

Université de Montréal

Mesure de l'activité physique par accélérométrie : validation et précision de la mesure

Par Marie-Lyse Bélanger

Mémoire présenté à la Faculté des études supérieures et postdoctorales
en vue de l'obtention du grade de maître ès science (M.Sc.)
en sciences de l'activité physique

Août 2013

© Marie-Lyse Bélanger, 2013

Université de Montréal

Résumé

Introduction : Les accéléromètres sont actuellement les appareils les plus utilisés pour mesurer le niveau d'activité physique, et ce, parce qu'ils évaluent les niveaux d'activité physique de façon objective. Toutefois, les mouvements humains sont difficiles à mesurer, et de nombreuses limitations doivent être prises en considération pour la bonne utilisation des accéléromètres. Les études présentées s'intéressent donc à la validité de la fonction podomètre des accéléromètres ainsi qu'à la validation de la composante accéléromètre d'un nouvel appareil multicapteur (SenseDoc). Méthode : Les sujets ayant participé à la première étude, qui consistait en la validation de la fonction podomètre des accéléromètres, ont marché sur un tapis roulant à trois vitesses différentes (2,5 km/h, 3,5 km/h et 4,8 km/h) pendant 5 minutes par palier. Un accéléromètre (ActiGraph GT3X) porté à la ceinture a enregistré le nombre de pas tandis qu'une caméra a enregistré la marche des participants. Pour la seconde étude, les participants portaient un accéléromètre Actigraph et un SenseDoc à la hanche. Les données brutes des accéléromètres et la mesure de la consommation d'oxygène par calorimétrie indirecte ont été mesurées lors de 14 activités réalisées en laboratoire allant de sédentaires à vigoureuses. Résultats : La première étude indique que les accéléromètres ont détecté seulement 53 % des pas à 2,5 km/h, 82 % à 3,5 km/h et 91 % à 4,8 km/h pour les personnes non obèses. Pour les personnes obèses, l'accéléromètre a détecté 47 % des pas à 2.5 km/h, 67 % à 3.5 km/h et 100 % à 4.8 km/h, des résultats significativement différents des personnes non obèses. La seconde étude confirme pour sa part que le SenseDoc est un outil valide de mesure du niveau d'activité physique. Les accéléromètres possèdent une bonne capacité prédictive de la dépense énergétique avec des valeurs de R carré de 0,84 et 0,80 respectivement pour l'Actigraph et le SenseDoc. Conclusion : À vitesse de marche lente, les accéléromètres sous-estiment le nombre de pas, et ce, dans une plus large mesure chez les personnes obèses que chez les personnes non obèses. Également, une méthode valide et transparente de transformation de données brutes d'accélérométrie a été divulguée dans l'étude avec le SenseDoc. Les travaux présentés dans ce mémoire visent à améliorer l'utilisation en milieu clinique et en recherche des accéléromètres et ouvrent la voie à une plus grande uniformité entre les études utilisant différents types d'accéléromètres.

Mots-clés : Accéléromètre, podomètre, activité physique, obésité

Abstract

Introduction: The accelerometers are currently the most used in the measurement of physical activity, because they assess physical activity levels objectively. However, human movements are difficult to measure, and many limitations must be taken into account for the proper use of accelerometers. The studies presented are therefore interested in the validity of the step count function of accelerometers and in the validation process of the accelerometry component of a new multi-sensor (SenseDoc). Method: The subjects who participated in the first study, which consisted of validating the pedometer function of accelerometers, walked on a treadmill at three different speeds (2.5 km/h, 3.5 km/h and 4.8 km/h) for 5 minutes per stage. An accelerometer (ActiGraph GT3X, Fort Walton Beach, FL) worn at the waist, recorded the number of steps while a camera recorded the progress of participants for comparison. In the second study, participants wore an Actigraph accelerometer and the SenseDoc, the prototype to validate. The raw accelerometers data and the measurement of oxygen consumption by indirect calorimetry were measured in 14 activities ranging from sedentary to vigorous. Results: The first study indicates that the accelerometers have detected 53% of steps at 2.5 km/h, 82% at 3.5 km/h and 91% at 4.8 km/h with non-obese individuals. In obese individuals, the accelerometer have detected 47% at 2.5 km/h, 67% at 3.5 km/h and 100% at 4.8 km/h, results significantly different from those of non-obese individuals. The second study confirms that SenseDoc is a valid device for measuring the level of physical activity. Raw-data derived calculated counts of Vmag predicted the VO₂ values well, with adjusted r-squared values of 0.84 and 0.80 for the Actigraph and SenseDoc, respectively. Conclusion: At slower walking speed, accelerometers underestimate the number of steps and that, to a large extent in obese than non-obese people. Also, a valid and transparent method of processing raw accelerometer data was disclosed in the study with the SenseDoc. Studies presented in this master's thesis will improve the clinical use and research accelerometers and paved the way for greater consistency between studies using different types of accelerometers.

Keywords: accelerometer, pedometer, physical activity, obesity

Table des matières

Introduction.....	1
A) Inactivité physique et sédentarité.....	2
B) Lien entre l'obésité, la sédentarité et l'inactivité physique.....	3
C) La quantification de l'activité physique.....	5
Méthode de références :	6
1. Eau doublement marquée.....	6
2. Calorimétrie indirecte	6
3. Les podomètres	7
4. Les accéléromètres.....	8
D) Limites pour une mesure valide des activités ambulatoires	11
1. Marche à basse vitesse	12
2. L'influence du positionnement de l'appareil	15
E) Limites pour une mesure valide des activités sédentaires.....	16
F) Enjeux du projet	19
Article 1	20
Article 2	33
Discussion.....	56
Justification du projet.....	57
Rappel des résultats.....	58
Limites et avenues de recherche	61
Contributions personnelles.....	63
Conclusion	64
Bibliographie.....	65

Liste des tableaux

Tableau 1 : Niveau d'activité physique selon le nombre de pas quotidiennement exécutés. 8

Liste des figures

Figure 1: Nombre de publications concernant les accéléromètres, l'activité physique et les adultes depuis 2001	9
Figure 2: Exemple de profil d'activité physique mesuré par Actical	15

Liste des abréviations

AP : Activité physique

CHU : Centre hospitalier universitaire

ECMS : Enquête canadienne sur les mesures de la santé

GPS : *Geographic positioning system*

IMC : Indice de masse corporelle

Kcal : Kilocalorie

MET : *Metabolic equivalent of task*

OMS : Organisation mondiale de la santé

QR : Quotient respiratoire

VO₂ : Consommation d'oxygène

VCO₂ : Production de dioxyde de carbone

Remerciements

À ma directrice de recherche, Marie-Ève, pour ta compréhension, ton support

À mon codirecteur, Yan, pour ta confiance et les opportunités que tu m'as offertes qui m'ont beaucoup apporté lors de mon cheminement

Aux participants qui ont généreusement donné de leur temps pour mes projets

Au département de kinésiologie, à la Faculté des études supérieures de l'Université de Montréal, au Centre de recherche de CHUM et à la Fondation du CHU Sainte-Justine

À ma mère, Jocelyne Laperrière, pour m'avoir accompagné à ma première présentation orale en Italie, pour ton support et tes encouragements

À toute ma famille et amis

Introduction

L'Organisation mondiale de la santé (OMS) classe l'inactivité physique au quatrième rang des grands facteurs de risque associés à la mortalité mondiale, et ce, après l'hypertension artérielle, le tabagisme et un taux élevé de glucose sanguin [1]. Le surpoids ou l'obésité entraîne pour sa part 5 % des décès à l'échelle mondiale. L'inactivité physique, en plus de contribuer au surpoids et à l'obésité, est maintenant considérée comme un facteur de risque distinct de mortalité au même titre que l'obésité ou le tabagisme [2]. Cette inactivité engendre donc d'importantes répercussions pour la santé des populations à une époque où le nombre de personnes aux prises avec des maladies évitables est en hausse, tout comme les pressions connexes sur les systèmes de soins de santé des pays [3]. Dans ce contexte, l'adoption d'un mode de vie actif peut représenter une solution de choix.

Ainsi, le Canada a émis des recommandations concernant la pratique d'activité physique (AP). Les adultes devraient pratiquer au moins 150 minutes par semaine d'AP aérobie d'intensité moyenne à élevée (METs >3) accumulées par période d'activité d'un minimum de 10 minutes [4]. Les nouvelles données de l'Enquête canadienne sur les mesures de la santé (ECMS) indiquent que seulement 15 % des adultes canadiens atteignent ce niveau d'AP, lorsque ce dernier est mesuré par accélérométrie [5]. Aussi, la cible de 10 000 pas par jour a été retenue comme étant l'objectif minimal à atteindre pour avoir un mode de vie actif [6]. Malheureusement, la cible de 10 000 pas par jour, mesurée par accélérométrie, n'est atteinte que par 35 % des adultes canadiens [5].

A) Inactivité physique et sédentarité

Récemment, la problématique de la sédentarité s'est distinguée de celle de l'inactivité physique et l'étude des comportements sédentaires constitue un domaine relativement récent de la recherche sur l'obésité. La sédentarité se définit comme une situation d'éveil caractérisée par une dépense énergétique $\leq 1,5$ METS, soit 1,5 fois le métabolisme de base, en position assise ou allongée tandis que le terme inactivité désigne le comportement d'individus n'atteignant pas le niveau d'AP recommandé [7]. Selon certains chercheurs, les comportements sédentaires devraient être étudiés en tant que construction distincte de l'AP [8]. En effet, le temps passé en position assise peut être considéré comme un facteur de risque essentiel pour le développement de maladies chroniques tel que le diabète de type 2, et le temps assis, passé devant la télévision ou assis en automobile, augmente le risque de mortalité prématuré. Même si les 30 minutes d'AP quotidienne sont respectées, la position assise prolongée peut, à elle seule, entraîner des effets néfastes sur la santé [9]. Matthews et coll. 2012 ont en fait révélé que les individus participant à sept heures d'activités physiques d'intensité moyenne à vigoureuse, mais qui regardaient également en moyenne sept heures ou plus de télévision par semaine, avaient 50% plus de risques de mortalité de toute cause et le double de risque de mortalité d'une maladie cardiovasculaire que les individus regardant moins d'une heure par jour de télévision et pratiquant le même nombre d'heures d'activité physique d'intensité moyenne à vigoureuse. Il est donc évident qu'une participation à une activité physique d'intensité moyenne à vigoureuse ne protège pas totalement du risque de mortalité associé au temps passé devant la télévision [10]. Rompre momentanément la sédentarité entraîne pour sa part de nombreux bénéfices tels qu'une diminution des risques de maladies cardio-vasculaires et de pathologies métaboliques [11]. Une récente étude a d'ailleurs démontré qu'une réduction de 2,9 heures passées devant la télévision serait associée à une augmentation du niveau d'activité physique, correspondant à une dépense énergétique d'environ 120 kcal par jour et à une réduction de l'apport énergétique de 100 kcal par jour, indiquant que le temps passé devant la télévision influencerait le niveau d'activité physique autant que les habitudes alimentaires [12].

B) Lien entre l'obésité, la sédentarité et l'inactivité physique

L'obésité est la cause d'une augmentation significative de la morbidité et de la mortalité, mais aussi d'incapacités ou de handicaps variés et d'une baisse de la qualité de vie [13]. Elle augmente le risque de développement de pathologies chroniques telles que les dysrégulations métaboliques (diabète de type 2 et dyslipidémie), les maladies cardiovasculaires (athérosclérose), mais également l'incidence de cancer qui constitue la première cause de mortalité au pays actuellement.

L'obésité est liée à un déséquilibre chronique entre la dépense énergétique et l'apport alimentaire. Par ailleurs, il a été reconnu que certains gènes prédisposent à l'obésité, mais qu'ils ne conduisent à l'obésité que si l'environnement favorise leur expression [13]. En effet, les gènes ont besoin du stimulus régulier de l'AP pour promouvoir et maintenir un bon état de santé. En d'autres termes, nos gènes sont programmés pour que nous soyons physiquement actifs et l'inactivité physique associée à une alimentation trop riche conduit à un gain pondéral [13]. L'augmentation de l'apport calorique et la diminution de la dépense énergétique paraissent être des déterminants évidents de la prévalence croissante de l'obésité [14]. Cependant, les mécanismes concernant le rôle joué par l'un et l'autre de ces facteurs sont partiellement incompris et la qualité des mesures mise en doute.

La plupart des données d'enquête sur l'activité physique sont limitées à l'AP rapportée durant les loisirs, qui aurait augmenté depuis les années 1980 [15]. Toutefois, l'AP de loisir ne représente qu'une petite part de l'activité totale durant l'éveil [16]. Les tendances observées de l'apport calorique et de l'activité physique durant les loisirs en lien avec celles observées pour l'obésité soulignent à quel point il est important de dégager et d'examiner d'autres corrélats comportementaux de l'obésité ou d'optimiser la mesure des comportements par l'utilisation d'outils tels que les accéléromètres. En effet, le fait que l'AP soit rapportée plutôt que mesurée peut engendrer une surestimation de la dépense énergétique [17].

Les habitudes de vie sont d'importants déterminants du contrôle pondéral [18]. Les éléments pouvant y contribuer sont de responsabilités partagées (familles, écoles, milieux de travail et gouvernements) et les actions entreprises pour créer un changement de comportement stratégique doivent pouvoir atteindre chacune de ces sphères [19]. En effet, les scientifiques et experts de santé publique sont maintenant d'avis qu'une stratégie efficace doit comporter des actions visant tant les individus que les environnements dans lesquels ils évoluent [20]. Ainsi, le contexte dans lequel l'AP est réalisée (travail/occupation/école, loisirs, domestique, déplacements) est important à considérer et à quantifier. Le type représente à la fois le type d'exercice (endurance, résistance, souplesse ou équilibre) ainsi que la nature de l'activité (ex. natation, vélo). Le volume représente pour sa part la quantité globale d'AP sur une période donnée et se doit d'être considéré [16].

L'AP pratiquée de façon régulière constitue une des modalités importantes de la prise en charge de l'obésité [21] et se définit comme tout mouvement corporel produit par les muscles squelettiques qui entraîne une augmentation substantielle de la dépense d'énergie au-dessus de la dépense énergétique de repos [22]. Toutefois, le lien entre l'AP et l'obésité n'est pas toujours clairement établi. En effet, les études traitant de cette problématique n'apportent aucune information sur la possible direction causale : l'obésité causant l'inactivité physique ou encore l'inverse. L'approche temporelle de ces études ne permet pas pour l'instant d'apporter de résultats concluants [23]. Le sédentarisme pourrait par contre entraîner une relation en boucle soit : un manque d'AP entraînant la perte des capacités physiques-physiologiques, une diminution de l'envie de pratiquer et dévalorisation de soi, d'où la restriction d'une AP déjà limitée, l'accentuation de la perte des capacités et de l'envie de bouger, et ainsi de suite [24]. Une meilleure quantification du niveau d'AP à travers toutes ces sphères est donc nécessaire. Toutefois, il est difficile d'estimer des niveaux d'AP d'intensité le plus souvent faible à modérée. Mieux mesurer ce type d'AP constitue un réel enjeu pour la recherche dans le domaine des comportements de santé et pour la mise en place, le suivi et l'évaluation des actions de prévention et de traitement des pathologies chroniques comme l'obésité [25].

C) La quantification de l'activité physique

L'évaluation précise du profil d'AP constitue une donnée fondamentale dans l'étude de la relation entre l'AP et la santé [26]. Ainsi, la technologie ne cesse d'évoluer en ce sens pour une mesure plus précise du mode de vie et de la dépense énergétique dans les conditions de vie quotidienne. De nombreuses méthodes existent présentement pour effectuer ces mesures et sont classées sous quatre catégories: rapports subjectifs et observations, calorimétrie indirecte, eau doublement marquée et moniteurs portatifs [27].

Parmi les outils qui existent pour mesurer la quantité d'AP, les questionnaires demeurent les plus utilisés en raison de leur faible coût et de leur facilité de mise en place. Cependant, ils surestiment systématiquement l'AP réelle [25]. La technique de la mesure de la fréquence cardiaque, par exemple par l'utilisation d'un cardiofréquencemètre, nécessite pour sa part des calibrations individuelles en laboratoire et la fréquence peut être augmentée dans des circonstances autres que l'augmentation du niveau d'AP telles que le stress ou les changements de température. Les moniteurs portatifs, incluant les podomètres et les accéléromètres, ne cessent, pour leur part de gagner en popularité. Par contre, l'analyse et l'interprétation des données diffèrent grandement entre les modèles et études, amenant à se questionner sur la fiabilité des résultats rapportés. Le podomètre mesure le nombre de pas, mais ne permet pas de quantifier les profils d'AP tandis que l'accéléromètre mesure les mouvements sous forme d'accélération du sujet. Le choix de l'outil dépend essentiellement des objectifs recherchés par le clinicien ou le chercheur et des ressources disponibles [28].

Méthode de références :

1. Eau doublement marquée

Le principe de l'eau doublement marquée consiste à déterminer la production de dioxyde de carbone et donc de la consommation d'énergie en mesurant la différence d'élimination d'isotopes stables marqués (deutérium et oxygène-18) à partir de l'eau corporelle totale [29]. Le sujet ingère de l'eau contenant une concentration connue d'isotopes d'hydrogène (deutérium) et d'oxygène (oxygène-18) dont la quantité dépend de sa masse corporelle. Les isotopes se mélangent à l'eau corporelle et sont éliminés dans les fluides corporels. L'hydrogène marqué est éliminé du corps sous forme d'eau (urines principalement, sueur, respiration) et l'oxygène marqué est éliminé sous forme d'eau et de dioxyde de carbone. Le métabolisme de l'eau corporelle est estimé en mesurant quotidiennement la concentration de deutérium dans des échantillons d'urine ou de salive. La différence de taux d'excrétion entre les traceurs, déterminé au moyen d'un spectromètre de masse, reflète le volume de dioxyde de carbone produit pendant la période d'observation [30]. Ainsi, la méthode de l'eau doublement marquée peut évaluer les processus métaboliques associés à l'AP [31]. Sa précision est estimée à 3 à 10 % par rapport à la calorimétrie indirecte, et ce, aussi bien chez l'adulte que chez l'enfant [32]. Cependant, ce procédé engendre des coûts élevés et est lourd techniquement. De plus, les paramètres de fréquence, durée et intensité ne peuvent être évalués par cette méthode [29].

2. Calorimétrie indirecte

La calorimétrie indirecte est considérée par plusieurs comme la méthode de référence pour mesurer la dépense énergétique à l'AP [33]. Les principes de base affirment que le corps humain brûle les nutriments en utilisant de l'oxygène et en produisant du dioxyde de carbone [34]. Cette méthode utilise donc la mesure de la consommation d'oxygène (VO_2) et de la production de

dioxyde de carbone (VCO_2) pour calculer la dépense énergétique de repos (DER) et le quotient respiratoire (QR). Un litre d'oxygène consommé génère 3,98 (kcal) tandis qu'un litre de dioxyde de carbone produit génère 1,1 kcal. L'équation de WEIR est ensuite utilisée pour calculer la dépense énergétique : $DER = [3,9 \cdot (VO_2) + 1,1 \cdot (VCO_2)] \cdot 1,44$ [35]. La calorimétrie indirecte permet donc le calcul des différentes formes de dépenses énergétiques (dépense basale, énergie liée à la prise alimentaire, énergie associée à l'activité physique), mais présente des difficultés pratiques pour une utilisation à grande échelle. Cette méthode demeure par contre une des références permettant de valider d'autres méthodes objectives ou subjectives [36].

3. Les podomètres

Les podomètres sont des moniteurs de mesure de l'AP largement utilisés. Les modèles récents, dits électroniques, comprennent un levier suspendu par un ressort ou une composante électronique. L'appareil se fixe habituellement latéralement à la ceinture et au-dessus de la hanche à l'aide d'une attache. Lors de la marche, le contact du pied avec le sol à chaque pas entraîne une accélération verticale de la hanche et un mouvement de haut en bas capté par le levier ou la composante électronique. Après avoir mesuré la longueur du pas habituel du sujet, le résultat peut être converti en distance parcourue [25]. Un podomètre peut être utilisé pour mesurer le volume d'AP pratiqué en plus d'agir comme outil motivationnel [37] en permettant d'évaluer le niveau d'AP des individus par la détection du nombre de pas exécutés. La cible minimale de 10 000 pas par jour est considérée comme étant l'objectif du nombre de pas comptés par le podomètre [38]. Des échelles de classification du profil d'activité physique sont également disponibles selon le nombre de pas quotidiennement exécutés (Tableau 1). Cependant, selon les données de l'ECMS, environ le tiers des hommes et des femmes au Canada atteignent cette cible : l'homme fait en moyenne 9 500 pas par jour et la femme, 8 400 pas [5]. Ces chiffres sont similaires aux résultats de la *National health and nutrition survey* de 2005-2006, selon lesquels les adultes américains font en moyenne 9 700 pas par jour [5]. Malgré le fait que ces appareils produisent des données simples à analyser et sont peu coûteux, ils ne permettent pas de détecter l'intensité ou le type d'effort effectué [39].

Tableau 1 : Niveau d'activité physique selon le nombre de pas quotidiennement exécutés.

Niveau d'AP	Nombre de pas par jour
Basal	< 2 500
Limité	Entre 2 500 et 4 999
Faiblement actif	Entre 5 000 et 7 499
Quelque peu actif	Entre 7 500 et 9 999
Actif	Entre 10 000 et 12 499
Très actif	≥ 12 500

Adapté de Tudor-Locke, 2010 [40]

4. Les accéléromètres

Des mesures valides et fiables du niveau d'AP sont nécessaires pour documenter la fréquence et la distribution des pratiques d'AP dans une population, pour déterminer le niveau nécessaire pour amener des bienfaits notables sur la santé, pour identifier les facteurs psychosociaux et environnementaux influençant cette pratique et finalement, pour évaluer l'efficacité des programmes visant l'adoption d'un mode de vie actif [41]. Maintenant utilisés par les organismes gouvernementaux pour identifier le niveau d'AP et de sédentarité de la population, les accéléromètres ne cessent d'évoluer. Petits et non invasifs, ces instruments permettent de recueillir une quantité de données de plus en plus grande. Leur autonomie sur une période de plus en plus prolongée permet un recueil de données sur plusieurs jours des patrons d'activités des participants. Une simple recherche sur le moteur de recherche PubMed permet d'ailleurs

d'observer que le nombre d'études utilisant ces appareils a plus que doublé au cours des dernières années (Figure 1).

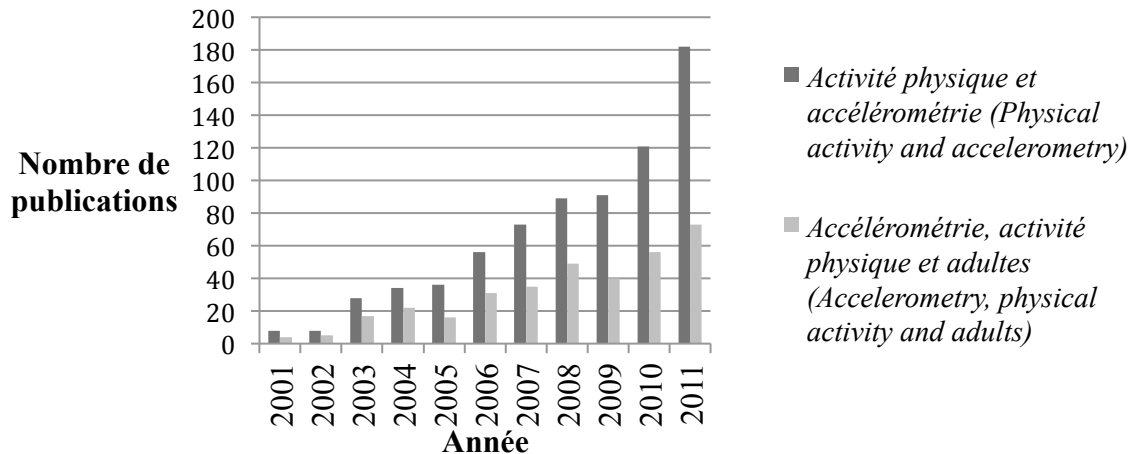


Figure 1: Nombre de publications concernant les accéléromètres, l'activité physique et les adultes depuis 2001

Ces appareils fournissent des données objectives sur le niveau d'AP en détectant et en mesurant les accélérations du corps. Une accélération étant un changement de vitesse sur une certaine période de temps, cette mesure permet l'obtention d'un index du degré d'accélération qui a été fait sur une certaine distance [42]. De nombreux moniteurs portables sont actuellement sur le marché et utilisés notamment pour la recherche (ex. Tritrac-R3D, Actigraph, Actical, Biotrainer et SenseWear Armband). Ces instruments sont basés sur le même principe de mesure du mouvement, mais utilisent différents procédés de fonctionnement tels que le type de filtre, le traitement des données et le stockage de l'information. Ils sont généralement positionnés à la hanche grâce à une sangle [43]. Les accéléromètres sont conçus avec des capteurs piézorésistants ou piézoélectriques. Les capteurs piézoélectriques génèrent une charge électrique en réponse à la force mécanique de l'accélération. Ils possèdent un élément central qui, soumis à une certaine accélération, produit un voltage qui est filtré et analysé. N'étant sensible qu'aux accélérations ayant un impact sur l'élément central, ce type de capteur ne peut détecter les accélérations

constantes telles que la gravité [44]. Les capteurs piézorésistants sont quant à eux sensibles à toutes les forces qui leur sont imposées [27]. Chaque instrument peut posséder jusqu'à trois capteurs pour représenter le mouvement selon trois axes orthogonaux. Les accéléromètres peuvent être uniaxiaux, mesurant les accélérations verticales, biaxiaux, mesurant les accélérations verticales et antéropostérieures ou médiolatérales et triaxiales, mesurant les accélérations verticales, antéropostérieures et médiolatérales [27]. Ces derniers amènent le recueil de données d'une façon plus précise et présentent une meilleure corrélation de la dépense énergétique réelle que les accéléromètres uniaxiaux. [27]. La plupart des accéléromètres utilisés aujourd'hui ont des capteurs piézoélectriques détectant les accélérations sous trois différents plans [27].

Des filtres peuvent également être utilisés pour éliminer les sources de bruits tels que les fréquences élevées relevées lorsqu'un individu se trouve dans une automobile [45]. Ces filtres agissent sur l'amplitude et la fréquence du voltage. Ils ont pour fonction d'éliminer des valeurs se situant en-dessous ou au-dessus de certains seuils. Le voltage résultant des accélérations subies par les accéléromètres est converti en g ($1\text{ g} = 9.8\text{ m/s}^2$). L'amplitude des accélérations se traduit donc en g. Bouten et coll. (1997) ont indiqué qu'un accéléromètre porté à la hanche mesurant les accélérations avec une amplitude entre -6 et 6 g suffit pour représenter la plupart des activités de la vie quotidienne [45].

La fréquence de mouvement quant à elle est également mesurée grâce au voltage détecté par les capteurs. Les filtres utilisés par la plupart des accéléromètres sur le marché excluent les accélérations produisant des fréquences supérieures à 20 Hz. Pour ce qui est de l'amplitude du mouvement, toute mesure de plus ou moins 6 g est exclue. Les valeurs recueillies peuvent ensuite être converties en comptes d'activités bruts ou *counts*. C'est donc ces dernières valeurs qui seront utilisées pour une classification du niveau d'AP ou de sédentarité par les accéléromètres. Un des grands défis des chercheurs consiste maintenant à établir un lien standard entre un niveau réel d'activité et le nombre de *counts* [43]. À ce jour, chaque compagnie d'accéléromètres a sa façon de transformer les données d'accélérométrie en *counts*. De nombreuses limites donc peuvent sur- ou sous-estimer la réelle dépense énergétique estimée par les données d'accéléromètre et sont à considérer pour l'interprétation de résultats de nombreuses

études. La prochaine section traitera donc des principales limites que peuvent présenter les accéléromètres pour une mesure valide des activités ambulatrices.

D) Limites pour une mesure valide des activités ambulatrices

Le type de capteurs utilisés pour mesurer le niveau d'AP, que ce soit un podomètre ou un accéléromètre, a une grande influence sur les données relevées. Un grand nombre de manufacturiers produisent maintenant des accéléromètres et de nombreuses études se sont prononcées quant aux différences de valeurs calculées entre différents modèles et différents appareils du même modèle [46].

Certains types d'appareils sont par contre plus utilisés tels qu'Actigraph (FT. Walton Beach, Floride)[47]. Ce dernier est reconnu pour être plus sensible aux plus faibles accélérations (ex. marche lente) chez les adultes comparés aux podomètres communément utilisés par les chercheurs [48]. Lors d'une récente étude, Actigraph a détecté 800-1000 pas de plus lors d'une journée scolaire en comparaison avec 2 podomètres portés à la hanche [48]. Parce que la détermination du nombre de pas quotidien nécessaire afin d'être considéré actif est basé sur les résultats de podomètres, il est nécessaire d'ajuster voire de retirer le nombre de pas détectés lorsque de faibles *counts* par minute sont relevés par des accéléromètres. En se basant sur cette étude, il apparaît important de comparer avec précautions les résultats de podomètres à ceux des accéléromètres.

Afin de recueillir des données précises sur les niveaux d'AP et de sédentarité, l'ECMS a utilisé l'Actical (Phillips – Respironics, Oregon, États-Unis). Les participants ont porté l'appareil au-dessus de la hanche droite avec une ceinture élastique durant leurs heures d'éveil pendant sept jours. L'Actical mesure les accélérations de façon biaxiale. Les valeurs de *counts* enregistrées ont été totalisées sur un intervalle d'une minute, produisant un nombre de mouvements par minute ou de *counts* par minute, la variable la plus communément utilisée. Les signaux détectés par l'accéléromètre ont également été transformés en nombre de pas par minute. Cet appareil est

considéré comme valide pour mesurer l'AP chez les adultes et les enfants, malgré les limites communes qu'il partage avec les autres accéléromètres. Son enregistrement de données omnidirectionnelles lui permet d'être plus précis qu'un accéléromètre uniaxial. À l'épreuve de l'eau, il permet aux participants de le retirer moins souvent, et donc, de récolter une plus grande gamme de mouvements en plus de limiter la probabilité d'un oubli de le remettre par le participant.

Les accéléromètres les plus souvent utilisés lors d'études épidémiologiques recueillent des données à des fréquences élevées (10-32 Hz), mais synthétisent souvent les informations enregistrées sur des périodes de référence relativement longues (ex. données minute par minute) [41]. Ceci est fait principalement pour un prolongement de la durée de batterie et pour une capacité de stockage de la mémoire plus grande. Ces spécifications apportent des différences importantes lors de l'analyse des données et en diminuant la précision des données, les sources d'erreurs sont moins facilement détectables [41].

Depuis 2005, des données de podomètres sont recueillies auprès d'un échantillon représentatif de la population nationale d'enfants et de jeunes dans le cadre de l'étude sur l'activité physique des jeunes au Canada (ÉAPJC). Les données sur le nombre de pas de cette étude et de l'ECMS concordent, suggérant que les résultats mesurés par les accéléromètres et les podomètres peuvent être comparés [49]. L'accéléromètre procure par contre l'avantage de fournir le profil quotidien de l'activité sédentaire et des mouvements d'intensité légère, moyenne et élevée. Selon cette enquête, les jeunes s'adonnent à des activités sédentaires pendant environ 8,5 heures par jour [49]. L'établissement du profil sédentaire dans la population est donc à considérer au même titre que le profil d'AP de niveau moyen à élevé.

1. Marche à basse vitesse

La marche est un élément primordial à la locomotion et une des composantes les plus importantes à considérer dans la dépense énergétique quotidienne chez tout individu. Sa mesure se doit donc d'être valide et fiable. Les accéléromètres utilisés par de nombreuses études pour

des interventions en AP rapportent des données peu précises sur le nombre de pas effectués lors de basses vitesses de marche. Comme rapportés par certains auteurs [50, 51], ces instruments sont moins précis pour capter le nombre précis de pas effectués lors de vitesses de marche inférieures à environ 3 km/h. La corrélation entre les pas mesurés par accéléromètres uni- ou tri-axiaux et le nombre de pas réellement exécutés augmente avec la vitesse de marche [51, 52].

Les pas effectués lors de la marche sont en fait très complexes à détecter par les appareils en raison entre autres des variations de vitesse. Une récente étude a d'ailleurs relevé les causes possibles d'erreurs de mesure des pas en utilisant trois différents types d'accéléromètres [53]. Pour l'appareil uniaxial, l'erreur provenait de ses propriétés d'analyse dans lesquelles chaque niveau d'intensité était déterminé en fonction du nombre de pas effectué et par l'amplitude de l'accélération verticale toutes les quatre secondes. Il est important de noter que plus un individu marche rapidement, plus sa longueur d'enjambée sera augmentée et plus sa fréquence de pas sera diminuée. De plus, lorsque deux individus marchent à une même vitesse, mais avec des longueurs de jambes différentes, le nombre de pas calculés par l'appareil sera différent. Une correction doit donc être effectuée au niveau des caractéristiques de l'individu pour une mesure valide de tout le profil ambulateur (ex. distance de marche) [52]. Il est aussi important de souligner que la diminution du nombre de pas effectuée est enregistrée par l'appareil sans prendre en considération l'augmentation de la longueur d'enjambée due à l'augmentation de vitesse [53]. La dépense énergétique est alors sous-estimée. Dans cette même étude, il est noté que les accéléromètres triaxiaux apportent une meilleure validité lors de variations du nombre de pas pour une même vitesse et donc permettraient de mieux refléter la dépense énergétique. En effet, lors d'une marche à basse vitesse, les accélérations sont majoritairement antéropostérieures et donc, ne sont pas détectées par les appareils uniaxiaux, qui détectent seulement les accélérations verticales [53]. Pour les accéléromètres triaxiaux, les principales erreurs dans la détection des pas provenaient de l'amplitude des accélérations lors d'un pas qui ne sont pas toujours détectées par le seuil identifié dans l'appareil comme correspondant à un pas. Cette amplitude diffère entre les différents appareils, impliquant que certains ne détectent pas de trop faibles ou de trop fortes amplitudes. Ces différents éléments doivent être considérés dans le choix ou l'évaluation des appareils pour une mesure précise du niveau d'AP [53]. Également, une étude effectuée par Crouter et coll. (2003), a examiné la validité de différents appareils en

évaluant 10 sujets marchant sur tapis roulant à différentes vitesses. L'utilisation de la calorimétrie indirecte fut simultanément utilisée afin d'évaluer la dépense énergétique. Selon l'auteur, le manque de validité du décompte de pas lors de la marche à basse vitesse provient du fait que les accélérations verticales à la hanche sont moins prononcées que lors de la marche à plus haute vitesse [50]. L'accélération n'étant pas assez élevée, le seuil pour enregistrer un pas dont la valeur précise n'est jamais connue ne peut donc pas être atteint [50]. Toujours selon Crouter et coll. (2003), certains appareils sont plus valides à basses vitesses lors d'expériences contrôlées [50]. Par contre, lors des activités de la vie quotidienne des individus, ces appareils sous-estiment grandement la dépense énergétique lorsque différents facteurs sont pris en considération [50]. La figure 2 illustre bien cette problématique en démontrant le profil d'un individu portant un accéléromètre Actical à la hanche où, lors de certaines activités telles que la marche à basse vitesse, les pas peuvent ne pas être détectés par l'accéléromètre. Ceci illustre une problématique importante pour une représentation valide du profil d'activités ambulatoires de la vie quotidienne des individus.

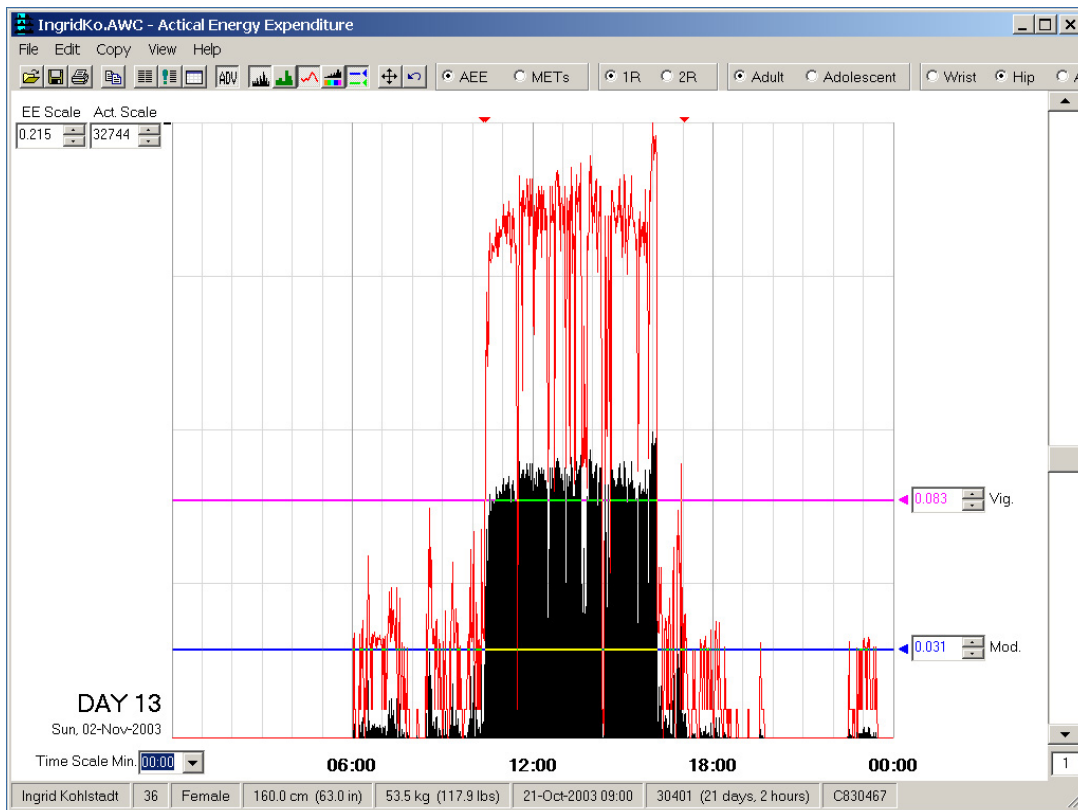


Figure 2: Exemple de profil d'activité physique mesuré par Actical

Source : Koninklijke Philips N.V., 2013 [54]

2. L'influence du positionnement de l'appareil

Le positionnement de l'accéléromètre a une grande importance dans le calcul du niveau d'AP des individus. En effet, les accéléromètres positionnés à la hanche ne peuvent capter les mouvements impliquant les membres supérieurs ainsi que les activités non fondées sur le pas tels que la bicyclette et la natation. Une étude récente a pu examiner la capacité de reconnaître différents patrons de mouvements selon le positionnement de l'appareil à la hanche ou à la cheville, et ce, pour différents types d'accéléromètres (uniaxial ou triaxial) [55]. Selon les

auteurs, l'utilisation d'un seul accéléromètre à la hanche ne permet pas de reconnaître certaines activités telles que le vélo. Dans ce cas, un accéléromètre à la cheville serait un meilleur choix. Par contre, l'accéléromètre à la hanche favorise une meilleure collecte de données pour la plupart des activités telles que la marche, la course et la corde à danser [55]. Les accéléromètres triaxiaux permettaient une meilleure précision pour la plupart des mouvements.

Le fait de combiner un accéléromètre à la hanche et à la cheville ne permettait pas non plus une meilleure interprétation des patrons de mouvements que de porter un seul accéléromètre triaxial à la hanche (c.-à-d., 74,5 % vs 76,8 % des activités correctement identifiés) [56]. Le fait de ne pouvoir enregistrer la globalité des mouvements constitue la principale limite des mesures par accélérométrie. La dépense énergétique supplémentaire engendrée par des mouvements tels que laver la vaisselle, transporter un objet ou laver le plancher n'étant pas enregistrée, la dépense énergétique globale des individus est grandement sous-estimée [56].

L'ajout de caractéristiques individuelles lors de la programmation des appareils pourrait par contre amener une meilleure validité quant à la classification des mouvements [57]. Certains critères devront être établis pour standardiser cette classification. En effet, les manufacturiers établissent chacun des seuils de classification du niveau d'AP qui leur sont propres, rendant difficile la comparaison entre les différentes études [58].

E) Limites pour une mesure valide des activités sédentaires

Tels que mentionnés précédemment, les accéléromètres permettent d'évaluer différents patrons de mouvements en distinguant les différents niveaux d'AP. Cependant, l'appareil ne peut faire la différence entre un individu immobile et un appareil non porté. Comme les appareils ne sont souvent pas portés 24 heures par jour en raison de certaines de leurs limitations (ex. esthétique, appareils non résistants à l'eau), il est primordial de déterminer une méthode commune pour distinguer une activité sédentaire d'un appareil non porté. Malgré le fait que des mesures par accélérométrie sont de plus en plus utilisées et publiées dans les ouvrages de recherche,

l'élaboration et la déclaration des méthodes de réduction des données et d'analyse ne sont pas uniformes. Ces procédures de réduction des données ont un impact notable sur les résultats et donc, un consensus est nécessaire.

Selon les lignes directrices de Colley et coll. (2010) publiées par Statistiques Canada, l'hypothèse est que les périodes de zéros consécutifs plus longues qu'une certaine période d'interruption admissible correspondent à des moments où l'accéléromètre a été enlevé [17]. Les intervalles de zéros continus qui sont plus courts que les périodes d'interruption admissibles sont préservées dans le temps de port et sont considérés comme indicatifs d'un comportement sédentaire [17]. Ainsi, dans l'ECMS de 2007-2009, les jours pour lesquels la durée du port de l'accéléromètre était trop courte ont été considérés comme non valides. Une journée valide a été définie comme une journée durant laquelle le moniteur avait été porté pendant 10 heures ou plus. Les personnes comptant quatre journées valides ou plus ont été retenues pour les analyses. Le temps pendant lequel l'accéléromètre n'avait pas été porté a été défini comme comportant au moins 60 minutes consécutives sans mouvement dénombré, avec une tolérance d'une à deux minutes de mouvements entre 0 et 100 comptes d'activités bruts [49]. Les enfants participants à cette étude ont vu le nombre de jours valides être réduit de 84 à 38 % lorsque le temps pendant lequel l'accéléromètre n'avait pas été porté a été défini comme comportant 10 minutes consécutives comparativement aux 60 minutes [59].

Une autre étude s'est récemment penchée sur la question en élaborant un nouvel algorithme pour une différenciation valide entre les périodes où l'individu était sédentaire et où l'accéléromètre (Actigraph) n'était pas porté [60]. Pour ce faire, les participants avaient l'instruction de demeurer dans une chambre calorimétrique pour une durée de 24 heures en suivant un protocole structuré pour l'obtention de différentes mesures d'AP, incluant des activités de la vie quotidienne et des mesures de sédentarité. Les données recueillies ont été divisées selon que l'accéléromètre était porté ou non porté. Les périodes non portées représentent les moments où le participant avait la consigne de retirer son appareil (ex. dormir, prendre sa douche). Les périodes où l'appareil était considéré comme porté consistaient par exemple en des périodes de marche nécessitant un nombre spécifique d'heures en comparaison avec le nombre d'heures totales où il était porté sur 24 heures. Cette procédure fut considérée comme valide pour une distinction entre les activités

sédentaires et de faibles intensités. Selon les auteurs, une autre approche pouvant être utilisée et qui serait particulièrement préférable pour les enfants consiste à sélectionner une période spécifique de la journée (ex. 6h00 à 21h00). D'autres études doivent par contre être effectuées afin de confirmer cette hypothèse.

La distinction entre les activités sédentaires et les périodes où l'accéléromètre n'est pas porté par le participant est primordiale pour établir son niveau d'AP et de sédentarité. Il est donc recommandé que l'algorithme utilisé dans le traitement de données tienne compte de trois éléments particuliers : un seuil de nombre de valeurs supérieures à 0 pour être considéré comme des périodes d'activité, une période de temps spécifique pour valider une période comme étant non portée ou portée, un seuil de détection de mouvement interférence non considérée comme un mouvement [60]. Plusieurs algorithmes différents sont actuellement utilisés amenant de grandes différences dans la dépense énergétique globale des individus et plus d'études seront nécessaires pour perfectionner cet important aspect du port de l'appareil.

F) Enjeux du projet

Vu la multitude d'outils disponibles pour une mesure du niveau d'AP des populations, les objectifs du présent projet visent à étudier les limites et à perfectionner le traitement des données de ces nouveaux appareils en émergence dans le but de favoriser leur utilisation auprès des cliniciens et d'autres utilisateurs. Ainsi, ce mémoire comporte deux articles qui répondent à deux objectifs spécifiques. Le premier vise à évaluer la fonction podomètre d'accéléromètres Actigraph à différentes vitesses de marche en comparant leurs performances auprès d'individus obèses et non obèses. Le second vise la validation de la composante accéléromètre d'un nouvel appareil multicapteur (SenseDoc) développé au CRCHUM qui permet également de mesurer la position (GPS) et d'intégrer et de transmettre d'autres données physiologiques ou biologiques en continu. Cet article fournit de plus un procédé d'analyse de données brutes d'accélération transparent favorisant la comparabilité des résultats obtenus avec d'autres accéléromètres. L'importance des activités de la vie quotidienne dans le bilan énergétique total étant maintenant clairement documentée pour une amélioration globale de la santé des populations, ces projets permettront une meilleure compréhension des différentes composantes des accéléromètres, outils de prédilection pour une mesure précise de ces activités.

Les deux articles, *Interaction between body weight status and walking speed in steps monitoring by GT3X accelerometer* et *Validation of the accelerometry component of a new multisensor device for the assessment of physical activity* sont présentés dans la section qui suit.

Article 1

Title: Interaction between body weight status and walking speed in steps monitoring by GT3X accelerometer

Marie-Lyse Bélanger^{1,2}, Yan Kestens³, Jo-Anne Gilbert⁴, Angelo Tremblay⁵, Marie-Ève Mathieu^{1,2}

1- Department of Kinesiology, University of Montreal, Montreal, QC, H3C 3J7

2- CHU Sainte-Justine Research Center, Montreal, QC, H3T 1C5

3- Research Center of the Montreal University Hospital, CRCHUM, Montreal, QC, H2W 1T7

4- At the time of the experiment, this author was in the Division of Kinesiology, Faculty of Medicine, Laval University, QC, G1V 0A6; now at Health Canada, Ottawa, ON, K1A 0K9

5- Division of Kinesiology, Faculty of Medicine, Laval University, QC, G1V 0A6

INTRODUCTION

Walking represents a primordial component of daily energy expenditure, and it is not surprising that step count is a cornerstone of current physical activity guidelines. Step calculation is used to quantify the physical activity levels of individuals for both clinical and research purposes. Healthy adults should accumulate 10,000 steps per day to be considered active [1]. Quebec provincial guidelines also recommend that obese individuals accumulate between 15,000 and 18,000 steps per day to maintain or lose weight [2]. To evaluate whether people meet these recommendations, the method used to measure the number of steps accumulated must be valid and accurate in all individuals. Opper recently stated that an accurate measurement of physical activity levels is especially important in obese populations to both understand the link between changes in physical activity levels and obesity development and to evaluate the effects of physical activity interventions [3].

The measurement of walking is complex due to the important variations of individual characteristics, such as speed and step frequency [4]. Accelerometry is a practical and affordable method to objectively monitor human movements, especially to monitor individuals in free-living conditions. Accelerometers are devices that measure body movements by measuring accelerations. Accelerations are used to estimate both the intensity of physical activity over time and overall energy expenditure [5]. In addition, these devices track a step each time the acceleration reaches a given threshold specific to the apparatus. This latter use, along with the possibility to have the actual timestamp of ambulatory activity and a better accuracy in step detection over pedometer, may explain why accelerometers are becoming widely accepted as a useful tool for the assessment of human motion in clinical settings and free-living environments [6].

A number of studies have assessed the accuracy of steps counts during different walking

speeds. According to Feito et al. (2012), body weight status does affect step count only at moderate speed ($4 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$) while, another study found that BMI and abdominal volume did not affect the accuracy of the step count obtained from accelerometers at all speeds ($3.2 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ and $4.8 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$) [7]. Therefore, the impact of walking speed and BMI on step count error is unclear and deserves further attention considering the fact that some guidelines use steps count for individuals with or without excess body weight [2]. Consequently, the present methodological study evaluated the measurement error of the step count function of an accelerometer under different walking speeds in non-obese and obese individuals.

METHODS

Participants were recruited by word-of-mouth within the students, employee and research participants of the University of Montreal, Laval University, Laval Hospital and Sainte-Justine UHC for a testing session held at the laboratory. They all completed the Physical Activity Readiness Questionnaire and were aged between 20-50 years old. Despite different experience on the treadmill, all participants performed the test with good control and balance. They walked on a treadmill at three different speeds (2.5 , 3.5 and $4.8 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ to reflect speeds slower, faster and close to normal gait [8] and this, for 5 minutes at each stage using a fixed protocol. Participants were allowed to step on the sides of the treadmill to rest for a 30-second period at the beginning of each stage. The last 3 minutes were used to monitor steps, which left at least 90 seconds for the individual to stabilize his/her walk at each given speed prior to measurement. If a break was taken, the belt of the treadmill remained in movement at the prescribed speed, which did not represent a major issue given that only walking speeds were used. The number of steps they performed was calculated by two different means. First, participants wore an accelerometer (ActiGraph GT3x, Fort Walton Beach, FL) on the right side of the waist and data were sampled in 1-minute epoch. Second, a camera located on the side of the subject at about one meter was used to film lower limbs and waist of the subjects while they were walking, and the actual number of steps performed was later counted through video analysis. Time stamps

for each 3-minute sampling were based on the predefined protocol, on the time since first movement of the treadmill and on the time of the accelerometer software (Actilife-5, Pensacola, FL) that matched the computer linked to the treadmill. Concretely, for the last three minutes of every stage, the number of steps detected by the accelerometers was compared to the number of steps assessed visually. The visual assessment was used as the gold standard in our analyses. It was considered to be accurate given that two different observers compute the same result (recounting of video monitoring was performed until agreement between both evaluators occurred). Manual counting of the steps, using a lap counter, was used to confirm results of the video assessment.

The measurement error of the accelerometers, in %, was calculated as follow: $(\text{steps measured by accelerometer} - \text{steps visually assessed}) / \text{steps visually assessed}^{-1} * 100$. Differences among the three walking speeds were analyzed with an analysis of variance where body weight status and walking speed represents the two factors of interest along with the interaction between these two. The measurement error is presented separately for each walking speed and for both obese and non-obese individuals, and an unpaired t-test was performed to assess the significance of the difference. The statistical analyses were performed using the IBM SPSS 20 statistical software (IBM, Armonk, New York, USA). The significance level was set at $p < 0.05$. The values presented are means (standard deviations).

RESULTS

Twenty-eight participants took part in the study (Table 1). Overall, the number of steps recorded per 3 minutes recorded by the accelerometer was 130, 223 and 320 compared to the number of steps observed of 257, 297 and 338 for speeds of 2.5, 3.5 and 4.8 $\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$, respectively. Concretely, the measurement error was higher at slower speeds (-49.6 %, -24.7 % and -5.3 % at 2.5, 3.5 and 4.8 $\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$, respectively. Measurement error was different between

obese and non-obese participants at all speeds (Figure 1) as a reflection of differences in number of steps recorded by the accelerometer (140, 245 and 311 for non-obese individuals and 117, 95 and 330 for obese individuals at 2.5, 3.5 and 4.8 km·h⁻¹, respectively) and observed (265, 301 and 343 for non-obese individuals and 246, 292 and 332 for obese individuals at 2.5, 3.5 and 4.8 km·h⁻¹, respectively). Consideration of factors such as speed, body weight status and interaction between these two revealed a significant interaction for step count accuracy (Table 2). As it can be observed in Table 2 and on Figure 1, obese individuals have poorer accuracy at low speed than non-obese individuals and, as accuracy increased with speed, it ends up being better in obese individuals at high walking speed.

DISCUSSION

The results of this study indicate three important elements for clinical interventions and research conducted with the pedometer function of an accelerometer. First, accelerometers underestimated step counts at a slow walking speed for both obese and non-obese individuals. Second, the underestimation of step counts was more prevalent among obese subjects at a slow walking speed than in non-obese individuals. Third, at a faster walking speed, step count was more accurate and this, especially for obese subjects.

Accelerometers estimate step counts by measuring accelerations along the vertical axis [9, 10]. However, this study suggests that the magnitude of acceleration was too small to record a step when participants walked at a slow speed. Based on our results, a revision of the acceleration thresholds used by accelerometers may be recommended to provide valid measurements of walking, especially in obese individuals.

In fact, this study revealed that the accelerometers recorded fewer than half the steps performed by obese individuals. This underestimation is larger among obese individuals at least in part due to potential characteristic stride cycle adaptations that occur with excess weight. Indeed, a

recent study showed that among obese women, the stance and the double support phase were relatively longer compared with those of non-obese women [11]. Also, Shepherd et al. [12] proposed that in individuals with a large amount of abdominal adipose tissue, the soft tissue might dampen the vertical accelerations of the trunk, which could contribute to lower step counts. According to our study, this might be the case at low walking speed. However, Feito et al. [13] concluded that walking speed, but not BMI, influenced step count accuracy for accelerometer-based activity monitors. The current study does support the importance of the speed of steps for the accurate measurement with accuracy that increase with speed, without however neglecting the impact of body weight status. This study is in fact the first to show that accuracy was better at high speed if excess body weight is present. While it can be speculated that skin, adipose tissue and consequently accelerometer movement might be more important in obese individuals at high speed, leading to higher accelerometer recording and thus, higher step count, further studies will be needed to address this issue. It is of note that the current study tested speeds ranging from 2.5 to 4.8 km·h⁻¹ and, in line with a previous study, accuracy of accelerometers to monitor steps comes close to 100% at speed above that (i.e. 5.6 km·h⁻¹) in normal weight, overweight and obese individuals [13]. While this latter study did not revealed differences in accuracy between body weight statuses, it should be pointed out that their obese individuals had lower body mass index than in the current study (34 vs. 37 kg·m⁻²), which might explain discrepancy between studies. Therefore, the current study confirmed that body weight status affects step measurement differently at slow and high speeds. The fact that a fixed walking speed protocol was used with both groups allowed comparison between groups, which would not be the case if normal walking speed were used due to differences in self-selected speed between individuals of different body weight status.

Knowing the accuracy of the step count function in individuals with different body mass status is essential due to the number of researchers using the step counts obtained from this device. For example, the US National Health and Nutrition Examination Survey (NHANES) used Actigraph accelerometers to measure physical activity among adults according to the Physical Activity Guidelines for Americans (PAGA) [14]. For our study, it was essential to determine

whether body mass status and walking speed affected the accuracy of the step count function in this type of accelerometer. Our results agree with the results of others regarding the impact of walking speed on the accuracy of step counts obtained by accelerometers. Similar to our results, Feito and colleagues [15] observed that, at a slow speed, waist-mounted accelerometers underestimated up to half of the actual steps, a non-significant difference, and step counting accuracy improved as speed increased. Another research group also concluded that accelerometers should be used carefully when assessing daily step counts, especially for people who walk slowly [4]. However, our results differed from Feito and colleagues' observations by showing that body mass status impacts the accuracy of the step count function of accelerometers. In their study [15], BMI did not affect the accuracy of the step count detected by accelerometers. As mentioned previously, this discrepancy could result from the fact that the mean BMI of their obese participants was lower than the mean BMI of our obese subjects (33.5 vs. 36.8 kg·m⁻², respectively). The choice of the activity monitor might not explained differences, at least within the same company, since both GT3X and GT1M by Actigraph (Fort Walton Beach, FL) were used by Feito et al. and led to similar results.

As previously stated, an accurate daily step count is key for clinical interventions. In 2011, Tudor-Locke et al. provided the following cut-off values for pedometer-determined step counts to classify physical activity levels among healthy adults: basal activity at <2,500 steps/day, limited activity at 2,500-4,999 steps/day, low active at 2,500-7,499 steps/day, somewhat active at 7,500 steps/day- 9,999 steps/day, active at 10,000-12,499 steps/day and highly active ≥12,500 steps/day [16]. As previously stated, walking 10,000 steps/day is a frequently recommended public health goal for healthy adults, and obese individuals are recommended to take 15,000-18,000 steps/day to maintain or lose weight [1,2]. It is of note that even if measurement in steps can differ by up to 24% between accelerometers and pedometers, steps recommendations are not specific to a given device [17].

This study provides important clinical implications regarding steps guidelines. For example, for a non-obese subject who takes 10,000 steps per day, the accelerometer will detect only 8,150 steps at $3.5 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$, and for an obese subject, the number of steps will be 6,700. Those examples are based not on individual results but on mean values observed for the groups of non-obese and obese individuals. The underestimation of step counts by accelerometers has important consequences for the clinical treatment of this population with regards to the recommendation of a daily step count of 10,000 steps. Again based on mean results obtained for both groups, we estimate with indirect calorimetry and the metabolic equivalent of oxygen (5 kcal per liter of oxygen consumed) (data not presented) that an obese subject walking at $3.5 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ and weighing 150 kg, whose accelerometer reports 10,000 steps, corresponding to an energy expenditure of 758 kcal, will actually have taken 14,925 steps and expended 1,129 kcal, which is a difference of 371 kcal (data not presented previously). For a subject walking at $3.5 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ and weighing 60 kg, whose accelerometer reports 10,000 steps, corresponding to an estimated energy expenditure of 319 kcal, this subject will have actually taken 12,270 steps and expended 383 kcal, which is a difference of 64 kcal. While any change in accelerometer/pedometer device, body weight status, ambulatory speed might be considered for their impact on the example presented, globally, the energy expenditure miscalculation is more important for obese individuals. Because each step represents greater energy expenditure for an obese individual compared to a non-obese individual, and because up to half of the steps are not detected, we suggest that this public health recommendation be individualized when possible and adapted to accelerometer monitoring of steps given that current recommendations are derived from pedometer monitoring.

Our findings caution the use of accelerometers as a tool for step counts and especially for the underestimation of steps count at slow walking speed. Corrective factors based on accuracy presented in this study could be applied to improve the measurement, yet such corrective factors should account for both walking speed and body weight status. While body weight status can be measured easily, measuring walking speed is much more difficult. Further research using complementary sensors, such as GPS devices, could help establish the link

between everyday behavior and the assessment of physical activity.

REFERENCES

1. Colley, R.C., et al., *Physical activity of Canadian children and youth: accelerometer results from the 2007 to 2009 Canadian Health Measures Survey*. Health Rep, 2011. **22**(1): p. 15-23.
2. Government of Quebec *The pedometer 2005* [cited 2012 April 1,]; Available from: <http://www.kino-quebec.qc.ca/podometre.asp>.
3. Oppert, J.-M., *Assessment of habitual physical activity and obesity*. Science and Sports, 2006. **21**: p. 80-84.
4. Park, J., et al., *Effects of walking speed and step frequency on estimation of physical activity using accelerometers*. J Physiol Anthropol, 2011. **30**(3): p. 119-27.
5. Chen, K.Y. and D.R. Bassett, Jr., *The technology of accelerometry-based activity monitors: current and future*. Med Sci Sports Exerc, 2005. **37**(11 Suppl): p. S490-500.
6. Mathie, M.J., et al., *Accelerometry: providing an integrated, practical method for long-term, ambulatory monitoring of human movement*. Physiol Meas, 2004. **25**(2): p. R1-20.
7. Cleland, I., et al. *Effects of BMI and abdominal volume on the accuracy of step count obtained from a tri-axial accelerometer*. in *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE*. 2011. IEEE.
8. Öberg, T., A. Karsznia, and K. Öberg, *Basic gait parameters: reference data for normal subjects, 10-79 years of age*. Journal of rehabilitation research and development, 1993. **30**: p. 210-210.
9. ActiGraph. *GT3X+ Monitor specifications*. 2013; Available from: <http://www.actigraphcorp.com/products/gt3x-monitor/>.
10. Actigraph. *Product Manual*. 2011 [cited 2012 April 5]; Available from: <http://dl.theactigraph.com/ActiLife5-PUB10DOC10-H.pdf>.
11. Blaszczyk, J.W., et al., *Impact of excess body weight on walking at the preferred speed*. Acta Neurobiol Exp (Wars), 2011. **71**(4): p. 528-40.
12. Shepherd, E.F., et al., *Step activity monitor: increased accuracy in quantifying ambulatory activity*. Journal of Orthopaedic Research, 1999. **17**(5): p. 703-708.
13. Feito, Y., et al., *Effects of body mass index on step count accuracy of physical activity monitors*. Journal of physical activity & health, 2012. **9**(4): p. 594.
14. Tucker, J.M., G.J. Welk, and N.K. Beyler, *Physical activity in U.S.: adults compliance with the Physical Activity Guidelines for Americans*. Am J Prev Med, 2011. **40**(4): p. 454-61.
15. Feito, Y., et al., *Effects of body mass index on step count accuracy of physical activity monitors*. J Phys Act Health, 2012. **9**(4): p. 594-600.
16. Tudor-Locke, C., et al., *How many steps/day are enough? For adults*. Int J Behav Nutr Phys Act, 2011. **8**(1): p. 79.
17. Le Masurier, G. and C. Tudor-Locke, *Comparison of pedometer and accelerometer accuracy under controlled conditions*. Medicine and science in sports and exercise, 2003. **35**(5): p. 867.

Table 1: Characteristics of subjects

	Non-obese (n= 16)	Obese (n=12)	All (n= 28)
Age, mean (SD) (min-max)	38 (10) (22-57)	40 (7) (30-49)	39 (9) (22-57)
Proportion of women, %	69.8	41.7	57.1
Body mass index, mean (SD) (min-max)	24.9 (3.1) (19.8-24.5)	37.7 (4.7)* (31.2-49.4)	30.4 (7.5) (19.8-49.4)

*: Significantly different ($p < 0.05$)

Table 2: ANOVA Results and Descriptive Statistics for Measurement Error of Steps by GT3X Accelerometer

Speed (km·h ⁻¹)	Body weight status	N	Mean	SD
2.5	Non-obese	16	-47.3	7.2
	Obese	12	-52.7	5.1
3.5	Non-obese	16	-18.5	16.7
	Obese	12	-33.0	17.2
4.8	Non-obese	16	-9.1	10.5
	Obese	12	-0.3	0.7

Source	SS	df	MS	F	P
Interaction	1,888	2	944	7.3	0.001
Speed	28,161	2	14,080	108.2	<0.001
Body weight status	283	1	283	2.2	0.144

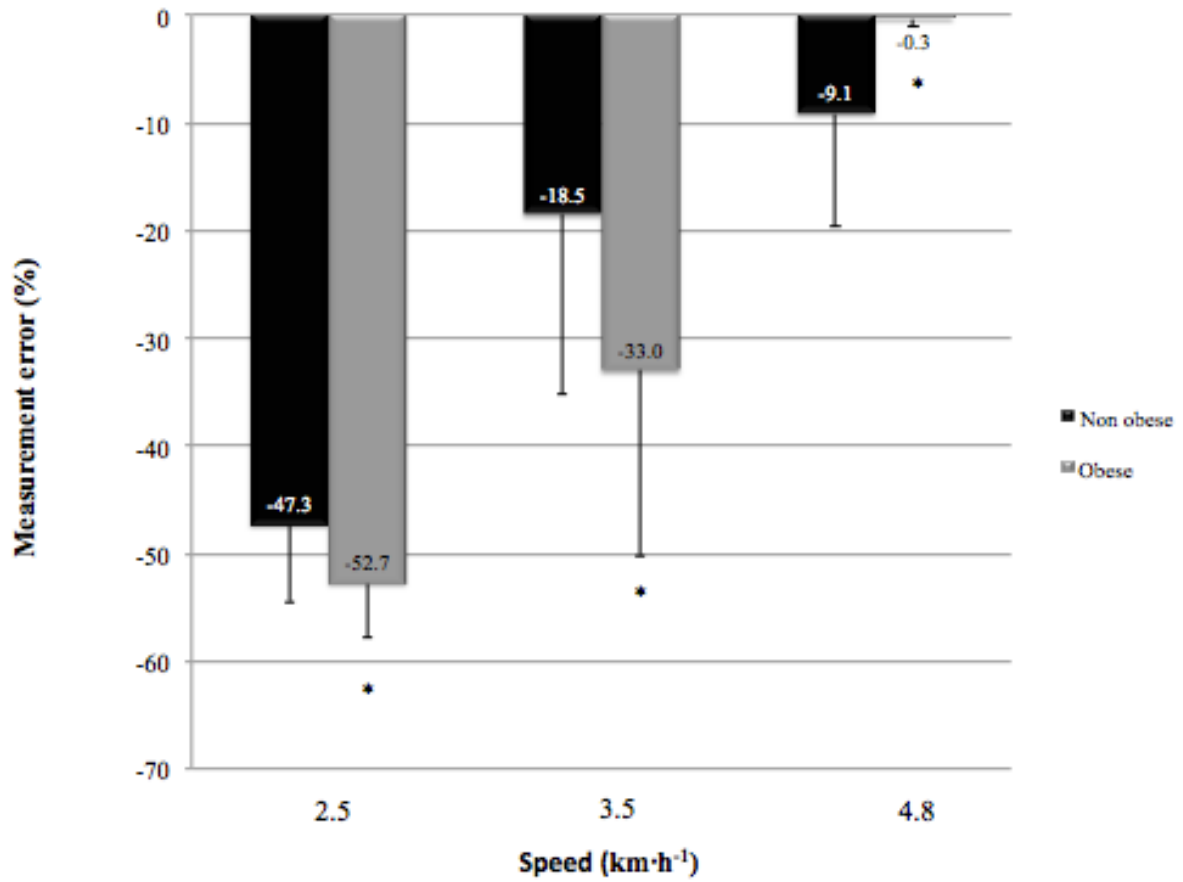


Figure 3: Measurement Error of Step counts via GT3X Accelerometer by Walking Speed and Body Weight Status

Article 2

Title: Validation of the accelerometry component of a new multisensor device for the assessment of physical activity

Marie-Lyse Bélanger¹⁻³, Marie-Ève Mathieu^{1,3}, Yan Ropert-Coudert⁴, Akiko Kato⁴, Yan Kestens²

1- Department of Kinesiology, University of Montreal, Montreal, QC, H3C 3J7

2- Research Center of the Montreal University Hospital, CRCHUM, Montreal, QC, H2W 1T7

3- CHU Sainte-Justine Research Center, Montreal, QC, H3T 1C5

4- Institut Pluridisciplinaire Hubert Curien (IPHC), University of Strasbourg, France

Running title: SenseDoc accelerometer

Funding: This research was supported by Canadian Institutes of health Research

Abstract

Introduction: Accelerometers are currently the most widely used sensors to monitor human and animal physical activity. The assessment of physical activity is based on demonstrated relationships between the accelerometer output and measures of energy expenditure. However, proprietary “count” units are most often used, and their calculation is generally poorly documented.

Purpose: The aims of this study were threefold: 1) Present a transparent procedure to transform raw tri-axial accelerometry data into measures linked to energy expenditure; 2) Validate the accelerometer component of a novel multisensor device (SenseDoc) to assess the energy expenditure; 3) Evaluate the applicability of a predictive regression to population profiles of physical activity (PA) behaviour.

Methods: Eleven healthy adults (82% women), aged 19-31 years, were recruited for the study. Participants wore an Actigraph accelerometer and a SenseDoc on the hip, while raw accelerometer data sampled at 50 Hz and oxygen consumption [VO_2 , ml/(min*kg)] were monitored throughout 14 lab-based activities. The raw accelerometer data were filtered using five different low/high bandpass options. The Vector Magnitude (Vmag) of filtered data provided synthetic acceleration measures. Linear regression models that predicted the energy expenditure were computed. Adapted models were derived by weighting observations using the average Canadian daily MET levels.

Results: Raw-data derived calculated counts of Vmag predicted the VO_2 values well, with adjusted r-squared values of 0.84 and 0.80 for the Actigraph and SenseDoc, respectively. Three bandpass filters yielded good predictive performance, and the best results were obtained with a low/high frequency bandpass filter of 0.25/4.5 Hz. However, models using weighted observations based on the average Canadian daily METS levels had a weaker proportion of explained variance.

Conclusion: Raw accelerometry data can be transformed into predictors of VO_2 using appropriate low/high bandpass filters and V_{mag} . This study shows that SenseDoc provides valid estimations of PA during a complex task that included various levels of intensity. However, the predictive capacity may be overestimated in the general population, as demonstrated by lower r-squared values when weighting observations with population-representative MET levels.

Key words: Accelerometry validation, bandpass filter, raw data, physical activity behaviour, energy expenditure, SenseDoc

Introduction

According to the World Health Organization, physical inactivity has been identified as the fourth leading risk factor for global mortality (6% of deaths globally), after high blood pressure (13%), tobacco use (9%) and high blood glucose (6%) [1], just before overweight and obesity (5%) [2]. Thus, the fifty-seventh World Health Assembly endorsed Resolution WHA57.17 in May 2004: *Global Strategy on Diet, Physical Activity and Health* and recommended that Member States develop national physical activity (PA) action plans and policies to increase the PA levels in their populations.

The WHO recommendations released in August 2010 have been used as a reference to revise the Canadian guidelines [3]. As a consequence, the current guidelines recommend that adults should engage in at least 150 minutes of moderate-to-vigorous PA per week, accumulated in bouts lasting at least 10 minutes. The new data from the Canadian Health Measures Survey (CHMS) indicate that only 15% of Canadian adults attain this level of activity when measured by accelerometry. The current low levels of PA are partly due to the lack of participation in PA during leisure time, the inactivity behaviour during occupational and domestic activities, the use of "passive" modes of transport and urbanization modes that result in several environmental factors, which may discourage participation in PA (sprawl, lack of parks, sidewalks and sports / recreation facilities) (WHO, 2012).

Valid and reliable measures of PA are required to document PA in free-living activities, adequately assess the dose-response between PA and specific health parameters, identify the psychosocial and environmental factors that influence PA and finally evaluate the efficacy of programs designed to increase PA [4]. Methods used to measure PA can be classified into four categories: subjective reports and observations, indirect calorimetry, double-labeled water and portable monitors [5]. Recent technological advances have increased the capabilities and use of the latter. Accelerometers are small and light wearable devices that can collect continuous accelerometry data for weeks [6].

They are currently the most widely used sensors to monitor both animal and human PA in clinical and free-living settings [7, 8]. They measure the accelerations of body movements, which can then be used to estimate the intensity of PA or related energy expenditure over time. Most current accelerometers are piezoelectric sensors that detect accelerations in one to three orthogonal planes (anteroposterior, mediolateral, and vertical). Acceleration is generally recorded at a relatively high frequency of 30 to 50 measures per second, or Hertz. The recorded data are stored on an internal memory device and can then be downloaded via computer ports. The raw data are generally converted into more manageable units (for example, integrated at the minute epoch) and are then linked to the PA intensity levels or energy expenditure estimates [5].

Most accelerometers are worn at the hip because hip movements are strongly related to walking or running, an important source of energy expenditure [9, 10]. However, hip movements only partly capture certain movements (for example upper body movement). Thus, the energy expenditure (EE) associated with certain movements (upper body) is generally poorly assessed, especially when slow movements are performed, such as those performed when sedentary and during very low levels of activity [9, 11]. Laboratory investigations have established a linear relationship between accelerometry - mostly measured at the hip - and EE during locomotion [12-14].

Energy expenditure is quantified under specific conditions; for example, it is usually quantified at rest by measuring respiratory gases (oxygen consumed and carbon dioxide produced)[15]. Indirect calorimetry also measures oxygen consumption and carbon dioxide production to calculate a respiratory quotient. The Weir equation is then used to derive the EE [16]. This method is considered a gold standard to quantify energy expenditure.

However, the relationship between accelerometry and energy cost strongly depends on the

type of activity performed. While the correlation between hip acceleration and energy expenditure is strong for certain types of activities, such as running, it is much weaker for other types of activities, such as doing push-ups, cycling, or activities of lighter intensity [17]. Consequently, although predictive equations may be calibrated via laboratory tasks, which either cover a large range of PA intensity levels or are mainly based on locomotion, the use of such equations to estimate the PA or intensity levels of free-living situations may be less valid [10]. One of the ways to assess the “actual” predictive capacity in the free-living environments of such algorithms in terms of the percentage of explained variance may therefore involve the weighting of laboratory observations by using the observed frequency of each intensity level in the general population. In doing so, the “population-adjusted” r-squared value will likely better represent the true predictive capacity for a population-representative sample. Similarly, weights could be adapted to sub-populations for which the frequencies of intensity levels are known, such as for children, older adults, athletes, or obese persons.

The objectives of this paper were threefold: 1) propose a transparent procedure to transform raw tri-axial accelerometry data into useful measures of acceleration that can be used to model energy expenditure, 2) establish predictive regression models that link such measures to objective measures of energy expenditure and 3) evaluate the applicability of such predictive regression models to population profiles using known data on adult Canadian PA behaviour and finally use this study to validate the accelerometer component of a novel multisensor device (SenseDoc) developed to continuously track PA and daily mobility for health research.

Methods

Subjects

Eleven healthy adults (82% women), aged 19-31 years, were recruited for the study. The mean (SD) values for age, body mass, and height were 23.8 (4.0) years, 61.5 (7.3) kg and 166.9 (7.5) cm, respectively.

Procedures

The purpose and objectives of the study were explained to each subject before the study began, and written informed consent was obtained. The ethics Committee at the University of Montreal and CHU Sainte-Justine granted approval for the study. Participants were instructed that they would perform a series of fourteen controlled exercises in a lab environment, wearing accelerometers at the hip and a facial mask to objectively measure the energy expenditure via indirect calorimetry. As suggested by Welk [18], the fourteen activities were to be performed in increasing order of intensity, from sedentary to vigorous. The activities, including functional and free-living activities, were chosen according to previous studies of the validation and calibration of accelerometers [19-22]. Some activities were added to this list because they were either relatively new and prevalent (Active play of XBOX Kinect) or simply interesting to increase the range of observed intensities (e.g., sit on a ball, sedentary activity). The duration of each exercise was defined by considering the time necessary to stabilize the consumption of oxygen, from 5 to 10 minutes. The periods of rest/transition between exercises were of a maximal duration of 5 minutes.

The development of the procedure to analyze the raw data was inspired by previous studies by Crouter [23-26]. Crouter improved a refined two-regression model using raw data that provides a closer estimate of EE to measure EE during free-living activities. This new regression model significantly improved the 2006 Crouter two-regression model to estimate METS and the time spent performing light, moderate, and vigorous PA during 6 hrs of free-living activity. We derived all raw data as prescribed by these previous articles, which validated specific equations for an accurate procedure to analyze raw data (V_{mag}).

Data

Indirect calorimetry

The energy expenditure was assessed using a Quark CPET (COSMED, Italia) indirect calorimeter for each of the 14 activities. The gas analyzer was calibrated with standard gases before each session and was synchronized with the accelerometer. The subjects wore a mask during each task. The breath-by-breath data captured after 2 minutes of each activity until the end of the task were recompiled at the minute epoch and analyzed. The raw oxygen consumption levels, measured in $\text{ml} \cdot \text{min}^{-1}$, were converted to per body kilogram consumption values ($\text{ml} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{min}^{-1}$) and then to metabolic equivalent at task values (MET) by dividing by 3.5 (1 MET = $3.5 \text{ ml} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{min}^{-1}$). Measures in MET units were modeled using Ordinary Least Squares regression models, with Vmag accelerometry counts as predictors.

Accelerometry

Accelerometry was measured at the hip using two distinct devices: a) a novel multisensor device called SenseDoc containing a tri-axial accelerometer and b) an Actigraph GT3X.

Devices

SenseDoc

SenseDoc is a novel multisensor device developed at the Montreal University Hospital Research Center (CRCHUM) designed to improve the tracking of mobility, PA, and the addition of wireless body networks. It contains a tri-axial accelerometer that measures acceleration in three individual orthogonal planes (anteroposterior, mediolateral, and vertical), with a dynamic range of $\pm 16 \text{ G}$ and a sample rate between 0.1 and 3200 Hz (ADXL345, Analog Device). It further contains a Global Positioning System (GPS) receiver (Fastrax IT430, SiRFStar IV) and wireless data transmission capacities for cell-phone connections (GPRS module Telit GE865-QUAD) and short-range data transmission (ANT+ protocol,

Nordic nRF24AP2 2.4 GHz), which facilitates the addition of complementary wireless sensors. This device was developed to improve the capacity for measuring location, PA, and additional physiological, biological or environmental data streams.

Actigraph GT3X

The ActiGraph GT3X accelerometer is commonly used to assess PA [27, 28]. The GT3X also contains a tri-axial accelerometer from an Analog Device (ADXL 335). This triaxial accelerometer has a dynamic range of +/- 6 G with a sample rate between 30 and 100 Hz. It also includes an inclinometer and a step count function. The device provides activity counts as a composite vector magnitude of these three axes [29].

Measures

Raw ActiGraph and SenseDoc accelerometer data were collected at 30 and 50 Hz, respectively. Both the ActiGraph and SenseDoc raw accelerometry data were filtered using five different bandpasses: 1) 0.25- 2.5 Hz (similar to Actilife); 2) 0.1-2.5 Hz (similar to the low extension filter from Actilife); 3) 0.3-3.5 Hz (based on Bouten 1997); 4) 0.1-3.5 Hz ((combination of 2) and 3)) and 5) 0.25-4.5 Hz (high extension filter). The raw accelerometry data were transformed into Vector magnitude values: V_{mag} ; $(\sqrt{x^2 + y^2 + z^2})$ [30]. V_{mag} values correspond to the integral of the absolute values of the accelerations on the three axes using a specific epoch. V_{mag} values were computed at 10, 30 and 60 s epochs, and the results obtained using 60 s epochs are presented here.

Statistical analyses

Statistical analyses were performed using SPSS version 20.0 (SPSS Inc., Chicago, IL). Sixty seconds MET values were modeled using the Ordinary Least Square regressions and 60 sec V_{mag} accelerometry values. Both the linear and quadratic regressions were determined using all defined bandpass filters. To evaluate the applicability of the predictive regression to the

population profiles of PA behaviour, we weighted each observation according to the time spent at each level of movement intensity, sedentary (2 METS), light ($2 < 3$ METS), moderate ($3 < 6$ METS), and vigorous ≥ 6 METS), by the general population, as documented in the CHMS [31]. These population profile-adjusted regressions provide some indication of the capacity of accelerometers to predict “population level” energy expenditures. In short, because energy expenditure ranges collected in a controlled lab setting may not be representative of population level energy expenditures, we believe such corrections provide a more accurate indication of the predictive capacity when evaluating real-life population PA.

Results

The data from eleven participants were computed for the three last minutes of every activity. The walking and progressive running tests were computed for each minute depending on the capacity of the subject for a total of 490 data points. The data were pooled for all activities. The EE ranged from 1.53 (0.3) to 11.40 (2.8) METS depending on the activities and participants (Table 1).

The ability of Vmag to predict the VO_2 value ranged from poor to good, depending on the bandpasses tested. The Vmag values best predicted the VO_2 value when bandpasses 4 and 5 were used. Bandpass 4 yielded adjusted r-squared values of 0.800 and 0.754 (left waist) and 0.838 and 0.796 (right waist) for Actigraph and SenseDoc, respectively. Bandpass 5 yielded adjusted r-squared values of 0.839 and 0.758 (left waist) and 0.803 and 0.802 (right waist) for Actigraph and SenseDoc, respectively. The linear and quadratic regressions were equally accurate.

The predictive capacity of accelerometry declined when the linear regressions were recalibrated via weighting observations based on the time spent at various levels of movement intensity as defined by the CHMS. The performance declined when the data were recalibrated using the Canadian daily MET levels to weigh observations (Table 4).

Discussion

The present study described a procedure to establish the relationship between raw accelerometry data and indirect calorimetry measures while validating the accelerometry component of a new multisensor device. Our study suggests that raw accelerometry data are useful predictors of VO_2 consumption and that low/high bandpass filters in the 0.1-3.5 Hz (Filter 4) or 0.25-4.5 Hz (Filter 5) range should be used. This study also indicates that the association between oxygen consumption and accelerometer data was stronger when high intensity activities were included in the validation study. However, adjusting the model calibration by using population profiles of activity intensity decreased the predictive capacity, which suggests that intense activities are overrepresented in the lab setting to artificially inflate the strength of the association.

This study is in line with the general consensus reached at the July 2009 “Objective Measurement of Physical Activity: Best Practices and Future Directions” conference: researchers should begin using raw accelerations instead of activity counts when measuring PA [32]. Prior to April 2010, the output of the pre-filtered raw mode was a representation of the analog-to-digital quantization of accelerations sampled every 0.033 s (sampling frequency of 30 Hz.) by the accelerometer. Firmware modifications by Actigraph in April 2010 changed the output in the pre-filtered raw mode to represent the actual g-force that was sampled every 0.033 s.

Our study used the Actigraph GT3X as a reference for the new multisensor SenseDoc. Actigraph accelerometers (Fort Walton Beach, FL, USA) are one of the most validated and used activity monitors in the literature [33]. In 2009, Actigraph released the model GT3X, their first triaxial accelerometer. Since the first version of the ActiGraph was created, over 15 different regression equations have been developed that relate ActiGraph counts to EE [34]. GT3X also provides an output in the pre-filtered raw mode. This accelerometer was also used

by the 2005-2006 National Health and Nutrition Examination Survey (NHANES) to describe the accelerometer-derived PA/inactivity for different body weight profiles.

Comparison issues have been raised in the field of PA measurement. While the USA has used the Actigraph with NHANES, Canada used the Actical accelerometer (Phillips – Respironics, Oregon, USA) [31]. However, because the precise conversion method of raw data into proprietary counts is unknown, comparisons between studies are difficult. Thus, the current study proposes a simple method to transform raw tri-axial accelerometry data into estimates of energy expenditure.

Based on the frequencies and amplitudes of accelerations involved in human movement, we proposed a series of bandpass filters to be applied to the raw data of both Actigraph and SenseDoc. The frequencies and amplitudes of accelerations of human movement are relatively low. The largest accelerations with the highest frequencies might be expected during running and jumping [35]. Furthermore, external vibrations may be a potential source of noise for daily living conditions. Vibrating external sources, such as vehicles or machinery, may pose a problem when the frequencies of the external sources are interfering with the frequency range of human movement [35]. The frequencies of daily activities performed on a force platform were shown to range from 0.3 to 3.5 Hz [36]. For an accelerometer worn at the waist level, an amplitude range of -6 to +6 g should suffice [35]. Thus, the current study tested the lowest frequency of these previous studies combined with the highest frequency for bandpass 4 (0.1 Hz/3.5 Hz). For bandpass 5, the lowest frequency was tested with a higher frequency range than for the other studies (0.25 Hz/4.5 Hz). The best performance was obtained with this filter. Unfortunately, low- and high-pass frequency filters of unknown form are sometimes used, and most companies use proprietary formulas to calculate the activity counts and/or EE, which limits the precise assessment and comparability between devices and studies.

Our study further evaluated the applicability of a predictive regression for population profiles

of PA behaviour using the time spent at each level of PA as classified by the CHMS to weigh observations. The results show that the predictive capacity was weaker when the laboratory data were weighted, mainly because the accuracy of accelerometry directly correlates with the PA intensity levels and populations do not spend much time at the higher range of energy expenditure. These results have important consequences for the interpretation of findings in studies using accelerometers. The importance of PA measurements to accurately assess sedentary and light activities is supported by epidemiological data showing that sedentary behaviour is a risk factor for diseases, independent of the level of PA [37]. “Sedentary” is increasingly being defined as a distinct subset of activities, rather than simply a lack of voluntary PA at moderate or vigorous intensity [38]. According to the CHMS data, the accelerometer wear time of 69% of Canadian adults was classified as sedentary. This value is higher than values observed in the American survey of the 2003-2004 [39] and 2005-2006 NHANES [40], which reported ranges between 50% to 60%. Because of the increasing time spent at sedentary level of PA, refined monitoring of this behaviour is needed.

Several limitations of this study should be acknowledged. First, the activity conditions selected in this study may not represent the full complement of activities undertaken by a population. Although our sample included men and women of differing ages and body size, our population may not be representative and analysis per gender were not conducted. Therefore, care must be taken when generalizing these results to other groups and other activities. Second, like all waist-mounted accelerometers, the SenseDoc is limited because the accelerometer selectively records the movements of specific parts of the body to which it is attached, and thus differences in PA types are not documented here. Next, although our sample includes men and women of differing ages and body size, our sample was not intended to be representative of the general population. The population profiles of EE were weighted in an attempt to provide a more representative measure of the predictive capacity.

In conclusion, raw accelerometry data can be transformed into predictors of VO_2 by using appropriate low/high bandpass filters and V_{mag} . The performance was optimized by using a

low/high frequency bandpass of 0.1/3.5 Hz. Using this transparent procedure to transform raw tri-axial accelerometry data into estimates of energy expenditures, the SenseDoc accurately estimated the EE. Finally, the average Canadian daily METS levels indicated that the correlation was less significant when the observations were weighted using a population with a low PA profile.

Acknowledgements

This research was supported by the CHU Sainte-Justine Research Center, the Research Center of the Montreal University Hospital and the “Institut Pluridisciplinaire Hubert-Curien (IPHC)”. The results of the present study do not constitute an endorsement by the authors or ACSM of the products described in this paper.

Conflict of Interest:

No financial support was received from any of the activity monitor manufacturers, importers, or retailers. The results of the present study do not constitute endorsement by ACSM.

References

1. World Health Organization, *Global Recommendations on Physical Activity for Health*, 2010.
2. Public Health Agency of Canada. *National Consultation on Physical Activity Guidelines: Final Report*. 2011 [cited 2012 March 4]; Available from: <http://www.phac-aspc.gc.ca/hp-ps/hl-mvs/pa-ap/index-eng.php>.
3. Agence de la santé publique du Canada. 2011 [cited 2012 March 4]; Available from: <http://www.phac-aspc.gc.ca/hp-ps/hl-mvs/pa-ap/index-eng.php>.
4. UK Medical Research Council, M. *Diet and physical activity measurement toolkit*. 2011 [cited 2011 september 27]; Available from: <http://toolkit.s24.net/physical-activity-assessment/index.html>.
5. Chen, K.Y. and D.R. Bassett, Jr., *The technology of accelerometry-based activity monitors: current and future*. *Med Sci Sports Exerc*, 2005. 37(11 Suppl): p. S490-500.
6. Yildirim, M., et al., *Study protocol of physical activity and sedentary behaviour measurement among schoolchildren by accelerometry--cross-sectional survey as part of the ENERGY-project*. *BMC Public Health*, 2011. 11: p. 182.
7. Chang, K.M., et al., *A wireless accelerometer-based body posture stability detection system and its application for meditation practitioners*. *Sensors (Basel)*, 2012. 12(12): p. 17620-32.
8. Wilson, R.P., et al., *Moving towards acceleration for estimates of activity - specific metabolic rate in free - living animals: the case of the cormorant*. *Journal of Animal Ecology*, 2006. 75(5): p. 1081-1090.
9. Bouten, C.V., et al., *Assessment of energy expenditure for physical activity using a triaxial*. *Age (yr)*, 1994. 23(1.8): p. 21-27.
10. Hendelman, D., et al., *Validity of accelerometry for the assessment of moderate intensity physical activity in the field*. *Medicine and science in sports and exercise*, 2000. 32(9; SUPP/1): p. S442-S449.
11. Nichols, J.F., et al., *Validity, reliability, and calibration of the Tritrac accelerometer as a measure of physical activity*. *Med Sci Sports Exerc*, 1999. 31(6): p. 908-12.
12. Rowlands, A.V., et al., *Validation of the RT3 triaxial accelerometer for the assessment of physical activity*. *Medicine and science in sports and exercise*, 2004. 36(3): p. 518-524.
13. Melanson, E. and P.S. Freedson, *Validity of the Computer Science and Applications, Inc.(CSA) activity monitor*. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 1995. 27: p. 934-934.
14. Trost, S.G., et al., *Validity of the computer science and applications (CSA) activity monitor in children*. *Medicine and science in sports and exercise*, 1998. 30(4): p. 629.
15. Haugen, H.A., L.N. Chan, and F. Li, *Indirect calorimetry: a practical guide for clinicians*. *Nutr Clin Pract*, 2007. 22(4): p. 377-88.
16. Matarese, L.E., *Indirect calorimetry: technical aspects*. *Journal of the American Dietetic Association*, 1997. 97(10): p. S154-S160.
17. Bassett Jr, D., et al., *Validity of four motion sensors in measuring moderate intensity*

- physical activity*. *Medicine and science in sports and exercise*, 2000. 32(9 Suppl): p. S471-80.
18. Welk, G.J., *Use of accelerometry-based activity monitors to assess physical activity*, in *Physical Activity Assessments for Health Related Research*, G.J. Welk, Editor. 2002, Human Kinetics: Champaign, IL.
 19. Abel, M.G., et al., *Validation of the Kenz Lifecorder EX and ActiGraph GTIM accelerometers for walking and running in adults*. *Applied physiology, nutrition, and metabolism = Physiologie appliquee, nutrition et metabolisme*, 2008. 33(6): p. 1155-64.
 20. Esliger, D.W., et al., *Validation of the GENEActiv Accelerometer*. *Medicine and science in sports and exercise*, 2011. 43(6): p. 1085-93.
 21. Hooker, S.P., et al., *Validation of the actical activity monitor in middle-aged and older adults*. *Journal of physical activity & health*, 2011. 8(3): p. 372-81.
 22. Hussey, J., et al., *Validation of the RT3 in the measurement of physical activity in children*. *Journal of science and medicine in sport / Sports Medicine Australia*, 2009. 12(1): p. 130-3.
 23. Crouter, S.E. and D.R. Bassett, Jr., *A new 2-regression model for the Actical accelerometer*. *British journal of sports medicine*, 2008. 42(3): p. 217-24.
 24. Crouter, S.E., K.G. Clowers, and D.R. Bassett, Jr., *A novel method for using accelerometer data to predict energy expenditure*. *J Appl Physiol*, 2006. 100(4): p. 1324-31.
 25. Crouter, S.E., et al., *Refined two-regression model for the ActiGraph accelerometer*. *Medicine and science in sports and exercise*, 2010. 42(5): p. 1029-37.
 26. Crouter, S.E., et al., *A Refined 2-Regression Model for the ActiGraph Accelerometer*. *Medicine and science in sports and exercise*, 2009.
 27. Yam, P.S., et al., *Validity, practical utility and reliability of Actigraph accelerometry for the measurement of habitual physical activity in dogs*. *The Journal of small animal practice*, 2011. 52(2): p. 86-91.
 28. Vanhelst, J., et al., *New validated thresholds for various intensities of physical activity in adolescents using the Actigraph accelerometer*. *Int J Rehabil Res*, 2011. 34(2): p. 175-7.
 29. Sasaki, J.E., D. John, and P.S. Freedson, *Validation and comparison of ActiGraph activity monitors*. *J Sci Med Sport*, 2011.
 30. Chen, K.Y. and M. Sun, *Improving energy expenditure estimation by using a triaxial accelerometer*. *Journal of applied Physiology*, 1997. 83(6): p. 2112-2122.
 31. Colley, R.C., et al., *Physical activity of Canadian adults: Accelerometer results from the 2007 to 2009 Canadian Health Measures Survey*. 2011: Statistics Canada Ottawa.
 32. John, D. and P. Freedson, *ActiGraph and Actical physical activity monitors: a peek under the hood*. *Medicine and science in sports and exercise*, 2012. 44(1 Suppl 1): p. S86.
 33. Plasqui, G., A. Bonomi, and K. Westerterp, *Daily physical activity assessment with accelerometers: new insights and validation studies*. *Obesity Reviews*, 2013.
 34. Crouter, S.E., et al., *A refined 2-regression model for the ActiGraph accelerometer*.

- Medicine and science in sports and exercise, 2010. 42(5): p. 1029.
35. Bouten, C.V., et al., *A triaxial accelerometer and portable data processing unit for the assessment of daily physical activity*. Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, 1997. 44(3): p. 136-147.
 36. Sun, M. and J. Hill, *A method for measuring mechanical work and work efficiency during human activities*. Journal of biomechanics, 1993. 26(3): p. 229-241.
 37. Healy, G.N., et al., *Objectively measured sedentary time, physical activity, and metabolic risk the Australian Diabetes, Obesity and Lifestyle Study (AusDiab)*. Diabetes care, 2008. 31(2): p. 369-371.
 38. Tremblay, M.S., et al., *Physiological and health implications of a sedentary lifestyle*. Applied Physiology, Nutrition, and Metabolism, 2010. 35(6): p. 725-740.
 39. Matthews, C.E., et al., *Amount of time spent in sedentary behaviors in the United States, 2003–2004*. American journal of epidemiology, 2008. 167(7): p. 875-881.
 40. Tudor-Locke, C., et al., *Accelerometer profiles of physical activity and inactivity in normal weight, overweight, and obese US men and women*. Int J Behav Nutr Phys Act, 2010. 7(1): p. 60.
 41. Ainsworth, B.E., et al., *Compendium of physical activities: an update of activity codes and MET intensities*. Medicine and science in sports and exercise, 2000. 32(9; SUPP/1): p. S498-S504.

Table 1: Activities with their respective MET intensity values

Activities	METS*	METS_Average (SD) in the current study
1) Lying on the ground	1	1.57 (0.27)
2) Sitting on a chair	1	1.58 (0.31)
3) Sitting on a chair and drawing	1.5	1.67 (0.30)
4) Sitting on an exercise ball	ND	3.51 (0.88)
5) Throwing balls	ND	1.73 (0.39)
6) Sweeping	2.3	3.35 (0.80)
7) Squatting	7.5	5.64 (0.91)
8) Sit up on the ground	5	2.57 (0.40)
9) Sit up on a BOSU	2.8	3.39 (0.44)
10) Climbing a step	8	5.25 (0.70)
11) XBOX kinect	3.8	4.74 (1.25)
12) Bicycle	3.5	3.68 (0.70)
13) Walking	2.0-5.0	4.47 (1.20)
14 Progressive running test	≥ 7	11.40 (2.80)

*Based on the 2011 Compendium of Physical Activities [41]

Table 2: Bandpass filters tested

Filters	Low frequency	High frequency	
Bandpass 1	0.25 Hz	2.5 Hz	Based on Actilife software for Actigraph devices
Bandpass 2	0.1 Hz	2.5 Hz	Based on the low frequency function of Actilife, software for Actigraph devices
Bandpass 3	0.3 Hz	3.5 Hz	As suggested by Bouten 1997
Bandpass 4	0.1 Hz	3.5 Hz	
Bandpass 5	0.25 Hz	4.5 Hz	

Table 3: Vmag_60 sec with bandpass filters

			Linear regressions				
Vmag_60 sec	Filter	Device	Adj. R-Square	R-Beta	METS Formula	t	
	BandPass 1 (0.25-2.5 Hz)	AG-right	waist	0.324	0.570	3.167+0.203 Vmag	13.871
		AG-left	waist	0.354	0.596	3.3.040+0.210 Vmag	15.155
		SD-right	waist	0.253	0.505	2.886+0.202 Vmag	7.968
		SD-left	waist	0.383	0.619	3.039+0.209 Vmag	15.637
	BandPass 2 (0.1-2.5 Hz)	AG-right	waist	0.307	0.555	3.117+0.198 Vmag	13.817
		AG-left	waist	0.338	0.582	2.992+0.205 Vmag	14.868
		SD-right		0.201	0.45	2.689+0.195	11.824

		waist			Vmag	
		SD-left			2.746+0.208	18.985
		waist	0.339	0.583	Vmag	
	BandPass 3 (0.3-3.5 Hz)	AG-right			2.410+0.174	53.462
		waist	0.801	0.895	Vmag	
		AG-left			2.402+0.167	63.134
		waist	0.838	0.915	Vmag	
		SD-right			2.589+0.129	48.020
		waist	0.807	0.898	Vmag	
		SD-left			2.648+0.147	47.364
		waist	0.762	0.873	Vmag	
	BandPass 4 (0.1-3.5 Hz)	AG-right			2.266+0.169	51.005
		waist	0.838	0.915	Vmag	
		AG-left			2.255+0.176	54.515
		waist	0.800	0.894	Vmag	
		SD-right			2.343+0.133	46.437
		waist	0.796	0.892	Vmag	

		SD-left waist	0.754	0.868	2.344+0.151 Vmag	46.284
	BandPass 5 (0.25-4.5 Hz)	AG-right waist	0.803	0.896	2.338+0.168 Vmag	50.759
		AG-left waist	0.839	0.916	2.342+0.160 Vmag	54.35
		SD-right waist	0.802	0.896	2.556+1.22 Vmag	41.531
		SD-left waist	0.758	0.871	2.606+0.138 Vmag	40.284

Vmag: Vector magnitude values; MET: Metabolic equivalent of task; AG: Actigraph GT3X; SD: SenseDoc accelerometer

Table 4: Recalibration using Canadian daily MET levels

Devices	Linear regressions- weighted- BP5- Vmag 60 sec.		
	Adj. R-Square	Beta	Constant
AG- right waist	0.773	0.879	1.666
AG- left waist	0.783	0.885	1.643
SD-right waist	0.742	0.862	1.614
SD-left waist	0.719	0.848	1.641

Discussion

L'inactivité physique, la sédentarité ainsi que l'épidémie d'obésité étant des problématiques importantes à l'échelle mondiale, l'évaluation des niveaux d'AP est primordiale. Globalement, 1,9 million de décès peuvent être attribués au manque d'exercice physique [61]. Considérant l'importance de la pratique d'AP de façon régulière pour le maintien et l'amélioration de la santé, le développement de méthodes valides de mesure d'AP dans des conditions de vie réelle ne cesse de progresser [62]. Cependant, les relations existantes entre l'AP et la santé varient présentement considérablement, en outre en raison des difficultés techniques et logistiques à mesurer précisément les mouvements humains. C'est pourquoi, malgré les désavantages connus reliés aux questionnaires, ces derniers représentent actuellement la méthode la plus utilisée afin de conduire des études populationnelles de pays industrialisés ou en voie de développement [63]. Les questionnaires ne sont par contre pas recommandés pour les interventions ou les études nécessitant une quantification afin d'examiner les changements quant au niveau d'AP et en raison de leur caractère subjectif [64]. Ainsi, l'intérêt envers la mesure du niveau d'AP par des moniteurs portatifs a augmenté considérablement afin de mesurer plus précisément l'impact des interventions ou encore à des fins de recherches épidémiologiques [65]. L'accélérométrie peut mesurer les niveaux d'AP et leurs associations avec différentes composantes de la santé, mais elle présente certaines limites quant à la mesure précise de la dépense énergétique en condition de vie quotidienne. Les podomètres quant à eux représentent une méthode peu coûteuse pour mesurer l'AP de façon globale, mais la plupart ne peuvent mesurer l'intensité, la fréquence et la durée de l'activité en plus de ne pouvoir estimer la dépense énergétique [66]. Il était donc pertinent d'examiner en détails ces nouvelles méthodes de mesure afin de pouvoir comprendre leurs limites, mais aussi contribuer au développement d'outils qui pourront éventuellement faire l'objet d'un consensus.

Justification du projet

Le sédentarisme et l'inactivité physique étant des problématiques de taille entraînant différentes maladies chroniques notamment le diabète de type 2 et l'obésité, l'importance de pouvoir mesurer les activités de la vie quotidienne est grandissante [67]. La valeur de 10 000 pas quotidiens comme valeur minimale permettant des bénéfices pour la santé étant établie depuis de nombreuses années pour des individus en santé [68], il était maintenant nécessaire de confirmer la validité des appareils mesurant les pas en fonction de différents statuts pondéraux et de différentes vitesses de marche. Malheureusement, à ce jour, la capacité de mesurer les activités de la vie quotidienne par opposition aux activités secondaires à une AP planifiée est difficile et c'est pourquoi leurs relations avec le maintien ou la perte de poids ne sont souvent que spéculatives [38]. La première étude, portant sur la validité de la fonction podomètre des accéléromètres, fut donc orientée vers deux principaux aspects : l'influence de la masse corporelle de l'utilisateur et des vitesses de marche sur la capacité de détection des pas d'un accéléromètre. Il est en fait connu que la fonction podomètre des accéléromètres sous-estime le nombre de pas à basse vitesse [50, 69-72]. Bien que cet inconvénient ait déjà été identifié, il est difficile de le corriger en raison du compromis sensibilité/spécificité : plus l'appareil a la capacité à détecter des pas lors de la marche à basse vitesse, moins il peut discriminer un pas d'un mouvement non ambulatoire [73]. Les recommandations ayant évolué et suggérant maintenant un nombre de pas précis pour la perte de poids, la validation de la fonction podomètre des accéléromètres selon différents statuts pondéraux et différentes vitesses de marche était essentielle et fut l'objet de la première étude.

La deuxième étude présentée avait quant à elle plusieurs objectifs. En effet, de nombreuses limites ont été relevées quant à la façon dont sont analysées et interprétées les données d'accélérométrie. Les données fournies par la plupart des accéléromètres sont des comptes d'activité (*counts*). Par contre, ces unités sont arbitraires, propres à chaque modèle et bien

qu'elles sont établies à partir de l'accélération mesurée, il est difficile de savoir précisément comment elles sont calculées et ce qu'elles signifient, physiquement ou physiologiquement [27]. Les accéléromètres ont des échelles de classification des niveaux d'AP basés sur ces mêmes comptes d'activité, ce qui amène une comparaison difficile entre les différents appareils [74]. Nous voulions donc trouver, comme premier objectif, une façon transparente de transformer les données brutes rapportées par les accéléromètres afin d'améliorer l'inter validité dans les études. Cette procédure a donc été exécutée au cours du processus de validation de l'appareil avec des jeunes adultes réalisant une dizaine de tâches. Le processus de validation, deuxième objectif de l'étude, a été fait en tenant compte des données d'un accéléromètre de référence et de la consommation d'oxygène. Différents types de filtrage de données ont ensuite été testés sur les données d'accélérométrie du SenseDoc afin d'identifier lesquels amènent une meilleure corrélation avec ces deux outils de référence.

Rappel des résultats

Les études présentées dans ce mémoire soulignent que l'utilisation des outils engendre d'importants impacts sur les données d'AP obtenues. La première étude révèle que les accéléromètres sous-estiment le nombre de pas de 9 à 47 % chez les personnes non obèses et de 0 à 53 % chez les personnes obèses, dépendamment de la vitesse de marche. Dans les deux cas, à une vitesse de marche lente, les accéléromètres sous-estiment le nombre de pas. Cette étude a toutefois révélé pour la première fois que la sous-estimation observée est plus importante chez les personnes obèses que chez les personnes non obèses à basse vitesse. Inversement, à une vitesse de marche plus rapide, le nombre de pas est légèrement sous-estimé chez les individus non obèses, mais presque parfait pour les individus obèses.

Ces résultats peuvent avoir des impacts importants pour la pratique clinique et la recherche. Par exemple, 10 000 pas mesurés par accéléromètre à une vitesse de 2,5 km/h chez une personne non obèse correspondent en réalité à 14 730 pas exécutés. Pour le même nombre de pas mesurés, l'individu aura par ailleurs effectué 11 850 pas à 3,5 km/h et 10 910 pas à 4,8 km/h. Pour une personne obèse désirant perdre du poids et ayant 15 000 pas mesurés par l'accéléromètre, l'individu aura réellement exécuté 22 905 à 2,5 km/h, 19 950 à 3,5 km/h ou 15 045 à 4,8 km/h. Ainsi, il est possible de s'interroger sur le fait que certains puissent subir les effets de type surentrainement en raison d'un objectif quotidien de pas qui serait continuellement sous-estimé par la fonction podomètre des accéléromètres ou encore une démotivation quant à l'objectif de 10 000 pas par jour qui peut être difficilement atteint, du moins sur l'accéléromètre.

Ces résultats engendrent des impacts importants sur le contrôle du poids et donc sur la dépense énergétique quotidienne. Des analyses supplémentaires découlant de l'article 1 permettent de révéler qu'un individu non obèse de 60 kg exécutant 10 000 pas à 3,5 km/h dépenserait via l'AP 319 kcal (1335 kJ). Cependant, considérant la sous-estimation par l'accéléromètre de 18 %, l'individu aurait réellement consommé 376 kcal (1574 kJ) soit une différence de 57 kcal (238 kJ). Pour sa part, un individu obèse de 150 kg effectuant également 10 000 pas à 3,5 km/h dépenserait 758 kcal (3173 kJ). Considérant le 33 % de sous-estimation, cet individu a réellement consommé 1 008 kcal (4220 kJ), une différence de 250 kcal (1046 kJ). L'erreur est donc considérablement plus importante chez les individus obèses. Parce que la marche fait partie intégrante de la vie quotidienne, l'utilisation des accéléromètres pour déterminer le nombre de pas à des vitesses inférieures à 5 km/h peut être inappropriée sans calibration spécifique, et ce, spécialement pour les individus obèses. Cette étude supporte donc la nécessité de développer des algorithmes et des seuils spécifiques pour la comptabilisation de pas exécutés par les individus obèses et non obèses lors de la marche à diverses vitesses. À ce jour, aucun accéléromètre ne présente de telles fonctions.

La deuxième étude a été effectuée en se basant sur les études de validation d'accéléromètres répertoriées lors de la revue de littérature et en y apportant certains éléments visant à éliminer certaines limites précédemment identifiées. Ainsi, nous avons premièrement comparé la consommation d'oxygène par la méthode de calorimétrie indirecte avec les données d'accélérométrie rapportées par l'appareil. À des fins de comparaisons, nous avons également utilisé l'accéléromètre Actigraph, outil largement utilisé dans les milieux de recherche. Des tâches spécifiques ont été sélectionnées en se basant sur les études de validation d'accéléromètres précédemment effectuées [75-77] en plus d'y ajouter des activités de plus en plus populaires (ex. jeu vidéo actif). Les données ont ensuite été transformées par un dérivé des trois axes d'accélération (Vmag), méthode inspirée de l'utilisation qu'en a faite Crouter et coll. (2010) [78]. Le lien entre les données dérivées par Vmag et la consommation d'oxygène a ensuite été étudié. Les analyses de régression ont montré que la dérivée Vmag permet l'obtention d'une bonne capacité prédictive de la consommation d'oxygène avec des valeurs de R carré ajustées de 0,84 pour Actigraph et 0,80 pour le SenseDoc. Ensuite, certains types de filtrage ont été appliqués à ces données afin de trouver la meilleure corrélation à la consommation d'oxygène. Le filtrage le plus approprié était celui qui éliminait les données inférieures à 0,1 Hz et supérieures à 3,5 Hz. Le filtrage utilisé par Actigraph élimine quant à lui les valeurs inférieures à 0,25 Hz et supérieures à 2,5 Hz. Ainsi, nous avons pu conclure que les données brutes d'accélérométrie sont de bons prédicateurs de la consommation d'oxygène en les transformant en Vmag et en appliquant le filtre passe-bande proposé. L'utilisation de ces données brutes analysées par la méthode Vmag peut donc être une alternative intéressante aux *counts* actuellement utilisés, car la méthode de calcul Vmag est divulguée et donc généralisable à tous les appareils qui permettent d'enregistrer des données brutes d'accélérométrie. Également, en le comparant avec l'accéléromètre Actigraph GT3X, nous avons pu démontrer que le nouveau prototype, SenseDoc, apporte des estimations similaires des niveaux d'AP lors de tâches complexes et variées.

Limites et avenues de recherche

Certaines limites peuvent se dégager des projets présentés dans ce mémoire. Premièrement, la durée de port de l'appareil est importante à considérer. En fait, ces appareils ont pour but d'être portés sur une période prolongée afin d'obtenir une représentation valide des habitudes de vie relative à l'AP des individus. En fait, il a été démontré qu'un minimum de trois jours de collecte de données est nécessaire [79]. La variation du minimum de jours valides inclus dans les analyses a un impact significatif sur les données [80]. Comme la majorité des études, celles présentées dans ce mémoire ont utilisé une collecte de données d'une courte durée en laboratoire. Les résultats obtenus doivent donc être généralisés dans un contexte de vie quotidienne avec précautions.

La comparaison des données obtenues du prototype avec d'autres méthodes de référence peut s'avérer intéressante. Par exemple, l'eau doublement marquée est une méthode précise et fiable pour la validation d'accéléromètres lors d'activités de la vie quotidienne. Une étude de Westerterp a d'ailleurs observé une faible différence de $0 \pm 6\%$ entre l'eau doublement marquée et la chambre calorimétrique [81], résultat qui concorde avec l'étude de Schoeller *et coll.* (1986) où la différence était de $1 \pm 7\%$ [62, 82]. La chambre calorimétrique ne pouvant être utilisée sur de longues périodes, l'eau doublement marquée est une méthode de choix. Ainsi, la deuxième étude présentée dans ce mémoire pourrait être reconduite sur une période prolongée dans un contexte de la vie quotidienne en comparaison avec une autre méthode telle que l'eau doublement marquée. Une telle étude aurait un intérêt certain pour le volet dépense énergétique, mais ne permettrait pas d'apprécier le volet intensité, durée et fréquence de l'AP.

Les techniques de mesure objectives de l'AP ne peuvent actuellement pas mesurer les activités de la vie quotidienne tels que la montée d'escaliers ou les tâches ménagères, et ce, bien

qu'elles soient maintenant reconnues comme ayant des impacts bénéfiques sur la santé [83]. Les accéléromètres peuvent estimer la dépense énergétique, mais ils ne peuvent détecter adéquatement l'énergie dépensée par certaines activités telles que la marche sur pente ou avec objets, car ces dernières ne modifient pas l'accélération du corps [42]. L'ajout d'autres technologies tel qu'un *Global Positioning System* (GPS) pourrait en fait améliorer la validité de ces appareils en intégrant d'autres données telles que le type d'activité, sa localisation et le contexte dans lequel cette activité est pratiquée [84]. L'addition d'un GPS permettrait également de comprendre certains déterminants de l'environnement bâti liés à l'AP pour de futures études [85]. Le SenseDoc, qui contient par défaut un module GPS, serait donc un appareil valide et apportant des informations amenant des résultats précis sur le profil d'AP des individus dans leur environnement.

Les caractéristiques techniques de l'appareil sont également une limite à souligner de l'étude de validation présentée. Le prototype du SenseDoc étant toujours relativement lourd en comparaison avec Actigraph, ce dernier a pu engendrer des mouvements à la ceinture sur laquelle il était attaché. Une récente étude de validation considère en fait les caractéristiques physiques de l'appareil comme un facteur important de la validation d'accéléromètre afin de réduire les désagréments et de diminuer les interférences lors des activités de la vie quotidienne des individus [86]. Il est en fait important de diminuer le volume de l'appareil sans toutefois affecter les capacités de mémorisation [86]. Une étude de validation pourrait donc également être reproduite avec la version finale de celui-ci.

En ce qui a trait à l'étude de validation de la fonction podomètre de l'accéléromètre, une limite consiste au fait que seulement des vitesses de marche ont été étudiées. De nombreux auteurs ont en fait confirmé la lacune des accéléromètres à mesurer les pas lors de la marche à basse vitesse parce qu'elle ne génère pas une accélération verticale suffisante [69, 87, 88]. La population étant aux prises de plus en plus avec des cas d'obésité, l'étude de la validité de la fonction podomètre de différents accéléromètres par rapport à différentes vitesses de course

serait également intéressante à réaliser en combinant différents statuts pondéraux. Toutefois, il convient de souligner que la marche demeure plus pratiquée que la course [89]. Également, considérant la taille restreinte de l'échantillon, il serait intéressant de reproduire cette étude avec un plus grand échantillon qui permettrait, entre autres, de tester des individus plus jeunes qui peuvent potentiellement avoir une démarche différente. Néanmoins, il convient de positionner cette étude par rapport aux autres dans le domaine qui ont été réalisées avec des tailles d'échantillon similaires [90-94].

Finale­ment, ces travaux ont permis de constater qu'aucune cible de pas n'est utilisée spécifiquement pour les accéléromètres. De nouvelles études sont nécessaires afin de réaliser de nouvelles classifications de niveaux d'activité physique en fonction des données d'accélérométrie applicables aux appareils existants ainsi qu'aux futurs modèles d'accéléromètres et de podomètres.

Contributions personnelles

Ce projet m'a donné l'opportunité de développer un vif intérêt envers chacune des étapes de réalisation d'un projet de recherche, soit la recension des écrits, l'élaboration du protocole, l'approbation du comité d'éthique, le recrutement, la collecte de données, la rédaction d'articles ainsi que les présentations orales et par affiche tant au niveau local qu'international. Trois institutions ont contribué à mon cheminement, soit le Département de kinésiologie de l'Université de Montréal, le CHU Sainte-Justine ainsi que le Centre de Recherche du CHUM, institution de mon codirecteur Yan Kestens. Ce dernier m'a notamment donné la chance de participer à un stage d'une durée de trois mois à l'Institut Pluridisciplinaire Hubert Curien à Strasbourg, en France. Au cours de ce stage, j'ai notamment appris l'analyse de données d'accélérométrie grâce au logiciel IGOR, avec l'aide des chercheurs Yan Ropert-Coudert et Akiko Kato-Ropert.

Conclusion

L'étude des interactions entre l'AP et la santé requiert des méthodes de mesures objectives et valides. Malgré les nombreuses méthodes existantes (questionnaires, observations, calorimétrie indirecte, eau doublement marquée et moniteurs portatifs), la validité des résultats demeure difficile à améliorer. En ce qui a trait aux accéléromètres, ils doivent être utilisés en considérant certains facteurs tels que la variation de leur validité dépendamment du statut pondéral des individus et de leurs vitesses de marche. En effet, la fiabilité de ces appareils est supérieure à une vitesse de marche plus rapide, et ce, tant chez les individus obèses que les individus non obèses. Toutefois, le pourcentage de précision de ces appareils est plus bas chez les individus obèses à une vitesse de marche lente. La validité de la composante accéléromètre d'un nouvel appareil en développement, le SenseDoc, et son analyse de données, ont pour leur part été exécutées en utilisant les données brutes des appareils, technique qui a permis d'identifier une approche uniforme dans l'interprétation des résultats qui pourra être divulguée aux chercheurs et qui permettra une meilleure comparaison des résultats entre les différents modèles d'accéléromètres. Ce mémoire a contribué à l'avancement des techniques d'évaluation des niveaux d'AP et ce, en considérant entre autres le profil des utilisateurs. Le raffinement des mesures pour d'autres clientèles cibles et d'autres types d'activités pratiquées sont à entrevoir dans les prochaines années.

Bibliographie

1. Organisation mondiale de la Santé. *Stratégie mondiale pour l'alimentation, l'exercice physique et la santé*. 2011 [cited 2013 2 sept.]; Available from: <http://www.who.int/dietphysicalactivity/pa/fr/index.html>.
2. Lee, I.-M., et al., *Effect of physical inactivity on major non-communicable diseases worldwide: an analysis of burden of disease and life expectancy*. The Lancet, 2012.
3. Darren E.R. Warburton, P.T.K., Ryan E. Rhodes, Roy J. Shephard,, *Lignes directrices éclairées par des données probantes sur l'activité physique à l'intention des Canadiens adultes*, A.c.d.s. publique, Editor 2007.
4. SCPE, *Guide du conseiller en condition physique et habitudes de vie*, A.d.l.s.p.d. Canada, Editor 2004: Ontario.
5. Rachel C. Colley, D.G., Ian Janssen, Cora L. Craig, Janine Clarke et Mark S. Tremblay, *Physical activity of Canadian adults: Accelerometer results from the 2007 to 2009 Canadian Health Measures Survey*, 2011, Statistics Canada.
6. Berthouze-Aranda, S. and E. Reynes, *Sedentary lifestyle: a physio-psychological process and an health risk factor for everyone*. Science & Sports, 2011. **26**(4): p. 191-196.
7. Cart, L.R.S.M., *Lettre à l'éditeur: utilisation standardisée des termes «sédentarité» et «comportements sédentaires»*. Applied Physiology, Nutrition, and Metabolism, 2012: p. 041.
8. Vanderploeg, R.D., et al., *Health outcomes associated with military deployment: mild traumatic brain injury, blast, trauma, and combat associations in the Florida National Guard*. Arch Phys Med Rehabil, 2012. **93**(11): p. 1887-95.
9. Siegrist, J., *Inégalités sociales de santé: Les faits, les théories et les conséquences pratiques*. Revue d'Épidémiologie et de Santé Publique, 2012. **60**: p. S43.
10. Matthews, C.E., et al., *Amount of time spent in sedentary behaviors and cause-specific mortality in US adults*. The American journal of clinical nutrition, 2012. **95**(2): p. 437-445.
11. Tremblay, M.S., et al., *Physiological and health implications of a sedentary lifestyle*. Applied Physiology, Nutrition, and Metabolism, 2010. **35**(6): p. 725-740.
12. Otten, J.J., et al., *Effects of television viewing reduction on energy intake and expenditure in overweight and obese adults: a randomized controlled trial*. Arch Intern Med, 2009. **169**(22): p. 2109-15.
13. Duclos, M., et al., *Position de consensus: activité physique et obésité chez l'enfant et chez l'adulte*. Science & Sports, 2010. **25**(4): p. 207-225.
14. Oppert, J.-M., *Rôle de la sédentarité et des apports alimentaires dans le gain de poids chez l'adulte*. 2008.
15. Garriguet, D., *Overview of Canadians' eating habits. Nutrition: Findings from the Canadian community health survey*. Statistics Canada Research Paper, 2006(82-620).
16. Katzmarzyk, P.T. and M.S. Tremblay, *Limitations des données sur l'activité physique du Canada: répercussions sur les tendances de la surveillance* Applied Physiology, Nutrition, and Metabolism, 2007. **32**(S2F): p. S206-S216.

17. Rachel C. Colley, S.C.G., Mark S. Tremblay. *Procédures de contrôle de la qualité et de réduction des données pour les mesures par accélérométrie de l'activité physique*. 2010 [cited 2012 March 4]; Available from: <http://www.statcan.gc.ca/pub/82-003-x/2010001/article/11119-fra.htm>.
18. Swinburn, B., G. Egger, and F. Raza, *Dissecting obesogenic environments: the development and application of a framework for identifying and prioritizing environmental interventions for obesity*. Preventive medicine, 1999. **29**(6): p. 563-570.
19. Agence de la santé publique du Canada. 2011 [cited 2012 March 4]; Available from: <http://www.phac-aspc.gc.ca/hp-ps/hl-mvs/pa-ap/index-eng.php>.
20. Institut nationale de santé publique du Québec. *L'impact de l'environnement bâti sur l'activité physique, l'alimentation et le poids*. 2011; Available from: http://www.inspq.qc.ca/pdf/publications/1108_ImpactEnvironBati.pdf.
21. Lau, D.C., et al., *2006 Canadian clinical practice guidelines on the management and prevention of obesity in adults and children [summary]*. Canadian Medical Association Journal, 2007. **176**(8): p. S1-S13.
22. Bouchard, C., S.N. Blair, and W.L. Haskell, *Physical activity and health*. Vol. 374. 2007: Human Kinetics Champaign, IL.
23. OPPERT, J.-M. and N. Balarac. *Activité physique et prise en charge des patients obèses*. in *Annales d'endocrinologie*. 2001. Masson.
24. Mendelson, M., et al., *Intolérance à l'effort de la personne obèse: modalités d'évaluation et conséquences pour la prescription de l'activité physique*. Obésité, 2012. **7**(4): p. 222-227.
25. Oppert, J.-M., *Méthodes d'évaluation de l'activité physique habituelle et obésité*. Science & sports, 2006. **21**(2): p. 80-84.
26. Esliger, D.W. and M.S. Tremblay, *Physical activity and inactivity profiling: the next generation*. Can J Public Health, 2007. **98 Suppl 2**: p. S195-207.
27. Chen, K.Y. and D.R. Bassett, Jr., *The technology of accelerometry-based activity monitors: current and future*. Med Sci Sports Exerc, 2005. **37**(11 Suppl): p. S490-500.
28. Lange, R.T., et al., *Variable, Not Always Persistent, Postconcussion Symptoms Following Mild TBI in U.S. Military Service Members: A 5-year Cross-sectional Outcome Study*. J Neurotrauma, 2012.
29. Tessier, S., A. Vuillemin, and S. Briançon, *Revue des questionnaires de mesure de l'activité physique validés chez les enfants et les adolescents*. Science & Sports, 2008. **23**(3): p. 118-125.
30. Eastvold, A.D., H.G. Belanger, and R.D. Vanderploeg, *Does a third party observer affect neuropsychological test performance? It depends*. Clin Neuropsychol, 2012. **26**(3): p. 520-41.
31. Belanger, H.G., et al., *Validity of the Veterans Health Administration's traumatic brain injury screen*. Arch Phys Med Rehabil, 2012. **93**(7): p. 1234-9.
32. Wortzel, H.S., et al., *A phase I study of low-pressure hyperbaric oxygen therapy for blast-induced post-concussion syndrome and post-traumatic stress disorder: a neuropsychiatric perspective*. J Neurotrauma, 2012. **29**(14): p. 2421-4; author reply 2425-30.
33. Haugen, H.A., L.-N. Chan, and F. Li, *Indirect calorimetry: a practical guide for clinicians*. Nutrition in Clinical Practice, 2007. **22**(4): p. 377-388.

34. van der Ploeg, H.P., et al., *Sitting time and all-cause mortality risk in 222 497 Australian adults*. Archives of internal medicine, 2012. **172**(6): p. 494.
35. Matarese, L.E., *Indirect calorimetry: technical aspects*. Journal of the American Dietetic Association, 1997. **97**(10): p. S154-S160.
36. Guinhouya, B.C., *Évaluation de l'activité physique habituelle des enfants lors d'études cliniques et épidémiologiques*. Santé Publique, 2010. **21**(5): p. 465-478.
37. Cooper, D.B., et al., *Relationship between mechanism of injury and neurocognitive functioning in OEF/OIF service members with mild traumatic brain injuries*. Mil Med, 2012. **177**(10): p. 1157-60.
38. Tudor-Locke, C. and D.R. Bassett, Jr., *How many steps/day are enough? Preliminary pedometer indices for public health*. Sports Med, 2004. **34**(1): p. 1-8.
39. Blue, R.S., et al., *Commercial spaceflight participant G-force tolerance during centrifuge-simulated suborbital flight*. Aviat Space Environ Med, 2012. **83**(10): p. 929-34.
40. Tudor-Locke, C., et al., *Accelerometer profiles of physical activity and inactivity in normal weight, overweight, and obese US men and women*. Int J Behav Nutr Phys Act, 2010. **7**(1): p. 60.
41. UK Medical Research Council, M. *Diet and physical activity measurement toolkit*. 2011 [cited 2011 september 27]; Available from: <http://toolkit.s24.net/physical-activity-assessment/index.html>.
42. Welk, G.J., *Use of accelerometry-based activity monitors to assess physical activity*, in *Physical Activity Assessments for Health Related Research*, G.J. Welk, Editor. 2002, Human Kinetics: Champaign, IL.
43. Welk, G.J., *Principles of design and analyses for the calibration of accelerometry-based activity monitors*. Med Sci Sports Exerc, 2005. **37**(11 Suppl): p. S501-11.
44. Chen, K.Y., et al., *Re-defining the roles of sensors in objective physical activity monitoring*. Medicine and science in sports and exercise, 2012. **44**(1 Suppl 1): p. S13.
45. Bouten, C.V., et al., *A triaxial accelerometer and portable data processing unit for the assessment of daily physical activity*. IEEE Trans Biomed Eng, 1997. **44**(3): p. 136-47.
46. Plasqui, G. and K.R. Westerterp, *Physical activity assessment with accelerometers: an evaluation against doubly labeled water*. Obesity (Silver Spring), 2007. **15**(10): p. 2371-9.
47. John, D., B. Tyo, and D.R. Bassett, *Comparison of four ActiGraph accelerometers during walking and running*. Medicine and science in sports and exercise, 2010. **42**(2): p. 368.
48. Tudor-Locke, C., W.D. Johnson, and P.T. Katzmarzyk, *Accelerometer-determined steps per day in US children and youth*. Med Sci Sports Exerc, 2010. **42**(12): p. 2244-50.
49. Rachel C. Colley, D.G., Ian Janssen, Cora L.Craig, Janine Clarcke, Mark S. Tremblay, *Activité physique des enfants et des jeunes au Canada: résultats d'accélérométrie de l'Enquête canadienne sur les mesures de la santé 2007-2009*, 2011, Statistique Canada.
50. Crouter, S.E., et al., *Validity of 10 electronic pedometers for measuring steps, distance, and energy cost*. Med Sci Sports Exerc, 2003. **35**(8): p. 1455-60.
51. Rowlands, A.V., *Accelerometer assessment of physical activity in children: an update*. Pediatr Exerc Sci, 2007. **19**(3): p. 252-66.

52. Abel, M.G., et al., *A comprehensive evaluation of motion sensor step-counting error*. *Appl Physiol Nutr Metab*, 2011. **36**(1): p. 166-70.
53. Park, J., et al., *Effects of walking speed and step frequency on estimation of physical activity using accelerometers*. *J Physiol Anthropol*, 2011. **30**(3): p. 119-27.
54. Koninklijke Philips N.V. *Actical-Phillips*. 2013 [cited 2013 22/07]; Available from: http://www.healthcare.philips.com/us_en/homehealth/sleep/actical/.
55. de Vries, S.I., M. Engels, and F. Galindo Garre, *Identification of Children's Activity Type With Accelerometer-Based Neural Networks*. *Medicine and science in sports and exercise*, 2011.
56. Garatachea, N., G. Torres Luque, and J. Gonzalez Gallego, *Physical activity and energy expenditure measurements using accelerometers in older adults*. *Nutr Hosp*, 2010. **25**(2): p. 224-30.
57. Pober, D.M., et al., *Development of novel techniques to classify physical activity mode using accelerometers*. *Med Sci Sports Exerc*, 2006. **38**(9): p. 1626-34.
58. Welk, G.J., J.A. Schaben, and J.R. Morrow, Jr., *Reliability of accelerometry-based activity monitors: a generalizability study*. *Medicine and science in sports and exercise*, 2004. **36**(9): p. 1637-45.
59. Colley, R., S.C. Gorber, and M.S. Tremblay, *Quality control and data reduction procedures for accelerometry-derived measures of physical activity*. *Health reports / Statistics Canada, Canadian Centre for Health Information = Rapports sur la sante / Statistique Canada, Centre canadien d'information sur la sante*, 2010. **21**(1): p. 63-9.
60. Choi, L., et al., *Validation of accelerometer wear and nonwear time classification algorithm*. *Medicine and science in sports and exercise*, 2011. **43**(2): p. 357-64.
61. World Health Organization, *Global Recommendations on Physical Activity for Health*, 2010.
62. Plasqui, G., A. Bonomi, and K. Westerterp, *Daily physical activity assessment with accelerometers: new insights and validation studies*. *Obesity Reviews*, 2013.
63. Sallis, J.F. and B.E. Saelens, *Assessment of physical activity by self-report: status, limitations, and future directions*. *Res Q Exerc Sport*, 2000. **71**(2 Suppl): p. S1-14.
64. van der Ploeg, H.P., et al., *Reliability and validity of the international physical activity questionnaire for assessing walking*. *Research quarterly for exercise and sport*, 2010. **81**(1): p. 97-101.
65. Freedson, P., et al., *Assessment of physical activity using wearable monitors: recommendations for monitor calibration and use in the field*. *Medicine and science in sports and exercise*, 2012. **44**(1 Suppl 1): p. S1.
66. Corder, K., S. Brage, and U. Ekelund, *Accelerometers and pedometers: methodology and clinical application*. *Current Opinion in Clinical Nutrition & Metabolic Care*, 2007. **10**(5): p. 597-603.
67. Tudor-Locke, C.E. and A.M. Myers, *Challenges and opportunities for measuring physical activity in sedentary adults*. *Sports Med*, 2001. **31**(2): p. 91-100.
68. Tudor-Locke, C., et al., *Revisiting "How Many Steps are Enough?"*. *Medicine and science in sports and exercise*, 2008. **40**(7): p. 537.
69. Bassett, D.R., Jr., et al., *Accuracy of five electronic pedometers for measuring distance walked*. *Med Sci Sports Exerc*, 1996. **28**(8): p. 1071-7.

70. Le Masurier, G.C., S.M. Lee, and C. Tudor-Locke, *Motion sensor accuracy under controlled and free-living conditions*. Med Sci Sports Exerc, 2004. **36**(5): p. 905-10.
71. Le Masurier, G.C. and C. Tudor-Locke, *Comparison of pedometer and accelerometer accuracy under controlled conditions*. Med Sci Sports Exerc, 2003. **35**(5): p. 867-71.
72. Tudor-Locke, C., et al., *Utility of pedometers for assessing physical activity: convergent validity*. Sports Med, 2002. **32**(12): p. 795-808.
73. Esliger, D.W., et al., *Validity of the Actical accelerometer step-count function*. APPLIED PHYSIOLOGY NUTRITION AND METABOLISM, 2007. **32**: p. S28.
74. Evenson, K.R., et al., *Calibration of two objective measures of physical activity for children*. Journal of sports sciences, 2008. **26**(14): p. 1557-1565.
75. Hooker, S.P., et al., *Validation of the actical activity monitor in middle-aged and older adults*. Journal of physical activity & health, 2011. **8**(3): p. 372-81.
76. Reilly, J.J., et al., *Validation of Actigraph accelerometer estimates of total energy expenditure in young children*. International journal of pediatric obesity : IJPO : an official journal of the International Association for the Study of Obesity, 2006. **1**(3): p. 161-7.
77. Rowlands, A.V., et al., *Validation of the RT3 triaxial accelerometer for the assessment of physical activity*. Medicine and science in sports and exercise, 2004. **36**(3): p. 518-524.
78. Crouter, S.E., et al., *A refined 2-regression model for the ActiGraph accelerometer*. Medicine and science in sports and exercise, 2010. **42**(5): p. 1029.
79. Hart, T.L., et al., *How many days of monitoring predict physical activity and sedentary behaviour in older adults*. Int J Behav Nutr Phys Act, 2011. **8**: p. 62.
80. Masse, L.C., et al., *Accelerometer data reduction: a comparison of four reduction algorithms on select outcome variables*. Medicine and Science in Sports and Exercise, 2005. **37**(11): p. S544.
81. Westerterp, K.R., et al., *Comparison of doubly labeled water with respirometry at low- and high-activity levels*. Journal of applied physiology, 1988. **65**(1): p. 53-56.
82. Schoeller, D.A., et al., *Energy expenditure by doubly labeled water: validation in humans and proposed calculation*. American Journal of Physiology-Regulatory, Integrative and Comparative Physiology, 1986. **250**(5): p. R823-R830.
83. Matthews, C.E., et al., *Influence of exercise, walking, cycling, and overall nonexercise physical activity on mortality in Chinese women*. Am J Epidemiol, 2007. **165**(12): p. 1343-50.
84. Ward, D.S., et al., *Accelerometer use in physical activity: best practices and research recommendations*. Medicine & Science in Sports & Exercise, 2005. **37**(11): p. S582.
85. Rodriguez, D.A., A.L. Brown, and P.J. Troped, *Portable global positioning units to complement accelerometry-based physical activity monitors*. Med Sci Sports Exerc, 2005. **37**(11 Suppl): p. S572-81.
86. Bonomi, A.G., et al., *Estimation of Free-Living Energy Expenditure Using a Novel Activity Monitor Designed to Minimize Obtrusiveness*. Obesity, 2010. **18**(9): p. 1845-1851.
87. Connolly, C.P., *Accuracy of physical activity monitors in pregnant women*. 2010.

88. Tudor-Locke, C., et al., *Comparison of pedometer and accelerometer measures of free-living physical activity*. *Medicine and science in sports and exercise*, 2002. **34**(12): p. 2045.
89. Warburton, D.E., et al., *Lignes directrices éclairées par des données probantes sur l'activité physique à l'intention des Canadiens adultes* *Applied Physiology, Nutrition, and Metabolism*, 2007. **32**(S2F): p. S17-S74.
90. Karabulut, M., S.E. Crouter, and D.R. Bassett Jr, *Comparison of two waist-mounted and two ankle-mounted electronic pedometers*. *European journal of applied physiology*, 2005. **95**(4): p. 335-343.
91. Foster, R.C., et al., *Precision and accuracy of an ankle-worn accelerometer-based pedometer in step counting and energy expenditure*. *Preventive medicine*, 2005. **41**(3): p. 778-783.
92. Bassett Jr, D.R., et al., *Accuracy of five electronic pedometers for measuring distance walked*. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 1996. **28**(8): p. 1071-1077.
93. Schneider, P.L., et al., *Accuracy and reliability of 10 pedometers for measuring steps over a 400-m walk*. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 2003. **35**(10): p. 1779-1784.
94. Mitre, N., et al., *Pedometer accuracy for children: can we recommend them for our obese population?* *Pediatrics*, 2009. **123**(1): p. e127-e131.