad (r = .71; p < .001).$$

Dès lors, la création de nouvelles équations plus précises, conçues en contexte ambulatoire, nous semble envisageable dans la continuité de ce travail. En effet, de plus en plus de moniteurs d'activité portables permettent de récupérer les données brutes pour les analyser au travers de notre propre système de traitement de données. Par ailleurs, ces modélisations peuvent être aussi être complémentaires avec la méthode d'analyse par *bout*, qui permettrait de les déterminer avec plus de précision. Plus globalement, l'impact de l'utilisation des méthodes

quelles qu'elles soient sur le traitement des données reste méconnu, ce qui renforce l'intérêt de ce travail.

2.2.5. Contextes

Les méthodes utilisées dans les différentes études pour analyser les métriques sont conditionnées par leur contexte de création, aux implications et conséquences variables : le contexte de laboratoire *versus* le contexte de *free-living*.

Laboratoire

Le contexte de laboratoire est extrêmement standardisé, la mesure et l'analyse de l'activité de marche y sont très poussées, notamment grâce à des systèmes de mesure *Gold-standard* très fiables. Il n'existe cependant pas de garanties que les patterns analysés soient identiques à ceux effectivement réalisés dans la vie quotidienne. Plus encore, dans le cas de l'activité de marche, certaines études mettent explicitement en lumière des différences entre les patterns de marche réalisés en laboratoire et lors de la vie quotidienne (Brodie et al., 2016; Tudor-Locke et al., 2013). Ainsi, les valeurs de cadence maximale, de longueur de pas maximale, de vitesse maximale sont identiques, mais les valeurs moyennes et notamment celles de cadence sont significativement inférieures. Cela laisserait penser que l'analyse standardisée du laboratoire traduit bien la capacité de marche au sens fonctionnel (performances maximales) mais moins l'usage réel de la marche au travers de ses patterns usuels.

Concernant l'analyse de l'activité de marche, le tapis de course est souvent utilisé. Il permet une standardisation très forte car les différentes variables sont contrôlées (vitesse, pente). L'observation directe par le biais de la vidéo, la capture cinématique, les cellules photoélectriques sont autant d'outils fiables qui permettent de comparer les données des accéléromètres (vitesse, cadence, longueur du pas, etc.) avec le pattern « réel » mesuré par ces dispositifs *Gold-standard*.

Free-living

Le contexte de *free-living* est moins standardisé mais très proche des conditions écologiques de la vie quotidienne. L'individu évolue ainsi dans son environnement quotidien, ce qui est susceptible de garantir la « sincérité » des comportements observés (au sens de leur adéquation avec les comportements de tous les jours). L'analyse est plus difficile, notamment car les *Gold-Standard* sont moins fiables ou plus difficiles à mettre en place, mais aussi parce que les comportements que l'on cherche à caractériser sont plus diversifiés, complexes. Ils

comprennent en effet plus de types de mouvements, qui sont réalisés dans des directions variées (Hickey et al., 2016). Certains dispositifs novateurs proposent néanmoins comme *Gold-standard* d'utiliser une GoPro orientée vers le membre inférieur pour respecter les exigences d'une valeur étalon (en terme de cadence et de nombre de pas) par observation directe (Toth et al., 2018). Par ailleurs, cette méthode peut permettre de réaliser des mesures prolongées pour s'assurer du degré de généralisation des données par rapport aux patterns de la vie quotidienne.

A l'interface du laboratoire et du free-living

Certaines méthodes alternatives permettent de se placer en contexte mixte. Ainsi, par exemple, le « *100 steps accuracy test* » (réaliser une mesure comportant précisément 100 pas) standardise certains paramètres tout en conservant une certaine liberté dans le choix des patterns de marche par l'individu. En ce qui concerne la mesure de la Dépense Énergétique, certains dispositifs portables (COSMED K5) permettent de réaliser des mesures d'échange gazeux très fiables à l'extérieur du laboratoire, tout en allouant une grande liberté de mouvements.

2.3. Validation d'outil

L'étude de validation est une étape incontournable lors de la création d'un nouveau moniteur d'activité portable. Il en existe donc une multitude dans la littérature. Pour autant, le sens attaché aux termes de validité et de reproductibilité dans ces études diverge et il en résulte une certaine confusion pour la mesure de l'Activité Physique (Kelly et al., 2016). Une précaution particulière doit être ainsi prise pour définir ces notions, d'autant plus au regard de l'aspect multi-composantiel de l'Activité Physique (Thompson et al., 2015).

2.3.1. Validité

La validité est comprise comme « la capacité d'une mesure à être représentative de la véritable valeur scientifique ; par "véritable", on entend une représentation exacte de ce qui s'est passé, exempte de toute source possible d'erreur ou de biais » (Kelly et al., 2016). Plusieurs sous-notions sont à distinguer et différencier.

En premier lieu, *test validity* (ou *construct validity*) est une évaluation combinée de *face validity*, *content validity*, et [*concurrent, convergent or criterion*] *validity* de la mesure au sein de la population étudiée. *Face validity* renvoie à la capacité d'une mesure à fournir, ou à sembler fournir, les informations souhaitées. Elle est évaluée par un consensus d'experts, par des considérations théoriques. *Content validity* est relative à la capacité d'une mesure à couvrir tous les aspects des domaines ou dimensions comportementales ou physiologiques visés. Elle est

évaluée par examen des différentes dimensions d'intérêt du concept étudié. Par exemple, dans le cas de l'Activité Physique, elle peut être évaluée au prisme du Tableau 3, qui discute les différentes façons dont les comportements peuvent être décrits ou caractérisés.

Domaines	Dimensions	Corrélations et déterminants
Déplacement actif ou sédentaire	Durée	Où
Activité professionnelle	Fréquence	Quand
Loisirs et exercice physique	Intensité	Avec qui
Travaux ménagers et jardinage	Type	Pourquoi

Tableau 3 - Examen des différentes dimensions de l'Activité Physique

Convergent validity renvoie à la mesure de la concordance avec une autre mesure (*non-criterion*, c'est-à-dire une mesure qui n'est pas considérée comme référence) qui devrait évaluer le même paramètre de l'Activité Physique sur la base de *face* et *content validity*. Elle est évaluée quantitativement et est particulièrement utile quand la mesure *criterion* est très exigeante et/ou difficile à mettre en place. *Criterion validity* développe l'adéquation entre une mesure et une autre déjà considérée comme un critère ou *Gold-standard*. Elle est aussi évaluée quantitativement et est appelée *absolute validity* lorsqu'elle se réfère à une mesure connue pour fournir des valeurs exactes. Finalement, *concurrent validity* considère l'évaluation de *convergent* ou *criterion validity* lorsque les mesures sont réalisées simultanément.

En second lieu, *experimental validity* est une évaluation combinée de la validité interne et externe afin de déterminer si les conclusions tirées des données sont exemptes de biais et généralisables à des populations plus larges. La validité interne renvoie à la mesure dans laquelle les conclusions tirées des données expérimentales sont exemptes de confusions pouvant causer des biais (réactivité, données manquantes) dans une considération méthodologique. La validité externe, quant à elle, est relative à la mesure dans laquelle les conclusions tirées des données sont généralisables à l'ensemble de la population (Kukull & Ganguli, 2012). Elle peut être évaluée par une justification théorique ou une démonstration empirique (essais sur le terrain et études « *proof of concept* »). La validité externe renvoie à de nombreuses études statistiques (*G-theory/G-study*) qui consistent à analyser les données pour établir leur degré de généralisation (Shavelson & Webb, 1991). Il devient alors possible, entre

autres, de modifier en conséquence certains paramètres de l'expérimentation (comme la modulation de la taille de l'échantillon) pour augmenter ce degré de généralisation.

Par ailleurs, se questionner sur la validité d'une mesure implique de réfléchir à la mesure *Gold-standard*. En effet, cette mesure étalon doit être réfléchie au regard des caractéristiques du concept étudié. Par exemple, si dans le cas de la mesure de l'Activité Physique, l'Eau Doublement Marquée fait office de *Gold-standard*, notamment en termes de Dépense Energétique, elle ne fournit qu'une faible mesure de la fréquence, du type, de l'intensité ou de la durée de l'Activité Physique. Dès lors, l'utilisation d'un *Gold-standard* est clairement à mettre en perspective au regard de l'objectif de la mesure car les différentes formes de validité s'en voient altérées en conséquence.

2.3.2. Reproductibilité

La reproductibilité est définie comme « la capacité d'un outil à fournir des mesures cohérentes, stables et reproductibles » (Kelly et al., 2016). De manière analogue, plusieurs sous-notions sont à considérer. *Test-retest reliability* développe la mesure dans laquelle les résultats des expérimentations sont cohérents d'une session à l'autre en conservant autant de conditions identiques et inchangées que possible (expérimentateur, timing, préparation, etc.). Elle est évaluée quantitativement. *Inter/intra-rater reliability* renvoie à la mesure dans laquelle les résultats des expérimentations sont cohérents lorsque les mesures sont prises par différentes personnes utilisant les mêmes méthodes (inter-expérimentateur) ou à différents moments par la même personne (intra-expérimentateur). Elle est aussi évaluée quantitativement. Finalement, *inter/intra-instrument reliability* est relative à la mesure dans laquelle les résultats des expérimentations sont cohérents lorsque les mesures d'une même variable sont effectuées par différentes versions d'un même outil (inter-outil) ou de manière répétée par la même version de cet outil (intra-outil). Elle est évaluée quantitativement.

2.3.3. Conséquences pour ce travail

Il s'agira donc au cours de ce travail de construire un cadre expérimental, conceptuel et théorique, permettant d'étudier de manière méthodique et contextualisée les notions de validité, reproductibilité, dans le cas des outils accélérométriques. Pour construire ce cadre, il nous semble incontournable de considérer les différents contextes développés précédemment (i.e. laboratoire, *free-living*, mixtes). 5 phases successives sont envisageables (Keadle et al., 2019).

La phase 0 (« *mechanical signal testing* ») consiste à tester la reproductibilité et la validité des signaux sous-jacents par le biais de protocoles contrôlés en laboratoire utilisant des machines électroniques. Elle donne ainsi un aperçu du degré de variabilité de la technologie sous-jacente du dispositif sans l'influence des variations humaines. Les stimuli mécaniques sont précisément contrôlés dans des essais de courte durée.

La phase I (« : *laboratory development* ») a pour but de développer un algorithme pour estimer les métriques sélectionnés (e.g. coût énergétique de l'activité, type d'activité) à partir des signaux de l'appareil dans des conditions contrôlées et constantes (les comportements ne changent pas au cours de la mesure, les transitions ne sont pas considérées). Cette phase introduit des variations humaines, mais les protocoles de laboratoire ne reflètent toujours pas les conditions de *free-living*. Les données de l'outil sont collectées en même temps que les mesures *criterion* (par exemple, calorimétrie indirecte ou observation directe « *DO* ») dans des essais standardisés d'une durée fixée. Les données de l'outil sont alors labelisées par les mesure *criterion* et sont ensuite utilisées pour développer un algorithme (modèles statistiques, régression linéaire et non linéaire, approches par *machine learning*) permettant de prédire les différents métriques d'intérêt.

La phase II (« *semistructured evaluation* ») concerne l'affinement des algorithmes développés dans le cadre de la phase I. Les comportements observés ici sont variables et les transitions entre des activités distinctes sont considérées pour prédire efficacement un plus large éventail d'activités dans lesquelles les individus peuvent s'engager au quotidien. Les mesures sont réalisés dans une routine semi-structurée qui consiste en des essais de durée variable. Cette phase se déroule toujours en laboratoire, ce qui permet aux chercheurs d'exercer un degré élevé de contrôle sur les activités réalisées.

La phase III (« *naturalistic validation* ») consiste à procéder à une validation rigoureuse et indépendante des outils et algorithmes créés dans des conditions de *free-living* par rapport aux mesures *Gold standard*. Les essais sont peu contrôlés et les participants réalisent leurs comportements quotidiens typiques.

La phase IV (« *adoption* ») a pour but de diffuser l'utilisation de l'outil et des algorithmes associés dans les différentes études investiguant le comportement physique. L'utilisation d'applications peut ainsi contribuer à faciliter et généraliser l'utilisation de l'outil et le traitement des données associées. Une boucle de rétrocontrôle peut être introduite dans ce cadre expérimental afin d'affiner et d'optimiser l'outil par des allers retours entre la phase IV et I.

Les différentes considérations développées ici et leurs conséquences expérimentales dans notre travail seront détaillées dans la partie 4. Matériel et méthodes.

2.3.4. Fiabilité des outils considérés

Nous nous focaliserons sur les 3 outils retenus pour la phase expérimentale de ce travail : le StepWatch 4, l'activPAL et le WGT3X+. Cette partie est fondée sur une recherche systématique autour des outils considérés (Figures 4-5-6). Les critères d'inclusions sont les suivants : étude de validation, population adulte et saine, outil non-utilisé comme *criterion*.

StepWatch4

En l'absence d'études portant sur le StepWatch 4 (nouvellement commercialisé), nous avons redirigé l'analyse sur son prédécesseur, le StepWatch 3. Cela nous semble pertinent pour avoir un aperçu de la fiabilité de cet outil.

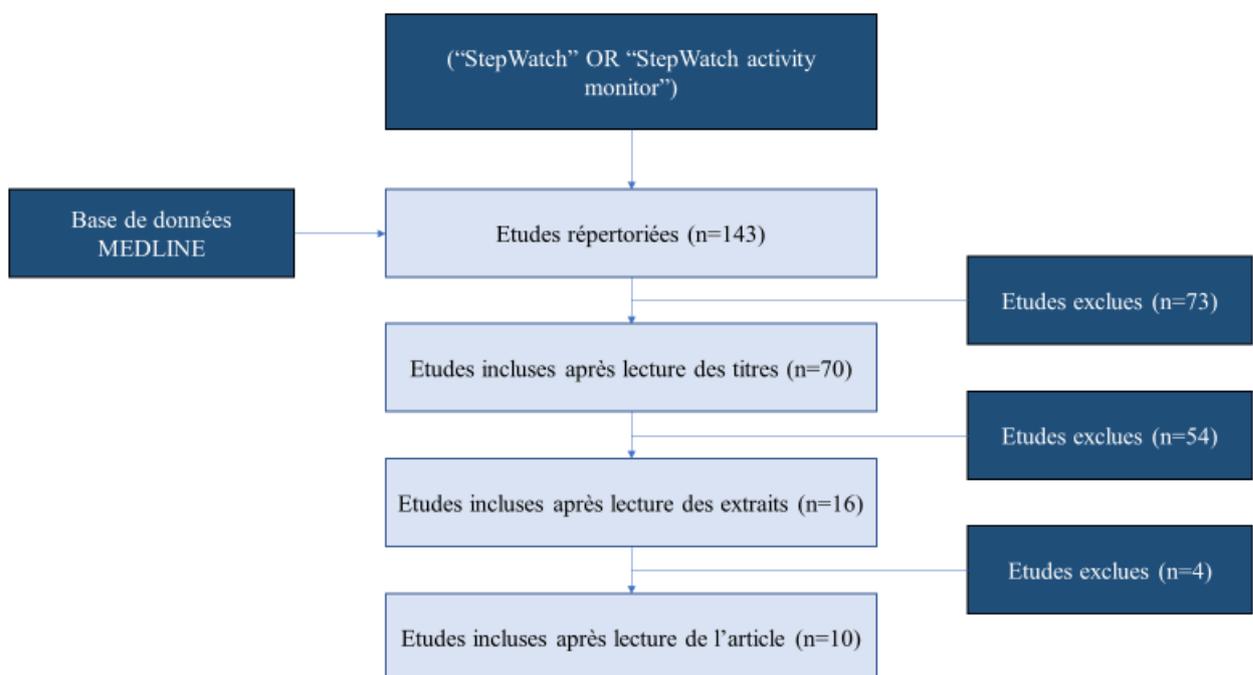


Figure 4 - Recherche systématique : StepWatch 3

Au regard de cette recherche systématique, il apparaît que le StepWatch3 soit considéré comme un *Gold-Standard* pour la mesure du nombre de pas : en effet, il semble très fiable pour ce métrique. Il ne semble pas y avoir d'impact significatif de l'IMC sur la précision de la mesure des pas (Feito, Bassett, Thompson, et al., 2012). Cependant, cette précision semble légèrement altérée à vitesse faible, même si cette dégradation est moins marquée que pour la plupart des autres outils similaires. A notre connaissance, quasiment aucune étude n'a questionné la

précision du StepWatch 3 concernant la mesure / l'estimation de la cadence et de la Dépense Énergétique. À l'inverse, la quasi-totalité de ces études s'est focalisée sur des contextes standardisés en laboratoire, à l'exception de Toth et al. (2018), et de son protocole déjà évoqué portant sur le nombre de pas total avec *Gold-Standard* en enregistrement vidéo.

<i>Etude</i>	<i>Métrique étudié</i>	<i>Type de validité / reproductibilité</i>	<i>Validité</i>	<i>Reproductibilité</i>	<i>Remarques</i>
Carr & Mahar, 2012	Catégorisation des comportements physiques et intensités	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe)	Moyenne de catégorisation correcte (%) Sédentaire (89.8-99.5) LPA marche (86.1) LPA vélo (23.5-54.4)	N.A	Etude en laboratoire.
Feito et al., 2012	Nombre de pas en fonction de la vitesse de marche	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe)	<i>Pearson Correlations Coefficients</i> 40 m/min : r = 0.635 67 m/min : r = 0.500 94 m/min : r = 0.558 (p < .001)	N.A	Etude en laboratoire.
Feito, Bassett, & Thompson, 2012	Nombre de pas en fonction de la vitesse de marche	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe en laboratoire) <i>Convergent validity</i> (En Free-Living)	<i>Pearson correlation coefficients</i> Avec PAL : r = 0.873 Avec GT3X : r = 0.950	N.A	Free-living sans GS.
Foster et al., 2005	Nombre de pas et dépense énergétique	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe / calorimétrie indirecte)	Nombre de pas : <i>Accuracy</i> = 99-100 <i>Precision</i> = 0.26-0.56 DE Erreurs d'estimation : 11%	N.A	Etude en laboratoire. Avec traitement de données additionnel pour DE.
Hickey et al., 2016	Nombre de pas en fonction de la vitesse, du type d'activité, de la direction du mouvement.	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe)	Tapis motorisé : ns avec le comptage manuel pour 2.4 km/h, ds pour les autres vitesses (4.8, 7.2, 9.7 km/h) Pourcentage d'erreur : Activités rythmiques : 6.2% Activités non rythmiques : 6.5% Activités sédentaires : 25% Mouvement vers l'avant : 6.2% Mouvement vers le côté : 10.6% Mouvement multidirectionnel : 13.5%	N.A	Etude en laboratoire (tapis motorisé ou activités de free-living simulées. Etude aussi en Free-living (1 jour) mais où le SW est considéré comme le GS.
Karabulut et al., 2005	Nombre de pas en fonction de la vitesse, et sur certains	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe)	Moins de 1% d'erreur à toutes les vitesses. Mouvements particuliers :	N.A	Etude en laboratoire. Etude aussi en Free-living (1 jour) mais où

	mouvements particuliers		Taper le talon : ds (p < .05) Balancer la jambe : ds (p < .05) Ergocycle : ns Conduite de voiture : ns		le SW est considéré comme le GS.
Mudge et al., 2010	Nombre de pas par jour Index d'activité pic	<i>Test retest reliability</i>	N.A	Nombre de pas par jour ICC = 0.895 Nombre de pas à différentes cadences ICC = 0.744-0.904 Peak activity index ICC = 0.779	Etude en Free-living (2 périodes de 3 jours espacées d'au moins une semaine).
Svarre et al., 2020	Nombre de pas en fonction de la vitesse	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe)	MAPE (%) 1.6 km/h : 3.60 2.4 km/h : 0.35 3.2 km/h : 0.09 4.0 km/h : 0.08 4.8 km/h : 0.08 5.6 km/h : 0.09	N.A	Etude en laboratoire.
Toth et al., 2017	Nombre de pas en fonction de la vitesse, des réglages de l'outil	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe)	Le réglage de la sensibilité et de la cadence de l'outil a un effet significatif sur la validité de l'outil, quelle que soit la vitesse.	N.A	Etude en laboratoire (tapis motorisé et activités standardisées).
Toth et al., 2018	Nombre de pas	<i>Criterion validity</i> (GS = observation par vidéo)	MAPE (%) 4.0-5.2	N.A	Etude en free-living. Nombre de sujets (12) et temps d'analyse (1j).

Tableau 3 - Fiabilité du StepWatch 3 dans les études de la recherche systématique. SW = StepWatch, GS = gold-standard, LPA = Light Physical Activity, MPA = Moderate Physical Activity, VPA = Vigorous Physical Activity, ds = différence significative, ns = différence non significative, MAPE = Mean absolute percentage error, MPE = Mean percentage error ICC = Intraclass Correlation Coefficient, DE = Dépense Énergétique.

ActivPAL

Nous nous sommes appuyés pour cet outil sur la recherche systématique présentée en Figure 5.

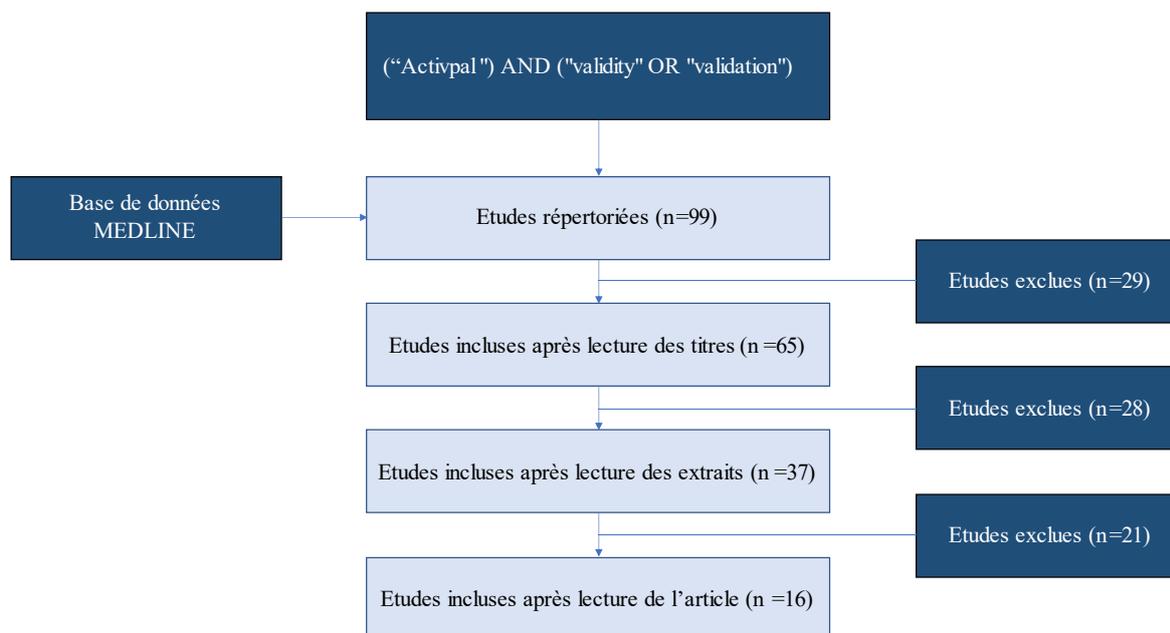


Figure 5 - Recherche systématique : ActivPAL

Au regard de cette recherche systématique, il apparaît que l'ActivPAL soit reconnu comme un *Gold-Standard* concernant la catégorisation de la posture du corps. De nombreux algorithmes différents sont utilisés dans ces études pour évaluer *via* un traitement de données supplémentaire l'intérêt de cet outil quant à l'estimation de la Dépense Énergétique. Néanmoins, face à la multiplication de ces études, il semble difficile de cerner lesquels de ces algorithmes sont les plus pertinents. Cela renforce l'idée de questionner leur validité convergente dans un travail de synthèse. Concernant l'évaluation de la validité critériée de cet outil en contexte de Free-living, mis à part l'étude de Toth et al. (2018) déjà évoquée, seule l'étude de Lyden et al. (2017) propose un protocole pour cette condition. Cette expérimentation est basée sur de l'observation directe en suivant les sujets sur des périodes élargies (10 heures) durant leur quotidien. Cette méthodologie est intéressante mais semble difficile à mettre en place et invasive concernant la vie privée des participants.

<i>Etude</i>	<i>Métrique étudié</i>	<i>Type de validité / reproductibilité</i>	<i>Validité</i>	<i>Reproductibilité</i>	<i>Remarques</i>
An et al., 2017	Catégorisation de la posture du corps	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe)	<i>MAPE</i> : 13.03 %	<i>N.A</i>	Etude en laboratoire : activités standardisées.
Calabró et al., 2014	Dépense Énergétique et catégorisation des intensités d'activité pour <i>LPA/VPA</i> et Activités sédentaires	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte)	<i>Kappa values</i> : Activités sédentaires 0.78 <i>LPA</i> 0.11 <i>MPA</i> 0.08	<i>N.A</i>	Etude en laboratoire : activités semi-standardisées.

			DE globale sous-estimée de 22.2%		
Feito, Bassett, & Thompson, 2012	Nombre de pas en fonction de la vitesse de marche	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe en laboratoire) <i>Convergent validity</i> (En Free-Living)	<i>Pearson correlation coefficients</i> Avec SW : r = 0.839 Avec GT3X : r = 0.950	N.A	<i>Free-living</i> sans GS.
Florez-Pregonero et al., 2016	Catégorisation des intensités d'activité pour LPA et Activités sédentaires	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte)	<i>MPE</i> : Activités sédentaires 14.89 % LPA 9.33 %	N.A	Etude en laboratoire. Avec traitement de données additionnel.
Grant et al., 2006	Catégorisation de la posture du corps	<i>Criterion validity</i> (GS = observation par vidéo)	<i>Agreement (%)</i> 95.9	N.A	Etude en laboratoire, activités semi-standardisées.
Harrington et al., 2011	Dépense Energétique et nombre de pas	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte et observation directe)	DE R = 0.76 (p < .001) ICC = 0.57 Nombre de pas ds (p < .05)	N.A	Etude en laboratoire. Avec traitement de données du logiciel.
Hart et al., 2011	Catégorisation de la posture du corps	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe)	Pas d'erreur de classification	N.A	Etude en laboratoire.
Kim & Welk, 2015	Dépense Energétique	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte)	<i>MAPE</i> : 27.4%	N.A	Etude en laboratoire. Avec traitement de données additionnel.
Lyden et al., 2017	Catégorisation des intensités d'activité	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe)	<i>ICC</i> : MVPA 0.98 LPA 0.99 Sedentary 0.99	N.A	Etude en <i>free-living</i> sur 30 heures avec GS en observation directe (observateurs qui se relaient pour observer les sujets lors de leur vie quotidienne). Laisse place à une certaine subjectivité.
Maddocks et al., 2010	Nombre de pas en fonction de la vitesse	<i>Criterion validity</i> (GS = observation par vidéo)	<i>MPE</i> 0.6 m/s → 1.7 0.8 m/s → 0.7 1.0 m/s → 1.4 1.2 m/s → 1.8 1.4 m/s → 0.7	N.A	Etude en laboratoire.
Alexander HK Montoye et al., 2017	Dépense Energétique	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte)	Corrélations : <i>activPAL software</i> r = 0.76 , p > .005 ANN r = 0.89 , p > .005	N.A	Etude en laboratoire. Avec traitement de données additionnel (mêmes données mais traitement <i>activPAL software vs artificial neural network</i>).
Ryan et al., 2006	Nombre de pas	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe)	<i>MAPE</i> 1.11%	N.A	Etude en laboratoire.
Schneller et al., 2015	Dépense Energétique	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte)	ds pour les activités statiques (sous-estimation de 13%, p < .01) et dynamiques (sous-estimation de 47%, p < .01)	N.A	Etude en laboratoire, activités semi-standardisées. Avec traitement de données additionnel.
Toth et al., 2018	Nombre de pas	<i>Criterion validity</i> (GS = observation par vidéo)	<i>MAPE</i> : 22.6-23.1%	N.A	Etude en <i>free-living</i> . Nombre de sujets (12) et temps d'analyse (1j).

Ummels et al., 2020	Nombre de pas et catégorisation de la posture du corps	<i>Criterion validity</i> (GS = observation par vidéo)	Nombre de pas : <i>Pearson correlation coefficients</i> $r = 0.75, p > .001$ Catégorisation : <i>Pearson correlation coefficients</i> $r = 0.29-0.52,$ $p = 0.001-0.004$	N.A	Etude en laboratoire. Free-living simulé dans des activités standardisées.
Wu et al., 2021	Dépense Energétique	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte)	<i>Pearson correlation coefficients</i> activPAL-linear: $r = 0.779, p > .001$ LPA surestimée MPA sous-estimée activPALcurvilinear: $r = 0.858, p > .001$	N.A	Etude en laboratoire. Avec traitement de données additionnel (mêmes données mais traitement <i>linear</i> vs <i>curvilinear</i>).

Tableau 4 - Fiabilité de l'ActivPAL dans les études de la recherche systématique. AP = ActivPAL, GS = gold-standard, LPA = Light Physical Activity, MPA = Moderate Physical Activity, VPA = Vigorous Physical Activity, ds = différence significative, ns = différence non significative, MAPE = Mean absolute percentage error, MPE = Mean percentage error ICC = Intraclass Correlation Coefficient, DE = Dépense Energétique.

WGT3X+

Nous nous sommes appuyés pour cet outil sur la recherche systématique présentée en Figure 6.

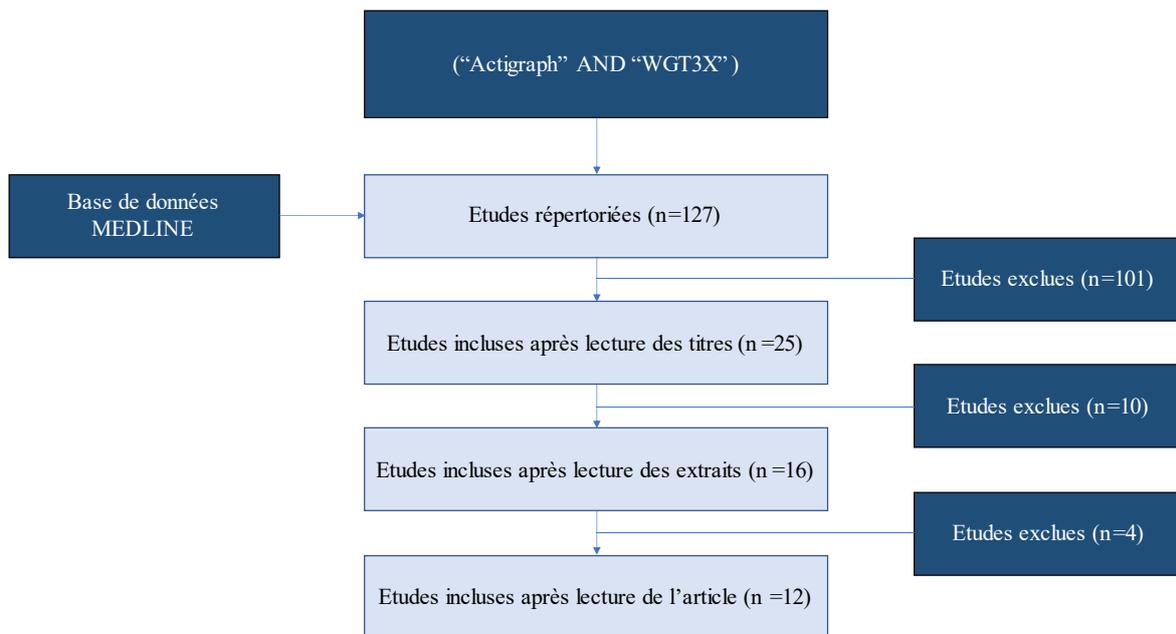


Figure 6 - Recherche systématique : WGT3X+

Au regard de cette recherche systématique, il apparaît que le WGT3X+ soit un outil largement utilisé dans la littérature. Néanmoins, à l'image des autres outils, les protocoles de validité critériée en Free-Living manquent. Seule l'étude de Toth et al. (2018) propose un protocole

adapté à cette perspective. Tous les études en Free-Living se contentent ainsi de proposer un protocole de validité critériée. Tout comme pour l'activPAL, de nombreux algorithmes différents sont utilisés dans ces études pour évaluer *via* un traitement de données supplémentaire l'intérêt de cet outil quant à l'estimation de la Dépense Énergétique. A cette multiplicité de traitements additionnels s'ajoutent les différents réglages de l'outil (e.g. Low Frequency Extension VS Normal) qui, pour des mêmes données, produisent des mesures différentes. L'impact de ces réglages sur les mesures produites nous semble alors inévitablement à discuter.

<i>Etude</i>	<i>Métrique étudié</i>	<i>Type de validité / reproductibilité</i>	<i>Validité</i>	<i>Reproductibilité</i>	<i>Remarques</i>
An et al., 2017	Catégorisation de la posture du corps	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe)	<i>MAPE</i> : Poignet : 51.28% Hanche : 30.91%	N.A	Etude en laboratoire : activités standardisées.
Carr & Mahar, 2012	Catégorisation des comportements physiques et intensités	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe)	Moyenne de catégorisation correcte (%) : Sédentaire (84.3.8-97.7) LPA marche (74.5) LPA vélo (23.7-43.1)	N.A	Etude en laboratoire.
Ellingson et al., 2016	Catégorisation des intensités d'activité	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte)	<i>MAPE</i> : <i>Lyden's Sojourns Method</i> Sédentaire → 18.01% LPA → 20.88% MPA → 24.17% VPA → 24.62% <i>Sojourns Including Posture method</i> Sédentaire → 17.56% LPA → 20.49% MPA → 17.19% VPA → 15.74%	N.A	Etude en laboratoire. Avec traitement de données additionnel (mêmes données mais traitement <i>Lyden's Sojourns method</i> (données <i>ActiGraph</i>) vs <i>Sojourns Including Posture method</i> (données <i>ActiGraph</i> + <i>ActivPAL</i>)).
Feito, Bassett, & Thompson, 2012	Nombre de pas en fonction de la vitesse de marche	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe en laboratoire) <i>Convergent validity</i> (En Free-Living)	<i>Pearson correlation coefficients</i> : Avec PAL : r = 0.839 Avec SW : r = 0.950	N.A	<i>Free-living</i> sans GS.
Florez-Pregonero et al., 2016	Catégorisation des intensités d'activité pour LPA et Activités sédentaires	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte)	<i>MPE</i> : Activités sédentaires 22.22 % LPA -21.15 %	N.A	Etude en laboratoire. Avec traitement de données additionnel.
Feng et al., 2017	Nombre de pas à vitesse faible	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe)	<i>MPE</i> : -0.271	N.A	Etude en laboratoire.
Kim & Welk, 2015	Dépense Énergétique	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte)	<i>MAPE</i> : VA 70.8% VM 61.7%	N.A	Etude en laboratoire. Avec traitement de données

					additionnel (uni-axial VA VS triaxial VM).
P. Lee & Tse, 2019	Dépense Energétique	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte)	<i>Spearman correlations</i> : r = 0.73-0.74 p > .001	N.A	Etude en laboratoire. Avec traitement de données additionnel.
Modave et al., 2017	Nombre de pas en fonction de l'âge	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe)	Pas de ds quel que soit la tranche d'âge considérée	N.A	Etude en laboratoire.
de Müllenheim et al., 2018	Dépense Energétique	<i>Criterion validity</i> (GS = calorimétrie indirecte)	Sans co-variables (poids, sexe, etc.) : R ² = 0.16-0.58 Avec co-variables : R ² = 0.38-0.67	N.A	Etude en laboratoire et en extérieur mais selon un protocole très standardisé. Avec traitement de données additionnel.
Riel et al., 2016	Nombre de pas en fonction de la vitesse de marche	<i>Criterion validity</i> (GS = observation directe)	Pourcentage d'erreur : 3.2 km/h → 26.7 4.8 km/h → 3.7 6.4 km/h → 2.8 Sous-estimation significative pour toutes les vitesses p > .001	N.A	Etude en laboratoire.
Toth et al., 2018	Nombre de pas	<i>Criterion validity</i> (GS = observation par vidéo)	<i>MAPE (%)</i> : Poignet LFE : 119.7 Poignet non LFE : 30.4 Hanche LFE : 30.8 Hanche non LFE : 28.1	N.A	Etude en <i>free-living</i> . Nombre de sujets (12) et temps d'analyse (1j).

Tableau 5 - Fiabilité du WGT3X dans les études de la recherche systématique. GS = gold-standard, LPA = Light Physical Activity, MPA = Moderate Physical Activity, VPA = Vigorous Physical Activity, ds = différence significative, ns = différence non significative, MAPE = Mean absolute percentage error, MPE = Mean percentage error ICC = Intraclass Correlation Coefficient, DE = Dépense Energétique.

2.4. Application clinique et AOMI

2.4.1. AOMI et santé

L'Artériopathie Oblitérante des Membres Inférieurs (AOMI) fait partie des maladies artérielles périphériques, un ensemble de troubles pathologiques occlusifs et non occlusifs survenant au niveau des artères non coronaires (Cooke & Chen, 2015). Cette pathologie est principalement corrélée avec le processus d'athérosclérose : c'est un processus pathologique inflammatoire touchant les artères se traduisant par une perte d'élasticité des artères provoquée par leur lésion et par l'accumulation de corps gras (Ross, 1999). Cela engendre une obstruction partielle (rétrécissement de la lumière artérielle : la sténose) ou totale (oblitération du vaisseau : la thrombose) des artères avec pour conséquence la réduction du débit sanguin dans les membres inférieurs (Hirsch et al., 2006; Regensteiner et al., 2008). Il s'effectue alors, par gradient de pression, une hausse de la vitesse de circulation et à des turbulences sanguines (Cooke & Chen, 2015). C'est du fait de cette ischémie, cet arrêt ou insuffisance de la circulation sanguine dans un organe qui prive les cellules d'apport d'oxygène et entraîne leur nécrose, que le patient artériopathe ne peut maintenir un effort prolongé. En effet, ces perturbations hémodynamiques

et notamment le déséquilibre entre apports et besoins entraînent une vive douleur qui conduisent à l'arrêt de l'exercice.

Le symptôme de l'AOMI le plus commun est l'apparition d'une douleur dans les membres inférieurs lors des épisodes ischémiques, le plus souvent lors d'activités physiques mais aussi au repos dans les cas les plus graves et avancés. Ainsi, le spectre des profils symptomatologiques est large (Patel et al., 2015), de l'absence complète de douleur chez les patients asymptomatiques à la douleur chronique chez les patients présentant une ischémie critique, en passant par une symptomatologie d'exercice (claudication intermittente et claudication atypique).

Tous ces éléments expliquent pourquoi la majorité des patients avec AOMI ont une qualité de vie impactée. Ils sont en moins bonne santé, présentent une altération de leurs fonctions physiques et sociales et ont une mauvaise perception de leur santé générale et mentale (Norgren et al., 2007).

2.4.2. Épidémiologie

Il a été estimé que cette pathologie concernait près de 202 millions de personnes en 2010 (Fowkes et al., 2013), et que ce chiffre était la résultante d'une augmentation de 23.5% de la prévalence de l'AOMI entre 2000 et 2010. Il est donc possible de supposer que ce chiffre a encore augmenté jusqu'à aujourd'hui. Les facteurs de risque sont nombreux : l'âge, et plus particulièrement le fait d'être âgé de plus de 55 ans, le tabagisme et la présence d'un diabète en sont les principaux (Criqui & Aboyans, 2015). *A contrario*, le sexe ne semble pas en être un (Fowkes et al., 2013), pas plus que l'obésité (Criqui & Aboyans, 2015).

Il est difficile de définir le taux de mortalité associé à cette pathologie dans la mesure où le décès est rarement causé directement par l'AOMI. L'augmentation du risque de mortalité chez ces patients est en fait corrélée à une augmentation du risque de mortalité à la suite de maladies coronariennes et cérébro-vasculaires (Criqui & Aboyans, 2015). Ainsi, le risque de mortalité toutes causes confondues est multiplié par 2 à 5 et le risque de mortalité cardiovasculaire par 3 à 7 pour ces patients (Ankle Brachial Index Collaboration, 2008). La mortalité annuelle est ainsi comprise entre 4 à 6% (Hirsch et al., 2006) et la mortalité à 10 ans est de 46.3% pour les hommes et 30.1% pour les femmes (Ankle Brachial Index Collaboration, 2008).

2.4.3. AOMI et métriques

Du fait des limitations fonctionnelles induites par l'AOMI, le recours à certains métriques est intéressant dans une logique d'évaluation fonctionnelle afin de cerner les évolutions de la pathologie, mais aussi pour encadrer les éventuels protocole de traitement par l'Activité Physique. Ainsi, certaines études montrent que la douleur induite par l'ischémie entraîne une diminution de la longueur des pas et une diminution de la vitesse de marche (Gardner et al., 2007). Par ailleurs, d'autres études révèlent que la durée et la distance de marche (consécutive ou non) est fortement réduite chez ses patients (Gardner et al., 2007). L'analyse approfondie de ces différents métriques pourrait alors compléter certaines connaissances quant aux caractéristiques des « *bouts* » de marche des patients AOMI (durée, nombre de pas et cadence), fournissant des informations complémentaires sur leur comportement en contexte de *Free-Living*.

3. Problématique et objectifs

L'utilisation des moniteurs d'activité portables présente de réelles opportunités pour répondre à de multiples enjeux actuels dans le cadre du mobile Health. Néanmoins, nous avons mis en exergue plusieurs problématiques qui ont progressivement émergé, parallèlement au développement des outils connectés. Il s'agira donc dans ce travail de répondre à plusieurs questions qui conditionneront le projet futur de thèse de doctorat. En effet, l'objectif poursuivi dans ce mémoire de Master 2 est de s'assurer de l'intérêt du travail futur qui ambitionne de perfectionner les méthodes de monitoring de l'Activité Physique sur la base d'outils accélérométriques à destination de populations saines ou présentant des limitations fonctionnelles.

Dès lors, en vue de décrire plus précisément le pattern de marche humain, il s'agira dans un premier temps de questionner l'impact des méthodes et outils de mesure sur les données produites par trois outils : le StepWatch 3/4™, l'activPAL™ et le wGT3X+. Plus précisément, il s'agira d'évaluer l'influence de ces différentes méthodes et outils sur les indicateurs utilisés pour évaluer et améliorer l'état de santé d'un individu (e.g. la détermination du temps total d'activité, le temps de *MVPA –Moderate to Vigourous Physical Activity–*), qu'il soit sain ou atteint de limitations fonctionnelles. Cette impact sera évalué dans un protocole d'estimation de la validité convergente de ces méthodes et outils car nous possédons déjà une base de données non traitées portant sur des sujets sains et des patients atteints d'AOMI. C'est donc l'occasion d'avoir un premier aperçu significatif de la présence ou non de l'impact de ces méthodes et outils de mesure. Néanmoins, ce protocole déjà établi ne nous permet pas de juger de la validité critériée de ces méthodes et outils, et il ne sera donc pas possible de les hiérarchiser, de définir lesquels sont les plus pertinents. Cette phase suivra, s'il s'avère effectivement que cet impact est réel, au cours d'expérimentations relevant d'un protocole de validité critériée satisfaisant.

Dès lors, les différentes méthodes et outils accélérométriques ont-ils un impact significatif sur les données produites au regard des différents métriques qu'ils permettent de mesurer / estimer ? Présentent-ils des mesures cohérentes (1) entre eux, (2) par rapport aux comportements qu'ils sont censés analyser ?

Il s'agira aussi d'anticiper dans un second temps ce futur protocole de validité critériée, de le construire et de le tester pour avoir une idée plus précise des contraintes et demandes temporelle, expérimentales, conceptuelles qu'il pourrait impliquer. Ainsi, ce protocole

permettra de répondre à plusieurs questions évoquées précédemment. La première est d'ordre technologique, elle questionne la validité des moniteurs d'activité au travers des métriques qu'ils permettent de mesurer. La seconde est d'ordre méthodologique et conceptuelle, elle concerne le choix des métriques utilisés et le traitement des données associé pour caractériser au mieux le comportement physique des individus, notamment en vue d'atteindre les recommandations d'activité physique. Il s'agira donc de créer un protocole questionnant la validité des moniteurs d'activité portable dans différents contextes pour témoigner de sa fiabilité. En effet, les contextes standardisés en laboratoire ne suffisent pas à établir la validité d'un outil, la considération des environnements en *free-living* apparaît aussi incontournable.

Dès lors, quel protocole pourrait permettre de déterminer si les différents outils accélérométriques sont valides pour analyser l'activité de marche, au regard des différents métriques qu'ils permettent de mesurer / estimer ?

Enfin, un autre objectif poursuivi sera de préciser certaines connaissances quant aux caractéristiques des « *bouts* » de marche de patients atteints d'Artériopathie Oblitérante des Membres Inférieurs (e.g. durée, nombre de pas et cadence), fournissant des informations complémentaires sur leur comportement en *Free-Living*. Cela est d'autant plus important que ces connaissances sont indispensables dans la perspective d'apporter à ces patients un accompagnement individualisé et progressivement autonome au travers des outils accélérométriques.

Dès lors, peut-on exploiter les données de ces moniteurs pour affiner la connaissance du pattern de marche des individus AOMI, dans la perspective de mieux les accompagner ?

4. Matériel et Méthodes

4.1. Matériel

4.1.1. *ActivPAL 3™ (PAL Technologies, Ltd., Glasgow, Écosse)*

L'activPAL3™ est un accéléromètre *research-grade* placé au niveau de la cuisse. Cet outil électronique miniature est conçu pour quantifier les activités de la vie quotidiennes. L'appareil contient un microprocesseur, un élément de détection, un élément d'enregistrement, l'électronique associée et une alimentation électrique. Le microprocesseur contrôle le traitement et l'enregistrement du signal du capteur et la communication avec un PC hôte. Ce système permet de classer, seconde par seconde, les activités quotidiennes d'une personne en fonction du temps passé en position couchée, assise, debout, en marche. Ce système utilise ensuite des algorithmes d'analyse pour obtenir le profil de classification des activités.

L'activPAL3™ utilise un accéléromètre pour détecter la position et l'activité des membres. À partir de ces informations, il peut distinguer de manière fiable les périodes d'activité debout des activités assises ou couchées. De plus, la cadence des activités en position debout peut être enregistrée avec précision, ce qui permet d'estimer l'intensité de l'activité physique d'une personne. Dans sa configuration standard, l'activPAL3™ effectue des mesures de position tous les 20^{èmes} de seconde (5 Hz). Les données brutes d'accélération sur les trois axes sont conditionnées et stockées en mémoire, ce qui permet des durées d'enregistrement allant jusqu'à quatorze jours.

Pour interagir avec l'activPAL3™, PALconnect® permet de configurer l'outil et PALanalysis® permet d'extraire et d'analyser les données.

4.1.2. *wGT3X+ (ActiGraph™, LLC, Pensacola)*

Le wGT3X+ est un accéléromètre *research-grade* qui peut être placé à différentes parties du corps. Ainsi, il peut être configuré pour être porté à la hanche (crête iliaque), au poignet, à la cheville et à la cuisse. C'est un outil peu encombrant (4.6cm x 3.3cm x 1.5cm) et léger (19 grammes) qui possède une batterie d'environ 25 jours et qui peut stocker jusqu'à 180 jours de données.

Le wGT3X+ capture et enregistre des données brutes d'accélération à haute résolution (30-100 Hertz), qui sont converties en une variété de mesures objectives de l'activité et du sommeil à l'aide d'algorithmes validés. Les mesures disponibles incluent : l'accélération brute (G's) / les

counts d'Activité Physique / la dépense énergétique / le taux de MET / le nombre de pas effectués / l'intensité de l'activité physique / les périodes d'activité / les périodes de sédentarité / la position du corps / le temps de latence du sommeil / la durée totale du sommeil / le réveil après le début du sommeil / l'efficacité du sommeil / la lumière ambiante / les intervalles R-R de fréquence cardiaque.

Le logiciel ActiLife® permet d'interagir et de configurer cet outil.

4.1.3. StepWatch 4 (Modus Health Inc., Washington, DC, USA)

Le StepWatch 4 est un accéléromètre *research-grade* placé au niveau de la cheville. Il est peu volumineux (7.5cm x 4.8cm x 1.4cm) et léger (41 grammes). Le StepWatch 4 capture et enregistre des données brutes d'accélération à haute résolution sur les trois axes (200 Hertz), qui sont converties en une variété de mesures objectives de l'activité. Les mesures disponibles incluent : le nombre d'enjambées / le nombre de minutes actives durant la journée / le pourcentage de temps passé inactif, actif (activité faible / moyenne / haute) / la vitesse maximale sur une minute / la cadence moyenne, médiane et maximale / la longueur du pas / la cadence moyenne sur les 60-20-5 minutes continues les plus actives / l'index de performance pic.

Les logiciels StepWatch 4 CR® ou StepWatch 4 RE® permettent d'interagir et de configurer l'outil en fonction de l'utilisation souhaitée.

4.1.4. GoPro Hero 8 Black (GoPro Inc., California, US)

La GoPro Hero 8 Black est une caméra miniature haute-résolution (4K) conçue pour être utilisée dans des contextes multiples et extrêmes : elle est étanche (10 mètres), fournie avec une coque résistant aux chocs. Elle est compacte (66.3cm x 48.6cm x 28.4cm) et légère (126 grammes). Sa batterie est remplaçable et dure entre 1 heure et 2 heures en utilisation. Elle présente une multitude de modes photo et vidéo : Superview (grand angle 180°), Large (127°), Linéaire (90°), HyperSmooth (Anti-vibrations), TimeWarp (Timelapse), Ralenti. Les données sont stockées sur une carte SD. La durée d'enregistrement dépend donc de la capacité de cette carte. Les vidéos enregistrées par la GoPro sont volumineuses, même lorsque les réglages minimaux sont sélectionnés. Pour une heure d'enregistrement, 20 giga-octets environ d'espace disponible sont nécessaires.

L'application GoPro® permet de piloter l'application à distance ou de configurer l'outil plus rapidement.

4.1.5. Positionnement des outils



Figure 7 - Positionnement des outils de mesure

Le positionnement des différents outils portés est indiqué en figure 7. Les formes rouges représentent les deux wGT3X+ positionnés au poignet et à la hanche, la forme orange représente l'activPAL3™, la forme noire représente la GoPro Hero 8 Black et la forme bleue représente le StepWatch 4. En gris sont représentés les différents supports (harnais, ceinture, bracelet). La GoPro est orientée vers le bas afin de filmer le membre inférieur lors des différentes activités réalisées lors des protocoles. Tous les outils ne sont pas portés simultanément pour tous les protocoles.

4.2. Protocoles

Les données récoltées pour ce travail sont issues de plusieurs projets de recherche : le projet CLASH, le projet ELECTRO-PAD et le projet VAMOS.

4.2.1. Projet CLASH

Le projet CLASH comprend plusieurs phases expérimentales. Les données utilisées dans ce travail ont été produites lors de l'une de ces phases. 24 patients artériopathes ont été recrutés au Centre Hospitalier Universitaire (CHU) de Rennes. Les critères d'inclusion étaient les suivants : ayant donné un consentement libre, éclairé et par écrit / âge supérieur à 18 ans / assuré social / Index de Pression Systolique de repos ≤ 0.90 / symptomatologie de type « claudication intermittente » / distance maximale de marche sur tapis < 500 m (protocole 3,2 km/h, 10 % de pente). Différents outils (StepWatch 3 et wGT3X hanche) ont été portés quotidiennement pendant sept jours. Il était demandé aux patients de ne pas ôter les moniteurs portables excepté lors de la toilette et la nuit et de conserver leurs habitudes de vie quotidienne. Les données de patients AOMI présentés dans ce travail sont issues de ce protocole.

NB : Je n'ai pas été impliqué dans la construction ni dans la réalisation de ce protocole.

4.2.2. *Projet ELECTRO-PAD*

Le projet ELECTRO-PAD comprend lui aussi plusieurs phases expérimentales. Les données utilisées dans ce travail ont aussi été récoltées lors de l'une de ces phases. 40 sujets sains ont été recrutés au Centre Hospitalier Universitaire (CHU) de Rennes. Les critères d'inclusion étaient les suivants : ayant donné un consentement libre, éclairé et par écrit / âge supérieur à 50 / absence de limitations fonctionnelles ou de douleurs lors des examens de la visite d'inclusion / $1 \leq \text{Index de Pression Systolique de repos} \leq 1.40$. Ces sujets présentent la caractéristique d'être particulièrement actifs. Différents outils (StepWatch 3, ActivPAL3™ et wGT3X+ hanche) ont été portés quotidiennement pendant sept jours. Il était demandé aux sujets de ne pas ôter les moniteurs portables excepté lors de la toilette et la nuit et de conserver leurs habitudes de vie quotidienne. Les données de sujets sains présentés dans ce travail sont issues de ce protocole.

NB : Je n'ai pas été impliqué dans la construction de ce protocole. Néanmoins, j'ai participé à des expérimentations identiques au CHU de Rennes dans le cadre d'un autre volet de ce projet portant sur des sujets artériopathes dans le cadre du stage de Master 2.

4.2.3. *Projet VAMOS*

Le projet VAMOS est le nom donné au projet de thèse de doctorat (*Validity of Activity MOnitorS*). Dans le cadre de la définition de ce projet cette année, un protocole de validité critériée a été réfléchi pour anticiper les problématiques futures. Ce projet a été mené avec la participation d'un étudiant de Licence 3 Ergonomie du sport et performance motrice, Morgan RABE, il constitue son stage et son mémoire de 3^{ème} année. Les résultats détaillés ne seront ainsi pas détaillés dans ce travail car ils sont présentés dans son propre mémoire, mais la connaissance de ce protocole que nous avons construit et expérimenté ensemble est importante pour saisir la cohérence du projet global.

5 sujets sains ont participé à ces expérimentations. Les critères d'inclusion étaient les suivants : ayant donné un consentement libre, éclairé et par écrit / âge supérieur à 18 / absence de problèmes de santé connus contre-indiquant la pratique d'activité physique et sportive.

Le protocole est constitué de deux volets complémentaires : un volet en laboratoire et un volet en *Free-living*.

Volet 1 : Contexte de laboratoire, standardisé

La première partie de ce protocole est réalisée sur tapis motorisé. Les variables étudiées sont la vitesse de marche (2, 4 et 6 km/h) et la pente (0, 5 et 10%). Chaque sujet réalise une marche de

100 pas environ pour chacune des combinaisons de variables, ce qui correspond à neuf périodes de marche différentes. Chaque période est espacée par au moins 45 secondes de repos où il était demandé aux sujets de rester parfaitement immobiles. La mesure *Gold-Standard* a été réalisée par enregistrement vidéo des marches (voir figure). L'heure atomique était affichée sur un ordinateur dans le champ d'enregistrement vidéo afin de



Figure 8 - Contexte de laboratoire

pouvoir procéder à un horodatage de référence (www.timeanddate.com). Différents outils (StepWatch 4, activPAL3™ et deux wGT3X+ à la hanche et au poignet) ont été portés tout au long de l'expérimentation. Il était demandé aux sujets de se comporter de manière naturelle.

Volet 2 : Contexte de Free-Living



Figure 9 - Contexte de Free-Living

La seconde partie de ce protocole est réalisée en condition de vie quotidienne. Les mêmes outils que ceux utilisés pour le premier volet ont été mobilisés avec l'utilisation supplémentaire de la GoPro attachée au harnais poitrine, orientée vers le membre inférieur, pendant au moins une heure d'enregistrement. Ces données vidéos sont considérées comme *Gold-Standard*. Il était demandé aux sujets de se

comporter de manière naturelle, et d'emprunter les escalier au moins une fois sur la durée de l'expérimentation. Le son a été désactivé pour préserver la vie privée des sujets et il leur était permis d'éteindre la caméra dès qu'ils le souhaitaient.

4.3. Méthodologie d'analyse des données

Les données ont été analysées lors de deux phases de traitement de données distinctes. Les données issues des projets CLASH et ELECTRO-PAD ont été mobilisées pour la partie de l'étude portant sur la validité convergente : en effet, il n'était pas possible d'obtenir de mesure

Gold-Standard au regard du protocole déjà réalisé. Les données issues du projet VAMOS ont été exploitées pour la partie de l'étude portant sur la validité critériée.

Protocoles CLASH et ELECTRO-PAD

Il est envisagé ici de déterminer l'impact de l'utilisation des différents outils et méthodes sur les données fournies par la méthode accélérométrique. Nous avons donc comparé les données des différents outils portés simultanément pendant une semaine. On distingue ainsi :

- les données de l'ActivPAL3™ (PAL).
- les données du StepWatch 3™ (SW).
- les données du wGT3X+. Deux formats de données sont exploitables à partir de cet outil : le format standard (N), et le format *Low Frequency Extension* (LFE), qui augmente la sensibilité aux activités d'intensité plus faible, permettant ainsi théoriquement de mesurer une plus grande gamme d'intensités d'activités physiques.

Par ailleurs, nous avons aussi comparé différentes méthodes d'analyse et de traitement des données. On distingue ici :

- la méthode 3PAS_1S : les données sont traitées sur des *epochs* de une seconde. Un *bout* de marche commence lorsque trois pas sont comptabilisés, avec moins de trois *epochs* entre chaque pas. Le *bout* de marche termine lorsque l'outil comptabilise trois *epochs* consécutifs sans aucun pas (trois secondes). Les pas réalisés sur des *bouts* labelisés comme « arrêt » par chaque méthode ont été supprimés. Ce choix de trois *epochs* consécutifs a été fait au regard du pattern de marche humain : si l'outil comptabilise un pas toutes les trois secondes, cela correspond à une cadence de 20 pas/min, or ce seuil est cohérent avec les valeurs de cadences les plus lentes relevées dans la littérature. Par ailleurs, la définition des *bouts* de marche s'accorde avec ce choix (Cf. 2.2.4).
- la méthode 2ENJAMBEES_10S. Cette méthode est issue de l'article de référence pour l'analyse du pattern humain en termes de *bouts* (Orendurff et al., 2008). Dans cet article est utilisé le StepWatch 3™, qui traite les données sur des *epochs* de dix secondes et qui comptabilise le nombre d'enjambées (il est porté à une cheville). Comme décrit précédemment, l'auteur propose ainsi la méthode suivante : un *bout* de marche commence lorsqu'au moins deux enjambées sont comptabilisées sur un *epoch* (deux enjambées correspondent à trois à cinq pas), ce qui est donc aussi cohérent avec la définition du *bout* de marche (Cf. 2.2.4). Si un *epoch* comptabilise une seule enjambée et qu'il se situe directement avant ou après un *bout* de marche,

alors il est agrégé à ce bout. Les pas réalisés sur des *bouts* labelisés comme « arrêt » par chaque méthode ont aussi été supprimés.

- la méthode VANE : elle concerne spécifiquement l'ActivPAL3TM, c'est l'algorithme fourni par le constructeur qui s'applique par défaut sur les données de cet outil. Les données sont ainsi traitées sur des *epochs* de 0.1 seconde, et un *bout* de marche semble comptabilisé à chaque fois qu'un pas est mesuré, quand bien même ce pas est isolé (l'algorithme précis n'est pas communiqué). On observe ainsi selon ces méthodes des *bouts* de marche de 0.1 seconde.

En définitive, nous pouvons comparer plusieurs combinaisons d'outils et méthodes : PAL_3PAS_1S / PAL_2ENJAMBEES_10S / PAL_VANE / SW_2ENJAMBEES_10S / wGT3X_3PAS_1S_N / wGT3X_3PAS_1S_LFE / wGT3X_2ENJAMBEES_10S_N / wGT3X_2ENJAMBEES_10S_LFE.

NBI : si nous avons pu rééchantillonner les données d'outils traitant les données sur des epochs de une seconde en epochs de dix secondes, nous n'avons pas pu réaliser la démarche inverse : cela explique pourquoi il n'y a pas de combinaison SW_3PAS_1S.

Une fois l'exportation réalisée sur les logiciels affiliés aux outils, pour procéder à ces différentes analyses à partir des données brutes, nous avons utilisé Matlab2018b. La visualisation des données et l'analyse statistique ont ensuite été réalisées sur R / Excel. Les tests statistiques envisagés sont notamment le Z-test pour comparer les distributions, le test de comparaison de moyennes, l'ANOVA à mesure répétée.

Protocole VAMOS

Il est envisagé ici de déterminer la validité critériée des différents outils et méthodes sur les données fournies par la méthode accélérométrique. Nous avons donc comparé les données des différents outils portés simultanément pendant les expérimentations avec une mesure Gold-Standard. On distingue ainsi :

- les données de l'ActivPAL3TM.
- les données du StepWatch 4TM.
- les données des wGT3X+ (N et LFE) positionnés au poignet et à la hanche.

Pour établir le Gold-Standard grâce à la GoPro, nous avons tout d'abord déterminé un algorithme décisionnel afin de standardiser le visionnage de la vidéo. Cela est indispensable dans la perspective d'obtenir une mesure valide et reproductible. Ainsi, les éléments suivants

ont été décidés, en lien avec la caractérisation du *bout* de marche effectuée dans la littérature (2.2.4) :

- un pas est défini comme le fait que le pied se décolle du sol et se repose à un autre endroit (Hickey et al., 2016).

- un *bout* de marche débute lorsqu'au moins 3 pas consécutifs sont réalisés sans arrêt supérieur à deux secondes entre chaque pas. Tout enchaînement de moins de trois pas n'est donc pas considéré comme un *bout*.

- un *bout* de marche termine lorsqu'il n'y a pas de pas pendant plus de deux secondes.

NB : cet algorithme décisionnel est une retranscription de celui réalisé sur Matlab pour la méthode 3PAS_1S afin de pouvoir juger de la validité de cette méthode.

A la fin de ce traitement, nous obtenons donc un tableau présentant à un horodatage seconde par seconde avec pour chaque ligne la labélisation marche/arrêt, le numéro de cette labélisation (e.g. marche 1, arrêt 3) et le nombre de pas réalisé pour chaque *bout*. Ce nombre de pas n'est pas indiqué seconde par seconde car cela apparaissait trop contraignant et aléatoire en termes de retranscription.

Une fois l'exportation réalisée sur les logiciels affiliés aux outils, pour procéder à ces différentes analyses à partir des données brutes, nous avons utilisé Matlab2018b. La visualisation des données et l'analyse statistique ont ensuite été réalisées sur R / Excel.

5. Résultats

5.1. Validité convergente : sujets sains

Le choix de visualisation des données concernant l'analyse par *bouts* (graphique et tableau) a été fait conformément à l'article d'Orendurff et al. (2008), qui est l'article de référence en ce qui concerne l'analyse des *bouts* de marche. Par ailleurs, toujours selon cet article, les résultats sont présentés pour chacun des outils en termes de pourcentage du *bout* par rapport au nombre de *bouts* totaux de marche (e.g. les *bouts* de 10s représentent 50 *bouts* sur les 500 *bouts* totaux de marche : 10%), ainsi qu'en pourcentage de la durée du *bout* par rapport au temps total de marche (e.g. les *bouts* de 10s représentent 10 minutes sur les 100 minutes de marche : 10%).

5.1.1. Résultats globaux

Les données globales sont présentées en tableau 6.

	Temps moyen passé à marcher par jour	Temps moyen passé arrêté par jour	Nombre de pas moyen par jour (pas)	Cadence moyenne (pas/min)
PAL_3PAS_1S	2h14min20s	12h58min51s	13634	103
PAL_2ENJAMBEES_10S	3h24min28s	11h49min3s	13416	43
PAL_VANE	2h39min35s	<i>NaN</i>	13537	63
SW_2ENJAMBEES_10S	4h24min15s	10h29min3s	16252	41
wGT3X_1S_LFE	4h28min32s	10h37min37s	18452	54
wGT3X_1S_N	2h7min24s	12h48min47s	10632	60
wGT3X_10S_LFE	6h49min13s	8h16min53s	19147	30
wGT3X_10S_N	3h38min3s	11h49min41s	11229	29

Tableau 6 – Résultats globaux pour les sujets sains.

5.1.2. ActivPAL

Les données ActivPAL sont analysées selon les méthodes suivantes : PAL_3PAS_1S / PAL_2ENJAMBEES_10S / PAL_VANE. Les résultats concernant les *bouts* de marche sont exposés dans les figures 10 et 11. Les données relatives à cet outil seront présentées en rouge pour toute la suite de ce travail.

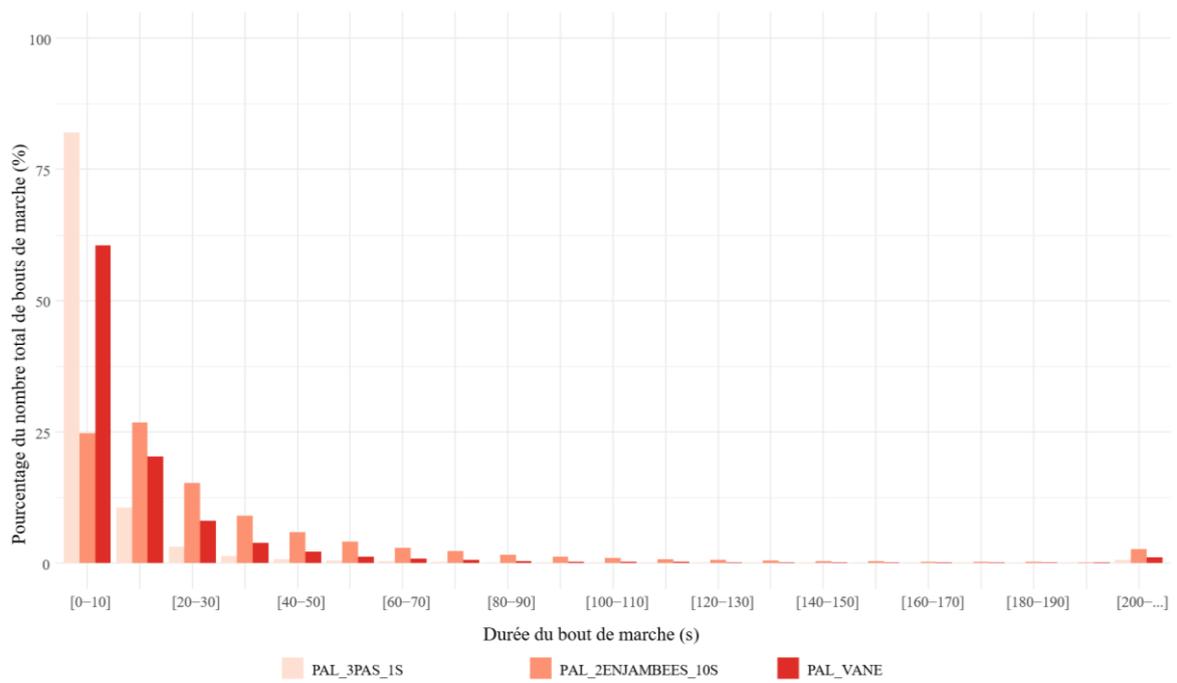


Figure 10 – Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la durée du bout - ActivPAL.

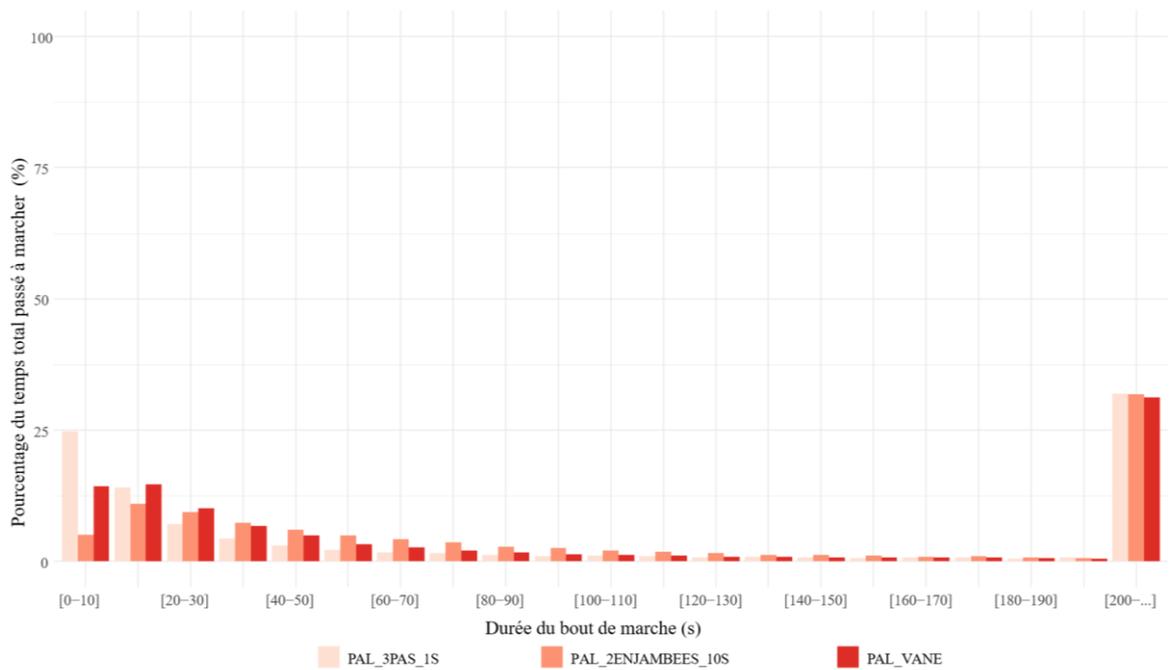


Figure 11 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout - ActivPAL.

Les résultats concernant les *bouts* d'arrêt sont exposés dans les figures 12 et 13.

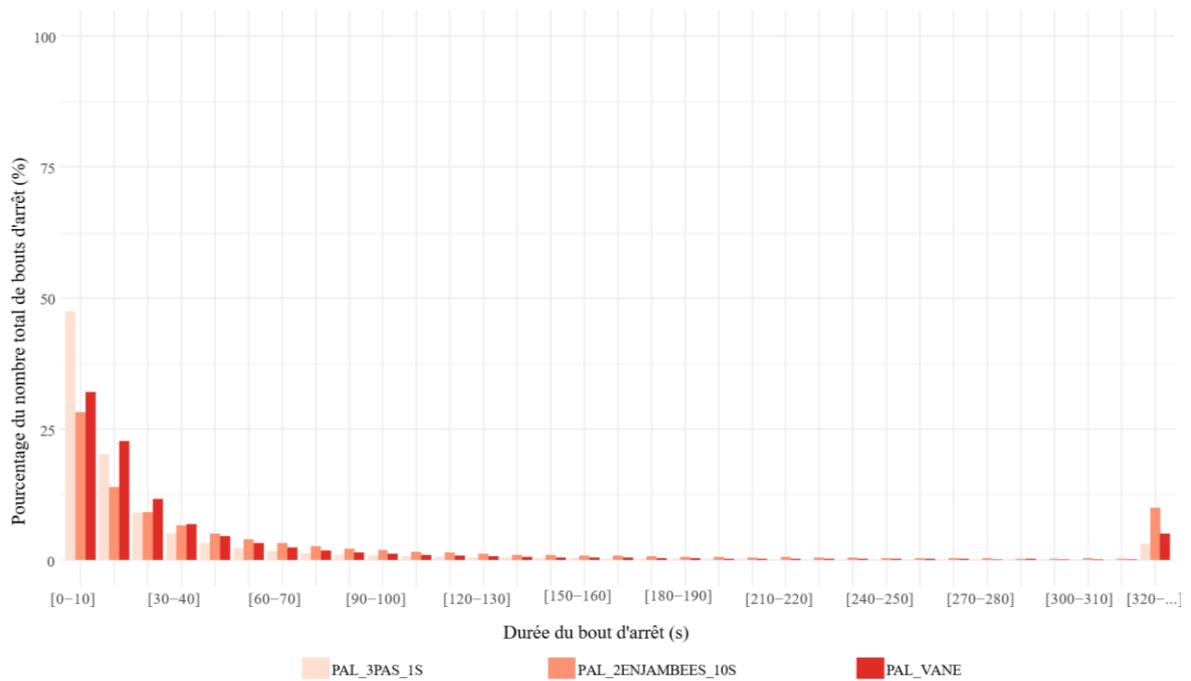


Figure 12 - Pourcentage du nombre total de bouts d'arrêt en fonction de la durée du bout - ActivPAL.

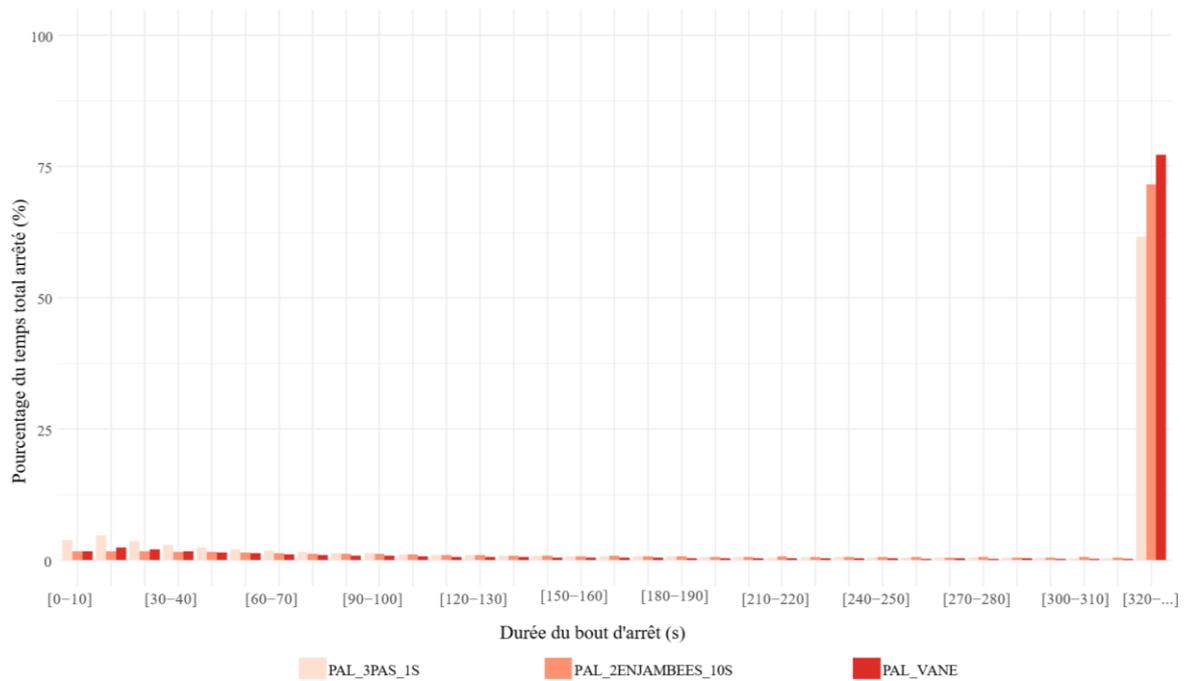


Figure 13 - Pourcentage du temps total arrêté en fonction de la durée du bout – ActivPAL.

Les résultats concernant la cadence de marche sont exposés dans les figures 14 et 15.

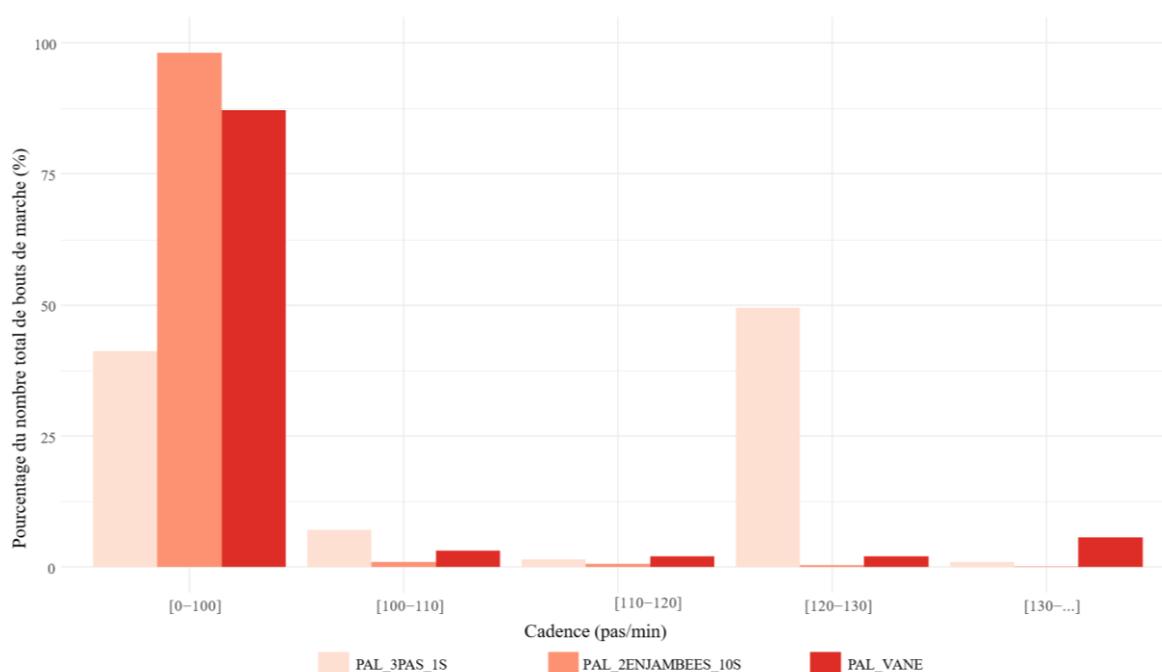


Figure 14 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la cadence - ActivPAL.

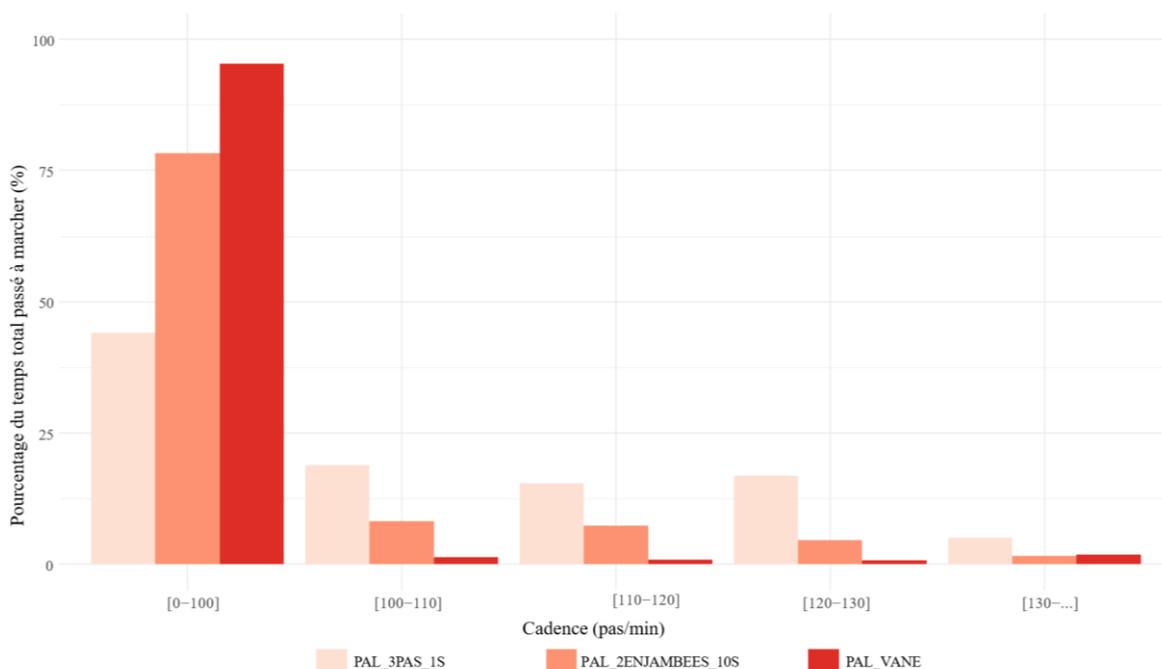


Figure 15 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la cadence – ActivPAL.

5.1.3. wGT3X+

Les données wGT3X sont analysées selon les méthodes suivantes : wGT3X_3PAS_1S_LFE/ wGT3X_2ENJAMBEES_10S_LFE/ wGT3X_3PAS_1S_N/ wGT3X_2ENJAMBEES_10S_N.

Les résultats concernant les *bouts* de marche sont exposés dans les figures 16 et 17. Les données relatives à cet outil seront présentées en bleu pour toute la suite de ce travail.

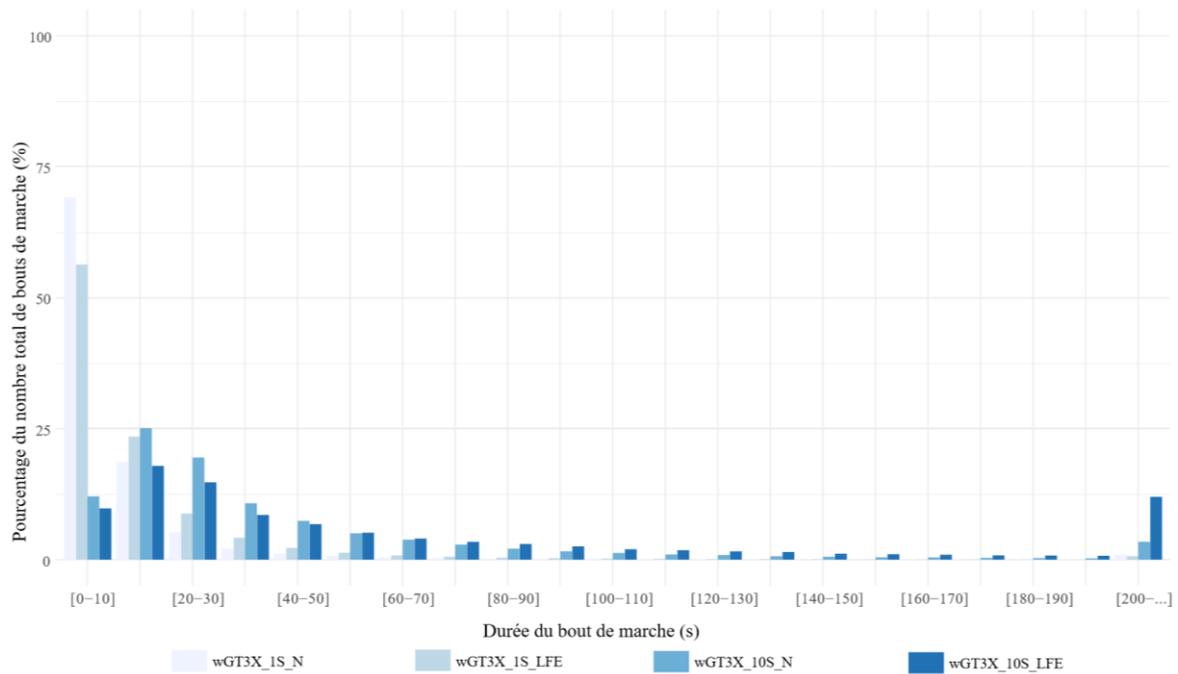


Figure 16 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la durée du bout – wGT3X.

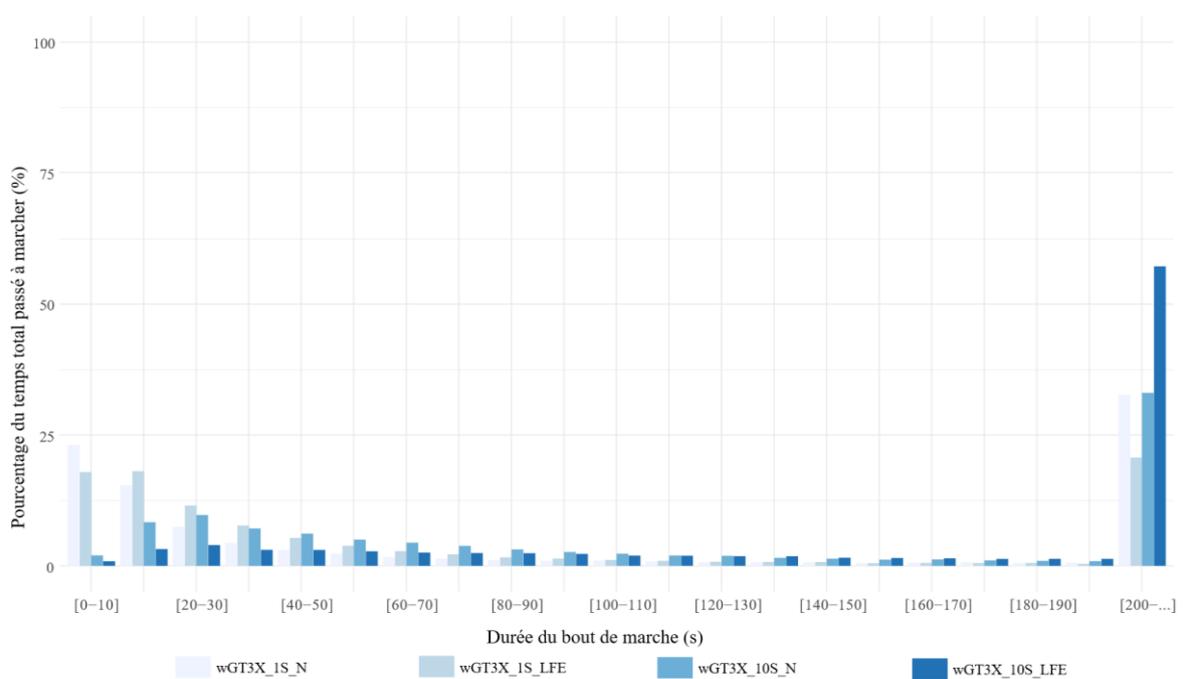


Figure 17 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout – wGT3X.

Les résultats concernant les *bouts* d'arrêt sont exposés dans les figures 18 et 19.

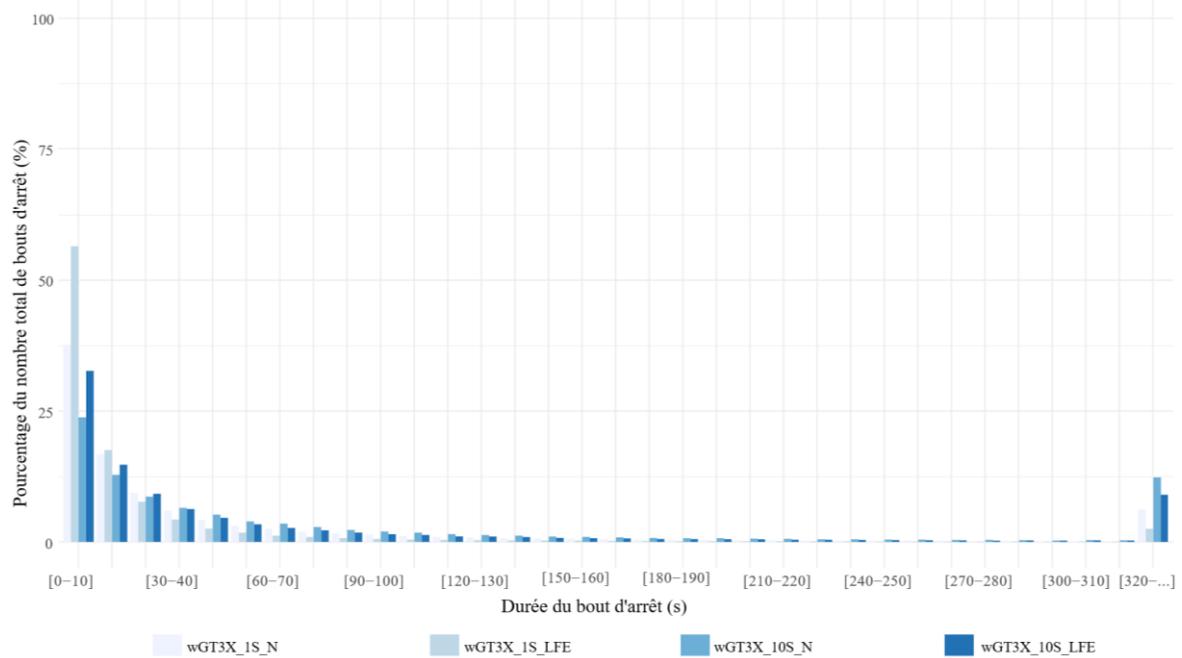


Figure 18 - Pourcentage du nombre total de bouts d'arrêt en fonction de la durée du bout – wGT3X.

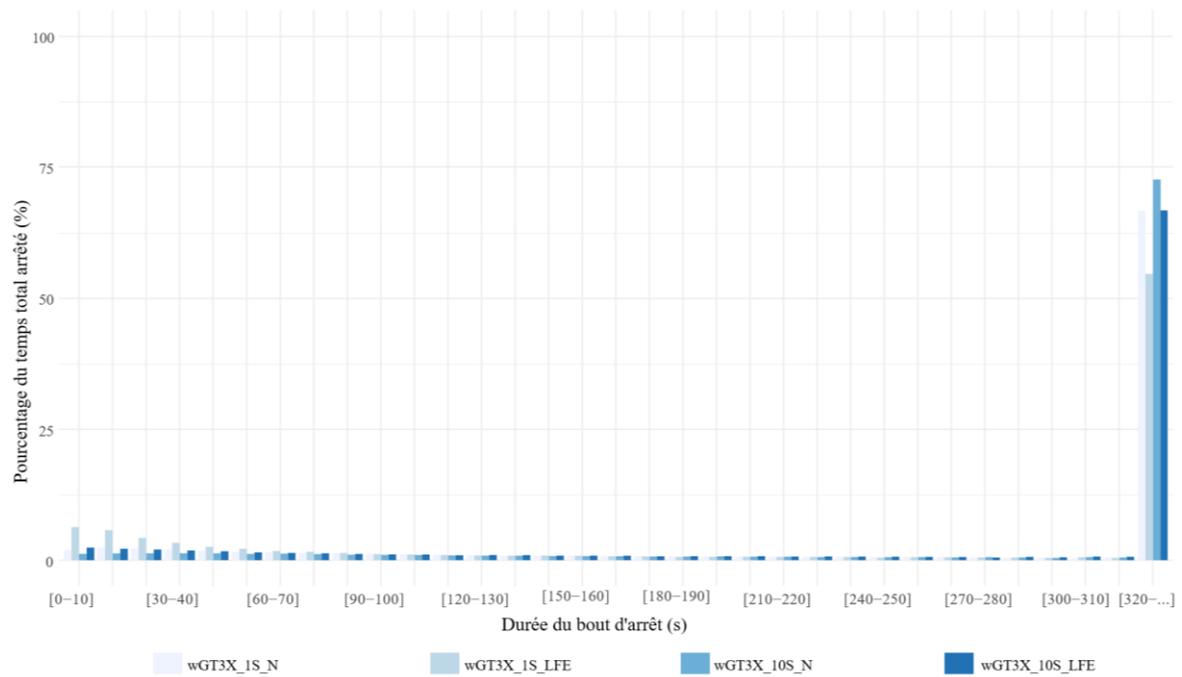


Figure 19 - Pourcentage du temps total arrêté en fonction de la durée du bout – wGT3X.

Les résultats concernant la cadence de marche sont exposés dans les figures 20 et 21.

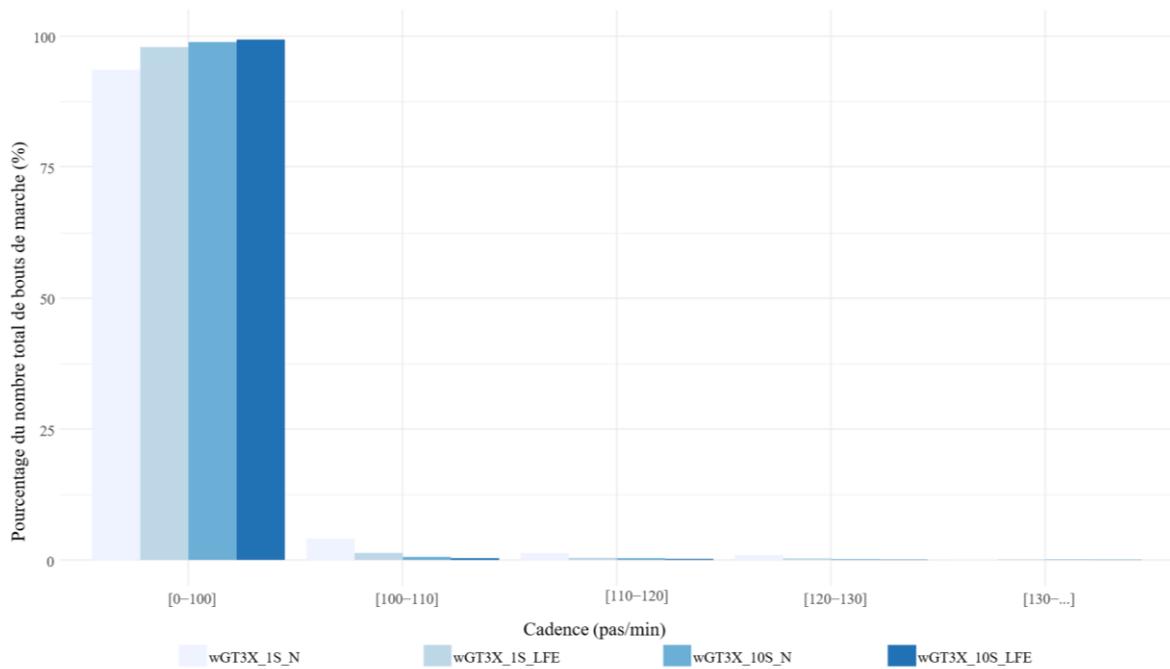


Figure 20 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la cadence – wGT3X.

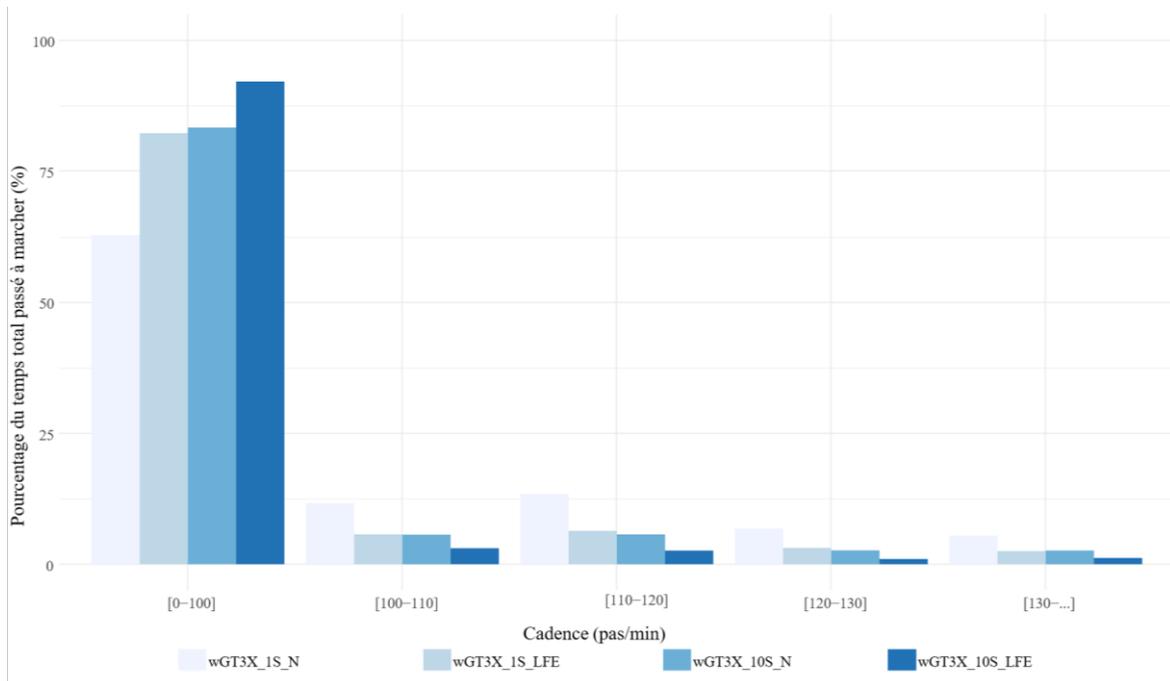


Figure 21 - Pourcentage du nombre total passé à marcher en fonction de la cadence – wGT3X.

5.1.4. StepWatch 3

Les données StepWatch 3 sont analysées selon la méthode SW_2ENJAMBEES_10S. Les données de l'article d'Orendurff et al. (2008) ont été ajoutées sur le graphique à titre de comparaison lorsque c'était possible (même outil et même méthode). Les résultats concernant

les *bouts* de marche sont exposés dans les figures 22 et 23. Les données relatives à cet outil seront présentées en vert pour toute la suite de ce travail.

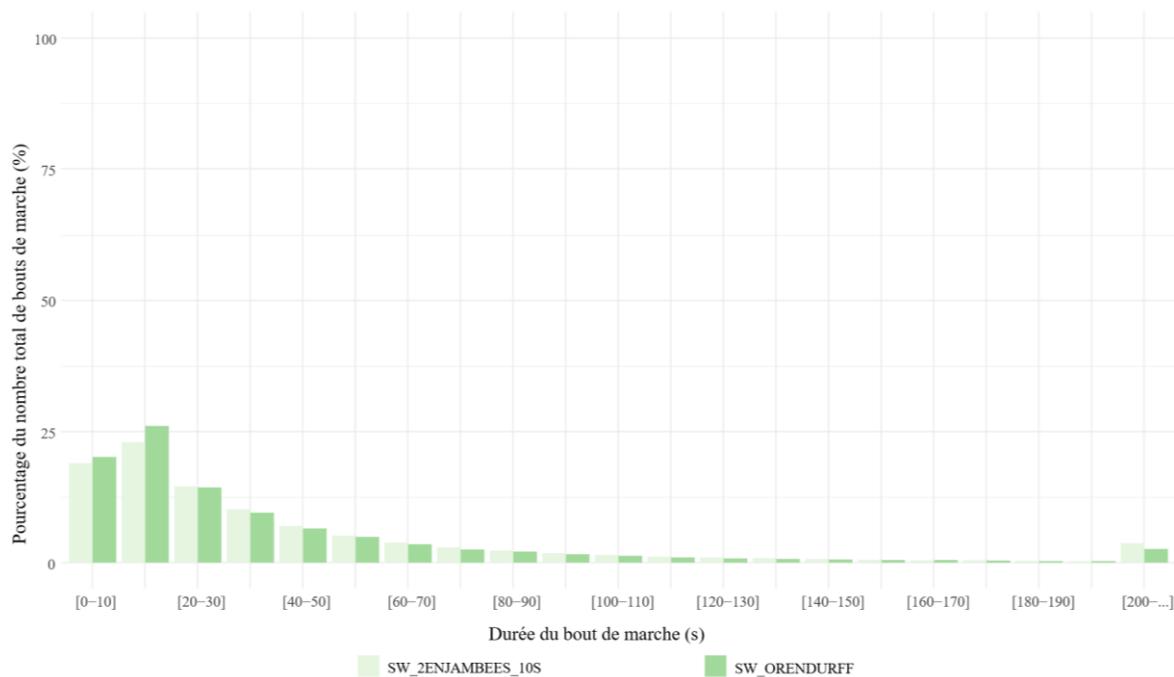


Figure 22 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la durée du bout - StepWatch.

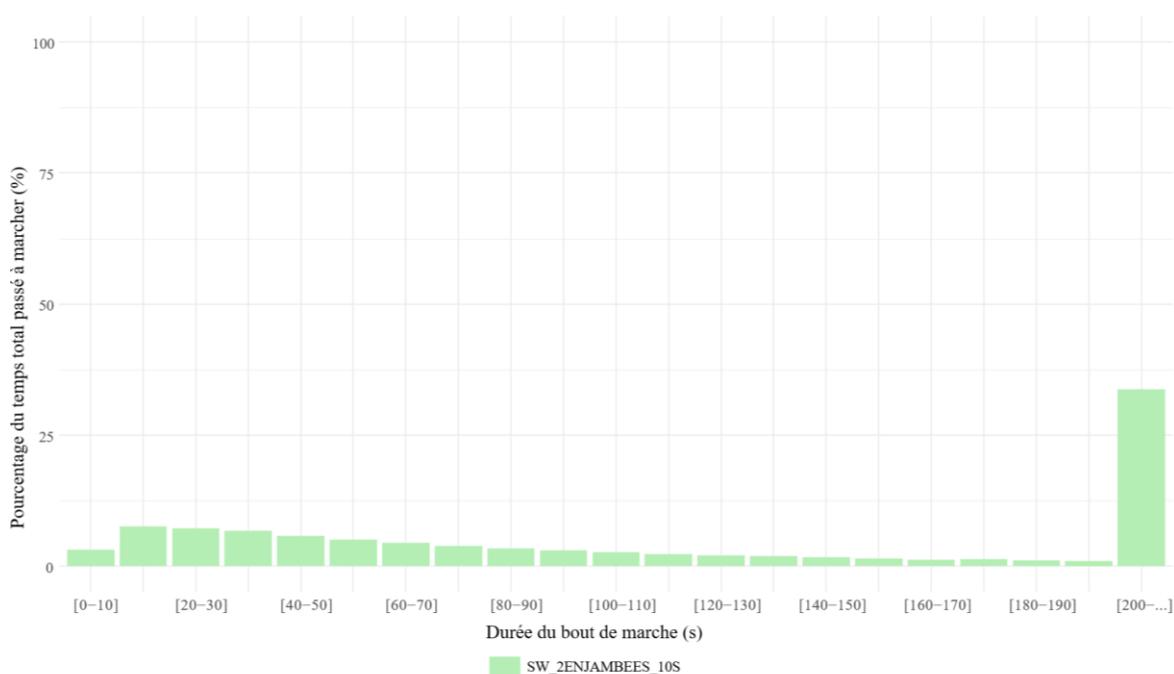


Figure 23 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout – StepWatch.

Les résultats concernant les *bouts* d'arrêt sont exposés dans les figures 24 et 25.

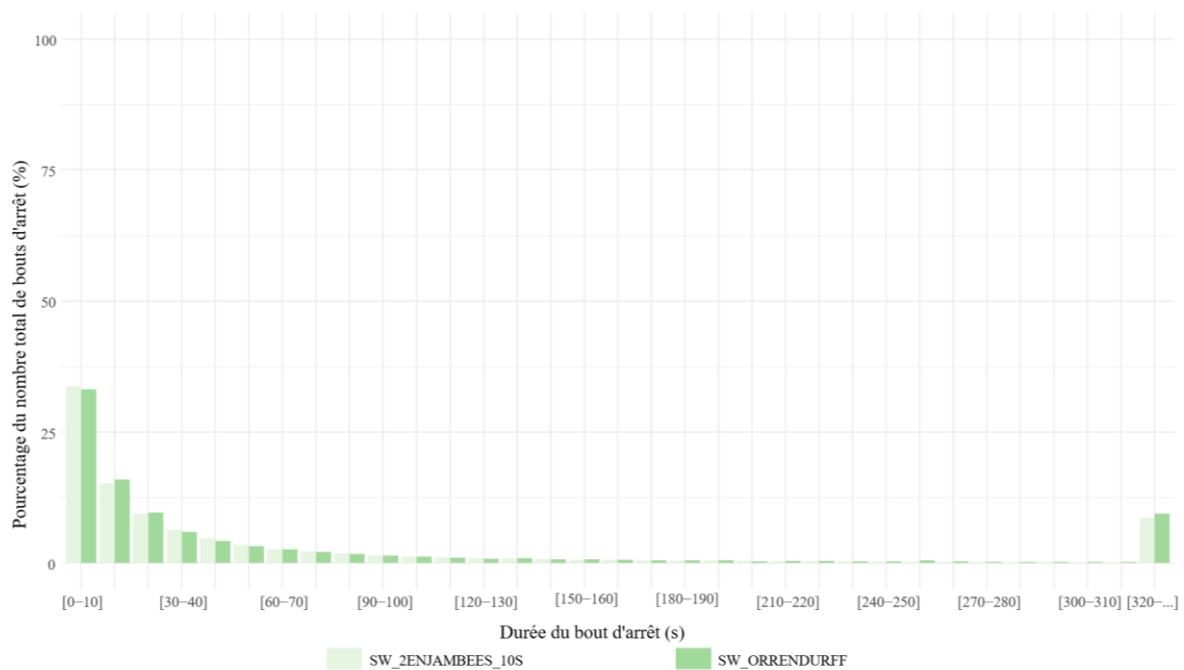


Figure 24 - Pourcentage du nombre total de bouts d'arrêt en fonction de la durée du bout – StepWatch.

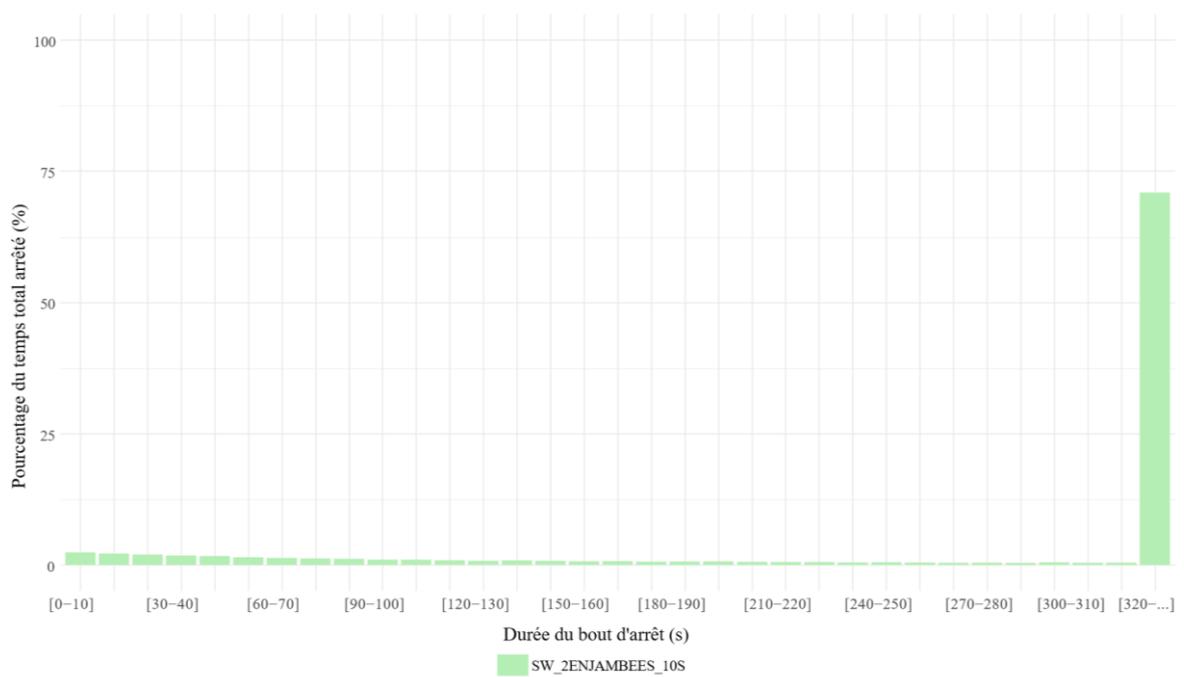


Figure 25 - Pourcentage du temps total arrêté en fonction de la durée du bout – StepWatch.

Les résultats concernant la cadence de marche sont exposés dans les figures 26 et 27.

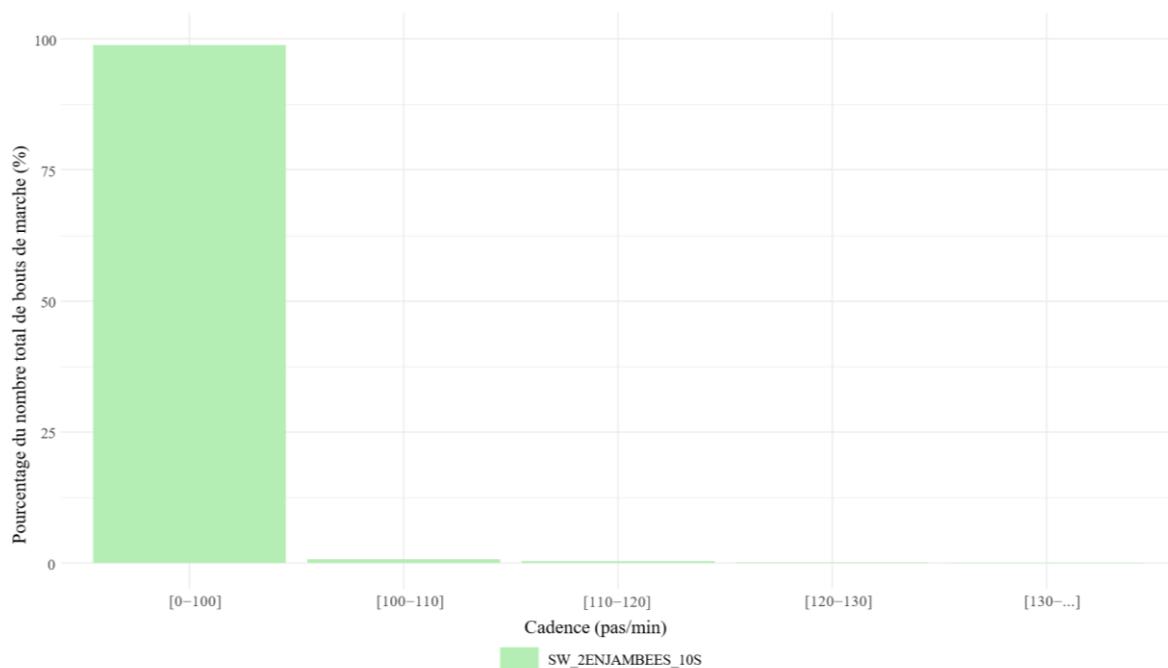


Figure 26 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la cadence – StepWatch.

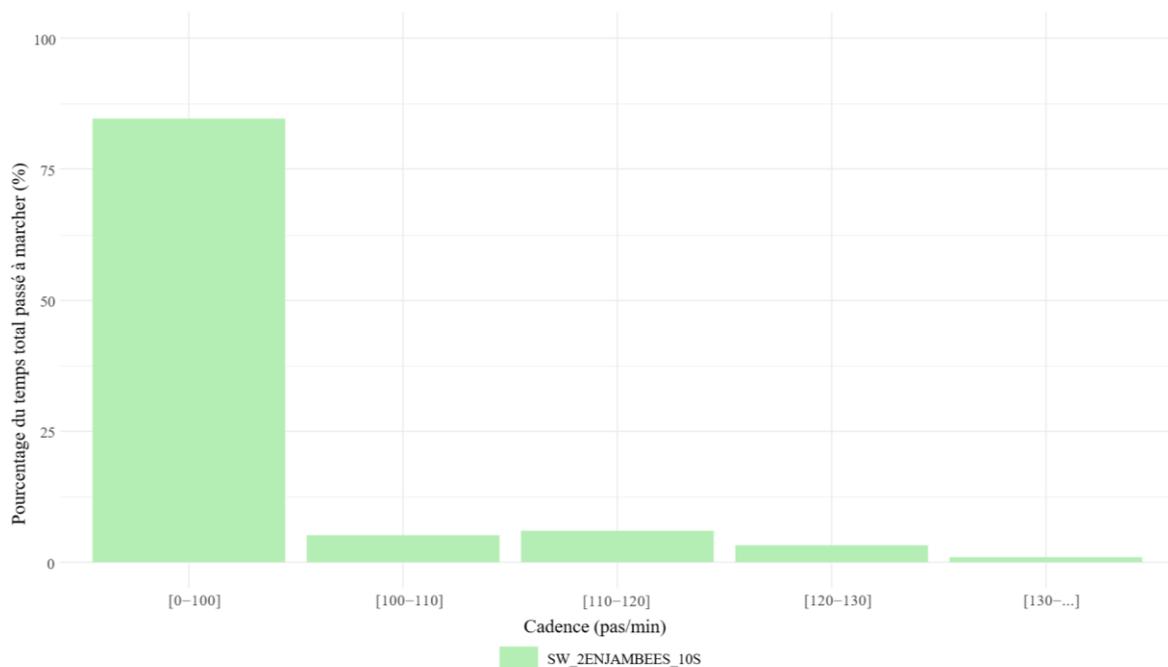


Figure 27 - Pourcentage du nombre total passé à marcher en fonction de la cadence – StepWatch.

5.1.5. Comparaisons

Les comparaisons entre outils et méthodes concernant les *bouts* de marche sont exposées dans les tableaux 7 / 8 et les figures 28 / 29. Pour les graphiques, une focalisation a été faite sur les

bouts de 50 secondes et moins, qui présentent les différences les plus marquées, afin de simplifier leur lecture.

Pourcentage du nombre total de <i>bout</i> de marche (%)								
Durée du <i>bout</i> de marche (s)	wGT3X_1 S_LFE	wGT3X_ 1S_N	wGT3X_ 10S_LFE	wGT3X_ 10S_N	PAL_ 3PAS_1S	PAL_2EN JAMBEE S_10S	PAL_ VANE	SW_2ENJ AMBEES _10S
0-199	99,33	99,05	87,29	96,31	99,40	97,28	98,99	96,02
200-299	0,25	0,35	5,17	1,62	0,21	1,09	0,38	1,86
300-399	0,11	0,15	2,42	0,65	0,11	0,44	0,16	0,65
400-499	0,07	0,12	1,40	0,33	0,07	0,24	0,11	0,36
500-599	0,05	0,07	0,93	0,21	0,05	0,18	0,08	0,22
600-699	0,04	0,05	0,62	0,15	0,03	0,14	0,06	0,16
700-799	0,03	0,03	0,45	0,12	0,03	0,10	0,04	0,15
800-899	0,02	0,03	0,35	0,09	0,02	0,09	0,03	0,08
900-999	0,01	0,02	0,23	0,07	0,01	0,05	0,02	0,07
1000-1999	0,06	0,09	0,82	0,31	0,05	0,26	0,11	0,29
2000-2999	0,02	0,02	0,19	0,10	0,01	0,07	0,02	0,09
3000-4999	0,01	0,01	0,11	0,05	0,01	0,04	0,01	0,04
5000-...	0,00	0,00	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01

Tableau 7 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la durée du bout.

Pourcentage du temps total passé à marcher (%)								
Durée du <i>bout</i> de marche (s)	wGT3X_1 S_LFE	wGT3X_ 1S_N	wGT3X_ 10S_LFE	wGT3X_ 10S_N	PAL_ 3PAS_1S	PAL_2EN JAMBEE S_10S	PAL_ VANE	SW_2ENJ AMBEES _10S
0-199	79,31	67,34	41,45	66,04	68,04	67,59	68,79	65,31
200-299	3,25	4,87	11,11	6,38	4,86	5,30	4,64	7,16
300-399	2,04	3,05	7,39	3,66	3,39	3,03	2,81	3,61
400-499	1,58	3,09	5,53	2,42	2,90	2,20	2,41	2,64
500-599	1,54	2,31	4,54	1,88	2,43	2,01	2,13	2,01
600-699	1,22	1,99	3,59	1,64	1,79	1,83	1,96	1,61
700-799	1,09	1,48	3,02	1,53	1,90	1,52	1,57	1,76
800-899	0,86	1,36	2,63	1,26	1,50	1,56	1,19	1,13
900-999	0,71	1,15	1,98	1,04	1,12	1,03	0,89	1,28
1000-1999	4,83	7,37	9,98	7,08	7,29	7,38	7,98	6,93
2000-2999	1,94	3,28	4,18	3,89	2,69	3,40	2,74	3,41
3000-4999	1,36	2,42	3,47	2,82	1,78	2,76	2,42	2,34
5000-...	0,28	0,30	1,13	0,35	0,30	0,38	0,47	0,81

Tableau 8 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout.

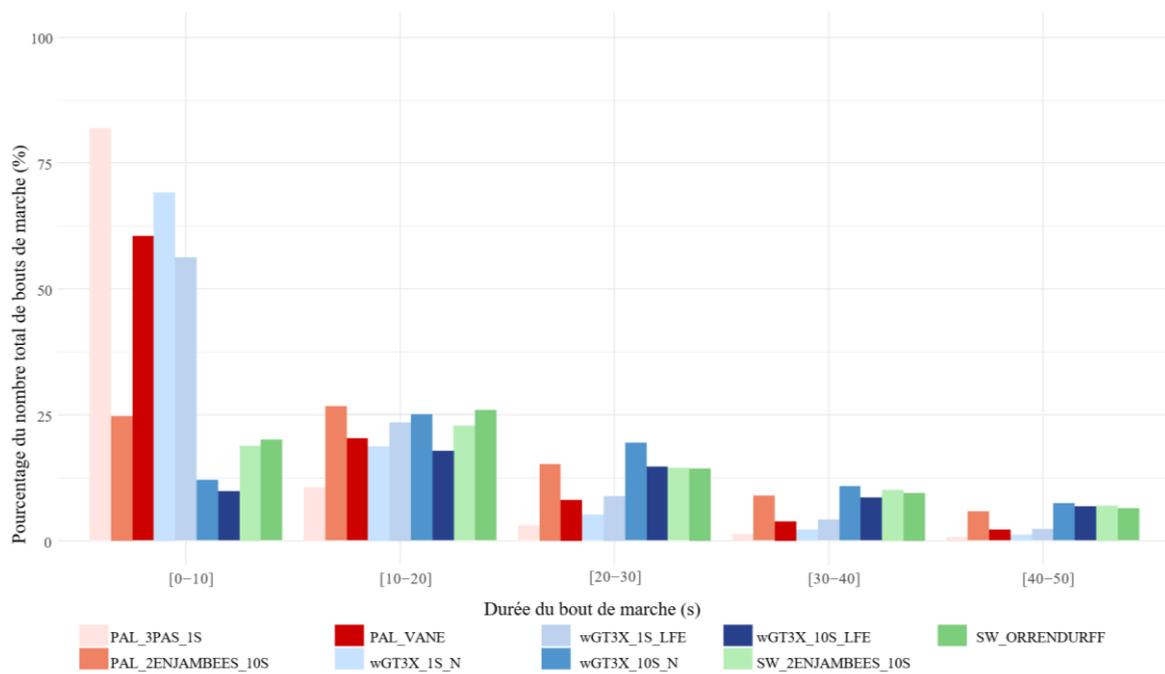


Figure 28 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la durée du bout.

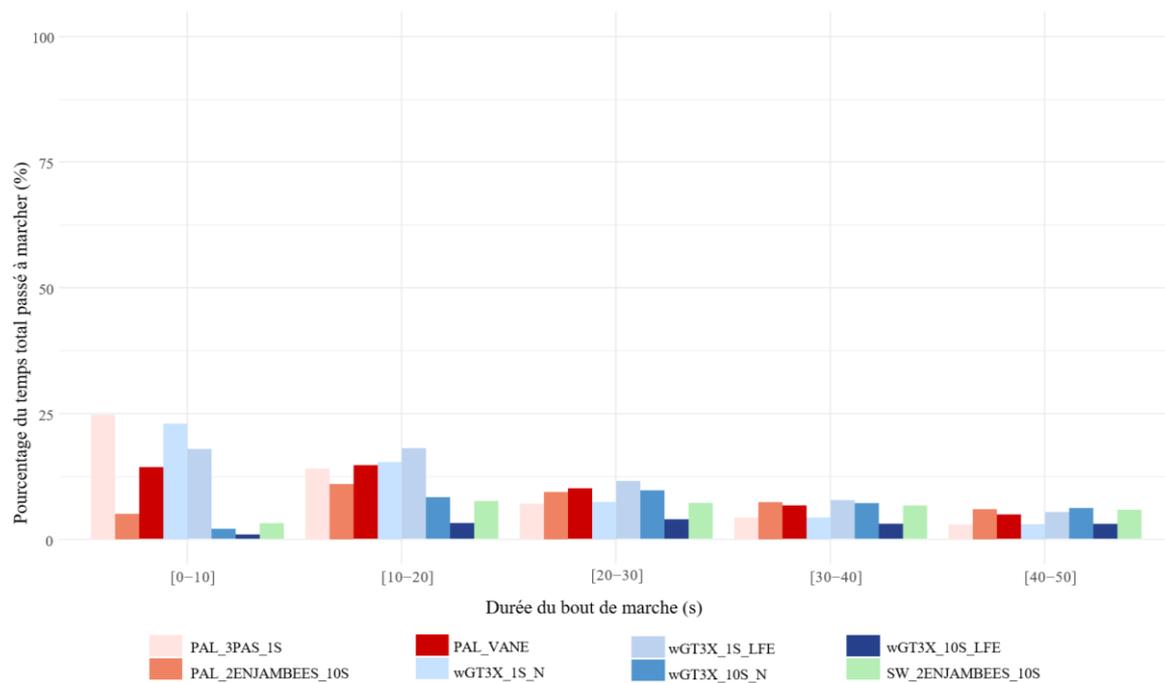


Figure 29 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout.

Les comparaisons entre outils et méthodes concernant les *bouts* d'arrêt sont exposées dans les tableaux 9 / 10 et les figures 30 / 31.

Pourcentage du nombre total de <i>bout</i> d'arrêt								
Durée du <i>bout</i> d'arrêt (s)	wGT3X_1S_LFE	wGT3X_1S_N	wGT3X_10S_LFE	wGT3X_10S_N	PAL_3PAS_1S	PAL_2ENJAMBEE_S_10S	PAL_VANE	SW_2ENJAMBEES_10S
0-299	97,33	93,48	90,18	86,69	96,69	89,31	<i>Nan</i>	90,77
300-399	0,63	1,40	2,29	2,81	0,68	2,27	<i>Nan</i>	1,86
400-499	0,41	0,94	1,52	1,94	0,46	1,45	<i>Nan</i>	1,30
500-599	0,31	0,74	1,17	1,41	0,36	1,14	<i>Nan</i>	0,98
600-699	0,24	0,53	0,84	1,05	0,26	0,85	<i>Nan</i>	0,74
700-799	0,17	0,38	0,67	0,79	0,19	0,65	<i>Nan</i>	0,58
800-899	0,14	0,33	0,54	0,69	0,18	0,56	<i>Nan</i>	0,51
900-999	0,11	0,28	0,36	0,57	0,14	0,47	<i>Nan</i>	0,38
1000-1999	0,47	1,19	1,73	2,48	0,60	1,93	<i>Nan</i>	1,80
2000-4999	0,17	0,63	0,62	1,32	0,35	1,09	<i>Nan</i>	0,89
5000-...	0,02	0,11	0,09	0,23	0,09	0,29	<i>Nan</i>	0,19

Tableau 9 - Pourcentage du nombre total de *bouts* d'arrêt en fonction de la durée du *bout*.

Pourcentage du temps total passé arrêté								
Durée du <i>bout</i> d'arrêt (s)	wGT3X_1S_LFE	wGT3X_1S_N	wGT3X_10S_LFE	wGT3X_10S_N	PAL_3PAS_1S	PAL_2ENJAMBEE_S_10S	PAL_VANE	SW_2ENJAMBEES_10S
0-299	44,30	32,42	31,36	25,72	37,66	27,02	<i>Nan</i>	27,67
300-399	4,86	4,63	5,81	4,89	3,77	4,56	<i>Nan</i>	4,38
400-499	4,09	4,03	4,98	4,39	3,31	3,77	<i>Nan</i>	3,97
500-599	3,78	3,88	4,71	3,91	3,17	3,66	<i>Nan</i>	3,71
600-699	3,38	3,30	3,99	3,44	2,72	3,20	<i>Nan</i>	3,36
700-799	2,90	2,70	3,70	2,99	2,27	2,86	<i>Nan</i>	2,89
800-899	2,73	2,65	3,38	2,99	2,43	2,80	<i>Nan</i>	3,16
900-999	2,22	2,52	2,54	2,76	2,05	2,59	<i>Nan</i>	2,50
1000-1999	14,29	15,84	17,66	17,62	13,47	15,67	<i>Nan</i>	17,88
2000-4999	10,30	18,22	12,78	19,97	17,06	19,19	<i>Nan</i>	19,05
5000-...	7,15	9,81	9,08	11,30	12,08	14,69	<i>Nan</i>	11,42

Tableau 10 - Pourcentage du temps total passé arrêté en fonction de la durée du *bout*.

NB : en raison d'une incapacité de l'algorithme Matlab à analyser les *bouts* d'arrêt pour la méthode PAL_VANE, les données ne sont pas présentées.

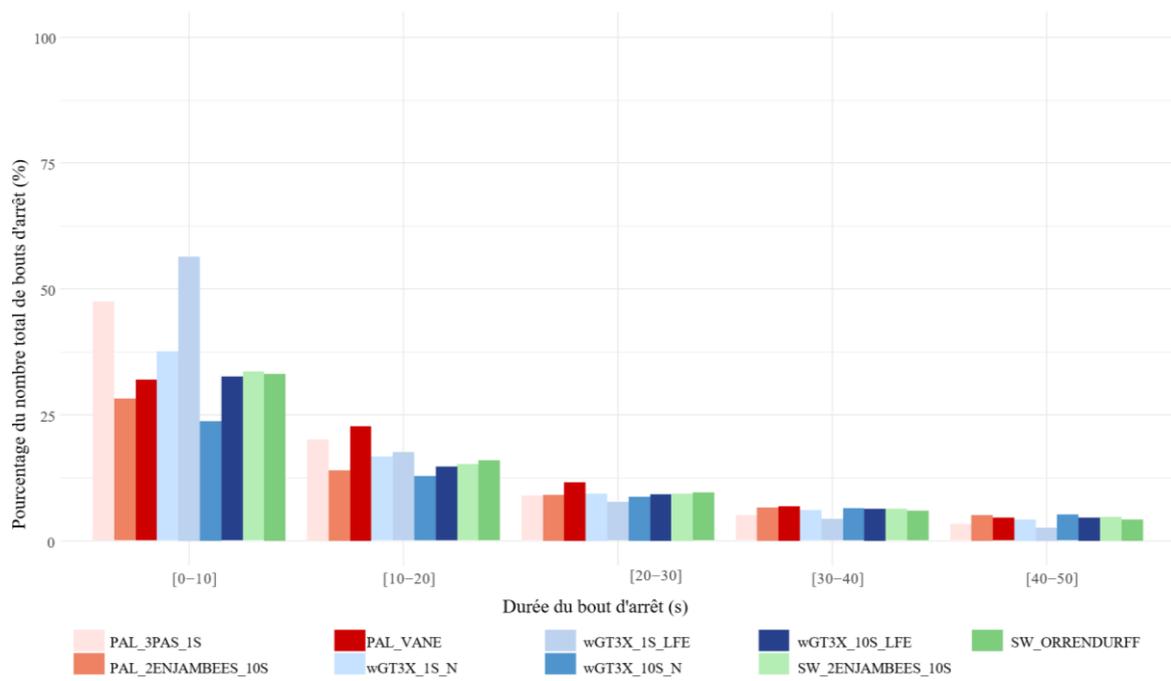


Figure 30 - Pourcentage du nombre total de bouts d'arrêt en fonction de la durée du bout.

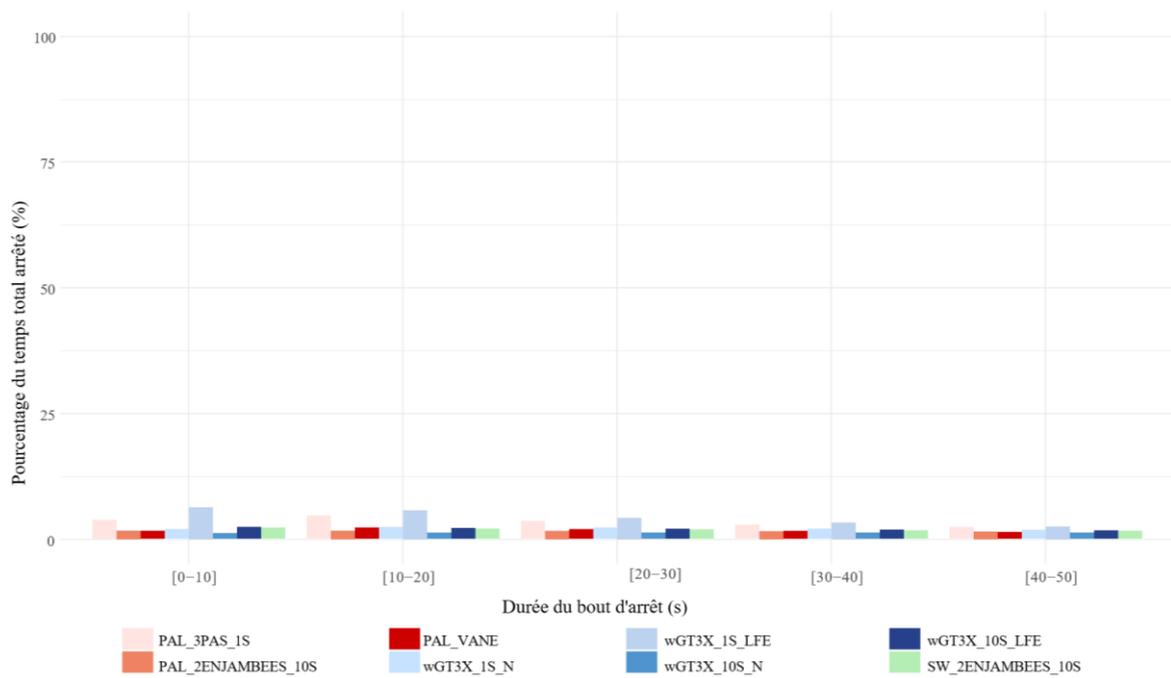


Figure 31 - Pourcentage du temps total arrêté en fonction de la durée du bout.

Les comparaisons entre outils et méthodes concernant la cadence sont exposées dans les figures 32 et 33.

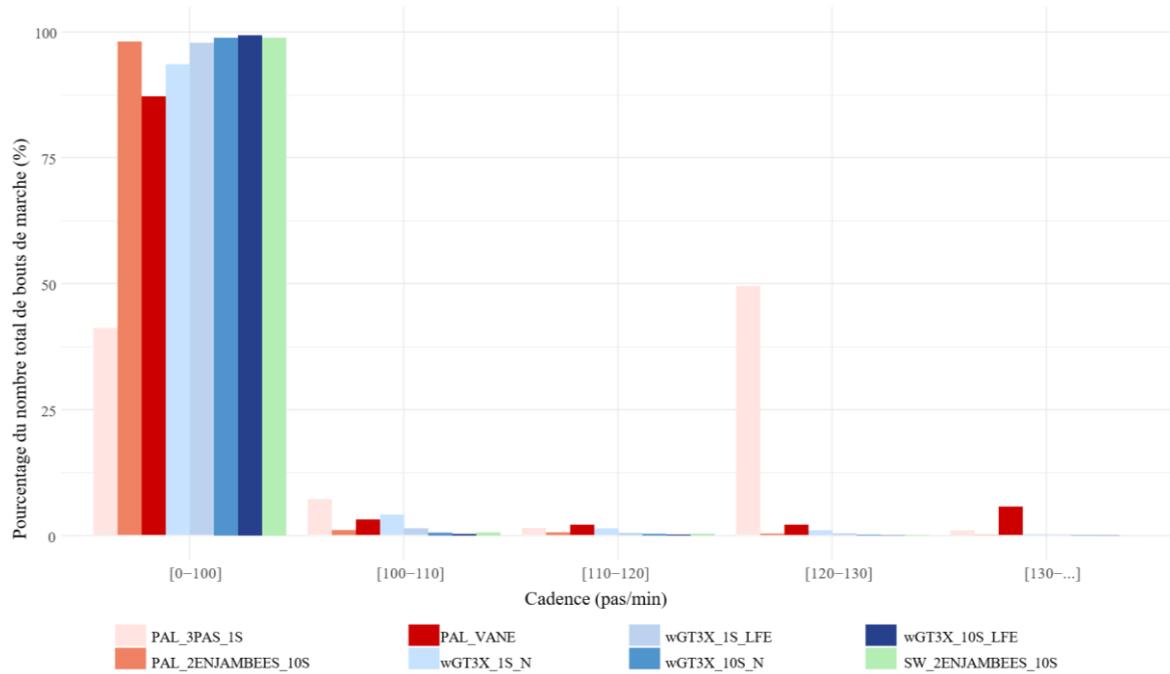


Figure 32 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la cadence.

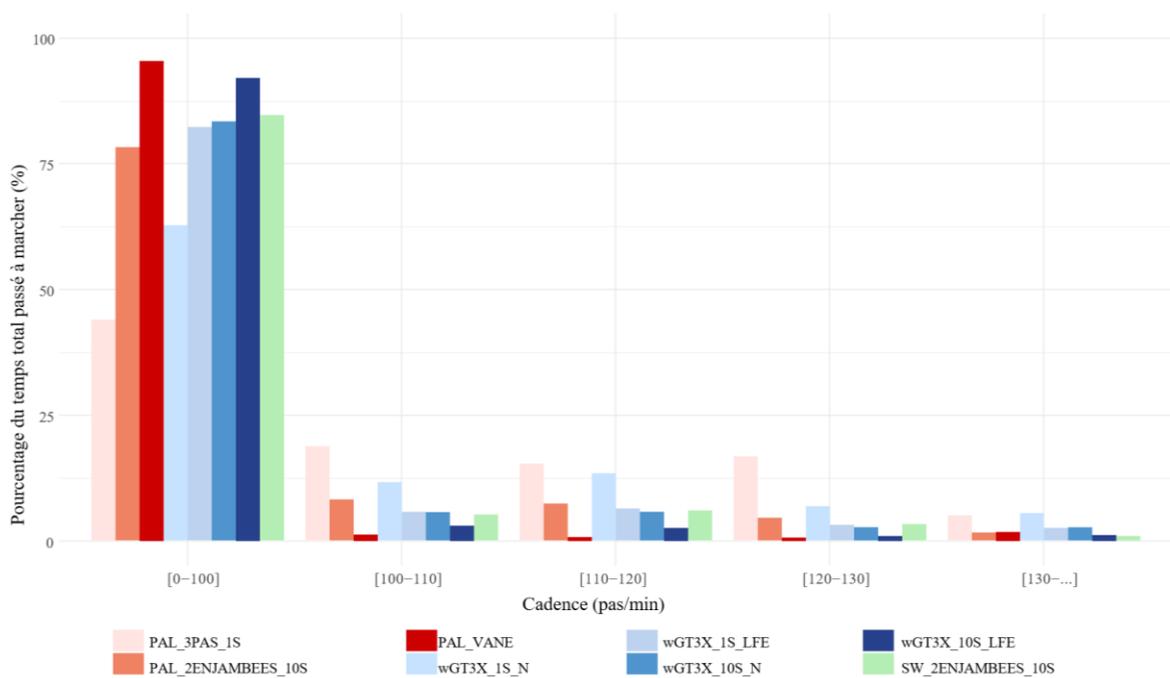


Figure 33 - Pourcentage du nombre total passé à marcher en fonction de la cadence.

5.1.6. Estimation de la Dépense Énergétique

A partir des données de cadence et les seuil établis dans la littérature (Tudor-Locke et al., 2020), il est possible d'estimer le temps passé à chaque intensité selon les outils utilisés (Figure 34).

Ainsi, 2 METs et moins correspondent à une cadence comprise entre 0 et 100 pas/min, 3 METs correspondent à 100-110 pas/min, 4 METs correspondent à 110-120 pas/min, 5 METs correspondent à 120-130 pas/min et 6 METs et plus correspondent à une cadence supérieure à 130 pas/min. L'Activité Physique Légère (*LPA*) est associée à une intensité de moins de 3 METs, l'Activité Physique Modérée (*MPA*) est associée à une intensité de 3 à 6 METs, et l'Activité Physique Vigoureuse est associée à une intensité supérieure à 6 METs (Ayabe et al., 2009). Ici, les données ne sont pas présentées de manière relative, afin d'obtenir le temps passé à chaque intensité en fonction de l'outil et de la méthode. Ce résultat sera alors interprétable au regard des recommandations d'Activité Physique.

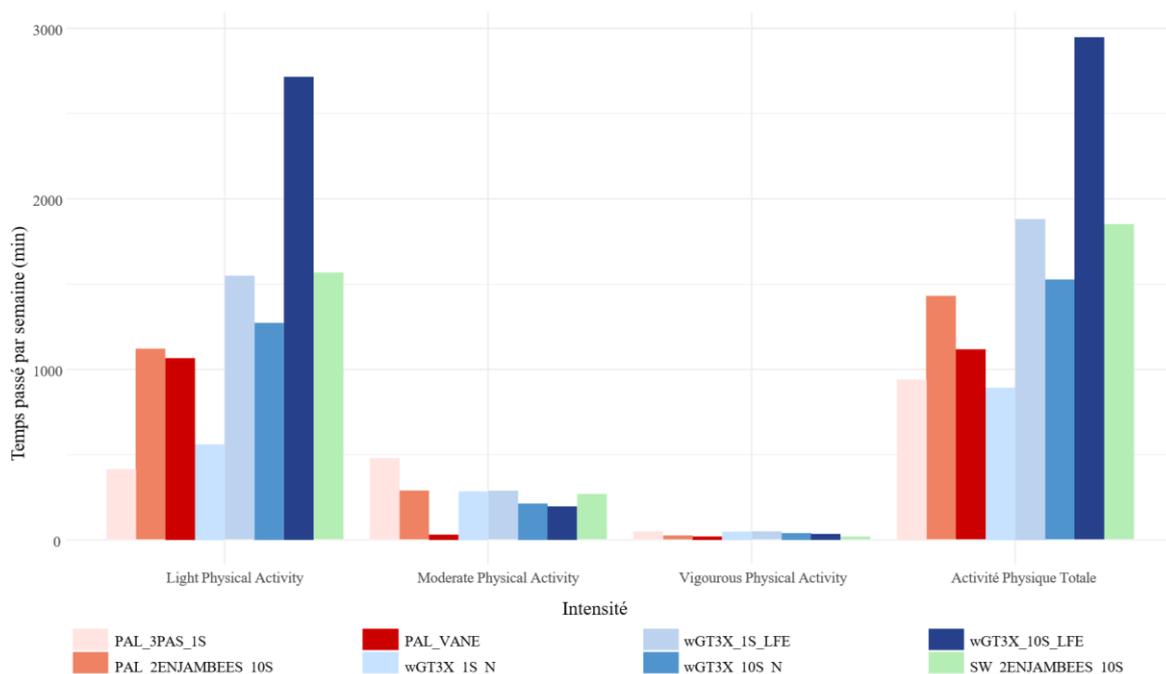


Figure 34 – Temps passé par semaine à chaque intensité d'Activité Physique.

5.2. Validité convergente : patients AOMI

5.2.1. Résultats globaux

Les données globales sont présentées en tableau 11.

	Temps moyen passé à marcher par jour	Temps moyen passé arrêté par jour	Nombre de pas moyen par jour (pas)	Cadence moyenne (pas/min)
SW_2ENJAMBEES_10S	3h17min26s	10h42min3s	9907	41
wGT3X_1S_LFE	2h52min8s	9h39min34s	10212	53
wGT3X_1S_N	1h12min27s	11h52min19s	4658	54
wGT3X_10S_LFE	5h8min17s	8h34min19s	11739	29
wGT3X_10S_N	2h18min56s	10h45min48s	4975	26

Tableau 11 - Résultats globaux pour les patients AOMI.

5.2.2. StepWatch 3

Les données de l'article d'Orendurff et al. (2008) ont été aussi ajoutées sur le graphique. Les résultats concernant les *bouts* de marche sont exposés dans les figures 35 et 36.

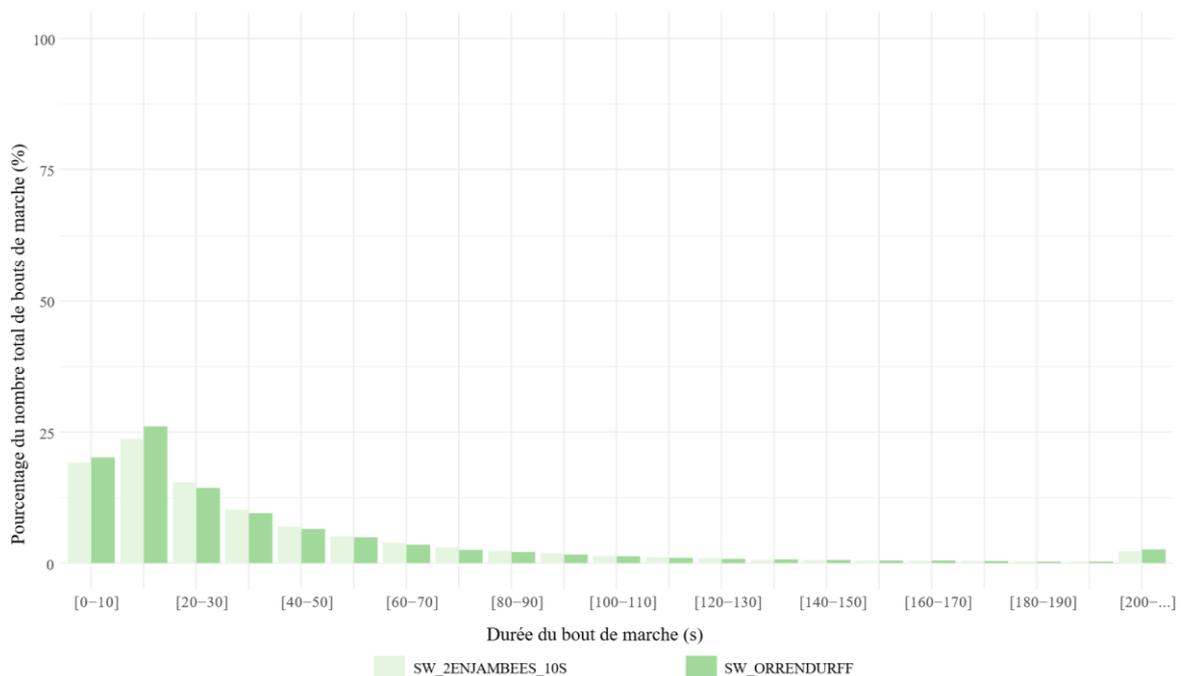


Figure 35 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la durée du bout - StepWatch.

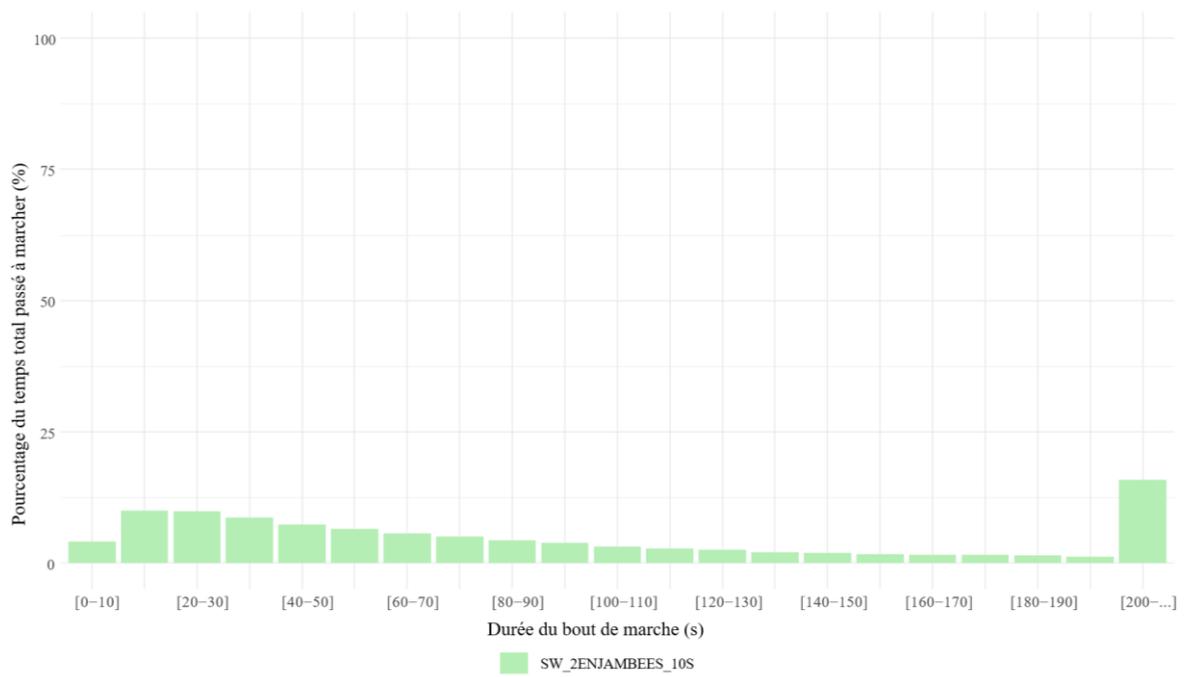


Figure 36 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout – StepWatch.

Les résultats concernant les *bouts* de d'arrêt sont exposés dans les figures 37 et 38.

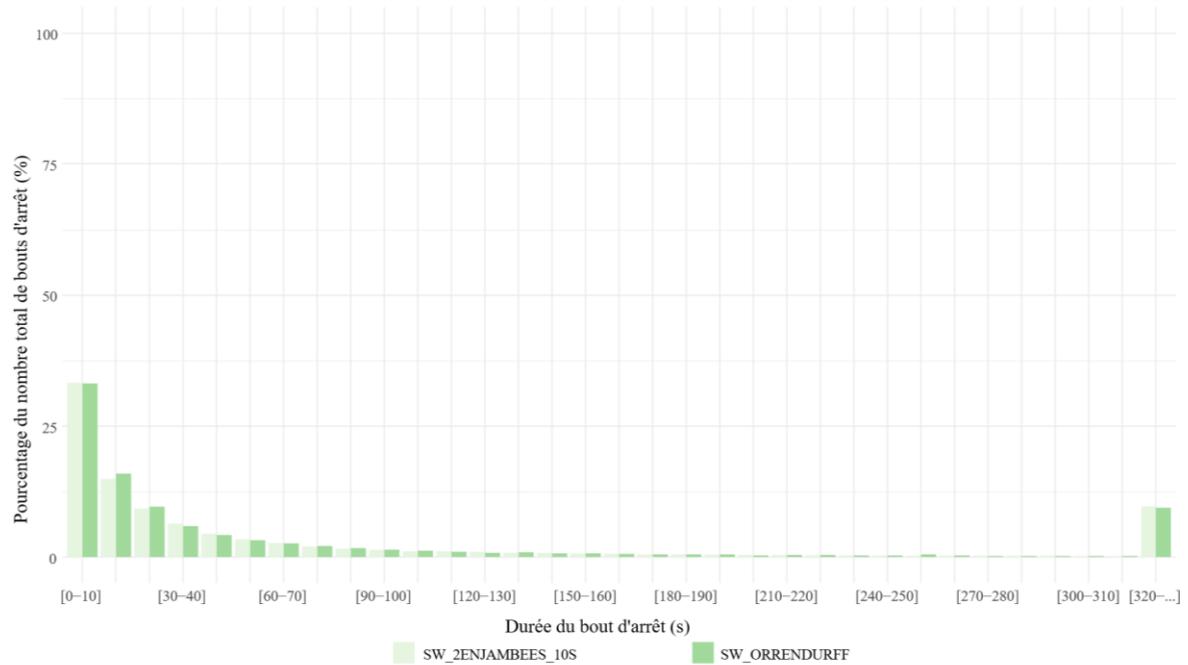


Figure 37 - Pourcentage du nombre total de bouts d'arrêt en fonction de la durée du bout – StepWatch.

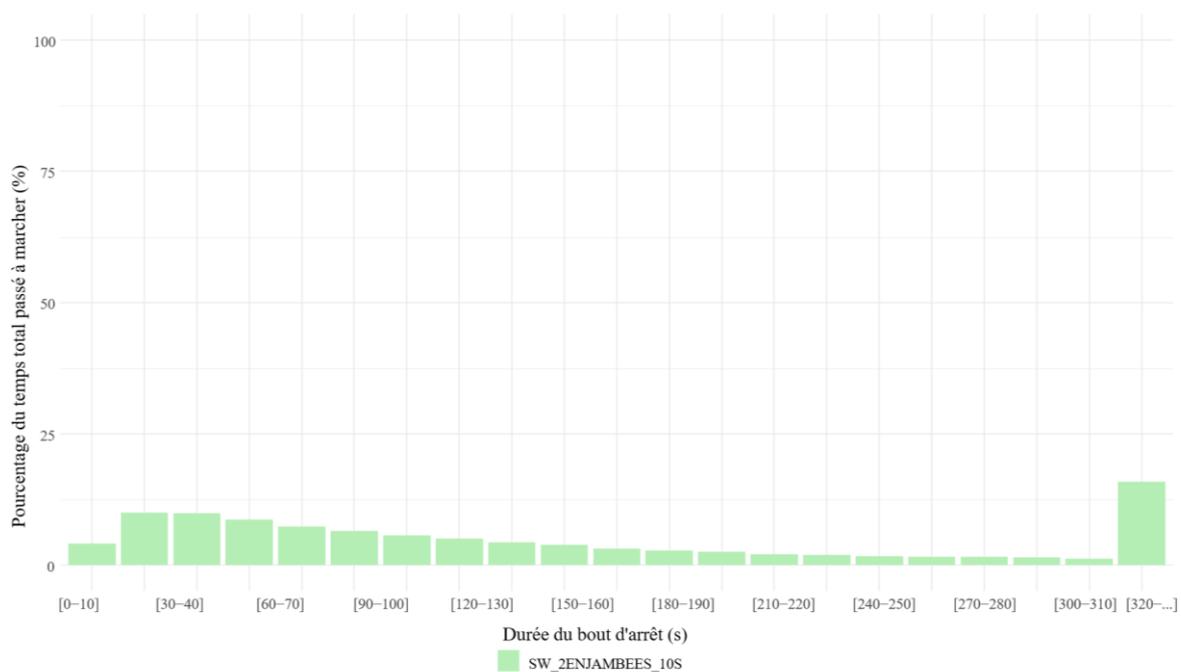


Figure 38 - Pourcentage du temps total arrêté en fonction de la durée du bout – StepWatch.

Les résultats concernant la cadence de marche sont exposés dans les figures 39 et 40.

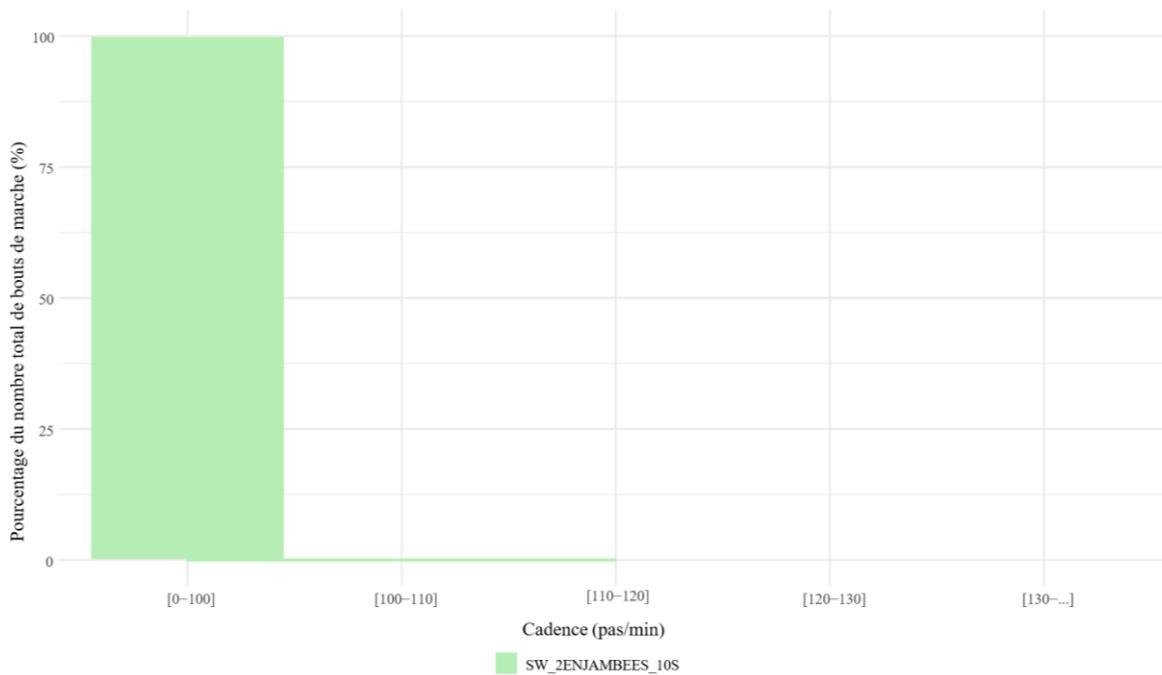


Figure 39 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la cadence – StepWatch.

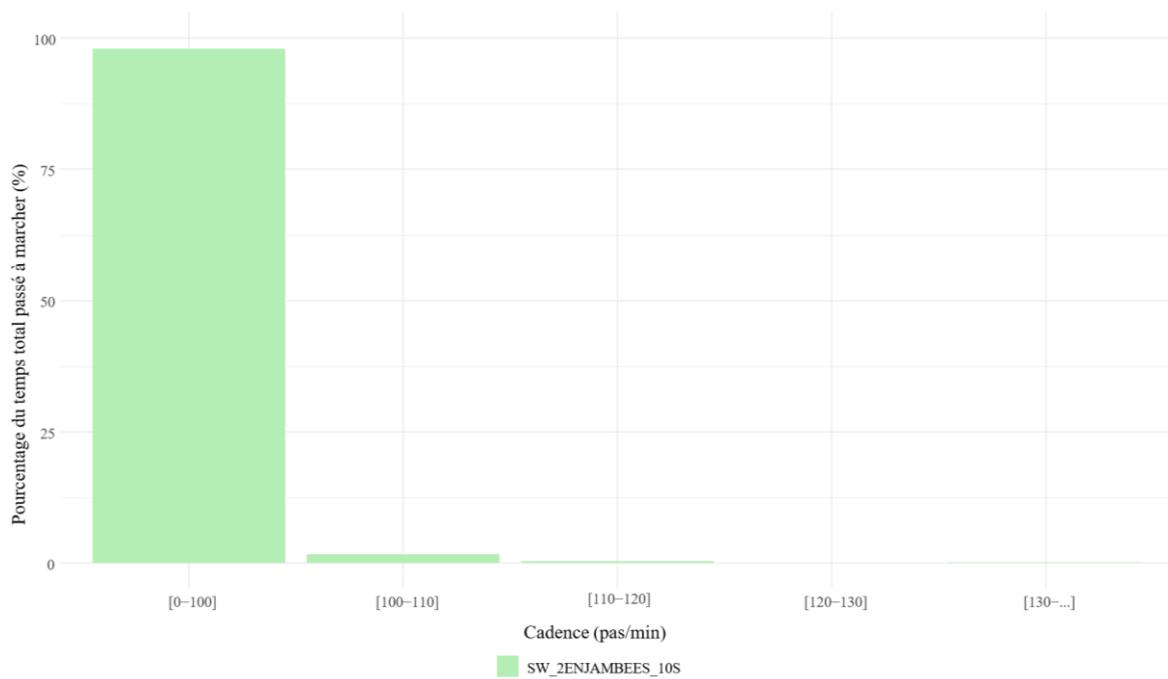


Figure 40 - Pourcentage du nombre total passé à marcher en fonction de la cadence – StepWatch.

5.2.3. wGT3X+

Les résultats concernant les *bouts* de marche sont exposés dans les figures 41 et 42.

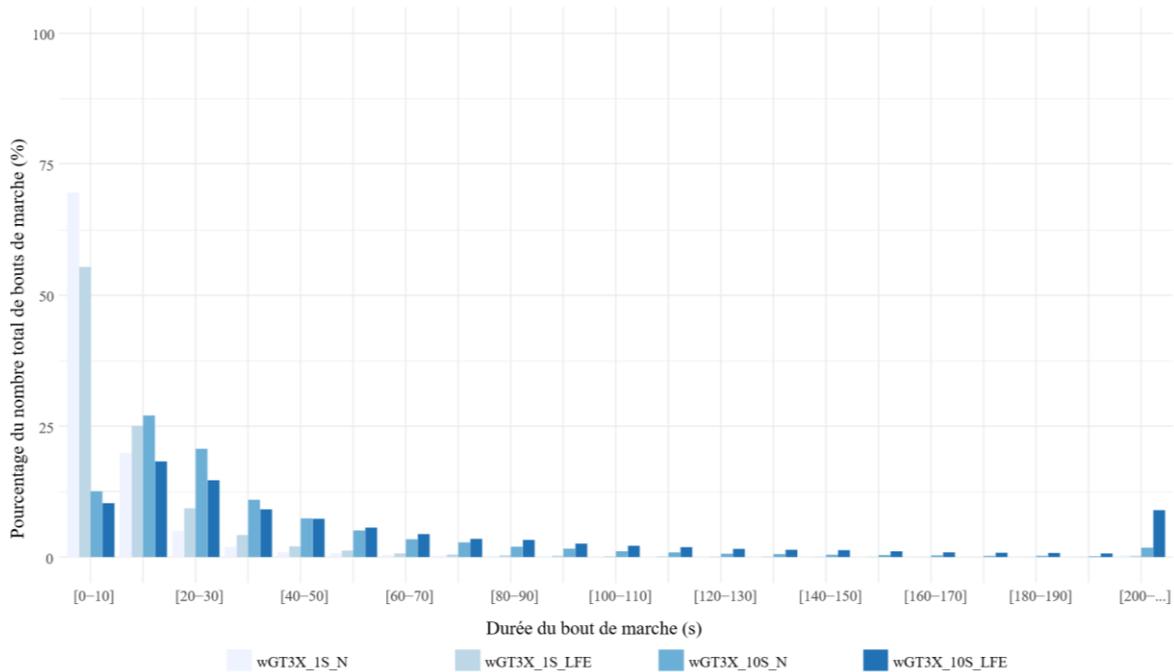


Figure 41 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la durée du bout – wGT3X.

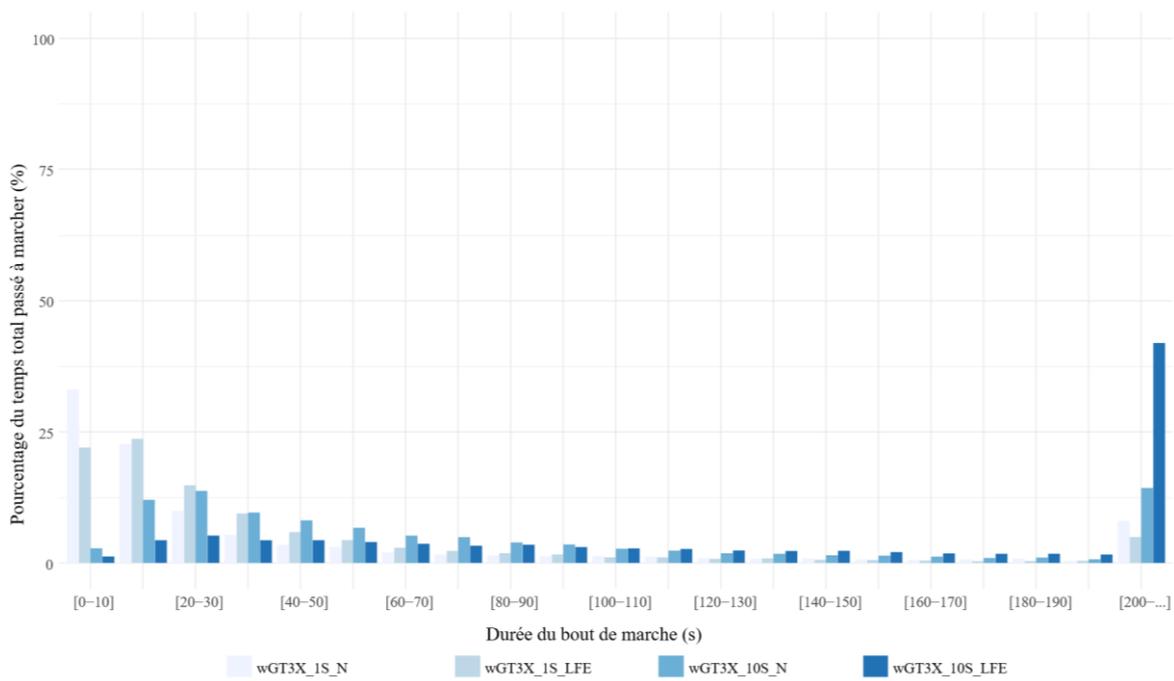


Figure 42 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout – wGT3X.

Les résultats concernant les *bouts* de d'arrêt sont exposés dans les figures 43 et 44.

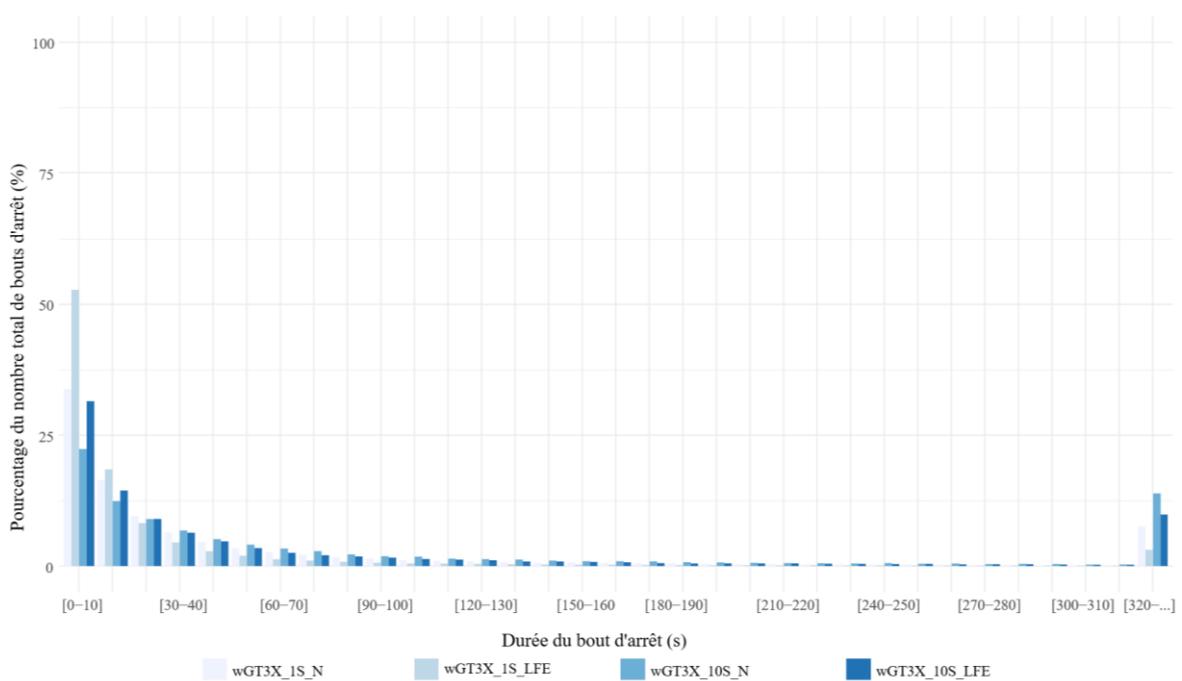


Figure 43 - Pourcentage du nombre total de bouts d'arrêt en fonction de la durée du bout – wGT3X.

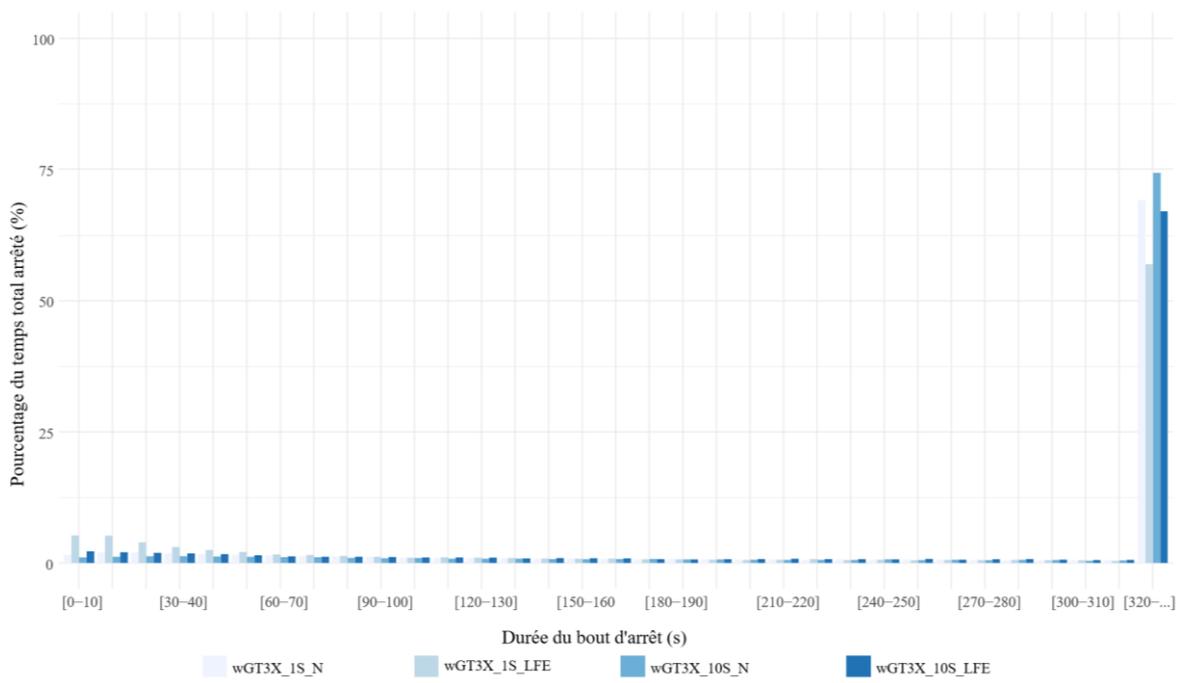


Figure 44 - Pourcentage du temps total arrêté en fonction de la durée du bout – wGT3X.

Les résultats concernant la cadence de marche sont exposés dans les figures 45 et 46.

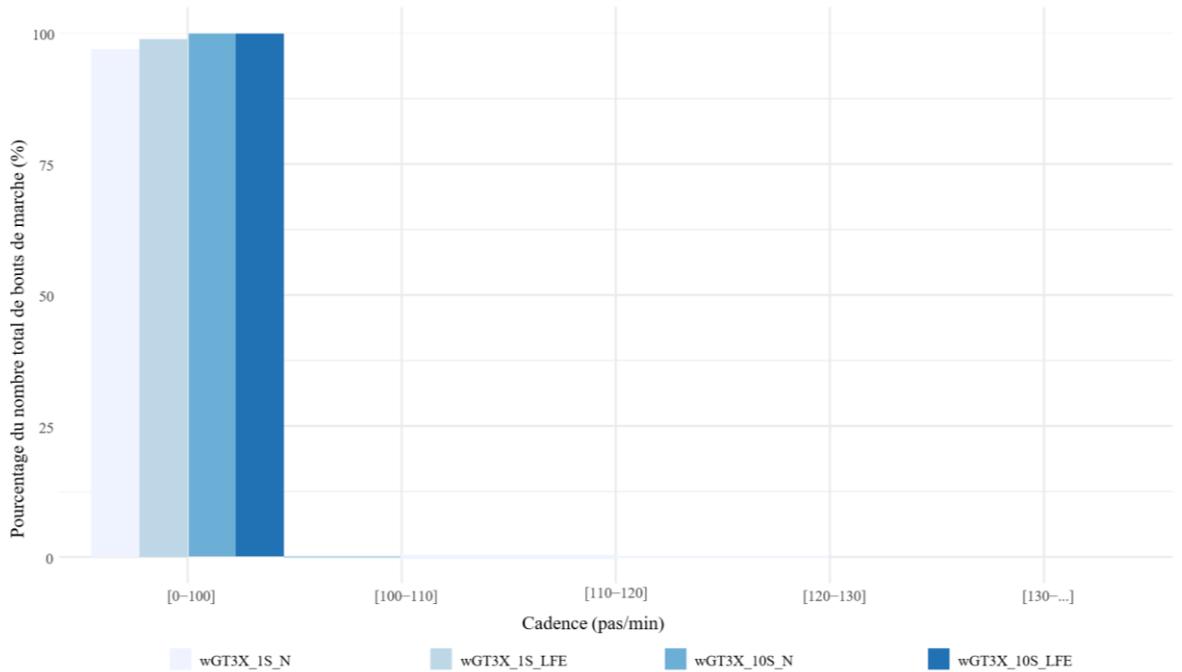


Figure 45 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la cadence – wGT3X.

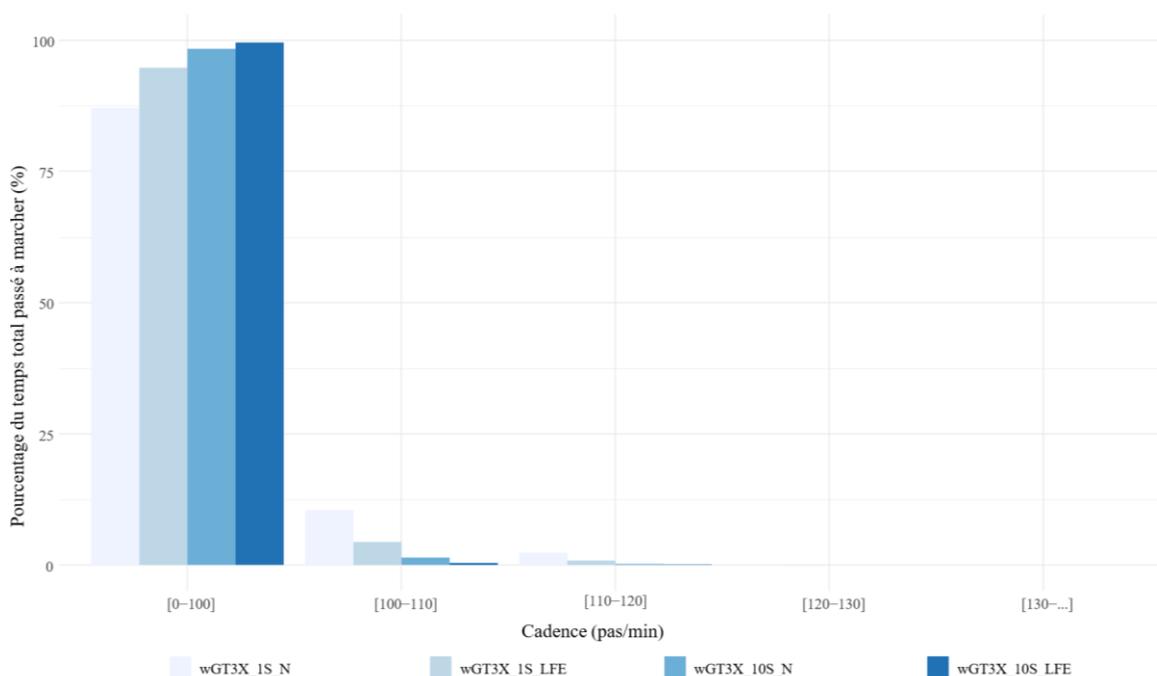


Figure 46 - Pourcentage du nombre total passé à marcher en fonction de la cadence – wGT3X.

5.2.4. Comparaisons

Les comparaisons entre outils et méthodes concernant les *bouts* de marche sont exposées dans les tableaux 12 / 13 et les figures 47 / 48.

Pourcentage du nombre total de <i>bout</i> de marche					
Durée du <i>bout</i> de marche (s)	wGT3X_1S_LFE	wGT3X_1S_N	wGT3X_10S_LFE	wGT3X_10S_N	SW_2ENJAMB EES_10S
0-199	99,75	99,67	90,41	98,06	97,47
200-299	0,16	0,22	4,56	1,06	1,52
300-399	0,05	0,07	2,04	0,45	0,52
400-499	0,02	0,02	1,08	0,19	0,24
500-599	0,01	0,01	0,66	0,11	0,13
600-699	0,00	0,01	0,40	0,03	0,03
700-799	0,00	0,00	0,26	0,04	0,04
800-899	0,00	0,00	0,18	0,01	0,01
900-999	0,00	0,00	0,12	0,02	0,01
1000-1999	0,00	0,00	0,29	0,04	0,03
2000-2999	0,03	0,00	0,00	0,00	0,00
3000-4999	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
5000-...	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Tableau 12 - Pourcentage du nombre total de *bout* de marche en fonction de la durée du *bout*.

Pourcentage du temps total passé à marcher					
Durée du bout de marche (s)	wGT3X_1S_LFE	wGT3X_1S_N	wGT3X_10S_LFE	wGT3X_10S_N	SW_2ENJAMB EES_10S
0-199	95,05	91,90	56,52	85,05	82,97
200-299	2,57	4,18	12,75	5,71	7,60
300-399	1,12	2,04	8,17	3,46	3,50
400-499	0,49	0,71	5,57	1,88	2,11
500-599	0,36	0,45	4,15	1,25	1,49
600-699	0,19	0,34	2,99	0,43	0,50
700-799	0,04	0,10	2,23	0,61	0,59
800-899	0,10	0,11	1,81	0,18	0,19
900-999	0,00	0,00	1,26	0,35	0,14
1000-1999	0,08	0,17	4,32	1,08	0,91
2000-2999	1,94	0,00	0,08	0,00	0,00
3000-4999	1,36	0,00	0,17	0,00	0,00
5000-...	0,28	0,00	0,00	0,00	0,00

Tableau 13 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout.

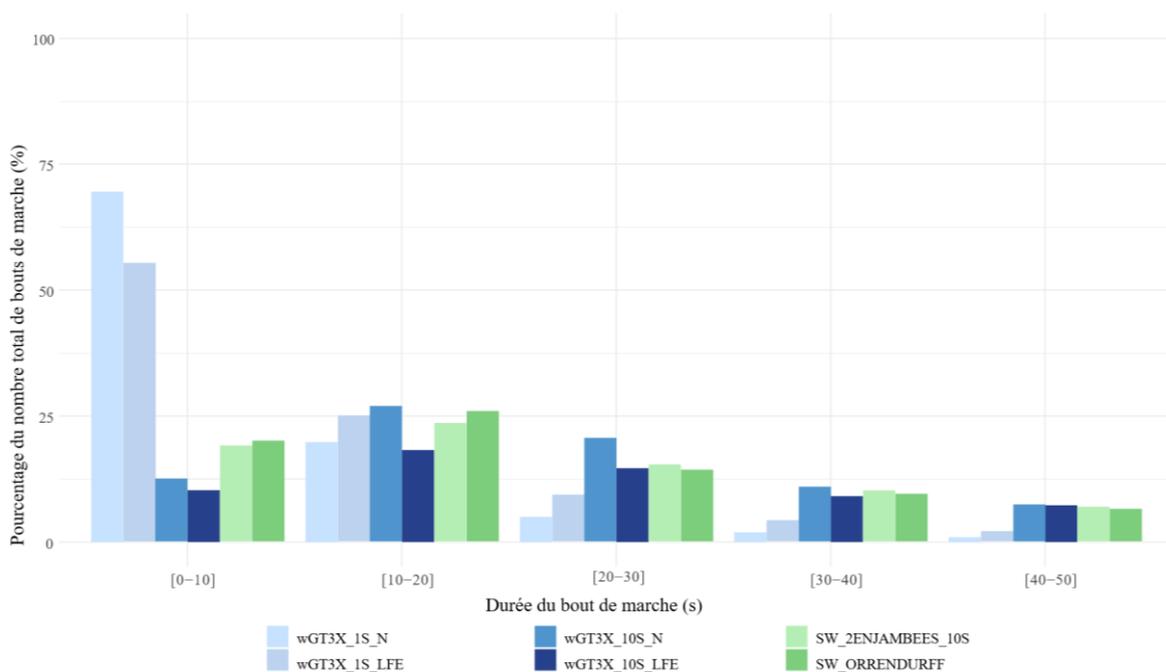


Figure 47 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la durée du bout.

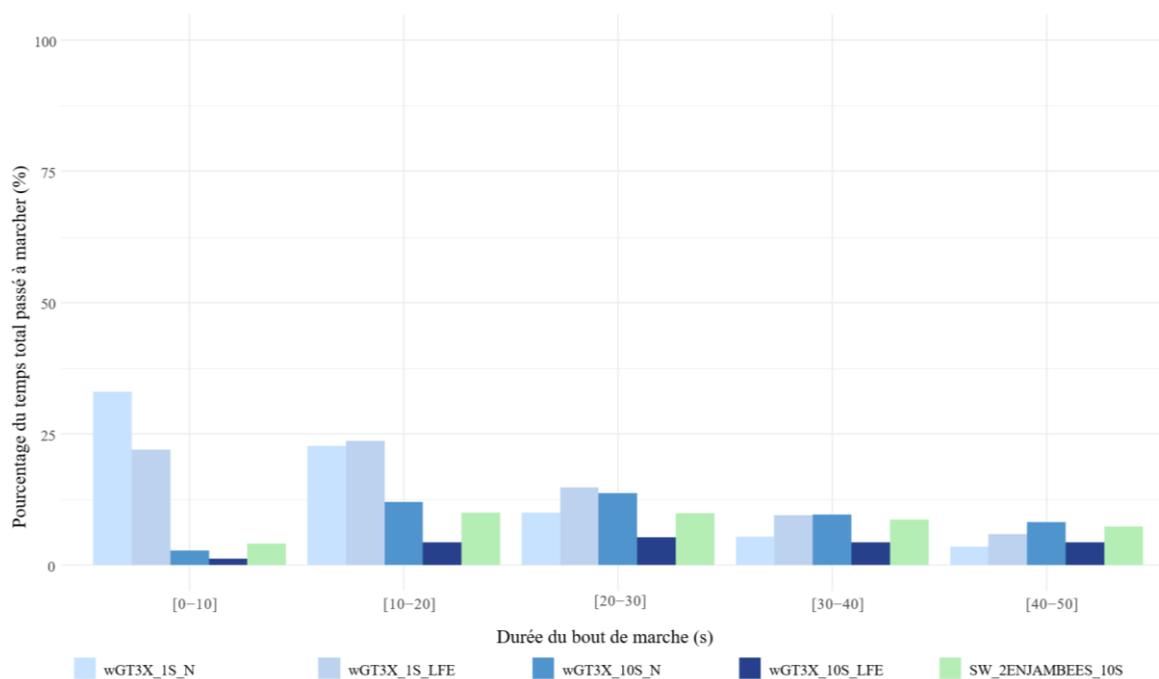


Figure 48 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout.

Les comparaisons entre outils et méthodes concernant les *bouts* de d'arrêt sont exposées dans les tableaux 14 / 15 et les figures 49 / 50.

Pourcentage du nombre total de <i>bout</i> d'arrêt					
Durée du <i>bout</i> d'arrêt (s)	wGT3X_1S_LFE	wGT3X_1S_N	wGT3X_10S_LFE	wGT3X_10S_N	SW_2ENJAMBEES_10S
0-299	96,74	92,04	89,39	85,20	89,67
300-399	0,71	1,65	2,35	2,97	1,97
400-499	0,50	1,10	1,68	2,16	1,45
500-599	0,37	0,83	1,16	1,55	1,12
600-699	0,31	0,64	0,96	1,20	0,83
700-799	0,22	0,51	0,69	0,98	0,63
800-899	0,17	0,37	0,58	0,62	0,50
900-999	0,15	0,34	0,47	0,65	0,47
1000-1999	0,61	1,59	1,95	2,99	2,20
2000-4999	0,21	0,82	0,70	1,50	1,00
5000-...	0,01	0,10	0,05	0,19	0,15

Tableau 14 - Pourcentage du nombre total de *bout* d'arrêt en fonction de la durée du *bout*.

Pourcentage du temps total passé arrêté					
Durée du bout d'arrêt (s)	wGT3X_1S_LFE	wGT3X_1S_N	wGT3X_10S_LFE	wGT3X_10S_N	SW_2ENJAMBE ES_10S
0-299	42,04	29,77	31,18	24,21	26,15
300-399	4,67	4,72	5,70	4,85	4,15
400-499	4,34	4,07	5,29	4,55	4,09
500-599	3,84	3,71	4,44	4,04	3,73
600-699	3,87	3,41	4,35	3,66	3,28
700-799	3,18	3,12	3,65	3,43	2,86
800-899	2,72	2,62	3,39	2,50	2,62
900-999	2,67	2,66	3,11	2,93	2,82
1000-1999	16,18	18,30	18,71	20,01	19,05
2000-4999	11,12	19,26	13,35	20,31	18,53
5000-...	5,37	8,36	6,81	9,52	12,72

Tableau 15 - Pourcentage du nombre total de bout de marche en fonction de la durée du bout.

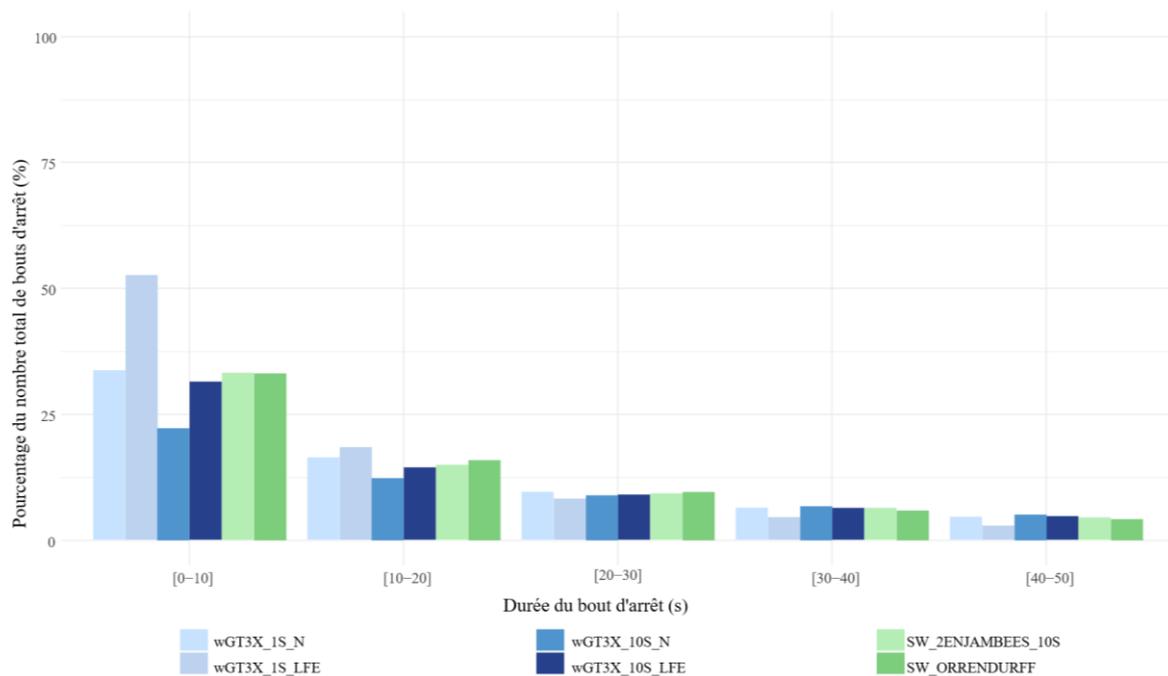


Figure 49 - Pourcentage du nombre total de bouts d'arrêt en fonction de la durée du bout.

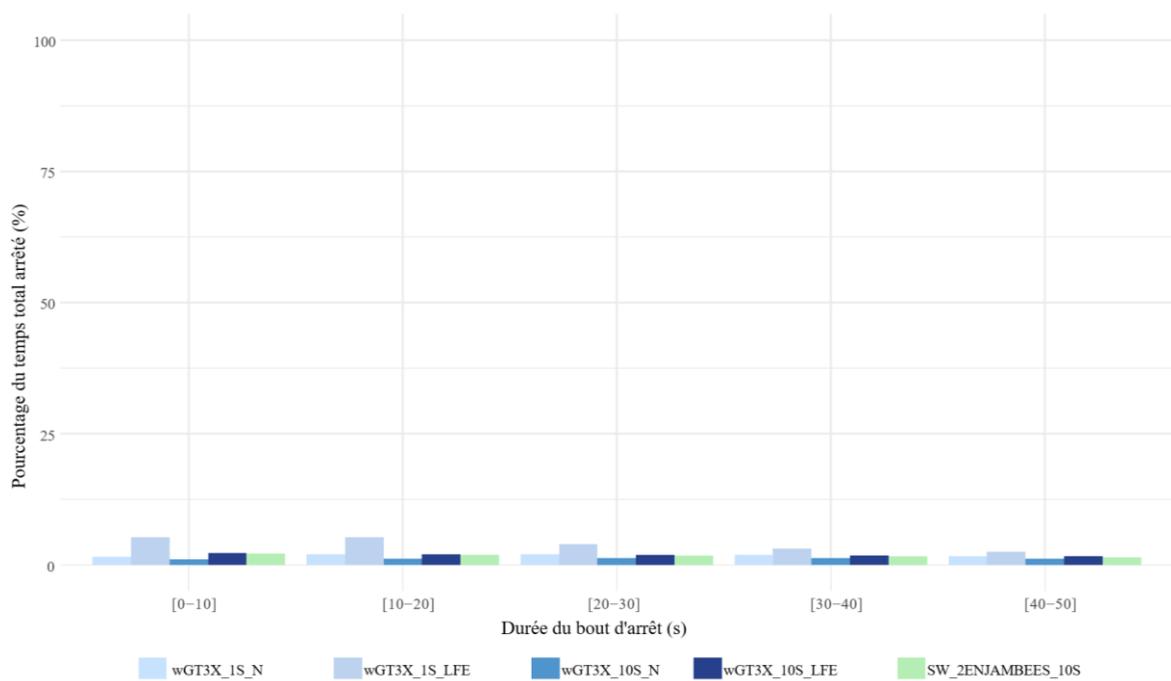


Figure 50 - Pourcentage du temps total arrêté en fonction de la durée du bout – wGT3X.

Les comparaisons entre outils et méthodes concernant la cadence sont exposées dans les figures 51 / 52.

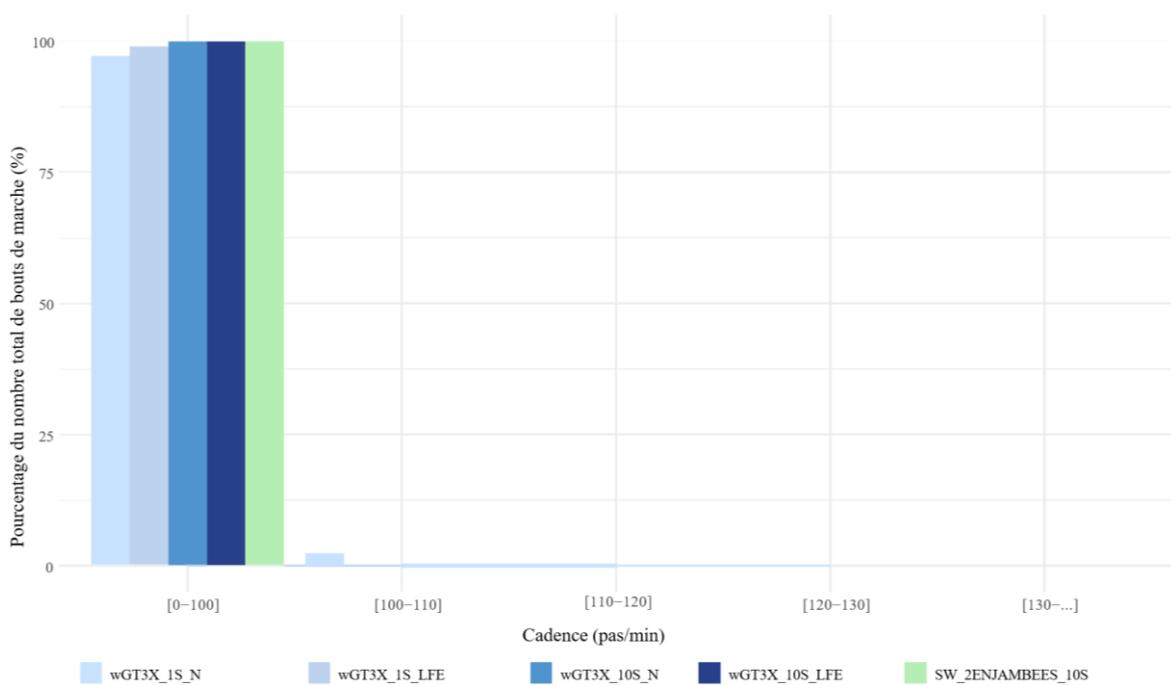


Figure 51 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la cadence.

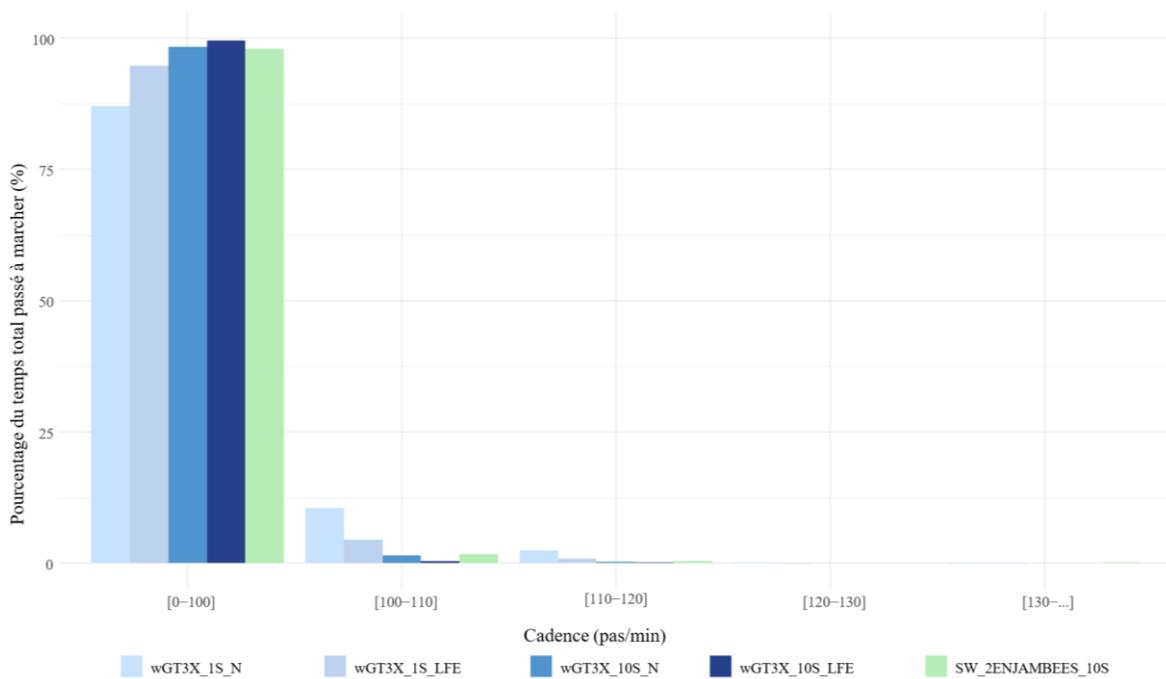


Figure 52 - Pourcentage du nombre total passé à marcher en fonction de la cadence.

5.2.5. Estimation de la Dépense Energétique

Tout comme pour les sujets sains, à partir des données de cadence et des seuil établis dans la littérature, il est possible d'estimer le temps passé à chaque intensité selon les outils utilisés (figure 53).

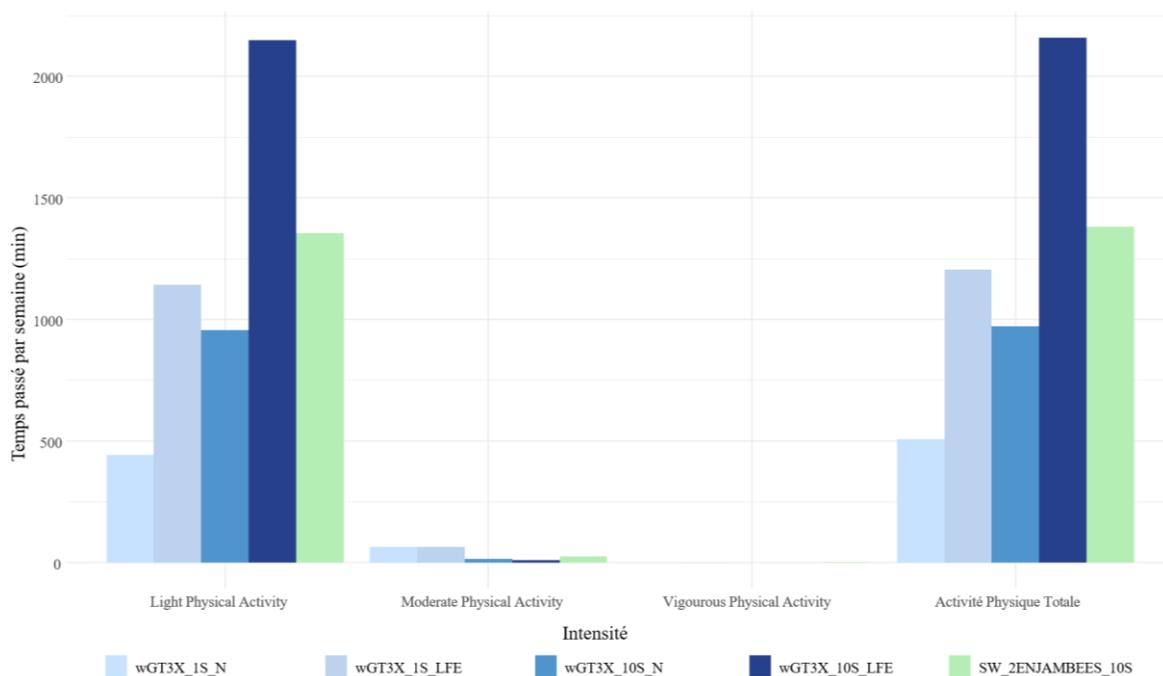


Figure 53 - Temps passé par semaine à chaque intensité d'Activité Physique.

5.3. Validité critériée

Ces résultats ont été analysés par Morgan dans son mémoire. Il ne s'agit pas de tous les retranscrire mais d'en comprendre ici les principales conclusions.

5.3.1. Contexte de laboratoire : volet 1

Les erreurs de mesure concernant le nombre de pas en conditions contrôlées sont présentées dans les tableaux 16 et 17.

Pente (en pourcentage)	MAPE_SW4 (%)	MAPE_wGT3X_Poignet (%)	MAPE_wGT3X_Hanche (%)	MAPE_PAL (%)
0	2.1	5.2	7.7	2.8
5	2.3	6.4	7.5	2.7
10	2.1	5.1	5.0	2.2
Total	2.2	5.6	6.7	2.5

Tableau 16 – Nombre de pas : Mean Absolute Percentage Error en fonction de l'outil et de la pente.

Vitesse (en km/h)	MAPE_SW4 (%)	MAPE_wGT3X_Poignet (%)	MAPE_wGT3X_Hanche (%)	MAPE_PAL (%)
2	4.3	4.0	17.0	3.6
4	1.3	4.7	1.9	1.9
6	0.9	7.9	1.3	2.1
Total	2.2	5.6	6.7	2.5

Tableau 17 – Nombre de pas : Mean Absolute Percentage Error en fonction de l'outil et de la vitesse de marche.

5.3.2. Contexte de Free-Living : volet 2

Les erreurs de mesure concernant le nombre de pas en conditions de vie quotidienne sont présentées dans le tableau 18.

	SW4	wGT3X_Poignet	wGT3X_Hanche	PAL
Nombre de pas mesurés	7359	8667	7365	5882
Nombre de pas Gold-Standard		6866		
Erreur (en pourcentage)	7.18	26.23	7.27	-14.33

Tableau 18 – Nombre de pas : différences et erreur de mesure par rapport au Gold-Standard.

Les données ont ensuite été traitées avec la méthode 3PAS_1S afin de détecter les *bouts* de marche et d'arrêt. Cette détection a ensuite été comparée avec les données Gold-Standard afin de juger de l'erreur de discrimination marche-arrêt calculée par cette méthode. Pour PAL, sur l'ensemble des sujets, ce pourcentage d'erreur est de 11.3%.

6. Discussion

L'objectif de ce travail était d'évaluer l'effet de l'utilisation des outils et des méthodes sur les données produites par la méthode accélérométrique. Plusieurs réponses semblent émerger des résultats présentés.

6.1. Réflexions sur la validité convergente

En examinant la validité convergente des données issues de méthodes de traitement des résultats identiques sur des outils différents, il devient possible d'estimer l'impact de cette variable sur les données produites. Inversement, en examinant la validité convergente des données issues de différentes méthodes de traitement des résultats sur des outils identiques, il devient possible d'estimer l'effet de cette variable sur les données produites.

6.1.1. Résultats globaux

Impact des outils

En étudiant la validité convergente de SW_2ENJAMBEES_10S, wGT3X_10S_LFE, wGT3X_10S_N, PAL_2ENJAMBEES_10S, mais aussi celle de de wGT3X_1S_LFE, wGT3X_1S_N, PAL_3PAS_1S, nous pouvons estimer l'impact de l'outil sur les données produites, car la variable « méthode » est neutralisée.

Concernant les résultats globaux, plusieurs éléments sont à souligner : les outils présentent des résultats très différents (tests statistiques en cours) en termes de nombre de pas, de cadence et de temps moyen passé à marcher ou arrêté. Ainsi, pour les sujets sains, PAL comptabilise 13529 pas par jour en moyenne (moyennes des trois valeurs pour chaque outil), SW en comptabilise 16252, le wGT3X_N environ 11000 et le wGT3X_LFE environ 18750 (moyennes des deux valeurs pour chaque outil). Au regard de la littérature qui semble présenter le SW3TM comme l'outil le plus valide pour estimer le nombre de pas et en plaçant donc cet outil comme référence, nous pouvons faire l'hypothèse que PAL sous-estime ce nombre de pas ($MPE = -17.5\%$), que wGT3X_LFE le surestime ($MPE = 17.8\%$) et que wGT3X_N le sous-estime grandement ($MPE = -30.9\%$), et ce pour la même méthode (2ENJAMBEES_1S). Ainsi, le réglage LFE qui présente une sensibilité accrue aux intensités d'activité plus faibles comptabilise beaucoup plus de pas que les autres outils, on peut supposer qu'il traduit certains signaux accélérométriques comme étant des pas alors que ce n'est en réalité pas le cas.

Concernant la discrimination entre le temps passé arrêté et le temps passé à marcher, les différences dans les résultats sont elles aussi marquées : le temps passé à marcher est compris entre 2h45min pour wGT3X_N et 5h30min pour wGT3X_LFE (moyenne des deux valeurs pour chaque outil), c'est-à-dire quasiment une différence de +100% selon que l'on utilise ou non le filtre LFE. La littérature semble présenter PAL comme outil de référence sur la catégorisation des événements -assis, debout, marche- (cf. 2.3.4) : si nous comparons les autres outils à partir des données traitées par son logiciel source (PAL_VANE), nous obtenons les résultats suivants. Le SW et le wGT3X_LFE surestiment grandement le temps passé à marcher (respectivement $MPE = 65.7\%$, $MPE = 112.5\%$), et le wGT3X_N le surestime légèrement ($MPE = 8.3\%$). Ce temps passé en activité est notamment une conséquence de la comptabilisation du nombre de pas. En effet, si plus de pas sont comptés, alors le temps d'activité est susceptible d'être maximisé. D'ailleurs, nous pouvons voir que les outils présentant la sensibilité la plus faible sont aussi ceux qui ont comptabilisé le moins de temps passé à marcher : wGT3X_N et PAL ont comptabilisé moins de pas et aussi moins de temps passé à marcher.

Concernant la cadence moyenne, les différences sont là aussi marquées. Les valeurs s'échelonnent de 29 à 103 pas/min pour les sujets sains, et cette cadence semble plus dépendante de la méthode de traitement des résultats que des outils car on observe une disparité forte entre les mesures produites par un même outil (41-103 pas/min pour PAL, 30-54 pas/min pour wGT3X_LFE et 29-60 pas/min pour wGT3X_N).

NB : il n'existe pas de relation entre la cadence moyenne et le nombre de pas moyen par jour / le temps moyen passé à marcher par jour car la cadence moyenne est calculée non pas en fonction du temps passé à marcher mais en fonction de la cadence moyenne par bout.

Impact des méthodes

En étudiant la validité convergente de PAL_3PAS_1S / PAL_2ENJAMBEES_10S / PAL_VANE, celle de wGT3X_10S_LFE / wGT3X_1S_LFE ou celle de wGT3X_10S_N / wGT3X_1S_N, nous pouvons estimer l'impact des méthodes sur les données produites, car la variable « outil » est neutralisée.

Concernant les résultats globaux, plusieurs éléments sont à souligner : les méthodes présentent des résultats très différents (tests statistiques en cours) en termes de nombre de pas, de cadence et de temps moyen passé à marcher ou arrêté.

Pour le nombre de pas moyen des sujets sains, la variable méthode semble moins explicative que la variable outil car une même méthode présente un écart moyen (EM) élevé (EM_3PAS_1S = 2808 et EM_2ENJAMBEES_10S = 3033) là où la variable outil présente des écarts moyens beaucoup plus faibles (EM_PAL = 75, EM_wGT3X_N = 347 et EM_wGT3X_LFE = 298). Aucune tendance ne semble discernable, la méthode 3PAS_1S induit pour PAL une augmentation de 1.6%, une diminution de 3.6% pour wGT3X_N et une diminution de 5.3% pour wGT3X_LFE par rapport à la méthode 2ENJAMBEES_10S. Concernant la méthode VANE, elle présente des valeurs très similaires aux deux autres méthodes pour PAL (-0.7% par rapport à 3PAS_1S et +0.9% par rapport à 2ENJAMBEES_10S).

Concernant la discrimination entre le temps passé arrêté et le temps passé à marcher, les différences dans les résultats sont elles aussi marquées : le temps passé à marcher est en moyenne de 2h56 pour 3PAS_1S et 4h34min pour 2ENJAMBEES_10S (+55.2%). Cependant, on observe des valeurs très proches entre PAL et wGT3X_N (+5.5% pour 3PAS_1S et -6.4% pour 2ENJAMBEES_10S). Une tendance semble se dégager : la méthode 2ENJAMBEES_10S semble ainsi augmenter le temps passé à marcher par rapport à la méthode 3PAS_1S (+52.2% pour PAL, +71.7% pour wGT3X_N et +52.6% pour wGT3X_LFE). Cette influence était attendue au regard des caractéristiques des méthodes : la méthode 2ENJAMBEES_10S procède sur des *epochs* de 10 secondes, elle labellise donc les *bouts* de marche sur cette résolution. Or, si un individu ne marche par exemple que sur 3 des 10 secondes, cette méthode considérera les 10 secondes comme de la marche. Une surestimation du temps passé à marcher est donc inévitable. L'hypothèse est que la méthode 3PAS_1S, qui fonctionne elle sur des *epochs* de 1 seconde discrimine plus précisément la marche de l'arrêt. Concernant la méthode VANE qui procède au traitement des données sur des *epochs* de 0.1s, on peut s'attendre à une précision encore accrue, néanmoins, comme elle n'applique pas d'algorithme spécifique pour filtrer les « *bouts* », on peut émettre l'hypothèse qu'elle conserve des données qui relèvent plus d'un phénomène de « bruit » dans le signal que d'un réel *bout* de marche. En effet, la pertinence de la capacité à déceler les *bouts* de 0.1s par la méthode VANE est à questionner au regard de la réalité biomécanique d'un *bout* d'une telle durée. D'ailleurs, malgré cette résolution plus précise qui est censée mieux discriminer la marche et l'arrêt par la méthode VANE, on observe que le temps passé à marcher est plus élevé que la méthode 3PAS_1S alors qu'il devrait être plus faible. Cela s'explique car la méthode 3PAS_1S a exclu du traitement tous les *bouts* qui ne faisaient pas sens au regard de la caractérisation biomécanique de la marche.

Concernant la cadence moyenne, les différences sont là aussi marquées. La méthode 3PAS_1S traduit des cadences largement plus élevées en moyenne que la méthode 2ENJAMBEES_10S (+102.3%). Plus précisément, cette tendance est de +139.6% pour PAL, +80% pour wGT3X_N et +106.9% pour wGT3X_LFE. Cela était attendu car nous avons montré que la méthode 3PAS_1S discriminait mieux la marche et l'arrêt, elle permettrait donc d'avoir une valeur plus précise de la cadence. En effet, cette valeur dépend grandement de la capacité à déterminer la durée précise de chaque *bout* de marche.

Les tendances remarquées sur les bouts de marche chez les sujets sains sont similaires chez les sujets AOMI.

6.1.2. Bouts de marche

Impact des outils

Comme précédemment, nous pouvons estimer l'impact des méthodes sur les données produites, en neutralisant la variable « outil ». En étudiant la validité convergente de SW_2ENJAMBEES_10S, wGT3X_10S_LFE, wGT3X_10S_N, PAL_2ENJAMBEES_10S, nous pouvons voir une différence marquée sur la distribution des *bouts* de marche (tests statistiques en cours). Cette différence semble particulièrement prégnante sur les *bouts* de marche de durée courte (de [0-10] secondes à [20-30] secondes), que ce soit chez les sujets sains ou chez les patients AOMI. Cette tendance semble confirmée au regard de la validité convergente de wGT3X_1S_LFE, wGT3X_1S_N, PAL_3PAS_1S. Ainsi, PAL semble plus sensible pour détecter les *bouts* de marche très courts, comme le montre la fréquence des *bouts* de [0-10] secondes plus élevée que pour le wGT3X ou l'ActivPAL. Une hiérarchie semble ainsi se dessiner : PAL discrimine plus de petits *bouts* de marches, puis le StepWatch, le wGT3X_N et enfin le wGT3X_LFE. Cette hiérarchie est inversée pour les longs *bouts* (PAL en détecte moins que les autres outils), ce qui apparaît cohérent et nous permet de formuler une hypothèse : PAL semblerait plus sensible pour discriminer les petites périodes de marche et les petites périodes d'arrêt.

Impact des méthodes

L'impact des méthodes sur les données semble plus important que celui des outils sur la distribution des *bouts* de marche. En effet, la différence de mesure entre les outils à méthode égale est plus importante que la différence entre les méthodes pour des outils identiques. Par exemple, si pour le *bout* de 10 secondes, PAL, wGT3X_N et wGT3X_LFE présentent un écart

à la moyenne selon la méthode de respectivement 20.70%, 28.53% et 23.53%, les écarts à la moyenne de la méthode 3PAS_1S et de 2ENJAMBEES_10S selon l'outil sont respectivement de 8.56% et 5.43%. D'ailleurs, les distributions présentent des profils identiques selon la méthode, mais pas selon l'outil. Ainsi, le profil de distribution des *bouts* de marche de la méthode 3PAS_1S suit systématiquement un modèle de décroissance exponentielle inverse quel que soit l'outil, tandis que celui de la méthode 2ENJAMBEES_10S présente une courbe qui croit de [0-10] à [0-20] puis qui décroît. Par comparaison avec les résultats de l'étude de référence sur les *bouts* de marche d'Orendurff et al. (2008), nous obtenons une distribution très similaire avec nos résultats lorsque la même méthode est appliquée (2ENJAMBEES_10S), et ce quel que soit l'outil. Pour le même outil et la même méthode (SW_2ENJAMBEES_10S), les valeurs sont très proches de celles de l'étude de référence (*Mean Absolute Error* = 0.42 en termes de pourcentage du nombre total de *bouts* de marche en fonction de la durée du *bout*). Le fait que les sujets sains de l'étude ELECTRO-PAD soient très actifs ne semble donc pas avoir d'effet marqué sur la distribution des *bouts* de marche par rapport aux sujets de l'étude d'Orendurff.

En outre, contrairement à ce que les résultats issus de la méthode d'Orendurff semblaient montrer, les résultats issus de la méthode 3PAS_1S suggèrent que le *bout* de marche le plus fréquent lors de la vie quotidienne ne serait pas celui de 20 secondes mais bien celui de 10 secondes.

Les tendances remarquées sur les *bouts* de marche chez les sujets sains sont similaires chez les sujets AOMI.

6.1.3. Bouts d'arrêt

Impact des outils

Nous pouvons aussi voir une différence marquée sur la distribution des *bouts* d'arrêt (tests statistiques en cours). Tout comme pour la marche, cette différence semble particulièrement prégnante sur les *bouts* d'arrêt de durée courte (de [0-10] secondes à [20-30] secondes), que ce soit chez les sujets sains ou chez les patients AOMI. Néanmoins, dans le cas des *bouts* d'arrêt, c'est le wGT3X_LFE qui détecte le plus de *bouts* de [0-10] secondes, suivi de PAL, du SW et finalement du wGT3X_N. Cette hiérarchie est inversée pour les *bouts* longs (wGT3X_LFE en détecte moins que les autres outils).

Impact des méthodes

L'impact des méthodes sur les données semble aussi légèrement plus important que celui des outils sur la distribution des *bouts* de marche. En effet, la différence de mesure entre les outils à méthode égale est plus importante que la différence entre les méthodes pour des outils identiques. Par exemple, si pour le *bout* de 10 secondes, PAL, wGT3X_N et wGT3X_LFE présentent un écart à la moyenne selon la méthode de respectivement 7.70%, 6.93% et 11.91%, les écarts à la moyenne de la méthode 3PAS_1S et de 2ENJAMBEES_10S selon l'outil sont respectivement de 6.37% et 3.57%. Néanmoins, contrairement à ce qui a été observé pour les *bouts* de marche, toutes les distributions présentent des profils identiques quels que soient les outils ou les méthodes. Ainsi, le profil de distribution des *bouts* d'arrêt suit systématiquement un modèle de décroissance exponentielle inverse. Par comparaison avec les résultats de l'étude de référence sur les *bouts* de marche d'Orendurff et al. (2008), nous obtenons une distribution des résultats très similaire avec nos résultats, et ce quels que soient les outils ou méthodes. Pour le même outil et la même méthode (SW_2ENJAMBEES_10S), les valeurs sont très proches de celles de l'étude de référence (*Mean Absolute Error* = 0.14% en termes de pourcentage du nombre total de *bouts* d'arrêt en fonction de la durée du *bout*). Le fait que les sujets sains de l'étude ELECTRO-PAD soient très actifs ne semble donc pas avoir d'effet non plus sur la distribution des *bouts* d'arrêt par rapport aux sujets de l'étude d'Orendurff.

En outre, conformément à ce que les résultats issus de la méthode d'Orendurff semblaient montrer, les résultats issus de la méthode 3PAS_1S suggèrent que le *bout* d'arrêt le plus fréquent lors de la vie quotidienne serait bien celui de 10 secondes.

Les tendances remarquées sur les *bouts* de marche chez les sujets sains sont similaires chez les sujets AOMI.

6.1.4. Cadence

Impact des outils

Au regard de la distribution des cadences, il semblerait qu'à l'exception de PAL, les outils aient des difficultés à détecter des *bouts* avec des cadences élevées. Ainsi, la grande majorité des cadences des *bouts* de marche sont comprises entre 0 et 100 pas par minute (75.5% pour PAL, 98.6% pour wGT3X_LFE, 96.2% pour wGT3X_N et 98.8% pour SW).

Impact des méthodes

L'impact des méthodes sur la détection de la cadence des bouts de marche semble marqué. Ainsi, la méthode 3PAS_1S, comme attendu, détecte plus de *bouts* de marche dont la cadence est supérieure à 100 pas par minute. En effet, la meilleure discrimination de la durée des *bouts* par cette méthode permet d'obtenir une cadence plus précise. 3PAS_1S détecte ainsi en moyenne 77.5% des bouts de marche avec une cadence comprise entre 0 et 100 là où 2ENJAMBEES_10S en détecte 98.8% : cette méthode ne semble ainsi pas capable de détecter la cadence, elle sous-estime cette mesure. La méthode 3PAS_1S semble donc plus adaptée pour détecter les cadences avec précision, et plus particulièrement au travers de l'utilisation de PAL.

Les tendances remarquées sur les bouts de marche chez les sujets sains sont similaires chez les sujets AOMI.

6.1.5. Dépense Energétique

L'estimation de la Dépense Energétique étant dépendante de la cadence, les observations faites précédemment (6.1.4.) sont aussi applicables. La présentation des données au travers du temps passé par semaine apporte néanmoins de nouveaux éléments. Ainsi, on observe que le temps passé à différentes intensités est très variable, tout comme le temps total d'activité physique. Les variations sont très marquées, avec une augmentation de 230.6% entre la plus petite valeur (wGT3X_1S_N) et la plus grande (wGT3X_10S_LFE) en termes de temps total d'activité, ce qui révèle l'impact très important des outils et méthodes sur les données.

Impact des outils

Il semblerait que le réglage LFE pour le wGT3X maximise grandement la détection du temps passé à une intensité légère, mais n'affecte pas celle des autres intensités. PAL détecte plus de temps passé en *MVPA* (*MPA* + *VPA*), mais moins d'activité physique totale que les autres outils. wGT3X_N présente des résultats assez proches de PAL, mais avec moins de temps passé en *MVPA*.

Impact des méthodes

Les résultats semblent suggérer que la méthode 2ENJAMBEES_10S maximise aussi la détection du temps passé à une intensité légère, ce qui était attendu au regard des caractéristiques de cette méthode. C'est cette surestimation qui impacte le temps total d'activité. Par ailleurs, PAL_VANE semble incapable de détecter les bouts de *MVPA*. Les résultats issus

du SW sont très proches de ceux de wGT3X_LFE pour la même méthode (2ENJAMBEES_10S).

Les tendances remarquées sur les bouts de marche chez les sujets sains sont similaires chez les sujets AOMI.

6.2. Réflexions autour de la validité critériée

Les conclusions du travail de Morgan sont complémentaires avec celles effectuées dans ce mémoire. Ainsi, les résultats préliminaires, qui sont à nuancer au regard du nombre très faible de sujets, permettent de formuler certaines hypothèses.

A propos de la validité des outils en condition de *Free-Living*, il semblerait que le SW et le wGT3X_Hanche soient les plus précis dans le comptage des pas malgré une surestimation de l'ordre de 7%. Par ailleurs, PAL semble sous-estimer assez grandement cette valeur (-14.33%).

A propos de la validité de la méthode de traitement des données PAL_3PAS_1S, il semblerait que l'erreur de de discrimination marche arrêt soit relativement faible (11.3%) pour PAL. Il s'agira par la suite de la déterminer pour les autres outils, ainsi que de la comparer avec celle associée à la méthode 2ENJAMBEES_10S. Il pourra aussi être intéressant de déterminer l'erreur de discrimination marche arrêt non pas seconde par seconde mais *bout* par *bout* (résultats en cours).

La réalisation de ce protocole à plus grande échelle pourra alors nous permettre de discerner la méthodologie de mesure et d'analyse des données, y compris dans le choix des moniteurs d'activité portables, la plus valide et pertinente.

6.1. Réflexions autour des métriques

L'analyse de la distribution des *bouts* a révélé l'impact de la durée de l'*epoch* d'analyse sur les traitements des données. A cet égard, une analyse de la micro-distribution (la distribution des *bouts* à l'échelle de la seconde) permet de soulever d'autres questionnements (Figure 54). En effet, elle révèle que le *bout* de marche le plus fréquent dure seulement une seconde, soit la durée de l'*epoch* d'analyse. Or, le théorème de Shannon (Unser, 2000), qui concerne l'échantillonnage d'un signal, montre que lors d'un traitement de données, la détection ne peut être correcte que pour des événements durant au minimum deux fois l'intervalle minimal d'échantillonnage, soit deux *epochs*, c'est-à-dire deux secondes. Cela laisserait donc penser que

la distribution des *bouts* puisse être soumise à une erreur. Il appartiendra ainsi d’approfondir cette réflexion lors du protocole de validité critériée.

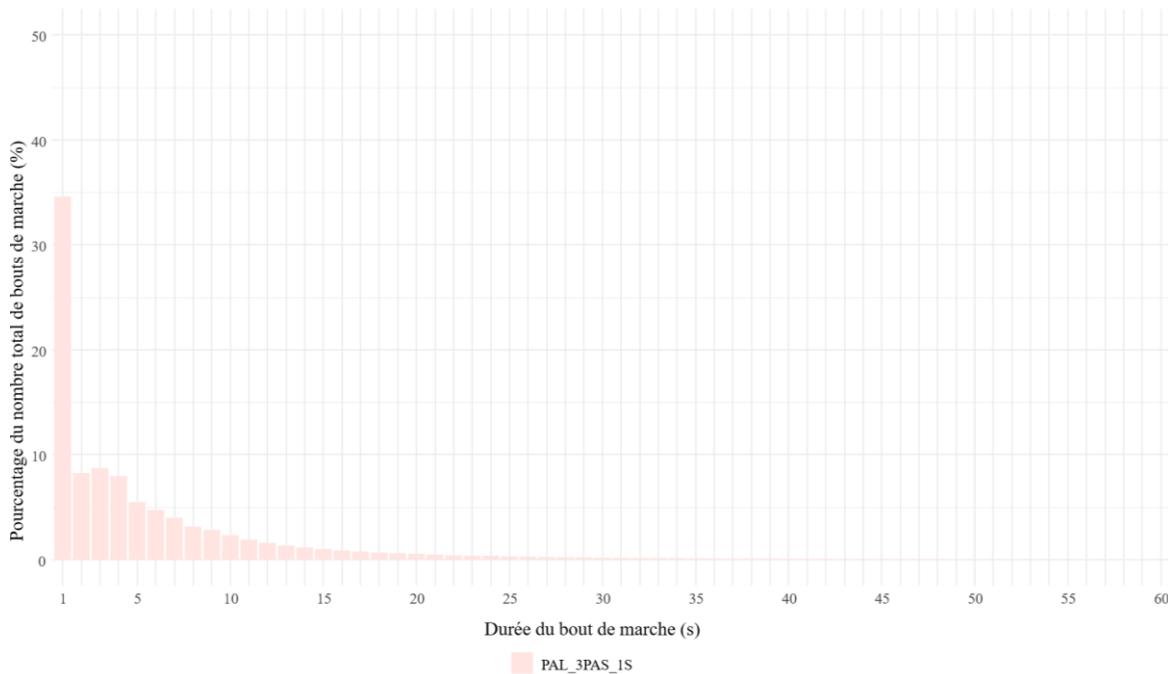


Figure 54 - Micro-distribution des bouts de marche de moins de 60 secondes pour PAL_3PAS_1S.

Par ailleurs, comme nous avons pu le voir, le métrique de cadence présente des possibilités d’utilisation nombreuses. Néanmoins, la considération que nous en avons faite dans ce travail peut présenter quelques limites. En effet, nous sommes partis du postulat que la cadence est constante sur un *bout* de marche (« *Total Event Cadence* »), car notre méthode d’analyse ne permet pas de prendre en compte les variations de cadence sur l’échelle d’un *bout*. Néanmoins, rien ne garantit que ce postulat soit effectif dans le cas le pattern du pattern de marche de la vie quotidienne. A cet égard, une étude récente propose de prendre en compte cette caractéristique dans l’analyse des données au travers de la méthode « *Bout Cadence* » (Johns et al., 2020). Il s’agit de tenir compte des fluctuations de la cadence de marche à l’intérieur d’un *bout* lorsqu’ils sont prolongés. Ainsi, pour les *bouts* d’une durée de plus de 120 secondes, cette approche calcule la cadence pas à pas, puis réattribue pour ces *bouts* une durée passée dans des tranches de cadence correspondantes (0-20 pas par minute, 20-40 pas par minute, etc.). Les conclusions de cette étude montrent que cette méthode quantifie plus précisément la cadence de pas et améliore la détection du temps passé en *MVPA*. Il serait donc intéressant dans des travaux futurs de considérer cette méthode qui accentue la pertinence de l’analyse.

6.2. Réflexions autour des patients AOMI

Le pattern de marche des patients AOMI diffère de celui des sujets sains (tests statistiques en cours). Plusieurs éléments sont particulièrement intéressants dans l'étude de leur comportement en Free-Living.

Comme attendu, si nous observons la distribution des *bouts* de marche des patients AOMI, nous pouvons voir qu'ils présentent un pattern encore plus intermittent que les sujets sains. Ainsi, en termes de pourcentage de temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout, non seulement les patients AOMI passent moins longtemps à marcher dans des *bouts* de plus de 200 secondes, ce qui pourrait être expliqué par les symptômes limitants, mais ils passent aussi plus longtemps à marcher dans des *bouts* de moins de 30 secondes. Ainsi, il semblerait que la douleur ne soit pas le seul facteur impactant la durée des *bouts* de marche de ces individus, car ce type de *bouts* est trop court pour entraîner des douleurs à la marche. On peut ainsi émettre l'hypothèse que ces patients n'attendent pas d'avoir des douleurs pour s'arrêter mais préfèrent marcher moins longtemps pour éviter leur apparition, ce qui semble confirmé dans les études monitorant la douleur (Chaudru et al., 2019). En effet, les patients AOMI ne s'engagent que très rarement dans des marches d'une durée et/ou intensité susceptible de leur procurer des douleurs. Dès lors, ce type de raisonnement peut entraîner un cercle vicieux avec une diminution du volume de marche, qui induit une accélération du développement de la pathologie. Les douleurs seraient alors susceptibles d'apparaître plus tôt, et donc de limiter encore plus la diminution du volume de marche. Cette hypothèse est appuyée par le nombre de pas journalier moyen des sujets AOMI (6319) qui est beaucoup plus faible que celui des sujets sains (14537). A contrario, concernant la distribution des *bouts* d'arrêt, il ne semble pas y avoir de différence entre les sujets sains et AOMI.

La distribution des cadences de marche diffère entre les sujets sains et AOMI. Cela apparaît cohérent, les patients AOMI marchent moins vite pour retarder l'apparition des douleurs en limitant l'intensité de la marche. Ainsi, 95.6% du temps de marche est effectué à une cadence comprise entre 0 et 100 pas par minute, contre 81.1% pour les sujets sains. D'ailleurs, la cadence de marche moyenne est de 40.6 pas par minute pour les patients contre 52.8 pas par minute pour les sujets sains. En conséquence, concernant l'intensité, nous pouvons voir que les patients AOMI ont un volume total d'activité beaucoup plus faible, et que ce volume est quasiment exclusivement composé d'activité physique à intensité légère. Cette caractéristique peut ainsi largement impacter l'atteinte des seuils de recommandation d'activité physique en termes de temps passé en *LPA*, *MVPA*. Ces différentes conclusions sont cohérentes avec celles développées dans la littérature : Granat et al. (2015) font ainsi état d'une plus grande

proportion de marche à des cadences plus élevées pour les sujets sains. En effet, 32% des pas sont effectués à une cadence supérieure à 100 pas/min, contre 20 % pour les patients atteints d'AOMI. En outre, ces derniers ont un volume de marche plus faible.

7. Conclusion

L'utilisation de différents outils et méthodes d'analyse des données peut fournir une image différente du pattern de marche de la vie quotidienne. Il semble donc très important de questionner le choix de ces outils et méthodes en amont de leur utilisation au regard des éventuelles conséquences attendues sur les données récoltées et traitées. Les caractéristiques de la nouvelle méthodologie d'analyse par *bout* définie dans ce travail semblent ainsi prometteuses dans la perspective de mieux discriminer les périodes de marche et d'arrêt. En effet, de par sa résolution augmentée (traitement par *epochs* de une seconde) et sa caractérisation du *bout* au regard de la pertinence biomécanique de la définition d'une marche (trois pas consécutifs), elle précise le traitement des données. La méthode de référence d'Orendurff, malgré sa popularité scientifique, semble ainsi présenter des limites.

La prochaine étape de ce travail consiste donc à déterminer la validité critériée de ces différents outils et méthodes d'analyse des données dans l'évaluation des patterns de marche de la vie quotidienne. A cet égard, des orientations méthodologiques précises ont été produites dans ce travail afin de préciser un protocole de validité critériée pouvant répondre à cet objectif. Un tel protocole pourrait ainsi permettre de mieux cerner les avantages et les limites associés à l'utilisation d'outils et méthodes spécifiques. Plus encore, il pourrait aussi permettre d'envisager leur utilisation combinée au sein d'un système intégratif qui mutualiserait les avantages des outils et méthodes considérées tout en atténuant leurs limites.

Finalement, des précisions sur la connaissance du pattern de marche des patients atteints d'AOMI ont été apportées, ouvrant des perspectives cliniques sur un accompagnement plus individualisé et pertinent au regard des caractéristiques de ces patients. Il convient de poursuivre en ce sens afin de continuer de donner du sens et de l'intérêt aux connaissances produites en veillant à leur apporter des transpositions pratiques, concrètes et utiles.

NB : concernant la finalisation des résultats et traitements statistiques manquants, elle sera effectuée au cours de la fin du stage de recherche en cours qui s'étirait sur une temporalité élargie par rapport au calendrier des échéances du Master 2.

8. Références bibliographiques

- Aadahl, M., Kjær, M., & Jørgensen, T. (2007). Associations between overall physical activity level and cardiovascular risk factors in an adult population. *European journal of epidemiology*, 22(6), 369-378.
- Adams, B., Fidler, K., Demoes, N., Aguiar, E. J., Ducharme, S. W., McCullough, A. K., Moore, C. C., Tudor-Locke, C., & Thomas, D. (2019). Cardiometabolic thresholds for peak 30-min cadence and steps/day. *PloS one*, 14(8), e0219933.
- Allaert, F.-A., & Mazen, N.-J. (2016). Évaluation des objets connectés et des applications de santé. *Actualités pharmaceutiques*, 55(556), 29-32.
- An, H.-S., Kim, Y., & Lee, J.-M. (2017). Accuracy of inclinometer functions of the activPAL and ActiGraph GT3X+ : A focus on physical activity. *Gait & posture*, 51, 174-180.
- Ancillao, A. (2018). *Modern functional evaluation methods for muscle strength and gait analysis*. Springer.
- Ankle Brachial Index Collaboration. (2008). Ankle brachial index combined with Framingham Risk Score to predict cardiovascular events and mortality : A meta-analysis. *JAMA: the journal of the American Medical Association*, 300(2), 197.
- Ayabe, M., Yahiro, T., Yoshioka, M., Higuchi, H., Higaki, Y., & Tanaka, H. (2009). Objectively measured age-related changes in the intensity distribution of daily physical activity in adults. *Journal of Physical Activity and Health*, 6(4), 419-425.
- Ayabe, M., Brubaker, P. H., Sunami, Y., Kumahara, H., Schutz, Y., & Tanaka, H. (2013). Limitations of cadence-based walking for assessing bouts of moderate-to vigorous-intensity physical activity under free-living conditions. *Journal of sports sciences*, 31(16), 1805-1814.
- Bassett, D. R., Toth, L. P., LaMunion, S. R., & Crouter, S. E. (2017). Step counting : A review of measurement considerations and health-related applications. *Sports Medicine*, 47(7), 1303-1315.
- Bhammar, D. M., Sawyer, B. J., Tucker, W. J., Lee, J.-M., & Gaesser, G. A. (2016). Validity of SenseWear® Armband v5. 2 and v2. 2 for estimating energy expenditure. *Journal of sports sciences*, 34(19), 1830-1838.
- Bouarfa, L., Atallah, L., Kwasnicki, R. M., Pettitt, C., Frost, G., & Yang, G.-Z. (2013). Predicting free-living energy expenditure using a miniaturized ear-worn sensor : An evaluation against doubly labeled water. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 61(2), 566-575.
- Brodie, M. A., Coppens, M. J., Lord, S. R., Lovell, N. H., Gschwind, Y. J., Redmond, S. J., Del Rosario, M. B., Wang, K., Sturnieks, D. L., Persiani, M., & others. (2016). Wearable pendant device monitoring using new wavelet-based methods shows daily life and laboratory gaits are different. *Medical & biological engineering & computing*, 54(4), 663-674.

- Bugané, F., Benedetti, M., Casadio, G., Attala, S., Biagi, F., Manca, M., & Leardini, A. (2012). Estimation of spatial-temporal gait parameters in level walking based on a single accelerometer: Validation on normal subjects by standard gait analysis. *Computer methods and programs in biomedicine*, *108*(1), 129-137.
- Byun, S., Han, J. W., Kim, T. H., & Kim, K. W. (2016). Test-retest reliability and concurrent validity of a single tri-axial accelerometer-based gait analysis in older adults with normal cognition. *PLoS One*, *11*(7), e0158956.
- Calabró, M. A., Lee, J.-M., Saint-Maurice, P. F., Yoo, H., & Welk, G. J. (2014). Validity of physical activity monitors for assessing lower intensity activity in adults. *The International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, *11*. <https://doi.org/10.1186/s12966-014-0119-7>
- Carr, L. J., & Mahar, M. T. (2012). Accuracy of intensity and inclinometer output of three activity monitors for identification of sedentary behavior and light-intensity activity. *Journal of obesity*, *2012*.
- Chau, J. Y., Grunseit, A. C., Chey, T., Stamatakis, E., Brown, W. J., Matthews, C. E., Bauman, A. E., & van der Ploeg, H. P. (2013). Daily sitting time and all-cause mortality: A meta-analysis. *PloS one*, *8*(11), e80000.
- Chaudru, S., Jehannin, P., de Müllenheim, P.-Y., Klein, H., Jaquinandi, V., Mahé, G., & Le Faucheur, A. (2019). Using wearable monitors to assess daily walking limitations induced by ischemic pain in peripheral artery disease. *Scandinavian journal of medicine & science in sports*, *29*(11), 1813-1826.
- Cooke, J. P., & Chen, Z. (2015). *A compendium on peripheral arterial disease*. Am Heart Assoc.
- Criqui, M. H., & Aboyans, V. (2015). Epidemiology of peripheral artery disease. *Circulation research*, *116*(9), 1509-1526.
- Dall, P. M., McCrorie, P. R., Granat, M. H., & Stansfield, B. W. (2013). Step accumulation per minute epoch is not the same as cadence for free-living adults. *Med Sci Sports Exerc*, *45*(10), 1995-2001.
- Darter, B. J., Janz, K. F., Puthoff, M. L., Broffitt, B., & Nielsen, D. H. (2006). Reliability and accuracy of the AMP 331 for activity monitoring and energy expenditure prediction in young adults. *Journal of Physical Activity and Health*, *3*(3), 277-291.
- De Ridder, R., Lebleu, J., Willems, T., De Blaiser, C., Detrembleur, C., & Roosen, P. (2019). Concurrent validity of a commercial wireless trunk triaxial accelerometer system for gait analysis. *Journal of Sport Rehabilitation*, *28*(6).
- del Río Carral, M., Schweizer, A., Papon, A., & Santiago-Delefosse, M. (2019). Les objets connectés et applications de santé: Étude exploratoire des perceptions, usages (ou non) et contextes d'usage. *Pratiques psychologiques*, *25*(1), 1-16.
- de Müllenheim, P.-Y., Chaudru, S., Emily, M., Gernigon, M., Mahé, G., Bickert, S., Prioux, J., Noury-Desvaux, B., & Le Faucheur, A. (2018). Using GPS, accelerometry and heart

- rate to predict outdoor graded walking energy expenditure. *Journal of science and medicine in sport*, 21(2), 166-172.
- Dhainaut, J.-F., Huot, L., Pomar, V. B., Dubray, C., Augé, P., Barthélémy, P., Belghiti, J., Bureau, S., Cassagnes, J., Deblois, S., & others. (2018). Utilisation des objets connectés en recherche clinique. *Therapies*, 73(1), 41-51.
- Do Yoon Kim, Y.-S. J., Park, R.-W., & Joo, N.-S. (2014). Different location of triaxial accelerometer and different energy expenditures. *Yonsei medical journal*, 55(4), 1145.
- Dobkin, B. H., & Dorsch, A. (2011). The promise of mHealth : Daily activity monitoring and outcome assessments by wearable sensors. *Neurorehabilitation and neural repair*, 25(9), 788-798.
- Donath, L., Faude, O., Lichtenstein, E., Pagenstert, G., Nüesch, C., & Mündermann, A. (2016). Mobile inertial sensor based gait analysis : Validity and reliability of spatiotemporal gait characteristics in healthy seniors. *Gait & posture*, 49, 371-374.
- Ellingson, L. D., Schwabacher, I. J., Kim, Y., Welk, G. J., & Cook, D. B. (2016). Validity of an Integrative Method for Processing Physical Activity Data. *Medicine and science in sports and exercise*, 48(8), 1629-1638.
- Esliger, D. W., & Tremblay, M. S. (2007). Physical activity and inactivity profiling : The next generation. *Applied Physiology, Nutrition, and Metabolism*, 32(S2E), S195-S207.
- Etude Deloitte. (2012). *MHealth in an mWorld How mobile technology is transforming health care*.
- Ewins, D., & Collins, T. (2014). Clinical Gait Analysis. In *Clinical Engineering* (p. 389-406). Elsevier.
- Feito, Y., Bassett, D. R., & Thompson, D. L. (2012a). Evaluation of activity monitors in controlled and free-living environments. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 44(4), 733-741.
- Feito, Y., Bassett, D. R., Thompson, D. L., & Tyo, B. M. (2012b). Effects of body mass index on step count accuracy of physical activity monitors. *Journal of Physical Activity and Health*, 9(4), 594-600.
- Feng, Y., Wong, C. K., Janeja, V., Kuber, R., & Mentis, H. M. (2017). Comparison of tri-axial accelerometers step-count accuracy in slow walking conditions. *Gait & posture*, 53, 11-16.
- Ferguson, T., Rowlands, A. V., Olds, T., & Maher, C. (2015). The validity of consumer-level, activity monitors in healthy adults worn in free-living conditions : A cross-sectional study. *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, 12(1), 1-9.
- Florez-Pregonero, A., Meckes, N., Buman, M., & Ainsworth, B. E. (2016). Wearable monitors criterion validity for energy expenditure in sedentary and light activities. *Journal of sport and health science*, 6(1), 103-110.

- Fortune, E., Lugade, V., Morrow, M., & Kaufman, K. (2014). Validity of using tri-axial accelerometers to measure human movement—Part II: Step counts at a wide range of gait velocities. *Medical engineering & physics*, *36*(6), 659-669.
- Foster, R. C., Lanningham-Foster, L. M., Manohar, C., McCrady, S. K., Nysse, L. J., Kaufman, K. R., Padgett, D. J., & Levine, J. A. (2005). Precision and accuracy of an ankle-worn accelerometer-based pedometer in step counting and energy expenditure. *Preventive medicine*, *41*(3-4), 778-783.
- Fowkes, F. G. R., Rudan, D., Rudan, I., Aboyans, V., Denenberg, J. O., McDermott, M. M., Norman, P. E., Sampson, U. K., Williams, L. J., Mensah, G. A., & others. (2013). Comparison of global estimates of prevalence and risk factors for peripheral artery disease in 2000 and 2010 : A systematic review and analysis. *The Lancet*, *382*(9901), 1329-1340.
- Galliano, C. (2019). *Objets connectés : Enjeux technologiques, enjeux de société*.
- Gardner, A. W., Montgomery, P. S., Scott, K. J., Afaq, A., & Blevins, S. M. (2007). Patterns of ambulatory activity in subjects with and without intermittent claudication. *Journal of Vascular Surgery*, *46*(6), 1208-1214.
- Garg, P. K., Tian, L., Criqui, M. H., Liu, K., Ferrucci, L., Guralnik, J. M., Tan, J., & McDermott, M. M. (2006). Physical activity during daily life and mortality in patients with peripheral arterial disease. *Circulation*, *114*(3), 242.
- Gouelle, A., Mégrot, F., & Müller, B. (2018). Interpreting spatiotemporal parameters, symmetry, and variability in clinical gait analysis. *Handbook of Human Motion*, eds. B. Müller, SI Wolf, GP Brueggemann, Z. Deng, A. McIntosh, F. Miller, and WS Selbie (Cham: Springer International Publishing), 689-707.
- Granat, M., Clarke, C., Holdsworth, R., Stansfield, B., & Dall, P. (2015). Quantifying the cadence of free-living walking using event-based analysis. *Gait & Posture*, *42*(1), 85-90. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2015.04.012>
- Grant, P. M., Ryan, C. G., Tigbe, W. W., & Granat, M. H. (2006). The validation of a novel activity monitor in the measurement of posture and motion during everyday activities. *British journal of sports medicine*, *40*(12), 992-997.
- Harrington, D. M., Welk, G. J., & Donnelly, A. E. (2011). Validation of MET estimates and step measurement using the ActivPAL physical activity logger. *Journal of sports sciences*, *29*(6), 627-633.
- Harrington, D. M., Dowd, K. P., Tudor-Locke, C., & Donnelly, A. E. (2012). A steps/minute value for moderate intensity physical activity in adolescent females. *Pediatric exercise science*, *24*(3), 399-408.
- Hart, T. L., McClain, J. J., & Tudor-Locke, C. (2011). Controlled and Free-Living Evaluation of Objective Measures of Sedentary and Active Behaviors. *Journal of Physical Activity and Health*, *8*(6), 848-857. <https://doi.org/10.1123/jpah.8.6.848>

- Henriksen, M., Lund, H., Moe-Nilssen, R., Bliddal, H., & Danneskiold-Samsøe, B. (2004). Test–retest reliability of trunk accelerometric gait analysis. *Gait & posture*, *19*(3), 288-297.
- Hickey, Amanda, John, D., Sasaki, J. E., Mavilia, M., & Freedson, P. (2016). Validity of activity monitor step detection is related to movement patterns. *Journal of Physical Activity and Health*, *13*(2), 145-153.
- Hickey, Aodhán, Del Din, S., Rochester, L., & Godfrey, A. (2016). Detecting free-living steps and walking bouts : Validating an algorithm for macro gait analysis. *Physiological measurement*, *38*(1), N1.
- Hirsch, A. T., Haskal, Z. J., Hertzner, N. R., Bakal, C. W., Creager, M. A., Halperin, J. L., Hiratzka, L. F., Murphy, W. R., Olin, J. W., Puschett, J. B., & others. (2006). ACC/AHA 2005 practice guidelines for the management of patients with peripheral arterial disease (lower extremity, renal, mesenteric, and abdominal aortic) a collaborative report. *circulation*, *113*(11), e463-e654.
- Hulteen, R. M., Smith, J. J., Morgan, P. J., Barnett, L. M., Hallal, P. C., Colyvas, K., & Lubans, D. R. (2017). Global participation in sport and leisure-time physical activities : A systematic review and meta-analysis. *Preventive medicine*, *95*, 14-25.
- Hwang, J., Fernandez, A. M., & Lu, A. S. (2018). Application and Validation of Activity Monitors' Epoch Lengths and Placement Sites for Physical Activity Assessment in Exergaming. *Journal of Clinical Medicine*, *7*(9). <https://doi.org/10.3390/jcm7090268>
- Jahns, R., & Houck, P. (2017). Mobile Health Market Report 2013-2017. *Berlin: Research2Guidance*.
- Johns, J. A., Frayne, R. J., Goreham, J. A., Kimmerly, D. S., & O'Brien, M. W. (2020). The bout cadence method improves the quantification of stepping cadence in free-living conditions. *Gait & posture*, *79*, 96-101.
- Johnson, M., Meltz, K., Hart, K., Schmudlach, M., Clarkson, L., & Borman, K. (2015). Validity of the Actical activity monitor for assessing steps and energy expenditure during walking. *Journal of Sports Sciences*, *33*(8), 769-776.
- Karabulut, M., Crouter, S. E., & Bassett, D. R. (2005). Comparison of two waist-mounted and two ankle-mounted electronic pedometers. *European journal of applied physiology*, *95*(4), 335-343.
- Keadle, S. K., Lyden, K. A., Strath, S. J., Staudenmayer, J. W., & Freedson, P. S. (2019). A framework to evaluate devices that assess physical behavior. *Exercise and sport sciences reviews*, *47*(4), 206-214.
- Kelly, P., Fitzsimons, C., & Baker, G. (2016). Should we reframe how we think about physical activity and sedentary behaviour measurement ? Validity and reliability reconsidered. *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, *13*(1), 32.
- Kim, Y., & Welk, G. J. (2015). Criterion validity of competing accelerometry-based activity monitoring devices. *Medicine and science in sports and exercise*, *47*(11), 2456-2463.

- Kukull, W. A., & Ganguli, M. (2012). Generalizability : The trees, the forest, and the low-hanging fruit. *Neurology*, 78(23), 1886-1891.
- Lamoreux, L. W. (1971). Kinematic measurements in the study of human walking. *Bull Prosthet Res*, 10(15), 3-84.
- Lee, I.-M., & Buchner, D. M. (2008). The importance of walking to public health. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 40(7), S512-S518.
- Lee, P., & Tse, C. (2019). Calibration of wrist-worn ActiWatch 2 and ActiGraph wGT3X for assessment of physical activity in young adults. *Gait & posture*, 68, 141-149.
- Le-Masurier, G. C., Sidman, C. L., & Corbin, C. B. (2003). Accumulating 10,000 steps : Does this meet current physical activity guidelines? *Research quarterly for exercise and sport*, 74(4), 389-394.
- Lim, S., & Lee, W. (2017). Comparison of accelerometer-based and treadmill-based analysis systems for measuring gait parameters in healthy adults. *Journal of physical therapy science*, 29(4), 651-653.
- Lindemann, U., Schwickert, L., Becker, C., Gross, M., Nolte, R., & Klenk, J. (2021). Estimate of gait speed by using persons' walk ratio or step-frequency in older adults. *Aging clinical and experimental research*, 1-6.
- Lyden, K., Keadle, S. K., Staudenmayer, J., & Freedson, P. S. (2017). The activPAL™ accurately classifies activity intensity categories in healthy adults. *Medicine and science in sports and exercise*, 49(5), 1022.
- Maddocks, M., Petrou, A., Skipper, L., & Wilcock, A. (2010). Validity of three accelerometers during treadmill walking and motor vehicle travel. *British Journal of Sports Medicine*, 44(8), 606-608. <https://doi.org/10.1136/bjsm.2008.051128>
- Miller, C. A., & Verstraete, M. C. (1996). Determination of the step duration of gait initiation using a mechanical energy analysis. *Journal of Biomechanics*, 29(9), 1195-1199. [https://doi.org/10.1016/0021-9290\(96\)00033-4](https://doi.org/10.1016/0021-9290(96)00033-4)
- Ming, L. C., Untong, N., Aliudin, N. A., Osili, N., Kifli, N., Tan, C. S., Goh, K. W., Ng, P. W., Al-Worafi, Y. M., Lee, K. S., & others. (2020). Mobile health apps on COVID-19 launched in the early days of the pandemic : Content analysis and review. *JMIR mHealth and uHealth*, 8(9), e19796.
- Modave, F., Guo, Y., Bian, J., Gurka, M. J., Parish, A., Smith, M. D., Lee, A. M., & Buford, T. W. (2017). Mobile device accuracy for step counting across age groups. *JMIR mHealth and uHealth*, 5(6), e88.
- Montoye, A. H., Mudd, L. M., Biswas, S., & Pfeiffer, K. A. (2015). Energy Expenditure Prediction Using Raw Accelerometer Data in Simulated Free Living. *Medicine and science in sports and exercise*, 47(8), 1735-1746.
- Montoye, A. H., Pivarnik, J. M., Mudd, L. M., Biswas, S., & Pfeiffer, K. A. (2017). Evaluation of the activPAL accelerometer for physical activity and energy expenditure estimation

- in a semi-structured setting. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 20(11), 1003-1007.
- Moore, C. C., Aguiar, E. J., Ducharme, S. W., & Tudor-Locke, C. (2020). Development of a Cadence-based Metabolic Equation for Walking. *Medicine and Science in Sports and Exercise*.
- Morvillers, J.-M. (2015). Le care, le caring, le cure et le soignant. *Recherche en soins infirmiers*, 3, 77-81.
- Mudge, S., Taylor, D., Chang, O., & Wong, R. (2010). Test-retest reliability of the StepWatch Activity Monitor outputs in healthy adults. *Journal of Physical Activity and Health*, 7(5), 671-676.
- Norgren, L., Hiatt, W. R., Dormandy, J. A., Nehler, M. R., Harris, K. A., & Fowkes, F. G. R. (2007). Inter-society consensus for the management of peripheral arterial disease (TASC II). *Journal of vascular surgery*, 45(1), S5-S67.
- O'Callaghan, B. P., Doheny, E. P., Goulding, C., Fortune, E., & Lowery, M. M. (2020). Adaptive gait segmentation algorithm for walking bout detection using tri-axial accelerometers. *2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*, 4592-4595.
- ONAPS. (2019). *L'activité physique sur prescription en France : État des lieux en 2019. Dynamiques innovantes et essor du sport sur ordonnance*.
- Orendurff, M. S., Schoen, J. A., Bernatz, G. C., Segal, A. D., & Klute, G. K. (2008). How humans walk : Bout duration, steps per bout, and rest duration. *Journal of Rehabilitation Research & Development*, 45(7), 1077-1090.
- Patel, M. R., Conte, M. S., Cutlip, D. E., Dib, N., Geraghty, P., Gray, W., Hiatt, W. R., Ho, M., Ikeda, K., Ikeno, F., & others. (2015). Evaluation and treatment of patients with lower extremity peripheral artery disease : Consensus definitions from Peripheral Academic Research Consortium (PARC). *Journal of the American College of Cardiology*, 65(9), 931-941.
- Piercy, K. L., Troiano, R. P., Ballard, R. M., Carlson, S. A., Fulton, J. E., Galuska, D. A., George, S. M., & Olson, R. D. (2018). The physical activity guidelines for Americans. *Jama*, 320(19), 2020-2028.
- Plasqui, G., Joosen, A. M., Kester, A. D., Goris, A. H., & Westerterp, K. R. (2005). Measuring free-living energy expenditure and physical activity with triaxial accelerometry. *Obesity research*, 13(8), 1363-1369.
- Regensteiner, J. G., Hiatt, W. R., Coll, J. R., Criqui, M. H., Treat-Jacobson, D., McDermott, M. M., & Hirsch, A. T. (2008). The impact of peripheral arterial disease on health-related quality of life in the Peripheral Arterial Disease Awareness, Risk, and Treatment : New Resources for Survival (PARTNERS) Program. *Vascular medicine*, 13(1), 15-24.
- Rezende, L. F. M., Sá, T. H., Mielke, G. I., Viscondi, J. Y. K., Rey-López, J. P., & Garcia, L. M. T. (2016). All-cause mortality attributable to sitting time : Analysis of 54 countries worldwide. *American journal of preventive medicine*, 51(2), 253-263.

- Riel, H., Rathleff, C. R., Kalstrup, P. M., Madsen, N. K., Pedersen, E. S., Pape-Haugaard, L. B., & Villumsen, M. (2016). Comparison between Mother, ActiGraph wGT3X-BT, and a hand tally for measuring steps at various walking speeds under controlled conditions. *PeerJ*, 4, e2799.
- Roberts, C. E., Phillips, L. H., Cooper, C. L., Gray, S., & Allan, J. L. (2017). Effect of different types of physical activity on activities of daily living in older adults : Systematic review and meta-analysis. *Journal of Aging and Physical Activity*, 25(4), 653-670.
- Ross, R. (1999). Atherosclerosis—An inflammatory disease. *New England journal of medicine*, 340(2), 115-126.
- Rothney, M. P., Brychta, R. J., Meade, N. N., Chen, K. Y., & Buchowski, M. S. (2010). Validation of the ActiGraph two-regression model for predicting energy expenditure. *Medicine and science in sports and exercise*, 42(9), 1785.
- Ryan, C. G., Grant, P. M., Tigbe, W. W., & Granat, M. H. (2006). The validity and reliability of a novel activity monitor as a measure of walking. *British journal of sports medicine*, 40(9), 779-784.
- Salmon, F. D., & Le Tallec, L. (2014). La e-santé : De nouveaux usages pour les technologies individuelles en santé publique. *Annales des Mines-Réalités industrielles*, 4, 70-75.
- Scaglioni-Solano, P., & Aragón-Vargas, L. F. (2015a). Age-related differences when walking downhill on different sloped terrains. *Gait & Posture*, 41(1), 153-158.
- Scaglioni-Solano, P., & Aragón-Vargas, L. F. (2015b). Gait characteristics and sensory abilities of older adults are modulated by gender. *Gait & posture*, 42(1), 54-59.
- Schmid, S., Schweizer, K., Romkes, J., Lorenzetti, S., & Brunner, R. (2013). Secondary gait deviations in patients with and without neurological involvement : A systematic review. *Gait & posture*, 37(4), 480-493.
- Schneller, M. B., Pedersen, M. T., Gupta, N., Aadahl, M., & Holtermann, A. (2015). Validation of five minimally obstructive methods to estimate physical activity energy expenditure in young adults in semi-standardized settings. *Sensors*, 15(3), 6133-6151.
- Schuna Jr, J. M., & Tudor-Locke, C. (2012). Step by step : Accumulated knowledge and future directions of step-defined ambulatory activity. *Res Exerc Epidemiol*, 14(2), 107-117.
- Shavelson, R. J., & Webb, N. M. (1991). *Generalizability theory : A primer* (Vol. 1). Sage.
- Simon, P. (2017). Les leçons apprises des principales études sur les objets connectés en télémédecine et santé mobile. *European Research in Telemedicine/La Recherche européenne en télémédecine*, 6(2), 67-77.
- Svarre, F. R., Jensen, M. M., Nielsen, J., & Villumsen, M. (2020). The validity of activity trackers is affected by walking speed : The criterion validity of Garmin Vivosmart® HR and StepWatch™ 3 for measuring steps at various walking speeds under controlled conditions. *PeerJ*, 8, e9381.

- Swan, M. (2013). The quantified self: Fundamental disruption in big data science and biological discovery. *Big data*, 1(2), 85-99.
- Thompson, D., Peacock, O., Western, M., & Batterham, A. M. (2015). Multidimensional physical activity : An opportunity not a problem. *Exercise and sport sciences reviews*, 43(2), 67.
- Toth, L. P., Bassett Jr, D. R., Crouter, S. E., Overstreet, B. S., LaMunion, S. R., Park, S., Notta, S. N., & Springer, C. M. (2017). StepWatch accuracy during walking, running, and intermittent activities. *Gait & posture*, 52, 165-170.
- Toth, L. P., Park, S., Springer, C. M., Feyerabend, M. D., Steeves, J. A., & Bassett, D. R. (2018). Video-recorded validation of wearable step counters under free-living conditions. *Medicine and science in sports and exercise*, 50(6), 1315-1322.
- Tucker, W. J., Bhammar, D. M., Sawyer, B. J., Buman, M. P., & Gaesser, G. A. (2015). Validity and reliability of Nike+ Fuelband for estimating physical activity energy expenditure. *BMC Sports Science, Medicine and Rehabilitation*, 7(1), 1-7.
- Tudor-Locke, C., Craig, C. L., Aoyagi, Y., Bell, R. C., Croteau, K. A., De Bourdeaudhuij, I., Ewald, B., Gardner, A. W., Hatano, Y., Lutes, L. D., & others. (2011a). How many steps/day are enough ? For older adults and special populations. *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, 8(1), 80.
- Tudor-Locke, C., Craig, C. L., Beets, M. W., Belton, S., Cardon, G. M., Duncan, S., Hatano, Y., Lubans, D. R., Olds, T. S., Raustorp, A., & others. (2011b). How many steps/day are enough ? For children and adolescents. *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, 8(1), 78.
- Tudor-Locke, C., Craig, C. L., Brown, W. J., Clemen, S. A., De Cocker, K., Giles-Corti, B., Hatano, Y., Inoue, S., Matsudo, S. M., Mutrie, N., & others. (2011c). How many steps/day are enough ? For adults. *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, 8(1), 1-17.
- Tudor-Locke, C., & Rowe, D. A. (2012a). Using cadence to study free-living ambulatory behaviour. *Sports medicine*, 42(5), 381-398.
- Tudor-Locke, C., Brashear, M. M., Katzmarzyk, P. T., & Johnson, W. D. (2012b). Peak stepping cadence in free-living adults : 2005–2006 NHANES. *Journal of Physical Activity and Health*, 9(8), 1125-1129.
- Tudor-Locke, C., Barreira, T. V., Brouillette, R. M., Foil, H. C., & Keller, J. N. (2013). Preliminary comparison of clinical and free-living measures of stepping cadence in older adults. *Journal of Physical Activity and Health*, 10(8), 1175-1180.
- Tudor-Locke, C., Aguiar, E. J., Han, H., Ducharme, S. W., Schuna, J. M., Barreira, T. V., Moore, C. C., Busa, M. A., Lim, J., Sirard, J. R., & others. (2019). Walking cadence (steps/min) and intensity in 21–40 year olds : CADENCE-adults. *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, 16(1), 1-11.
- Tudor-Locke, C., Ducharme, S. W., Aguiar, E. J., Schuna, J. M., Barreira, T. V., Moore, C. C., Chase, C. J., Gould, Z. R., Amalbert-Birriel, M. A., Mora-Gonzalez, J., & others.

- (2020). Walking cadence (steps/min) and intensity in 41 to 60-year-old adults : The CADENCE-adults study. *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, 17(1), 1-10.
- Ummels, D., Bijmens, W., Aarts, J., Meijer, K., Beurskens, A. J., & Beekman, E. (2020). The Validation of a Pocket Worn Activity Tracker for Step Count and Physical Behavior in Older Adults during Simulated Activities of Daily Living. *Gerontology and Geriatric Medicine*, 6, 2333721420951732.
- Unser, M. (2000). Sampling-50 years after Shannon. *Proceedings of the IEEE*, 88(4), 569-587.
- Van Hees, V. T., Van Lummel, R. C., & Westerterp, K. R. (2009). Estimating activity-related energy expenditure under sedentary conditions using a tri-axial seismic accelerometer. *Obesity*, 17(6), 1287-1292.
- Vanhelst, J., Hurdiel, R., Mikulovic, J., Bui-Xuân, G., Fardy, P., Theunynck, D., & Béghin, L. (2012). Validation of the Vivago Wrist-Worn accelerometer in the assessment of physical activity. *BMC Public Health*, 12(1), 1-7.
- Voleno, M., Redmond, S. J., Cerutti, S., & Lovell, N. H. (2010). Energy expenditure estimation using triaxial accelerometry and barometric pressure measurement. *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 5185-5188.
- Webber, S. C., Hahn, F., Lix, L. M., Tittlemier, B. J., Salbach, N. M., & Barclay, R. (2020). Accuracy of Thresholds Based on Cadence and Lifestyle Counts per Minute to Detect Outdoor Walking in Older Adults With Mobility Limitations. *Journal of Aging and Physical Activity*, 1-5. <https://doi.org/10.1123/japa.2019-0235>
- Wilmore, J. H., Costill, D. L., & Kenney, L. (2017). *Physiologie du sport et de l'exercice*. De Boeck Supérieur.
- Winnicott, D. (1970). Cure versus care. *Home is where we start from*, 112-120.
- Winter, D. A. (1991). *Biomechanics and motor control of human gait : Normal, elderly and pathological*.
- World Health Organization. (2010). *Global recommendations on physical activity for health*.
- World Health Organization. (2011). MHealth : New horizons for health through mobile technologies : Second global survey on eHealth. 2011. Geneva: WHO Google Scholar.
- Wu, Y., Johns, J. A., Poitras, J., Kimmerly, D. S., & O'Brien, M. W. (2021). Improving the criterion validity of the activPAL in determining physical activity intensity during laboratory and free-living conditions. *Journal of Sports Sciences*, 39(7), 826-834.

9. Table de référence des tableaux

Tableau 1 - Etude de la validité et de la reproductibilité de la cadence dans les études de la recherche systématique.....	14
Tableau 2 - Etude de la validité et de la reproductibilité de la dépense énergétique dans les études de la recherche systématique.....	18
Tableau 3 - Fiabilité du StepWatch 3 dans les études de la recherche systématique.....	30
Tableau 4 - Fiabilité de l'ActivPAL dans les études de la recherche systématique	33
Tableau 5 - Fiabilité du WGT3X dans les études de la recherche systématique	35
Tableau 6 – Résultats globaux pour les sujets sains.....	48
Tableau 7 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la durée du bout.....	58
Tableau 8 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout.....	58
Tableau 9 - Pourcentage du nombre total de bouts d'arrêt en fonction de la durée du bout...	60
Tableau 10 - Pourcentage du temps total passé arrêté en fonction de la durée du bout.....	60
Tableau 11 - Résultats globaux pour les patients AOMI.	64
Tableau 12 - Pourcentage du nombre total de bout de marche en fonction de la durée du bout.....	70
Tableau 13 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout. ...	71
Tableau 14 - Pourcentage du nombre total de bout d'arrêt en fonction de la durée du bout. ..	72
Tableau 15 - Pourcentage du nombre total de bout de marche en fonction de la durée du bout.....	73
Tableau 16 –Nombre de pas : Mean Absolute Percentage Error en fonction de l'outil et de la pente.	76
Tableau 17 –Nombre de pas : Mean Absolute Percentage Error en fonction de l'outil et de la vitesse de marche.....	76
Tableau 18 – Nombre de pas : différences et erreur de mesure par rapport au Gold-Standard.	76

10. Table de référence des figures et graphiques

Figure 1 - Recherche systématique : Energy Expenditure	12
Figure 2 - Recherche systématique - Cadence	12
Figure 3 – Longueur du pas en fonction de la cadence : Walk ratio. Chaque ligne bleue correspond à une vitesse différente et met en évidence une multitude de walk ratio possible (configuration d’une cadence avec une longueur de pas) pour cette même vitesse. Le cercle indique la gamme de vitesse observable chez des adultes sains ainsi que la configuration usuelle pour y parvenir (schéma adapté issu de www.protokinetics.com).....	15
Figure 4 - Recherche systématique : StepWatch 3.....	28
Figure 5 - Recherche systématique : ActivPAL.....	31
Figure 6 - Recherche systématique : WGT3X	33
Figure 7 - Positionnement des outils de mesure.....	42
Figure 8 - Contexte de laboratoire.....	44
Figure 9 - Contexte de Free-Living.....	44
Figure 10 – Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la durée du bout - ActivPAL.....	49
Figure 11 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout - ActivPAL.....	49
Figure 12 - Pourcentage du nombre total de bouts d’arrêt en fonction de la durée du bout - ActivPAL.....	50
Figure 13 - Pourcentage du temps total arrêté en fonction de la durée du bout – ActivPAL...	50
Figure 14 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la cadence - ActivPAL.....	51
Figure 15 - Pourcentage du nombre total passé à marcher en fonction de la cadence – ActivPAL.....	51
Figure 16 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la durée du bout – wGT3X.....	52
Figure 17 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout – wGT3X.....	52
Figure 18 - Pourcentage du nombre total de bouts d’arrêt en fonction de la durée du bout – wGT3X.....	53
Figure 19 - Pourcentage du temps total arrêté en fonction de la durée du bout – wGT3X.....	53

Figure 20 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la cadence – wGT3X.....	54
Figure 21 - Pourcentage du nombre total passé à marcher en fonction de la cadence – wGT3X.....	54
Figure 22 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la durée du bout - StepWatch.....	55
Figure 23 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout – StepWatch.....	55
Figure 24 - Pourcentage du nombre total de bouts d’arrêt en fonction de la durée du bout – StepWatch.....	56
Figure 25 - Pourcentage du temps total arrêté en fonction de la durée du bout – StepWatch.....	56
Figure 26 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la cadence – StepWatch.....	57
Figure 27 - Pourcentage du nombre total passé à marcher en fonction de la cadence – StepWatch.....	57
Figure 28 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la durée du bout.....	59
Figure 29 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout.....	59
Figure 30 - Pourcentage du nombre total de bouts d’arrêt en fonction de la durée du bout. ...	61
Figure 31 - Pourcentage du temps total arrêté en fonction de la durée du bout.....	61
Figure 32 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la cadence.....	62
Figure 33 - Pourcentage du nombre total passé à marcher en fonction de la cadence.....	62
Figure 34 – Temps passé par semaine à chaque intensité d’Activité Physique.	63
Figure 35 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la durée du bout - StepWatch.....	64
Figure 36 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout – StepWatch.....	65
Figure 37 - Pourcentage du nombre total de bouts d’arrêt en fonction de la durée du bout – StepWatch.....	65
Figure 38 - Pourcentage du temps total arrêté en fonction de la durée du bout – StepWatch.....	66
Figure 39 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la cadence – StepWatch.....	66
Figure 40 - Pourcentage du nombre total passé à marcher en fonction de la cadence – StepWatch.....	67

Figure 41 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la durée du bout – wGT3X.....	67
Figure 42 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout – wGT3X.....	68
Figure 43 - Pourcentage du nombre total de bouts d’arrêt en fonction de la durée du bout – wGT3X.....	68
Figure 44 - Pourcentage du temps total arrêté en fonction de la durée du bout – wGT3X.....	69
Figure 45 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la cadence – wGT3X.....	69
Figure 46 - Pourcentage du nombre total passé à marcher en fonction de la cadence – wGT3X.....	70
Figure 47 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la durée du bout.....	71
Figure 48 - Pourcentage du temps total passé à marcher en fonction de la durée du bout.....	72
Figure 49 - Pourcentage du nombre total de bouts d’arrêt en fonction de la durée du bout. ...	73
Figure 50 - Pourcentage du temps total arrêté en fonction de la durée du bout – wGT3X.....	74
Figure 51 - Pourcentage du nombre total de bouts de marche en fonction de la cadence.....	74
Figure 52 - Pourcentage du nombre total passé à marcher en fonction de la cadence.....	75
Figure 53 - Temps passé par semaine à chaque intensité d’Activité Physique.....	75
Figure 54 - Micro-distribution des bouts de marche de moins de 60 secondes pour PAL_3PAS_1S.....	86

11. Annexes

11.1. ICAMPAM 2021

Ce travail a fait l'objet d'une candidature afin de le valoriser sous forme de poster lors d'un congrès international organisé par l'*International Society for the measurement of Physical Behaviour* : Virtual ICAMPAM 2021. Les résultats n'ont pas encore été communiqués.

Comparison of activity monitors and bouts analysis methods in the study of daily-life walking pattern in older adults

Adrien Chanteau University of Rennes, M2S – EA 7470, F-35000 Rennes, France
Aline Taoum University of Rennes, M2S – EA 7470, F-35000 Rennes, France
Pierre Jéhannin INSERM CIC 1414, University Hospital, F-35033 Rennes, France
Guillaume Mahé Vascular Medicine Unit, University Hospital, F-35033 Rennes, France
Alexis Le Faucheur University of Rennes, M2S – EA 7470, F-35000 Rennes, France

Abstract (Max 2000 characters)

Introduction: Recent physical activity (PA) recommendations have stated that it is no longer mandatory to accumulate consecutive bouts of 10 minutes of moderate to vigorous PA (MVPA) to reach the total weekly dose of MVPA. This suggests that "each PA bout counts", but how activity monitors compare in the estimation of daily-life walking pattern and how the methods to define bouts of walking impact this estimation have been understudied. Our aim is thus to explore activity monitors and bouts analysis methods in this context.

Methods: 35 healthy older participants wore an ActivPAL (PAL) and a StepWatch3 (SW3) for a 7-day free-living period. The original method of Orendurff et al. (2008) was applied to stride data recorded over 10s-epoch by the SW3 (SW3^{2-STRIDES_10s}, i.e. ≥ 2 strides over 10s-epoch). For PAL data, we compared: i) the Orendurff method (PAL^{2-STRIDES_10s}); ii) the ActivPAL' software VANE algorithm over 1s-epoch for automatic stepping bouts detection from accelerometry (PAL^{VANE_1s}); iii) a method that consisted in analysing step count over 1s-epoch and defining a walking bout when ≥ 3 consecutive steps were completed, i.e. ≥ 1 gait cycle (PAL

3-STEPS_1s). Data analysis was carried out on Matlab2018b. An analysis of frequency distribution of walking bouts duration was performed.

Results: As shown on Figure 1, contrary to the Orendurff method (PAL or SW3) that describes 20s as the most frequently occurring bout length, other methods suggest that it would rather be the 10s bouts: 82% for the PAL^{3-STEPS_1s} method and 61% for PAL^{VANE_1s}. SW3^{2-STRIDES_10s} and PAL^{2-STRIDES_10s} methods showed consistent results.

Discussion: The use of different methods of bouts analysis can provide a different picture of the daily-life walking pattern. A more detailed analysis will show how this can impact the total time estimation of both walking and MVPA. Additional studies are needed to determine the criterion validity of activity monitors in discriminating very short walking bouts.

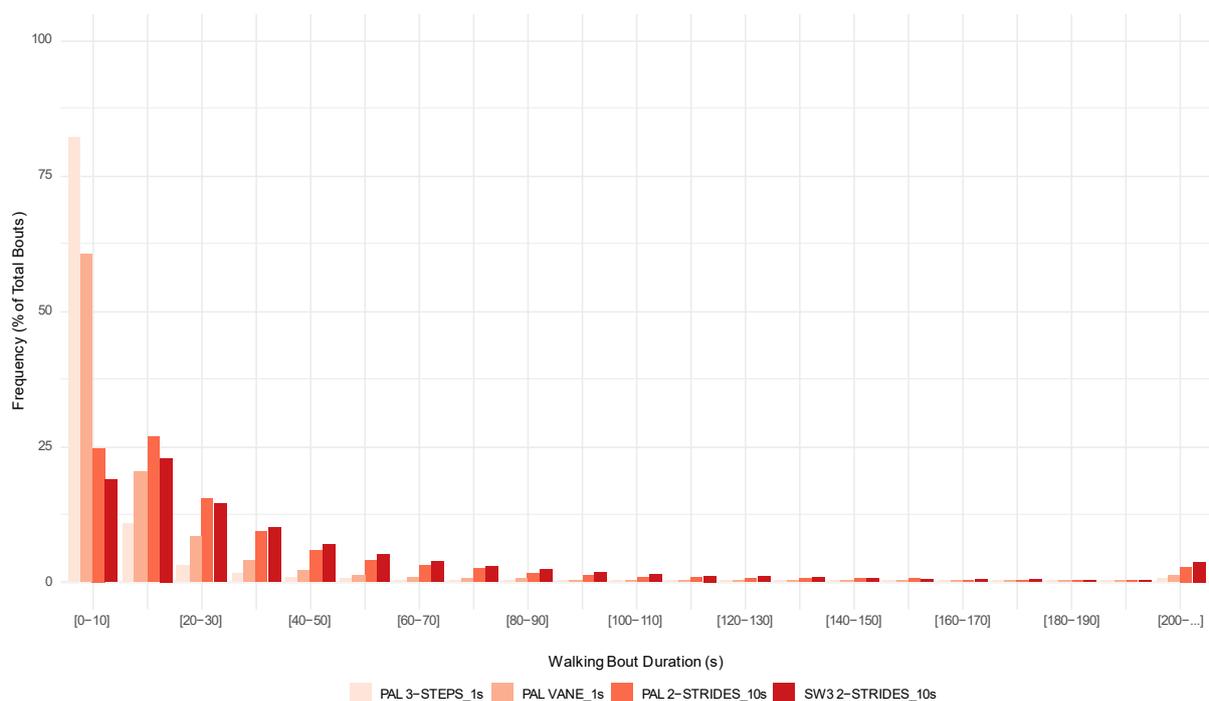


Figure 1. Frequency distribution of walking bouts duration for all subjects and according to the methods and monitors used.

Comparaisons de moniteurs d'activité et de méthodes d'analyse dans l'étude du pattern de marche de la vie quotidienne chez des populations saines et atteintes de limitations fonctionnelles

Mémoire de recherche

CHANTEAU Adrien

Directeur de mémoire : Alexis Le Faucheur, Maître de Conférences-HDR ENS Rennes

Objectif du travail / Study objectives.

L'utilisation des moniteurs d'activité portables présente de réelles opportunités pour répondre à de multiples enjeux actuels dans le cadre du mobile Health. En vue de décrire plus précisément le pattern de marche humain, il s'agira de questionner l'impact des méthodes et outils de mesure sur la validité des données produites par des accéléromètres.

The use of wearable activity monitors presents real opportunities to address multiple issues in the context of mobile health. To describe more precisely human walking pattern, we will question the impact of measurement methods and devices on accelerometer data's validity.

Méthodes / Methods.

Protocole de validité convergente : comparer les données issues d'outils et méthodes d'analyse différentes pour 40 sujets sains et 24 patients AOMI. Protocole de validité critériée : déterminer quels outils et méthodes sont les plus précis et pertinents pour 5 sujets sains. Outils : ActivPAL3, StepWatch 3/4, wGT3X, GoPro. Analyse : Matlab, R.

Convergent validity protocol: to compare data from different devices and analysis methods for 40 healthy subjects and 24 PAD patients. Criterion validity protocol: to determine which devices and methods are the most accurate and relevant for 5 healthy subjects. Devices: ActivPAL3, StepWatch 3/4, wGT3X, GoPro. Analysis: Matlab, R

Résultats et discussion / Results and discussion.

Les données traitées sont dépendantes des outils et méthodes d'analyse tant chez les sujets sains que chez les patients atteints d'AOMI.

Processed data are dependent on the analysis tools and methods in both healthy subjects and patients with PAD.

Conclusion / Conclusion.

L'utilisation de différents outils et méthodes d'analyse des données peut fournir une image différente du pattern de marche de la vie quotidienne. La méthodologie d'analyse par bout créée dans ce travail semble ainsi prometteuse.

The use of different devices and analysis methods can provide a different picture of the daily-life walking pattern. Bout-based analysis methodology created here seems promising.

Mots clés / Key words.

Etude de validation ; Bout-based analysis ; Pattern de marche de la vie quotidienne ; Mesure accélérométrique ; Artériopathie Oblitérante des Membres Inférieurs.

Validation study; Bout-based analysis; Daily-life walking pattern; Accelerometric measurement; Peripheral arterial disease.