



HAL
open science

Apport de la reconnaissance des postures et des activités par accélérométrie à la caractérisation du comportement de mouvement chez l'humain : application à l'étude de la transition épidémiologique chez les Peuls

Maël Garnotel

► To cite this version:

Maël Garnotel. Apport de la reconnaissance des postures et des activités par accélérométrie à la caractérisation du comportement de mouvement chez l'humain : application à l'étude de la transition épidémiologique chez les Peuls. *Physiologie [q-bio.TO]*. Université de Lyon, 2019. Français. NNT : 2019LYSE1251 . tel-03091398

HAL Id: tel-03091398

<https://theses.hal.science/tel-03091398>

Submitted on 31 Dec 2020

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

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



N°d'ordre NNT :
2019LYSE1251

THESE de DOCTORAT DE L'UNIVERSITE DE LYON
opérée au sein de
l'Université Claude Bernard Lyon 1

Ecole Doctorale N° 205
Ecole Doctorale Interdisciplinaire Sciences Santé

Spécialité de doctorat : Physiologie Humaine

Discipline : Sciences du Vivant

Soutenue publiquement le 05/12/2019, par :
Maël Garnotel

Apport de la reconnaissance des postures et des activités par accélérométrie à la caractérisation du comportement de mouvement chez l'humain. Application à l'étude de la transition épidémiologique chez les Peuls.

Devant le jury composé de :

Laville, Martine, Professeur des Universités - Praticien Hospitalier, Université de Lyon,
Présidente

Lefai, Etienne, Chargé de Recherche INRA, Université Clermont-Auvergne,
Rapporteur

Sueur, Cédric, Maître de Conférences des Universités, Université de Strasbourg,
Rapporteur

Vuillemin, Anne, Professeur des Universités, Université Nice Sophia Antipolis,
Examinatrice

Simon, Chantal, Professeur des Universités - Praticien Hospitalier, Université de Lyon,
Co-directrice de thèse

Blanc, Stéphane, Directeur de Recherche CNRS, Université de Strasbourg,
Co-directeur de thèse

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier Pr Chantal Simon, pour son suivi ainsi que la transmission de son énergie et son expertise à travers de nombreux projets. Merci de m'avoir accordé votre confiance, et de m'avoir tant appris, vous avez toute ma reconnaissance.

Aux Professeur Martine Laville, Docteur Etienne Lefai, Docteur Cedric Sueur et Professeur Anne Vuillemin pour avoir accepté d'évaluer mon travail. Je vous en remercie intensément, vous avez toute ma gratitude.

A Stéphane Blanc et Audrey Bergouignan pour leur soutien et leurs conseils particulièrement précieux. Merci à vous pour les perspectives que vous avez su ouvrir.

A toute l'équipe Diabeloop pour avoir permis de réaliser cette thèse, pour les échanges sucrés, en particulier Hector, Maeva, Romain et Stéphane.

A CarMeN, dont j'ai pu voir le dynamisme et les sympathies au cours des divers évènements et au sein du très réussi nouveau bâtiment.

A toute l'équipe du CRNH, pour les sourires et la bienveillance. A Julie-Anne pour sa vitalité inspirante.

Aux partenaires de l'aventure sénégalaise. Abdou, Alexandre, Amadou, Bra, Emmanuel, Fatou, Isabelle, Niass, Ousmane, Patrick et aux peuls rencontrés, pour nous avoir partagé leur mode de vie.

A mes compagnonnes avec qui j'ai partagé la villa pendant plusieurs années ! Christine, Zohra, et Sylvie ; et Tatiana pour les derniers mois. Ainsi qu'à Laurie, même si tu nous as abandonnés en cours de route (heureusement qu'il y a eu quelques quiches pour compenser).

A ceux qui ont traversé les épopées selfiques de la troisième, la deuxième ou la première heure. Céline, Sarah, Stéphanie, Mathilde, Sophie, Colin, Pauline, Théo. Merci pour ces moments de fines dégustations et ces discussions qui portent nos esprits toujours plus haut, ou pas !

A ceux qui sont dans le même bateau, croisés au self, au détour des couloirs ou au dehors. Agathe, Anne-Esther, Arthur, Camille, Erika, Florian, Hari. Merci pour le partage des galères, mais pas que !

Aux rencontres troubadoubadouches, pour m'avoir embarqué sur leurs chemins poético-tourbillonnant plus ou moins élevateurs. Jana, John, Laura, Mathilde, Matthieu, Yvan. Adèle. Merci pour les mouvements, les synergies et les couleurs.

A Camille, pour un monde à refaire, défaire, faire, puis défaire à nouveau.

A la bande (et plus si affinité), d'être là, comme toujours. Franck, Gaet, Alex, Loic, Elodie, Flo, Remi, Marion, Ninon, Sandra, Caro (triés par ordre de préférence). Merci d'exister, c'est pas mal.

A Sophie, qui a bien voulu monter dans ce wagon confortable et plein de vibration, sur des rails dont les tumultes ont l'air de mener encore loin.

A ma famille : mes parents, ma sœur, ma mamie, Frédéric et Fatima. Pour leur présence et leur soutien implicite.

A l'Appartage pour me faire entrevoir les montagnes et les gouffres d'espérances. A Gab, Clélia, Julie et à tous les référents, hébergeurs, bénévoles et aux jeunes qui donnent vie à cette aventure.

A la suite.

Publications

Travaux de thèse

Articles publiés

Garnotel, M. ; Simon, C. and Bonnet, S. (2019). "Physical activity estimation from accelerometry." *The Journal of the Biomedical Engineering Society*.

Garnotel, M. ; Bastian, T. ; Romero-Ugalde, H. M. ; Maire, A. ; Dugas, J. ; Zahariev, A. ; Doron, M. ; Jallon, P. ; Charpentier, G. ; Franc, S. ; Blanc, S. ; Bonnet, S. and Simon, C. (2018). "Prior automatic posture and activity identification improves physical activity energy expenditure prediction from hip-worn triaxial accelerometry." *J Appl Physiol (1985)* 124(3): 780-790.

Article en soumission

Garnotel, M. ; Cohen, E. ; Ka, A. ; Bergouignan, A. ; Duboz, P. ; Macia, E. ; Boetsch, G. ; Chery, I. ; Zahariev, A. ; Blanc, S. ; Simon C. "Preliminary approach to phenotype physical activity and sedentary patterns in rural traditional-pastoral versus urban populations: The Fulanis of Senegal."

Article en finalisation

Garnotel, M. ; Mathieu M-E. ; Blanc, S. ; Simon C. (2019) "Wrist vs. hip accelerometers in obese and non-obese individuals."

Communications orales

Cohen, E. ; Garnotel, M. ; Ka, A. ; Diallo, A. ; Macia, E. ; Boetsch, G. ; Duboz, P. ; Chery, I. ; Zahariev, A. ; Bergouignan, A. ; Blanc, S. ; Simon C. (2019) "Changements alimentaires et d'activité physique dans la région du Ferlo au Sénégal : un cas original de transition nutritionnelle au sein de la population Peul pastorale." *Présentation orale au 7ème séminaire du Labex Dispositif de Recherche Interdisciplinaire sur les Interactions Hommes-Milieus, 7-9 octobre 2019, Lyon, France.*

Garnotel, M. ; Cohen, E. ; Ka, A. ; Bergouignan, A. ; Duboz, P. ; Macia, E. ; Boetsch, G. ; Chery, I. ; Zahariev, A. ; Blanc, S. ; Simon C. (2019) "Physical activity and sedentary patterns of semi-nomad pastoralist Senegalese Fulanis are deeply altered in urban context." *Oral presentation at the 6th International Conference on Ambulatory Monitoring of Physical Activity and Movements 2019 (ICAMPAM 2019), 26-28th of June 2019, Maastricht, the Netherlands.*

Garnotel, M. ; Cohen, E. ; Ka, A. ; Bergouignan, A. ; Duboz, P. ; Macia, E. ; Boetsch, G. ; Chery, I. ; Zahariev, A. ; Blanc, S. ; Simon C. (2019) "Activité physique et sédentarité dans une population en cours de transition épidémiologique : Les Peuls du Sénégal." *Présentation orale au conseil scientifique du Centre de Recherche en Nutrition Humaine Rhône-Alpes 2019, 15 février 2019, Lyon, France.*

Poster

Garnotel, M. ; Cohen, E. ; Ka, A. ; Bergouignan, A. ; Duboz, P. ; Macia, E. ; Boetsch, G. ; Chery, I. ; Zahariev, A. ; Blanc, S. ; Simon, C. "Urbanization affects physical activity and sedentary pattern: A cross-sectional study over Fulanis from Senegal in three different stages of the epidemiological transition". *Poster presentation at the International Society of Behavioral Nutrition and Physical Activity annual meeting 2019 (ISBNPA 2019), 4-7th of June 2019, Prague, Czech Republic.*

Garnotel, M. ; Romero-Ugalde, H. M. ; Bastian, T. ; Doron, M. ; Jallon, P. ; Charpentier, G. ; Franc, S. ; Blanc, S. ; Bonnet, S. ; Simon, C. "La reconnaissance des activités améliore la prédiction de la dépense énergétique liée à l'activité physique à partir d'un accéléromètre." *Poster à la 23ème journée scientifique de l'Ecole doctorale interdisciplinaire sciences-santé (ED 205), 11 octobre 2018, Lyon, France.*

Garnotel, M. ; Romero-Ugalde, H. M. ; Bastian, T. ; Doron, M. ; Jallon, P. ; Charpentier, G. ; Franc, S. ; Blanc, S. ; Bonnet, S. ; Simon, C. (2017). "Validation in Free-living conditions of physical activity energy expenditure prediction from hip-worn triaxial accelerometry processed with an automatic posture and activity recognition algorithm." *Poster presentation at the 5th International Conference on Ambulatory Monitoring of Physical Activity and Movements 2017 (ICAMPAM 2017), 21-23th of June 2017, Bethesda, Maryland USA.*

Garnotel, M. ; Romero-Ugalde, H. M. ; Bastian, T. ; Doron, M. ; Jallon, P. ; Charpentier, G. ; Franc, S. ; Blanc, S. ; Bonnet, S. ; Simon, C. (2017). « La reconnaissance automatique des activités améliore la prédiction de la dépense énergétique à partir du signal accélérométrique ». *Poster au congrès annuel de la Société Francophone du Diabète (SFD 2017), 28-31 mars 2017, Lille, France.*

Travaux annexes

Articles publiés

Romero-Ugalde, H. M. ; Garnotel, M. ; Doron, M. ; Jallon, P. ; Charpentier, G. ; Franc, S. ; Huneker, E. ; C. Simon and S. Bonnet (2017). "An Original Piecewise Model for Computing Energy Expenditure from Accelerometer and Heart Rate Signals." *Physiol Meas* 38(8): 1599-1615.

De Jong, N. P. ; Debache, I.; Pan, Z. ; Garnotel, M. ; Lyden, K. ; Sueur, C. ; Simon, C. ; Bessesen, D. H. ;and Bergouignan A. (2018). "Breaking up Sedentary Time in Overweight/Obese Adults on Work Days and Non-Work Days: Results from a Feasibility Study." *Int J Environ Res Public Health* 15(11).

Table des matières

Table des figures	9
Table des tableaux	10
1. Préambule.....	11
2. Introduction.....	17
2.1. Activité Physique et santé - évolution des concepts	19
2.1.1. Les différentes composantes et dimensions du comportement de mouvement 19	
2.1.2. Bénéfices de l'activité physique sur la santé	28
2.1.3. Evolution des recommandations pour la population générale	33
2.1.4. Questions en suspens et perspectives.....	40
2.2. L'accélérométrie et la mesure du comportement de mouvement en vie libre	46
2.2.1. L'accélérométrie pour mesurer le mouvement corporel	49
2.2.2. Approche classique : les coups par minutes.....	54
2.2.3. Analyse de l'accélérométrie sur la base du signal brut	78
2.2.4. Apprentissage automatique et reconnaissance d'activité	91
2.2.5. L'accélérométrie, questionnements et perspectives de développement.....	112
3. Objectifs et hypothèses	115
4. Principes méthodologiques généraux	119
4.1. La base de données SVELTE	121
4.1.1. Base de données en condition de laboratoire (CL).....	122
4.1.2. Parcours Urbain	125
4.1.3. Base de données en condition de vie libre (CVL)	126
4.1.4. Course sur tapis roulant.....	129
4.2. La base de données TRANSITION	129
4.2.1. Le contexte de TRANSITION : la transition épidémiologique	129
4.2.2. Base de données TRANSITION	133
4.3. Principes généraux du traitement de l'accélérométrie	134
4.3.1. Actigraph TM	134
4.3.2. Non port et sommeil.....	135
4.3.3. Métriques élémentaires issues de l'accélérométrie.....	135

4.3.4.	Algorithme de reconnaissance des activités	136
4.3.5.	Traitements complémentaires selon les études.....	137
4.4.	Principes des méthodes de référence de la mesure de la dépense énergétique ..	138
4.4.1.	Calorimétrie indirecte	138
4.4.2.	Méthode de l'eau doublement marquée	140
4.4.3.	Actiheart – Combinaison accélérométrie et fréquence cardiaque	140
4.5.	Méthodologies statistiques.....	141
5.	Réalisations.....	145
5.1.	Développements méthodologiques et validations	147
5.1.1.	Article n°1 : Exploration du filtre Actilife	148
5.1.2.	Article n°2 : Implication du placement de l'accéléromètre en interaction avec le statut pondéral de l'individu	155
5.1.3.	Article n°3 : Amélioration de la prédiction de la dépense énergétique grâce à la reconnaissance des activités et postures	178
5.2.	Application à l'étude d'une population particulière : les Peuls	191
5.2.1.	Article n°4 : Etude du comportement de mouvement chez une population en cours de transition épidémiologique : les Foulanis du Sénégal	192
6.	Discussion	205
6.1.	Qu'est ce qui est résolu ? Contribution à la caractérisation du comportement de mouvement.....	207
6.1.1.	Méthodes de mesures basées sur l'accélérométrie.....	207
6.1.2.	Application des outils pour caractériser les profils de comportement de mouvement à travers l'urbanisation	213
6.2.	Comment avancer ? L'avenir de la mesure du comportement de mouvement	215
6.3.	Conclusion générale & perspectives	221
7.	Bibliographie.....	225
8.	Annexes	245

Table des figures

Figure 1 L'activité physique est la composante la plus variable de la dépense énergétique totale d'un individu.....	21
Figure 2 Caractéristiques de l'activité physique.....	24
Figure 3 Schéma récapitulatif des différentes composantes associées à l'activité physique et au comportement sédentaire.....	28
Figure 4 Evolution des recommandations internationales et perspectives concernant l'activité physique pour les adultes de 18-65 ans.	33
Figure 5 Illustration de la modélisation conceptuelle du comportement de mouvement intégré dans un cycle de 24 heures.	45
Figure 6 Précision des méthodes de mesure en fonction de leur facilité de mise en place. ..	46
Figure 7 Représentation des trois axes de l'Actigraph™ wGT3x-BT.	50
Figure 8 Signal accélérométrique triaxial brut enregistré pendant une posture debout immobile et une course à 8 km/h.....	51
Figure 9 Schéma de la fidélité, de la justesse et de l'exactitude.....	70
Figure 10 Représentation ellipsoïde en trois et en deux dimensions des moyennes mobiles calculées sur les périodes de signal sans mouvement sur les trois axes du capteur pour 6 jours d'enregistrement.	79
Figure 11 Chaîne de traitement classique pour la classification d'activités à partir du signal accélérométrique.....	94
Figure 12 Probabilité de réalisation d'un évènement en fonction d'un prédicteur selon la fonction logistique.	97
Figure 13 Schéma d'illustration de la méthode des forêts aléatoires.....	98
Figure 14 Schéma d'illustration de la méthode des machines à vecteurs de supports.....	98
Figure 15 Schéma d'illustration de la méthode des réseaux neuronaux artificiels.	99
Figure 16 Schéma d'illustration de la méthode des modèles de mélange gaussien.....	100
Figure 17 Schéma d'illustration de la méthode des K plus proche voisin.	101
Figure 18 Représentation graphique d'un exemple de modèle de Markov caché.	102
Figure 19 Exemple de transition entre activités pouvant être modélisées par l'algorithme de Viterbi.....	102
Figure 20 Protocole de recueil des données en laboratoire.	123
Figure 21 Protocole de recueil des données lors du parcours urbain.....	125
Figure 22 Protocole de l'étude de validation en conditions de vie libre.....	127
Figure 23 Modèle des facteurs et des conséquences sanitaire associés à la transition liée à l'activité physique.	131
Figure 24 Modèle d'hypothèses de l'evolution de la dépense et des apports énergétiques et de la masse corporelle au cours de la transition épidémiologique.....	131
Figure 25 Exemple de méthodes de mesures utilisables pour capter les différentes composantes associées à l'activité physique et au comportement sédentaire.....	220
Figure 26 Schéma de synthèse des réalisations et perspectives abordées dans ce travail de thèse.....	223

1. Préambule

Table des tableaux

Tableau 1 Classification de l'intensité absolue et relative de l'activité physique (adaptée de (WHO 2010, ACSM 2014, Physical Activity Guidelines Advisory Committee 2018)).	25
Tableau 2 Récapitulatif des risques associés à l'inactivité physique pour les principales maladies non transmissibles.	30
Tableau 3 Les bénéfices de l'activité physique sur la santé d'après le Physical Activity Guidelines Advisory Committee 2018 (Physical Activity Guidelines Advisory Committee 2018).	32
Tableau 4 Récapitulatif des principales évolutions des recommandations officielles.	35
Tableau 5 Spécifications des différents appareils accélérométrique principalement utilisés.	53
Tableau 6 Equations classiquement utilisées pour l'estimation de la dépense énergétique liée à l'activité physique à partir des coups par minutes.	63
Tableau 7 Seuils d'intensité définis à partir des coups par minute classiquement utilisés.	65
Tableau 8 Métriques classiquement utilisées pour l'étude de l'accélérométrie.	69
Tableau 9 Tableau des seuils d'intensité basé sur des métriques issus du signal brut.	87
Tableau 10 Equation d'estimation de la dépense énergétique liée à l'activité physique à partir des caractéristiques du signal brut.	89
Tableau 11 Algorithme d'apprentissage automatique de reconnaissance automatique des postures et activités à partir d'un seul accéléromètre.	107
Tableau 12 Modèles d'apprentissage machine pour l'estimation de la dépense énergétique.	111
Tableau 13 Activités réalisées en condition de laboratoire.	124
Tableau 14 Activités réalisées pendant le parcours urbain.	126
Tableau 15 Répartition des sujets du protocole en conditions de vie libre selon le statut pondéral (IMC < ou > 30 kg/m ²) et le niveau d'activité physique (selon le questionnaire MOSPA).	127
Tableau 16 Caractéristiques des sujets Peuls.	133

1. Préambule

1. Préambule

1. Préambule

Depuis Hippocrate et Aristote (400 avant J.C.), les médecins ont étudié les liens entre activité physique et santé. Jusqu'à très récemment l'activité physique sous-entendue dans toutes ces études était principalement la pratique d'un sport et c'est sur ce corpus de données qu'une relation entre un niveau insuffisant d'exercice physique et le développement des maladies non transmissibles, telles les maladies cardio-vasculaires, le diabète ou l'obésité, a été démontré. Pendant longtemps les recommandations sur l'activité physique se sont basées sur ces études d'exercices physiques (quantifiables) et épidémiologiques (issues de questionnaires).

Dans la dernière décennie les mesures objectives de l'activité physique, grâce au développement de l'accélérométrie, sont venues révolutionner la compréhension du rôle de l'activité physique en physiopathologie en démontrant que 1) contrairement aux conclusions liées aux données issues des questionnaires, seule une très faible proportion des populations des pays industrialisés atteignent les recommandations sur l'activité physique, et 2) le temps passé sédentaire est un déterminant des maladies chroniques non transmissibles, et ce même lorsque le niveau des recommandations sur l'activité physique est atteint. Ces comportements s'intègrent dans un cycle de 24 h au sein duquel interagissent leurs différentes composantes telles que le volume, la posture, le domaine et le type d'activité ainsi que l'environnement. Au-delà des activités d'intensité modérée à vigoureuse communément étudiées, des effets propres à la sédentarité, aux activités légères, et au sommeil commencent à être mis en avant. *Ce changement important de paradigme a replacé le phénotypage fin des activités physiques au sens large, c'est à dire du comportement de mouvement dans sa globalité, au centre de la problématique du rôle de l'activité physique dans l'équation de santé. L'accélérométrie joue un rôle prépondérant dans ce phénotypage.*

En effet, par leur commodité et leur faible coût, les accéléromètres se sont peu à peu imposés comme un atout majeur pour la caractérisation fine de l'activité physique et de la sédentarité en vie libre. Contrairement aux questionnaires, ils permettent une mesure objective continue de l'activité physique et de ses caractéristiques. Ils donnent ainsi accès à la fois à des moyennes d'activité sur un temps donné mais aussi aux profils temporels d'activité selon différents seuils d'intensité. Une estimation de la dépense énergétique liée à l'activité physique peut également être calculée grâce à différentes modélisations. *Toutefois si l'utilisation de l'accélérométrie à large échelle ouvre des perspectives nouvelles pour étudier les liens complexe entre l'activité physique, la sédentarité et la santé, différents défis technologiques, algorithmiques et méthodologiques demeurent et leurs impacts dans le phénotypage du comportement de mouvement restent sous-estimés voire souvent méconnus.*

Le *premier défi* est lié à l'utilisation d'un traitement préalable du signal accélérométrique qui permet d'éliminer certaines composantes non représentatives du mouvement humain. Or la méthode classique de conversion du signal accélérométrique brut en « coups » accélérométriques, l'unité la plus utilisée pour représenter l'accélération humaine, est un processus propriétaire fermé. A ce jour, des questions persistent quant à

1. Préambule

l'impact des filtres utilisés ou de la fréquence d'échantillonnage par exemple sur l'estimation des paramètres d'activité, notamment pour les activités d'intensité élevée. Le *second défi* a trait au positionnement de l'accéléromètre, traditionnellement la hanche, cette localisation étant sensée mieux prendre en compte l'ensemble des mouvements du corps humain car proche du centre de gravité. La quasi-totalité des modélisations publiées reposent sur cette localisation. Ces dernières années, à l'instar de ce qui est fait pour les montres et bracelets connectés, différentes équipes ont proposé de positionner les accéléromètres au niveau du poignet afin de diminuer les contraintes et améliorer la compliance des sujets. L'impact de ce changement de positionnement, pour lequel peu de modèles spécifiques ont été développés, sur les paramètres mesurés et, en conséquence, la comparabilité des indicateurs au cours du temps pose question et n'a pas été étudié de façon précise.

Un *dernier défi* est l'estimation de la dépense énergétique liée à l'activité physique ou plus simplement des différents seuils d'intensité à partir du signal d'accélérométrie. La majeure partie des modèles utilisés repose sur des expérimentations menées sur un petit nombre de sujets étudiés en laboratoire au cours d'activités standardisées qui ne reflètent pas les activités réalisées en conditions de vie libre. Par ailleurs ces modèles reposent pour la plupart d'entre eux sur l'hypothèse qu'il existe une relation linéaire unique entre l'énergie dépensée au cours d'une activité et l'intensité du signal d'accélérométrie. Si ce postulat s'applique aux activités de marche et course de différentes intensités, il n'est plus vrai dès qu'on introduit d'autres activités, telle que la pratique du vélo ou du ski par exemple, mais également des activités statiques (debout, assis ou allongé) qui représentent la majeure partie du temps éveillé. Ces éléments expliquent les faibles performances des modèles d'estimation de la dépense énergétique liée à l'activité physique, appliqués aux conditions de vie libre.

Pour répondre à ces trois défis, la commercialisation de capteurs miniaturisés et aux capacités de stockage accrues, associée au développement d'approches analytiques d'intelligence artificielle innovantes permettant de reconnaître automatiquement la posture et la nature des activités physiques pratiquées par les individus à partir de l'accélérométrie brute, offrent de nouvelles perspectives. En complément de la mesure de l'intensité du signal, ces données ouvrent la voie à des modèles prédictifs plus complexes de la dépense énergétique liée à l'activité physique, dont on peut espérer de plus grandes performances. D'une façon plus générale, en donnant des informations précises sur la nature des activités pratiquées et sur la sédentarité, ces avancées technologiques et méthodologiques devraient nous permettre de phénotyper finement le comportement de mouvement d'un individu dans un environnement donné et ses relations complexes avec la physiologie ou la santé des individus. *De nombreuses études de développements, de tests, et de validations sont cependant encore nécessaires avant d'atteindre ce Graal. C'est dans ce contexte que ma thèse s'inscrit.*

Le *premier objectif* a été d'apporter une contribution au développement méthodologique de l'accélérométrie afin d'obtenir un phénotypage complet du comportement de mouvement des individus en condition de vie libre, avec à la fois un profil temporel des activités/postures

1. Préambule

au cours de la journée et une estimation précise de la dépense énergétique associée à ces différentes activités. Cette première partie repose sur la base de données de l'étude SVELTE réalisée de 2010 à 2014. SVELTE est une base de données d'accélérométrie (Actigraph™ GT3X+) couplée à différents outils de mesure de l'activité physique et de la dépense énergétique (cardiofréquencemétrie, calorimétrie indirecte et/ou eau doublement marquée). Je me suis tout d'abord attaché à mieux comprendre les outils analytiques classiques reposant sur les coups accélérométriques par unité de temps, et à en préciser certaines limites. Dans *un premier travail*, j'ai reconstruit et exploré le filtre utilisé dans le logiciel Actilife, développé pour le traitement des données de l'Actigraph™, et précisé les limites inhérentes à ce prétraitement du signal accélérométrique. Dans *un deuxième travail* j'ai exploré l'impact du positionnement de l'accéléromètre (poignet vs hanche) sur différentes variables accélérométriques clés, et recherché d'éventuelles interactions avec le statut pondéral des individus (obèse vs non obèse). Dans *un 3^{ème} travail*, m'appuyant sur l'outil de reconnaissance automatique des postures et des activités développées dans le laboratoire par T. Bastian et al. (Bastian, Maire et al. 2015), j'ai développé et validé un nouveau modèle de prédiction de la dépense énergétique liée à l'activité physique basé sur l'accélérométrie en faisant l'hypothèse que la relation entre l'intensité du signal et la dépense énergétique variait selon les activités et postures.

Dans la *deuxième partie* de ma thèse, je me suis appuyé sur les conclusions de la première partie et j'ai utilisé la reconnaissance automatique des activités et postures à partir du signal brut pour étudier l'impact de l'urbanisation sur l'activité physique et le comportement sédentaire. Cet objectif s'inscrit dans un projet impliquant un suivi longitudinal des populations d'éleveurs semi-nomades peuls vivant au nord du Sénégal et à Dakar, la capitale, auquel j'ai participé en 2019. Ces populations vivant de manières traditionnelles mais soumis à une modernisation de leur mode de vie (industrialisation) offrent une opportunité unique pour étudier le rôle respectif du comportement de mouvement, de l'alimentation et des modes de vie dans la régulation de différentes variables de l'équation de santé, en particulier la régulation du poids.

L'introduction présente dans un premier temps l'évolution des concepts en lien avec l'activité physique et la santé avec notamment un rappel des différentes composantes du comportement de mouvement et de l'évolution de la compréhension de ses liens avec la santé. Puis dans un deuxième temps les méthodes de mesure de l'activité physique et des comportements sédentaires en vie libre sont détaillées en s'appuyant sur la vision classique puis les nouvelles perspectives. Après la présentation des objectifs et hypothèses, de la méthodologie et des principaux résultats, une partie discussion/conclusion ouvrira sur les perspectives de ce travail dans le phénotypage du comportement de mouvement.

1. Préambule

2. Introduction

2. Introduction

2. Introduction

2.1. Activité Physique et santé - évolution des concepts

L'activité physique est aujourd'hui reconnue comme un déterminant essentiel de l'état de santé des individus et des populations. Si les liens entre un niveau d'activité physique insuffisant et le risque de nombreuses pathologies, au premier rang desquelles les maladies cardiovasculaires et métaboliques, sont établis depuis plusieurs décennies, des interrogations persistent sur les caractéristiques précises associées à la prévention de ces maladies dont la prévalence a considérablement augmenté dans nos sociétés au cours du siècle dernier.

Les avancées des dix dernières années sur la mesure de l'activité physique, sur la compréhension de ses composantes et de ses interactions avec d'autres éléments de contexte, ont fait évoluer notre vision de ses liens avec la santé (Physical Activity Guidelines Advisory Committee 2018). Bien loin de se limiter uniquement au sport lors d'une activité structurée, l'activité physique est un comportement multidimensionnel dont les différentes composantes sont susceptibles d'interagir pour impacter l'état de santé (Rosenberger, Fulton et al. 2019). Il est par ailleurs aujourd'hui reconnu que la sédentarité et l'activité physique sont en fait deux dimensions indépendantes, associées respectivement de façon défavorable et favorable à l'état de santé (Lee, Shiroma et al. 2012, Biswas, Oh et al. 2015). Ce sont deux facettes d'un comportement plus global que nous appellerons ici le comportement de mouvement. A l'instar de ce qui est bien établi pour le comportement alimentaire, qui ne se limite pas aux seuls apports énergétiques mais intègre les macronutriments, les micronutriments, et leurs interactions, nous proposons que seule une vision globale du comportement de mouvement, prenant en compte simultanément l'ensemble de ses facettes, permettra de préciser ses liens avec la santé, ainsi que les mécanismes physiologiques et moléculaires sous-jacents. Surmonter les difficultés liées à l'étude de ces composantes pour construire une vision d'ensemble apparaît primordial afin de redéfinir de manière précise et efficace les futures recommandations. Ces dernières doivent s'établir au niveau individuel mais aussi à l'échelle des populations, notamment par la réorganisation structurelle des lieux de vie en passant par la mise en place de nouveaux écosystèmes urbains appropriés à une pratique intégrée au quotidien (Office of the Surgeon 2015).

Dans ce chapitre, après avoir rappelé et défini les termes s'appliquant aux différentes dimensions et caractéristiques du comportement de mouvement susceptibles d'être associées à la santé, nous présenterons l'évolution des recommandations officielles d'activité physique au cours des cinquante dernières années au regard des principales avancées scientifiques clefs sur lesquelles elles s'appuient. Nous préciserons les questions en suspens et les avancées récentes vers une vision plus globale du comportement de mouvement en lien avec la santé.

2.1.1. Les différentes composantes et dimensions du comportement de mouvement

L'étude de l'activité physique et de la sédentarité est une discipline dynamique. Dans un souci de clarté et de compréhension, il nous est apparu primordial d'apporter une définition des

2. Introduction

concepts qui lui sont associés, et dont chacun peut avoir sa propre représentation, afin de partir sur des bases communes. Cette section fournit les définitions actualisées des principaux termes utilisés pour caractériser les différentes facettes du comportement de mouvement. Ce sont des définitions qui ont généralement été acceptées par la communauté scientifique et utilisées pour les recommandations de santé les plus récentes (WHO 2010, ACSM 2014, ANSES 2016, Physical Activity Guidelines Advisory Committee 2018).

a) Définitions

L'Activité Physique est définie comme « *tout mouvement corporel produit par la contraction des muscles squelettiques et augmentant la dépense énergétique au-dessus de la dépense de repos* » (Caspersen, Powell et al. 1985). Composante la plus variable de la dépense énergétique totale d'un individu, qui est également constituée du métabolisme de base¹ et de la thermogénèse post prandiale² (Figure 1), elle regroupe ainsi l'ensemble des activités réalisées dans le cadre de la vie courante (activités domestiques et déplacements), professionnel ou scolaire, et des loisirs (activités non-structurées, exercice, sport, compétition). Au-delà de cette définition générale, une activité donnée peut être définie par son domaine de pratique, sa nature ou type en lien avec ses effets physiologiques, et ses caractéristiques générales (intensité, durée, fréquence), auxquelles on peut rajouter la posture corporelle.

La sédentarité (ou comportement sédentaire), est étroitement liée à l'activité physique. Dérivée du latin *sedere*, la sédentarité est définie comme « *toute occupation d'éveil caractérisée par une dépense énergétique inférieure à 1.5 METs (Metabolic equivalent task³) et réalisée en position assise, avachie ou allongée* » (Tremblay, Aubert et al. 2017). Cette définition s'appuie sur deux notions. La première, la *posture*, implique des occupations autres que celles réalisées en position debout même lorsque ces dernières n'impliquent qu'une dépense énergétique faible (station debout immobile par exemple). La deuxième, la *dépense énergétique*, limite ce comportement aux occupations de faible intensité (i.e. inférieure à 1.5 fois le métabolisme de base). Comme l'activité physique, le comportement sédentaire peut être défini par ses caractéristiques générales (durée, fréquence), son domaine de pratique, et est, de fait, défini par la posture corporelle. Il faut noter que dans la littérature scientifique le terme de sédentarité est souvent attribué, à tort, à toute activité de faible intensité (e.g. inférieure à 1.5 MET), quelle que soit la posture.

¹ Le métabolisme de repos correspond à l'énergie dépensée au repos. Il reflète les besoins incompressibles de l'organisme pour fonctionner.

² La thermogénèse post prandiale correspond à la dépense énergétique associée au métabolisme cellulaire liée à l'alimentation (transformation et stockage). Elle est généralement proportionnelle à la quantité d'énergie consommée et à la nature des macronutriments ingérés.

³ MET : Metabolic Equivalent of Task (équivalent métabolique) est une unité de mesure de l'intensité de l'activité physique et de la dépense énergétique associée. Elle est définie comme le rapport du coût énergétique de l'activité sur le métabolisme de repos. Par convention 1 MET correspond à : $1 \text{ MET} = 1 * \frac{\text{kcal}}{\text{kg} \cdot \text{h}} = 4.184 * \frac{\text{Kj}}{\text{kg} \cdot \text{h}}$

2. Introduction

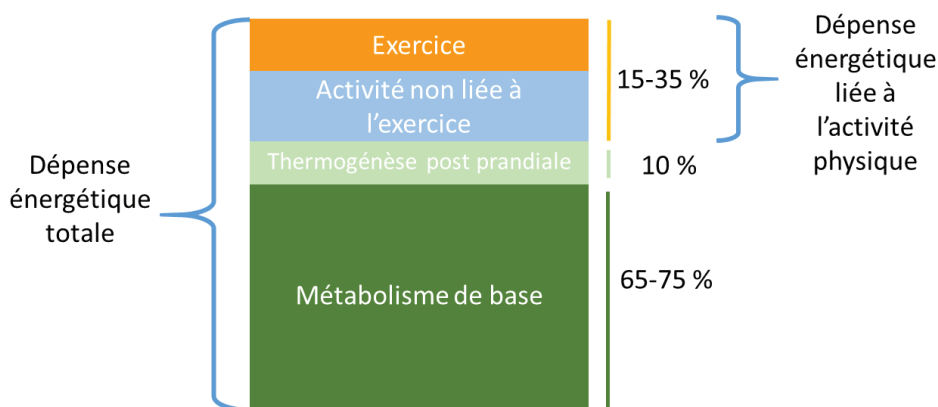


Figure 1 L'activité physique est la composante la plus variable de la dépense énergétique totale d'un individu.

L'inactivité physique est à distinguer du concept de comportement sédentaire. L'inactivité physique, qui est directement liée au concept d'activité physique, peut être définie comme un niveau de pratique global faible ou insuffisant. L'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) propose deux niveaux d'inactivité physique : le niveau 1 est défini par l'absence ou la quasi-absence d'activité physique « *au travail, à la maison, lors des déplacements ou lors du temps libre* ». Le niveau 2, le plus fréquemment utilisé dans la littérature scientifique, fait référence à un niveau d'activité physique insuffisant au regard des *recommandations officielles*, sachant que ces dernières (détaillées dans le paragraphe 2.1.3) impliquent une pratique minimale d'activité physique d'intensité au moins modérée. Cette 2^{ème} définition s'applique donc à des sujets qui pratiquent des activités physiques mais uniquement de faible intensité (i.e. n'atteignant pas le seuil d'intensité des activités modérées) ou d'intensité plus élevée mais pendant une durée trop faible pour atteindre le niveau des recommandations. A nouveau, à tort, la terminologie de sédentarité a souvent été utilisée dans la littérature scientifique pour caractériser des populations correspondant aux niveaux 1 et 2 d'inactivité physique.

La condition physique peut être définie comme « *la capacité à mener à bien les tâches quotidiennes avec vigueur et vivacité, sans fatigue excessive et avec suffisamment d'énergie pour profiter de ses loisirs et répondre aux urgences imprévues* » (Park 1989). La condition physique est une notion large intégrant différentes composantes dont la condition cardiorespiratoire, la force et l'endurance musculaires, la composition corporelle et la souplesse qui ont été plus spécifiquement liées à la santé. La notion de condition physique, et notamment la capacité cardio-respiratoire qui peut être évaluée à partir de la puissance aérobie maximale (VO_2max) des sujets (Surgeon General 1996), est souvent retrouvée dans la littérature ayant trait aux effets de l'activité physique sur la santé, à la fois comme substitut du niveau d'activité physique et comme cible des recommandations, particulièrement dans les publications les plus anciennes. Il convient toutefois de distinguer cette notion de celle d'activité physique. Si la condition physique est liée au niveau de pratique habituelle des sujets, elle dépend également d'autres facteurs individuels, biologiques et probablement génétiques. La condition physique et l'activité physique ont toutes deux été associées

2. Introduction

favorablement avec la santé, mais les relations et les mécanismes biologiques sous-jacents peuvent être différents (Williams 2001).

L'exercice est une activité physique planifiée, structurée, répétée, et réalisée dans le but d'améliorer ou maintenir la condition physique, la performance physique ou l'état de santé (Caspersen, Powell et al. 1985). Si le terme « exercice » est souvent utilisé pour parler d'activité physique, ces deux termes ne sont pas synonymes : l'exercice, qui peut être prescrit, constitue un sous-ensemble de l'activité physique. Le sport constitue un autre sous-ensemble de l'activité physique au cours duquel les participants adhèrent à un ensemble commun de règles (ou d'attentes) et où un objectif est défini (Khan, Thompson et al. 2012). Contrairement à l'activité sportive, l'exercice est souvent réalisé sans infrastructures lourdes et sans équipements spécifiques (Caspersen, Powell et al. 1985) .

Par opposition il est souvent fait référence à **l'activité physique non sportive et non liée à l'exercice** (non-exercise physical activity en anglais) pour faire référence aux activités physiques domestiques, de transport et professionnelles. Elles correspondent à des activités physiques de types et d'intensité variées, dont les conditions ne sont pas standardisées. Ces activités représentent, de fait, la majeure partie des activités réalisées au cours de la journée.

b) Domaines de pratique

L'activité physique peut être classée selon quatre **domaines de pratique** : professionnel (et scolaire), de déplacement, domestique et de loisir.

- Les activités physiques professionnelles sont réalisées pendant le travail. Elles incluent des activités comme livrer des paquets, préparer ou servir des repas, manipuler des outils, porter des charges etc...
- Les activités physiques liées aux déplacements sont réalisées dans le but de se rendre d'un endroit à un autre, habituellement pour des raisons utilitaires. Les transports actifs incluent des activités comme la marche, le vélo pour aller à l'école, au travail, dans un centre commercial.
- Les activités physiques domestiques sont réalisées à l'intérieur ou à proximité de la maison. Elles incluent des activités comme faire la cuisine, le ménage, des réparations, du jardinage.
- Les activités physiques de loisirs sont réalisées selon la volonté des individus en dehors du travail, des déplacements actifs et des activités domestiques. Elles incluent des activités telles que le sport, la marche pour le plaisir, les jeux de ballon, etc...

Comme pour l'activité physique, les occupations sédentaires peuvent être classées selon le domaine de pratique : professionnel (assis derrière un bureau), déplacements sous forme de transport passif (en voiture, assis dans le bus...), domestique (tricoter, éplucher, découper des légumes étant assis, ...) ou de loisirs (télévision, lecture ...).

2. Introduction

c) *Types d'activité selon les effets physiologiques*

Quel que soit le contexte ou le domaine dans lequel l'activité physique est pratiquée, elle peut être de différente nature. On distingue **6 types** d'activité selon les fonctions physiologiques sollicitées et les effets prédominants :

- Les activités aérobiques, ou d'endurance, correspondent aux activités permettant le maintien ou l'amélioration de la capacité cardiorespiratoire. L'endurance se traduit ainsi par l'aptitude à maintenir des exercices prolongés, continus ou intermittents. Le développement de la capacité cardio-respiratoire peut être évalué selon des variables physiologiques comme la consommation maximale d'oxygène (VO_2max). La pratique régulière d'activité physique permet d'améliorer la capacité cardio-respiratoire de 10 à 30 %. Les activités de ce type regroupent des activités impactant fortement la dépense énergétique comme la marche, le vélo, la course à pied.
- Les activités en résistance ou anaérobiques incluent les activités de courte durée et de haute intensité excédant les capacités du système cardiovasculaire à fournir de l'oxygène pour le fonctionnement musculaire. Les activités d'haltérophilie et de sprint sont des activités anaérobiques.
- Les activités de renforcement musculaire ou contre résistance correspondent aux activités permettant le maintien ou l'amélioration de la masse, de la force, de la puissance, et de l'endurance musculaires. La force musculaire est définie comme la capacité à développer une tension contre résistance. La production de la force peut être réalisée en mode isométrique (contractions statiques) ou en mode anisométrique (contractions dynamiques). La puissance musculaire correspond à une interaction entre la force et la vitesse de contraction. L'endurance représente le nombre de fois, et la durée pendant laquelle la résistance peut être surmontée. Les activités de renforcement musculaire incluent l'utilisation d'équipements sportifs (poids libres, machine à contrepoids ...) mais aussi des activités quotidiennes comme le port de charges lourdes, la montée des escaliers ou la marche en terrain accidentée.
- Les activités physiques avec impact correspondent aux activités qui incluent une pression importante sur les articulations. Elles contribuent au renforcement musculaire et sollicitent l'ossature. Réaliser une pression sur les os contribue au maintien d'une bonne densité osseuse. Ces activités incluent des activités telles que sauter sur place, faire de la gymnastique, danser, jouer au basket-ball...
- Les activités d'équilibre représentent les mouvements liés au contrôle postural. Elles permettent d'assurer le maintien de postures contre la gravité, que ce soit en mouvement ou en étant immobile. Une pratique régulière de ces activités permet l'amélioration de la capacité à résister aux causes de chute. Se tenir debout sur un pied, marcher talon pointe, tenir sur une planche d'équilibre sont des activités d'équilibre.
- Les activités de souplesse, ou d'étirement, améliorent l'amplitude et la facilité de mouvement autour des articulations. La souplesse est représentée par l'amplitude

2. Introduction

maximale de l'articulation. Les étirements statiques et dynamiques comme ceux pratiqués lors du yoga, Tai Chi ou Qigong, la gymnastique douce sont des activités d'assouplissement

Il est important de noter que de façon usuelle, le terme « type d'activité » est souvent utilisé pour définir une activité spécifique, comme par exemple la marche, la course, être assis, debout, le jardinage, le basketball etc...

d) *Caractéristique des activités*

Si la dépense énergétique fait partie de la définition de l'activité physique, ces deux termes ne sont pas synonymes. La dépense énergétique produite par la réalisation d'une activité donnée est en fait la résultante du produit de deux caractéristiques essentielles : l'intensité et la durée de cette activité. A l'instar du modèle historiquement utilisé pour définir l'exercice structuré et sa prescription (Barisic, Leatherdale et al. 2011), les activités peuvent ainsi être définies par leur intensité, leur durée et leur fréquence (Figure 2) qui vont déterminer le volume d'activité physique réalisé sur un temps donné. Il est important de garder en tête que la quantité totale d'énergie dépensée dépend des caractéristiques de l'activité physique pratiquée mais également des caractéristiques du sujet qui la pratique (dimensions corporelles, niveau d'entraînement par exemple). Un autre point important est le fait qu'à corpulence et condition physique égales, un individu peut dépenser la même quantité d'énergie (i.e. réaliser le même volume d'activité) lors d'un exercice d'intensité élevée de durée courte que lors d'un exercice d'intensité plus modérée mais plus prolongé. Les effets physiologiques et l'impact sur la santé de ces deux exercices pourraient cependant être différents.

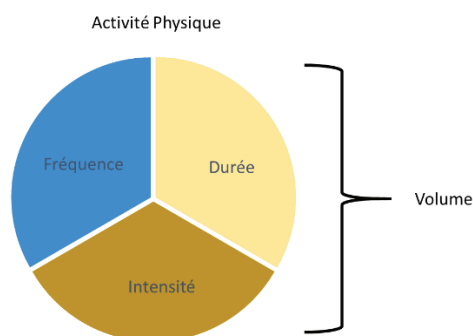


Figure 2 Caractéristiques de l'activité physique.

L'intensité d'une activité physique est de manière générale exprimée en valeur absolue. Ces valeurs ne rendent cependant pas compte de la grande variabilité des capacités à l'échelle individuelle. C'est pourquoi, notamment dans une perspective de promotion ou de recommandation, il a également été proposé d'exprimer l'intensité des activités en valeur relative, c'est-à-dire en référence à la condition physique des individus.

2. Introduction

L'intensité absolue correspond à la quantité d'énergie dépensée pendant l'activité physique. Elle est souvent quantifiée en termes d'équivalent métabolique (MET ou Metabolic equivalent task), correspondant à un multiple du métabolisme de repos (e.g. 2 METs représentent une dépense énergétique égale à deux fois le métabolisme de repos). Lorsqu'elle est exprimée en valeur absolue l'intensité, de l'activité physique est généralement classée en 4 catégories : intense pour les activités de 6 METs ou plus (e.g. course); modérée pour les activités en 3 et 6 METS (e.g. marche à la limite de l'essoufflement ; légère de 1.5 à 3 METs (e.g. déambuler lentement, cuisiner), faible pour les activités en dessous de 1.5 METs (e.g. assis devant la télé, debout dans un bus ...) (Tableau 1). Comme indiqué plus haut, pour ces dernières, il est important de distinguer les occupations sédentaires (i.e. réalisées en position couché, avachi ou assis) des activités de faible intensité (i.e. réalisées en position debout).

Catégorie	Intensité absolue	Intensité relative			Exemple
	MET	VO ₂ R (%) FCR (%)	FC Maximal (%)	Echelle de Borg	
Sédentaire * Très légère	<1,5	<20	<50	<9	Allongé en train de lire*, assis devant la télé* Debout à attendre, dans un bus
Légère	1,5-3	20-40	50-64	9-10	Cuisiner, coudre, promenade lente
Modérée	3-6	40-60	64-77	11-12	Marcher d'un pas vif, jardiner, danser
Intense	>6	60-85	77-84	13-16	Courir, grimper, travaux de force
Très intense	>9	85-100	94-100	>16	Sprint, sport intense

Tableau 1 Classification de l'intensité absolue et relative de l'activité physique (adaptée de (WHO 2010, ACSM 2014, Physical Activity Guidelines Advisory Committee 2018)).

*MET =Metabolic Equivalent Task. VO₂R = Capacité aérobie de réserve. FCR= Fréquence Cardiaque de Réserve, FC= Fréquence Cardiaque. Echelle de Borg = Echelle d'évaluation subjective de l'effort perçu. *Les activités sédentaires correspondent à une intensité similaire aux activités très légères mais en association avec une posture allongée ou assise.*

L'intensité relative fait référence à la facilité ou la difficulté qu'un individu a à réaliser une activité physique donnée. Il existe des bases physiologiques sur lesquelles s'appuyer pour décrire cette intensité, notamment le pourcentage de la VO₂max, qui représente la proportion d'oxygène consommée par unité de temps lors d'une activité par rapport à la consommation maximale d'un individu, telle qu'établie lors d'un exercice dynamique aérobie maximal. Le pourcentage de capacité aérobie de réserve (VO₂R) calculé grâce à la VO₂max et la consommation au repos, ainsi que le pourcentage de la fréquence cardiaque maximale

2. Introduction

sont également utilisés comme indicateurs de l'intensité relative. Le pourcentage de la fréquence cardiaque de réserve ou FCR (fréquence cardiaque moins la fréquence cardiaque de repos) peut être utilisée en lieu et place de la VO₂R. Il existe également des outils capables d'évaluer la perception individuelle de la difficulté d'une activité. Parmi ces outils on peut citer l'échelle de Borg, une évaluation subjective de l'effort perçu ainsi que l'évaluation de la capacité à chanter ou à parler pendant une activité afin de définir l'effort relatif fourni. Les seuils d'intensité relative sont détaillés dans le Tableau 1.

Norton et al. ont compilé plusieurs études impliquant des populations de pays industrialisés pour établir le temps passé en moyenne dans chacune des différentes zones d'intensité au cours d'une journée type. Les données ont été évaluées grâce à des mesures objectives basées sur des seuils accélérométriques classiques permettant de discriminer les activités d'intensité très légères (confondues avec le comportement sédentaire), légères, modérée et vigoureuse tandis que le temps de sommeil a été estimé à partir de questionnaires. Ces méthodes d'évaluation ne reposant pas sur un consensus clair, les valeurs mentionnées ici sont discutables, mais elles permettent tout de même d'obtenir une représentation des proportions journalières. Ces auteurs rapportent ainsi un temps passé de 7.5 h (31% du quotidien) en sommeil et 9.4 h (39%) en activités « sédentaires » sans prendre en compte la posture. Les activités de faible intensité représentent 6.5h (27%) et apparaissent ainsi comme un déterminant majeur de la variabilité de la dépense énergétique. Un temps très réduit est passé dans les activités d'intensité modérée et vigoureuse avec respectivement seulement 36 (2.5%) et 7 (0.5%) minutes quotidiennes.

La durée fait référence à la durée de chaque session ou période de pratique.

La fréquence correspond aux nombres de sessions ou périodes par jour ou par semaine d'une activité donnée ou d'une classe d'activités (e.g. d'une activité physique d'intensité modérée à vigoureuse).

Le volume est la quantification de la dose d'activité accumulée sur une période de temps spécifique. Il est habituellement exprimé en MET-minutes ou MET heure, par jour ou semaine. Le volume est calculé en multipliant la fréquence et la durée de l'activité physique par les METs correspondant à cette activité. Il est le produit de la fréquence, de la durée et de l'intensité. Le volume est généralement calculé pour une période spécifique (jour ou semaine), pour les activités aérobiques. De plus en plus l'acronyme FIDT (fréquence, intensité, durée, type) est utilisé pour décrire la dose d'activité. A partir de la dose et du volume, on peut ainsi déduire la relation **dose réponse** entre la dose ou le volume de l'activité physique et la magnitude des effets sur l'état de santé.

Les épisodes sédentaires peuvent également être caractérisés par l'ensemble de ces composantes. Ainsi **la fréquence, la durée et le type** peuvent être utilisées pour définir le caractère répété, les périodes et le fractionnement des épisodes sédentaires. Une période sédentaire représente un temps ininterrompu en comportement sédentaire, une interruption a lieu lorsqu'un période d'activité non sédentaire intervient pendant une période sédentaire ;

2. Introduction

ces deux notions sont de plus en plus utilisées pour caractériser le fractionnement de la sédentarité.

e) *La posture*

L'activité physique peut être réalisée dans n'importe quelle posture corporelle. Comparées aux occupations réalisées en position debout ou ambulatoires, certaines postures (allongé, avachi, assis) entraînent non seulement moins de dépense énergétique liée à la contraction musculaire volontaire, du fait de la faible intensité des occupations auxquelles elles sont associées, mais impliquent aussi une diminution de l'activité des muscles posturaux (contractions isométriques). La connaissance de la posture est nécessaire pour caractériser certains comportements (Miles-Chan and G. Dulloo 2017), comme la sédentarité, dont l'impact délétère spécifique sur la santé, indépendamment de la pratique d'une activité physique régulière, est avancé par des travaux récents.

f) *L'environnement*

La pratique de l'activité physique et des comportements sédentaires est en lien étroit avec le milieu dans lequel évolue l'individu. L'écologie de la santé apporte aujourd'hui un nouveau regard sur la relation entre la santé humaine et les conditions environnementales. Cette notion considère les effets des modifications environnementales intervenant dans un référentiel temporel et spatial plus large que l'échelle individuelle. Cette approche permet de prendre en compte les processus physiques, évolutifs ou écologiques induisant de nouveaux comportements. Au-delà des dimensions intrinsèques précédemment évoquées, une approche systémique du comportement de mouvement intégrant l'ensemble des déterminants individuels, mais aussi socio-culturels, organisationnels et environnementaux (marchabilité des villes, informations disponibles, politiques ...) apparaît essentielle à la compréhension des liens entre l'activité physique et l'état de santé des populations et à la mise en place de recommandations ou d'interventions.

2. Introduction

L'ensemble de ces cinq dimensions (domaine de pratique, type, caractéristiques, postures et environnement) permet ainsi de caractériser précisément les profils d'activités physiques et de sédentarité (Figure 3). Il est important de garder à l'esprit qu'à volume similaire (et donc à dépense énergétique constante), les impacts physiologiques et sur la santé peuvent varier selon les caractéristiques des épisodes d'activité considérés ou la posture. Il apparaît ainsi que seule la prise en compte simultanée de l'ensemble de ces dimensions permettra d'obtenir une vision physiologique complète du comportement de mouvement et de ses liens avec la santé.

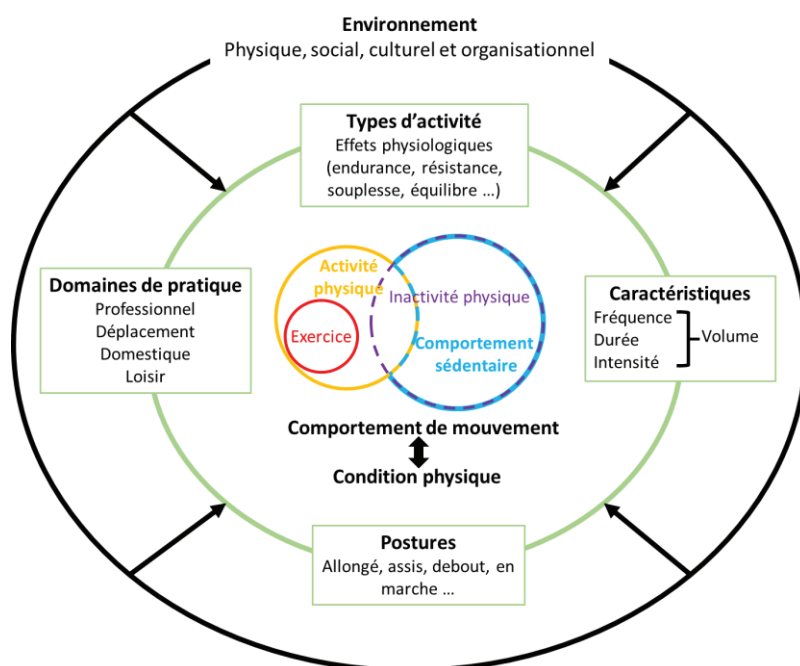


Figure 3 Schéma récapitulatif des différentes composantes associées à l'activité physique et au comportement sédentaire.

Le comportement de mouvement impliquant l'activité physique et le comportement sédentaire est lié à toute une palette de composantes.

2.1.2. Bénéfices de l'activité physique sur la santé

Des bienfaits connus depuis l'Antiquité

Les bienfaits de l'activité physique sur la santé sont connus à travers le monde depuis longtemps. En Chine ancienne (de 3000 à 1000 av JC), le *Yellow Emperor's Book of Internal Medicine* (Veith 1949) décrivait déjà que l'harmonie de l'humain au sein du monde était la clef d'une longue vie, menant à la philosophie taoïste chinoise et à la pratique du Tai Chi Chuan, un système d'exercices basé sur des mouvements réalisés avec grâce. En Inde Antique également, une alimentation et une activité saines étaient reconnues comme un principe essentiel de vie. Une série de concept sanitaire et médical transmis oralement à travers l'Ajurvedo, dont les origines remontent à 3000 av JC, a ainsi contribué au développement de la pratique du Yoga.

2. Introduction

En Occident, les historiens s'accordent à dire que l'étude des liens entre exercice et médecine s'est amorcée grâce à trois médecins grecs, Herodicus (480 av JC), Hippocrate (460-377 av JC) et Galien (129-199 AP JC) (Berryman 1992). On retrouve notamment les traces de ces liens dans les « règles de la santé » enseignées à cette époque : respirer de l'air frais, manger des aliments sains, boire de bonnes boissons, faire beaucoup d'exercice, dormir suffisamment et inclure les émotions dans l'analyse du bien-être global. La notion classique selon laquelle chacun peut améliorer son état de santé par ses propres actions, à travers une bonne alimentation, un bon sommeil et de l'exercice, s'est alors largement développée. En 1553 Christobal Mendez rédige quatre traités sur les effets de l'exercice sur le corps et l'esprit et suggère que « l'exercice a été inventé et est utile pour nettoyer le corps lorsqu'il est empli d'éléments nocifs » (Méndez, Guerra et al. 1960).

Ce n'est que plus tard que les mouvements hygiéniste du 19ème siècle intègre clairement la notion d'éducation physique en s'appuyant notamment sur des programmes de gymnastique et d'exercices calisthéniques. Dans les années 1870, les médecins et enseignants américains s'intéressent particulièrement aux liens entre exercice et santé : ainsi la notion d'entraînement physique en relation avec la santé est un sujet régulier du Boston Medical and Surgical Journal de 1880 à début 1900. Progressivement le début du 20ème siècle est marqué par l'orientation des discussions vers les performances physiques et l'amélioration de la condition physique. En 1936 Steinhausen publie l'un des premiers articles sur la condition physique, suivi par celui de McCloy sur cette même thématique (Surgeon General 1996). Ainsi, les objectifs les plus fréquemment cités dans le domaine de l'éducation physique entre 1941 et 1945 étaient la résistance aux maladies, la force et l'endurance musculaires, l'endurance cardiorespiratoire, le développement musculaire, la flexibilité, la vitesse, l'agilité, l'équilibre et la précision (Larson 1951).

1958, les premières preuves épidémiologiques des bienfaits de l'activité physique

Les études systématiques autour de la relation entre exercice, activité physique et santé n'ont réellement émergé qu'à partir de la deuxième moitié du 20ème siècle. Morris et al. en 1958 a mis en avant une plus faible incidence des maladies coronariennes chez des travailleurs actifs, les contrôleurs de bus Londoniens, en comparaison avec des individus ayant une plus faible activité au travail, les conducteurs de bus, moins actifs et assis sur de longues périodes (Morris and Crawford 1958). Cette étude est souvent considérée comme le point d'émergence d'une nouvelle discipline : celle de l'étude de l'activité physique (Blair, Davey Smith et al. 2010). De façon intéressante, on peut noter qu'elle concernait l'activité physique au travail et non l'exercice et mettait déjà en exergue le caractère délétère de la position assise prolongée.

Des bénéfices sur le risque de mortalité toutes causes confondues et le risque de nombreuses pathologies

Depuis les premières études de Morris et al. (Morris and Crawford 1958), de nombreuses données épidémiologiques et expérimentales ont permis de confirmer l'existence d'une

2. Introduction

relation forte entre la pratique régulière d'une activité physique et l'état de santé. A l'inverse, comme rappelé dans un numéro spécial du Lancet publié en 2012, l'inactivité physique, définie comme un niveau insuffisant d'activité physique pour atteindre les recommandations, augmente le risque de nombreuses pathologies au premier rang desquelles les maladies non transmissibles telles que les maladies cardiovasculaires, le diabète de type 2 et même certains types de cancer (seins et colons particulièrement) (Lee, Shiroma et al. 2012). A partir d'une méta-analyse, Lee et al. estiment que l'inactivité physique est la cause de 6 à 10% des principales maladies non transmissibles au niveau mondial, après ajustement sur leur facteurs confondant respectifs. Le Tableau 2 présente les risques relatifs et le pourcentage de risque attribuable à la population, associés à ces pathologies. L'effet de l'inactivité est particulièrement important sur le cancer du côlon et un plus faible effet sur les maladies coronariennes est trouvé en termes de pourcentage. Il est cependant important de noter que lorsque l'on regarde le nombre d'individus potentiellement touchés, l'impact sur les maladies coronariennes est plus important que celui associé au cancer du côlon, du fait d'une incidence beaucoup plus élevée.

	<i>Maladie coronarienne</i>	<i>Diabète de type 2</i>	<i>Cancer du sein</i>	<i>Cancer du colon</i>	<i>Mortalité toute cause</i>
RR non ajusté	1.33 (1.18–1.49)	1.63 (1.27–2.11)	1.34 (1.25–1.43)	1.38 (1.31–1.45)	1.47 (1.38–1.57)
RR ajusté	1.16 (1.04–1.30)	1.20 (1.10–1.33)	1.33 (1.26–1.42)	1.32 (1.23–1.39)	1.28 (1.21–1.36)
PRA avec RR non ajusté	10.4% (7.2–13.4)	18.1% (10.8–22.8)	11.6% (6.8–15.5)	11.8% (6.8–15.1)	14.2% (8.3–18.0)
PRA avec RR ajusté	5.8% (3.2–7.8)	7.2% (3.9–9.6)	10.1% (5.6–14.1)	10.4% (5.7–13.8)	9.4% (5.1–12.5)

Tableau 2 Récapitulatif des risques associés à l'inactivité physique pour les principales maladies non transmissibles.

Les données sont exprimées en médiane global (minimum – maximum médiane des populations étudiées) ; RR = Risque relatif ; PRA = pourcentage de risque attribuable. Cet indicateur mesure la proportion de cas de la maladie attribuable au facteur de risque dans l'ensemble de la population (exposés et non exposés). Il fournit un marqueur de l'effet potentiel d'une intervention ayant pour but de réduire ou éradiquer l'inactivité physique. Tableau adaptée de (Lee, Shiroma et al. 2012)

Dans leur revue, Lee et al. rappellent l'impact déterminant de l'activité physique sur le risque de mortalité précoce. Les auteurs estiment que près de 5.3 millions de morts précoces pourraient être évitées au niveau mondial, chaque année, si chaque personne inactive devenait active, soit 9% des morts recensées en 2008. Conscients qu'éliminer totalement l'inactivité physique est utopique, les auteurs de cette méta-analyse soulignent qu'une diminution de la prévalence de l'inactivité de l'ordre de 25% permettrait potentiellement d'éviter 1.3 millions de morts chaque année. L'élimination de l'inactivité physique pourrait entraîner une augmentation de l'espérance de vie mondiale de l'ordre de 0.68 années. Ces données placent l'inactivité physique au même niveau que d'autres facteurs de risque majeurs, tels que le tabagisme, l'hypercholestérolémie ou l'obésité. Le nombre d'années gagnées représente la moyenne mondiale, incluant personnes inactives et personnes actives,

2. Introduction

et pas seulement les personnes inactives devenant actives. Ce gain n'est pourtant lié qu'à l'amélioration associée à la transition du statut inactif à actif ; ainsi l'augmentation de l'espérance de vie pour les individus ayant réalisé cette transition est plus élevée. Au niveau des États-Unis, il a été estimé qu'un gain de 1.3 à 3.7 années d'espérance de vie pourrait être obtenu à partir de l'âge de 50 ans chez les individus inactifs devenant actifs (Franco, de Laet et al. 2005). De façon similaire, dans une population Taiwanaise de plus de 30 ans, l'espérance de vie d'individus actifs a été trouvée supérieure de 2.6 à 4.2 ans à celle d'individus inactifs (Wen, Wai et al. 2011).

Les preuves des bienfaits de l'activité physique, qui ne se limitent pas à ses effets sur la mortalité toutes causes confondues et cardiovasculaire, se sont accumulées au cours des dernières décennies et ont été largement détaillées dans le rapport du Comité d'Experts Américains sur les Recommandations d'Activité Physique rédigé en 2018 (Physical Activity Guidelines Advisory Committee 2018). Le Tableau 3, adapté de ce rapport, récapitule les principaux bénéfices de l'activité physique dans la population générale (Physical Activity Guidelines Advisory Committee 2018). Brièvement un volume d'activité physique d'intensité modérée et vigoureuse plus important est associé à une diminution des risques de mortalité cardiovasculaire, une amélioration de la condition cardio-métabolique, et une réduction du risque de prise de poids excessive. Ceci s'explique notamment par les effets de l'activité physique sur certains facteurs métabolique (Bergouignan, Momken et al. 2013). Un impact positif sur la santé mentale est également observé. Une activité physique régulière permet la réduction des sentiments d'anxiété et de dépression tout en améliorant la qualité de sommeil et de vie. Un simple épisode provoque une amélioration temporaire de la fonction cognitive. Les études les plus récentes indiquent par ailleurs que l'augmentation de l'activité physique permet de réduire le risque de différents cancers, ainsi que la mortalité liée à ces cancers. Des bénéfices ont également été observés pour la prévention ou la prise en charge de maladies chroniques comme l'ostéoarthritis, l'hypertension artérielle, les accidents vasculaires cérébraux, la démence, la sclérose en plaques, la maladie de Parkinson et différentes pathologies psychiatriques (e.g. schizophrénie).

La sédentarité, un facteur de risque indépendant émergent

Jusqu'à cette dernière décennie, les études épidémiologiques sur lesquelles reposent les rapports compilant les effets de l'activité physique sur la santé ne se sont pas réellement intéressés aux effets de la sédentarité (Physical Activity Guidelines Advisory Committee 2008, WHO 2010, ANSES 2016). Des études épidémiologiques récentes solides démontrent qu'un temps de sédentarité élevé est associé à une augmentation significative des risques de mortalité toutes causes confondues, de la mortalité et de l'incidence liées aux maladies cardiovasculaires, ainsi que de l'incidence du diabète de type 2 (Biswas, Oh et al. 2015, Physical Activity Guidelines Advisory Committee 2018). Des évidences plus modérées suggèrent l'impact du comportement sédentaire sur l'incidence du cancer, particulièrement endométrial, du colon et du poumon (Biswas, Oh et al. 2015). Un effet dose-réponse est mis en avant. Le remplacement des comportements sédentaires par des activités d'intensité

2. Introduction

légères serait susceptible de produire des bénéfices sur la santé, et des bénéfices accrus grâce à des activités d'intensité plus élevée (Chau, Grunseit et al. 2013, Fishman, Steeves et al. 2016).

Enfants	
3 à <6 ans	Amélioration de la santé des os et du statut pondéral
6 à 17 ans	Amélioration des fonctions cognitives (de 6 à 13 ans) Amélioration de la condition cardiorespiratoire et musculaire Amélioration de la santé des os Amélioration du statut lié aux facteurs de risques cardiovasculaires Amélioration du statut pondéral ou adipeux Moins de symptômes de dépression
Adultes, tout âge	
Mortalité toutes causes confondues	Diminution du risque de mortalité prématurée toute cause et par maladie cardiovasculaire
Condition Cardiométabolique	Diminution du risque de maladies coronariennes, d'insuffisance cardiaque et d'AVC)
	Diminution de l'incidence de l'hypertension artérielle, de l'insuffisance coronarienne,
	Diminution de l'insulino-résistance et de l'incidence du diabète de type 2, de l'hypertriglycéridémie et de l'état inflammatoire de bas grade
Cancer	Diminution de l'incidence (et de la mortalité liée à) des cancers du côlon, du sein, de l'endomètre mais aussi de la vessie, l'œsophage, du rein, de l'estomac, et du poumon
Santé mentale	Réduction du risque de démence
	Amélioration des fonctions cognitives, notamment à la suite de période d'activité aérobie.
	Amélioration de la qualité de vie
	Amélioration du sommeil
	Réduction du sentiment d'anxiété, et de dépression chez l'individu sain et chez l'individu avec syndromes cliniques existant
Prise de poids	Réduction de l'incidence de la dépression
	Réduction du risque de gain de poids et de masse grasse en excès, amélioration de la composition corporelle, diminution du tissu adipeux viscéral
	Perte de poids et prévention du regain de poids à la suite d'une perte initiale de poids lorsqu'une dose suffisante d'activité physique d'intensité modérée à élevée est atteinte. Un effet combiné sur la perte de poids lorsque l'activité physique est associée avec une restriction alimentaire modéré
Personnes âgées	
Chutes	Réductions de l'incidence des chutes Réduction de l'incidence des blessures liées aux chutes
Fonction physique	Amélioration des fonctions physique chez la personne âgée avec ou sans fragilité

Tableau 3 *Les bénéfices de l'activité physique sur la santé d'après le Physical Activity Guidelines Advisory Committee 2018 (Physical Activity Guidelines Advisory Committee 2018).*

Les limites inhérentes aux méthodes de mesures subjectives de l'activité physique (remémoration limitée, imprécision des données estimées en particulier pour les activités non structurées ou épisodiques, surestimation des activités notamment chez les sujets les plus sédentaires pour se conformer à la norme) favorisent une évaluation portée principalement sur des événements définis. Les activités d'intensité légère sont difficilement évaluables, tandis que les comportements sédentaires ont couramment été estimés à travers le temps passé devant la télé, que l'on sait spécifiquement associé à d'autres comportements délétères (e.g. malnutrition, stimulation cognitive passive). Par ailleurs les effets indépendants de l'activité physique et de la sédentarité, deux comportements intrinsèquement liés entre eux,

2. Introduction

sont particulièrement difficiles à saisir par de telles méthodologies. L'émergence de nouvelles techniques de mesure et l'intérêt croissant pour les rôles de la sédentarité et des activités de faible intensité mettent en lumière les lacunes de ces approches et la nécessité d'approfondir les connaissances des effets des composantes du comportement de mouvement sur l'état de santé général.

2.1.3. Evolution des recommandations pour la population générale

Si les bénéfices de l'activité physique sur les différentes composantes de santé sont aujourd'hui bien établis, la vraie question, dans une perspective de santé publique, concerne la nature et le volume mais également probablement les profils temporels (fréquence, durée, transition ...) des activités les plus à même d'impacter favorablement l'état de santé des individus et des populations. A cet égard, il est important de garder en mémoire que ces caractéristiques ne sont pas nécessairement les mêmes selon l'organe ou la pathologie considérés. L'évolution des recommandations officielles (Figure 4 et Tableau 4) reflètent bien les différentes étapes de la compréhension des liens entre différentes composantes de l'activité physique et la santé, en lien avec l'accumulation de données expérimentales puis épidémiologiques, mais aussi des outils utilisés pour les mettre en exergue.

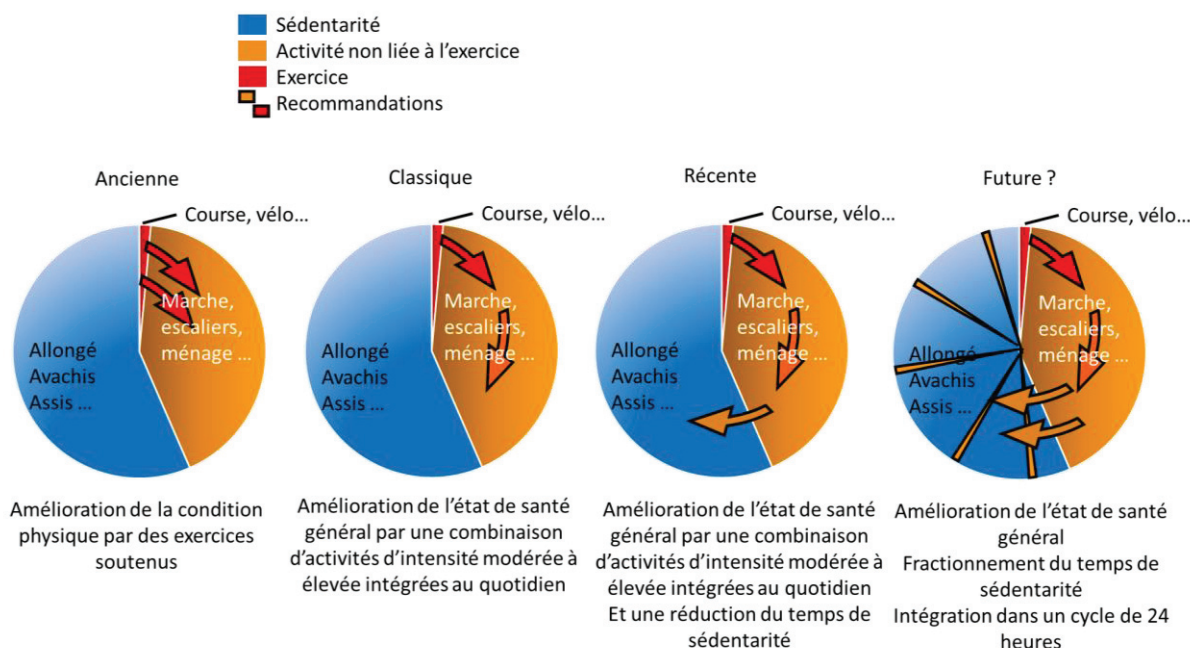


Figure 4 Evolution des recommandations internationales et perspectives concernant l'activité physique pour les adultes de 18-65 ans.

Proportion des composantes du comportement de mouvement adapté de (Norton 2010).

2. Introduction

Fréquence	Intensité	Durée	Exercice d'entraînement	Note	Objectif	Source	Année
3-5/j/s	60-90% HRR	20-30 minutes	-	-	Condition physique et cardiorespiratoire	ACSM	1975
3-5/j/s	50-85% HRR	15-60 minutes	-	-	Condition cardiorespiratoire et composition corporelle	ACSM	1978
3-5/j/s	40-85% HRR	20-60 minutes	Ex de renforcement 2j/s	-	Capacité physique et cardiorespiratoire	ACSM	1990
5 j/s	40-85% HRR	30min/j accumulées par session de 10 minutes minimum	Ex de renforcement 2j/s	Faire plus entraîne des bénéfices supplémentaires	Etat de santé général	Surgeon report	1996
3-5 j/s	40-85% HRR	>20min/j accumulées par session de 10 minutes minimum	Ex de renforcement et d'assouplissement 2-3j/s	Faire plus entraîne des bénéfices supplémentaires	Condition physique et cardiorespiratoire	ACSM	1998
3-5 j/s	Combinaison modérée/vigoureuse	30min/j accumulées par session de 10 minutes minimum	Ex de renforcement 2 j/s	Faire plus entraîne des bénéfices supplémentaires	Etat de santé général	ACSM	2007
-	Combinaison modérée/vigoureuse	150 min/semaine modérée 75 min/semaine vigoureuse accumulées par session de 10 minutes minimum	Ex de renforcement 2 j/s	Un peu d'activité est meilleure que pas du tout	Etat de santé général	PAGAC	2008
-	Combinaison modérée/vigoureuse	150 min/semaine modérée 75 min/semaine vigoureuse accumulées par session de 10 minutes minimum	Ex de renforcement 2 j/s	Faire plus entraîne des bénéfices supplémentaires	Etat de santé général	OMS	2010
-	Combinaison modérée/vigoureuse	150 min/semaine modérée 75 min/semaine vigoureuse	Ex de renforcement 2 j/s	-Un peu d'activité est meilleure que pas du tout -Minimiser et interrompre les périodes assis	Etat de santé général	APASBG	2014

2. Introduction

Pas de minimum		Etat de santé général	ANSES	2016
-	Combinaison modérée/vigoureuse 150 min/semaine modérée 75 min/semaine vigoureuse Pas de minimum	Minimiser et interrompre les périodes assis		
-	Combinaison modérée/vigoureuse 150 min/semaine modérée 75 min/semaine vigoureuse Pas de minimum	-Un peu d'activité est meilleure que pas du tout -Moins de temps passé assis -Faire plus entraîne des bénéfices		
		Ex de renforcement 2 j/s		
		Ex de renforcement 2 j/s		
		Etat de santé général	PAGAC	2018

Tableau 4 Récapitulatif des principales évolutions des recommandations officielles.

2. Introduction

La deuxième moitié du 20^{ème} siècle : l'exercice d'intensité élevée améliore la capacité cardio-respiratoire, elle-même associée à un moindre risque de mortalité

Les premières recommandations en termes d'activité physique datent de la deuxième moitié du 20^{ème} siècle. Des études impliquant la comparaison de différents profils d'entraînement basés sur l'exercice ont permis le développement de **recommandations orientées vers l'amélioration de la condition physique à travers la capacité cardiorespiratoire**. En 1975 le Collège Américain de la Médecine du sport (ACSM) préconise ainsi des exercices d'endurance, de renforcement et de souplesse d'intensité à 60-90 % de la fréquence cardiaque de réserve (FCR), trois à cinq fois par semaine par épisode de 20 à 30 minutes par jour (ACSM 1975).

A cette époque, quelques études dont celle de Peter et al, réalisée en 1983 chez 2 779 sujets sains de moins de 55 ans à partir de questionnaires, montrent une augmentation du risque relatif d'infarctus du myocarde de 2,2 associé à une faible condition physique (inférieure à la médiane) par rapport aux personnes dont la capacité physique est supérieure à la médiane (Peters, Cady et al. 1983). Ces travaux, appuyés par d'autres revues, suggèrent un effet de l'entraînement basé sur des exercices d'endurance sur l'amélioration de la condition physique (Pollock 1973, Morris, Everitt et al. 1980) et le risque de mortalité. Ils permettent ainsi la mise en place de recommandations officielles promouvant le développement de la capacité cardio-respiratoire et d'une composition corporelle équilibrée à des fins de santé (1978, Fletcher 1986). Le communiqué de 1978 de l'ACSM confirme les recommandations de 1975 et **préconise ainsi des exercices aérobies d'endurance d'intensité vigoureuse (60-90% FCR) maintenus pendant 15 à 60 minutes d'affilée, 3 à 5 jours par semaine (ACSM 1978)**.

La fin des années 1990 : l'exercice d'intensité modérée entraîne également des bénéfices sur l'état de santé général, avec un effet cumulatif des sessions de pratique de plus courte durée (10 min)

Par la suite une synthèse d'études épidémiologiques réalisée par Haskell a pointé le fait qu'au-delà des bénéfices associés à l'augmentation de la capacité cardio-respiratoire sur l'état de santé notamment lié aux maladies non transmissibles, **il existe également des bénéfices associés aux exercices ne provoquant pas d'augmentation de cette capacité physique** (Haskell 1985). Avec d'autres, cet auteur souligne alors l'intérêt des exercices d'intensité moins élevée (<50% de la VO₂ max) et donc moins efficaces pour améliorer la capacité physique existe, et montre que leurs effets sont particulièrement visibles chez les sujets inactifs. A partir des années 1990, la communauté scientifique opère un premier changement de paradigme et met en avant cet effet dose-réponse de l'activité physique sur la santé par rapport aux seuls effets de la condition physique (Blair, Kohl et al. 1992). Parallèlement, un changement de paradigme est opéré au sein des recommandations, qui passent d'un objectif de performance à un objectif de santé publique générale. L'ACSM reconnaît les bénéfices potentiels d'exercices d'endurance réguliers, plus fréquents et de durées plus importantes, mais à des intensités moindres que précédemment (ACSM 1990). Quelques années plus tard, Paffenbarger et al. (Paffenbarger, Kampert et al. 1994) évaluent plusieurs types d'activités et

2. Introduction

mettent en évidence un risque de mortalité toutes causes confondues réduit de 0.67 pour les individus marchant 15 km ou plus par semaine comparativement à un groupe de référence parcourant moins de 5 km par semaine. Ces résultats appuient les bénéfices associés à un mode de vie actif sur la santé au-delà des simples effets de la capacité cardiorespiratoire. Les rapports du Center for Disease Control (CDC) et de l'ACSM, de l'Institut National de la Santé et de l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) des années 90 ouvrent ainsi la voie à la publication du rapport « Physical Activity and Health: A Report of the Surgeon General » en 1996 (Surgeon General 1996). Ce rapport a permis de faire le point sur les différentes recommandations et les effets de l'activité physique sur la santé en mettant notamment en avant un risque de décès supérieur de 1.2 à 2 fois pour les individus inactifs (évalués par questionnaire) comparés aux plus actifs. A cette date, la relation de type dose-réponse entre l'activité physique et l'état de santé est particulièrement soulignée (Surgeon General 1996). Les recommandations continuent alors à s'orienter vers des activités d'intensité plus modérée que celles spécifiées précédemment. Des activités d'intensité correspondant à 40-85% FCR sont ainsi préconisées 30 minutes par jours et 5 jours par semaines. **Les recommandations précisent également l'effet cumulatif des périodes d'exercices qui ne doivent pas nécessairement être réalisées d'un seul bloc, à partir du moment où elles sont réalisées sous forme de sessions de 10 minutes au moins, pour améliorer l'état de santé général** (1996, 1998). En complément, des exercices de renforcement musculaire au moins deux jours par semaine sont conseillés.

En 2002, parallèlement à ses recommandations alimentaires, l'Institut de Médecine (IoM), propose des recommandations sur l'activité physique. D'une façon qui peut paraître surprenante, s'appuyant sur des études basées sur la méthode de l'eau doublement marquée réalisées aux Etats-Unis, l'IoM stipule que la pratique quotidienne d'au moins 60 minutes d'activité physique d'intensité modérée (et non 30 min comme le Surgeon General) est nécessaire pour maintenir un masse corporelle stable (Brooks, Butte et al. 2004).

Ces apparentes disparités dans les recommandations marquent des finalités différentes des institutions, avec pour les premières recommandations (ACSM) une vision centrée sur l'intérêt de l'exercice pour améliorer la condition et la performance physiques, les secondes (Surgeon General) une vision des recommandations devant d'être accessibles à une population plus large, et pour les dernières (IoM) le maintien d'un poids stable dans un contexte d'abondance alimentaire. Il est important de noter que l'IoM spécifie bien que les recommandations pour les adultes de 30 minutes d'activité quotidienne d'intensité modéré, chaque jour de la semaine, sont importantes pour limiter les risques associés à plusieurs maladies chroniques incluant les maladies coronariennes et le diabète mais qu'elles sont probablement insuffisantes pour la prévention de la prise, ou de la reprise de poids pour beaucoup d'individus dans l'environnement actuel.

La fin du 20^{ème} siècle : mise en exergue de l'intérêt pour la santé des activités physique d'intensité modérée même hors exercice.

2. Introduction

Vers la fin du 20^{ème} siècle et le début du 21^{ème} siècle, des études de plus en plus nombreuses se sont intéressées à l'impact des activités de loisirs et, de déplacement actif, telles que la marche ou le vélo, voire aux activités du quotidien et non plus seulement aux effets des exercices d'endurance. Des questions plus précises sur ces types d'activités non investiguées jusqu'ici par les questionnaires sont mises en place. A titre d'exemple, parmi les premiers, Manson et al. montrent ainsi une réduction conséquente des risques associés aux maladies coronariennes lors de la pratique de la marche d'intensité modérée et pas seulement lors d'exercices d'intensité vigoureuse (Manson, Hu et al. 1999) avec un effet dépendant du volume d'activité réalisé plutôt sur de son intensité. De façon similaire, dans l'étude PRIME impliquant une cohorte de 8 865 hommes âgés de 50-59 ans suivis pendant 5 ans, un effet bénéfique des activités d'intensité modérée, y compris sous forme de transport actif, sur la composition corporelle (Wagner, Simon et al. 2001) et la mortalité cardiovasculaire a été observé (Wagner, Simon et al. 2002). Dans cette étude, à niveau d'activité de loisirs égal, les sujets se déplaçant en marchant ou à vélo pour aller travailler à un niveau de 10 MET/h semaine (soit 20 minutes par jour d'activité d'intensité modérée), ont une moindre augmentation de l'Indice de Masse Corporelle (IMC) et du tour de taille (respectivement 0.3 kg/m² et 1 cm) (Wagner, Simon et al. 2001) et une diminution du risque de mortalité coronarienne de 8% (Wagner, Simon et al. 2002) en comparaison avec les sujets ne déclarant pas de transport actif pour les déplacements domicile/travail.

Début des années 2000 : Elargissement du type d'activité préconisé avec des recommandations ciblant résolument la population générale

Au début du nouveau millénaire, les effets d'une dose plus faible d'activité physique commencent à sérieusement intéresser la communauté scientifique. La revue de Woodcock confirme une réduction de 19% et de 24% des risques de mortalité à partir de respectivement 2,5h/semaine et 7h/semaine d'activités d'intensité modérée par rapport à une absence d'activité (Woodcock, Franco et al. 2011). Cette revue compilant des études des années 2000 permet également de caractériser la relation entre mortalité et activité physique, qui apparaît curvilinéaire (Physical Activity Guidelines Advisory Committee 2008, Woodcock, Franco et al. 2011). Il ne semble pas y avoir ni de seuil minimal ni maximal pour induire un effet bénéfique et la pente de la relation entre activité physique et bénéfice apparaît plus raide pour les individus réalisant peu d'activité physique d'intensité modérée à vigoureuse. Ainsi 70% des bénéfices potentiels seraient atteints en dessous de 8.25 METs/heures par semaine. Dans cette lignée, l'analyse combinée de cohortes par Moore et al. montrent qu'un niveau d'activité physique correspondant à une gamme d'intensité allant d'un faible niveau d'activité physique à une activité de marche en étant essoufflé pendant 75 min/semaine (entre 0.1 et 3.74 MET-h/semaine) était associée à un gain de 1.8 année d'espérance de vie par rapport à un temps d'activité de loisir nul (0 MET-h/semaine) (Moore, Patel et al. 2012).

Le manque d'évaluation de l'impact des activités d'intensité légère persiste avec la difficulté de caractériser ce type d'activités par des informations rapportées subjectivement. Ces observations entraînent de nouvelles recommandations insistant sur la possibilité de

2. Introduction

combiner les activités d'intensité modérée et vigoureuse pour une application et un bénéfice optimal (Haskell, Lee et al. 2007). En 2008, le comité consultatif sur les recommandations liées à l'activité physique préconise ainsi une combinaison de 150 minutes d'activités d'intensité modérée ou 75 minutes d'activités d'intensité vigoureuse par semaine par période de 10 minutes minimum (Physical Activity Guidelines Advisory Committee 2008). Ce changement dans la répartition de la durée et la possibilité de combinaison d'intensité marquent un tournant par rapport aux 30 minutes par jour habituellement préconisées, révélant l'objectif des recommandations adoptées par l'OMS et par la Fédération Internationale de Médecine du Sport (FIMS) de s'adresser d'avantage à la population générale en les rendant accessible au plus grand nombre et notamment aux individus peu actifs (WHO 2010). L'idée de conseiller des activités vigoureuses pour améliorer la condition physique est tout de même intégrée, notamment pour les sujets atteignant déjà les recommandations pour la population générale. Une mention supplémentaire précise également qu'un peu d'activité est meilleure que pas du tout. Les types d'activité physique préconisés incluent un grand nombre d'activités de la vie courante (professionnelles, domestiques) et pas seulement de loisirs sportifs. Kelly souligne l'effet positif de la marche et le vélo sur les réductions de risque de mortalité toutes causes confondues avec respectivement 11 et 10% de bénéfice pour un total de 11.25 METs/heure par semaine (Kelly, Kahlmeier et al. 2014).

Recommandations les plus récentes : Suppression d'une durée minimale pour les sessions d'activité physique

Le nombre croissant d'études, et la mise à disposition d'outils de plus en plus précis ont permis d'avancer jusqu'à des points d'intérêt plus fins. La durée minimale de 10 minutes par session d'activité physique requise dans les précédentes recommandations avait initialement été définie en fonction des capacités de mesure subjective dont la résolution temporelle ne permettait pas de conclusion quant aux bénéfices de périodes plus courtes. Ce seuil de 10 minutes a été réévalué puisque des effets bénéfiques sur certains facteurs de risque cardiovasculaire ont été observés avec des durées inférieures grâce à des études basées sur l'accélérométrie (Glazer, Lyass et al. 2013, Saint-Maurice, Troiano et al. 2018). A partir de 2014 pour le guide Australien, puis en 2016 pour l'ANSES (ANSES 2016) et 2018 pour le PAGA (Physical Activity Guidelines Advisory Committee 2018), certaines recommandations préconisent désormais de réaliser une activité physique d'intensité modérée à vigoureuse sans durée minimale.

Mise en exergue des effets délétères associés au comportement sédentaire et limites des outils de mesure disponibles

Cette dernière décennie, de nombreuses études ont par ailleurs vu le jour suggérant les effets délétères de la sédentarité indépendamment de l'activité physique telle que définie dans les recommandations (Owen, Healy et al. 2010, Thorp, Owen et al. 2011, Katzmarzyk, Barreira et al. 2015, Carson, Tremblay et al. 2016, Ekelund, Steene-Johannessen et al. 2016). Cette avancée majeure a été prise en compte dans une partie des dernières recommandations qui

2. Introduction

spécifient qu'une interruption régulière des comportements sédentaires est préconisée malgré les faibles évidences associées à ces conclusions. Les effets propres de la sédentarité dont l'étude repose pour l'instant principalement sur des données rapportées, indépendants de ceux de l'activité physique, restent mal caractérisés. Ceci s'explique par la répartition temporelle complémentaire des comportements sédentaires et de l'activité physique dans un cycle fini de 24h et également par la difficulté de discriminer les activités de faible intensité de la sédentarité. Les questionnaires ne rendent pas clairement compte du temps passé dans chaque activité, et les approches accélérométriques classiques utilisés dans les études épidémiologiques les plus récentes manquent de précision dans la classification des intensités. Aujourd'hui la communauté scientifique se heurte à des difficultés méthodologiques pour la mise en place de mesures fines des différentes composantes du comportement de mouvement. Le développement de nouvelles approches apparaît ainsi nécessaire pour aller plus loin dans l'établissement des liens de l'activité physique dans sa globalité avec l'état de santé et l'établissement de recommandations plus fines, adaptées aux différentes populations cibles.

2.1.4. Questions en suspens et perspectives

L'évolution des connaissances, basées à la fois sur des données expérimentales et d'importantes études épidémiologiques a permis l'établissement de recommandations d'activités physiques pour la santé, plus adaptées la population générale. Si, comme nous l'avons déjà souligné, les données sur le bénéfice de l'activité physique proviennent essentiellement d'études observationnelles déclaratives, quelques études récentes mesurant l'activité physique avec des accéléromètres confirment la relation entre l'activité physique et le risque de mortalité (Fishman, Steeves et al. 2016, Matthews, Keadle et al. 2016, Evenson, Herring et al. 2017, Lee, Shiroma et al. 2018) et confortent les recommandations les plus récentes.

Des thèmes importants restent cependant très peu pris en compte ou insuffisamment étayés par les études disponibles. Parmi ceux-ci les effets spécifiques, à volume d'activité égal, des différents profils d'activité physique et de sédentarité sont encore mal caractérisés. Un autre point concerne les activités d'intensité légère qui ne sont pas réellement évoquées dans les recommandations officielles.

A volume égal, les différents profils d'activités physiques d'intensité modérée à élevée ont-ils le même effet ?

Quelques études récentes, reposant sur l'utilisation d'outils d'accélérométrie indiquent que, concernant les activités d'intensité modérée à intense tout au moins, la réduction du risque de mortalité précoce semble indépendante de la façon dont le temps est passé dans ces activités, que ce soit par périodes de 5 ou 10 minutes minimum (Glazer, Lyass et al. 2013, Saint-Maurice, Troiano et al. 2018). Dans l'une des études (Saint-Maurice, Troiano et al. 2018), la diminution du risque de mortalité associé au volume total d'activité physique quelle

2. Introduction

que soit la durée des sessions (y compris par épisodes de durée inférieure à 5 minutes), était similaire à celle observée pour les activités en sessions de 5 à 10 minutes.

Les activités de plus faible intensité ont-elles un impact bénéfique sur le risque de mortalité et la santé en général ?

L'impact de l'activité physique sur la santé a en effet longtemps été étudié à travers le filtre de son intensité, l'attention étant portée principalement sur les activités d'intensité modérée à vigoureuse. Cette vision reposant initialement sur les bénéfices de l'exercice sur la condition physique puis sur l'état de santé général ne prend en compte qu'une infime partie, à l'échelle temporelle et métabolique, des activités quotidiennes des individus, dont la majorité est de plus faible intensité. Elle ne permet pas d'appréhender correctement l'influence des changements d'habitude et rend difficile la mise en place de stratégies sanitaires durables. Des études récentes, s'appuyant sur des méthodes de mesure objective, témoignent d'un intérêt croissant de l'ensemble du spectre des activités. Le volume total d'activité physique (défini à partir du nombre de coups par jour enregistré par accélérométrie et prenant donc en compte toutes les activités physiques, quelles que soit leurs durées et leurs intensités) a été associé dans plusieurs études à une diminution du risque de mortalité (Fishman, Steeves et al. 2016, Matthews, Keadle et al. 2016, Evenson, Herring et al. 2017, Lee, Shiroma et al. 2018, Saint-Maurice, Troiano et al. 2018). Aussi intéressantes qu'elles soient, ces études ne permettent toutefois pas de faire la part des choses de ce qui revient aux activités de différentes intensités. La revue systématique de Fuzeki et al. (Fuzeki, Engeroff et al. 2017), incluant 40 études basées sur une mesure objective de l'activité physique et celle plus récente d'Amagasa et al. (Amagasa, Machida et al. 2018) concluent à des indices très forts concernant l'effet positif des activités légères sur l'état de santé indépendamment des activités d'intensité modérée à vigoureuse. Plus spécifiquement la revue d'Amagasa et al. met en évidence un effet bénéfique sur les facteurs de risque métabolique (tour de taille, triglycéride, insuline, syndrome métabolique...), des activités de faible intensité, persistant après ajustement sur les activités d'intensité modérée à vigoureuse. D'autres revues systématiques basées sur des mesures objectives par accélérométrie vont dans le sens de ces observations et suggèrent que, même à faible intensité, l'activité physique entraîne des bénéfices sur différents indicateurs de santé (Poitras, Gray et al. 2016). De façon similaire, une méta-analyse récente (Chastin, De Craemer et al. 2018) suggère fortement une diminution du risque de mortalité toute-cause confondue associée aux activités physiques d'intensité légère, indépendamment de la durée des activités d'intensité modérée ou élevée. Des études longitudinales et d'intervention sont cependant nécessaires pour confirmer ces résultats et permettre la prise en compte de cette dimension dans les recommandations. Des interrogations persistent concernant le rôle des profils temporels de ces activités, et notamment de l'impact de leur fractionnement ou de leur caractère soutenu dans le temps. Parce qu'elles représentent une part importante de la dépense énergétique journalière, les activités physiques d'intensité légère pourraient également jouer un rôle important dans la régulation de la balance énergétique.

2. Introduction

Quels profils de sédentarité sont associés à des effets délétères sur la santé ?

Les comportements sédentaires représentent près de 7.7 heures par jour (55% du temps d'enregistrement via accéléromètre) selon l'Enquête Nationale sur l'Examen de la Santé et de la Nutrition aux Etats Unis (NHANES) (Matthews, George et al. 2012).

Comme souligné par la revue d'Owen et al, portant sur l'impact sur la santé du temps passé assis, notamment devant la TV et en transport, plusieurs études, montrent que même en atteignant les recommandations officielles quant à la pratique de l'activité physique, un comportement sédentaire plus élevé est associé à un évolution moins favorable de l'état de santé (Owen, Healy et al. 2010). Dans cette lignée, une étude longitudinale sur 14 ans menée chez 53 440 hommes et 69 776 femmes a montré une association entre le temps passé assis hors milieu professionnel et la mortalité, indépendamment du niveau d'activité physique (Patel, Bernstein et al. 2010). Si la grande majorité des études portaient sur des données déclaratives, quelques études récentes de moindre envergure mais reposant sur l'utilisation de données d'accélérométrie, telles que celle Koster et al, impliquant un plus petit échantillon et un suivi de 2.8 ans (Koster, Caserotti et al. 2012), semble confirmer ces résultats. Comme pour l'activité physique, la relation entre le temps de sédentarité et le risque de mortalité pourrait être de type dose-réponse avec une courbe curvilinéaire (Chau, Grunseit et al. 2013).

En revanche nous ne disposons que de très peu d'études sur la relation entre le profil d'accumulation de la sédentarité et l'état de santé. L'accumulation de longues périodes de sédentarité (au moins 30 minutes d'affilée) semble augmenter le risque (Diaz, Howard et al. 2017, Evenson, Herring et al. 2017). A l'inverse l'interruption des périodes de sédentarité par de courtes périodes d'activité pourrait limiter l'impact du comportement sédentaire. A l'appui de cette hypothèse, des études expérimentales menées en laboratoire ont montré que l'interruption des périodes prolongées de sédentarité avait un effet bénéfique sur des facteurs de risques métaboliques, suggérant que ce n'est pas seulement la quantité de temps accumulé en comportement sédentaire, mais également le profil temporel qui est important (Dunstan, Kingwell et al. 2012). Cette étude précurseur a été suivie par d'autres (Healy, Matthews et al. 2011, Judice, Hamilton et al. 2015, Blankenship, Chipkin et al. 2019) confirmant le potentiel des interventions pour les futurs recherches et recommandations, même si les programmes basés sur le fractionnement du temps passé assis et leur effet sur la santé apparaissent encore difficile à mettre en place (Judice, Hamilton et al. 2015, De Jong, Debache et al. 2018). Avec De Jong et Bergouignan (De Jong, Debache et al. 2018), dans une étude interventionnelle croisée randomisée menée en conditions de vie libre sur 3 jours, nous avons pu montrer que le fractionnement de chaque heure de sédentarité par de micro-périodes de 5 minutes de marche d'intensité modérée sur une durée de 9 heures induisait une augmentation de l'activité physique et de la dépense énergétique ainsi qu'une amélioration de la sensibilité à l'insuline, comparé à la condition contrôle sédentaire. Ces améliorations étaient équivalentes à celles observées lors de la condition impliquant une seule période de 45 minutes d'activité modéré (Annexe 1). Il est intéressant de noter que la fatigue perçue était moins importante dans la condition impliquant des micro-périodes de

2. Introduction

marche que dans celle comprenant une seule période de 45 minutes. Ceci suggère qu'au-delà des effets potentiels sur la santé, des recommandations axées sur le fractionnement de la sédentarité pourraient être pertinentes pour favoriser l'adhérence de la population générale.

La pratique d'une activité physique permet-elle de réduire le risque associé à la sédentarité ?

L'impact de l'activité physique pratiquée sur les effets de la sédentarité reste discuté et mal établi. Ekelund et al. ont réalisé une méta-analyse impliquant plus d'un million d'individus au total issus d'études basées sur des questionnaires recueillant l'ensemble du temps passé assis (loisir, travail, déplacement) et le temps passé devant la TV. Ils montrent qu'un niveau élevé d'activité physique semble pouvoir compenser la hausse de la mortalité associée à l'ensemble du temps passé assis, mais pas la mortalité associée au temps passé devant la TV (Ekelund, Steene-Johannessen et al. 2016). Des observations similaires sont retrouvées dans une méta-analyses concernant l'association entre le temps passé assis et la mortalité, qui montre que les activités d'intensité modérée à vigoureuse atténuent les risques de celui-ci (Chau, Grunseit et al. 2013) alors qu'à l'inverse une méta-analyse portant sur le temps passé devant la TV suggère que l'effet délétère de ce type de comportement sur la mortalité est indépendant du niveau d'activité physique (Sun, Zhao et al. 2015). De façon similaire dans une étude portant sur des données recueillies grâce à des questionnaires chez 240 819 sujets suivis 8.5 ans, Matthews et al. concluent qu'à temps égal passé dans des activités d'intensité modérée à vigoureuse, le temps passé assis devant la TV est positivement associé à la mortalité. Sept heures d'activités d'intensité modérée à intense par semaine ne permettent pas de compenser les risques de mortalité associés à un temps prolongé passé devant la TV (Matthews, George et al. 2012). Les conclusions de ces études en apparence contradictoires soulignent la diversité des comportements sédentaires, notamment liées au contexte (e.g. TV, travail, ou déplacement), et la difficulté d'interpréter les résultats lorsque l'ensemble des composantes n'est pas pris en compte, ce d'autant plus qu'il s'agit le plus souvent de données déclaratives. Ainsi que le suggèrent Owen et al., d'autres études prospectives et d'intervention doivent être menées, notamment avec des méthodes de mesure objectives pour déterminer si une activité physique minimale (et laquelle) est suffisante pour compenser le risque associé au comportement sédentaire (Owen, Healy et al. 2010).

Quel est l'impact de la substitution d'une période de sédentarité par une autre occupation ?

D'une façon générale peu d'études considèrent le fait que le temps d'une journée est fini. Toute modification de la durée d'un comportement s'accompagne de ce fait obligatoirement de la variation de la durée d'un autre comportement rendant délicate l'interprétation de résultats. Cette problématique n'est pas anodine : si l'impact sur la santé de la sédentarité peut être réduit, voire supprimé par la réalisation de la pratique d'une activité physique donnée, cela pourrait remettre en cause l'idée d'un effet propre sur la santé de ce comportement. On ne pourrait pas totalement exclure que la sédentarité ne soit que l'image en miroir d'une diminution d'une activité d'intensité plus ou moins élevée.

2. Introduction

Ce n'est que très récemment que des études se sont penchées sur les effets supposés ou réels de la substitution d'une occupation par une autre et notamment du temps sédentaire par d'autres comportements, grâce à des modélisations mathématiques. Ainsi, à partir de données recueillies par questionnaire (n=201 129) dans une étude longitudinale, Stamatakis et al., s'appuyant sur un modèle de substitution temporelle, suggèrent que le remplacement d'une période sédentaire par la même quantité de temps passé à marcher mais aussi simplement à dormir ou en position debout est bénéfique pour la santé (Stamatakis, Rogers et al. 2015). De façon similaire, Chastin et al. montrent, grâce à une approche d'analyse compositionnelle portant sur des données accélérométriques de 1 937 adultes issues du NHANES 2005-6 (Chastin, Palarea-Albaladejo et al. 2015), que la réallocation du temps de sédentarité en temps passé en activités d'intensité modérée à vigoureuse, entrainerait des bénéfices sur le tour de taille, et le risque de différentes maladies non transmissibles. Dans cette étude, l'effet est également significatif lorsque le temps sédentaire est remplacé par des activités d'intensité légère. Néanmoins l'étude de Matthews et al., basée sur une approche de modélisation isotemporelle d'une substitution d'une activité sédentaire par une activité d'intensité légère, suggère que les bénéfices d'une telle substitution ne sont observés que chez les sujets inactifs (Matthews, Moore et al. 2015).

Nécessité d'une vision globale du comportement de mouvement pour la compréhension de ses liens avec la santé

Même si elles ne constituent pas une preuve, les études mathématiques de substitution et d'analyse compositionnelle soulignent l'intérêt et la nécessité de considérer simultanément l'ensemble des composantes du comportement de mouvement, auxquelles il convient de rajouter le sommeil. Peu d'études se sont intéressées aux interactions entre les différentes facettes du comportement de mouvement en lien avec la santé, et encore moins avec le sommeil. Une des problématiques majeures est d'ailleurs représentée par la difficulté à distinguer, même avec des outils de mesure objective, la sédentarité des activités de faible intensité (qui ne se distinguent parfois que par la posture) ou encore le comportement sédentaire du temps de sommeil.

Dans ce contexte, il est crucial de souligner que les concepts liés à l'activité physique et à la sédentarité font en réalité parti d'un processus plus global et complexe qui ne peut être simplement résumé par la dépense énergétique liée aux activités physiques d'intensité modérée à élevée. Ils vont de la posture statique « allongée » jusqu'à des activités de haute intensité (exercices structurés soutenus) en passant par le sommeil, en plus des activités légères et des activités de la vie quotidienne dans des contextes variés (Rosenberger, Fulton et al. 2019). Récemment, un projet visant à établir un consensus sur les terminologies utilisées dans la littérature ayant trait à l'activité physique a permis la conceptualisation d'un modèle illustrant les différentes composantes au sein d'un cycle de 24h (Figure 5) (Tremblay, Aubert et al. 2017).

2. Introduction

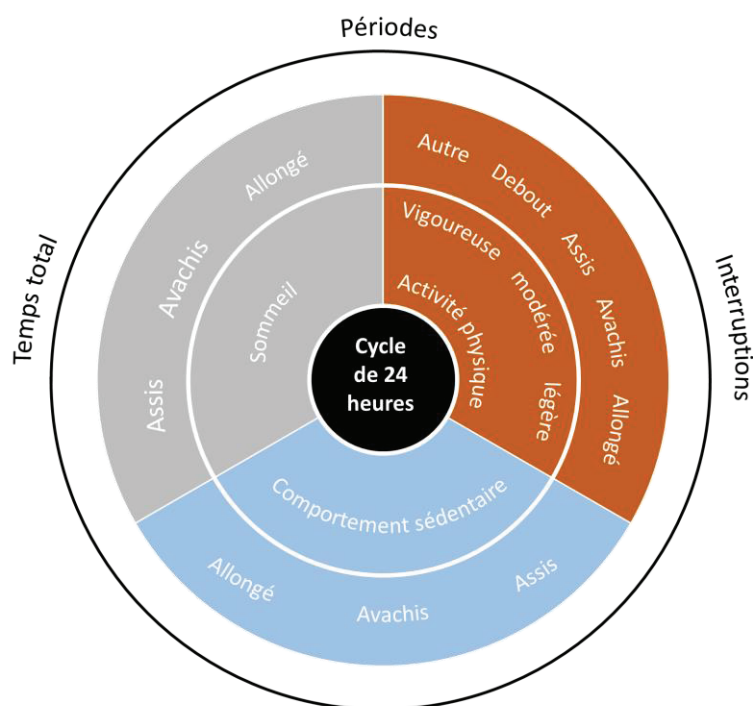


Figure 5 Illustration de la modélisation conceptuelle du comportement de mouvement intégré dans un cycle de 24 heures.

D'après Tremblay et al. (Tremblay, Aubert et al. 2017).

A la lueur de ce modèle, nous pensons que seule une vision plus globale impliquant la mise en perspective des différentes composantes de l'activité physique et de la sédentarité, telles que définies dans le paragraphe 2.1.1 et intégrant la notion de profil temporel au cours du nyctémère, permettra de préciser l'impact de comportement de mouvement sur l'état de santé des individus et des populations. Nous postulons que chacune de ces composantes est susceptible d'interagir avec les autres composantes de l'activité physique mais également avec d'autres paramètres et comportementaux individuels (condition physique, alimentation, pathologie, déterminants génétiques), sociaux, et environnementaux. La plupart des études épidémiologiques reposant sur des questionnaires, l'étude d'épisodes marqués comme l'activité physique structurée a longtemps été favorisée. Dans cette perspective, il apparaît nécessaire de disposer d'outils de mesure objective et précise permettant d'aller au-delà de la seule mesure d'une dépense énergétique et capables d'identifier, non seulement l'intensité de l'activité physique, mais également la posture et le type d'activité pratiquée ; de distinguer les activités de faible intensité et les périodes de sédentarité ainsi que ces périodes et le sommeil ; de préciser les profils temporels des différentes occupations ; et idéalement d'apporter des indications sur le contexte de pratique et l'environnement. Même s'il est probable qu'un seul outil de mesure ne permettra pas de répondre à l'ensemble de ces spécifications, les avancées technologiques et analytiques récentes ouvrent de nouvelles pistes intéressantes pour caractériser les enjeux du comportement de mouvement en lien avec la santé.

2. Introduction

2.2. L'accélérométrie et la mesure du comportement de mouvement en vie libre

La mesure de l'activité physique et du comportement sédentaire en vie libre, notamment dans les études épidémiologiques à la base des recommandations, a longtemps été réalisée par le biais de questionnaires dont nous avons vu les limites. Ceci explique que l'étude du comportement de mouvement se soit longtemps résumée à celle des activités définies comme l'exercice structuré au détriment des activités spontanées ou d'intensité légère et que l'étude du comportement sédentaire ait été limitée au temps passé devant la télévision (Tudor-Locke and Myers 2001, Welk 2002, Prince, Adamo et al. 2008).

Si aujourd'hui les questionnaires gardent toute leur place pour identifier certaines composantes de l'activité physique associées au contexte, au domaine de l'activité physique ou encore à sa finalité (Vuillemin, Speyer et al. 2012), une mesure objective est requise pour capturer finement et de façon intégrée les différentes dimensions de l'activité physique en conditions de vie libre (Troiano 2007, Prince, Adamo et al. 2008, Kelly, Fitzsimons et al. 2016). Idéalement, un tel outil de mesure devrait être capable de saisir et de mesurer chacune des composantes du comportement de mouvement, c'est-à-dire en plus de la dépense énergétique liée à l'activité physique, la fréquence, l'intensité, la durée, et le type des activités ainsi que la posture afin de capter l'ensemble du spectre des activités humaines. Un tel outil devrait fournir une mesure continue s'intégrant dans un cycle de 24h et permettre une utilisation en condition naturelle de vie libre avec une gêne minimale. C'est-à-dire qu'il devrait reposer sur un dispositif rendant possible la captation des comportements domestique, professionnel, de déplacement ou de loisirs sans entraver ces d'activités. Différentes méthodes de mesures sont utilisées avec, chacune, une précision et une facilité de mise en place (associée à l'encombrement et au coût) propres (Figure 6).

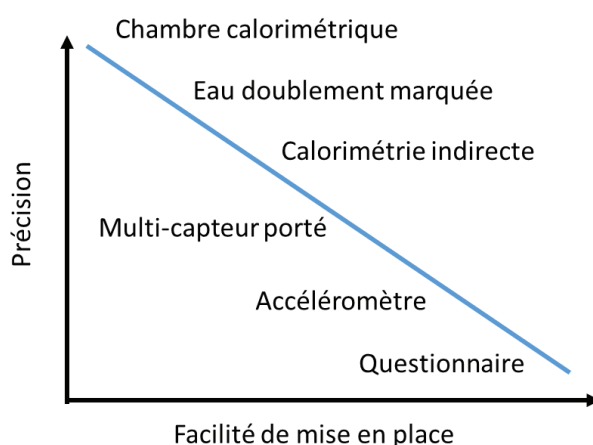


Figure 6 Précision des méthodes de mesure en fonction de leur facilité de mise en place.

2. Introduction

La méthode de l'eau doublement marquée est, et reste, la référence (le gold standard) de la mesure de la dépense énergétique totale en condition de vie libre et, en conjonction avec la mesure de la dépense énergétique de repos par calorimétrie indirecte, de celle de la dépense énergétique liée à l'activité physique. Cette technique repose sur le marquage de l'eau corporelle par des isotopes stables de l'hydrogène et l'oxygène ; le taux d'élimination et l'espace de dilution de ces atomes permet de calculer la consommation de CO₂ et d'en déduire la dépense énergétique totale. Néanmoins, par essence, cette méthode ne mesure que la dépense énergétique sur une période correspondant à deux demi-vies isotopiques des marqueurs utilisés, soit entre 7 et 14 jours selon l'environnement et l'activité du sujet. Elle ne permet donc pas de saisir les profils temporels de ses différentes composantes, notamment de son intensité. Elle n'apporte évidemment aucune information non plus sur le comportement sédentaire ou le temps de sommeil. Bien que son prix soit devenu plus abordable en raison de l'augmentation des sites de productions d'eau marquée, son utilisation reste limitée à quelques laboratoires en raison des exigences instrumentales requises. De son côté, la calorimétrie indirecte permet une mesure précise de la dépense énergétique d'un individu avec une bonne résolution temporelle, non seulement au repos mais également lors de la pratique d'activités en conditions de vie semi-libre, grâce à des appareils portables couplés à un masque. La calorimétrie indirecte est la méthode de référence de la mesure de la dépense énergétique liée à la pratique d'activités réalisées dans des conditions semi-contrôlées. Comme la méthode de l'eau doublement marquée, une limite est l'absence d'information sur la posture. La faible précision de ces appareils portables pose également question. De plus, du fait de leur caractère encombrant et de la gêne qu'ils occasionnent, les calorimètres indirects portables ne permettent pas d'envisager des études de plus de quelques heures, difficilement qualifiables de conditions de vie libre.

Avec l'avancée technologique permettant la miniaturisation des outils et la diminution de leur coût, de nombreux capteurs permettent aujourd'hui d'obtenir des informations en lien avec l'activité physique. Parmi ceux-ci, avec d'autres, notre équipe a montré que la cardio-fréquencemétrie permet une estimation relativement précise de la dépense énergétique en continu, notamment lorsqu'elle est couplée à un accéléromètre comme dans l'Actiheart™ (Villars, Bergouignan et al. 2012). La nécessité du port d'une ceinture thoracique, souvent jugée gênante, limite toutefois la compliance des sujets même si le développement récent de capteurs permettant l'estimation de la fréquence cardiaque par photo-pléthysmographie (PPG) ouvre des perspectives intéressantes. Une autre limite est liée à l'absence d'information sur la posture des sujets. Surtout, pour obtenir une précision suffisante, cette méthode nécessite une individualisation des algorithmes par une épreuve d'effort préalable, ce qui en limite l'usage à large échelle. Sous couvert de cette calibration, l'Actiheart représente cependant une méthode de référence potentielle pour l'estimation de la dépense énergétique associée à la pratique d'activités en conditions de vie semi-contrôlée, voire en conditions de vie libre.

2. Introduction

Par leur commodité et leur faible coût, les accéléromètres permettent aujourd'hui d'obtenir des données en continu sur des périodes longues (30 jours) chez un grand nombre de sujets sans impacter les activités quotidiennes. Ils se sont ainsi imposés comme un atout majeur pour la caractérisation du comportement de mouvement (Yang and Hsu 2010) et ont été utilisés dans des études épidémiologiques d'envergure, comme les études NHANES aux Etats-Unis (Tudor-Locke, Camhi et al. 2012), les cohortes des études EPIC en Europe, WHS, REGARDS aux USA, ou encore British Regional Heart Study, UK Biobank Study au Royaume Uni (Lee and Shiroma 2014, Sabia, van Hees et al. 2014).

Historiquement et c'est le cas pour la majorité des études épidémiologiques disponibles aujourd'hui dans ce domaine, l'accéléromètre était fixé à la hanche ou à la taille, et la traduction du signal accélérométrique en une mesure dotée d'une signification physiologique reposait sur un traitement initial du signal, spécifique à chaque fabricant, avec en sortie, des coups par minute. Différentes approches analytiques ont été développées au cours des deux dernières décennies pour estimer, à partir des coups par minute, la dépense énergétique associée à l'activité physique, le temps passé à réaliser des activités de différentes intensités et différentes métriques standardisées. Cette approche « classique » reste très largement utilisée en raison de son faible coût et de son apparente simplicité (les approches analytiques sont souvent implémentées dans les logiciels associés aux capteurs et donnent directement certaines de ces métriques en plus des coups par minute), mais aussi pour des raisons de comparabilité avec des bases de données antérieures.

La communauté scientifique a cependant documenté plusieurs limites associées à cette approche classique et aux analyses qui en découlent, incluant des problématiques associées à l'utilisation de traitements propriétaires fermés dont l'impact sur le signal reste méconnu, l'impossibilité de capturer certains types d'activités (nage, vélo, haltérophilie ...) et d'estimer la posture, ainsi que la difficulté à identifier les périodes de sommeil ou de « non-port » de l'appareil (Migueles, Cadenas-Sanchez et al. 2017). Malgré des mises au point et des recommandations avancées (Troiano 2007, Freedson, Bowles et al. 2012), les équipes de recherche sont de plus en plus livrées à certains choix (Migueles, Cadenas-Sanchez et al. 2017) rendant la reproductibilité et comparabilité entre études difficiles. La problématique s'est encore complexifiée avec le développement d'études proposant d'utiliser les accéléromètres au niveau du poignet, plutôt qu'à la hanche, afin de favoriser la compliance des sujets, dont les implications sur l'analyse des données ne sont que partiellement explorées (Migueles, Cadenas-Sanchez et al. 2017).

Les avancées technologiques récentes ont ouvert de nouvelles pistes. La miniaturisation des capteurs et les capacités de stockage accrues sans réduire l'autonomie des appareils, associées à l'ouverture de l'accès aux données brutes par les fabricants permettent en effet l'obtention d'une importante quantité d'informations sur de longues périodes et leur traitement de façon maîtrisée. En parallèle, les méthodes analytiques d'apprentissage automatique basées sur l'intelligence artificielle sont également en pleine expansion, ouvrant de nouvelles perspectives de traitements maîtrisés et complexes des données

2. Introduction

accélérométriques. Des algorithmes de reconnaissances automatiques d'activités basés sur ces méthodes d'apprentissage automatique commencent à émerger (Ellis, Kerr et al. 2016), dont l'une développée par T. Bastian dans notre équipe en collaboration avec M. Doron et P. Jallon du Commissariat à l'Energie Atomique (Doron, Bastian et al. 2013, Bastian, Maire et al. 2015). Ils ouvrent ainsi la voie à la caractérisation des profils d'activités physique et de sédentarité dans toutes leurs subtilités et à des estimations plus précises de la dépense énergétique.

Dans ce chapitre, après avoir rappelé les principes généraux et les spécificités techniques de l'accélérométrie dans le contexte de la mesure objective de l'activité physique humaine, les méthodes de traitements et d'analyses classiques ainsi que les principales métriques utilisées seront détaillées. Nous aborderons les limites associées à cette approche et la problématique posée par l'utilisation d'autres placements du capteur que la hanche. Puis nous présenterons les principales approches analytiques basées sur le signal brut, un champ de recherche en plein développement. Enfin, nous verrons comment les méthodes d'apprentissage automatique peuvent être appliquées à l'accélérométrie et les perspectives qui en découlent.

2.2.1. L'accélérométrie pour mesurer le mouvement corporel

Principe général

Les accéléromètres sont des capteurs permettant de détecter l'accélération d'un mobile, d'un corps ou de tout autre objet sur lesquels ils ont été fixés. L'accélérométrie est la mesure de l'accélération, définie comme la modification affectant la vitesse d'un mouvement en fonction du temps ($g=m/s^2$). L'hypothèse sous-jacente à l'utilisation des accéléromètres pour la mesure de l'activité physique et, de la dépense énergétique qui lui est associée, est que l'accélération est, dans certaines limites (dont la fixation de l'accéléromètre sur un site proche du centre de gravité du corps en mouvement), représentative des mouvements corporels et proportionnelle à l'intensité de l'activité physique. La fréquence, la durée, l'intensité et la dépense énergétique d'une activité physique peuvent ainsi être estimées au cours du temps.

Les accéléromètres ont ainsi progressivement pris la place, des pedomètres, qui permettent la comptabilisation des mouvements (les pas) grâce à une simple bille coulissant à chaque mouvement mais qui ne donnent aucune information sur l'intensité de ce mouvement. Les accéléromètres reposent sur des capteurs sensibles à l'accélération de l'objet auquel ils sont attachés et capables de convertir l'information en signal électrique sur la base d'une relation proportionnelle à l'intensité de l'accélération, et supposément de l'intensité du mouvement. Sur le plan technologique on distingue des capteurs piézoélectriques, piézoresistifs (capable de se polariser, ou de changer de résistance selon une contrainte mécanique) ou plus récemment des capteurs capacitifs utilisant des microsystèmes électromécaniques (MEMS) sensibles à l'accélération.

La majorité des accéléromètres récents est désormais basée sur des capteurs de type capacitif. Brièvement, la capture de l'accélération se fait grâce à un circuit intégré miniaturisé

2. Introduction

comprenant une paire d'éléments fixes en silicium polycristallin indépendants qui agissent comme des électrodes avec, entre les éléments fixes une plaque mobile, suspendue à l'aide de ressorts en silicium également fixés sur la structure. Cette plaque centrale suspendue forme deux condensateurs dos à dos avec chacune des plaques fixes. Les trois éléments forment ainsi un condensateur différentiel dans lequel la déviation de la plaque centrale en réponse à l'accélération provoque un changement dans la capacité des deux condensateurs dos à dos. Le changement de capacité provoque des changements de tension spécifiques au flux électrique existant, qui est un signal analogique proportionnel à l'accélération détectée. Ce signal de basse tension est d'abord amplifié et est ensuite numérisé, avec un taux d'échantillonnage prédéterminé.

A l'origine, les accéléromètres étaient capables de mesurer l'accélération sur un seul axe (habituellement placé de façon verticale sur la hanche par exemple). Aujourd'hui, la plupart des accéléromètres utilisés pour étudier le mouvement humain sont triaxiaux, c'est-à-dire qu'ils mesurent l'accélération selon 3 axes orthogonaux : un axe antéropostérieur, un medio latéral et un axe vertical lorsque le capteur est fixé à la hanche, parallèlement au tronc par exemple (Figure 7). Il faut toutefois garder à l'esprit le fait que l'accéléromètre possède son propre système de référence, qui n'est pas obligatoirement celui de la terre (notamment en cas de fixation oblique du capteur sur la hanche ou lors d'une fixation sur le poignet par exemple). C'est tout l'intérêt des capteurs utilisant des MEMS, dont les trois unités orthogonales capturent chacune, en plus de l'accélération dynamique associée au mouvement, l'accélération (statique) associée à l'orientation du capteur. Ceci permet – en théorie – de rectifier son orientation lors de l'analyse des données. La Figure 8 représente un exemple de signal accélérométrique issu de chacun des trois axes pour une activité statique et une activité ambulatoire.



Figure 7 Représentation des trois axes de l'Actigraph™ wGT3x-BT.

Pour un appareil à la hanche l'axe Y correspond à l'axe vertical, l'axe X à l'axe antéropostérieur et l'axe Z à l'axe medio latéral.

2. Introduction

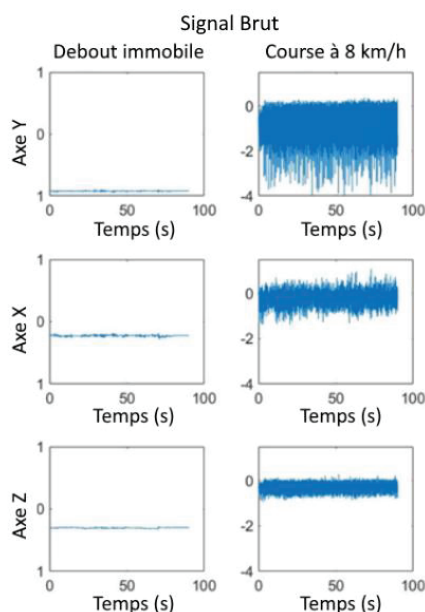


Figure 8 Signal accélérométrique triaxial brut enregistré pendant une posture debout immobile et une course à 8 km/h.

Afin de standardiser l'enregistrement du ou des signaux d'un appareil d'une marque à une autre, une calibration de chaque appareil, reposant sur un facteur compensatoire et un facteur de gain avec pour référence l'accélération gravitationnelle locale, est réalisée par le fabricant.

Spécifications techniques des accéléromètres

Les accéléromètres utilisés pour évaluer l'activité physique se doivent de capter précisément l'ensemble des fréquences et amplitudes de l'activité humaine. Antonsson et Mann ont démontré que 99 % de l'accélération pendant la marche étaient concentrés en dessous de 15 Hz (Antonsson and Mann 1985). Ces résultats sont en accords avec les conclusions de Bhattacharya et al. qui ont mis en évidence un intervalle de 1 à 18 Hz pendant la course pour un accéléromètre à la cheville (Bhattacharya, McCutcheon et al. 1980). Pour un accéléromètre au niveau du tronc, selon les auteurs, le contenu fréquentiel d'intérêt serait compris entre 0.3 à 4 Hz. Concernant l'amplitude, l'accélération verticale mesurée au niveau du tronc peut varier de 0.9 à 6 g en fonction de l'activité. La fréquence d'échantillonnage des appareils agit comme un filtre passe bas et peut altérer le signal accélérométrique. Il est reconnu qu'une fréquence d'échantillonnage deux fois supérieure à la fréquence à mesurer (fréquence de Nyquist) est nécessaire pour limiter le repliement du signal (Grenander 1959). De même, des bornes trop étroites pour capter l'amplitude gravitationnelle peuvent altérer l'accélérométrie, particulièrement pendant des mouvements d'intensité vigoureuse. Il convient ainsi de définir des spécifications techniques adaptées à ces applications. Des études portant sur l'enregistrement de l'accélération lors de l'activité physique quotidienne concluent qu'une amplitude de -6g à +6g et qu'une fréquence d'échantillonnage minimale de 20 Hz ou 30 Hz sont suffisantes pour un capteur porté à la hanche (Bouten, Koekkoek et al.

2. Introduction

1997, Chen, Janz et al. 2012). Sievanen et al. suggèrent de choisir des paramètres plus élevés avec une fréquence d'échantillonnage d'au moins 50 Hz et des limites de mesure de l'amplitude d'au moins ± 8 g (Sievanen and Kujala 2017). L'accélération induite par le mouvement étant soumise à de large variation, une résolution de 8-bit apparait comme adaptée pour une mesure valide (Sievanen and Kujala 2017).

L'accélérométrie moderne repose sur une mesure du mouvement continue dans trois directions orthogonales à partir de dispositifs légers, petits et non invasifs. Les appareils disponibles sur le marché proposent une fréquence d'échantillonnage allant de 20 à 100 Hz, et les limites associées à la mesure dynamique se situent entre ± 2 g et ± 16 g. Ils utilisent généralement un filtre analogue/digital et une résolution du 8-bit au 12-bit. Par exemple, l'Actigraph™ GT3X, l'un des accéléromètres les plus utilisés, (Wijndaele, Westgate et al. 2015), à la suite notamment de son utilisation à large échelle dans l'étude NHANES, présente des spécificités capables de capter un signal de - 6 à 6 g avec une fréquence d'échantillonnage de 30 à 100 Hz. Les caractéristiques des modèles récents les plus fréquemment utilisés sont présentées dans le Tableau 5.

Les capteurs disponibles aujourd'hui étant désormais de bonne qualité, l'étude du comportement de mouvement peut sembler simple. On peut supposer qu'il suffit de poser les capteurs et d'interpréter les données recueillies. Comme nous le verrons plus loin, la tâche est en réalité bien plus complexe du fait de plusieurs problématiques inhérentes à l'accélérométrie qui impliquent notamment le placement du capteur, l'identification des périodes de port/non-port de l'appareil et du sommeil, le choix des métriques utilisées et la façon de les analyser etc...

2. Introduction

		Accéléromètre				Multi capteur			
	Actical	ActiGraph	ActivPAL	Activty	GENEActiv	RT3*	Armband SenseWear*	IDEEA	Actiheart
Dimension	29x37x11 mm	4.6x3.3x1.5 cm	53x35x7 mm	23 x 32.5 x 7.6 mm	43x40x13 mm	7.1x5.3x2.8 cm	88x56x24 mm	Enregistreur 7x5.4x1.7 cm Capteurs: 1.8x1.5x3 cm	32x6 mm
Masse, g	16	19	15	11	16	65	82.2	Enregistreur: 59 Capteurs: 2	10
Batterie	CR2025 lithium	Rechargeable lithium	Rechargeable lithium	Li-Po Battery	Rechargeable lithium	Batterie AAA	Rechargeable lithium	Batterie AA	Rechargeable lithium
Mémoire	32 MB	512 MB	16 MB	512Mb flash non-volatile	500 MB	N/A	N/A	200 MB	512 kB
Temps d'enregistrement	Brut : 12 j; Pos/sec : 194 j	Brut: 40 j à 30 Hz	8 j	30 j à 12.5Hz; 14 j à 100Hz	45 j à 10 Hz, 7 j à 100 Hz	3 h à 21 j	28 j	8 j	21 h
Accès au brut	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Non	Non	Oui	Oui
Interface	USB	USB	USB	USB	USB	USB	USB	USB	USB
Axes	Omnidirectional	Triaxial	Uniaxial	triaxial	Triaxial	Triaxial	Triaxial	Biaxial	Uniaxial
Capteurs	Accélérométrie	Accélérométrie	Accélérométrie	Accélérométrie et température	Accélérométrie	Accélérométrie	Accélérométrie, réponse électrodermale, FC, température, flux thermique	5 accéléromètres	Accélérométrie, FC
Placement usuel	Hanche, poignet, cheville	Hanche, poignet, cheville	Cuisse	Hanche, bras, poignet	Poignet, cheville, hanche, cuisse	Hanche	Bras	Poitrine, cuisse, et pieds simultanément	Poitrine
Métrique de sortie	Dépense énergétique, pas	Dépense énergétique, pas	Postures, pas, intensité, dépense énergétique	Coups, intensité, port/non-port	Intensité, activity type, posture	Energy expenditure, METs, activity counts	Dépense énergétique, temps passé en intensité modérée à vigoureuse, pas	Type d'activité, dépense énergétique	Dépense énergétique
Logiciel	Respironics Actiware	Actilife	ActivPAL	OM GUI	GENEActivPC	RT3 Assist	Manager d'activité en ligne	ActView (GaitView)	Actiheart
Fréquence	32 Hz	30-100 Hz	20-80 Hz	12.5Hz - 100hz	10-100 Hz	2-10 Hz	32	32 Hz	32Hz
Amplitude	0,05 - 2g	±8G	2g	±2 / 4 / 8 / 16g	± 8g	0,05 -2g	±2g	Non renseignée	>±2.5g

Tableau 5 Spécifications des différents appareils accélérométrique principalement utilisés.

Tableau adapté et complété à partir de (Strath, Kaminsky et al. 2013). * L'Armband SenseWear et le RT3 ne sont plus commercialisés.

2. Introduction

2.2.2. Approche classique : les coups par minutes

La mesure de l'activité physique à l'aide de l'accélérométrie est un processus à plusieurs niveaux impliquant des protocoles pour le recueil, l'analyse et l'interprétation des données. Ces protocoles représentent un ensemble de règles utilisé dans la recherche pour s'assurer de la qualité des résultats, des conclusions des études et, dans une certaine mesure, permettre la comparabilité des études (Shephard 2016). Bien qu'il y ait la plupart du temps des approches reconnues pour chaque étape, ce sont bien souvent les hypothèses de recherche ou simplement la praticité qui définissent le protocole à suivre. Nous détaillerons et discuterons dans un premier temps les procédures habituellement reconnues lors d'une approche classique de l'accélérométrie, basée sur l'utilisation des coups par minute. Nous aborderons ensuite les problématiques de détection du non-port de l'appareil et de la période de sommeil (préalables indispensables à la mesure du comportement d'activité pendant l'éveil), des critères de validité des enregistrements et du placement de l'appareil. Puis nous détaillerons les métriques découlant de l'utilisation des coups, les plus fréquemment utilisées avec un focus particulier sur leur éventuelle validation et leurs limites (notamment pour l'estimation de la dépense énergétique et l'intensité des épisodes d'activité).

a) Mise en œuvre du recueil et traitement initial de l'accélérométrie

La première étape du traitement de l'accélérométrie est la traduction de l'accélération mesurée en une information permettant de décrire les comportements individuels. Les avancées technologiques permettent aujourd'hui aux différents appareils sur le marché de remplir la plupart des critères nécessaires à l'obtention de données de haute résolution. Les sorties dérivées du signal et l'accélération enregistrée sont de ce fait assez similaires entre les différentes marques, même si des différences sont notables à faible amplitude (Rowlands, Yates et al. 2016). Les différences de résultats, selon les études et les outils, découlent dès lors essentiellement du traitement des données, dont la première phase, l'obtention de coups accélérométriques est souvent fermée, spécifique et propriétaire des fabricants (van Hees 2017). Le choix de la fréquence d'échantillonnage, de la période d'analyse, de la durée d'enregistrement, des algorithmes de détection des périodes de non-port de l'appareil et du cycle veille/sommeil, du placement de l'appareil ainsi que des critères de validité sont autant d'éléments qui vont également influencer grandement les résultats avant même le calcul des métriques. Ceci explique la difficulté aujourd'hui de comparer les résultats des différentes études, même si des protocoles standardisés ont été proposés par différents comités d'experts (Tudor-Locke, Barreira et al. 2015).

Les coups accélérométriques

Le besoin d'obtenir une unité représentative du mouvement humain et les limitations historiques des capacités de stockage des appareils ont mené au développement des « coups accélérométriques ». Il s'agit d'une métrique du signal électrique digitalisé, filtré, amplifié et synthétisé sur une période donnée (initialement une minute, puis progressivement des

2. Introduction

périodes plus courtes 30, 15, 10 puis 1 seconde(s)). Jusqu'aux années 2010, par souci d'économie du stockage et des batteries, seules ces données synthétiques étaient stockées.

La conversion du signal brut en coups repose sur un processus d'intégration de l'accélération rectifiée et filtrée sur une période de temps (par seconde, par minute ...). Les coups peuvent ainsi être calculés comme :

$c[n] = \alpha \sum_{k=nN-N+1}^{nN} \theta(|x_{BP}[k]|)$, où N est la durée de la période, θ une fonction non linéaire appliqué sur le signal filtré et α est un facteur de conversion.

La valeur des ces coups est ainsi basée sur la fréquence et l'intensité du signal brut. L'accélération liée au spectre du mouvement humain évoluant au sein de bandes de fréquence limitées, le choix des paramètres du filtre passe bande est en général réalisé avec pour objectif la séparation de l'accélération associée aux mouvements humains de celles associées à la gravité ou au bruit ambiant. Du fait de choix différenciés concernant les bornes et la forme des filtres utilisés, le processus de conversion du signal brut aux coups par minute n'est pas reproductible d'une marque à une autre puisqu'il s'agit d'un traitement propriétaire fermé. Tout l'enjeu est de supprimer le bruit (y compris par exemple les accélérations liées à l'utilisation de la voiture) sans impacter la détection de mouvements et d'activités d'intérêt.

Lorsque les coups sont calculés à partir d'accéléromètres triaxiaux, la norme (ou vecteur magnitude) est habituellement calculée dans un second temps comme suit :

$$c_{VM} = \sqrt{c_x^2 + c_y^2 + c_z^2}$$

Comme le précise, Chen et al. « ce que signifie vraiment un coup d'activité est souvent peu clair, physiquement et physiologiquement » (Chen and Bassett 2005), même si on peut rappeler que l'utilisation de l'accélérométrie pour la mesure de l'activité physique repose sur le postulat d'une relation plus ou moins linéaire entre ces coups et l'intensité du mouvement ou de l'activité.

Choix de la fréquence d'échantillonnage

Les méthodes de conversion du signal brut en coups ont été initialement développées à partir d'une fréquence d'échantillonnage spécifique. Ces méthodes de traitements ont ensuite été généralisées pour les autres fréquences d'échantillonnage sans modifications des procédures. L'Actilife applique par exemple la même méthode de conversion initialement développée pour une fréquence de 30 Hz lors de l'utilisation d'une fréquence d'échantillonnage de 60 ou 100 Hz. Certaines études suggèrent que le choix de la fréquence pourrait impacter les résultats (du fait de phénomènes de repliement sur spectre du signal)(Brond and Arvidsson 2016).

Période d'analyse

L'étude de l'accélérométrie repose sur le calcul de coups accélérométriques et de métriques par rapport à une période donnée (par seconde, par 10, 15 secondes, par minute ...) qui peut

2. Introduction

varier selon les études (Sievanen and Kujala 2017). Le choix de la durée de cette période ('epoch' en anglais) n'est pas anodin. Elle va en effet entraîner une modulation de la résolution temporelle par un effet de moyennage des données analysées. Des périodes longues permettent le lissage des variations parasites, et peuvent être pertinentes lorsqu'un état stable est difficile à atteindre. En revanche, certaines informations associées aux activités physiques et sédentaires peuvent être altérées si une période trop longue est choisie. À l'inverse, une période plus courte peut permettre de capturer des activités intermittentes ou sporadiques, chez l'enfant par exemple. Le choix de la période est également à prendre en compte lors de l'utilisation des algorithmes de dépense énergétique et des seuils développés pour définir les différentes zones d'intensité qui ont, en général, été calibrées pour des périodes définies (Banda, Haydel et al. 2016).

En l'absence d'accès aux données brutes et en cas de stockage direct des données agrégées, il n'est pas possible de revenir à une analyse sur des périodes courtes à partir de métriques calculées sur de plus longues périodes (e.g. passer des coups par minute en coups par seconde), alors que l'inverse est toujours réalisable (e.g. passer des coups par seconde en coups par minute).

Détection du non-port d'un appareil

Une fois les coups par minutes calculés, la 2^{ème} étape du traitement de l'accélérométrie consiste à identifier les périodes pendant lesquelles l'appareil n'a pas été porté par le sujet afin d'analyser uniquement les portions de signal contenant des informations d'intérêts (activité pendant l'éveil et/ou temps de sommeil). Une des questions sous-jacentes est de savoir si les données recueillies sont représentatives du mode de vie habituel de l'individu, ou si elles sont associées à des périodes spécifiques (et éventuellement non représentatives de l'ensemble du nyctémère en cas de temps de non-port trop élevé).

Différents algorithmes basés sur les coups (le plus souvent les coups par minutes) ont ainsi été développés. Une des principales difficultés est de distinguer les périodes de non porté et les périodes de sédentarité, pendant lesquelles le nombre de coups n'est pas forcément discriminant (Choi, Liu et al. 2011). Ces algorithmes reposent sur la probabilité qu'une période prolongée d'inactivité corresponde à une période où l'appareil n'est pas porté.

Un des premiers modèles de détection des épisodes de non-port d'un appareil a été développé par Troiano et al., en se basant sur les coups de l'axe vertical enregistré par l'actigraph7164 uniaxial porté à la hanche. Ces auteurs définissent ces périodes à partir d'un intervalle d'au moins 60 minutes consécutives caractérisées par l'absence de coups, avec une tolérance d'interruption d'une ou deux minutes d'intensité comprises entre 0 et 100 coups (Troiano, Berrigan et al. 2008). Une grande partie des études utilisant le NHANES se base sur une procédure impliquant cette définition (Tudor-Locke, Camhi et al. 2012)

Le choix de la fenêtre de temps et des paramètres d'interruption autorisés a été exploré par Choi et al. qui proposent d'étendre la fenêtre à 90 minutes en autorisant une interruption de

2. Introduction

2 minutes si aucun coup n'a été détecté 30 minutes en amont et 30 minutes en aval de l'interruption (Choi, Liu et al. 2011). Choi et al. montrent que cet algorithme a de meilleures performances que celui de Troaino et al. (Choi, Ward et al. 2012). Ces auteurs montrent que l'utilisation du vecteur magnitude (VM) plutôt que les seuls coups de l'axe vertical est également plus performante. Après avoir comparé l'identification des périodes de non-port en se basant sur des carnets, sur des algorithmes automatiques, ou bien les deux, Peeters et al. recommandent également d'utiliser un algorithme automatique basé sur 90 minutes consécutives à zéro coups, mais sans autoriser d'interruption (Peeters, van Gellecum et al. 2013). Les intervalles de plus faible durée, comme les 60 minutes utilisées dans la majorité des études liées au NHANES (Tudor-Locke, Camhi et al. 2012), seraient moins appropriés avec une chute de la spécificité et sensibilité (Choi, Liu et al. 2011, Jaeschke, Luzak et al. 2017). Cependant l'étude de Peeters et al. présente un pourcentage de mauvaise classification plus faible avec une fenêtre de 20 minutes soulignant l'intérêt de ce seuil moins restrictif dans certains cas, notamment chez les sujets en surpoids ou chez l'enfant (Peeters, van Gellecum et al. 2013, Berendsen, Hendriks et al. 2014, Janssen, Basterfield et al. 2015). Le choix des paramètres pourrait ainsi dépendre de la population d'intérêt. Migueles et al. recommandent d'utiliser un seuil de 60 minutes passées à zéro coup par minute sans interruption chez l'adulte, et 90 minutes avec 2 minutes d'interruption chez la personne âgée (Migueles, Cadenas-Sanchez et al. 2017).

L'application de ces différents algorithmes aboutit à des durées de port différentes, qui diminue la comparabilité entre les études (Peeters, van Gellecum et al. 2013). La durée de port est définie comme la durée totale des 24h à laquelle est soustraite la durée de non-port.

L'ensemble de ces méthodes repose sur les coups accélérométriques et présentent des limites inhérentes à cette unité, issue d'un filtrage préalable (et donc à la suppression d'une partie du signal). Jouer sur la fenêtre de temps permet de s'assurer qu'il ne s'agit pas simplement d'artefact, néanmoins les périodes de non-port d'un appareil restent facilement confondues avec le sommeil ou des périodes sédentaires (assis devant la télé, immobile notamment chez les personnes très sédentaires). En effet peu de coups, voire aucun, peuvent être enregistrés lors d'activités sédentaires ou de faible intensité. La mesure de la température corporelle, ou les récents capteurs capacitifs de proximité sont un atout crucial pour reconnaître les périodes de non-port (Zhou, Hill et al. 2015) ; cependant peu de capteurs en sont équipés. Il est de plus nécessaire que le capteur soit proche de la peau pour pouvoir effectuer ces mesures alors que de nombreux accéléromètres se portent sur une ceinture textile élastique et par-dessus les vêtements. Le développement des protocoles basé sur 24h d'enregistrement a permis de réduire l'impact du temps où l'appareil n'était pas porté et a ouvert la possibilité de l'étude du sommeil par l'accélérométrie.

Détection du sommeil et des variables associées au sommeil

L'identification des périodes d'appareil non porté est étroitement liée à la détection du sommeil puisqu'il s'agit de périodes prolongées, caractérisées par des mouvements très

2. Introduction

limités. Les algorithmes de détection d'appareil non porté sont donc souvent complémentaires, ou intégrés dans les algorithmes d'identification du sommeil (Sadeh, Sharkey et al. 1994, Tudor-Locke, Barreira et al. 2014, Barreira, Schuna et al. 2015).

L'utilisation de l'accélérométrie au poignet a été utilisée de longue date par les spécialistes du sommeil pour identifier et caractériser le sommeil et les rythmes veille/sommeil des individus en ambulatoire ou dans le cadre d'études épidémiologiques. Contrairement à la polysomnographie, utilisée comme référence dans le domaine du sommeil mais impossible à mettre en place à large échelle, l'accélérométrie ne permet pas d'identifier le sommeil réel en tant que tel. D'une façon générale, les algorithmes de détection du sommeil s'appuient sur la détection de périodes d'inactivité ou de faible activité en prenant en compte des tranches horaires et établissent, pour chaque minute, une probabilité de correspondre à de l'éveil ou du sommeil grâce à des équations linéaires prédictives prenant en compte différents paramètres tels que la moyenne pondérée ou la déviation standard des coups des x minutes précédentes et/ou y minutes subséquentes. Ces équations développées pour des accéléromètres portés au poignet ont été modélisées dans les années 1990 en référence avec des polysomnographies réalisées dans des conditions expérimentales. Parmi les modèles développés sur la base des coups, les modèles de Cole et al. (Cole, Kripke et al. 1992), de Sadeh et al. (Sadeh, Sharkey et al. 1994), les deux algorithmes les plus connus et les plus largement utilisés chez l'adulte (Zinkhan and Kantelhardt 2016), ont été adaptés pour une utilisation avec des accéléromètres fixés à la hanche. Brièvement, l'algorithme de Cole et al. calcule la moyenne pondérée des coups pendant les quatre minutes précédant et les deux suivant la minute d'intérêt afin de classer la période en sommeil ou éveil. La minute d'intérêt est classée comme du sommeil si $S < 1$ selon :

$$S = 0.0033 * (1.06 * CPM_{-4} + 0.54 * CPM_{-3} + 0.58 * CPM_{-2} + 0.76 * CPM_{-1} + 2.3 * CPM_0 + 0.74 * CPM_1 + 0.67 * CPM_2)$$

Ces auteurs ont montré sur un échantillon de 21 sujets adultes que leur algorithme utilisé avec un accéléromètre fixé au poignet permettait de discriminer correctement l'état de veille et de sommeil pour 88% du temps au regard de la polysomnographie (Cole, Kripke et al. 1992).

L'algorithme de Sadeh et al. est basé sur un modèle linéaire impliquant quatre paramètres : les coups sur une fenêtre de 11 minutes autour de la minute étudiée (F11), le nombre de minutes dans cette fenêtre avec une activité entre 50 et 100 coups (Na), la déviation standard des coups par minute et des 5 minutes précédentes (SD6) et le logarithme du nombre de coups durant la minute suivante ($\ln(CPM)$).

$$Ps = 7.601 - 0.065 * F11 - 1.08 * Na - 0.056 * SD6 - \ln(CPM)$$

Ps correspond à la probabilité que la minute soit en sommeil ; si $Ps \geq 0$ alors la minute est classée en sommeil. Ces auteurs obtiennent ainsi un taux d'agrément de 93% par rapport à la polysomnographie dans un échantillon de 20 adultes et 16 adolescents portant, là encore, un accéléromètre au poignet (Sadeh, Sharkey et al. 1994).

2. Introduction

Au-delà de la distinction période d'éveil/sommeil, les différents algorithmes permettent généralement d'identifier le temps total passé au lit (de l'heure du coucher à celle du lever), l'heure d'endormissement initial et d'éveil final, le temps total de sommeil, le nombre et la durée des épisodes de sommeil ainsi que des indices de qualité de sommeil.

En 2014 Tudor-Locke et son collaborateur Barreira ont proposé une adaptation de l'algorithme de Sadeh pour une utilisation avec des accéléromètres fixés à la hanche (Tudor-Locke, Barreira et al. 2014). Différents raffinements ont été ajoutés à l'algorithme de Sadeh et al. pour pallier la moindre sensibilité aux mouvements nocturnes lors des cycles de sommeil de l'accéléromètre fixé à la hanche. A titre d'exemple la première période est identifiée comme la première période de sommeil débutant par 5 minutes consécutives de sommeil sans interruption et durant au moins 160 minutes (avec une tolérance d'interruption de 2 minutes). Des critères similaires prenant en compte la durée des périodes potentielles de sommeil et les intervalles entre deux périodes sont proposés pour identifier les différents cycles de sommeil au cours de la nuit et les distinguer d'éventuelles périodes pendant lesquelles le capteur n'est pas porté. Cet algorithme, dont une version améliorée a été proposée par Barreira et al. (Barreira, Schuna et al. 2015), a été validé dans un échantillon de 104 sujets en comparaison des journaux de sommeil (Barreira, Redmond et al. 2018). C'est l'algorithme le plus fréquemment utilisé aujourd'hui pour la détection du temps passé au lit et des phases de veille/sommeil à la fois chez l'adulte et l'enfant (Tudor-Locke, Barreira et al. 2015). Sa large diffusion a été facilitée par la mise à disposition d'un programme SAS open-source, à la suite de son utilisation dans la cohorte NHANES. Il convient toutefois de garder à l'esprit qu'il ne s'agit pas, contrairement à la polysomnographie et à l'EEG, d'une mesure directe du sommeil mais d'une estimation probabiliste du temps passé au lit et supposément à dormir.

Encore une fois, les coups peuvent apparaître comme limitant pour discriminer des périodes de quasi-immobilité. Des études pointent ainsi du doigt les limites de la détection du sommeil par l'accélérométrie, notamment au niveau de la hanche, et l'intérêt d'y associer de méthodes complémentaires telles que les journaux de suivi afin d'en améliorer les performances (Sadeh 2011, Sievanen and Kujala 2017). Zinkhan et al. ont récemment réévalué l'agrément entre la polysomnographie et les données fournis par deux accéléromètres tri-axiaux, le GT3X+ et le SOMNOWatch plus, avec un focus particulier sur l'impact du placement (hanche pour le GT3X+ ; hanche et poignet pour le SOMNOWatch plus), chez 100 adultes (Zinkhan, Berger et al. 2014). La détection du sommeil a été réalisée à l'aide des logiciels compagnons de ces deux accéléromètres, avec l'algorithme de Cole et al. pour le premier, celui de Dick et al. pour le second. Cette étude confirme une surestimation du temps total de sommeil par l'accélérométrie, plus importante lors du placement à la hanche (+79 min en moyenne) que pour le poignet (+8.3 min en moyenne); une sous-estimation du nombre et du temps (-60 min en moyenne) d'éveils après l'endormissement se traduisant par une surestimation de l'efficacité du sommeil sans différence majeure entre les appareils/algorithmes pour la hanche. Ces données confirment la difficulté de différencier

2. Introduction

avec des algorithmes reposant sur les coups accélérométriques le temps passé au lit et le temps de sommeil, probablement quel que soit l'algorithme et le capteur utilisés.

La durée de port-éveillé correspond à la durée totale des 24h à laquelle est soustraite le temps identifié comme du sommeil et les périodes de non-port pendant l'éveil. Cette durée est souvent utilisée comme critère de validité des enregistrements. Elle sert également de temps de référence pour les différentes métriques associées à l'activité physique exprimées en pourcentage.

Critères de validité des enregistrements

Les protocoles de recherches basés sur l'accélérométrie impliquent classiquement deux types de profils temporels :

- Ceux basés sur un enregistrement uniquement pendant les heures passées éveillé ; il est demandé au sujet de retirer son appareil pendant la nuit. C'était notamment le cas lorsque les appareils devaient être rechargés régulièrement
- Ceux basés sur un enregistrement sur 24h, englobant les périodes d'éveil et de sommeil. Ces derniers sont de plus en plus appliqués avec, à l'appui, globalement une meilleure compliance des sujets, qui n'oublie pas de remettre l'appareil au lever et qui ne l'enlève pas au coucher alors qu'un temps long entre le coucher et l'endormissement est parfois observé (lorsque le sujet regarde la télévision au lit par exemple).

Un consensus a émergé autour de l'utilisation du seuil de 10 heures d'enregistrement minimum pendant l'éveil avec un appareil porté, pour définir une journée valide (Matthews, Hagstromer et al. 2012, Tudor-Locke, Camhi et al. 2012, Shephard 2016). Par convention, un minimum de 4 jours valides est considéré comme pertinent pour considérer un enregistrement comme représentatif du mode de vie habituel mais de nombreuses études se basent sur un nombre de jour différent (Tudor-Locke, Camhi et al. 2012, Sievanen and Kujala 2017). Certains auteurs indiquent que les 4 jours devraient comprendre au moins un jour de week-end. Il n'y a pas en fait de réel consensus et le choix de ces paramètres dépend fortement de la population d'étude, de la période d'enregistrement initialement mise en œuvre et probablement de la qualité des données recueillies. D'une façon générale il a pu être montré qu'une moindre compliance (un temps de port d'appareil plus faible) impacte plus l'estimation du temps d'activité de très faible intensité comme marqueur de sédentarité (sous-estimation) que celle de l'activité physique. En effet le retrait de l'accéléromètre est particulièrement observé en fin de journée, période plus souvent consacrée à des occupations sédentaires (Tudor-Locke, Johnson et al. 2011)

Placement de l'accéléromètre

Une problématique déterminante de l'accélérométrie est le placement de l'accéléromètre. Les différents sites ne sont pas impactés de la même manière par les mouvements corporels. Les placements les plus communs d'accéléromètres se situent à la hanche, au poignet, à la

2. Introduction

cheville et à la cuisse, mais il est également possible de les disposer à d'autres endroits (tronc, nuque, oreilles, doigts ...). Le positionnement se fait classiquement grâce à une ceinture, une sangle ou un patch autocollant.

Le choix du placement de l'appareil a un impact important sur les interprétations de l'accélération, puisque les mouvements mesurés à chaque segment corporel ne sont pas forcément représentatifs des mouvements de l'ensemble du corps et de chacun des membres (Matthews, Hagstromer et al. 2012, Boerema, van Velsen et al. 2014). Un accéléromètre à la hanche permettant la capture des mouvements associés au centre de masse, ce placement est recommandé pour l'étude des populations et des comportements sédentaires (Rosenberger, Haskell et al. 2013). D'un autre côté, un appareil au poignet peut permettre d'atteindre un meilleur taux de port car mieux accepté par les individus (McLellan, Arthur et al. 2018). Ce placement permet de capter les mouvements des bras, même en posture statique, ce qui est particulièrement utile pour l'étude du sommeil. Cet avantage peut en revanche introduire un biais puisqu'une forte accélération peut être enregistrée du fait des mouvements des mains, y compris lors d'une activité de faible ou très faible intensité. Un accéléromètre à la cheville peut apparaître plus approprié lors de l'étude des démarches et cadences de pas. Les profils d'accélération enregistrés sont ainsi spécifiques aux différents positionnements. Une mesure idéale pourrait comprendre l'enregistrement à partir de plusieurs sites, cependant cette méthode est associée à un dispositif plus encombrant pouvant entraîner une baisse de l'adhésion des sujets au port des appareils.

La hanche a été classiquement utilisée et validée par rapport aux autres localisations particulièrement pour la comptabilisation du temps passé en périodes de très faible intensité (sédentarité), mais également pour les activités d'intensité modéré à intense et le calcul des pas (Rosenberger, Haskell et al. 2013, Tudor-Locke, Barreira et al. 2015). Aujourd'hui, la cuisse et le poignet sont également mis en avant comme présentant un intérêt particulier. L'ActivPal propose un placement à la cuisse grâce à un patch autocollant. Efficace pour discriminer la posture assise ou allongée de la posture debout ou ambulatoire, cette localisation est moins performante en ce qui concerne la différenciation entre allongé et assis. Les irritations soulèvent également des questions quant à l'utilisation du patch. Un regain d'intérêt est aujourd'hui porté au poignet notamment grâce au développement des bracelets connectés. Swartz et al. se sont très tôt intéressés à ce placement révélant toutefois de faibles performances quant à l'estimation de la dépense énergétique à partir des coups par minutes (Swartz, Strath et al. 2000). Il reste cependant un emplacement de choix pour ce qui est de l'étude du sommeil bien que quelques études suggèrent également de bonnes performances à la hanche (Kinder, Lee et al. 2012).

L'accélération enregistrée au niveau d'un segment corporel donné est particulièrement dépendante de l'activité réalisée, mais également de la manière dont elle est réalisée. Cette réalisation peut être profondément affectée par certaines pathologies ou certaines caractéristiques de l'individu, telles que la présence d'une obésité, impactant différemment le mouvement des différentes articulations (e.g. hanche, cheville ou poignet) (Lai, Leung et al.

2. Introduction

2008). Aucune étude n'a pour le moment exploré l'interaction entre le placement de l'accéléromètre et le statut pondéral des individus.

Dans tous les cas il convient d'interpréter les données en tenant compte de cette localisation, sachant que, pour ce qui concerne les coups accélérométriques, les équations de prédiction de la dépense énergétique et les seuils ont principalement, voire quasi exclusivement été développées pour des accéléromètres fixés à la hanche. Le logiciel Actilife, associé à l'accéléromètre triaxial Actigraph™, propose un système d'équations de « correction » des coups accélérométriques mesurés au poignet pour les ramener au niveau des coups accélérométriques mesurés à la hanche. La validité de ce système d'équations n'a toutefois, à notre connaissance jamais été évaluée.

Métriques issues des coups

Après avoir identifié les périodes d'éveil valides, c'est-à-dire pendant lequel l'appareil est porté, l'étape suivante consiste à estimer différents indicateurs, reflétant au mieux la pratique d'activité physique et ses caractéristiques au cours du nyctémère. A cette fin, de nombreuses métriques définies à partir des coups accélérométriques ont été développées et décrites, au premier rang desquels 1) l'estimation de la dépense énergétique (kcal, MET) associée à l'activité physique et 2) la définition de seuils permettant de déterminer le temps passé dans les différents niveaux d'intensité que ce soit pour les activités d'intensité modérée à vigoureuse (MVPA) ou les activités de très faible intensité (souvent identifiées comme sédentaires, à tort puisqu'il n'y a pas de détection de la posture). A côté de ces métriques historiques centrées sur la composante énergétique de l'activité physique, d'autres métriques ont été proposées et peuvent être classées en indicateurs de volume, d'intensité, de rythme et de cadence, ou de durée (Tudor-Locke, Barreira et al. 2015, Shephard 2016).

Estimation de la dépense énergétique

Différentes équations d'estimation de la dépense énergétique ont été développées à travers des modèles régressifs s'appuyant sur les coups accélérométriques, dont les principales associées à la mesure de l'accélérométrie à la hanche sont présentées dans le Tableau 6.

Combinée à l'équation Energie-Travail de Williams (98), l'équation de Freedson compte parmi les précurseurs du domaine. Elle repose sur l'hypothèse d'une relation linéaire entre l'accélérométrie (axe vertical uniquement) et la dépense énergétique, modélisée lors de sessions de marche sur tapis roulant à trois vitesses différentes (Freedson, Melanson et al. 1998). Swartz et al. ont utilisé une approche similaire mais basée sur un ensemble d'activité plus représentatives de la vie quotidienne (Swartz, Strath et al. 2000), expliquant des coefficients différents, bien que l'équation utilise également les coups accélérométriques de l'axe vertical. L'adaptation de l'équation de Freedson par Sasaki et al. (Sasaki, John et al. 2011) repose sur l'utilisation du vecteur magnitude (VM) au-delà de 2453 coups par minutes, toujours associée à l'équation Energie-Travail de Williams pour les valeurs inférieures à 2453 coups par minutes. (Sasaki, John et al. 2011) Cette équation est privilégiée dans le logiciel

2. Introduction

Actilife et utilisée dans de nombreuses études (Chomistek, Yuan et al. 2017). De façon un peu plus complexe, pour essayer de prendre en compte le caractère non-linéaire de la relation entre les coups accélérométriques et l'intensité de l'activité, Crouter et al. proposent une équation en deux régressions en fonction du coefficient de variation du signal (Crouter, Churilla et al. 2006, Crouter, Kuffel et al. 2010).

Référence	Année	Equation	Axe	Validation
Equation Energie-Travail de Williams (theactigraph.com)	1998	$\text{kcal}=\text{cpm} * 0.0000191 * \text{MC}$	VA	-
(Freedson, Melanson et al. 1998)	1998	Si $\text{cpm} > 1951$ $\text{kcal}/\text{min} = 0.00094 * \text{cpm} + (0.1346 * \text{MC} - 7.37418)$ Sinon $\text{kcal}/\text{min} = \text{cpm} * 0.0000191 * \text{MC}$	VA	(Lyden, Kozey et al. 2011)
(Swartz, Strath et al. 2000)	2000	$2.606 + (0.0006863 * \text{cpm})$	VA	(Lyden, Kozey et al. 2011)
(Crouter, Kuffel et al. 2010)	2010	Si les $\text{cp}10\text{sec} \leq 8$, $\text{DE} = 1.0 \text{ MET}$ Si $\text{cp}10\text{s} > 8$ et $\text{CVcp}10\text{s} \leq 10$ $\text{DE} = 2.294275 * e^{0.00084679 * \text{cp}10\text{s}}$ Si $\text{cp}10\text{s} > 8$ et $\text{CVcp}10\text{s} > 10$ $\text{EE} =$ $0.749395 + 0.716431 * \ln(\text{cp}10\text{s}) - 0.179874 * \ln(\text{cp}10\text{s})^2 +$ $0.033173 * \ln(\text{cp}10\text{s})^3$	VA	(Lyden, Kozey et al. 2011, Plasqui, Bonomi et al. 2013)
(Sasaki, John et al. 2011)	2011	Si $\text{VMcpm} > 2453$ $\text{kcal}/\text{min} = 0.001064 * \text{VMcpm} + 0.087512 * \text{MC} - 5.500229$ Sinon $\text{Kcal}/\text{min} = \text{cpm} * 0.0000191 * \text{MC}$	VM	(Chomistek, Yuan et al. 2017)

Tableau 6 Equations classiquement utilisées pour l'estimation de la dépense énergétique liée à l'activité physique à partir des coups par minutes.

MC = masse corporelle (kg) ; cpm = coups par minutes ; cp10s = coups par 10 secondes ; CVcp10s = Coefficient de variation des coups par 10 secondes ; DE = dépense énergétique ; VA = axe verticale ; VM = vecteur magnitude des trois axes.

Les estimations issues de ces équations peuvent être utilisées pour donner une estimation de la dépense énergétique liée à l'activité physique mais également définir des seuils permettant par exemple de savoir si une population atteint les recommandations (i.e. un temps de pratique donné dans une zone d'intensité spécifique). Il est cependant important de noter que le développement de ces modèles varie grandement à travers la littérature et que des limites sont soulevées quant à leurs performances (Lyden, Kozey et al. 2011). Les équipes de recherche se doivent ainsi d'examiner de manière critique les implications associées à l'utilisation des équations dans une population spécifique.

2. Introduction

Seuils d'intensité

Les coups par minute, supposés être représentatifs de l'intensité du mouvement enregistré, peuvent être utilisés- pour classer les activités dans différentes classes d'intensité : très légère, légère, modérée, vigoureuse. Les seuils d'intensité ainsi définis répondent à deux problématiques. La première est l'intérêt de connaître le temps passé en activités d'intensité modérée à vigoureuse notamment pour établir un lien avec les recommandations officielles. La deuxième est d'obtenir des indicateurs de l'intensité de mouvement au-delà de la dépense énergétique qui continue d'être difficile à estimer. Il existe de nombreux seuils développés (cf. Tableau 7) qui diffèrent car ils sont chacun développés à partir de protocoles impliquant des activités spécifiques, différentes selon les études, souvent réalisées en laboratoire et rarement représentatives de la vie quotidienne.

Des seuils d'intensité ont également été utilisés pour identifier les périodes de sédentarité. Le terme « sédentarité » mentionné ici ne reflète pas réellement la sédentarité puisque les seuils n'impliquent que l'intensité, la posture n'entrant pas en ligne de compte, raison pour laquelle nous utiliserons dans ce document la terminologie activité physique de très faible intensité. La revue de Migueles et al. (Migueles, Cadenas-Sanchez et al. 2017) rapporte une utilisation quasi systématique du seuil de 100 coups par minute comptabilisés sur l'axe vertical pour définir les périodes de « sédentarité » ou d'activité physique d'intensité très légère chez l'adulte pour un accéléromètre porté à la hanche. Ce seuil est originellement le seuil de référence établi par Freedson et al. (Freedson, Melanson et al. 1998). Des seuils plus élevés par exemple à 150 pour l'adulte (Kozey-Keadle, Libertine et al. 2011) ou même 1492 coups par minute pour l'enfant (Migueles, Cadenas-Sanchez et al. 2017) existent, ces choix restent largement minoritaires. De façon logique, plus récemment des seuils ont également été définis pour le vecteur magnitude (i.e norme de des 3 axes) mais sont peu utilisés (Shiroma, Schepps et al. 2016).

Pour les activités non sédentaires, les seuils utilisés par les différentes études sont moins homogènes. Comme rapporté par Konstabel et al., la plupart des seuils utilisés dans la littérature pour différencier les activités d'intensité légère des activités d'intensité modérée se situent entre 2120 et 2336 coups par minutes enregistrés sur l'axe vertical (Konstabel, Chopra et al. 2019). Troiano et al. utilisent la moyenne des seuils de 4 études chez l'adulte pour établir un seuil à 2020 coups pour les intensités modérées, c'est-à-dire 3 METS ou plus (Troiano, Berrigan et al. 2008). Les activités vigoureuses sont habituellement définies par un seuil entre 3520 et 4450 coups par minute (Konstabel, Chopra et al. 2019) ; Troiano et al proposent quant à eux un seuil de 5999 coups par minute pour définir les activités supérieures à 6 METS (Troiano, Berrigan et al. 2008). Les principaux seuils d'intensité historiquement utilisés pour l'activité physique sont récapitulés dans le Tableau 7. On retrouve les seuils définis par Sasaki et al. à partir du vecteur magnitude qui sont majoritairement utilisés et conseillés dans la littérature (Migueles, Cadenas-Sanchez et al. 2017), ainsi que ceux défini par Troiano et al., repris dans les études du NHANES. Il existe clairement un manque de standardisation concernant ces seuils.

2. Introduction

	Très légère Ou "Sédentarité"*	Légère	Moderée	Vigoureuse	Très vigoureuse	Axe	Condition de développement des seuils
(Freedson, Melanson et al. 1998)	100	1952	1952- 5724	5725-9498	>9499	VA	Marche et course sur tapis roulant, N=50, hommes et femmes (moyenne d'âge ~ = 24 ans)
(Matthews 2005)	100	100- 759	760-5725	>5726	-	VA	Validation croisée issues de plusieurs études
(Troiano, Berrigan et al. 2008)	100	101- 2019	2020- 5998	>5998	-	VA	Moyenne pondérée de 4 études impliquant des activités sur tapis roulant ou parcours de marche
(Sasaki, John et al. 2011)	-	2690	2691- 6166	6167-9642	>9643	VM	Marche et course sur tapis roulant, N = 50, hommes et femmes (moyenne d'âge = 26.9 ± 7.7 ans)
(Shiroma, Schepps et al. 2016)	174	-	-	-	-	VM	Sept jours de vie libre avec l'activPAL comme référence, n=92, hommes et femmes (moyenne d'âge = 78.4 ± 5.7)

Tableau 7 Seuils d'intensité définis à partir des coups par minute classiquement utilisés.

*Le terme « sédentarité » a été utilisé dans l'ensemble de ces études mais les seuils associés ne peuvent en réalité pas discriminer les activités d'intensité très légères du comportement sédentaire puisqu'aucun d'eux ne prend en compte la posture.

2. Introduction

Indicateurs temporels et fractionnement

Les différents seuils d'intensité définis à partir des coups par minutes permettent de classer le temps accumulé dans chaque tranche d'intensité. Il est ainsi possible d'identifier des périodes ou sessions (bouts en anglais) d'activité de durée variable. Le temps accumulé au cours des périodes d'activité de très faible intensité (« sédentarité) de plus de 20, 30 ou 90 minutes (Diaz, Howard et al. 2017) et des périodes d'intensité modérée à vigoureuse de plus de 5 et de plus de 10 minutes est classiquement comptabilisé (Saint-Maurice, Troiano et al. 2018). Le calcul de ces périodes comprend souvent une tolérance d'interruptions lorsqu'elles représentent moins de 20% de la période d'intérêt (Evenson, Herring et al. 2017, Saint-Maurice, Troiano et al. 2018). Les périodes de plus de 10 minutes d'activités d'intensité modérée à vigoureuse ont été particulièrement utilisées au regard des recommandations préconisant des sessions de minimum 10 minutes d'activité de cette intensité.

Malheureusement l'utilisation des différents seuils et des différentes durées n'étant pas standardisée, cela affecte les interprétations des études. A titre d'exemple, deux études toutes deux basées sur la population adulte issue du NHANES 2003-2006 mettent en avant un temps passé en activités d'intensité légère et d'intensité modérée à vigoureuse sensiblement différents en n'utilisant pas la même classification (Fishman, Steeves et al. 2016, Matthews, Keadle et al. 2016). Ainsi Fishman et al. objectivent un temps passé quotidiennement en occupations « sédentaires » (sans prise en compte de la posture), en activités d'intensité légère et en activités d'intensité au moins modérée de 8.9, 5.3 et 0.2 heures par jour respectivement en utilisant les seuils de Troiano (<100 ; 100-2019, ≥2020 coups par minute sur l'axe vertical). L'étude de Matthews et al., quant à elle, présente pour la même population des chiffres de 8.2, 4.2 et 1.7 heures par jour respectivement en se basant sur les seuils de <100, 100-759, ≥760 coups par minute, soit 8 fois plus de temps pour les activités d'intensité au moins modérée. L'interprétation, notamment au regard des recommandations officielles préconisant 150 minutes d'activité d'intensité au moins modérée par semaine, est ainsi largement impactée par le choix de l'algorithme, lui-même définie en fonction de l'ensemble de données d'apprentissage.

Le nombre de transition ou interruptions (« breaks » en anglais) entre les périodes de comportements « sédentaires » ou activités de très faible intensité et les périodes d'activité physique peut également être calculé. Cet indicateur s'appuie sur les seuils d'intensité précédemment établis. Les transitions sont comptabilisées lorsque les coups par minutes dépassent le seuil de 100 coups par minute pendant au moins une minute après une période passée à <100 coups par minute par exemple (Healy, Dunstan et al. 2008).

Indicateur de volume : les pas

La plupart des fabricants d'accéléromètres propose un traitement par défaut mettant à disposition une unité représentative des pas (« steps » en anglais) réalisés par un individu équipé d'un capteur. Cette variable s'appuie sur un traitement du signal similaire à la conversion du signal brut en coups accélérométriques. Elle est habituellement calculée à

2. Introduction

partir d'une combinaison, spécifique à l'appareil, de seuils de fréquence et d'amplitude et repose sur un traitement propriétaire. Le nombre de pas accumulés sur une période, par jour ou bien par activité ou domaine est souvent utilisé comme marqueur du volume de l'activité physique.

Le nombre de coups accélérométriques accumulés sur la journée est également utilisé comme indicateur de volume de l'activité.

Indicateur de rythme, pic et maximum

Si le nombre de pas par jour est largement accepté en tant qu'indicateur simple du volume quotidien de l'activité physique ambulatoire, cette métrique ne donne cependant pas d'indication sur l'intensité du mouvement. Les cadences associées aux pas, calculées en pas par minute, apportent des informations supplémentaires pour caractériser des profils de marche des populations et sont fortement corrélées à l'intensité de l'activité physique, évaluée par calorimétrie indirecte ($r=0.94$) (Tudor-Locke, Craig et al. 2011). Tudor-Locke et al. proposent de décrire les profils ambulatoires en vie libre en termes de cadences et de pas accumulés sur une période, exprimés en pas par minute. Les cadences sont habituellement classées par tranche d'intensité (légère, modérée, vigoureuse...) en s'appuyant sur des seuils. Le seuil de 100 pas/min est préconisé pour la discrimination des activités d'intensité modérée à intense (Tudor-Locke, Han et al. 2018). Les seuils classiquement utilisés dans ce domaine sont récapitulés dans le Tableau 8 (Tudor-Locke, Han et al. 2018). Le profil d'accumulation des cadences est classiquement présenté sous forme d'un regroupement par bande de cadences incrémenté par pas de 20 ; allant de 0 (pas de mouvement) à plus de 120 pas/min (mouvements de déplacement rapide). Le temps passé dans chaque bande de cadences peut ainsi être calculé (Tudor-Locke, Han et al. 2018). L'indice de cadence maximum représente la moyenne des pas/min calculée sur les minutes consécutives les plus actives d'une journée. Il est classiquement calculé sur 1, 30 ou 60 minutes.

En parallèle à l'indice de cadence maximum, l'indice de pic d'activité a été initialement développé à partir du podomètre Stepwatch. Il s'agit de la moyenne des pas accumulés pendant la minute la plus active du jour. Tudor-Locke a ensuite appliqué ce concept aux sorties de l'ActiGraph et a proposé des indicateurs de pics de cadences sur de périodes de temps variées, e.g. 1, 30 ou 60 minutes (Tudor-Locke, Han et al. 2018). Ces indicateurs sont définis comme la moyenne des pas/min calculée sur les minutes les plus actives mais pas forcément consécutives.

Le pic de cadence capture l'activité ambulatoire naturellement réalisée la plus intense, Ce type de comportement ayant été associé à plusieurs paramètres de santé comme l'IMC ou la condition physique, ce type d'indicateur peut être utilisé dans des objectifs de surveillance, de comparaison d'évaluation ou d'intervention (Barreira, Katzmarzyk et al. 2012, Tudor-Locke, Brashear et al. 2012).

2. Introduction

METRIQUE	DEFINITION
Indicateurs de volume	
Pas/jour	Somme des pas accumulés sur un jour
Coups/jour	Somme des coups accélérométriques accumulés sur un jour
Indicateurs de rythme	
Cadence (pas/min)	Nombre de pas accumulés en une minute
Coups/minutes	Nombre de coups accumulés en une minute
Pics et cadences maximales	
Pic 1 min cadences	Pas/min enregistré sur la minute la plus élevée
Pic 30 min cadence	Moyenne des pas/min calculé sur les 30 minutes, pas forcément consécutives, les plus élevées sur un jour
Pic 60 min cadence	Moyenne des pas/min calculé sur les 60 minutes, pas forcément consécutives, les plus élevées sur un jour
Max 30 min cadence	Moyenne des pas/min calculé sur les 30 minutes consécutives les plus élevées sur un jour
Max 60 min cadence	Moyenne des pas/min calculé sur les 60 minutes consécutives les plus élevées sur un jour
Indicateur temporel	
Absence de pas	Temps total quotidien accumulé pendant les minutes passé à 0 pas/min pendant les périodes de port de l'appareil
Pas occasionnels	Temps total quotidien accumulé pendant les minutes à 20-39 pas/minute
Pas intermittents	Temps total quotidien accumulé pendant les minutes à 40-59 pas/minute
Marche lente	Temps total quotidien accumulé pendant les minutes à 60-79 pas/minute
Marche moyenne	Temps total quotidien accumulé pendant les minutes à 80-99 pas/minute
Marche rapide	Temps total quotidien accumulé pendant les minutes à 100-119 pas/minute
Mouvement ambulatoire plus rapide	Temps total quotidien accumulé pendant les minutes à >120 pas/minute
Mouvement total	Temps total quotidien accumulé pendant les minutes à >0 pas/minute
Mouvement non occasionnel	Temps total quotidien accumulé pendant les minutes à >19 pas/minute
Seuils d'intensité	Temps total quotidien accumulé dans les différents seuils définis dans le Tableau 7

2. Introduction

Activités d'intensité modérée à vigoureuse par période de 10 minutes	Temps total quotidien accumulé pendant les périodes de minimum 10 minutes consécutives dépassant le seuil associé aux activités d'intensité modérée à vigoureuse
Période de sédentarité	Temps total quotidien accumulé pendant les périodes de minimum 10 minutes consécutives en dessous du seuil associé à la sédentarité

Fractionnement

Interruption du temps sédentaire (transition/jour)	Nombre d'occurrence ou les coups passe de <100 coups par minute à 100 coups par minute la minute suivante
--	---

Tableau 8 *Métriques classiquement utilisées pour l'étude de l'accélérométrie.*

Au total une grande variété de variables et métriques est disponible pour caractériser objectivement l'activité physique. La réplication et la comparabilité entre études est de ce fait rendue difficile notamment pour le temps passé en activités d'intensité modérée à vigoureuse ou le nombre de sujets atteignant les recommandations. Les résultats sont en effet dépendants de la définition des seuils d'intensité utilisés. Le temps mesuré en activité d'intensité au moins modérée varie ainsi d'une étude à l'autre indépendamment des caractéristiques de la population étudiée (Migueles, Cadenas-Sanchez et al. 2017). Certains indicateurs, comme les coups et les pas sont également régis par la chaîne de traitements propriétaires associées à un appareil spécifique. Les accéléromètres sont maintenant capables d'enregistrer des données de manière similaire mais il n'y a pas consensus clair sur la définition de l'ensemble des traitements et des métriques issues de l'accélérométrie.

b) *Validation des estimations de la dépense énergétique et des seuils d'intensité*

La validation des méthodes d'estimation de la dépense énergétique et des seuils d'intensité est une étape cruciale dans le développement et l'utilisation d'outils fiables et précis. Idéalement une étude de validation doit remplir plusieurs conditions (Welk, Bai et al. 2019) qui ne sont pas souvent remplies dans le domaine de l'accélérométrie.

- Les critères de validité doivent être définis avec soin en fonction de l'objectif des modèles. Ainsi l'utilisation de la méthode de l'eau doublement marquée en tant que référence apparaît pertinente pour évaluer les performances des modèles d'estimation de la dépense énergétique moyenne en vie libre tandis que la calorimétrie indirecte trouve idéalement sa place dans la validation de la dépense énergétique activité par activité ou de modèles impliquant des seuils d'intensité.
- Les indicateurs de performance doivent apporter des informations sur la validité de l'estimation (la capacité à prédire le critère de référence de façon exacte) à l'échelon du groupe mais également à l'échelon de l'individu. Il est en effet important de garder en tête qu'une méthode peut être juste et relativement précise pour des estimations à l'échelon du groupe et mais manquer de la précision nécessaire pour une estimation au niveau individuel. C'est notamment le cas par exemple lorsque des erreurs par

2. Introduction

sous-estimations chez certains sujets viennent compenser, à l'échelon du groupe, des surestimations chez d'autres sujets. Les applications des modèles impliquant la dépense énergétique étant principalement tournées vers la santé, la composante individuelle est évidemment importante.

- Différents points sont susceptibles d'affecter de façon importante les résultats des études de validation parmi lesquels le choix des données utilisées pour la validation des modèles (représentativité des sujets étudiés et des activités réalisées) et le critère de dépense énergétique de référence (dépense énergétique réellement liée à l'activité physique ou dépense énergétique totale).

Qu'est-ce qu'un bon indicateur de performance ?

La **qualité d'un modèle** (e.g. modèle de dépense énergétique à partir de l'accélérométrie), sa performance, peut être définie comme sa capacité à estimer la mesure de référence, le 'gold standard' (e.g. la mesure de la dépense énergétique par la méthode de l'eau doublement marquée et/ou par calorimétrie indirecte) de façon exacte. Elle est principalement caractérisée par trois dimensions illustrées sur la Figure 9, **son exactitude**, c'est-à-dire à la fois **sa justesse (biais) et sa fidélité (précision et répétabilité)**. Une autre caractéristique intéressante du modèle a trait à **sa linéarité** (l'association linéaire entre l'estimation et le critère de référence). Appréhender la validité (**l'agrément, la concordance**) d'un modèle nécessite de considérer soit séparément soit de façon globale chacune de ces caractéristiques, auxquelles on peut rajouter **sa sensibilité et sa résolution** (la plus petite valeur mesurable et le plus petit intervalle discriminables avec l'estimation). Comme indiqué antérieurement, il convient également de garder en tête qu'une méthode d'estimation peut être fidèle à l'échelon d'un groupe, d'une population et peu précise à l'échelon des individus.



Figure 9 Schéma de la fidélité, de la justesse et de l'exactitude

Pourtant, de nombreuses études basent la validation d'un modèle sur un seul indicateur statistique, le plus souvent un coefficient de corrélation linéaire qui, pour intéressant qu'il soit, n'est pas un pas un indicateur d'agrément ou de concordance. Dans la revue de Welk et al., portant sur les études de validation des capteurs de mouvement (Welk, Bai et al. 2019), 87% des études rapportent cet indicateur.

Le coefficient de corrélation r^2 de Pearson teste et objective la relation de proportionnalité existant entre l'estimation et la mesure de référence, en présupposant que cette relation est

2. Introduction

de nature linéaire, ce qui est fréquent mais n'est qu'un cas particulier des relations possibles. Toutefois, connaître l'association entre deux valeurs est peu pertinent si c'est à la concordance, l'exactitude, que l'on s'intéresse, ce qui est le cas pour l'estimation de la dépense énergétique. En effet, le coefficient de corrélation ne donne aucune information sur la précision et la justesse de l'estimation, notamment sur le biais systématique (l'intercepte de la droite de régression) et sur le biais proportionnel (représenté par la déviation de la droite régression avec la droite d'identité).

Le principe de l'étude de la concordance est d'apprécier l'écart observé entre la valeur estimée et le critère de référence. Schématiquement on peut distinguer trois types d'erreurs ou biais qui idéalement doivent être identifiés par les indicateurs de performance.

- **Le biais systématique** reflète la différence systématique entre l'estimation et le critère de référence, qui s'applique de façon constante à travers l'ensemble de la gamme de valeurs de la mesure. Il peut être évalué par la moyenne des différences entre les deux mesures (mean error ou ME). L'erreur de mesure relative (mean percentage error ou MPE) standardise l'erreur en l'exprimant en pourcentage de la valeur moyenne du critère de référence facilitant ainsi la comparaison entre les études. Ces deux indicateurs reflètent la justesse de l'estimation à l'échelon du groupe ou de la population. La précision de l'estimation à l'échelon du groupe est estimée par l'écart-type des différences.
- **Le biais proportionnel** est une erreur qui est dépendante de la valeur de la mesure, c'est-à-dire qui croît ou décroît en fonction cette valeur. Un biais proportionnel est par exemple identifié si le modèle sous-estime la dépense énergétique lié aux activités d'intensité vigoureuse alors qu'il surestime les activités d'intensité légères. Il peut être estimé à partir de la corrélation entre les erreurs de mesures et la moyenne des couples estimation/critère de validité. Comme le biais systématique, le biais proportionnel est un indicateur de justesse à l'échelon du groupe.
- **L'erreur aléatoire** résulte de la variabilité associée aux mesures répétées (estimation intra sujet par exemple). Elle est attribuable aussi bien à des facteurs individuels (variabilité quotidienne, en fonction de la saison) qu'à des paramètres méthodologiques et techniques en lien avec l'estimation. *Elle influence la précision de la mesure à l'échelon individuelle.*

La méthode graphique de Bland-Altman permet de visualiser le biais systématique, le biais proportionnel ainsi que la précision d'un modèle d'estimation aussi bien à l'échelle du groupe que des individus. Cette méthode consiste à représenter sur un graphe, pour chaque paire estimation/critère de validité, l'erreur de mesure (en ordonnée) en fonction de la moyenne des 2 mesures (en abscisse); les droites correspondant aux biais systématique et proportionnel (qui mesurent la justesse et la précision à l'échelon du groupe); ainsi que les limites d'agrément (LoA) de 95% correspondant à la moyenne des erreurs de mesure ± 1.96 la déviation standard de la différence. Les limites d'agrément renseignent sur l'influence des variations aléatoire sur l'estimation. La méthode graphique de Bland-Altman s'impose ainsi

2. Introduction

comme une méthode complète et un bon reflet de l'agrément d'un modèle même si elle reste une méthode graphique, sans évaluation statistique à proprement parler.

Différents indicateurs de performance, qui prennent en compte à la fois les biais systématique, proportionnel et les erreurs aléatoires permettent d'évaluer directement de façon globale la performance d'un modèle, tel que le coefficient de détermination R^2 (à ne pas confondre avec le coefficient de Pearson). De même l'erreur moyenne absolue (MAE), l'erreur quadratique (MSE) et la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) ou leurs variantes standardisées (le pourcentage d'erreur absolu moyen (MAPE) et les MSE et RMSE normalisés), fournissent des indications de performance globale au niveau individuel. Ces indicateurs basés sur les valeurs absolues des erreurs prennent en compte les erreurs individuelles sans que les erreurs liées aux sous-estimations ou aux surestimations puissent se compenser et s'annihiler. Par exemple, si pour deux participants nous avons respectivement -10 et 10% d'erreur, l'erreur moyenne (ME) sera de 0% alors que la MAPE sera de 20%. La MAPE, et la RMSE normalisées sont recommandées puisqu'elles reflètent les erreurs au niveau individuel et peuvent être directement comparées entre études et entre méthodes. Pour étudier les biais séparément il est possible de calculer une MSE associée à l'erreur systématique et une MSE associée à l'erreur non systématique dont la somme des deux correspond à la MSE.

Il est important de combiner des méthodes permettant d'évaluer soit séparément soit de façon simultanée le biais systématique, le biais proportionnel et l'erreur aléatoire afin d'évaluer les performances et faiblesse d'un modèle. Dans la revue de Welk et al., moins de la moitié des études rapportaient en plus du coefficient de corrélation un indicateur de performance global, tel que le MAPE nécessaire pour évaluer la précision de l'estimation à l'échelon de l'individu (Welk, Bai et al. 2019).

Influence des ensembles de données utilisées pour le développement des modèles

L'écrasante majorité des modèles d'estimation de la dépense énergétique et des seuils d'intensité a été développée à partir de mesures en laboratoire avec la calorimétrie indirecte ou à l'observation directe comme référence. Les données d'apprentissages utilisées sont ainsi souvent peu représentatives de la vie libre, il s'agit principalement des activités standardisées sur tapis roulant pendant lesquelles il est aisé de mesurer la dépense énergétique par calorimétrie indirecte. Cette dimension provoque un sur-ajustement des modèles performants uniquement dans des conditions spécifiques. Les algorithmes calibrés à partir d'activités ambulatoires sont par exemple reconnus pour produire une estimation liée aux activités non ambulatoires ou aux occupations sédentaires moins bonne qu'un modèle développé à partir d'activités représentatives de la vie libre (Freedson, Melanson et al. 1998, Swartz, Strath et al. 2000). Une validation mise en place dans des conditions représentatives de la vie libre est ainsi primordiale mais en pratique peu réalisée lors de la phase de développement du modèle (Migueles, Cadenas-Sanchez et al. 2017). Il a ainsi été montré que les équations développées initialement, telles que celles de Freedson ou de Swartz, ont

2. Introduction

tendance à surestimer la dépense énergétique lors des activités de faible intensité, impliquant peu de coups, et à sous-estimer la dépense énergétique liée aux activités d'intensité légères à vigoureuses (Aguilar-Farias, Peeters et al. 2019).

En parallèle, les caractéristiques de la population (âge, genre, corpulence mais également activités habituelles, i.e. sportifs versus sujets peu actifs) à partir de laquelle est développé le modèle influencent ses performances lors de son utilisation. Etant donné l'impact de ces facteurs sur la relation entre accélérométrie et dépense énergétique, le choix d'une population représentative de la population d'application du modèle est déterminant. En effet une équation développée à partir de l'accélérométrie recueillie chez l'enfant ne sera que très peu performante chez la personne âgée, il en va de même pour des algorithmes construits à partir de données issues de sportifs, qui ne sont pas adaptés aux sujets inactifs.

De la nécessité de valider l'estimation de la dépense énergétique liée à l'activité physique et pas uniquement de la dépense énergétique totale

De nombreuses études ont validé les modèles en estimant la dépense énergétique totale, et pas seulement celle liée à l'activité physique (Chomistek, Yuan et al. 2017). Le métabolisme de repos représentant entre 50 et 80 % de la dépense énergétique totale, les performances calculées ainsi reflètent en grande partie la qualité de l'estimation du métabolisme de repos (aisément prédit à partir des seules caractéristiques de l'individu, i.e. poids, taille, âge et genre) plutôt que l'estimation de la dépense énergétique liée à l'activité physique. La dépense énergétique liée à l'activité physique estimée est régulièrement basée sur des équations impliquant la composition corporelle, l'âge, le sexe et des facteurs anthropométriques. L'effet propre de l'accélérométrie est cependant rarement identifié et rapporté, rendant la comparaison entre les différents algorithmes difficile.

Recommandations pour les études de validation dans le domaine de l'accélérométrie

Récemment Welk et al. ont repris l'ensemble de ces éléments pour proposer des recommandations concernant la validation des méthodes (Welk, Bai et al. 2019). Ils préconisent ainsi d'utiliser des indicateurs de performances multiples et relatifs plutôt qu'absolus afin d'autoriser la comparaison entre études. Ces indicateurs doivent être capables de rendre compte des erreurs à la fois aux niveaux populationnels et individuels. Concernant le design de l'étude, un échantillon de population diversifié (âge, taille, poids, activité habituel) est recommandé. Les performances doivent être évaluées face à une méthode de référence adaptée à l'objectif du modèle (eau doublement marquée, calorimétrie indirecte). Une évaluation des modèles dans des conditions de vie libre, ou par rapport à des activités représentative de la vie quotidienne à partir des protocoles standardisés de mise en place des appareils, notamment concernant le placement de l'accéléromètre, est requise pour une validation. Dans l'idéal une validation activité par activité et une validation globale sur plusieurs jours semblent pertinentes.

2. Introduction

Au vu de limites concernant le développement, la validation et la présentation des performances de l'estimation Migueles et al. concluent qu'il n'est pas possible aujourd'hui d'établir un consensus. Des études supplémentaires impliquant une méthode standardisée de validation en conditions de vie libre face à l'eau doublement marquée apparaît clairement nécessaire pour trancher sur les performances de chaque technique les unes par rapport aux autres (Migueles, Cadenas-Sanchez et al. 2017). Le suivi de ces recommandations apparaît essentiel pour pallier le manque de consensus actuel.

c) Limites des modèles actuels

Résultats des études de validation des modèles de dépense énergétique et de seuils d'intensité

En pratique la méthode de l'eau doublement marquée est complexe à mettre en place et les chercheurs se reposent plus couramment sur la calorimétrie indirecte. En s'appuyant sur cette dernière, Lyden et al. montrent que les principaux modèles d'estimation de la dépense énergétique à partir des coups par minutes ont tendance à sous-estimer la dépense énergétique avec un biais moyen entre -0.1 et 1.4 MET (Lyden, Kozey et al. 2011) et une RMSE (Root Mean Square Error) entre 2 et 2.3 METs. Une des rares études rapportant des indicateurs plus complets, mais chez le sujet âgé, présentent une MAPE (Mean Absolute Percentage Error) allant de 8.6% à 38.6% et des limites d'agrément atteignant 95% de la valeur moyenne, allant de -1.25, 0.80 MET pour les plus réduites jusqu'à -1.57, 2.00 METs pour les plus importantes toujours par rapport à la calorimétrie indirecte (Aguilar-Farias, Peeters et al. 2019). Les performances sont particulièrement basses pour les activités de faible intensité. Les études de validation de la dépense énergétique liée à l'activité physique chez l'adulte à partir des coups par minutes à l'aide de l'eau doublement marquée, plus rares, montrent un coefficient de corrélation de Pearson (r^2) de 0.03 à 0.72 (Plasqui, Bonomi et al. 2013) et de Spearman entre 0.53 et 0.55 (Chomistek, Yuan et al. 2017) sans mettre en avant d'autres indicateurs d'intérêt (RMSE, MAPE notamment). Les biais absolus et les limites d'agrément, deux informations essentielles, ne sont généralement pas mentionnés non plus. Les principaux seuils d'intensité établis ont également été validés face à la calorimétrie indirecte. Une surestimation du temps de « sédentarité » de 9.9 %, du temps passé en activités d'intensité légère de 8.3% à 25.7 % et en activité d'intensité vigoureuse de 56.7% à 62.4% est rapportée tandis que le temps passé en activités d'intensité modérée présente une sous-estimation de -50.4% à une surestimation 44.5% selon les modèles. De manière intéressante, l'algorithme de Crouter de 2006 permet une estimation du temps de sédentarité meilleure que les autres seuils présentés (1.8%) mais avec une surestimation très importante du temps passé en activités d'intensité modérée (76.5%) et vigoureuse (163.1%) ainsi qu'une sous-estimation des activités légères de 34,4%.

Bien que de nombreuses études de validation aient été rapportées, il reste aujourd'hui assez difficile de comparer la validité et la précision des méthodes mises en jeu. Le design initial de l'étude, la population, le choix de la mesure de référence, la méthode d'analyse et les indicateurs utilisés ainsi que la nature des activités à partir desquelles les modèles sont

2. Introduction

construits et testés sont autant de paramètres influençant les résultats finaux. A ces limites, s'ajoutent également celles intrinsèquement liées à l'accélérométrie qui posent les questions de la relation entre l'intensité de l'activité et les métriques utilisées, ainsi que les implications du placement des capteurs. *D'une façon générale, les revues de la littérature et les études comparatives s'accordent à dire que les performances de ce type d'équations de prédiction de la dépense énergétique à partir des coups par minute sont globalement faibles à mauvaises. Si les résultats de seuils d'intensité semblent un peu plus robustes, la grande disparité des seuils proposés selon les protocoles expérimentaux reflète bien la difficulté de définir des seuils universels à partir des seuls coups par minute.*

La relation entre les coups par minutes et la dépense énergétique

Les faibles performances des modèles d'estimation de la dépense énergétique et des seuils d'intensité ainsi que leurs disparités reflètent la complexité de la relation coups et dépense énergétique ou seuil d'intensité. La plupart des algorithmes classiquement utilisés reposent sur l'hypothèse d'une relation linéaire unique entre ces paramètres. La limite de cette hypothèse est particulièrement nette lorsque l'on s'intéresse aux seuils d'intensité. Ainsi le seuil de 100 coups par minute largement utilisé pour définir les périodes sédentaires (Wijndaele, Westgate et al. 2015), en plus de ne pas prendre en compte la posture inhérente à la sédentarité (allongé ou assis), discrimine mal ces périodes des activités de faible intensité. D'un autre côté, l'intensité des activités de nature isométrique ou de résistance, pendant lesquelles les contractions musculaires ne sont pas ou mal captées par cette métrique accélérométrique, sont mal prises en compte par ce type de modélisation. Clairement, la relation entre coups et dépense énergétique, particulièrement à faible intensité, ne peut être résumée à une régression linéaire unique valable pour l'ensemble du spectre des activités (Konstabel, Chopra et al. 2019).

Pour pallier cette limite, Crouter et al. ont proposé deux modèles reposant sur 2 régressions linéaires, appliquées en fonction d'un seuil déterminé à partir du coefficient de variation des coups par 10 secondes mesurés sur l'axe vertical, supposé discriminer les activités intermittentes de la vie quotidienne des activités de déambulation à type de marche ou de course (Crouter, Clowers et al. 2006). Dans un 2^{ème} temps ces auteurs ont remplacé les 2 équations linéaires par des régressions plus complexes (exponentielle et cubique respectivement) (Crouter, Kuffel et al. 2010). Globalement de meilleures performances pour cette approche par rapport aux régressions précédemment développées ont été montrées dans différentes études avec notamment une RMSE de 0.77 chez le sujet âgé, pour l'équation de Sasaki et al. alors que l'adaptation de Crouter et al. présente, dans la même population, une RMSE de 0.6 (Lyden, Kozey et al. 2011, Aguilar-Farias, Peeters et al. 2019). Lors de la validation de son équation face à la calorimétrie indirecte, Crouter et al. mettent toutefois en évidence une sous-estimation du temps passé en très faible intensité et une surestimation du temps passé en activité d'intensité légère à vigoureuse (Crouter, DellaValle et al. 2013). Comme pour d'autres équations linéaires, ces résultats s'expliquent en partie par le manque

2. Introduction

de sensibilité des coups aux faibles variations d'accélération. Dans cette lignée la détection du sommeil et du non-port de l'appareil, correspondant principalement à des périodes contenant très peu de coups par minute se retrouvent particulièrement impactées par le manque de sensibilité et le manque d'information liée à la posture. La relation entre les coups et la dépense énergétique dépend en réalité du type d'activité pratiqué (Konstabel, Chopra et al. 2019).

Opacité des méthodes classiques utilisées

En plus de ces limites inhérentes à la conversion de l'accélérométrie en une unité supposée refléter l'activité humaine, les coups reposent sur un processus propriétaire de conversion développé par les entreprises commercialisant les accéléromètres. Le procédé est comparable à une boîte noire et certains résultats peuvent s'avérer difficilement interprétables. Plusieurs études ont mis en évidence une relation inverse curvilinéaire entre l'intensité de l'exercice et les coups à partir d'une certaine vitesse de course (Brage, Wedderkopp et al. 2003, Fudge, Wilson et al. 2007, John, Miller et al. 2012). John et al. caractérisent ce « phénomène plateau » survenant à partir de 10 km/h, comme étant probablement lié aux hautes fréquences associées à ces activités qui dépasseraient les limites du filtre passe bande d'Actilife (0.25 à 2.5 Hz selon le fabricant) (John, Miller et al. 2012). A l'inverse la mesure du mouvement chez des populations avec un comportement impliquant de faibles accélérations (personnes âgées, handicapées moteur) est limité par le seuil correspondant aux basses fréquences. Actilife a développé une option afin de compenser cette problématique : l'extension des basses fréquences (Low Frequency Extension : LFE) dont le fonctionnement n'est pour autant pas détaillé. Par ailleurs Brond et Arvidsson mettent en avant une différence de conversion du signal brut en coups en fonction de la fréquence d'échantillonnage choisie (Brond and Arvidsson 2016). Au-delà de la fréquence d'échantillonnage par défaut de 30 Hz ou de ses multiples (60 et 90 Hz), une surestimation du nombre de coups liée au repli de spectre pour les fréquences d'échantillonnage de 40 et 100 Hz est pointée par leur étude.

d) Perspectives d'amélioration : la combinaison de capteurs et l'accès au signal brut

Les limites précédemment décrites ne sont pas à considérer comme des impasses mais plutôt comme le reflet d'un domaine en pleine expansion avec des progrès incontestables. L'harmonisation de la procédure d'acquisition, d'analyse et de validation inévitable à court terme apportera sans doute des réponses à de nombreuses questions (Freedson, Bowles et al. 2012, Wijndaele, Westgate et al. 2015, Welk, Bai et al. 2019).

Une piste pour surmonter les difficultés associées au caractère multidimensionnel du comportement de mouvement afin d'en saisir toute la subtilité est l'utilisation d'une combinaison de capteurs. Il existe des appareils, comme le Sensewear Armband ou l'Actiheart, capables de mesurer plusieurs variables physiologiques. Le Sensewear Armband, qui n'est aujourd'hui plus commercialisé, reposait sur un ensemble de mesures : réponse électrodermale, température de la peau, température de l'air, flux thermique en plus de

2. Introduction

l'accélérométrie. Cet ensemble de capteurs apportait des informations sur la posture, mais également sur le type d'activité pratiquée (résistance vs endurance) et le stress grâce à la réponse électrodermale, informations qui étaient probablement utilisées pour l'estimation de la dépense énergétique, mais dont les algorithmes propriétaires n'ont jamais été décrits ou publiés (Lopez, Brond et al. 2018).

La fréquence cardiaque apparaît également comme un atout majeur pour l'estimation de la dépense énergétique. L'Actiheart a très tôt utilisé la combinaison de l'accélérométrie et de la fréquence cardiaque pour estimer la dépense énergétique. L'algorithme de type Bayésien proposé par le fabricant a été validé en conditions de vie libre par notre équipe (Villars, Bergouignan et al. 2012) et par d'autres (Brage, Westgate et al. 2015). La nécessité d'individualiser la relation entre la fréquence cardiaque et la dépense énergétique à l'occasion d'une épreuve d'effort est une limite de cet outil. Dans un travail préliminaire, portant sur des données en conditions de vie semi-libre, nous avons montré avec H. Romero-Ugalde, qu'un modèle par morceaux impliquant une équation différente en fonction du seuil de coups par minute et de fréquence cardiaque permettaient une meilleure prédiction de la dépense énergétique à partir de la combinaison fréquence cardiaque/accélérométrie que des modèles linéaires ou non linéaires basés sur l'accélérométrie seule, notamment le modèle de Sasaki et al. (Romero-Ugalde, Garnotel et al. 2017), et ce sans nécessité d'individualisation préalable des équations (Annexe 2). La fréquence cardiaque apparaît particulièrement utile pour apporter de l'information lorsque l'intensité de l'activité n'est pas reliée au nombre de coups par minutes, comme les activités en résistance. L'intérêt de cette approche doit encore être validé en conditions de vie libre en référence à la méthode de l'eau doublement marquée, mais ouvre des perspectives intéressantes au regard du développement de capteurs combinés associant la mesure de la fréquence cardiaque par PPG et permettant de capter le rythme cardiaque à partir d'un bracelet connecté contenant déjà un accéléromètre.

De leur côté les GPS apportent des informations sur les déplacements des sujets et, grâce aux techniques de géolocalisation, sur les contextes de pratiques mais ne fournissent pas de données individuelles sur l'activité physique elle-même ni bien sûr sur la posture. Une mesure GPS permet toutefois d'obtenir des informations supplémentaires précieuses concernant la distance parcourue mais également l'altitude (de Mullenheim, Chaudru et al. 2018) tout comme l'altimétrie peut renseigner sur les activités impliquant un dénivelé (marche ou vélo en pente). L'étude de Nguyen montre de bonnes performances de prédiction de la dépense énergétique lié à l'activité physique à partir d'une combinaison de GPS et d'accélérométrie en condition de vie libre avec comme référence la calorimétrie indirecte ($r=0.97$) (Nguyen, Lecoultre et al. 2013). La combinaison multi-capteurs apparaît comme prometteuse mais implique cependant, pour l'instant, un encombrement, un coût plus important et un traitement plus complexe, qui devraient toutefois bénéficier des progrès technologiques dans le domaine.

Parallèlement à l'accessibilité d'outils multi-capteurs, grâce à la possibilité offerte, aujourd'hui, par les firmes développant des accéléromètres de récupérer le signal brut à partir

2. Introduction

de leurs appareils, la communauté scientifique recommande de s'affranchir des méthodes d'analyses basées sur les coups (Freedson, Bowles et al. 2012). Cette évolution ouvre la voie à des analyses plus poussées grâce à l'exploitation de l'ensemble des informations contenues dans le signal accélérométrique, notamment concernant les postures ainsi qu'à une maîtrise totale des traitements utilisées potentialisant une reproductibilité et une comparabilité facilitées entre études et appareils.

2.2.3. Analyse de l'accélérométrie sur la base du signal brut

Les progrès technologiques récents ont permis aux accéléromètres de n'être plus limités par l'espace de stockage et la capacité des batteries. Ceci, associé à la pression de la communauté scientifique ayant poussé les fabricants à ouvrir les bases de données, permet aujourd'hui aux chercheurs d'accéder aux données brutes d'accélérométrie. Cette nouvelle possibilité leur permet ainsi de s'affranchir des filtres propriétaires et de leur impact sur les résultats qu'ils ne maîtrisaient pas, pas plus que l'interprétation des résultats. L'extraction de nouvelles caractéristiques accélérométriques à partir du signal brut devient ainsi possible, facilitant les innovations méthodologiques. Il faut toutefois reconnaître que l'exploitation des données brutes par différentes équipes ne s'est pas accompagnée d'une standardisation des procédures de traitement et des méthodes d'analyse, ce qui rend encore plus difficile la comparaison entre les différentes études. Nous ne détaillerons pas ici l'ensemble des procédures publiées mais évoquerons, avec des exemples à l'appui, les différents champs explorés. Parmi les premières applications permettant d'améliorer la qualité des données et de leur exploitation, une auto-calibration des appareils a posteriori est envisageable ainsi qu'un traitement potentiellement plus adapté pour la détection du sommeil, des périodes de non-port, et des périodes d'inactivité soutenue (sédentarité).

a) *Auto-calibration*

La relation entre le signal électrique et l'accélération est habituellement considérée comme linéaire avec un facteur de gain et de compensation. La précision de l'appareil est ainsi sujette aux champs gravitationnels locaux, mais aussi à la température (Niu, Li et al. 2013). Les appareils sont initialement calibrés par les fabricants en utilisant l'accélération gravitationnelle locale de fabrication comme référence en condition d'immobilité. La qualité de cette calibration peut être évaluée à posteriori en disposant chaque axe du capteur perpendiculairement puis parallèlement à la gravité (0 ou +/- 1 g) sur le site d'enregistrement des données (Lötters, Schipper et al. 1998). Cependant cette méthode est fastidieuse à mettre en place dans le cadre d'études à grande échelle ainsi que lorsque l'appareil concerné n'est plus à disposition ou que l'expérimentateur n'est pas sur le site de recueil des données. Des techniques d'auto-calibration permettant d'évaluer et de corriger le signal ont été développées en s'appuyant sur les portions d'enregistrement dépourvues de mouvement et dont le signal est ainsi normalement égal à l'accélération gravitationnelle (1g). La Figure 10 illustre les représentations ellipsoïdes en trois dimensions des périodes sans mouvement : les cercles indiquent une calibration parfaite théorique qui permet l'ajustement. La différence

2. Introduction

entre 1 g et la norme euclidienne des valeurs des trois axes est moyennée pour chaque mesure et utilisée comme un indice de l'erreur de calibration. Van Hees propose ainsi une méthode développée en conditions de vie libre (van Hees, Fang et al. 2014). Les facteurs de corrections sont dérivés de ces portions grâce à un processus d'ajustement itératif basé sur les points les plus proches.

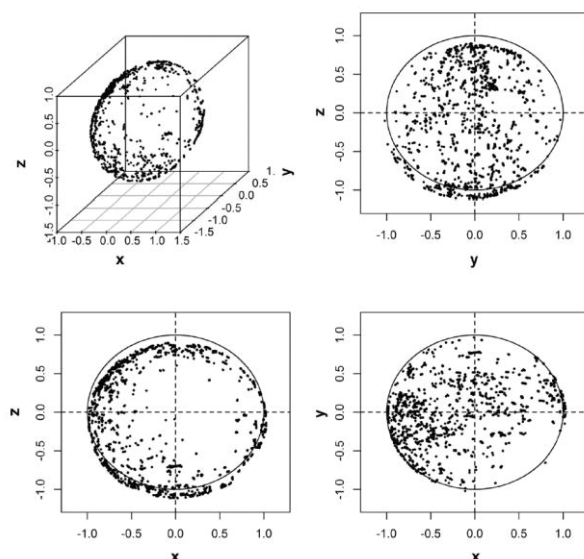


Figure 10 Représentation ellipsoïde en trois et en deux dimensions des moyennes mobiles calculées sur les périodes de signal sans mouvement sur les trois axes du capteur pour 6 jours d'enregistrement.

Les cercles indiquent la répartition des données si une calibration parfaite est appliquée de données. Figure issue de (van Hees, Fang et al. 2014).

b) Métriques de quantification du volume d'activité physique issues du signal brut

Une des limites des coups accélérométriques est liée au traitement propriétaire initial, supposé séparer le signal d'intérêt (le mouvement humain) des signaux parasites. L'impact, notamment dans certaines populations ou protocoles plus spécifiques, est susceptible d'être important et, en tous cas, ni contrôlé ni connu à l'échelle des études individuelles. De nombreuses questions restent associées à la perte d'information en lien avec ce traitement propriétaire.

De ce fait, les chercheurs se sont alors orientés vers le développement de nouvelles métriques censées représenter le mouvement humain directement à partir de l'accélérométrie brute (van Hees, Thaler-Kall et al. 2016, Karas, Bai et al. 2018).

Pour mémoire, l'accélération gravitationnelle permet d'évaluer l'orientation du capteur par rapport à la gravité tandis que la composante dynamique renseigne sur la temporalité et l'intensité d'une activité pratiquée. En 2013, Van Hees et al. mettent en avant la possibilité de séparer les trois composantes de l'accélération (le mouvement, la gravité et le bruit), pour caractériser l'accélération strictement liée aux activités humaines (van Hees, Gorzelniak et al.

2. Introduction

2013). Plusieurs méthodes ont été développées pour identifier ces composantes à partir du signal brut (Karas, Bai et al. 2018).

Une des premières méthodes utilisées est l'application d'un filtre computationnel (e.g. filtre Butterworth passe-haut à 0.2Hz) pour obtenir la zone d'amplitude du signal (Signal Magnitude Area : SMA). Le filtre permet d'éliminer les fréquences associées à la gravité afin de ne garder que les composantes liées aux mouvements. Depuis, d'autres métriques ont été proposées, basées sur des principes similaires à la dynamique globale de l'accélération corporelle (ODBA) initialement utilisé lors d'études chez l'animal (Wilson, White et al. 2006) afin de n'étudier que la composante dynamique du signal. Elles ne reposent pas sur des filtres pour s'affranchir de la gravité et rendent ces techniques particulièrement séduisantes, du fait de leur simplicité de mise en œuvre :

- La « norme euclidienne moins un » (Euclidian norm minus one : ENMO) est présentée comme représentative du mouvement humain après élimination de la gravité (van Hees, Gorzelnik et al. 2013). Elle permet de définir des seuils robustes pour discriminer les comportements d'inactivité soutenue (« sédentaires ») des activités d'intensité légère avec toutefois une réserve pour discriminer les comportements en position debout statique (Bakrania, Yates et al. 2016). Elle est basée sur la norme euclidienne du signal définie comme :

$$r(t) = \sqrt{x_1^2(t) + x_2^2(t) + x_3^2(t)}$$

L'ENMO au temps t est définie comme : $r(t) - 1$ si $r(t) - 1 \geq 0$; et est égal à 0 sinon ; noté $[r(t)-1,0]$. Ainsi, dans une fenêtre de taille H , l'ENMO est définie comme la moyenne des points de cette fenêtre :

$$\text{ENMO}(t; H) = \frac{1}{H} \sum_{h=0}^{H-1} \max[r(t+h) - 1, 0]$$

- La déviation de l'amplitude moyenne (MAD), également connue sous le terme de compte du vecteur magnitude (VMC), représente la distance typique entre les données et la moyenne (Vaha-Ypya, Vasankari et al. 2015). Cet indice, qui ne doit pas être confondu avec le vecteur magnitude des coups accélérométriques, ni avec la déviation de l'amplitude médiane définie par Mariani (2013), permettrait une classification assez précise des différentes activités par intensité. La MAD repose sur le calcul de la norme euclidienne sur une fenêtre de longueur H , débutant au temps t :

$$\bar{r}(t; H) = \sum_{h=0}^{H-1} r(t+h) / H$$

La MAD est définie comme :

2. Introduction

$$VMC(t; H) = \frac{1}{H} \sum_{h=0}^{H-1} |r(t+h) - \bar{r}(t; H)|$$

- Bai et al. ont montré qu'un index d'activité (AI) calculé à partir de la déviation standard du signal brut au sein de courtes périodes (1 seconde) permettait également l'élimination de la gravité et fournirait une estimation de l'intensité du mouvement (Bai, He et al. 2013). Pour ces auteurs, cet index d'activité améliorerait significativement la sensibilité de la métrique pour l'identification des périodes d'inactivité ou de faible intensité chez la personne âgée par rapport aux coups accélérométriques et même par rapport à l'ENMO (Bai, Di et al. 2016). L'index d'activité normalisé, issu de l'index d'activité non normalisé, est une mesure basée sur la combinaison des déviations standards de chaque axe. Puisque l'activité index soustrait la moyenne locale de l'accélérométrie, la calibration est intrinsèque et locale. Elle est ainsi adaptée à un appareil non calibré. L'index d'activité est calculé à partir de $\sigma_m^2(t; H)$ qui correspond à la déviation standard de l'accélération pour chaque axe $m=1,2,3$ dans la fenêtre de longueur H débutant au temps t.

$$\sigma_m^2(t; H) = \frac{1}{H} \sum_{h=0}^{H-1} [x_m(t+h) - \mu_m(t; H)]^2$$

$$\mu_m(t; H) = \frac{1}{H} \sum_{h=0}^{H-1} x_m(t+h)$$

$$Alabs(t; H) = \sqrt{\max\left\{\frac{1}{3}[\sigma_m^2(t; H) - \bar{\sigma}^2], 0\right\}}$$

$$Arel(t; H) = \sqrt{\max\left\{\frac{1}{3}\left[\frac{\sigma_m^2(t; H) - \bar{\sigma}^2}{\bar{\sigma}^2}\right], 0\right\}}$$

avec $\bar{\sigma}^2$ correspondant à la déviation standard du bruit systématique calculée sur des données enregistrées lorsque l'appareil est immobile

Le signal brut est de plus en plus utilisé pour obtenir des combinaisons de caractéristiques représentatives de l'ensemble du comportement de mouvement, tout en permettant de s'affranchir de certaines limites inhérentes aux coups accélérométriques. Ces approches offrent ainsi la possibilité d'étudier de façon plus fine la fréquence, la durée, l'intensité des activités en conditions de vie libre (Westertep 2009). Il faut toutefois noter qu'à ce stade, l'ensemble des métriques décrites ci-dessus vise essentiellement à supprimer la composante gravitationnelle et, en aucun cas, les signaux parasites (y compris les signaux liés à des

2. Introduction

mouvements non-humains, tels que ceux produits par les modes de déplacement passifs par exemple).

c) *Méthodes d'identification des périodes de non-port et de sommeil*

Non-port de l'appareil

La possibilité de séparer l'accélération due au mouvement de l'accélération gravitationnelle étant établie, il apparaît pertinent de s'appuyer sur les informations contenues dans le signal accélérométrique brut après séparation de la composante gravitationnelle afin de discriminer les périodes d'inactivité soutenue ou de très faible intensité des périodes de non-port. L'idée est tout d'abord de définir un seuil permettant de discriminer les accélérations parasites, observées même lorsque l'appareil n'est pas porté et posé sur une table par exemple (accélération sismiques ou environnementales dans un contexte urbain), des accélérations observées lorsque l'appareil est porté même en l'absence de tout mouvement. Phan et al. ont en effet montré que l'accélération mesurée au niveau du tronc d'une personne au repos était de l'ordre de 10 mg (1 mg = 0.00981 m/sec²) du fait des seuls mouvements respiratoires, et que les vibrations résultant des battements cardiaques avaient une amplitude de l'ordre de 80 mg (Phan, Bonnet et al. 2008). La deuxième étape, à l'instar de ce qui a été proposé pour la détection du non-port sur la base des coups accélérométriques, consiste à définir la durée à partir de laquelle une période sera considérée comme étant une période où l'appareil n'est pas porté (et non pas une période d'inactivité soutenue).

A la suite d'expérimentations dans lesquelles des accéléromètres de type GENA étaient laissés sans mouvement sur une surface plane pendant 30 minutes et montrant que la déviation standard du signal « parasite » était inférieure à 2.6 mg, Van Hees et al. proposent de détecter les périodes de non-port sur la base de la déviation standard et de l'intervalle des valeurs calculées sur des fenêtres glissantes de 60 minutes avec un incrément de 15 minutes et un chevauchement de 45 min. Une fenêtre temporelle de 60 minutes est classifiée comme du non-port si, sur au moins deux des 3 axes, la déviation standard est inférieure à 13 mg et l'intervalle de valeurs inférieur à 50 mg (van Hees, Renstrom et al. 2011, Sabia, van Hees et al. 2014). Cet algorithme et ces seuils sont proposés aussi bien pour le poignet que pour la hanche, et pour différents types d'accéléromètres tels que le GENEActiv et l'Actigraph™ GT3X (Fairclough, Noonan et al. 2016). Les auteurs ont par la suite proposé d'affiner la méthode, par une approche heuristique basée sur l'exploration visuelle de dizaines d'enregistrements, pour prendre en compte les erreurs de classification liées aux courtes périodes identifiées comme du port de l'appareil au sein de longues périodes de non-port, notamment dans certaines circonstances particulières (van Hees, Gorzelniak et al. 2013) :

- Les périodes de port inférieures à 6h correspondant à moins de 30% de la durée combinée des périodes limitrophes de non-port ont été considérées comme du non-port de l'appareil.

2. Introduction

- Les périodes de moins de 3h, correspondant à moins de 80% de la durée combinée des périodes limitrophes de non-port ont également été considéré comme du non-port de l'appareil.
- Un cas spécial s'applique pour les dernières 24h d'enregistrement, correspondant généralement au retour de l'appareil par la poste : toute période de port de moins de 3h précédée d'au moins une heure de non-port a été classée en non-port.

Sur la base d'expérimentations similaires nous avons montré que l'utilisation d'un seuil de 2.5 mg sur la projection verticale du signal brut filtré à l'aide d'un filtre passe haut [0.02 Hz] permettait de discriminer de façon satisfaisante le signal résiduel d'un accéléromètre Actigraph™ GT3X posé sur une table du signal mesuré à la hanche d'une personne au repos (données non publiées). En accord avec les algorithmes proposés par Troiano et al. (Troiano, Berrigan et al. 2008) pour les coups accélérométriques, nous avons proposé de définir comme période de non-port, identifiée sur ce critère, de plus de 20 min la journée ou de plus de 90 min pendant le sommeil nocturne.

Sommeil et variables associées au sommeil

Différentes équipes ont proposé des algorithmes reposant sur le signal brut pour identifier le sommeil. La majeure partie de ces algorithmes reprennent le principe des méthodes précédemment développées pour l'accélérométrie au poignet sur la base des coups par minute (Zinkhan and Kantelhardt 2016, van Hees, Sabia et al. 2018). Comme ces derniers, ils sont définis sur une stratégie de seuillage (nombre de fois où un seuil est dépassé pour définir l'éveil), en utilisant comme indicateur la moyenne mobile pondérée et la déviation standard de différents indices accélérométriques (e.g. l'énergie totale ou filtrée du signal, l'angle du capteur) sur des fenêtres de largeurs variables. Comme pour la détection des périodes de non-port, ces algorithmes ont parfois été agrémentés de différents critères heuristiques (heure au cours du nyctémère, durée des périodes identifiées, intervalles entre deux épisodes de sommeil) dans un but d'améliorer leurs performances. Globalement les performances ne sont guère différentes de celles observées avec les coups accélérométriques et limitées, à part pour le temps de sommeil total. Comme pour les algorithmes reposant sur les coups par minutes, les performances (agrément vis-à-vis de la polysomnographie) sont meilleures lorsque l'accéléromètre est placé au poignet plutôt qu'à la hanche.

Plus récemment, Wohlfahrt et al. ont décrit un algorithme original de détection du sommeil, basé sur une analyse spectrale et une analyse de fluctuations redressée de l'accélération brute issue des trois axes de l'accéléromètre et enregistrée à haute fréquence d'échantillonnage. Ce modèle développé à partir de cinq caractéristiques issues de l'analyse spectrale du signal par période de 30 secondes permet notamment d'identifier des caractéristiques fréquentielle de la respiration (0.2-0.3 Hz) et de certains tremblements physiologique (4-10 Hz), dont les variations, en association avec les mouvements corporels de rotation, peuvent être exploités pour détecter de façon plus performante que les algorithmes classiques les transitions veille/sommeil voire les différentes phases de sommeil

2. Introduction

(REM ; sommeil profond et sommeil légers (Wohlfahrt, Kantelhardt et al. 2013). De façon intéressante, cet algorithme donne, à priori, des résultats comparables que l'accéléromètre soit placé à la hanche ou au poignet (Zinkhan and Kantelhardt 2016). Ceci suggère que les faibles performances des anciens algorithmes lorsqu'ils sont appliqués à la hanche sont le résultat d'algorithmes inadaptés à ce placement et non à l'impossibilité de mesurer les caractéristiques du sommeil à l'aide d'accéléromètres placés à la hanche

d) Estimation de la dépense énergétique et définition de seuils d'intensité

Comme pour les coups accélérométriques, des modèles régressifs ont été réalisés pour établir des seuils d'intensité ou estimer la dépense énergétique à partir des différentes métriques directement issues du signal brut.

Trois séries de seuils ont été modélisées (Tableau 9). Deux études se sont appuyées sur l'ENMO pour établir la classification des intensités. Les seuils définis par Elsiger et al., à partir d'une série d'activités standardisées, présentent de bonnes performances par rapport à la calorimétrie indirecte avec une exactitude >0.91 pour un accéléromètre à la taille et un au poignet gauche, et des performances légèrement moins bonnes à partir d'un accéléromètre placé au poignet droit (Esliger, Rowlands et al. 2011). Hildebrand et al. comparent des seuils définis à partir d'activités standardisées pour plusieurs marques (GenaActiv et Actigraph) et plusieurs placements (poignet et taille) (Hildebrand, van Hees et al. 2014). Ces auteurs mettent également en avant de bonnes performances pour discriminer les activités légères/sédentaire, les activités d'intensité modérée et les activités d'intensité vigoureuse avec respectivement entre 93 et 96%, 54% et 59%, et 89% et 92% de classification correcte. Vaha-Paya et al. définissent des seuils basés sur la MAD en fonction de la calorimétrie indirecte lors d'un parcours de marche (Vaha-Ypya, Vasankari et al. 2015). Cette dernière étude soulève la question de la représentativité des données puisqu'elle repose simplement sur un parcours de marche standardisée. Bakrania et al. ont complété ces différents seuils en y ajoutant des seuils ayant pour objectif de discriminer les périodes de sédentarité des activités de faible intensité à partir de l'ENMO et de la MAD. Ils ont ainsi proposé un seuil de 2.6 mg pour la MAD, et de 5.7 mg pour l'ENMO pour discriminer la sédentarité de la posture debout immobile (Bakrania, Yates et al. 2016). Une meilleure spécificité et sensibilité associées à la discrimination des activités sédentaire et des activités plus intenses qu'une simple posture debout immobile, telles que « laver la vaisselle » a cependant été montré par rapport à la discrimination entre sédentarité et posture immobile simple (avec respectivement pour la spécificité et la sensibilité : 88% et 59% versus 52% et 54% pour la MAD et 94% et 93% versus 79% et 45% pour l'ENMO). Les limites précédemment citées pour les seuils basés sur les coups accélérométriques concernant la difficulté de discriminer la sédentarité des activités légères et les données d'apprentissage non représentatives des conditions de vie libre semblent s'appliquer également pour les seuils définis à partir des caractéristiques issues du signal brut. De façon similaire, la multiplicité des seuils proposés, même en cas de métrique similaire (e.g. ENMO) pose le problème des modalités de développement et de validation des modèles, et de leur caractère généralisable.

2. Introduction

Étude	Intensité	Seuil	Sensibilité	Spécificité	Exactitude	Ensemble de données d'apprentissage	Métrique	Placement du capteur
(Esliger, Rowlands et al. 2011)	Très légère (≤ 1.5 METs)	< 217 g*min ⁻¹	97	95	0.98			
	Légère (1.6–3.9 METs)	217–644 g*min ⁻¹	NA	NA	NA			Poignet gauche
	Modérée (4.0–6.9 METs)	645–1810 g*min ⁻¹	95	72	0.91			
	Vigoureuse (≥ 7 METs)	> 1810 g*min ⁻¹	78	98	0.91			
	Très légère	< 386 g*min ⁻¹	99	96	0.98			
	Légère	386–439 g*min ⁻¹	NA	NA	NA			
	Modérée	440–2098 g*min ⁻¹	100	56	0.84	10-12 activités structurées	ENMO	Poignet droit
	Vigoureuse	> 2098 g*min ⁻¹	78	97	0.89			
	Très légère	< 77 g*min ⁻¹	99	96	0.97			
	Légère	77–219 g*min ⁻¹	NA	NA	NA			Taille
Modérée	220–2056 g*min ⁻¹	96	80	0.93				
Vigoureuse	> 2056 g*min ⁻¹	73	99	0.92				

2. Introduction

Étude	Intensité	Seuil	Sensibilité	Spécificité	Exactitude	Ensemble de données d'apprentissage	Métrique	Placement du capteur
(Hildebrand, Hansen et al. 2017)	Très légère	NR	NR	NR	NR			
	Légère (1.6–2.9 METs)	<69.1 mg	NR	NR	NR			Taille (AG)
	Modérée (3.0–5.9 METs)	69.1–258.7 mg	NR	NR	NR			
	Vigoureuse (≥6 METs)	>258.7 mg	NR	NR	NR			
	Très légère	NR	NR	NR	NR			
	Légère	<68.7 mg	NR	NR	NR			
	Modérée	68.7–266.8 mg	NR	NR	NR	8 activités standardisées représentatives de la vie quotidienne	ENMO	Taille (GA)
	Vigoureuse	>266.8 mg	NR	NR	NR			
	Très légère	NR	NR	NR	NR			
	Légère	100.6 mg	NR	NR	NR			Poignet (AG)
	Modérée	100.6–428.8 mg	NR	NR	NR			
	Vigoureuse	>428.8 mg	NR	NR	NR			
	Très légère	NR	NR	NR	NR			
	Légère	<93.2 mg	NR	NR	NR			Poignet (GA)
	Modérée	93.2–418.3 mg	NR	NR	NR			
Vigoureuse	>418.3 mg	NR	NR	NR				

2. Introduction

Etude	Intensité	Seuil	Sensibilité	Spécificité	Exactitude	Ensemble de données d'apprentissage	Métrique	Placement du capteur
(Vaha-Ypya, Vasankari et al. 2015)	Très légère	(NR)	NR	NR	NR			
	Légère (1.6–2.9 METs)	91 mg	NA	NA	NA			
	Modérée (3.0–5.9 METs)	91,1–414 mg	100	96	0.97	Test de marche standardisée	MAD	Taille
	Vigoureuse (≥6 METs)	>414 mg	96	95	1.00			

Tableau 9 Tableau des seuils d'intensité basé sur des métriques issus du signal brut.

NA= Non applicable ; NR = Non renseigné ; AG = Actigraph ; GA = GENEActiv ; ENMO = Euclidian norm minus one; MAD = Mean Absolute Deviation

2. Introduction

Quatre modèles d'estimation de la dépense énergétique liées à l'activité physique ont également été développés (Tableau 10) avec des performances jugées de bonnes à très bonnes au vu de coefficient de Pearson compris supérieurs à 0.90 pour 2 d'entre elles (Bouten, Westerterp et al. 1994, Vaha-Ypya, Vasankari et al. 2015). Toutefois, à nouveau, d'importantes critiques peuvent être soulevées concernant le développement et validation de ces modèles. Les données d'apprentissage sont exclusivement issues d'activités standardisées réalisées en laboratoire, bien loin des conditions de vie libre. Chaque équation a été validée uniquement sur les données d'apprentissage, aucune d'elles en vie libre face à l'eau doublement marquée. Au vu du développement récent de ces caractéristiques issues du signal brut mais également de leur utilisation de plus en plus large, la communauté scientifique souligne que des études complémentaires sont indispensables pour les valider (de Almeida Mendes, da Silva et al. 2018, Migueles, Delisle Nystrom et al. 2019, White, Westgate et al. 2019).

2. Introduction

	Equation	Performance	Référence	Données d'apprentissage et de validations
(Bouten, Westerterp et al. 1994)	Tronc DEAP = $-0.176 + 0.085 * IAAx$	r=0.97 SEE = 0.51 W.kg ⁻¹	Calorimétrie indirecte	9 activités structurées assises et de différentes vitesses de marche
	DEAP = $0.104 + 0.023 * IAA_{tot}$	r=0.95 SEE = 0.70 W.kg ⁻¹		
(Hildebrand, van Hees et al. 2014)	Hanche Actigraph VO ₂ = $0.0554 * ENMO (mg) + 6.67$	R ² =0.81	Calorimétrie indirecte	8 activités structurées de 5 minutes représentatives du quotidien
	GeneActiv VO ₂ = $0.0530 * ENMO (mg) + 6.86$	R ² =0.79		
	Actigraph VO ₂ = $0.0320 * ENMO (mg) + 7.28$	R ² =0.75		
	GeneActiv VO ₂ = $0.0323 * ENMO (mg) + 7.49$	R ² =0.76		
(Brandes, van Hees et al. 2012)	Tronc DEAP = VM _{BPacc} + sexe	r ² =0.59 RMSE = 70.1 J.min ⁻¹ .kg ⁻¹	Calorimétrie indirecte	5 activités ambulatoires
	DEAP = VM _{BPacc} + age	r ² =0.57 RMSE = 69.8 J.min ⁻¹ .kg ⁻¹		
(Vaha-Ypya, Vasankari et al. 2015)	Hanche Globale VO ₂ = $10.015 * e^{0.0017 * MAD(mg)}$	r = 0.958 SEE = 6.05 ml.kg ⁻¹ .min ⁻¹	Calorimétrie indirecte	Marche et course structurées
	Marche seule VO ₂ = $7.920 + 0.0331 * MAD (mg)$	r = 0.943 SEE = 1.66 ml.kg ⁻¹ .min ⁻¹		
	Toutes-Variables VO ₂ = $2.351 * e^{(0.00177 * MAD (mg) - 0.282 * V_{max} (ms^{-1}) + 0.0183 * VO_{2peak} (ml \ kg^{-1} \ min^{-1}) + 0.0117 * taille (cm) - 0.0142 * masse (kg) + 0.00693 * tour \ de \ taille (cm) - 0.00211 * \grave{a}ge (ann\ée))}$	r = 0.975 SEE = 4.46 ml.kg ⁻¹ .min ⁻¹		

Tableau 10 Equation d'estimation de la dépense énergétique liée à l'activité physique à partir des caractéristiques du signal brut.

R² = coefficient de détermination ; r = coefficient de Pearson ; IAAx = Intégrale de la valeur absolue de l'accélérométrie de l'axe antéropostérieur ; IAA_{tot} = La somme de l'intégrale de la valeur absolue de l'accélérométrie des trois axes ; MAD = Mean Absolute Deviation ; VMBPacc = Norme du signal filtré (passe bande ω0=0.1-15 Hz) des trois axes.

2. Introduction

e) *Une nécessité de transparence à défaut de standardisation pour favoriser l'innovation*

L'absence de standardisation a été évoquée lors d'un symposium récent réunissant des fabricants et différents experts dans le domaine du traitement du signal, mais aussi de l'activité physique et de l'énergétique (van Hees, Thaler-Kall et al. 2016). Afin de ne pas entraver ce domaine innovant et en plein essor, un consensus s'est dessiné en faveur d'une grande transparence, d'une harmonisation de la présentation des résultats, et de la mise à disposition de la communauté de l'ensemble des procédures de traitement et d'analyse (afin qu'elles puissent être reproduites à l'identique dans différentes études) plutôt qu'à une réelle standardisation.

Même si certains auteurs dans un souci de standardisation et de promotion de la comparabilité entre études, suggèrent l'utilisation de l'ENMO en soulignant que la MAD offre une alternative robuste (Bakrania, Yates et al. 2016), il n'existe guère d'argument aujourd'hui pour utiliser l'un ou l'autre de ces indices hormis à la comparaison à des études déjà publiées.

Il convient par ailleurs de souligner que si ces métriques simples directement issues du signal brut permettent de surmonter certaines limites associées aux coups accélérométriques, comme l'opacité et l'impact des filtres propriétaires, elles ne résolvent pas toutes les limites associées aux coups accélérométriques et soulèvent d'autres questionnements. Des questions légitimes s'imposent quant au contenu fréquentiel du signal. En effet si les différents indices filtrent correctement l'accélération gravitationnelle, l'ensemble du signal résiduel est pris en compte pour estimer le volume d'activité physique, y compris des accélérations parasites intrinsèques aux appareils ou sans lien avec l'activité humaine. Citons parmi ces dernières les accélérations liées à l'utilisation de transports passifs (voiture, ascenseur) par exemple. Rowlands conseille par ailleurs d'utiliser l'ENMO avec prudence lors de comparaison entre appareils de différentes marques (Rowlands, Yates et al. 2016).

Surtout et, c'est probablement le point le plus important, les caractéristiques directement issues de l'accélérométrie brute ne permettent toujours pas de prendre en compte la posture, rendant délicate, voire impossible la détection du comportement sédentaire puisque seule l'intensité de l'accélération ou du mouvement est estimée. A cet égard, il a été souligné qu'une attention spéciale devait être portée à la discrimination des activités sédentaires de la position debout immobile à l'aide de l'ENMO (Bakrania, Yates et al. 2016). La question de la posture apparaît centrale, non seulement pour la caractérisation des périodes de sédentarité mais également pour obtenir des éléments d'information concernant le type et la nature des activités pratiquées. Enfin, il est aujourd'hui évident qu'une simple modélisation linéaire basée sur le contenu total de l'accélérométrie, filtré ou non, ne permet pas de prédire de façon satisfaisante la dépense énergétique des individus. Ceci est notamment expliqué par le fait que cette relation dépend du type d'activité pratiquée. A titre d'exemple, à dépense énergétique égale, l'intensité de l'accélération du tronc lors de la course est sans commune mesure avec celle d'un trajet en bicyclette.

2. Introduction

Dans cette perspective, les nouvelles approches de modélisation complexes basées sur l'intelligence artificielle, associées la capacité d'obtenir des données d'accélérométrie de haute résolution sur de longues périodes et en conditions de vie libre ont ouvert tout un champ d'investigation innovant et prometteur pour permettre la reconnaissance des activités et ainsi pallier certaines des limites des coups accélérométriques et des métriques simples telles que l'ENMO, y compris dans le champ de l'estimation de la dépense énergétique. Dans ce contexte les potentialités, limites et ouvertures offertes par les différents placements de l'appareil méritent d'être explorées.

2.2.4. Apprentissage automatique et reconnaissance d'activité

Les avancées technologiques impliquant une miniaturisation des capteurs portés, associées à une possibilité de stockage accrue ont permis la mise à disposition d'importantes quantités de données brutes à exploiter. En parallèle, les progrès méthodologiques dans le domaine de l'intelligence artificielle et la puissance de calcul croissante des ordinateurs permettent de développer des modèles complexes prenant en compte toute la richesse dynamique du signal, au-delà de sa seule amplitude ou intensité. Il est ainsi possible d'envisager la reconnaissance des activités physiques, comme cela a été réalisé dans le domaine de la reconnaissance des caractères, la reconnaissance vocale, la détection de visage, la détection d'évènements ou la compréhension de scènes par exemple. Après avoir rappelé le principe de l'apprentissage automatique, à la base des systèmes d'intelligence artificielle, nous présenterons brièvement son application à la reconnaissance des activités humaines à partir de l'accélérométrie. Nous terminerons par une synthèse des modèles de reconnaissance publiés.

a) *Principe de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage automatique*

L'intelligence artificielle recouvre un vaste champ d'étude et ses domaines d'applications sont extrêmement larges. Alan Turing fut l'un de premiers à défendre la thèse selon laquelle des ordinateurs suffisamment complexes pourraient un jour devenir intelligents (Turing 1950). Avec son test de Turing, ou jeu d'imitation, il met en lumière la possibilité qu'une machine puisse se comporter comme un être humain aux yeux d'un autre être humain. L'intelligence artificielle repose sur ce principe ; elle est un ensemble de théorie et de méthodes développées afin de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence. Elle est définie par Marvin Lee Minsky, l'un des fondateurs de la discipline, comme « la construction de programmes informatiques qui s'adonnent à des tâches qui sont, pour l'instant, accomplies de façon plus satisfaisante par des êtres humains car elles demandent des processus mentaux de haut niveau tels que l'apprentissage perceptuel, l'organisation de la mémoire et le raisonnement critique ». Une nuance est cependant apportée par d'autres définitions précisant que l'intelligence artificielle peut être liée à un modèle idéal d'intelligence, pas forcément humaine, appelé rationalité. Elle s'appuie sur la neurobiologie computationnelle, la logique mathématique et l'informatique pour mettre en place des algorithmes complexes de résolution de problèmes.

2. Introduction

Les spécialistes distinguent deux degrés d'intelligence artificielle : l'intelligence forte et l'intelligence faible. L'intelligence artificielle « forte » a pour objectif de développer une machine capable de simuler l'intelligence mais également de développer une conscience. Ce domaine est basé sur la théorie de la singularité selon laquelle la conscience émergera spontanément à partir d'un certain degré de complexité. Cet objectif est encore très loin d'être atteint et certains chercheurs doutent de sa faisabilité. L'intelligence artificielle « faible » quant à elle, consiste en une approche plus pragmatique. Elle repose sur le développement de modèles autonomes capables de résoudre des tâches de plus en plus complexes. Aujourd'hui l'intelligence artificielle est performante dans le cadre de processus experts, c'est-à-dire pour la réalisation des tâches précises en simulant l'intelligence humaine. Il peut s'agir de tâches très simples pour les humains, comme la reconnaissance d'un objet, ou plus complexe comme jouer aux échecs, ou au Go.

Depuis quelques années, l'intelligence artificielle est souvent associée aux capacités d'apprentissage. L'apprentissage automatique est un sous-domaine de l'intelligence artificielle, il ouvre de nouvelles possibilités à des niveaux variés allant de la classification d'emails jusqu'à la conduite autonome en passant par la prédiction de la météo. Dans le domaine de la reconnaissance l'objectif est de construire des modèles algorithmiques puissants à partir de la détection de différents propriétés (observations ou informations) des images, objets ou situations à classer. Pour les images, cela va de la simple détection de couleurs, de formes ou de contours pour identifier une fleur par exemple, à l'interprétation des situations en liant les différents éléments identifiés. Ainsi dans un domaine en pleine évolution tel que la construction de voitures autonomes, la voiture doit être capable de d'interpréter son environnement afin d'anticiper toute modification brusque des conditions dans lesquelles elle évolue. La vision par ordinateur pour la conduite autonome repose sur l'analyse et le traitement d'images provenant de capteurs pour transformer les données en actions appropriées. La voiture doit être capable de « comprendre » la scène qui se déroule devant «ses yeux» et identifier ce qui l'entoure : bord de la route, piétons, mobilier urbain, autres véhicules.... pour prendre les bonnes décisions.

Comme il est impossible d'écrire un programme qui fonctionnera de manière robuste dans toutes les situations, l'apprentissage automatique a donc pour objectif de donner à la machine la capacité d'apprendre sans avoir été explicitement programmée pour cela. Selon Tom Mitchell l'apprentissage d'une machine repose sur le fait qu'un « programme informatique apprend de l'expérience E par rapport à une catégorie de tâches T et une mesure de la performance P, si sa performance à des tâches T, telle que mesurée par P, s'améliore avec l'expérience E ». L'apprentissage automatique s'applique à comprendre la structure des données et à la modéliser en se basant sur des approches statistiques. L'algorithme utilisé est ainsi entraîné sur des données d'entrées pour résoudre des tâches sans avoir été initialement programmé pour le faire.

La première phase est la phase d'apprentissage durant laquelle le modèle est estimé à partir des données d'entrées (appelées observations). La seconde phase consiste à la production de

2. Introduction

résultats par le modèle à partir de nouvelles entrées. La machine est alors capable de traiter des données qu'elle n'a jamais intégrées. C'est la capacité de généralisation. Certaines méthodes permettent de continuer l'apprentissage même au cours de la deuxième phase lorsqu'un retour d'expérience est possible.

Il existe deux méthodes principales d'apprentissage automatique :

- L'apprentissage non supervisé : Les données d'entrées n'ont pas d'étiquette, le modèle établit lui-même les liens entre les différentes valeurs.
- L'apprentissage supervisé : Cette méthode reste la plus utilisée. Les données en entrées ont des étiquettes permettant de les classer de façon indiscutable (images d'animaux par exemple ou dans le cas qui nous intéresse différentes postures corporelles ou types d'activité). L'algorithme peut ainsi apprendre en utilisant la sortie étiquetée et la sortie estimée à partir de différents prédicteurs ou informations afin d'ajuster, après chaque exemple traité, les paramètres internes des modèles de classification. Après avoir reçu des millions d'exemples, la machine devient capable de classer avec précision la plupart d'entre eux. Il peut s'agir de classer selon une variable discrète ou d'établir une régression si l'étiquette est continue.

Les techniques d'apprentissage automatique ont de nombreuses applications dans des domaines variés tels que la reconnaissance d'images (objet, visage, caractère etc...), les voitures autonomes, les moteurs de recherche. Le domaine du comportement de mouvement ne fait pas exception. Historiquement, les informations (ou prédicteurs) sur la posture et le type d'activités physique pratiquées au quotidien ont été recueillies de manière subjective grâce à des questionnaires dont les limites ont été largement soulignées. Les techniques d'apprentissage automatique permettent aujourd'hui de développer des méthodes de classification des activités à partir de différentes caractéristiques du signal accélérométrique.

2. Introduction

b) *Particularités de l'apprentissage automatique appliqué à la reconnaissance des activités humaines à partir de l'accélérométrie*

La modélisation de la reconnaissance des activités à partir du signal d'accélérométrie peut être décrite par **une chaîne de traitement** aux étapes bien définies (Figure 11).

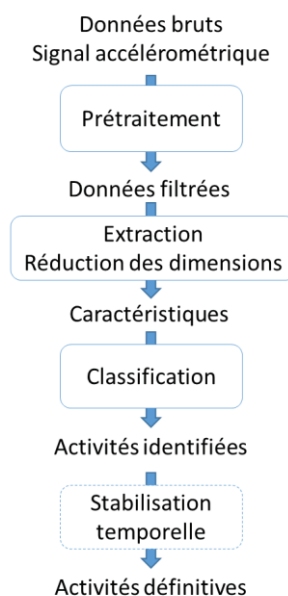


Figure 11 Chaîne de traitement classique pour la classification d'activités à partir du signal accélérométrique.

La première étape de la chaîne de traitements consiste au prétraitement du signal brut afin d'obtenir uniquement les composantes reflétant une dynamique biomécanique ou physiologique. A partir du signal accélérométrique, les basses fréquences peuvent être éliminées via un filtre passe-haut afin de seulement prendre en compte la composante correspondant à l'accélération du capteur, sans l'accélération gravitationnelle. Différents filtres (passe-bas non linéaires, de type médian, laplacien ou gaussien) peuvent être employés pour supprimer le bruit correspondant aux hautes fréquences.

Une fois ce prétraitement réalisé, différentes caractéristiques du signal accélérométrique (prédicteurs) peuvent être extraites : on distingue les caractéristiques temporelles, fréquentielles, du domaine temps/fréquence et heuristiques. Une fois les caractéristiques identifiées, une étape importante consiste en la réduction des dimensions d'entrée. Cette étape est cruciale pour limiter le sur-apprentissage et pour faciliter la convergence des algorithmes. Deux familles de techniques sont utilisées pour cela : la sélection des caractéristiques et la réduction des caractéristiques. La sélection consiste à ne garder que les dimensions pertinentes en fonction de leurs capacités discriminantes (Pirttikangas, Fujinami et al. 2006) (Hall 1999). La réduction repose sur une transformation de l'ensemble des caractéristiques en un nouvel espace de dimensions plus réduites grâce aux méthodes telles que l'analyse en composantes principales (Long, Yin et al. 2009), l'analyse en composantes

2. Introduction

indépendantes (Mantjarvi, Himberg et al. 2001) ou l'analyse discriminante linéaire (Khan, Lee et al. 2010).

La dernière étape est celle de la classification en elle-même. Différentes méthodes ont été développées pour discriminer les activités à partir des caractéristiques du signal : seuillage, arbre de décision et forêt aléatoire, machine à vecteurs de support, réseaux neuronaux, classification naïve bayésienne et modèle de mélange gaussien, méthode des k plus proches voisins (cette liste n'est pas exhaustive). Elles peuvent parfois être couplées pour de meilleures performances.

Contrairement à la reconnaissance d'image, la reconnaissance des activités humaines implique des séquences temporelles liées entre elles. Il est peu probable de passer directement de la posture « allongée » à une activité de vélo, de même, lors d'une activité prolongée les changements d'état apparaissent moins probables (e.g. détection de courtes périodes de course pendant une longue période de posture assise). A l'instar des algorithmes de reconnaissance du langage, il est possible de s'appuyer sur cette dépendance temporelle pour affiner la reconnaissance. Certains algorithmes d'apprentissage automatique intègrent cette dimension (tels que les modèles de Markov caché ou les réseaux neuronaux récurrents) mais il est également possible d'ajouter une étape de traitement en fin de chaîne pour prendre un compte les probabilités de transition entre activités grâce à l'algorithme de Viterbi.

Les caractéristiques accélérométriques utilisables pour la reconnaissance de posture et d'activité et les techniques de classification les plus courantes sont décrites dans les paragraphes suivants.

c) Les caractéristiques accélérométriques utilisables comme prédicteurs de la posture et de l'activité

L'extraction et le choix de caractéristiques représentatives du comportement de mouvement à partir du signal brut est une étape importante de la reconnaissance de posture et d'activité. Les algorithmes d'apprentissage automatique vont recevoir uniquement ces informations, leurs performances sont ainsi largement dépendantes de ce choix initial. Cette étape est cruciale puisqu'elle consiste à définir des caractéristiques capables de donner des informations discriminantes sur les postures et activités d'intérêt. Historiquement, il existe quatre principaux types de caractéristiques utilisées dans le domaine de la reconnaissance d'activités physiques.

- Caractéristiques du domaine temporel : moyenne, variance, écart-type, moyenne quadratique, signe, dérivée, taux de passage par zéro, etc...
- Caractéristiques du domaine fréquentiel : coefficients de Fourier, énergie spectrale, entropie spectrale, puissance d'une plage de fréquence, etc...
- Caractéristique du domaine temps-fréquence : coefficients du spectrogramme, coefficients d'ondelettes, etc...

2. Introduction

- Caractéristiques heuristiques : SVM (Signal Vector Magnitude), SMA (Signal Magnitude Area), corrélations inter-axiales, etc...

Ces caractéristiques permettent d'obtenir une synthèse statistique des séries temporelles étudiées. Cette démarche autorise le traitement d'un grand volume de données mais une perte d'informations est inhérente à l'utilisation de ces caractéristiques et deux séries temporelles très différentes peuvent induire des caractéristiques similaires.

Il est important de garder en tête qu'en plus de ces caractéristiques habituellement utilisées pour la reconnaissance à partir des signaux accélérométriques, il existe d'autres paramètres moins réductionnistes encore peu utilisés (Kate, Swartz et al. 2016) :

- Les caractéristiques basées sur la distance : Cette méthode consiste à calculer la distance entre une série temporelle test et les séries temporelles contenues dans les données d'apprentissage. Une activité sera ainsi classée dans la catégorie avec laquelle elle a la distance la plus faible. La mesure de la distance peut être définie par une variété de méthode. L'une des plus simples consiste à calculer la distance Euclidienne avec la racine carrée de la somme des carrés des différences entre deux séries. Ces mesures de distances sont ensuite traitées avec les méthodes des k plus proche voisin ou de machine à vecteur support qui sont détaillées plus bas.
- Un autre type de caractéristiques utilisé dans la classification, notamment de document texte sont celles basées sur les « N-grammes ». Après avoir rendu la distribution des données discrète afin de ne plus disposer d'une infinité de valeurs possibles, une distribution de probabilité pour la prochaine valeur est construite à partir de points consécutifs (un point est un unigramme, deux points consécutifs correspondent à un bigramme, trois correspondent à un trigramme).

d) Les principales méthodes de classification

Il existe une variété de méthodes basées sur l'apprentissage automatique. Elles sont capables d'établir des modèles de régression ou de classification selon les techniques. Il est difficile de définir si une méthode est supérieure à une autre dans l'absolu, car chacune d'elle repose sur des fonctionnements propres et leur performance dépend grandement des paramètres initiaux. Nous présentons ici un récapitulatif des principales méthodes utilisées dans le domaine.

Seuillage

La technique de classification par seuillage a longtemps été très utilisée notamment par sa simplicité de mise en place et de maîtrise. C'est cette méthode qui est largement utilisée pour classer classiquement le niveau d'activités physiques à partir de seuils de coups accélérométriques ou de certaines caractéristiques issues du signal brut (ENMO ou MAD). Dans une forme plus élaborée, elle consiste à comparer une fonction dérivée à un seuil prédéfini pour déterminer la pratique d'une activité particulière. Ses applications sont nombreuses et fonctions de la caractéristique utilisée. Ce type de classification est utilisé pour

2. Introduction

discriminer les postures statiques (allongé, assis, debout) en se basant sur l'angle dérivé du signal accélérométrique par rapport à la verticale du capteur (ce qui pose la question de l'orientation de l'accéléromètre pendant l'activité pratiquée). Des performances élevées ont été trouvées pour la détection de la transition entre postures et la détection de chutes. La technique de seuillage a été couramment utilisée pour différencier les postures statiques des activités dynamiques.

Régression logistique

Malgré son nom, cette technique est dédiée à la classification plutôt qu'à la régression. La régression logistique est un modèle de régression binomial dans lequel la relation entre la sortie (la classe) et les prédicteurs (caractéristiques du signal) est déterminée à partir des rapports de cote (« odds-ratio » en anglais) des données d'apprentissage. Le rapport de cote mesure la dépendance entre deux variables, il est compris entre 0 et l'infini. Plus le rapport est éloigné de 1, plus les variables sont liées entre elles. Dans le modèle logistique, le logarithme de la cote représente l'association entre les prédicteurs et la variable dépendante (Figure 12). La fonction de conversion du logarithme de la cote en probabilité est la fonction logistique ou sigmoïde. La régression logistique génère ainsi une probabilité d'appartenir à une classe à partir des caractéristiques d'entrées.

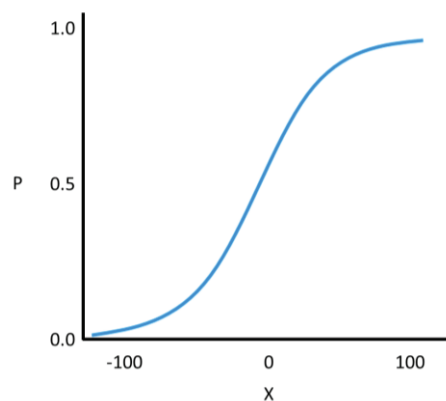


Figure 12 Probabilité de réalisation d'un évènement en fonction d'un prédicteur selon la fonction logistique.

La courbe bleue est sigmoïde et varie entre 0 et 1.

Arbre de décision et forêt aléatoire

Ces algorithmes fonctionnent en examinant les capacités discriminatoires des caractéristiques une à une, afin d'établir un ensemble de règles menant à la classification complète du système. Ils reposent sur un ensemble de nœuds. Chaque nœud correspond à une règle spécifique représentant une décision binaire. Les embranchements représentent les variables d'entrée et les feuilles représentent les valeurs de la variable-cible.

Comme son nom l'indique la méthode des forêts aléatoires consiste en un ensemble d'arbres de décision, chacun construit à partir d'un sous ensemble des données d'origine ou

2. Introduction

prédicteurs. La classe d'activité est identifiée à partir de la classe majoritaire déterminé à partir des sorties de chaque arbre (Figure 13).

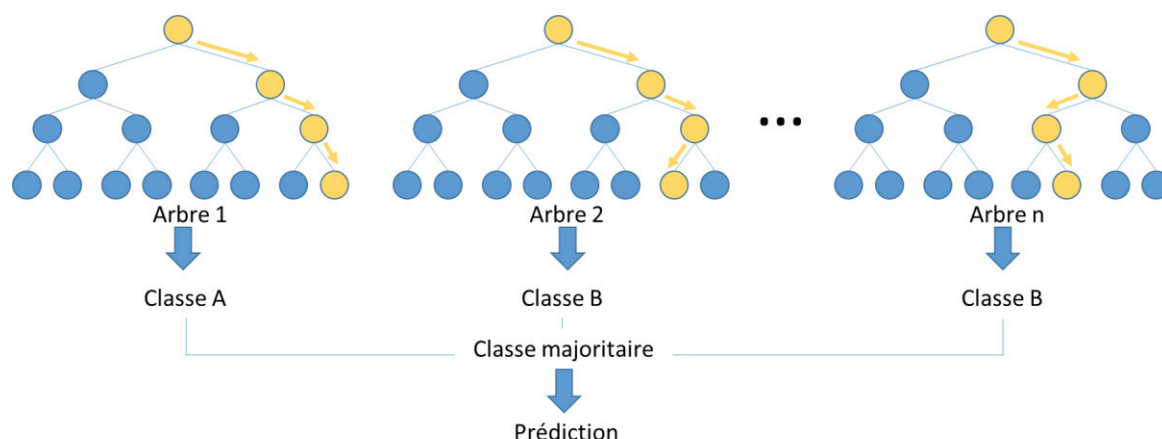


Figure 13 Schéma d'illustration de la méthode des forêts aléatoires.

Machine à vecteurs de support ou séparateur à vaste marge

Les machines à vecteurs de support sont un ensemble de méthodes basées sur la recherche de la séparation des hyperplans entre les classes, avec le calcul d'une marge maximale entre les profils de caractéristiques de chaque classe. La marge correspond à la distance entre le vecteur de séparation (vecteur de support) et les caractéristiques des échantillons. Le vecteur de séparation dont les marges entre ce dernier et les caractéristiques de chaque classe sont les plus importantes est retenu pour la classification (voir Figure 14). Afin de réaliser ces séparations même lorsque les données ne sont pas linéairement séparables, les données peuvent être projetées à partir de l'espace de représentation d'origine vers un espace de plus grande dimension, potentiellement infini dans lequel une séparation linéaire pourra être réalisée, grâce à l'utilisation de fonctions dites « noyaux ». Ces dernières permettent ainsi d'établir l'équivalent d'une classification non linéaire. Initialement adaptée pour des tâches de classification binaire, cette méthode peut être appliquée plusieurs fois en utilisant la technique de « un contre tous » (« One versus all » en anglais) où chaque classe sera comparée à toutes les autres de manière itérative.

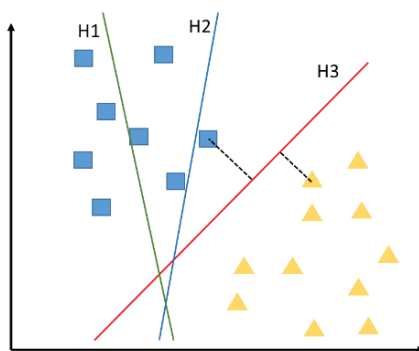


Figure 14 Schéma d'illustration de la méthode des machines à vecteurs de supports.

La ligne rouge H3 correspond au vecteur support dont les marges sont les plus importantes.

2. Introduction

Réseaux neuronaux artificiels – perceptron multicouche

Les réseaux neuronaux artificiels sont l'association d'objets élémentaires en un graphe organisé selon différents niveaux de complexité (nombre et type de neurones, boucle de rétroaction, objectif visé). Le perceptron multi-couche est une méthode basée sur les réseaux neuronaux artificiels. Il est assimilable à une fonction mathématique flexible configurée pour représenter les relations complexes entre les entrées (e.g. les métriques issues du signal accélérométrique) et les sorties (e.g. la probabilité d'appartenance aux différentes classes d'activités). Il est constitué de trois principales composantes : une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées, et une couche de sortie (Figure 15). Chaque couche est constituée de plusieurs neurones. Les entrées et les sorties sont interconnectées par des nœuds distribués au sein de la ou des couches cachées. Le perceptron multi couche est un réseau entraîné, en optimisant les poids de chaque nœud de manière itérative, jusqu'à produire les sorties désirées à partir des entrées correspondantes. Une fonction d'activation, dont le nom provient du « potentiel d'action » déterminant la réponse des neurones biologiques, est employée afin d'interpréter les valeurs complexes obtenues en amont du résultat. C'est cette dernière étape qui permet d'obtenir les probabilités d'appartenance à chaque classe d'activité.

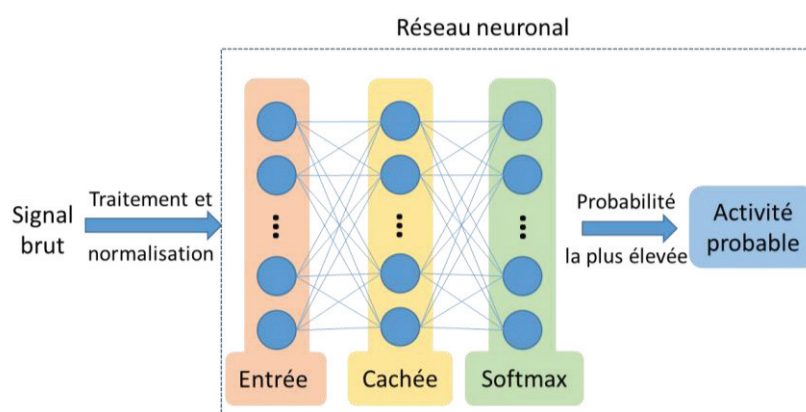


Figure 15 Schéma d'illustration de la méthode des réseaux neuronaux artificiels.

La fonction softmax permet de transformer chaque score de sortie en une probabilité.

Classification naïve bayésienne et modèle de mélange gaussien

La classification par la méthode naïve de Bayes est une méthode basée sur le théorème de Bayes. Elle met en œuvre un classifieur linéaire ayant pour rôle de classer les échantillons ayant des propriétés similaires. Cette méthode permet d'attribuer une probabilité d'appartenir à une classe ou à une observation en se basant sur une densité de probabilité issue de l'apprentissage. L'approche dite « naïve » repose sur le fait que chaque caractéristique d'entrée est supposée indépendante de l'existence d'autres caractéristiques. L'apprentissage utilise la méthode du maximum de vraisemblance pour estimer les paramètres de la fonction de densité de probabilité (moyenne et variance) pour chaque caractéristique et chaque classe. Ces fonctions sont exprimées en tant que distributions

2. Introduction

normales à une dimension. Bien que l'hypothèse de l'indépendance des caractéristiques soit souvent mauvaise, l'approche bayésienne est couramment utilisée en raison de sa facilité d'implémentation. Une version plus générale de cette méthode repose sur une analyse discriminante où les corrélations croisées entre les caractéristiques sont prises en compte.

Les modèles de mélanges gaussiens (Gaussian Mixture Models : GMM) reprennent les principes de la classification bayésienne. Cependant la fonction de vraisemblance n'est pas une simple densité de probabilité gaussienne. Elle peut être approximée par un mélange pondéré de plusieurs fonctions gaussiennes (Figure 16). Les poids et les paramètres des composantes sont généralement calculés en utilisant un algorithme d'espérance-maximisation de la vraisemblance.

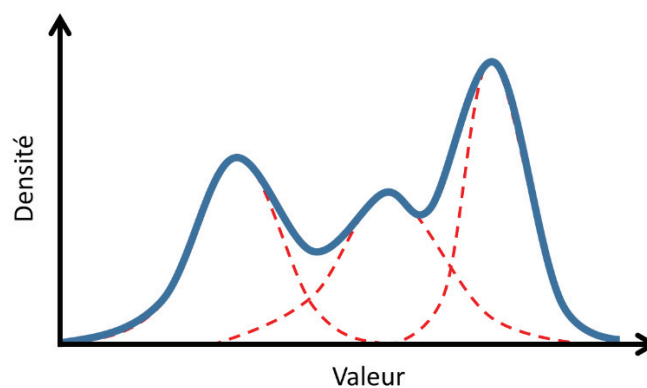


Figure 16 Schéma d'illustration de la méthode des modèles de mélange gaussien.

La ligne bleue représente le modèle de mélange gaussien. Les lignes rouges pointillées représentent les composantes gaussiennes.

Méthode des k plus proches voisins

La méthode des k plus proches voisins est une méthode non paramétrique de classification supervisée qui n'a pas besoin de modélisation ou de phase d'apprentissage explicite. Un espace multi-dimensionnel est construit, avec une dimension pour chaque caractéristique d'entrée. L'espace de caractéristiques est ensuite peuplé avec les données d'apprentissage correspondant aux activités d'intérêt. L'algorithme K-NN calcule la distance entre la nouvelle observation et chacun des points d'apprentissage. La nouvelle observation est alors assignée à la classe selon la majorité des k plus proches voisins (Figure 17). La valeur de k est sélectionnée par une méthode essai et erreur ou grâce à une procédure de validation croisée.

2. Introduction

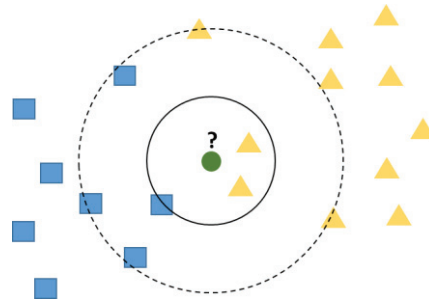


Figure 17 Schéma d'illustration de la méthode des K plus proche voisin.

Modélisation des dépendances temporelles entre activités

La plupart des méthodes de classification ignorent le lien temporel entre les activités. Une étape additionnelle est alors importante afin de stabiliser temporellement les décisions prises par le classifieur. Cette approche peut être perçue comme une contrainte supplémentaire mais elle est en réalité l'occasion d'améliorer la reconnaissance grâce aux dépendances temporelles des activités. Des méthodes d'apprentissage automatique telles que les modèles de Markov caché intègrent cette dépendance temporelle. Il existe également des outils utilisables en complément aux méthodes de reconnaissance comme l'algorithme de Viterbi qui permet d'estimer la séquence d'activité la plus probable en tenant compte de l'activité précédente.

Modèle de Markov caché

Les chaînes de Markov sont des processus stochastiques à temps discret où chaque activité est présentée à un état différent. Elles peuvent être utilisées pour représenter la vraisemblance de transitions entre différentes activités. Les modèles de Markov cachés généralisent les chaînes de Markov. Ils peuvent être utilisés seul ou en complément à d'autres approches. Plusieurs paramètres définissent ce type de modèle. La première composante du système est le système d'intérêt (l'individu pratiquant les activités). Ce système peut être dans un état parmi un nombre fini d'état (un ensemble d'état peut représenter un type d'activités). La part « cachée » du modèle reflète le fait que l'état réel du système ne peut pas être observé directement (individu en conditions de vie libre). Il est cependant possible d'obtenir des observations liées aux états (les caractéristiques du signal accélérométrique).

Un modèle de Markov caché modélise un automate à états cachés dans lequel chaque état a une certaine probabilité de transition vers chacun des autres états. Chaque transition engendre une observation qui suit une loi de probabilité associée à l'état courant (Figure 18). Il est possible de s'appuyer sur un traitement tel que l'algorithme de Viterbi, basé sur les probabilités des observations d'appartenir à chaque état ainsi que les probabilités de transition d'un état à un autre, pour identifier la séquence d'activité la plus probable.

2. Introduction

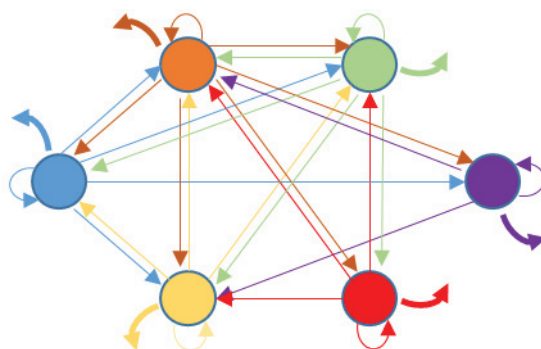


Figure 18 Représentation graphique d'un exemple de modèle de Markov caché.

Les cercles pleins correspondent aux différents états cachés. Les flèches épaisses représentent les probabilités d'une observation d'être générée à partir de l'état. Les flèches fines sont caractérisées par la probabilité de la transition d'un état à un autre.

L'algorithme de Viterbi est un algorithme de programmation dynamique particulièrement utilisé pour la réduction du bruit associé à un signal, par exemple pour la correction des fautes d'orthographe contenues dans une phrase, ou la reconstitution d'un son mal enregistré. Dans le cadre de la reconnaissance des activités, il permet de prendre en compte les probabilités de transitions d'une activité à une autre (Figure 19) en fonction des séries temporelles pour identifier une séquence d'activité. Cet algorithme peut ainsi aisément être appliqué sur les sorties des méthodes de classification pour prendre en considération la corrélation temporelle d'une activité avec la précédente (Ataya and Jallon 2012).

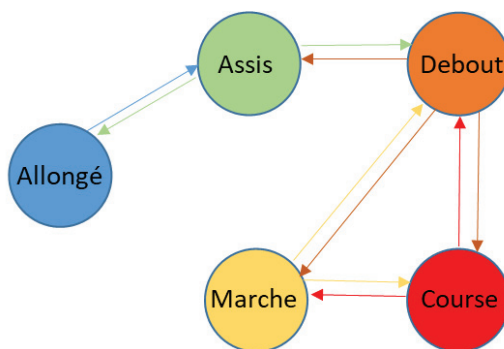


Figure 19 Exemple de transition entre activités pouvant être modélisées par l'algorithme de Viterbi.

L'absence de flèche reflète une probabilité nulle de transition entre états.

e) Principales méthodes de reconnaissance publiées

La possibilité d'analyser directement le signal brut avec des données échantillonnées à un haut niveau de résolution a permis aux chercheurs de s'emparer des méthodes d'apprentissage machine pour les appliquer aux accéléromètres. L'objectif affiché est de tirer de nouvelles informations de l'accélération sans complexifier le dispositif initial grâce à des algorithmes utilisant l'ensemble des caractéristiques du signal. Les méthodes d'apprentissage automatique modélisent les relations entre les caractéristiques associées au signal accélérométrique et le type d'activité.

2. Introduction

Initialement, la reconnaissance d'activité à partir de capteurs portés s'est principalement appuyée sur des informations issues de plusieurs capteurs portés simultanément et placés à plusieurs endroits du corps (Pirttikangas, Fujinami et al. 2006, Zappi, Lombriser et al. 2008, Gjoreski, Lustrek et al. 2011). Cependant l'encombrement et le prix associés à la multiplication des dispositifs rendent ces méthodes inadéquates pour une utilisation à grande échelle et/ou à long terme en conditions de vie libre, notamment dans les études épidémiologiques. Ces méthodes ne seront ainsi pas détaillées ici.

Principaux modèles de reconnaissance automatique de postures et d'activités

La reconnaissance d'activité est ainsi également explorée à partir des signaux collectés par un unique capteur habituellement placé à la hanche, ou à la taille afin d'obtenir des données dans l'axe du corps (tronc), au poignet pour plus de facilité de port, ou bien à la cuisse (ActivPal™) dont l'orientation donne des indications pour discriminer les postures debout ou assis. Le Tableau 11 présente les performances des modèles de calibrations récemment développés en se basant sur les caractéristiques du signal brut. Les références utilisées sont principalement basées sur une prédéfinition des activités réalisées en conditions contrôlées, et l'utilisation de camera, d'observateur ou de multi capteurs en condition de vie libre. Une exactitude (défini comme la somme des vrais positifs et vrais négatifs divisée par le nombre total de mesure) globale de 66 à 99 % est calculée pour l'ensemble des modèles, les validations en vie libre entraînant toutefois plus faibles performances qu'en laboratoire pour un même modèle. De meilleures performances globales sont observées pour les modèles développés à partir d'accéléromètre à la hanche par rapport au poignet. Ces modèles présentent globalement de bonnes performances mais une comparaison s'avère difficile car les méthodes de validation et les activités reconnues sont spécifiques à chaque modèle.

Parmi les différentes méthodes d'apprentissage automatique utilisées pour la reconnaissance des activités, aucune ne présente des performances clairement supérieures aux autres. Il n'y a pas de consensus établi puisque chacune des méthodes reposent sur des hypothèses préalables différentes (Mitchell 1980). Les résultats sont ainsi dépendants du choix des caractéristiques de départ et de la nature des données à partir desquelles sont développées les modèles (non-linéarité, indépendance avec les sorties...). Les réseaux neuronaux artificiels par leur flexibilité et leurs modulations potentielles (nombre de neurones, nombre de couches) sont les plus utilisés et semblent donner de meilleures performances dans certaines conditions (Kate, Swartz et al. 2016, de Almeida Mendes, da Silva et al. 2018). La supériorité globale des algorithmes de classification basés sur l'intelligence artificielle par rapport aux seuils d'intensité traditionnels est en revanche démontrée (Ellis, Kerr et al. 2016). Il a cependant été fortement souligné que les bonnes performances des algorithmes basés sur l'apprentissage automatique réalisées sur des données issues de laboratoire étaient loin d'être représentatives des performances de ces modèles appliqués en condition de vie libre (Farrahi, Niemelä et al. 2018).

2. Introduction

Reference	Données d'apprentissage	Données de validation	Méthode de classification	Posture/activité	Hanche	Poignet droit	Poignet gauche	Exactitude (%)
(He, Bai et al. 2014)	15 types d'activités en laboratoire	Activités réalisées en laboratoire	Movelet	Allongé	99.87	97.05	98.05	98.05
				Marche	99.15	99.36	99.35	99.35
				Ecriture	98.91	97.91	97.81	97.81
				Marche rapide	96.61	96.05	97.76	97.76
				Debout	96.09	95.31	96.25	96.25
				Se lever d'une chaise	88.09	94.31	98.81	98.81
				Pétrir de la pâte	64.28	57.22	51.09	51.09
				Vaisselle	63.44	28.71	15.20	15.20
				Jouer aux cartes	52.81	62.21	95.94	95.94
				Aspirateur	52.32	67.02	84.05	84.05
				Habillage	41.07	6.00	11.00	11.00
Plier du linge	34.93	13.66	11.35	11.35				
Shopping	24.72	37.97	24.43	24.43				
Taille								
(Gyllensten and Bonomi 2011).	17 activités en laboratoire	Activités de laboratoire et en vie libre (référence : IDDEA couplé à un journal de suivi)		Labo.	Labo.	Vie libre		
				Arbre de décision	92.9	72.2		
				Réseaux neuronaux artificiels	94.2	74.8		
				Machine à vecteur support	95.4	75.6		
				Score de majorité	95.9	75.7		

2. Introduction

Reference	Données d'apprentissage	Données de validation	Méthode de classification	Posture/activité	Exactitude (%)
(Rosenberg, Godbole et al. 2017)	7 jours de vie libre annotés à partir d'une Sensecam	7 jours de vie libre (Reference : SenseCam) Marche sur 400m (avec des arrêts) (Reference : Position GPS)	Arbre de décision	Vie libre (SenseCam)	Hanche
				Assis	90
				Assis en transport	91
				Marche	84
				Debout en mouvement	79
Debout immobile	93				
(Bastian, Maire et al. 2015)	10 activités standardisées en laboratoire + 13 activités annotées en vie libre	Activités de laboratoire et de vie libre	Naive bayésienne	Laboratoire	Hanche
				Allongé	93.4
				Avachis	85.2
				Assis	52.7
				Debout	81.3
				Mouvement faible	79.4
				Marche	95.4
				Course	93.5
				Vélo	66.3

2. Introduction

Reference	Données d'apprentissage	Données de validation	Méthode de classification	Posture/activité	Exactitude (%)		
					Poignet gauche	Poignet droit	Taille
(Zhang, Rowlands et al. 2012)	16 activités semi structurées en laboratoire et à l'extérieur	Activités structurées (laboratoire et extérieur)	Arbre de décision	Global	95.93	96.97	99.14
			Naïve bayésienne	Global	95.33	95.26	98.21
			Régression logistique	Global	95.73	95.65	99.4
			Machine à vecteur support	Global	96.4	96.76	99.3
			Réseaux neuronaux artificiels	Global	95.93	96.76	99.6
(Montoye, Pivarnik et al. 2016)	14 activités en laboratoire	Activités de laboratoire	Réseaux neuronaux artificiels	ActiGra	ActiGraph	GENEAc	GENEAct
				ph	cuisse	tiv	iv
				hanche		poignet	poignet
						gauche	droit
				Global	71.4	80.9	81.1
				Allongé	53.9	76.2	81.1
				Lecture	38.4	66.9	59.9
				Ordinateur	54.6	78.7	85.9
				Debout	69.6	90.2	90.0
				Lessive	59.3	83.8	79.3
				Balayer	72.7	79.5	77.5
				Marche lente	82.2	71.5	72.2
				Marche rapide	71.9	69.9	69.4
				Jogging	93.1	95.3	96.1
Vélo	90.2	87.2	84.1				
Flexion des biceps	53.4	87.5	90.8				
Squats	88.9	89.8	87.9				
Escaliers	89.1	73.3	74.4				
non-port	86.0	88.8	91.3				

2. Introduction

Reference	Données d'apprentissage	Données de validation	Méthode de classification	Posture/activité	Exactitude (%)
(Ellis, Kerr et al. 2016)	7 jours de vie libre avec une caméra SenseCam	7 jours de vie libre (Référence : SenseCam)	Forêt aléatoire + Modèle de Markov caché	Global Assis Transport Marche/course Debout	Hanche Poignet 88.1 83.6 90.8 87.6 92.9 89.3 83.4 77.9 85.1 79.5

Tableau 11 Algorithme d'apprentissage automatique de reconnaissance automatique des postures et activités à partir d'un seul accéléromètre.

2. Introduction

En effet, les méthodes basées sur un apprentissage automatique sont particulièrement sensibles aux conditions d'apprentissage puisque les données de départ conditionnent totalement les paramètres développés. Les activités réalisées en laboratoire permettent d'obtenir un signal accélérométrique non parasité et spécifiquement représentatif d'une activité donnée, mais ces conditions standardisées peuvent être très éloignées de la vie libre. Bastian et al. présentent les faibles performances en vie libre d'un algorithme de reconnaissance automatique des activités initialement développé uniquement sur des activités standardisées en laboratoire. Ces auteurs montrent que la recalibration de cet algorithme à partir d'activités réalisées lors d'un parcours urbain permet une amélioration nette de la reconnaissance. La chute des performances lors d'une validation en vie libre par rapport à la validation en laboratoire (Gyllensten and Bonomi 2011) observée pour les algorithmes de calibration développés en laboratoire alors que ceux développés à partir de données non standardisées présentent des performances stables (Rosenberg, Godbole et al. 2017) soutient ces conclusions. Il faut noter que la plupart des études de reconnaissance automatique des activités implique un petit nombre de sujets évoluant dans un environnement très contrôlé, et très peu de validations en vie libre sur un groupe indépendant de sujets. Ces observations soulignent la nécessité de définir avec attention les bases de données d'apprentissage d'un modèle ainsi que l'utilité d'effectuer une validation sur des données représentatives de la vie libre (van Hees, Golubic et al. 2013), qui reste trop peu réalisée d'une manière générale (Preece, Goulermas et al. 2009).

Une autre problématique posée par la reconnaissance des postures est qu'elle repose en partie sur l'orientation du capteur. Dès lors, une difficulté rencontrée est de savoir si le capteur est correctement placé. Le vecteur magnitude permet de s'affranchir de cette limite puisqu'il est calculé à partir de la norme des trois axes, mais de nombreuses caractéristiques du signal brut utilisées dans les algorithmes de reconnaissance reposant sur l'angle ou sur l'intensité attribuée à un seul axe apparaissent particulièrement sensibles à l'orientation du capteur. Des méthodes pour identifier l'orientation sont donc nécessaires bien que peu utilisées. Elles reposent sur la reconstitution d'un vecteur vertical « véritable » et d'un nouveau repère, sur lequel seront projetés l'ensemble des axes. Pour un accéléromètre placé à la hanche, Jallon et Bastian proposent pour cela de se baser sur les séquences de marches, reconnues grâce au contenu fréquentiel du signal uniquement, pendant lesquelles le sujet est supposé être en position debout, pour définir un axe vertical véritable. Cette méthode applicable à d'autres placements tels que la cheville, le tronc ou la cuisse présente des limites lors du placement au poignet, qui n'implique pas forcément une orientation standardisée pendant les périodes de marches.

Application à l'estimation de la dépense énergétique

Une limite précédemment évoquée concernant les coups par minute, mais également l'ENMO et l'AI, est leur capacité à saisir l'intensité de l'accélération sans prendre en compte le type d'activité ou la posture de l'individu. La reconnaissance automatique d'activité permet quant à elle de capter la posture mais est déconnectée de l'intensité.

2. Introduction

Les algorithmes d'apprentissage automatique régressifs donnent l'opportunité d'estimer la dépense énergétique en continu à partir des différentes caractéristiques du signal. Le Tableau 12 récapitule les principaux modèles d'estimation développés ces dernières années. Les performances de ces différentes méthodes apparaissent similaires entre elles et une manque de précision à l'échelon individuel persiste avec une RMSE aux alentours de 1 MET pour la plupart d'entre eux. Montoye et al. montrent que ce type de modèle a de meilleures performances que les modèles linéaires historiquement développés à partir d'accéléromètres placés au poignet, mais cette à la hanche ou à la cuisse. La majorité de ces méthodes n'est pas validées en vie libre. Seul le modèle proposé par Lyden et al. implique une validation dans la vie quotidienne, mais la référence a été obtenue par observation directe grâce à une caméra, bien loin de la précision de la méthode de l'eau doublement marquée.

Van Hees et al. suggèrent le premier qu'une meilleure estimation de la dépense énergétique pourrait être établie grâce à la prise en compte de la posture, et particulièrement des activités sédentaires (van Hees, van Lummel et al. 2009). Bonomi et al. proposent une première amélioration de l'estimation de la dépense énergétique liée à l'activité physique journalière avec un simple accéléromètre grâce à la reconnaissance des activités (Bonomi, Plasqui et al. 2009). Leur étude présente un modèle basé sur une identification automatique des activités combinée à une valeur de MET théorique, établie à partir d'un compendium d'intensité spécifique au type d'activité préalablement reconnu, donc sans tenir compte du signal accélérométrique. La corrélation entre niveau d'activité physique mesuré grâce à la méthode de l'eau doublement marquée et la moyenne de dépense énergétique journalière estimée à partir des valeurs de MET spécifique aux activités est plus haute que lors d'une estimation réalisée à partir des coups ($R^2=0.51\%$ vs $R^2=0.46\%$; LoA = -0.233 - 0.235 vs LoA = -0.243 - 0.245 respectivement). La démarche démontre une amélioration claire d'une prédiction s'appuyant sur la posture par rapport aux méthodes de régression basées uniquement sur les coups. Cependant l'utilisation de valeurs théoriques et constantes pour estimer la dépense énergétique associée à chacune des activités ainsi que le sur-apprentissage inhérent à un algorithme de reconnaissance uniquement développé sur des activités standardisées représentent des limites quant à l'interprétation des conclusions. Malgré ces limites, ces études soulignent l'intérêt de ce type d'approches couplant modèles d'estimation et de modèles de reconnaissance, pour caractériser le comportement de mouvement en vie libre et en permettre un phénotypage plus fin.

2. Introduction

	Techniques	Caractéristiques du signal	Données de développement et validation	Localisation	RMSE (MET)	Mesure de référence
(Staudenmayer, Pober et al. 2009)	Forêt aléatoire	Fréquentielle, temporelle, temps fréquence	Activités standardisées représentatives de la vie quotidienne	Hanche	1.67	Calorimétrie indirecte
				Poignet	1.27	
(Montoye, Begum et al. 2017)	Réseaux neuronaux artificiels	Temporelle	13 activités standardisées représentatives de la vie durant 90 minutes	Hanche	1.12	
				Poignet	1.26-1.32	Calorimétrie indirecte
(Ellis, Kerr et al. 2014)	Forêt aléatoire	Fréquentielle, temporelle, temps fréquence	9 activités en laboratoire représentatives de la vie libre	Cuisse	1.07-1.08	
				Hanche	1.09	Calorimétrie indirecte
(Kate, Swartz et al. 2016)	SVM	Fréquentielle, temporelle, temps fréquence	Marches sur tapis roulant à différentes vitesses	Hanche	1.0234	
					1.0090	
	Réseaux neuronaux artificiels					
	Arbre de décision				0.9652	Calorimétrie indirecte
	Réseaux neuronaux artificiels				0.9899	

2. Introduction

Techniques	Caractéristiques du signal	Données de développement et validation	Localisation	RMSE (MET)	Mesure de référence
(Strath, Kate et al. 2015)	Arbre de décision	Activités en laboratoire représentatives de la vie quotidienne	Hanche Poignet Cheville	1.06 1.03 1.05	Calorimétrie indirecte
(Rothney, Neumann et al. 2007)	Réseaux neuronaux artificiels	Activités standardisées représentatives de la vie quotidienne en chambre calorimétrique	Hanche	0.48 kcal/min	Calorimétrie indirecte (room)
(Lyden, Keadle et al. 2014)	Réseaux neuronaux artificiels + arbre de décision	3 * 10 heures en condition de vie libre	Hanche	1	Observation directe
Réseaux neuronaux artificiels	Réseaux neuronaux artificiels + arbre de décision			5.4	
Réseaux neuronaux artificiels + arbre de décision	Caractéristiques dérivées des coups par minute			1	
Réseaux neuronaux artificiels + arbre de décision				1	

Tableau 12 Modèles d'apprentissage machine pour l'estimation de la dépense énergétique.

SVM = Machine à vecteurs de support

2. Introduction

2.2.5. L'accélérométrie, questionnements et perspectives de développement

L'approche classique basée sur les coups accélérométrique précédemment détaillée est largement utilisée, permettant ainsi d'obtenir des observations à grande échelle. De nombreuses limites, dont le manque de transparence des filtres impacte toutefois grandement l'interprétation des résultats. L'origine de certains phénomènes observés avec cette approche, comme le plateau identifié lors d'activités d'intensité élevée et la variation de la quantité de coups en fonction de la fréquence d'échantillonnage sont encore à caractériser.

L'utilisation des caractéristiques issues du signal brut récemment développées permet de contourner certaines limitations des approches classiques, grâce à l'apport d'informations supplémentaires mais se heurtent à un problème de standardisation et donc de comparabilité des études, en partie expliqué par leur nouveauté. La communauté scientifique souligne toutefois la nécessité de laisser une liberté dans le développement de nouvelles métriques et algorithmes afin de ne pas entraver le caractère innovant de ce domaine de recherche. Il existe toutefois un consensus fort sur la manière de rapporter les résultats dans un souci de transparence, de reproductibilité et de comparabilité des études. Des questions restent en suspens sur l'utilisation de données non filtrées particulièrement au niveau des hautes fréquences captées qui ne sont pas forcément le reflet du mouvement humain.

Une autre problématique a trait au placement du capteur, qui joue un rôle déterminant dans la nature de la relation entre l'accélération liée à un segment corporel spécifique et la dépense énergétique ou l'intensité de l'activité. Le placement au poignet, en plein essor grâce aux bracelets connectés, pose aujourd'hui la question de sa validité en comparaison au placement à la hanche historiquement utilisé et validé pour un large spectre d'activités quotidiennes. L'étude de cette problématique apparaît d'autant plus importante que le statut pondéral, un facteur confondant déterminant de l'accélérométrie, n'a jamais été exploré en interaction avec le placement jusqu'à maintenant.

Ces observations soulignent clairement la complexité de l'estimation de la dépense énergétique à partir d'un accéléromètre. Tout comme pour les coups accélérométriques, la relation entre la dépense énergétique et les métriques issues du signal brut telles que l'ENMO ou la MAD n'est pas linéaire. En plus du placement de l'accéléromètre, elle dépend du type d'activité pratiquée.

Dans ce contexte, la reconnaissance de la posture apparaît alors comme une thématique centrale pour l'étude du comportement de mouvement. Les méthodes d'analyses d'apprentissage automatique récemment développées sont encore peu utilisées mais permettent d'obtenir de bonnes performances de reconnaissance à partir du signal accélérométrique. Ces techniques ouvrent de nombreuses perspectives encore inexplorées pour l'estimation des composantes bioénergétiques au quotidien.

2. Introduction

Un volet important de l'amélioration des outils de mesure de la bioénergétique basés sur l'accélérométrie est leur capacité d'estimation en conditions de vie libre. Les mauvais résultats des méthodes mises en place jusqu'à maintenant sont notamment dus à des données d'apprentissage et de validation standardisées produites en laboratoire et qui n'existent finalement pas au quotidien. Un intérêt particulier est ainsi à porter sur les méthodes de développement et de validation qui doivent reposer sur un ensemble d'activités impliquant une répartition temporelle et une liberté de mouvement représentative de la vie libre, pour éviter un sur-apprentissage. La validation doit se faire, idéalement, en condition de vie libre, sur de longues périodes, ce qui pose le problème du ou des critères de référence.

L'utilisation de plusieurs capteurs s'avère probablement incontournable afin de saisir l'ensemble des dimensions du comportement de mouvement. L'obtention d'informations tel que la position GPS et l'altimétrie, la fréquence cardiaque, mais aussi la réponse électrodermale sont des informations précieuses pour être capable de caractériser une activité dans son ensemble. Cela nécessite cependant des dispositifs plus contraignants par leur coût et leur commodité, difficiles à mettre en place pour l'instant dans le cadre d'études épidémiologiques. En intégrant et surmontant les points soulevés à travers les précédents chapitres l'accélérométrie seule pourrait se positionner comme une méthode de premier choix pour l'étude du comportement de mouvement en vie libre sur le cycle de 24 heures.

2. Introduction

3. Objectifs et hypothèses

3. Objectifs et hypothèses

3. Objectifs et hypothèses

L'objectif général de cette thèse était de contribuer à la caractérisation du comportement de mouvement grâce à de nouvelles méthodes analytiques reposant sur la reconnaissance des activités et posture à partir du signal accélérométrique.

Le premier objectif, méthodologique, était de **contribuer au développement d'un outil permettant un phénotypage complet du comportement de mouvement** des individus en condition de vie libre, avec à la fois une mesure du profil temporel des activités/postures et une estimation plus précise de la dépense énergétique associée à ces différentes activités. Les méthodes subjectives de recueil de données ont atteint leurs limites et ne permettent pas, seules, de caractériser chaque dimension d'intérêt. La capacité des accéléromètres à prédire la dépense énergétique liée à l'activité physique en conditions de vie libre est aujourd'hui sérieusement remise en cause en comparaison avec la méthode de référence de l'eau doublement marquée. Cela étant principalement dû aux problématiques en lien avec l'opacité des traitements opérés, le placement des accéléromètres et la relation entre accélérométrie et dépense énergétique, nous avons ainsi fait l'hypothèse que développer des outils en s'appuyant sur les progrès technologiques et analytiques permettrait de surmonter les limites des traitements classiques qui reposent essentiellement sur des régressions linéaires entre l'intensité de l'accélération et la dépense énergétique liée à l'activité physique (Midorikawa, Tanaka et al. 2007, Lyden, Kozey et al. 2011). Ainsi, la première étape a consisté à identifier les paramètres associés aux traitements accélérométriques propriétaires actuels réalisés par Actilife, le logiciel associé à l'accéléromètre le plus répandu l'Actigraph™ (Wijndaele, Westgate et al. 2015). Les limites inhérentes aux choix de ses paramètres ont été étudiées théoriquement et expérimentalement. Les implications de la mesure associées au placement de l'accéléromètre au poignet et à la hanche ont ensuite été étudiées en interaction avec le statut pondéral des individus. Pour conclure cet objectif, nous avons développé un outil prédictif de la dépense énergétique liée à l'activité physique, basé sur une reconnaissance préalable des activités à partir de l'accélérométrie, dont nous avons testé et validé les performances en condition de vie libre.

Une fois une interprétation maîtrisée des résultats établie, le second objectif a été d'utiliser les nouvelles techniques analytiques récemment développées telle que la reconnaissance des activités afin de contribuer à **la caractérisation des effets de la modernisation sur les profils d'activité physique et de sédentarité**. Cette partie de ce travail de thèse s'intègre dans une des thématiques du laboratoire qui vise à comprendre le rôle de l'activité physique dans la prise de poids et de façon plus générale dans la régulation de la balance énergétique. Il s'agissait d'évaluer le comportement de mouvement dans deux groupes représentant différents degrés de transition d'un environnement rural à un environnement urbain : des Peuls nomades vivant dans des campements ou des petits villages en brousse dans la vallée du Ferlo, une région du Sahel au Nord du Sénégal, et des Peuls issus de la même population vivant à Dakar, la capitale. Cette transition apparaît comme un modèle pertinent pour l'exploration des hypothèses soulevées dans cette thèse. Les données d'accélérométrie obtenues en transversal dans le cadre de ce projet ont permis pour la première fois de

3. Objectifs et hypothèses

quantifier de façon objective les modifications qualitatives et quantitatives du comportement de mouvement associées aux processus de transition épidémiologique. Le but était d'apporter des éléments nouveaux quant à l'importance des activités de la vie quotidienne ou de faible intensité au-delà des activités d'intensité modérée ou élevée telles que définies dans les recommandations officielles. A partir de cette population spécifique évoluant à des stades précoces de la transition épidémiologique, nous avons ainsi fait l'hypothèse que les développements algorithmiques mis en avant pendant cette thèse permettraient le phénotypage précis des profils du comportement de mouvement de cette population en pleine mutation.

Cette thèse s'inscrit dans la dynamique de l'intérêt croissant pour l'estimation de la dépense énergétique sur 24 heures et la compréhension du rôle spécifique du comportement de mouvement, à l'échelle des populations et à l'échelle individuelle. Les avancées technologiques et analytiques donnent la possibilité d'obtenir de bonnes performances en vie libre.

Les questions auxquelles nous avons souhaité répondre à travers ces travaux sont les suivantes :

- Quels sont les paramètres associés aux méthodes classiques de traitement accélérométrique propriétaire et quelles sont les limites associées aux filtres utilisés ?
- Quelles sont les implications des mesures à partir de différents placements d'un accéléromètre (hanche vs. poignet) ? Existe-t-il une interaction entre la localisation de la mesure et le statut pondéral de l'individu étudié ?
- Comment améliorer la mesure du comportement de mouvement à partir de l'accélérométrie ? La reconnaissance d'activité permet-elle de surmonter les limites mises en évidence ?
- Les outils basés sur les reconnaissances d'activités sont-ils utilisables pour caractériser le comportement de mouvement en vie libre ? Peuvent-ils aider à la compréhension de l'impact de la transition épidémiologique et de l'urbanisation associée sur les profils d'activité physique ?

4. Principes méthodologiques généraux

4. Principes méthodologiques généraux

4. Principes méthodologiques généraux

Cette section présente les principes méthodologiques mis en place afin de répondre aux deux axes de ma thèse.

- Le premier axe, méthodologique, dont l'objectif est de décrypter les méthodes et limites des traitements existants et d'en développer de nouveaux en s'appuyant sur les avancées technologiques et analytiques les plus récentes, s'est appuyé sur **la base de données SVELTE**, réalisée de dans le laboratoire de 2010 à 2014, financée par l'ANR TecSan. Cette base de données qui comprend des données d'accélérométrie recueillies en laboratoire, en conditions de vie semi-contrôlée au cours d'un parcours de 3h, et en conditions de vie libre sur 14 jours, en comparaison avec différentes méthodes de mesure de référence de la dépense énergétique (calorimétrie indirecte ; eau doublement marquée ; cardio-fréquencemétrie) représente un outil unique pour comprendre, développer, tester et valider de nouveaux traitements de l'accélérométrie.
- Le deuxième axe, dont l'objectif, est de mettre en application l'approche basée sur ces nouveaux outils afin de montrer qu'il est possible de caractériser les profils d'une population en cours d'urbanisation s'intègre dans le cadre d'**un projet plus large, TRANSITION**, mené en collaboration avec l'IPHC, CNRS, de Strasbourg et l'UMR 3189 Environnement, Santé, Sociétés grâce au soutien du Labex DRIIHM, CNRS. Ce projet s'appuie sur le suivi longitudinal des populations d'éleveurs semi-nomades Peuls vivant au nord du Sénégal et à Dakar, la capitale et, à ce jour, deux campagnes de recueil de données, dont des données d'accélérométrie, ont été réalisées l'une en 2016, l'autre en 2019 à laquelle j'ai pu participer activement. La deuxième partie de ma thèse repose sur les données recueillies, de façon transversale en 2016.

Dans cette section je présenterais les bases de données associées aux projets SVELTE et TRANSITION sur lesquelles je me suis appuyé pour la réalisation de mes travaux. Les principes généraux des traitements accélérométriques opérés seront détaillés, suivis des principes des méthodes de référence de mesure de la dépense énergétique utilisées : la calorimétrie indirecte, l'eau doublement marquée et l'Actiheart. J'exposerais enfin la méthodologie statistique mise en place, incluant les indicateurs de performances, dans un dernier point.

4.1. La base de données SVELTE

La partie méthodologique de ma thèse s'appuie sur la base de données SVELTE financée par l'agence nationale de la recherche (ANR) TecSan 2009. Cette base de données regroupe quatre ensembles de données permettant d'explorer différents niveaux de comportements et leurs aspects énergétiques 1) un protocole impliquant une série d'activités prédéfinies et contrôlées en laboratoire avec une mesure de la dépense énergétique par calorimétrie indirecte, au cours duquel les sujets étaient équipés d'un Actigraph™ à la hanche ; 2) un parcours urbain, en conditions semi-contrôlées d'une durée de 3h, réalisé par des sujets équipés d'un Actigraph™ et d'un Actiheart ; 3) un protocole impliquant 14 jours de vie libre pour des sujets équipés d'un Actigraph™ à la hanche et au poignet et d'un Actiheart ; 4) un

4. Principes méthodologiques généraux

test d'effort sur tapis roulant avec un Actigraph™ à la hanche. Les protocoles des études ont été approuvés par le comité d'éthique Sud-Est 2 et tous les participants ont fourni un consentement écrit et éclairé. Cette base de données répond donc à tous les critères nécessaires pour développer des modèles les plus proches possibles de la vie courante avec des méthodes de référence.

Dans un premier temps les limites du processus de conversion du signal brut en coups par minute sera mis en évidence grâce à une technique de « reverse engineering » permettant de décortiquer le filtre Actilife couramment utilisé. Dans un deuxième temps le parallèle entre la mesure de coups issus d'un accéléromètre au poignet et à la hanche sera établi afin de maîtriser l'interprétation liée au placement de l'accéléromètre en fonction du statut pondéral des individus. Aujourd'hui, l'accès aux données brutes, et l'essor des méthodes d'intelligence artificielle donnent l'opportunité d'aller plus loin. Dans un troisième temps un outil basé sur la reconnaissance des activités sera développé afin d'estimer la dépense énergétique liée à l'activité physique en vie libre en surmontant les limites mises en évidence.

4.1.1. Base de données en condition de laboratoire (CL)

Population d'étude

Les sujets ont été sélectionnés afin de représenter un large éventail de la population en termes d'indice de masse corporelle et de niveau d'activité physique.

L'échantillon était composé de 61 sujets (34 hommes et 27 femmes) âgés de 19 à 55 ans (36.62 ± 10.63) avec un IMC de $26.57 \pm 5.17 \text{ kg/m}^2$ (19.24-36.5) et une masse grasse, mesurée par bio impédance, de $27.24 \pm 10.11 \%$ (8.6-47.1).

26 sujets avaient un IMC inférieur à 25 kg/m^2 , 16 sujets se situaient entre 25 et 30 kg/m^2 et 17 sujets $\geq 30 \text{ kg/m}^2$. Un total de 33 sujets a été classé comme actifs et 28 comme inactifs comme défini par le questionnaire Monica Optional Study of Physical Activity (MOSPA).

Protocole expérimental

Chaque participant était équipé de deux accéléromètres Actigraph™ GT3X+ (ActiGraph Ltd, Pensacola, FL, US), un à la hanche (fréquence d'échantillonnage à 30 Hz), et d'un Actiheart™ (CamNtech Ltd, Cambridge, UK) placé à la poitrine à l'aide d'une ceinture polar. Un test d'effort a été réalisé la veille afin d'effectuer la calibration individuelle de la relation entre fréquence cardiaque et dépense énergétique liée à l'activité physique via l'Actiheart. Deux sujets ont été exclus suite à des problèmes techniques liés à l'enregistrement de l'accélérométrie.

La passation s'est déroulée la matinée après un petit déjeuner standardisé réduit. Les sujets ont effectué une série de 25 activités standardisées incluant des postures, des activités ménagères et de la vie quotidienne, ainsi que des activités d'intensité variées dont du vélo stationnaire et de la marche/course sur tapis roulant (voir la liste détaillée dans le Tableau 13). Après une période allongée de 45 minutes, les activités ont été réalisées pour des durées

4. Principes méthodologiques généraux

de 5 minutes séparées par des pauses (Figure 20). La durée totale du protocole était en moyenne de 3.6 h (3.25-4.42 h) par sujet. Certains sujets n'ont pas réalisé l'ensemble des activités (même si elles étaient adaptées aux capacités individuelles, les activités d'intensité élevée étaient difficiles à réaliser pour certaines personnes obèses ou très sédentaires).

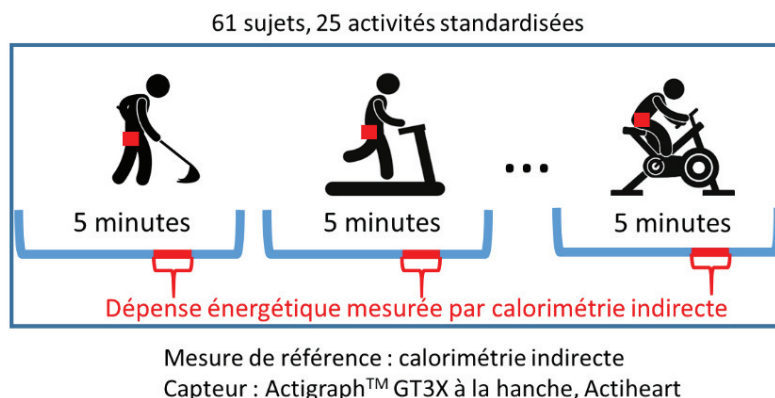


Figure 20 *Protocole de recueil des données en laboratoire.*

La VO_2 et VCO_2 ont été mesurées grâce à un système ouvert de calorimétrie indirecte (Servopro 4100 gas analyzer, Servomex, UK) pendant l'avant dernière minute de chaque période d'activité. La dépense énergétique totale a été calculée en utilisant l'équation de Weir (Weir 1949) en prenant en compte la concentration d'azote dans les urines. La dépense énergétique de repos a été estimée à partir de la moyenne des 5 dernières minutes des 45 minutes de posture allongée. La dépense énergétique liée à l'activité de référence a alors été calculée pour chaque activité à partir de la dépense énergétique totale moins le métabolisme de repos.

Utilisation des données

Cette base de données a été utilisée pour **le développement et la validation d'un modèle de prédiction de la dépense énergétique basé sur la posture et le type d'activités**. Vingt activités ont été utilisées pour la validation de ce modèle. Les activités ont été pondérées en fonction de leur occurrence dans la vie quotidienne à partir d'un compendium (Ainsworth, Haskell et al. 2011) répertoriant le temps moyen quotidien passé pour chaque activité (Tableau 13). Cette approche permet d'éviter que des activités réalisées de façon anecdotique en conditions de vie réelle prennent trop de poids dans la modélisation. Les activités ont ensuite été regroupées en 6 groupes distincts afin de correspondre aux sorties de l'algorithme de reconnaissance automatique : allongé, avachis, assis, debout immobile, mouvement ambulatoire (incluant les activités en stature debout avec des mouvements tels que le balayage, la marche et la course etc...) et le vélo. Les quatre premières classes ont été délibérément discriminées puisqu'elles correspondent à un temps quotidien important et sont chacune associées à une dépense énergétique différente bien qu'elles soient souvent caractérisées par des coups accélérométrique égaux à zéro. La relation entre la dépense énergétique liée aux mouvements ambulatoires en position debout mesurée et le vecteur

4. Principes méthodologiques généraux

magnitude des coups pouvant être défini comme linéaire, les activités de piétinement, marche et course ont été regroupées ensemble. Le vélo a été catégorisé à part car il implique une relation spécifique entre la dépense énergétique et les coups accélérométriques associés.

Activité	Durée	Début	n	Pondération (min)
Allongé inactif	45 min	08:30:00		421
Allongé en effectuant des mouvements des bras toutes les 30 s	5 min	09:15:00	61	-
Allongé en effectuant des mouvements des bras toutes les 15 s	5 min	09:20:00	58	-
Avachis sur une chaise confortable	5 min	09:27:00	61	100
Assis avec une posture tonique	5 min	09:34:00	60	167
Assis en levant et baissant une bouteille de 50 cm à 2 mains de façon continue	5 min	09:40:00	60	-
Debout inactif	5 min	09:47:00	60	54
Debout en levant et baissant une bouteille de 50 cm à 2 mains de façon continue	5 min	09:53:00	59	54
Debout en levant et baissant une bouteille de 100 cm à 2 mains de façon continue	5 min	09:58:00	60	54
Assis accoudé à une table	5 min	10:05:00	60	167
Assis en tapant un texte à l'ordinateur	5 min	10:11:00	59	167
Assis en effectuant des passes avec une balle	5 min	10:17:00	59	-
Piétinements	5 min	10:24:00	56	54
Debout en effectuant des passes avec une balle	5 min	10:30:00	59	54
Balayer	5 min	10:36:00	56	54
Laver les vitres	5 min	10:42:00	59	54
Marcher à vitesse lente à 20 % de la VO ₂ de réserve	5 min	10:57:00	59	9
Marcher à vitesse modérée à 30 % de la VO ₂ de réserve	5 min	11:02:00	61	9
Marcher à vitesse rapide à 40 % de la VO ₂ de réserve	5 min	11:07:00	55	9
Marcher à vitesse modérée avec une pente de 5 %	5 min	11:12:00	61	1.5
Marcher à vitesse modérée avec une pente de 10 %	5 min	11:17:00	61	1.5
Pédaler entre 60 et 80 rpm à une intensité de 50 % de la VO ₂ de réserve	5 min	11:32:00	61	2.5
Pédaler entre 60 et 80 rpm à une intensité de 70 % de la VO ₂ de réserve	5 min	11:37:00	38	2.5
Courir à 70 % de la VO ₂ de réserve	5 min	11:52:00	61	5
Monter et descendre les 3 étages de la faculté de médecine 5 fois.	5 min	12:07:00	49	-

Tableau 13 *Activités réalisées en condition de laboratoire.*

Les activités sont listées dans l'ordre chronologique de réalisation. Tous les sujets n'ont pas réalisé toute les activités ; n correspond au nombre de sujet ayant réalisé chaque activité. Les activités dont la pondération n'est pas spécifiée n'ont pas été utilisées pour le développement des modèles d'estimation de la dépense énergétique (total = 1440 minutes). Rpm=rotation par minute.

4. Principes méthodologiques généraux

4.1.2. Parcours Urbain

Population d'étude

20 sujets volontaires (9 hommes et 11 femmes) âgés de 18 à 39 ans (27.2 ± 4.7) avec un IMC de $22.3 \pm 3.4 \text{ kg/m}^2$ ont été étudiés.

Protocole expérimental

Les participants étaient équipés d'un Actigraph™ GT3X+ (ActiGraph Ltd, Pensacola, FL, US) placés à la hanche droite (fréquence d'échantillonnage à 50 Hz) et, pour la moitié des sujets, d'un 2^{ème} Actigraph™ au poignet, ainsi que d'un Actiheart™ (CamNtech Ltd, Cambridge, UK) fixé à la poitrine à l'aide d'une ceinture polar. Un test d'effort a été réalisé la veille afin d'effectuer la calibration individuelle de la relation entre fréquence cardiaque et dépense énergétique liée à l'activité physique via l'Actiheart™.

Chaque participant a réalisé une série d'activités de la vie quotidienne e.g. marcher dans la rue, faire du vélo, réaliser un trajet en voiture, attendre et prendre le bus ou le métro (Figure 21, voir la liste dans Tableau 14). Il était demandé aux sujets de réaliser chaque activité à leur propre rythme sur des périodes de 3 minutes minimum. Le début et la fin de chaque période ont précisément été annotés et horodatés par un observateur.



Figure 21 *Protocole de recueil des données lors du parcours urbain.*

Utilisation des données

Cette base de données a été utilisée pour :

- La **validation du modèle issu du « reverse engineering »** ayant pour objectif la réplification des coups accélérométrique, tels que calculés par le logiciel Actilife selon une méthodologie propriétaire.
- **Une première validation du modèle de prédiction de la dépense énergétique liée à l'activité physique basé sur la reconnaissance des activités** pour estimer les

4. Principes méthodologiques généraux

performances activités par activités en condition de vie libre avec un focus sur la mesure de la dépense énergétique en continu.

Activités	Détails
Allongé	Lit
Avachis	Chaise incliné
Assis	Chaise, à table
Ménage	Balayer, faire la vaisselle
Escaliers	Monter et descendre 3 étages, 2 ou 3 fois
Ascenseur	Monter et descendre 3 étages, 2 ou 3 fois
Vélo dans la rue	Sur du plat
	En montée
	En descente
Course	Sur du plat, 3 min
Marche	Sur du plat
	Sur du plat en portant des poids
	En montée
	En descente
Assis dans les transports	Voiture
	Bus
	Métro
	Tramway
Debout dans les transports	Bus
	Métro
	Tramway
Escalators	Montée et descente sans marcher

Tableau 14 Activités réalisées pendant le parcours urbain.

4.1.3. Base de données en condition de vie libre (CVL)

Population d'étude

L'étude a été réalisée chez 120 sujets volontaires sains ou patients, âgés de 18 à 70 ans, de sexe masculin ou féminin, indemnes d'invalidité majeure. Afin de pouvoir tenir compte de l'impact potentiel de différentes caractéristiques des sujets (statut pondéral, niveau d'activité physique, âge et genre) ; les sujets ont été sélectionnés afin d'avoir une proportion égale (i.e. 1/3, 1/3, 1/3) de sujets obèses, de sujets non-obèses (IMC < 30 kg/m²) sédentaires et de sujets non-obèses actifs, avec un respect de la parité selon le sexe et une bonne représentativité en âge (< ou > 45 ans). Le protocole a été proposé selon deux modalités : 60 sujets (30 sujets obèses, 15 sujets non-obèses actifs et 15 sujets non-obèses sédentaires) ont réalisé l'étude sur 15 jours contigus et ont participé à un protocole de validation de l'estimation de la

4. Principes méthodologiques généraux

dépense énergétique en comparaison avec la mesure de référence, la méthode de l'eau doublement marquée. Les 60 autres sujets (10 sujets obèses, 25 sujets non-obèses actifs et 25 sujets non-obèses sédentaires) ont réalisé 15 jours d'étude mais en deux fois une semaine, séparées d'un mois, afin de permettre de préciser la reproductibilité des mesures. Le plan d'inclusion prévoyait donc 120 sujets selon la répartition décrite dans le Tableau 15.

	Modalité A Eau doublement marquée	Modalité B Reproductibilité	TOTAL
Obèses (IMC ≥ 30)	30	10	40
Non-obèses (IMC <30) actifs	15	25	40
Non-obèses (IMC <30) sédentaires	15	25	40

Tableau 15 Répartition des sujets du protocole en conditions de vie libre selon le statut pondéral (IMC < ou > 30 kg/m²) et le niveau d'activité physique (selon le questionnaire MOSPA).

Protocole d'expérimentation

Brièvement le protocole s'est déroulé comme suit (Figure 22).

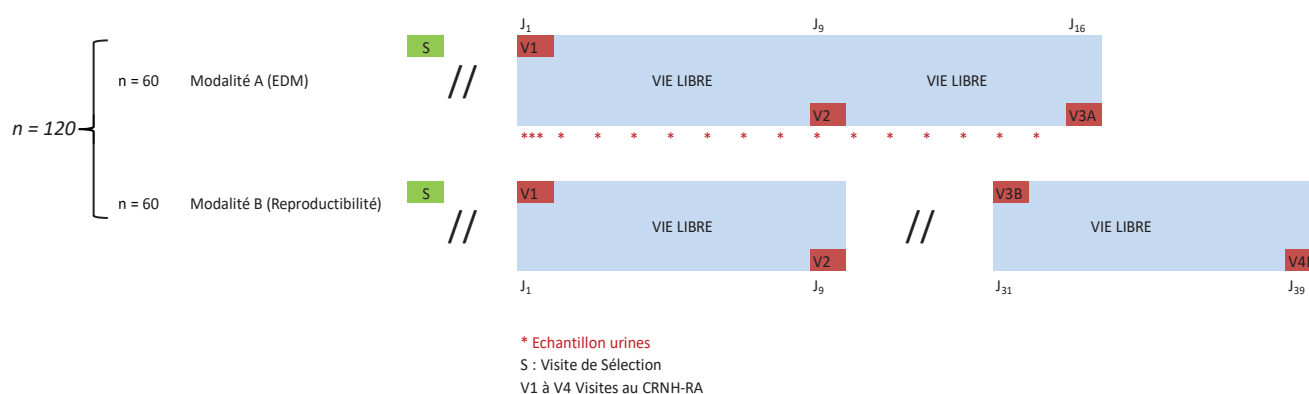


Figure 22 Protocole de l'étude de validation en conditions de vie libre.

Au cours du 1^{er} protocole, lors d'une première visite à J₁ à jeun, les sujets ont bénéficié d'un examen clinique et anthropométrique (dont une mesure de la masse grasse par impédancemétrie), d'une étude de la capacité physique (avec établissement de la relation individuelle de la relation entre fréquence cardiaque et dépense énergétique liée à l'activité physique), et d'une mesure de la dépense énergétique de repos par calorimétrie indirecte. Au cours de cette visite, les sujets ont reçu de l'eau doublement marquée. Les sujets ont été revus à J₉ et J₁₆ pour la mesure du poids, pour recueillir les échantillons d'urines pour la mesure de la dépense énergétique par la méthode de l'eau doublement marquée et décharger les appareils de mesure de l'activité physique. Dans le 2^{ème} protocole les sujets ont suivi un protocole similaire mais sur une période de 9 jours et sans la mesure de la dépense énergétique par la méthode l'eau doublement marquée, ni la mesure de la dépense

4. Principes méthodologiques généraux

énergétique de repos. En revanche ce protocole a été réalisé une deuxième fois, selon les mêmes modalités. La première visite à J₁ était similaire à celle du 1^{er} protocole ; les sujets ont été revus à J₉, pour décharger et retirer les appareils ; puis à J₃₁ et J₃₉ pour la 2^{ème} période tout-à-fait équivalente.

Tous les sujets ont été équipés d'un Actiheart™ (CamNtech Ltd, Cambridge, UK) fixé à la poitrine avec une ceinture polar, d'un Actigraph™ GT3X+ (ActiGraph Ltd, Pensacola, FL, US) configuré avec une fréquence d'échantillonnage de 50 Hz et d'un GPS, qu'ils devaient porter pendant la ou les périodes d'études (14 jours pleins pour le 1^{er} protocole, 2 fois 8 jours pour le 2^{ème} protocole). Il leur a été demandé, en parallèle de tenir un journal d'activités et de déplacements. Un total de 71 sujets a porté un 2^{ème} accéléromètre placé au poignet. Certains appareils devant être rechargés de façon quotidienne, il a été demandé aux sujets de ne porter les appareils que pendant l'éveil. Les heures de lever, de coucher, et de dépose/repose des appareils étaient recueillies dans le carnet d'activité. Toutefois il a été demandé aux sujets de porter au moins pendant une nuit l'Actiheart afin de déterminer la fréquence cardiaque de repos et de sommeil.

Population finale selon les études

Finalement, 61 sujets âgés de 19 à 70 ans ont participé au 1^{er} protocole, et 60 sujets âgés de 18 à 70 ans ont participé au 2^{ème} protocole.

À la suite de problèmes techniques, la dépense énergétique liée à l'activité physique estimée grâce à l'eau doublement marquée était manquante pour deux sujets. Deux autres sujets ont été exclus pour cause de faible observance par rapport au port de l'accéléromètre. L'échantillon final du 1^{er} protocole était composé de 56 sujets (29 femmes, 27 hommes), âgés de 19-70 ans. Leur IMC moyen était de 27.1 ± 5.7 kg/m² (17.7-39.6). L'IMC était <25 kg/m² chez 22 sujets, ≥25 et <30 kg/m² chez 12 sujets, et ≥30 kg/m² chez 22 sujets. Au total 17 sujets ont finalement été classés comme inactifs, 23 comme modérément actifs, 16 comme régulièrement actifs selon leur niveau d'activité physique (Physical Activity Level : PAL) mesuré par la méthode de l'eau doublement marquée couplée à la mesure de la dépense énergétique de repos par calorimétrie indirecte.

Un total de 71 sujets a porté un Actigraph™ GT3X+, à la fois au niveau de la hanche et du poignet, dont deux ont été exclus du fait de problèmes techniques ou de validité des enregistrements. L'échantillon final de l'étude portant sur la comparaison de l'accélérométrie au poignet et à la hanche était composé de 69 sujets (34 femmes, 35 hommes), âgés de 18-70 ans. Leur IMC moyen était de 27.5 ± 5.9 kg/m². L'IMC était <30 kg/m² chez 42 sujets, et ≥30 kg/m² chez 27 sujets.

Utilisation des données

Cette base de données a été utilisée pour

4. Principes méthodologiques généraux

- La **comparaison de l'accélérométrie issue d'un appareil au poignet et à la hanche** en fonction du statut pondéral.
- La **validation du modèle de prédiction de la dépense énergétique liée à l'activité physique basé sur la reconnaissance des activités en condition de vie libre sur 14 jours.**

4.1.4. Course sur tapis roulant

Population d'étude

Un test d'effort sur tapis roulant a été réalisé par 4 sujets âgés de 25.6 ans (24-29) avec un IMC moyen de $22.1 \pm 1.0 \text{ kg/m}^2$ (21.2-23.1).

Protocole expérimental

Les sujets ont été équipés d'un Actigraph™ GT3X+ (ActiGraph Ltd, Pensacola, FL, US) placé à la hanche et configuré avec une fréquence d'échantillonnage à 30 Hz. Il a été demandé au sujet de réaliser un protocole composé de deux tests d'exercice sur tapis roulant entrecoupés d'une période de repos de 15 minutes. Pour chacun des tests les sujets devaient courir à une vitesse initiale de 8 km/h incrémentée de 2 km/h toutes les 2 minutes jusqu'à ce qu'ils ne puissent plus réaliser la tâche. Dans un premier temps, un test de foulées contraintes a été réalisé. Les instructions consistaient à garder une longueur de pas aussi proche possible de 80 cm, signifiée par une marque blanche sur le tapis roulant. Dans un second temps, après les 15 minutes de pause, un test de foulées libre a été réalisé. Les sujets étaient libres d'étendre leur pas à la longueur pour laquelle ils étaient le plus à l'aise. Lors du premier test les sujets ont atteint la vitesse de 16 km/h et la vitesse de 18 km/h lors du deuxième test.

Utilisation des données

Cette base de données a été utilisée pour la mise en évidence **des limites du filtre Actilife, tel que modélisé par la méthode de « reverse engineering »**, en utilisant l'analyse du spectre fréquentiel des activités de courses.

4.2. La base de données TRANSITION

4.2.1. Le contexte de TRANSITION : la transition épidémiologique

Principe général

Cette partie du travail de thèse s'intègre dans une des thématiques du laboratoire qui vise à comprendre le rôle respectif de l'alimentation et de l'activité physique dans l'augmentation de l'excès de poids associés avec la sédentarisation des populations et de façon plus générale dans la régulation de la balance énergétique. Les données utilisées sont issues d'un projet mené dans cette population en collaboration avec l'Institut Pluridisciplinaire Hubert Curien et l'UMR 3189 Environnement, Santé, Sociétés.

Mon travail consiste au phénotypage précis de l'activité physique et des comportements sédentaires de sujets Peuls explorés en 2016, selon deux groupes représentant différents

4. Principes méthodologiques généraux

degrés de transition d'un environnement rural à urbain (Peuls pasteurs nomades vivant dans des villages campements du Ferlo ; Peuls vivant à Dakar). Les données accélérométriques ont été mises en relation avec le degré de sédentarisation. Il s'agit de l'exploitation préliminaire des résultats de la première composante transversale d'un projet plus vaste. Ces analyses seront complétées par celles d'une deuxième série de mesures à laquelle j'ai participé en janvier et août 2019 recueillies chez les mêmes sujets afin d'avoir une vision longitudinale, à 3 ans, de l'impact de la sédentarisation sur la bioénergétique des individus. Les données d'accélérométrie obtenues en transversal en 2016 dans le cadre de ce projet permettent pour la première fois de quantifier de façon objective les modifications qualitatives et quantitatives du comportement de mouvement associées aux processus de transition épidémiologique et leur impact potentiel mais discuté sur la régulation de la balance énergétique.

La transition épidémiologique

La transition épidémiologique, des maladies infectieuses aux maladies non transmissibles, implique un bouleversement fondamental des modes de vies d'une population correspondant à une évolution des facteurs environnementaux, sociaux et culturels (Figure 23)(Katzmarzyk and Mason 2009). Le passage d'un mode de vie traditionnel à un mode de vie moderne, souvent influencé par la croissance économique, implique une urbanisation de l'environnement avec le développement des transports motorisés et du travail mécanisé. Ces facteurs impactent ainsi lourdement les modes de déplacements et le temps alloué aux occupations de loisirs en favorisant une activité physique de plus faible intensité avec potentiellement des périodes d'inactivité plus prolongées.

Comme illustré sur la Figure 24 notre modèle d'hypothèses repose sur un déséquilibre progressif de la balance énergétique et une augmentation de la prise de poids, induite par une plus grande accessibilité à la nourriture entraînant une augmentation des apports énergétique, et une baisse de la dépense énergétique en parallèle. Il a été pointé que les populations de pays en voie de développement et les populations aux modes de vie traditionnelles présentent une dépense énergétique liée à l'activité physique supérieure aux sociétés industrialisées (Popkin, Adair et al. 2012) et une plus faible prévalence de l'obésité (Eaton and Eaton 2017). D'autres études contestent cependant le rôle de l'activité physique dans l'épidémie de l'obésité en montrant une évolution de la dépense énergétique totale indépendante de la modernisation des populations (Westerterp and Speakman 2008, Dugas, Harders et al. 2011). Pontzer et al. mettent en avant l'hypothèse selon laquelle, au niveau évolutif des populations, malgré une hausse de la dépense énergétique liée à l'activité physique, la dépense énergétique totale pourrait évoluer de manière contrainte dans un intervalle réduit grâce à des mécanismes compensatoires lors de la diminution de l'activité physique (Pontzer 2015, Pontzer 2018). Le rôle de l'activité physique dans la balance énergétique reste ainsi intensément débattu (Blair, Archer et al. 2013, Luke and Cooper 2013).

4. Principes méthodologiques généraux

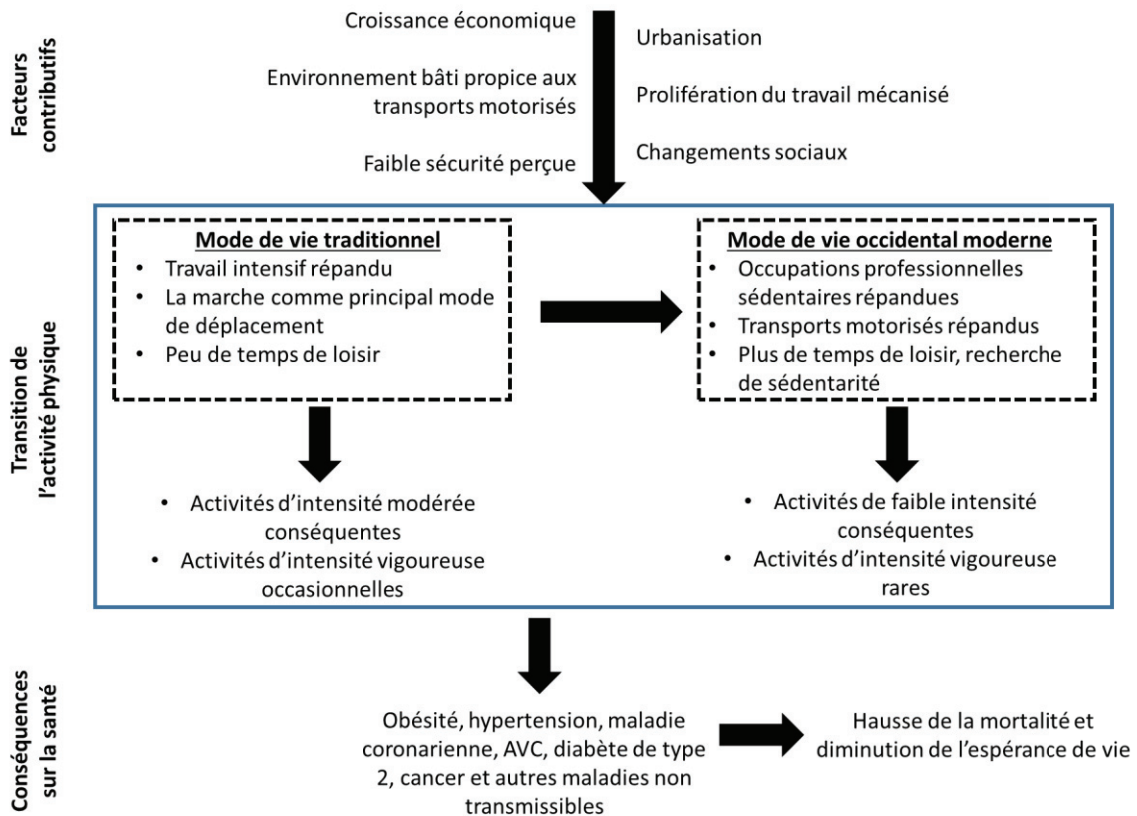


Figure 23 *Modèle des facteurs et des conséquences sanitaire associés à la transition liée à l'activité physique.*

Figure traduite depuis (Katzmarzyk and Mason 2009).

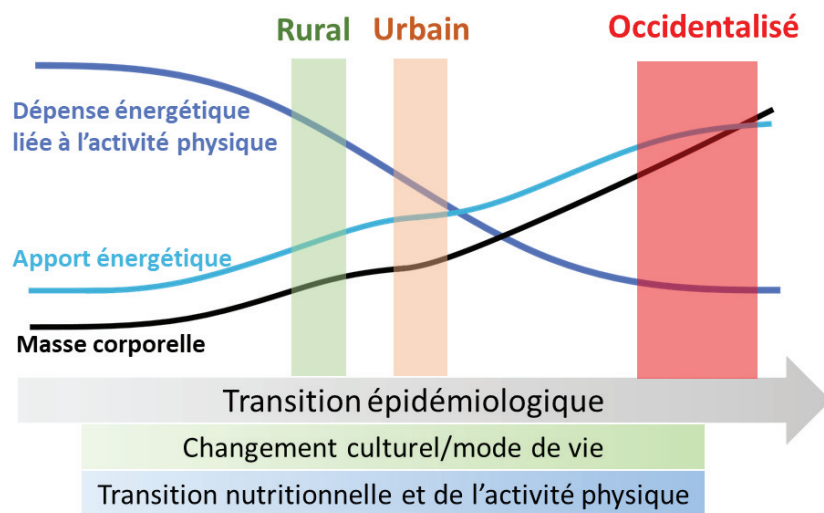


Figure 24 *Modèle d'hypothèses de l'évolution de la dépense et des apports énergétiques et de la masse corporelle au cours de la transition épidémiologique.*

Les barres verte et orange correspondent aux stades de transition hypothétiques des Peuls étudiés en 2016, respectivement ruraux et urbains. La barre rouge représente le stade hypothétique d'une population occidentalisée.

4. Principes méthodologiques généraux

Les stades de transition épidémiologique amorcée il y a des siècles, arrivés à un plateau de nos jours, peuvent expliquer le manque d'étude longitudinale et la difficulté à déterminer précisément l'étiologie du gain de poids dans les sociétés occidentalisées (Luke, Bovet et al. 2014). La mesure de la dépense énergétique totale, notamment grâce à la méthode de l'eau doublement marquée, capte alors seulement l'énergie lors d'un état d'équilibre atteint par nos sociétés modernes. Les études contemporaines impliquent des comparaisons entre des sociétés évoluant à des stades de transition épidémiologique trop proches pour mettre en évidence les effets des changements observés

Le rôle l'activité physique et les comportements sédentaires dans la balance énergétique étant toujours à caractériser, la transition épidémiologique apparaît comme un modèle pertinent pour la validation des hypothèses soulevées dans cette thèse notamment concernant les effets des activités d'intensité légères et des comportements sédentaires.

Une approche pour contourner les limites énoncées consiste ainsi à utiliser les nouveaux outils mentionnés précédemment au sein d'une population traditionnelle n'ayant pas amorcé ou étant aux premiers stades de leur transition épidémiologique. Mais le temps presse, la mondialisation progressant, les populations aux modes de vie traditionnels se font de plus en plus rares et il y a un besoin urgent de ces recherches.

Les Peuls du Ferlo

Les Peuls font partie d'une population de tradition pastorale nomade répartie dans les régions du Sahel à travers différents pays Africains. Les Peuls du Ferlo, au nord du Sénégal, vivent dans des conditions environnementales uniques. Ils vivent habituellement dans des camps à travers la brousse. En tant que pasteurs semi nomades, leur culture et leur économie tournent autour du bétail. Ces populations n'ont pas de véhicules à moteur, seulement des charrettes tirées par des ânes ; la marche est donc le principal mode de déplacement. Ce mode de vie et le climat très sec les conduisent à consacrer énormément d'énergie à la recherche d'eau pendant la saison sèche et à suivre leurs troupeaux lors des transhumances vers le Sud. De grandes irrégularités de précipitation existent au cours de l'année. L'eau est la problématique majeure depuis des siècles dans cette région. Elle est historiquement essentiellement accessible grâce à des puits creusés à la main, et au niveau d'étangs (pendant 2-3 mois lors de la saison humide). En 1950 la France a procédé à des forages espacés de 30 km pour faciliter l'accès à l'eau. Des petites agglomérations se sont alors érigées et les populations avoisinantes se sont sédentarisées autour des puits. En 2008 la création de jardins irrigués par l'Agence Nationale Sénégalaise de la Grande Muraille Verte a permis la mise place de cultures de fruits et de légumes pour la vente ou la consommation personnelle. Ce projet implique une nouvelle manière de générer des ressources économiques, comme la création d'emplois saisonniers. Les ressources liées à l'eau diminuant, des nouveaux puits ont été forés en 2018, facilitant l'accès à l'eau pour certains camps isolés.

4. Principes méthodologiques généraux

Ces changements majeurs agissent agit comme des catalyseurs de la transition entre environnements ultra rural et environnement urbain. L'étude actuelle des Peuls du Ferlo s'impose ainsi comme cruciale afin de saisir les implications des transitions actuelles.

4.2.2. Base de données TRANSITION

Population d'étude

L'étude TRANSITION implique une population de Peuls masculin du Sénégal âgés de 18 à 65 ans. Grâce au suivi continu et à long terme des Peuls du Ferlo par l'Observatoire Homme Milieu (CNRS), le recrutement de Peuls, intéressés et demandeurs de retour d'expérience a été facilité. L'inclusion d'une visite médicale dans le protocole a joué un rôle de motivation supplémentaire dans un environnement avec peu d'accès au soin. Deux groupes de sujets ont été recrutés à partir d'une cohorte existante du projet ECOSAN de 2014 conduit chez la population Peuls du Ferlo pour les sujets ruraux (Macia, Cohen et al. 2017) et à Keur-Massar, une banlieue de la Dakar, la capitale du Sénégal.

Soixante hommes Peuls vivant dans la vallée du Ferlo tirés au sort parmi la cohorte ont accepté de participer à l'étude. Le tirage au sort a été réalisé à partir d'une stratification sur l'âge (seuil à 35 ans) et sur la localisation des lieux de vie afin d'être représentative de la population du Ferlo. La moitié des sujets vivait dans de petits villages établis près des forages (Widou Thengoly, Amaly et Tessekere) et l'autre moitié avait pour lieu de résidence des camps situés de 1 à 15 km des forages. L'ensemble de ces sujets a gardé un mode de vie pastoral traditionnel et compose le groupe rural.

En parallèle, 32 hommes (la moitié plus âgée que 35 ans et l'autre moins âgée) vivant à Dakar depuis au moins 10 ans, ont été recrutés au sein de la communauté Peule ayant migré à Keur-Massar (une banlieue de Dakar) dans les années 1940. Ces sujets composent le groupe urbain.

Onze sujets ont été exclus des analyses du groupe rural et 5 du groupe urbain à cause d'un manque de données valides. L'échantillon final était composé de 27 sujets urbains et 49 sujets ruraux, dont les caractéristiques sont présentées dans le Tableau 16.

	<i>Urbain (n=27)</i>	<i>Rural (n=49)</i>
Age	37.3 (11.3)	37.8 (10.6)
taille (cm)	181.2 (6.7)	177.9 (7.7)
Poids (kg)	65.1 (9.5)	65 (12.2)
IMC (kg/m²)	19.9 (3)	20.6 (3.7)
Masse maigre (kg)	52.8 (6.5)	51 (7.2)
Masse grasse (%)	14.1 (5.2)	16.5 (6.4)

Tableau 16 Caractéristiques des sujets Peuls.

4. Principes méthodologiques généraux

L'échantillon comporte 100% d'homme

Protocole d'étude

L'ensemble des sujets ont été équipé d'un Actigraph™ GT3X+ (ActiGraph Ltd, Pensacola, FL, US) à la hanche (fréquence d'échantillonnage à 100 Hz) pendant 10 jours. Il leur a été demandé de garder l'appareil 24 heures sur 24 heures y compris pendant les périodes de douche et de sommeil.

Le projet d'étude longitudinal de la population Foulani intègre un ensemble de mesures de la bio énergétique et du mode de vie des individus, qui comprennent

- La mesure de la dépense énergétique totale par la méthode de référence, la méthode de l'eau doublement marquée sur les 10 jours en condition de vie libres, selon une méthodologie légèrement adaptée au terrain expérimentale.
- Le métabolisme de repos a été mesuré par calorimétrie indirecte pendant 45 minutes en utilisant un masque facial et un calorimètre portable (Fitmate, Cosmed Corp US). Les sujets étaient étudiés, le matin, en principe à jeun après une période de calme pendant au moins 30 minutes avant la mesure des échanges respiratoires.
- La composition corporelle a été évaluée par bioimpédance grâce à une balance Tanita. La mesure de la masse grasse et de la masse maigre a été réalisée au niveau du corps entier, ainsi que pour les différents segments corporels (bras, jambes, tronc).
- Le statut socio-économique, le mode vie, les habitudes alimentaires, les représentations sociales liées à l'alimentation et à l'activité physique ont été renseignés grâce à des questionnaires administrés grâce à l'assistance de chercheurs Peuls ou parlant le Peul.
- En 2019 la mobilité spatiale des sujets a également été estimée grâce à des GPS adaptés des CatLog Gen 2 (Catnip Technologies ; Hong Kong).

Utilisation des données

Les résultats présentés dans ce travail de thèse et faisant l'objet d'un premier article constituent une analyse préliminaire basée sur le traitement des données accélérométriques. L'ensemble des mesures mentionnées ci-dessus et la mise en perspective longitudinale avec les données de 2019 permettra de caractériser plus en profondeur les impacts de la transition épidémiologique dans la population Peule.

4.3. Principes généraux du traitement de l'accélérométrie

4.3.1. Actigraph™

L'accéléromètre utilisé pour l'ensemble de ces études est un Actigraph™ (ActiGraph Ltd, Pensacola, FL, US) GT3X+ porté à la hanche ou au poignet. Il s'agit d'un accéléromètre triaxial avec une résolution dynamique de ± 6 g et une résolution de 12 bits. Les fréquences d'échantillonnages utilisées étaient de 30 Hz (étude SVELTE CL), de 50 Hz (étude SVELTE Parcours, CVL) ou de 100 Hz (étude TRANSITION).

4. Principes méthodologiques généraux

Brièvement, d'une façon générale, les données d'accélérométrie ont été déchargées grâce au logiciel Actilife (le logiciel compagnon de l'appareil Actigraph™), à la fin des périodes d'enregistrement à la fois sous forme de coups par minutes (issus du prétraitement propriétaire du logiciel Actilife) et sous forme de signal pour un traitement ultérieur avec des procédures analytiques développées sous Matlab (Mathworks, Natick, MA). Une première étape importante à consister à identifier les périodes de sommeil et de non-port, ainsi que les journées d'enregistrement valides. Dans une 2^{ème} étape, différentes métriques élémentaires, issues du signal brut, ont été calculées. Ensuite la reconnaissance des postures et activités a été réalisée en utilisant la procédure développée par Bastian et al., dans notre laboratoire. Enfin selon les études, différents filtres ont été appliqués et différentes métriques, découlant des données issues de l'Actilife et de la reconnaissance de postures et d'activités, ont été calculées.

4.3.2. Non port et sommeil

La méthodologie d'identification du sommeil et du non-port a été adaptée à partir des algorithmes développés par Sadeh et al. et utilisés dans le NHANES (Sadeh, Sharkey et al. 1994, Tudor-Locke, Camhi et al. 2012, Barreira, Schuna et al. 2015) pour le logiciel Matlab. Lors des études impliquant la hanche et le poignet, la détection du sommeil telle qu'identifiée grâce à l'accéléromètre placé à la hanche a été retenue combinée avec le sommeil et le non-port rapportés par les sujets grâce à des journaux de suivis. Deux adaptations ont été réalisées pour en améliorer les performances. Dans le protocole SVELTE, la détection du sommeil et du non-port a été combinée avec le sommeil et le non-port rapportés par les sujets grâce à des journaux de suivis, ce qui est apparu particulièrement important, compte-tenu du fait que les sujets avaient pour instruction de pas porté la nuit dans ce protocole.

Dans le cadre de l'amélioration de la détection des périodes de non porté nous avons par ailleurs exploré les caractéristiques du signal brut, en période d'appareil non porté. A partir du signal uniquement filtré par un filtre passe haut (fréquence de coupure à 0.02) issu d'un accéléromètre posé immobile sur une surface stable, il est possible de définir un seuil qui se rapproche d'une constante pouvant être considérée comme le seuil correspondant à l'appareil non porté. Ce seuil, que nous avons identifié empiriquement à 2.5 mg et à l'aide de courbes de sensibilité, représente la gravité distincte des accélérations annexes d'un corps. En utilisant un seuil basé sur l'accélération brute plutôt que sur les coups il est alors possible d'utiliser une fenêtre de temps moins restrictive avec un moins grand risque de confusion entre une période de non-port et une période sédentaire ou d'inactivité. Cette adaptation a été utilisée dans l'étude de comparaison de l'accélérométrie issue d'un appareil au poignet et à la hanche en fonction du statut pondéral, et dans l'étude réalisée chez les Peuls.

4.3.3. Métriques élémentaires issues de l'accélérométrie

Les métriques élémentaires issues de l'accélérométrie utilisées sont :

4. Principes méthodologiques généraux

- **Les coups par seconde et par minute** ont été obtenus via le traitement réalisé par le logiciel Actilife 6. Le vecteur magnitude des coups par minutes a été calculé à partir de la norme des trois axes.
- **La norme euclidienne moins un (ENMO)** telle que définie par van Hees et al. (van Hees, Gorzelniak et al. 2013).
- **Le vecteur magnitude du signal brut filtrée par un passe-haut** calculée à partir de la norme de l'accélérométrie brute enregistrée à partir des trois axes a par ailleurs été calculé dans le cadre de l'étude de « reverse engineering ».

4.3.4. Algorithme de reconnaissance des activités

Le modèle d'estimation de la dépense énergétique liée à l'activité physique s'appuie sur un outil de classification développé par Bastian et al. pour la reconnaissance des activités en condition de vie libre (Bastian, Maire et al. 2015).

L'algorithme utilisé est basé sur approche bayésienne d'apprentissage automatique qui permet une identification automatique de postures ou d'activités à partir du signal brut enregistré via un accéléromètre triaxial porté à la hanche.

En fonction de l'orientation de l'accéléromètre porté, l'axe Y dit « vertical » peut en réalité s'avérer incliné. La première étape de cet algorithme consiste ainsi à identifier le vecteur vertical de référence à partir de périodes de marche aisément détectables grâce à leur contenu fréquentiel spécifique. Les caractéristiques du signal utilisées pour la reconnaissance sont ensuite projetées sur cet axe pour prendre en compte l'orientation du capteur. Quatre caractéristiques ont été identifiées comme les plus pertinentes pour discriminer les différentes activités grâce à une procédure de sélection (Saeys, Inza et al. 2007). Trois caractéristiques temporelle (moyenne), et fréquentielles (énergie totale, fréquence dominante) ont été extraites à partir de l'axe vertical. La quatrième caractéristique est le « signal magnitude area » correspondant à un index de la dispersion sur les trois axes.

Ces caractéristiques ont été utilisées pour la phase d'apprentissage de l'algorithme pendant laquelle chaque classe d'activité est modélisée grâce à un modèle de mélange gaussien.

Une fois la phase d'apprentissage terminée, les modèles déterminés pour chaque classe d'activité sont utilisés pour classer les périodes d'intérêt en type d'activités. Pour une fenêtre de temps déterminée, le vecteur caractéristique est utilisé en entrée du classifieur afin d'identifier la classe d'activité obtenant la plus haute probabilité selon le modèle. Les activités étant corrélées temporellement, cette méthode de classification est couplée à une méthode d'analyse basée sur les graphes (algorithme de Viterbi), ce qui permet de stabiliser temporellement les décisions prises par le classifieur.

Dans ma thèse, l'algorithme a été initialisé pour discriminer 11 postures ou classes d'activités : « allongé », « avachis », « assis », « assis dans les transports », « debout », « debout dans les transports », « piétinement », « marche », « course », « vélo d'appartement » et « vélo ». Le piétinement correspond à des activités de faible intensité de

4. Principes méthodologiques généraux

la vie quotidienne (balayer, shopping, laver les vitres...) entre la posture debout immobile et la marche.

Les résultats finaux en sortie de l'algorithme ont une résolution temporelle de 1/6 Hz (10 par minute). Le classifieur s'appuie ainsi sur segments de caractéristiques de 6 secondes pour reconnaître les postures et activités.

La force de cet algorithme est qu'il a été développé à partir d'activités standardisées et non standardisées représentatives de la vie quotidienne. Ils présentent des performances particulièrement bonnes en vie libre.

4.3.5. Traitements complémentaires selon les études

La validation de la réplication du traitement de conversion des coups (Actilife) à partir du signal accélérométrique brut a été réalisée via la comparaison des performances avec :

- Un filtre passe bande de Butterworth d'ordre 2 et avec comme fréquences de coupures 0.26-1.65 Hz.
- Un filtre développé par Brond et al., une méthode d'agrégation basée sur un filtre passe bande initialement développé dans l'objectif d'utiliser ce mode de traitement à partir d'accéléromètre autre que l'Actigraph™ (Brond, Andersen et al. 2017).

L'étude des impacts du placement d'un accéléromètre, s'appuie sur différentes classifications par seuils d'intensité sur la base des :

- Seuils définis par Sasaki et al., à partir du vecteur magnitude des coups accélérométrique (Sasaki, John et al. 2011) et ceux de Koster et al. pour l'inactivité soutenue (Shiroma, Schepps et al. 2016).
- Seuils définis par Hildebrand et al., à partir du signal brut et plus spécifiquement de l'ENMO (Hildebrand, van Hees et al. 2014, Hildebrand, Hansen et al. 2017).

Différentes métriques ont par ailleurs été calculées et développées dans **l'étude des Peuls**

- **Activités et postures** : Les postures et activités précédemment identifiées par l'algorithme de reconnaissances des postures et activités (Bastian, Maire et al. 2015) ont été agrégées en 6 postures : allongé, avachis/assis, debout, piétinement, marche, et course. Dans le Ferlo, l'urbanisation étant très limitée les habitants empruntent des pistes et non des routes goudronnées pour se déplacer. Le vélo n'a ainsi pas été étudié puisque impraticable et inexistant dans cet environnement.
- **Cadences** : Les différentes cadences (pas/min) ont été calculées à partir des pas (fournis par le logiciel Actilife) censurés pour ne garder seulement les minutes avec une intensité supérieure à 500 coups par minutes. Seules les minutes d'activités de marche et de course préalablement identifiées (i.e. au moins 6 des 10 périodes de 6 secondes contenues dans la minute d'intérêt ont été reconnues comme de la marche ou de la course) ont été utilisées pour cette analyse afin d'étudier le profil de marche sans être parasité par des cadences artefact (e.g, en voiture, secousse impromptue

4. Principes méthodologiques généraux

...). Trois intensités de cadences ont été définies (Tudor-Locke, Craig et al. 2011) : cadences <60 pas/min, cadences moyennes 60 à 99 pas/min et forte cadences ≥100 pas/min.

- **Les pics de cadence de 60 minutes** ont été évalués comme la moyenne journalière des cadences de marche enregistrées pendant les 60 minutes, non nécessairement consécutives, de cadences les plus hautes pendant les activités de marche et de course.
- **Périodes d'activité et de sédentarité** : Les périodes contenant au moins cent épisodes de 6 secondes (i.e. 10 minutes) d'activités de marche ou de course reconnues, avec une tolérance de deux épisodes (i.e. 12 secondes) d'interruption par une autre activité (sous couvert qu'elles ne dépassent pas 20% de l'épisode) ont été identifiées. De la même manière, les périodes de 40 à 59 minutes, et les périodes de plus de 59 minutes de minutes de postures sédentaires (allongé et avachis/assis) ont été identifiées. Le temps total accumulé dans ces périodes a été calculé.

4.4. Principes des méthodes de référence de la mesure de la dépense énergétique

Les méthodes de calorimétrie indirecte et d'eau doublement marquée qui, si elles sont difficile à mettre en pratique, sont des méthodes de hautes précisions considérées comme les méthodes de référence de la mesure de la dépense énergétique et le gold standard des études de validation des outils d'estimation de la dépense énergétique et des seuils d'intensité. On peut en rapprocher l'utilisation de l'Actiheart, qui combine accélérométrie et cardiofréquencemétrie, et qui donne de bonnes performances, au moins pour la mesure de la dépense énergétique moyennée en vie libre.

4.4.1. Calorimétrie indirecte

La calorimétrie indirecte est une méthode de mesure non invasive de haute précision de la dépense énergétique avec un taux d'erreur inférieur à 1%. Cette technique repose sur la mesure de la consommation d'O₂, de la production de CO₂ et la quantité d'azote urinaire. La dépense énergétique est calculée en se basant sur l'assomption que la totalité de l'O₂ est consommée durant les réactions d'oxydation des substrats contenant la liaison C-H (Protéines, lipides et CHO) pour produire l'ATP, et que la totalité du CO₂ produit est mesuré.

Selon le substrat énergétique mis en jeu, le volume d'O₂ nécessaire à la réaction est différent. Pour 1 litre d'O₂. 0.27 mol d'ATP sont obtenu à partir du glucose ; 0.25 mol d'ATP à partir du palmitate (lipide) ; 0.2 mol d'ATP à partir de protéine. La mesure de la consommation d'O₂ pour l'estimation de la dépense énergétique s'accompagne donc du calcul d'un quotient respiratoire représentatif de la part des lipides et celle des glucides utilisés pour la production d'ATP. Le quotient respiratoire de l'oxydation du glucose est de 1, pour les lipides il est autour de 0.7.

La part des protéines est quant à elle estimé à travers l'urée produite lors de l'oxydation. L'urée est mesurée grâce aux atomes d'azote (N₂) présent dans les urines.

4. Principes méthodologiques généraux

L'équation de la dépense énergétique utilisée est la suivante :

$$\text{Dépense énergétique totale} = 3.913 \cdot \text{VO}_2 + 1.093 \cdot \text{VCO}_2 - 3.341 \cdot \text{mN}_2$$

Certains appareils ne permettent pas la mesure directe de la consommation d'O₂ et de la production de CO₂. Les équations sont adaptées, grâce à l'utilisation d'un quotient respiratoire de l'oxydation moyen, différent selon les circonstances de mesure (à jeun ou en post-prandial).

Plusieurs méthodes de calorimétrie indirecte sont utilisées.

Calorimétrie indirecte avec canopy

Une cloche transparente est disposée autour de la tête du sujet allongé afin d'effectuer la mesure de la composition de l'air expiré. Cette méthode est utilisée pour la mesure du métabolisme de repos. Un système de valve alimente le canopy en air extérieur. Un extracteur d'air est utilisé pour extraire le gaz à analyser, le débit est ajusté pour garder un pourcentage de CO₂ aux alentours de 1%. Une bulle canopy ventilée (Quark RMR Cosmed Medical systems Corp US) a été utilisée pour l'étude CVL. Le temps de réponses des capteurs d'O₂ et de CO₂ est inférieur à 120 ms. La précision de l'analyseur d'O₂ est de 0.02%. Celle de l'analyseur de CO₂ avec un capteur digital infrarouge est également de 0.02%.

La méthode avec canopy est surtout utilisée pour la mesure de la dépense énergétique de repos

Calorimétrie indirecte a circuits ouverts non ventilés

Le sujet porte un masque relié à un spiromètre, la composition de l'air et le volume sont mesurés à chaque expiration. L'air ambiant est inspiré puis expiré dans un spiromètre. Dans l'étude CL, les échanges de gaz ont été mesurés grâce à un analyseur Servopro (Servopro 4100 gas analyzer, Servomex, UK) dans l'étude Sv1. La précision de l'analyseur paramagnétique d'O₂ est de 0.15% pour un temps de réponse de 15 secondes et celle de l'analyseur infrarouge de CO₂ est de 1% pour un temps de réponse de 20 secondes. Dans l'étude menée chez les Peuls, un appareil Fitmate (Cosmed Medical systems Corp US), couplé à un masque a été utilisé. Cet appareil ne mesure que la consommation d'O₂, la production de CO₂ étant estimé à partir d'un quotient respiratoire théorique.

La méthode avec masque est la seule utilisable lors de la mesure d'activités et dans certaines circonstances, comme les études sur le terrain.

La précision est élevée mais ces méthodes impliquent que le sujet soit immobile ou restreint dans ses mouvements. Ces techniques peuvent ainsi difficilement s'appliquer en vie libre sur de longues périodes.

4. Principes méthodologiques généraux

4.4.2. Méthode de l'eau doublement marquée

La méthode de l'eau doublement marquée est souvent considérée comme la référence absolue (gold standard) de la mesure de la dépense énergétique en vie libre. Elle utilise les principes classiques de la calorimétrie indirecte. L'eau doublement marquée repose sur le marquage de l'eau corporelle par deux isotopes stables, l'hydrogène (deutérium – ^2H) et l'oxygène (^{18}O). L'atome d'oxygène dans le CO_2 expiré et l'eau corporelle étant à l'équilibre isotopique, le taux d'élimination et l'espace de dilution du $^2\text{H}_2$ et de ^{18}O permet de calculer la production de CO_2 . Cette technique se base sur l'hypothèse selon laquelle ^{18}O sera éliminé sous forme d'eau (urine, évaporation) et sous forme de CO_2 durant l'expiration, tandis que $^2\text{H}_2$ sera uniquement éliminé sous la forme d'eau évacuée.

En pratique, après ingestion de la dose d'eau doublement marquée, des prélèvements d'urines sont réalisés de façon rapprochée au début (pour la définition de l'équilibre), et au minimum en milieu et en fin d'étude (J_5 et J_{10}) afin de quantifier la courbe de décroissance des deux isotopes, $^2\text{H}_2$ et le ^{18}O , qui sont mesurés par spectrométrie de masse. La différence entre les 2 courbes permet de déduire la production de CO_2 .

Comme pour la technique de calorimétrie indirecte détaillée plus haut, la connaissance de production de CO_2 ne suffit pas à déterminer la dépense énergétique. La consommation d' O_2 dépend en effet des substrats énergétiques oxydés. Une estimation du quotient respiratoire moyen à partir du quotient alimentaire évalué par questionnaire sur la période de mesure est nécessaire pour estimer la consommation d' O_2 et d'en déduire la dépense énergétique. L'une des difficultés réside d'ailleurs dans l'estimation de ce quotient respiratoire, qui dépend de l'alimentation habituelle et est donc susceptible de varier selon les populations.

La précision de cette technique et la possibilité de l'utiliser en conditions de vie libre représentent deux avantages majeurs. La mesure de la dépense énergétique par l'eau doublement marquée peut ainsi être utilisée comme valeur de référence afin de valider la précision d'outil de mesure de l'activité physique en vie libre.

Toutefois, cette méthode a un coût élevé et n'est pas conçue pour caractériser les comportements mais pour mesurer la dépense énergétique globale qui leur est associée. Elle ne permet pas l'étude sur une période courte ou sur une activité particulière. Une association avec une autre technique peut donc être nécessaire.

4.4.3. Actiheart – Combinaison accélérométrie et fréquence cardiaque

La méthode de l'Actiheart n'est pas considérée comme une méthode de référence absolue concernant l'estimation de la dépense énergétique cependant sa précision s'appuyant sur une combinaison d'accélérométrie et de mesure de la fréquence cardiaque, associée à la commodité du port de l'appareil en fait une méthode précieuse pour l'estimation de la dépense énergétique en vie libre (Villars, Bergouignan et al. 2012). Cet outil a ainsi été utilisé

4. Principes méthodologiques généraux

en complément avec la calorimétrie indirecte et l'eau doublement marquée en tant que référence (silver standard).

Le logiciel propriétaire Actiheart (<http://www.camntech.com>, CamNtech) permet d'obtenir des données (mesure de la fréquence cardiaque et accélérométrie uniaxiale) par 15 ou par 60 secondes. L'accélérométrie ainsi obtenue correspond à des coups dont la méthode de conversion n'est pas connue. Les caractéristiques de la fréquence cardiaque sont la fréquence cardiaque moyenne, les intervalles inter battements, des indicateurs de la déviation standard et la racine de la moyenne des carrés des écarts des différences successives, considérée comme un bon indice de la balance sympatho-vagale. L'algorithme intégré au logiciel permet l'interpolation des données manquantes pour des périodes inférieure à 5 minutes.

La fréquence cardiaque de réserve est calculée comme la différence entre la fréquence cardiaque et la fréquence cardiaque de repos. Cette dernière est définie comme la 30^{ème} valeur nocturne la plus faible pour des périodes d'une minute, et la 120^{ème} pour des périodes de 15 secondes, et nécessite donc au moins une nuit d'enregistrement.

L'estimation de la dépense énergétique liée à l'activité physique calculée par le logiciel Actiheart est basée sur une équation branchée impliquant une estimation liée à la mesure de la fréquence cardiaque et une estimation liée à l'accélérométrie (Brage, Brage et al. 2004, Brage, Brage et al. 2005). Brièvement, la contribution relative de ces deux mesures pour l'estimation de la dépense énergétique liée à l'activité physique est pondérée période par période en fonction de différents seuils de coups et de fréquence cardiaque précédemment établis appelés « flex-point ». Lorsque l'accélérométrie et la fréquence cardiaque sont faibles, l'estimation repose principalement sur l'accélérométrie, alors que quand leurs valeurs sont élevées, la fréquence cardiaque contribue principalement à l'estimation de la dépense énergétique. Le modèle d'estimation impliquant l'accélérométrie repose sur une équation de calibration de groupe développée à partir d'activité de marche et de course. Le modèle d'estimation à partir de la fréquence cardiaque repose sur des courbes de calibration entre fréquence cardiaque et VO₂ représentant la dépense énergétique liée à l'activité physique (1 litre d'oxygène = 4.8 kcal). Les courbes de calibration doivent être ajustées à chaque individu pour correspondre aux variations physiologiques afin d'obtenir une bonne estimation de la dépense énergétique liée à l'activité physique (Villars, Bergouignan et al. 2012). Un protocole de test d'effort est ainsi habituellement réalisé pour établir la relation individuelle entre fréquence cardiaque et dépense énergétique.

4.5. Méthodologies statistiques

L'analyse statistique et l'estimation des modèles a été réalisée en utilisant MATLAB (Mathworks, Natick, MA) et SAS 9.4 (SAS, Institute, Cary, NC). La significativité a été établie à un seuil de 0.05. Les méthodes statistiques spécifiques, notamment celles ayant trait à la modélisation de la dépense énergétique sur la base de la reconnaissance des postures et activités, sont détaillées dans chacun des articles.

4. Principes méthodologiques généraux

Brièvement, les résultats ont été présentés classiquement sous forme de moyenne \pm la déviation standard (ou écart-type de la moyenne quand cela est précisé). Des modèles statistiques classiques ont été utilisés pour les comparaisons simples lorsque cela était approprié (ANOVA, ANCOVA, test-t de Student). Des modèles à effets-mixtes ont été utilisés dans toutes les situations où cela était nécessaire, du fait du caractère répété des mesures notamment.

Les performances des modèles par rapport à la mesure de référence et l'impact du placement ont été étudiées par des modèles mixtes, complétés par différents indicateurs classiques d'agrément et de performance.

- **Le coefficient de corrélation** permettant d'étudier la relation linéaire entre deux variables a été calculé. Le coefficient de corrélation r ou coefficient de Pearson est défini comme :

$$r = \frac{\text{cov}(Y, \hat{Y})}{\sigma_Y * \sigma_{\hat{Y}}}$$

Où $\text{cov}(Y, \hat{Y})$ correspond à la covariance des variables Y (La référence) et \hat{Y} (l'estimation) et $\sigma_Y, \sigma_{\hat{Y}}$ leurs écarts types.

- **Le coefficient de détermination R^2** , un indicateur de performance plus global et plus pertinent à l'échelon individuel est défini comme :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}$$

Où n correspond au nombre de mesure, i le numéro de mesure et \bar{Y} la moyenne des mesures. Le coefficient de détermination est un meilleur indicateur statistique de la qualité de l'ajustement que le coefficient de Pearson avec lequel il est souvent confondu. Il permet de prendre en compte à la fois le biais systématique et le biais proportionnel pour évaluer la précision d'un modèle. Par convention les valeurs négatives sont mises à zéro. Cinq catégories permettent d'apprécier la performance d'un modèle : très faible si $R^2 \leq 0.1$, faible si $R^2 > 0.1$ et $R^2 \leq 0.3$, moyenne si $R^2 > 0.3$ et $R^2 \leq 0.5$, bonne si $R^2 > 0.5$ et $R^2 \leq 0.8$ et excellente si $R^2 > 0.8$.

- **L'erreur quadratique moyenne (Mean squared error : MSE)** et la racine quadratique moyenne (RMSE) ont été utilisées pour évaluer l'erreur moyenne des modèles par rapport à la référence.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

$$RMSE = \sqrt{MSE}$$

4. Principes méthodologiques généraux

Tout comme le coefficient de détermination ces deux indicateurs reflètent à la fois le biais systématique et le biais proportionnel. Pour étudier la part des différents biais séparément il est possible de calculer une MSE associée à l'erreur systématique et une MSEn associée à l'erreur non systématique dont la somme des deux correspond à la MSE. La MSE et la RMSE ne donnent pas d'indication sur les performances absolues (elles ne sont pas associées à une statistique), elles permettent d'établir une comparaison entre plusieurs modèles par rapport à la référence. Une faible valeur correspond à une meilleure précision du modèle d'estimation. Il est possible de normaliser la RMSE par la valeur de référence pour obtenir un pourcentage d'erreur.

- La validation des modèles a également été évaluée grâce à **la méthode graphique de Bland Altman** (Bland and Altman 1986). Cette méthode repose sur le principe qu'une corrélation élevée n'implique pas forcément un bon agrément entre deux variables. Elle permet d'établir la différence des moyennes, équivalente au biais systématique moyen (une différence de zéro implique un biais nul) et les fluctuations aléatoires autour des moyennes représentées par les limites d'agrément de 95% ($\pm 1.96 * \text{la déviation standard de la différence}$). Une relation entre la différence de la moyenne et la variable de référence, lorsque la pente de la régression est significative, implique un biais proportionnel. Différentes techniques spécifiques permettent d'utiliser la méthode de Bland-Altman et de calculer les différents indicateurs d'intérêt lors de l'utilisation de modèles à effets mixtes, notamment dans le cas de données répétées. Ces approches statistiques, utilisées notamment dans l'étude sur l'impact du placement de l'accéléromètre, sont détaillées dans l'article correspondant.

4. Principes méthodologiques généraux

5. Réalisations

5. Réalisations

5. Réalisations

5.1. Développements méthodologiques et validations

De nombreux outils ont d'ores et déjà été développés dans l'objectif de caractériser le comportement de mouvement à partir de l'accélérométrie. Leurs faibles performances en vie libre conduisent à un besoin d'amélioration de ces modèles. Pour cela, la première étape primordiale est d'identifier clairement les limitations associées à l'utilisation commune des appareils et aux méthodes classiques de traitement du signal accélérométrique et leurs origines. La deuxième étape consiste ainsi au développement et à l'utilisation d'outils prenant en compte les limites mises en évidence au préalable.

5. Réalisations

5.1.1. Article n°1 : Exploration du filtre Actilife

Résumé et perspectives : L'Actigraph™ (ActiGraph Ltd, Pensacola, FL, US) étant l'un des accéléromètres les plus répandus à travers les études portant sur l'activité physique, les coups accélérométriques calculés via la procédure de son logiciel compagnon, l'Actilife, sont largement utilisés. La conversion du signal brut en coups n'est cependant pas totalement connue puisqu'elle repose sur un traitement propriétaire. Des critiques ont été mises en lumière concernant le comportement des coups par minute dans certaines situations, un phénomène plateau des coups a notamment été observé lors des activités intenses.

Décrypter les paramètres et connaître les implications du traitement opaque du logiciel Actilife apparaissent d'intérêt à plusieurs niveaux. De telles connaissances permettraient non seulement de répliquer la procédure en s'affranchissant du logiciel propriétaire, pour une application sur un autre type d'accéléromètre, mais également de maîtriser clairement l'interprétation des résultats des études basées sur les coups.

Pour cela nous avons profité de la capacité du logiciel Actilife d'utiliser des fichiers standardisés ouverts contenant le signal accélérométrique en entrée de la procédure de conversion. Deux types de fichiers contenant un signal simulé ont ainsi été créés :

- Un fichier contenant des données d'accélération sinusoïdale simulée de fréquences variées avec une amplitude constante.
- Un fichier contenant un signal à fréquence fixe et à amplitudes variées.

Les paramètres d'amplitude et de fréquence étant ainsi explorés, la transformée inverse de Fourier a été utilisée pour estimer un filtre à réponse impulsionnelle à partir des sorties obtenues.

Dans un second temps des données recueillies en condition de vie semi-libre lors d'un parcours urbain réalisé par 20 sujets avec un Actigraph™ GT3X+ à la hanche ont été utilisées pour évaluer les performances de ce filtre reconstruit pour répliquer les coups Actilife par rapport à deux autres filtres (un filtre de Butterworth d'ordre 2, fréquence de coupure : 0.26-1.65 Hz, et le filtre de Brond et al. (Brond, Andersen et al. 2017)).

Enfin, deux tests de course à vitesse incrémentée sur tapis roulant ont été réalisés par 4 sujets pour étudier les limites du filtre (e.g. phénomène plateau) lors d'activités d'intensité élevées. Le premier consistait à une course en foulée libre avec une augmentation de vitesse de 2 km/h toutes les 2 minutes. Le deuxième impliquait la même augmentation de vitesse, mais cette fois une course à foulée contrainte entre deux marques espacées de 80 cm.

Les limites d'amplitude du filtre Actilife de 68 mg à 2.2 g ont été identifiées, en dessous et au-delà le signal accélérométrique est atténué. Les seuils de fréquence de ce filtre ont été déterminés à 0.3-1.6 Hz. Les RMSE du filtre à réponse impulsionnelle développé, du filtre de Butterworth et du filtre de Brond étaient respectivement de 1.58%, 2.75% et 6.66 % dans un

5. Réalisations

ensemble de données indépendants en vie semi-libre. Ces indicateurs reflètent les bonnes performances des modèles de répliation des coups à partir de signaux bruts et particulièrement celles du filtre à réponse impulsionnelle de notre étude.

Un phénomène plateau a bien été observé pendant le test de course à foulée libre, et une chute des coups accélérométrique a été observée pour le test de course à foulée contrainte en fonction de la vitesse. Le contenu des hautes fréquences du signal accélérométrique augmente en fonction de la vitesse, dépassant dès 8 km/h les seuils fréquentiels mis en évidence. Une fréquence dominante de 3.06 et une de 3.60 Hz ont été mesurées respectivement lors du test à foulée libre et à foulée contrainte à 16 km/h. Une association significative et positive entre le vecteur magnitude du signal brut et la vitesse ainsi qu'entre le vecteur magnitude du signal filtré par un filtre passe haut (0.2 Hz) et la vitesse a été déterminée alors que le vecteur magnitude des coups par minutes (Actilife) et la vitesse étaient négativement ou non associés respectivement pour le test à foulée contrainte et à foulée libre. Nous pouvons donc conclure que les coups par minute issu de l'Actilife ne reflètent pas l'intensité d'une activité de course vigoureuse.

Le choix historique du filtre utilisé par l'Actilife, basé sur l'hypothèse d'un spectre de mouvement humain compris entre 0.3 et 3.6 Hz, apparait pertinent dans la plupart des activités journalières et permet d'éliminer des accélérations parasites non liées au mouvement. Il montre cependant ses limites dans le cas d'activités de haute intensité avec une importante dépense énergétique associée, certes rares au quotidien dans la population générale mais dont le contenu fréquentiel dépasse les 1.6 Hz.

Cette étude propose ainsi une méthode fiable pour répliquer le filtre issu de l'Actilife et révèle l'impact des paramètres passe bas utilisés pour la conversion du signal brut en coups. Ces observations ouvrent la voie à la reconsidération du traitement du signal brut par rapport aux traitements classiques. Le filtre passe-haut présenté comme une alternative dans ce papier s'appuie sur un élargissement des bornes afin de conserver un maximum d'informations à partir du signal accélérométrique. Le seuil de 0.02 Hz entraîne l'atténuation des basses fréquences, qui correspondent à la composante statique du signal, c'est-à-dire la composante gravitationnelle indépendante de tout mouvement humain. Ce papier porte notre attention sur le fait que d'une activité à une autre, ou d'une population à une autre, les paramètres du domaine fréquentiel et d'amplitude nécessaires pour capter l'ensemble du spectre de mouvement peuvent être différents. Dans un souci de ne pas perdre d'informations contenues dans le signal accélérométrique, l'exploitation du signal brut apparait nécessaire. Reste à définir comment, à l'inverse, il va être possible de limiter l'impact des contenus non liés à l'activité humaine (e.g. vibrations en lien avec un véhicule motorisé par exemple).

Ces résultats fournissent ainsi les clefs d'interprétation des études utilisant les coups accélérométriques et ouvre des pistes d'amélioration de ce type d'analyse.

Physical activity estimation from accelerometry

M. Garnotel, C. Simon, S. Bonnet

Abstract— Objective physical activity (PA) quantification is traditionally achieved using lightweight accelerometers accounting for activity frequency, intensity and duration. The accelerometer data are usually converted into activity counts and these counts can be used on their own to quantify the intensity and duration of a PA period or they can serve as features for energy expenditure computation or activity classification. This paper investigates the way how Actigraph counts are computed. Several points are discussed regarding bandpass filtering and amplitude non-linearities that may hamper some analysis. Experimental data were used 1) to assess reconstructed filter performances to replicate ActiGraph counts during an urban-circuit involving 20 subjects wearing an ActiGraph GT3X+ and 2) explain filter limitations (e.g. plateau-phenomenon) thanks to a treadmill test with incremental speed ($n=4$). This study reproduces well ActiLife filter and reveals the impact of band-pass filtering on ActiLife count conversion. These results provide some keys to interpret knowingly ActiLife count based studies.

I. INTRODUCTION

Objective physical activity (PA) quantification is traditionally achieved using lightweight accelerometers accounting for activity frequency, intensity and duration. These systems reduce the subjective estimate variation encountered with individual self-report [1]. Among accelerometers, the ActiGraph™ (ActiGraph Ltd, Pensacola, FL, USA) is widely used to measure PA and allows researchers to have comparable results [2, 3].

To give a measure of PA, raw data are usually converted into activity counts using procedures distinctive for each manufacturer. Counts, which result from summing post-filtered accelerometer values, are considered to be representative of the intensity of PA over a time interval, also called epoch. Frequency filtering aims to attenuate unwanted acceleration signal and to focus on frequency bands relevant for human motion. Therefore, counts will vary according to the frequency and amplitude of the raw acceleration.

Count conversion remains frequently obscure and several criticisms have been raised [4]. Among them, a plateau-phenomenon during running [5] due to the frequency filtering process [6, 7] has been pointed out, suggesting that the count conversion could be inappropriate in some conditions. Numerous papers rely on its count calculation to estimate energy expenditure [8, 9]. However the process by which ActiGraph counts are produced is proprietary to ActiGraph™. A researcher has thus two options either 1) use commercial devices and associated software to get comparable results with literature studies or 2) design its own conversion algorithm to convert raw acceleration data into controlled activity counts.

Given these observations, Peach [10] described methods to explore ActiGraph™ proprietary filter. Those ideas were further developed by Brond, who recently presented an interesting tool to reproduce ActiLife process [11]. The rationale for Brond was to compute ActiGraph-like counts but with another accelerometer brand.

Our study aims to further detail filter parameters to put in light bandpass filter implications and some limitations in ActiGraph counts in order to give the key of knowledge to researcher using ActiGraph counts which remains widely used in PA research field. We first investigated the different steps and parameters of ActiLife software to explain its functioning and to build a transparent filter with similar properties. The second part of the study involves data collected 1) in free-living conditions to assess the performances of the reverse engineering filter to reproduce ActiGraph counts; 2) during a treadmill exercise test to explore filters' behavior during particular physiologic conditions, and demystify the plateau-phenomenon occurring during moderate or vigorous activities.

II. MATERIAL AND METHODS

A. Count Computation

Counts are the result of accumulating acceleration data that has been rectified, filtered and clipped [12]. A final ingredient corresponds to scaling g-units into counts. Mathematically speaking, count can be computed by:

$$c[n] = \alpha \sum_{k=n-N}^{n-N+1} \theta(|x_{BP}[k]|) \quad (1)$$

where N denotes the epoch length, θ is a non-linear function applied on the rectified bandpass filtered accelerometer signal and α is a conversion factor. Note that counts are generally converted to integers with a rounding operation.

A global activity count, usually referred as vector magnitude (VM) counts (C_{VM}), may be given to account for the 3-d accelerometer data by simply computing the l2-norm of the counts per axis.

$$c_{VM}[n] = \sqrt{c_x^2[n] + c_y^2[n] + c_z^2[n]} \quad (2)$$

The ActiGraph GT3X+ is an activity monitor that records time-varying 3-D accelerations in the dynamic range $\pm 6g$. The acceleration data is sampled by a 12-bit analog to digital converter at a user-selectable 30-to 100 Hz sampling rate and stored in non-volatile flash memory for future analysis.

For historical reasons, one ActiGraph count is equal to one LSB in the 7164 model (8-bit, dynamic range $\pm 2.13 g$) for a 10 Hz sampling rate. In order to reproduce Actigraph count computation we must set $\alpha = \frac{128 \cdot 10}{2.13 \cdot N}$ in (1). However other

The present study was supported by grants from the French National Research Agency (ANR 2009 & 2015) and the Hospices Civils de Lyon. M. Garnotel and C. Simon work with CARMEN, INSERM U1060/University of Lyon/INRA U1235, CRNH-Rhône-Alpes, Hospices Civils de Lyon, Lyon, France. Pavillon 1H-RdC 165 chemin du Grand

Revoyet 69310 Pierre-Bénite, France. S. Bonnet works with CEA LETI MINATEC, University of Grenoble Alpes, Grenoble, France. 17 Avenue des Martyrs 38000 Grenoble, France. Corresponding author e-mail: stephane.bonnet@cea.fr

5. Réalisations

parameters like filter frequency response and non-linearities are proprietary, and need to be estimated.

B. Parameter estimation

We exploit the possibility to input artificial accelerometer data in the ActiLife software (version 6.13.3) [10], [11] to deduce different aspects of the signal processing used for counts calculation.

A text file with varying-frequency sinusoidal acceleration data and constant 2 g amplitude was first used as ActiLife input. The fictitious signal was sampled at 30Hz. The ActiLife output was the corresponding count per second (cps) temporal sequence. For each sinus, a set of different count values were averaged to yield the mean cps value per frequency. So, a normalized magnitude-like response could be built efficiently (Fig. 1 top). This experiment gave us a nice intuition of the filtering operation at the heart of ActiLife. We must stress that this is not a true magnitude response because of additional nonlinear operations. Moreover, we could not separate here the sensor frequency response from the subsequent digital filtering. In this experiment, we first used a linear frequency sweep from zero frequency (DC) to Nyquist frequency (15 Hz) in 450 evenly distributed frequencies (i.e. a frequency resolution of 33.4 mHz). We then used the inverse discrete Fourier transform to estimate a corresponding finite impulse response (FIR) filter.

We further investigated the influence of the acceleration amplitude. A text file with fixed-frequency sinusoidal acceleration data and varying-amplitude was then used as ActiLife input. We choose an amplitude resolution of 2.93 mg that is the least significant bit (LSB) resolution in the GT3X+ accelerometer. We expected a linear relation between acceleration amplitudes and counts.

C. Validation Methodology and population

Two experiments were used to 1) assess reconstructed filters' performances to replicate ActiGraph counts during in free-living-conditions, 2) explain some filter limitations (e.g. plateau-phenomenon) thanks to a treadmill test. The study protocol was approved by the French Sud-Est 2 Institutional Review Board and all subjects provided a written informed consent. Calculation and statistical analyses were made using MATLAB R2017b (The Mathworks, Natick, MA, USA). Significance level was set to 0.05.

Urban Circuit – Count validation

Twenty volunteers, with age 27.20 years (SD=4.82) and BMI 22.29 kg/m² (SD=3.52), realized a set of various activities, including various real-life field situations (e.g. walking the streets, taking the bus, shopping) during a 3h urban circuit, while wearing a hip Actigraph GT3X+ as previously detailed [13]. Sampling rate was set at 50 Hz. C_{VM} (in cps) were calculated from accelerometry, successively with the ActiLife software and each of the 3 filters (reverse, Butterworth and Brond filters), and summed over the total experiment. Normalized root mean square errors (NRMSE), normalized mean errors (NME) and Pearson correlation coefficients (r) were computed to evaluate the filters' performances to replicate ActiLife total C_{VM} . NRMSE and NME were normalized by the mean of ActiLife C_{VM} .

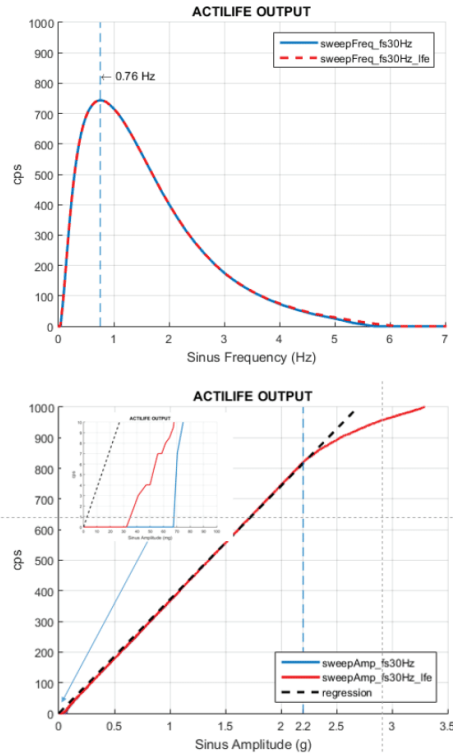


Figure 1. ActiLife output during frequency sweep experiment at constant amplitude (top) and amplitude sweep experiment at constant frequency (bottom); in upper left corner is represented a zoom within low sinus amplitude.

Agreement between ActiLife C_{VM} and C_{VM} from the 3 filters was then assessed with the Bland-Altman technique which allows graphical exploration of method differences (mean bias) and 95% limits of agreement across the measurement range. Mean bias values were tested by paired t-test.

Treadmill test – Count analysis

Four subjects, with age 25.75 years (SD=2.22) and BMI 22.13 kg/m² (SD=1.01) and wearing a hip-Actigraph GT3X+ with a sampling rate of 30 Hz, performed two treadmill-tests with 15 min resting periods between each. In both tests, subjects were asked to run at an initial speed of 8 km/h, incremented by 2 km/h every 2 minutes until they could not keep on following this instruction. In the first instance, referred to as forced step-length test (FT), subjects were instructed to force their step length as close as possible to 80 cm. In the second, referred to as self-regulated step-length and cadence test (ST), they were free to extend their step length and adapt their cadence as they wished. Each subject reached the 16 km/h speed during FT and the 18 km/h speed during ST.

Raw accelerometry and ActiLife C_{VM} means over each 2 minutes incremental speed periods were computed to evaluate the potential ActiLife filter's impact on count calculation. Association between different acceleration metrics and concomitant speeds were estimated using linear mixed-effect

5. Réalisations

models accounting for repeated measures across subjects and treadmill tests. To further rely the observations with the characteristics of the ActiLife, a spectral analysis was performed for each subject and experimental test. Dominant frequencies were then determined for 8 km/h and 16 km/h speed periods.

III. RESULTS

A. Count validation on simulated data

As expected, null frequency (DC) was removed during the band-pass filtering operation so that static situations produced zero count. The peak frequency was 0.76 Hz and the -3dB cutoff [0.3-1.6] Hz. A 30 dB/decade attenuation was also observed. The low-frequency extension (LFE) mode in ActiLife, designed to detect lower amplitude movements, was not influenced by frequency filtering. Neglecting coefficients below 10^{-4} , we obtained a 239-tap symmetric FIR filter. Such FIR filter will be referred as reverse filter in the rest of the paper. It is interesting to note that Brond followed a similar approach by using a least-squares inverse filter procedure applied on a logarithm frequency sweep experiment [11]. We also found that a Butterworth filter (order=2, [0.26-1.65 Hz]) approximated quite well the ActiLife bandpass filter.

For varying amplitude scenario, we observed that large amplitudes above 2.2 g are somewhat attenuated (See Fig. 1 bottom). This behavior was easily reproduced by simply clipping values above this threshold. In practice, such large filtered amplitudes are rarely observed. For low amplitudes, filtered amplitudes below 68 mg produced zero counts. The nonlinearity is thus expressed as:

$$\theta(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < 0.069 \\ 2.2 & \text{if } x > 2.2 \\ x & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

When LFE option is activated, such dead-band threshold was reduced to 35 mg and the system became even more sensitive to low-amplitude accelerations.

B. Count validation on real data

Performances of the three bandpass filters (reverse, Butterworth and Brond) to replicate to ActiLife C_{VM} during the 3-h urban circuit are presented in Table 1 and Figure 2. The mean (95% Confidence Interval [CI]) reference ActiLife C_{VM} was 35,097 (95% CI = 33,104-37,090) cps. High Pearson correlation coefficients were found between ActiLife C_{VM} and

the each of the 3 reconstructed filters. NME revealed a slight underestimation with Butterworth filter whereas reverse and Brond filters led to a slight overestimation. This results was confirmed when looking to scatterplot and Bland-Altman plot (Fig. 2), Brond filter induced a higher bias. The accuracy of the three filters was high as showed by low NRMSE; reverse filter showing the lower NRMSE, followed by the Butterworth and the Brond filter.

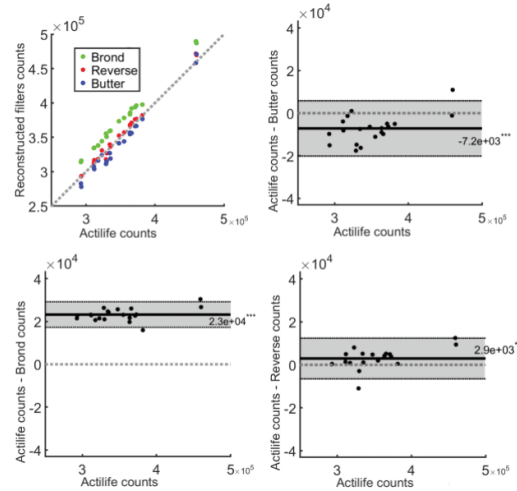


Figure 2. Scatterplot and Bland-Altman plots for the relationship between vector magnitude counts calculated with ActiLife and vector magnitude counts calculated using Butterworth, reverse and Brond filters for each subjects during the urban circuit. Solid lines show the bias (mean difference); shaded areas show the limit of agreements (95% confidence interval for an individual prediction); Dashed grey horizontal line corresponds to the zero value. Mean bias: *** $P < 0.001$; * $P < 0.05$.

C. Incremental treadmill test

During the treadmill tests, the amplitude of raw acceleration signal increased with speed for each axis, both for FT and ST conditions (Fig. 3 top). Raw acceleration VM calculated for 2 minute speed increment periods was positively and significantly associated with speed (Table 2, column 1). Signal amplitude was within the dynamic range of ActiGraph™ device and no saturation was observed. At the opposite (Fig. 3 middle), ActiLife C_{VM} showed a plateau-phenomenon beginning at 8 and 10 km/h speeds before a clear drop for speeds greater than 12 km/h, in particular during FT. This resulted in a counter-intuitive negative association

TABLE II. PERFORMANCES INDICATORS (MEANS [95% CONFIDENCE INTERVAL]) OF RECONSTRUCTED FILTERS TO REPLICATE ACTILIFE SOFTWARE VECTOR MAGNITUDE COUNT DURING THE URBAN CIRCUIT.

	r (95% CI)	NRMSE % (95% CI)	NME % (95% CI)
Butterworth [0.26-1.65 Hz]	0.994 (0.984 – 0.998)	2.75 (2.06 – 3.29)	-2.04 (-2.87 – -1.21)
Reverse	0.997 (0.992 – 0.999)	1.58 (0.98 – 2.01)	0.84 (0.24 – 1.44)
Brond	0.998 (0.996 – 0.999)	6.66 (6.27 – 7.03)	7.03 (6.23 – 6.99)

Butterworth: order=2, [0.26-1.65 Hz]; Reverse: proposed FIR filter; Brond: IIR filter [11]. NRMSE = Normalized Root Mean Square Error, NME = Normalized Mean Error, r = Coefficient of Pearson, CI = Confidence interval

TABLE I. BETA COEFFICIENT ESTIMATES (MEAN [95% CONFIDENCE INTERVAL]) OF THE ASSOCIATION BETWEEN DIFFERENT ACCELERATION METRICS AND SPEEDS DURING THE TREADMILL TEST.

	VM (g) Raw signal	C_{VM} (cps) ActiLife	C_{VM} (cps) High-pass filter¹
FT	0.042 *** (0.029 – 0.055)	-7.39 *** (-9.85 – -4.92)	25.53 *** (18.99 – 32.07)
ST	0.035 *** (0.026 – 0.043)	-1.90 (-4.41 – 0.61)	22.01 *** (17.66 – 26.67)

*** $p < 0.001$. The Butterworth high-pass filter was a second-order, $f_c = 0.1$ Hz.

5. Réalisations

between ActiLife C_{VM} and speed during FT and a non-significant one during ST (Table 2 column 2).

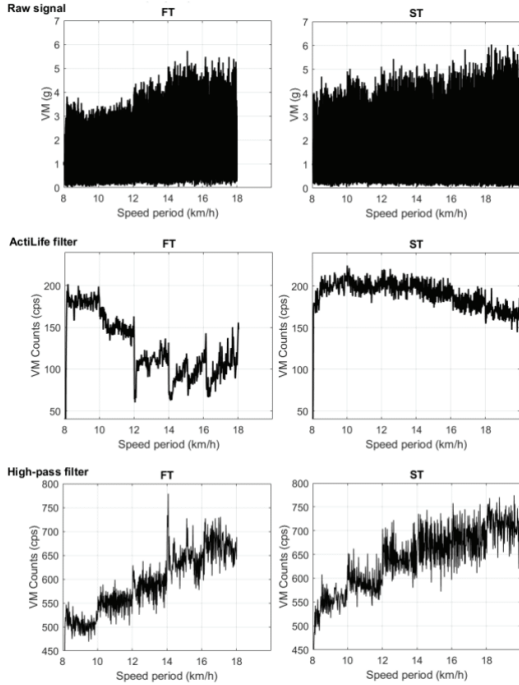


Figure 3. VM of raw signal (left side), C_{VM} calculated with ActiLife software (middle side), and C_{VM} calculated using a high-pass filter (second order Butterworth $f_c=0.1$ Hz, right side) during each of the 2 treadmill tests performed by a representative subject.

D. Spectral analysis of accelerometry data during the treadmill tests

Spectral analysis of raw acceleration data was realized to compare accelerometry frequency content during the treadmill tests and filter bandwidth used in count computation. A progressive enhancement of high frequency content as speed increased was observed. During FT, dominant frequency shift was particularly obvious from 14 km/h.

Considering the vertical axis (VT), the mean dominant frequency determined at 8 km/h was 2.68 Hz during both tests. This frequency was in accordance with the theoretical frequency calculated from forced step length (80 cm) and speed (8 km/h), i.e. 2.77 Hz. During higher speed, dominant frequencies were higher; this was particularly visible during FT where the step was forced. At 16 km/h, we recorded a 3.06 Hz and 3.60 Hz dominant frequency respectively during ST and FT. The theoretical frequency for the 16 km/h speed was not reached in the FT probably due to the incapacity of subjects to force their step at 80 cm at such speed. All dominant frequencies detected in the VT were beyond the ActiLife filter 50% cutoff, explaining why C_{VM} dropped from these speeds.

Spectral analysis of antero-posterior (AP) axis presented similar dynamics than VT across speeds and tests.

Nevertheless, in FT and ST, dominant frequencies were observed around 1.34 Hz at 8 km/h speed. The frequency was approximately divided by two compared with the VT axis. This phenomenon might be explained by the fact that the sensor was placed at the lateral side of the body causing the stride (i.e. 2 steps) frequency, rather than the step frequency, to be the main phenomenon captured in the AP direction. Similarly, at 16 km/h, the dominant frequencies were shifted respectively to 1.80 Hz (FT) and 1.53 Hz (ST). No plateau phenomenon was observed in this case.

To confirm the implication of frequency cut-off in the plateau-phenomenon a simple second order Butterworth high pass filter ($f_c=0.1$ Hz) but without low-pass component was studied. The latter filter gave a similar positive association between VM cps and speed that those observed with raw signal (Table 2 and Fig. 3 bottom).

IV. DISCUSSION

This study offers a detailed step-by-step methodology to compute activity from raw accelerometry data. It presents a new conversion algorithm which replicates ActiLife filter and allows researchers to totally control their own data processing. Counts computed with this new recipe are close to the original ActiLife counts. Besides, some consequences of filter parameters choices impacting PA studies based on the most commonly used accelerometer were highlighted to explain and, if necessary, to avoid, the well-known plateau-phenomenon and counts drop at vigorous activities.

Results have to be put in perspective with the global human PA frequency and amplitude spectrum. Amplitude acceleration in humans involves particularly the vertical axis and is influenced by activity type and measurement location site [14]. Head and low-back acceleration can be captured between 0.8-5 g during running or jumping, whereas ankle presents a more important acceleration, reaching 12 g during running [15]. Regarding frequency, most of the power is also measured in the vertical plane and depends again on activity type and sensor placement [14].

Bhattacharya [15] found frequency component varying from 1 to 18 Hz at the ankle, and a lower frequency content of the forehead and back acceleration during running. According to Antonsson [16], 99% of frequency content of walking measured at heel strike by a force platform is concentrated below 15 Hz. However, it is commonly admitted that frequency components seldom exceed 10 Hz and most of human daily activities range between 0.3-3.6 Hz, but that vigorous activities can reach higher frequency [17],[18],[7]. Thus, ActiLife filter frequency cutoff underlined in this paper appears to be appropriate in most of daily activities, whereas acceleration information would be missing during some activities such as high intensity ones.

Exercise test reveals a progressive shift of acceleration raw signal frequency power beyond the -3dB 1.6 Hz filter cutoff as speed increases. Frequency main peak detected in AP plan was twice lower than those detected in VT plan, probably due to the lateral placement of the accelerometer involving one step over two. Thus, attenuation of AP signal due to filters was reduced during counts processing whereas counts from

the VT axis at highest speed were widely underestimated to reflect PA because of filter cutoff.

At amplitude level, the ± 6 g range is not reached during the ST and FT, and neither the 2.2 g attenuation threshold after ActiLife filtering. Regarding the importance of VT plane during running, the plateau-phenomenon from 8 km/h and counts drop beyond 10 km/h speed seems to be directly related to the frequency range of ActiLife filter, confirming John hypothesis [7]. Wider frequency limits such as computed by a simple high pass filter without low-pass component allow to keep a significant positive association between acceleration signal VM counts and speed. In this condition a 2.2 g cut off could probably yield to a lack of information especially during vigorous activities.

Those limitation and perspectives are to be taken into account when studying specific population such as subjects confronted to intense activities or children who require a higher step frequency at same speed than adult subjects [19]. Nowadays, since accelerometer technology is no more a limit to capture PA, Van Hees suggests that the main issue lies in signal processing into activity representative units (e.g. counts) [20]. Our study showed that ActiLife proprietary counts processing (both bandpass filtering and amplitude thresholding) relies on historical reasons adapted at each technology steps, which could make sense in certain circumstances while being meaningless in others. This work falls within the continuity of other studies in order to be aware of the strengths and limitations of a very commonly used tool. The transparent methodology to replicate ActiLife counts might facilitate future investigation based on accelerometer raw data.

REFERENCES

- [1] N. V. Dhurandhar *et al.*, "Energy Balance Measurement: When Something Is Not Better Than Nothing," *Int J Obes (Lond)*, vol. 39, no. 7, pp. 1109-13, Jul 2015.
- [2] C. Tudor-Locke, T. V. Barreira, J. M. Schuna, P. T. Katzmarzyk, and I. R. Group, "Unique Contributions of Iscole to the Advancement of Accelerometry in Large Studies," (in eng), *Int J Obes Suppl*, vol. 5, no. Suppl 2, pp. S53-8, Dec 2015.
- [3] J. H. Migueles *et al.*, "Accelerometer Data Collection and Processing Criteria to Assess Physical Activity and Other Outcomes: A Systematic Review and Practical Considerations," *Sports Med*, Mar 16 2017.
- [4] L. B. Sardinha and P. B. Judice, "Usefulness of motion sensors to estimate energy expenditure in children and adults: a narrative review of studies using DLW," *Eur J Clin Nutr*, vol. 71, no. 8, p. 1026, Aug 2017.
- [5] B. W. Fudge *et al.*, "Estimation of Oxygen Uptake During Fast Running Using Accelerometry and Heart Rate," *Med Sci Sports Exerc*, vol. 39, no. 1, pp. 192-8, Jan 2007.
- [6] A. V. Rowlands, M. R. Stone, and R. G. Eston, "Influence of Speed and Step Frequency During Walking and Running on Motion Sensor Output," *Med Sci Sports Exerc*, vol. 39, no. 4, pp. 716-27, Apr 2007.
- [7] D. John, R. Miller, S. Kozey-Keadle, G. Caldwell, and P. Freedson, "Biomechanical Examination of the 'Plateau Phenomenon' in Actigraph Vertical Activity Counts," *Physiol Meas*, vol. 33, no. 2, pp. 219-30, Feb 2012.
- [8] S. E. Crouter, K. G. Clowers, and D. R. Bassett, Jr., "A Novel Method for Using Accelerometer Data to Predict Energy Expenditure," *J Appl Physiol (1985)*, vol. 100, no. 4, pp. 1324-31, Apr 2006.
- [9] P. S. Freedson, E. Melanson, and J. Sirard, "Calibration of the Computer Science and Applications, Inc. Accelerometer," *Med Sci Sports Exerc*, vol. 30, no. 5, pp. 777-81, May 1998.
- [10] D. Peach, J. Van Hooymissen, and H. L. Callender, "Exploring the Actilife((R)) Filtration Algorithm: Converting Raw Acceleration Data to Counts," *Physiol Meas*, vol. 35, no. 12, pp. 2359-67, Dec 2014.
- [11] J. C. Brond, L. B. Andersen, and D. Arvidsson, "Generating Actigraph Counts from Raw Acceleration Recorded by an Alternative Monitor," *Med Sci Sports Exerc*, Jun 09 2017.
- [12] Mathworks [Internet]. Mathworks.com, "What Are Counts?," Available from : <https://actigraph.desk.com/customer/en/portal/articles/2515580-what-are-counts->, 2016 2016.
- [13] M. Gamotel *et al.*, "Prior automatic posture and activity identification improves physical activity energy expenditure prediction from hip-worn triaxial accelerometry," *J Appl Physiol (1985)*, vol. 124, no. 3, pp. 780-790, Mar 1 2018.
- [14] C. V. Bouten, K. T. Koekkoek, M. Verduin, R. Kodde, and J. D. Janssen, "A Triaxial Accelerometer and Portable Data Processing Unit for the Assessment of Daily Physical Activity," *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 44, no. 3, pp. 136-47, Mar 1997.
- [15] A. Bhattacharya, E. P. McCutcheon, E. Shvartz, and J. E. Greenleaf, "Body Acceleration Distribution and O2 Uptake in Humans During Running and Jumping," *J Appl Physiol Respir Environ Exerc Physiol*, vol. 49, no. 5, pp. 881-7, Nov 1980.
- [16] E. K. Antonsson and R. W. Mann, "The Frequency Content of Gait," *J Biomech*, vol. 18, no. 1, pp. 39-47, 1985.
- [17] G. A. Cavagna, P. A. Willems, P. Franzetti, and C. Detrembleur, "The Two Power Limits Conditioning Step Frequency in Human Running," *J Physiol*, vol. 437, pp. 95-108, Jun 1991.
- [18] M. Sun and J. O. Hill, "A Method for Measuring Mechanical Work and Work Efficiency During Human Activities," *J Biomech*, vol. 26, no. 3, pp. 229-41, Mar 1993.
- [19] B. Schepens, P. A. Willems, and G. A. Cavagna, "The Mechanics of Running in Children," *J Physiol*, vol. 509 (Pt 3), pp. 927-40, Jun 15 1998.
- [20] V. P. van Hees, M., S. Taherian, U. Ekelund, and S. Brage, "A Method to Compare New and Traditional Accelerometry Data in Physical Activity Monitoring," In. *IEEE International Symposium on "A World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks" (WoWMoM) Digital Proceedings. Montreal, QC, Canada: IEEE; 2010, pp. 1-6.*, 2010 2010.

5. Réalisations

5.1.2. Article n°2 : Implication du placement de l'accéléromètre en interaction avec le statut pondéral de l'individu

Résumé et perspectives :

Les accéléromètres placés au poignet sont de plus en plus répandus pour un usage personnel ainsi qu'à des fins de recherche et d'étude clinique. Une meilleure compliance chez les utilisateurs de ces appareils par rapport à d'autres placements tels que la hanche ou la cuisse a été mise en évidence. Bien que la hanche soit la référence historique, avec de nombreuses études présentant ses limites mais également ses forces, le poignet reste nouveau et l'agrément des mesures obtenues à partir de ce placement peu exploré.

Cette étude a ainsi pour objectif d'évaluer la présence des différences, selon le placement de l'accéléromètre (hanche vs poignet) en condition de vie libre et selon la présence ou non d'une obésité, pour un large éventail de métriques obtenues à partir des coups, tels que fournis par le logiciel Actilife, ou à partir de l'accélérométrie brute et plus spécifiquement l'ENMO.

Pour cela 71 sujets, issus de la base de données CVL (SVELTE) ont été équipés, sur une période de 14 jours, simultanément un Actigraph™ GT3X+ à la hanche droite et un au poignet. Seuls 7 jours représentant dans la mesure du possible chacun des 7 jours de la semaine ont été retenus. Les périodes de sommeil mesurées ont été exclues de même que les périodes pendant lesquelles l'un ou l'autre des appareils n'était pas porté. Seuls les sujets avec au moins 4 jours de données valides (i.e. au moins 10h) pour les deux localisations ont été retenus, soit 69 sujets dont 42 sujets non obèses ($IMC < 30 \text{ kg/m}^2$) et 27 sujets obèses ($IMC \geq 30 \text{ kg/m}^2$) âgés en moyenne de 40.8 ± 14.6 ans.

Les métriques étudiées correspondaient à

- des métriques standard fournies par le logiciel Actilife : les pas, le vecteur magnitude (i.e. la norme) des coups par minutes (VM cpm) sur les axes x, y, z et leur norme,
- le VM des cpm fournis par le logiciel Actilife recalibrés à l'aide d'une fonction linéaire par morceaux proposé par le logiciel pour leur utilisation au niveau du poignet,
- l'ENMO, calculé à partir du signal brut,
- la dépense énergétique liée à l'activité physique estimée à partir des cpm avec l'équation de Freedson 2011 (Sasaki, John et al. 2011).
- le temps passé dans les classes « d'inactivité soutenue », d'intensité « légère » et « modérée à vigoureuse » à partir du seuil défini pour le VM cpm à la hanche appliqué au VM cpm obtenu à la hanche et au VM cpm recalibré obtenu au poignet (Sasaki, John et al. 2011). Le temps passé en inactivité soutenue a été défini à partir des mêmes métriques en utilisant un seuil de 174 VM cpm (Koster, Shiroma et al. 2016).
- le temps passé dans ces mêmes classes « d'inactivité soutenue » et d'intensité « légère » et « modérée à vigoureuse » à partir des seuils spécifiquement définis pour l'ENMO à la

5. Réalisations

hanche et au poignet (Hildebrand, van Hees et al. 2014, Hildebrand, Hansen et al. 2017) (Hildebrand, van Hees et al. 2014). De façon similaire, le temps passé en inactivité a été défini à partir de l'ENMO en utilisant des seuils spécifiques de chaque localisation (Hildebrand, Hansen et al. 2017).

L'agrément des métriques selon la localisation et l'effet du statut obésité a été étudié grâce à des modèles à effets mixtes, prenant en compte le caractère répété des données pour un même sujet et chaque localisation ; avec la localisation, le statut obésité et leur interaction comme effets fixes. Les limites d'agrément (calculées à partir des modèles mixtes) et la RMSE normalisée ont été utilisées comme indicateurs complémentaires d'agrément. Enfin une association entre les métriques mesurées à la hanche et celles mesurées au poignet a été recherchée, en utilisant des modèles à effets mixtes avec la métrique à la hanche comme valeur dépendante, la métrique au poignet, le statut obésité et leur interaction comme valeurs indépendantes.

Les analyses d'agrément indiquent que le statut obésité n'interagit pas avec le placement pour expliquer les mesures dérivées de l'accélérométrie. Une surestimation pour chacune de ces mesures enregistrées au poignet a été observée par rapport à l'enregistrement à la hanche, même après le recalibrage des cpm grâce à l'option Actilife. Une association forte entre les valeurs mesurées à la hanche et au poignet a été observée pour toutes les métriques. Par rapport à la hanche, les temps d'inactivité sont systématiquement sous-estimés par le placement au poignet, tandis que le temps passé dans une activité modérée à vigoureuse (MVPA) est surestimé. Les divergences sont moins élevées lors de l'utilisation des seuils spécifiques au placement de l'accéléromètre utilisant l'ENMO que lors de l'utilisation du VM à la hanche et du VM cpm recalibré pour le poignet.

Cette étude souligne les limites liées à la comparabilité entre étude impliquant différents placements d'accéléromètres même en utilisant une recalibration des cpm avec l'option de l'Actilife. Les résultats mettent en avant l'intérêt de développer des outils spécifiques au poignet et spécifique à la hanche plutôt qu'adapter les métriques de sortie des différents placements, au moins pour la définition du temps passé dans chaque classe d'intensité. Au vu du faible agrément des seuils publiés observé dans notre étude pour l'ENMO, des études complémentaires, en vie libre sur différentes populations, sont nécessaires pour définir les seuils les plus pertinents.

Wrist vs. hip accelerometers in obese and non-obese individuals

Mael Garnotel^{1,2}, Marie-Eve Mathieu^{3,4}, Stéphane Blanc⁵, Chantal Simon^{1,2}

¹Human Nutrition Research Centre of Rhône-Alpes, Hospices Civils de Lyon, Lyon, France.

²CARMEN, INSERM U1060/University of Lyon/INRA U1235, Lyon, France.

³Department of kinesiology, Université de Montréal, Montreal, Canada.

⁴Sainte-Justine University Hospital Center, Montreal, Canada.

⁵IPHC, DEPE, CNRS-Université de Strasbourg, Strasbourg, France;

Type of paper: Special Communications - Methodological Advances

Corresponding author:

Chantal Simon

Centre Hospitalier Lyon Sud, CRNH Rhône-Alpes

165 Chemin du Grand Revoyet, 69310 PIERRE-BENITE , France

Telephone: +33 (0)4 78 86 29 81

Fax: +33 (0)4 78

E-mail: chantal.simon@univ-lyon1.fr

Conflicts of Interest and Source of Funding: None

Abstract

Purpose Wrist accelerometers are increasingly used for personal as well as for clinical and research purposes. In this context, the high prevalence of obesity makes obese individuals an important subgroup that use this device. The current study aimed to evaluate the presence of differences between the wrist and hip placement of accelerometers on a wide range of indicators based on both vector magnitude (VM) of Actilife counts and raw accelerometry metrics (ENMO), in individuals with and without excess body weight in normal living conditions. **Methods** 69 adults (49% women, 39% obese) wore wrist and hip Actigraph™ accelerometers over a 7-day period. Data during wake-time were retained for the analyses and a piece-wise scaling provided by Actilife, the Actigraph™ companion software, was used to scale wrist counts before their treatment and analysis. Mixed-effects models analyses, limits of agreement and normalized root mean squared errors were used to examine the effect of placement and obesity status on the acceleration metrics and on time spent in different intensity classes as defined from 1) VM and scaled VM with threshold initially defined from the hip 2) ENMO with thresholds specifically defined for each placement. **Results.** The agreement analyses indicated that obesity status did not interact with the placement; but an overestimation of the wrist compared to the hip was found for each of the accelerometry derived metrics, even after scaling of counts with the Actilife option. Strong associations between hip and wrist values were observed. As compared to the hip, inactivity times were systematically underestimated by the wrist placement, while time spent in moderate to vigorous activity (MVPA) was overestimated. The differences were higher for scaled VM using hip-defined thresholds than for ENMO hip- and wrist specific thresholds. In no case, the accelerometer placement main effect significantly interacted with the obesity status. **Conclusion** Our study confirmed that wrist placement systematically overestimated accelerometry metrics as compared to hip placement, even with the Actilife™ count scaling, as well as MVPA. However the strong relationship between hip- and wrist metrics and the absence of interaction with obesity status suggested that wrist might be used to determine time spent in different intensity classes comparable to those determined with hip

5. Réalisations

placement using placement specific thresholds. Further studies are needed to better define and validate the latter.

Keywords: Physical activity measurement, obesity, intensity thresholds, excess body weight, activity monitor.

INTRODUCTION

Physical activity measurements have recently greatly evolved and objective assessments now complement subjective ones such as questionnaires (1). Among recent development, measurements of body acceleration are of great interest to researchers and clinicians (2). The association between the body's acceleration and energy expenditure or activity intensity was mainly developed and examined with an accelerometer worn at the hip, but new areas for positioning devices have been examined. Among these, the wrist has become increasingly popular for many reasons such as high acceptability (3) and compliance (4, 5). Numerous large-scale studies such as The National Health and Nutrition Examination Survey (6) now use wrist placement. It was estimated that in 2016, 32 million Americans (9% of the population) owned a fitness tracker mainly worn at the wrist (7).

To account for acceleration differences according to the device placement, two main approaches have been developed. The first one consisted in the development of specific intensity energy equations or intensity thresholds according to accelerometer placement (8). The second one, recently offered by Actilife (Actigraph™, Pensacola, FL, USA), the companion software of one of the mostly used accelerometer, the Actigraph™, was to scale the wrist count metric, in order to reproduce a metric equivalent to that obtained with the hip placement. While, at our knowledge, the latter strategy has never been validated in free-living conditions, comparative studies have suggested that wrist placement devices provide similar accelerometry magnitude patterns during the day despite a systematic overestimation (9). Some studies have shown an equivalent intensity classification from Euclidian norm minus one metric (ENMO) (10) using site-specific thresholds (8, 11), as compared with indirect calorimetry as a reference during several activity tasks, while this was not the case for classification using the coefficient of variation of the low-pass filtered signal (12). On the other hand, it has been shown that wrist placement led to higher results than hip placement for count, steps, as well as ENMO and associated thresholds (8, 9, 11, 13, 14). Recent discrepancies in hip-wrist comparisons were also identified according to walking speed (15, 16) and age (8). We still lack studies conducted in free-living conditions, evaluating simultaneously several accelerometry parameters and,

5. Réalisations

notably, the capacity of Actilife scaling to adequately correct the wrist values. Moreover, there remains an absence of data on the impact of other factors, such as the body weight status of the individuals.

Obesity (OB) has an impact on motion measurements. At the hip, an accelerometer leads to variations in steps and activity measurement errors in OB versus non-obese (N-OB) individuals and this, depending on walking speed (17) and tilt angle (18). Some authors reported different recordings in energy expenditure although no main effect on activity counts in OB individuals (18), and others suggested a lower count-per-minute threshold to be used in OB versus N-OB individuals for moderate intensity activities (19). The movement of soft tissues could in fact modulate the acceleration measured (20), and errors might differ according to the quantity of soft tissues and placement of the device. The use of wrist positioning in OB patients is present (6, 21), despite a paucity of information.

As a result, the purpose of the current study aims to evaluate in free-living conditions the presence of differences between wrist and hip placements using on a wide range of PA indicators, based on both original and scaled count-derived and on raw-accelerometry metrics, in individuals with and without OB.

METHODS

Participants and study design

Men and women aged from 18 to 75 years-of-age were invited to participate in the SVELTE study. The SVELTE study is a large-scale protocol that aims to improve activity monitoring. It led to previous developments on motion recognition using accelerometers (22, 23). In the SVELTE study, 71 participants took part in the wrist-hip comparison protocol conducted in real life-settings.

Recruitment was done through flyers, email and direct person-to-person communication on the Lyon Sud University Hospital Center and Campus (Pierre Bénite, France). Participants with an acute condition or walking limitations were excluded. The initial visit that included anthropometric measurements and a medical examination was performed by a medical researcher from the Rhône-Alpes Human Nutrition

5. Réalisations

Research Center. The subsequent visits were performed by a clinical research professional. All subjects signed an informed consent. The study was approved by the French Sud-Est 2 Institutional Review Board.

Briefly, for this study, participants were asked to wear two 3-axis accelerometers (GT3X+ Actigraph™; Pensacola, FL, USA), one at the right hip and the other at the non-dominant wrist for a total of 14 full days (from which 7 were retained for the present study), either during two consecutive weeks, or during two weeks separated by a one-month interval. The participants were instructed to maintain their usual lifestyle while wearing the activity monitors that were fixed on an elastic belt all day; and to remove them only during nocturnal sleep, shower, bath and aquatic activities. They were asked to fill-out an activity agenda, including bedtime and monitor removal hours.

Measurements

Anthropometry. Body weight was assessed to the nearest 0.1 kg with the participant wearing underwear with a calibrated balance, and height measured barefoot at 0.1 cm, using with a wall-mounted stadiometer.

Accelerometer data. Accelerometer data were downloaded after each week of recording and processed in standard fashion using Actilife v6.13 (Actigraph™, Pensacola, FL, USA) software, with 50-Hz raw data aggregated to 1-min counts and steps. Raw data were additionally downloaded to compute ENMO metric as previously described (10). Non-wear and bedtime periods, as determined by the activity agenda and nocturnal non-wear periods, were excluded. Estimation of non-wear time was based on raw accelerometry data, filtered with a high pass filter of 0.02 frequency (to eliminate the gravity component). A 2.5mg threshold for at least 20min was then apply on the norm of the filtered signal to identify non-wear periods. Non-wear periods corresponding to each of the placements (hip and wrist) were excluded for both recording data. Only seven days per subject, representing when possible each of the weekdays, were retained for the study. Subjects retained for analyses had a minimum of 4 valid days, i.e. at least 10 h of wear-time during wake (24, 25). Two subjects did not reach these criteria, leaving 69 subjects, with a minimum of 4 and a maximum of 7 days for each subject, for the analyses.

5. Réalisations

Different key accelerometry metrics were retained for the analyses: the vector magnitude (VM), computed as the Euclidian norm of the 3 axes count per minutes (cpm), steps, and ENMO. Concerning the hip accelerometer, both original and scaled VM cpm were determined, using the piece-wise scaling provided by Actilife software and based on the firm internal research and development (26). Freedson and Sasaki definitions (27) were used to classify time in light or moderate-to-vigorous activity, based on the VM (cut-off of 2690 cpm), with scaled cpm being used for the wrist placement. Cut-off of Hildebrand et al. (28) were used for the same intensity-classification based on ENMO (cut-off of 69.1 mg for hip; and 100.6 mg for wrist). Additionally, the inactivity periods were determined using a cut-off of 174 cpm for hip VM cpm (29) and wrist scaled VM cpm. Similarly, activity energy expenditure (AEE) was calculated with combined Freedson equation (27), using respectively VM cpm and scaled VM cpm for hip and wrist.

Statistical analyses

Baseline characteristics of N-OB and OB participants were compared using unpaired T-test.

Key accelerometry variable were aggregated at a day-level. Mixed-effects linear regression, considering repeated measures with nesting of placement and days within participants, was first realised to evaluate the agreement between hip and wrist placement and the interaction with OB status. Fixed effects were OB status, accelerometer placement and their interaction (OB status by accelerometer placement). Based on the Akaike Information Criterion, a compound symmetry covariance structure was found the most appropriate to model the covariance structure. The limits of agreement between both placements, taking into repeated measures, were calculated according to OB status, from the mixed-effects models (30) and illustrated thanks Bland-Altman plots. Root mean squared error (RMSE) and its normalised value (NRMSE with hip indicator used for normalisation) were further calculated as global indicators of agreement. Finally, the linear relationship between hip and wrist indicators and its interaction with OB status was estimated using mixed-effects models, considering repeated measures with nesting days within participants, with the hip indicator as dependent variable; and the wrist indicator, OB status and their interaction as fixed variables.

5. Réalisations

As for the agreement models, a compound symmetry covariance structure was used to model the covariance structure.

Unless otherwise specified, data are presented as means \pm std. Analysis were performed using SAS 9.4 (SAS Institute, Cary, NC).

RESULTS

The analytic sample was composed of 69 individuals (49% women, 39% OB; mean age \pm SD = 40.8 \pm 14.6 years,

<i>Outcome</i>	<i>All</i>	<i>N-OB</i>	<i>OB</i>
<i>n</i>	69	42	27
<i>Gender (% male)</i>	49	45	56
<i>Age (y)</i>	40.77 \pm 14.60	37.67 \pm 14.48	45.59 \pm 13.67
<i>Weight (kg)</i>	78.05 \pm 18.71	67.09 \pm 11.46	95.10 \pm 14.58
<i>Height (m)</i>	1.68 \pm 0.09	1.68 \pm 0.08	1.68 \pm 0.10
<i>BMI (kg/m²)</i>	27.54 \pm 5.88	23.72 \pm 3.06	33.49 \pm 3.92

Table 1). As expected, OB individuals were significantly heavier and had higher body mass than non-obese ($p < 0.001$).

<i>Outcome</i>	<i>All</i>	<i>N-OB</i>	<i>OB</i>
<i>n</i>	69	42	27
<i>Gender (% male)</i>	49	45	56
<i>Age (y)</i>	40.77 \pm 14.60	37.67 \pm 14.48	45.59 \pm 13.67
<i>Weight (kg)</i>	78.05 \pm 18.71	67.09 \pm 11.46	95.10 \pm 14.58
<i>Height (m)</i>	1.68 \pm 0.09	1.68 \pm 0.08	1.68 \pm 0.10
<i>BMI (kg/m²)</i>	27.54 \pm 5.88	23.72 \pm 3.06	33.49 \pm 3.92

Table 1 Descriptive information of participants. Otherwise indicated, data are presented as means \pm SD

5. Réalisations

Accelerometry derived metrics

The agreement analyses (Table 2) revealed that obesity status did not interact with the placement; but there was a significant main effect of placement, with an overestimation by the wrist compared to the hip of all accelerometry derived metrics in both groups, even after scaling of cpm using the Actilife option. Overall differences (OB and N-OB groups) between hip and wrist represented a relative mean error ranging from 55% to 310% depending of the metrics: -3907 (54%) for steps, -11 mg for ENMO (87%), -657 cpm for scaled VM (184%) and -1105 count for non-scaled VM (310%). Accordingly, as illustrated in Figure 1 (B). LoA and NRMSE were high, indicating a low agreement between hip and wrist placements, including for scaled VM, and very similar for OB and non-OB groups. Overall NRMSE (OB and N-OB groups) were lower for steps assessment (66%) then for ENMO (109%), scaled VM (195 %) or the non-scaled VM (325 %).

The association analysis (Table 2 and Figure 1A) showed a significant linear relationship between hip and wrist values with, again the absence of interaction with OB status. Overall an important proportional bias was identified with a β coefficient (slope) ranging from 0.30 for non-scaled VM to 0.88, close to 1, for steps that were the least overestimated. Visual inspection of Figure 1 suggested lower systematic proportional bias for scaled VM and ENMO, as compared to non-scaled VM.

5. Réalisations

		Agreement Analysis				Association analysis						
Outcome	Status	LSmeans (sem)	LSmeans (sem)	LSmean (LoA)	%	P Loc	P Ob	P Loc*Ob	Mixed Effects Models (β coefficients)	β Wrist outcome	β Obese	β Wrist*Ob
ENMO mean mgs.day-1	OB	13.2 (0.72)	24.3 (1.2)	-11.2 (-35.1-12.8)	110	<0.0001	0.14	0.84	0.47 (0.03)***	1.2 (1.4)	-0.03 (0.04)	
	N-OB	11.8 (0.87)	22.5 (1.4)	-10.7 (-34.6-13.2)	107							
scaled VM mean by day	OB	344 (19.8)	1018 (40.5)	-674 (-1398-49.0)	209	<0.0001	0.77	0.54	0.41 (0.03)***	-80.2 (46.8)	0.04 (0.04)	
	N-OB	376 (24.1)	1007 (50.1)	-631 (-1354-92.7)	177							
Steps steps.day-1	OB	6999 (415)	10918 (496)	-3919 (-15194-7356)	69	<0.0001	0.52	0.98	0.88 (0.05)***	481 (752)	-0.05 (0.05)	
	N-OB	7330 (499)	11220 (603)	-3891 (-15166-7385)	62							
VM mean.day-1	OB	344 (19.7)	1474 (68.8)	-1130 (-2268-8.3)	353	<0.0001	0.99	0.58	0.30 (0.02)***	-50.5 (36.5)	0.01 (0.02)	
	N-OB	376 (24.0)	1442 (85.5)	-1066 (-2204-72.0)	302							

Table 2 Values LSMeans(sem) ActiGraph key metrics according to placement (Hip and Wrist) and results of the mixed-effects analyses and performance indicator used to assess the agreement and the linear relationship between hip and wrist values. *** p<0.0001. ENMO = Euclidian norm minus one; LoA = Limits of agreement; N-OB = Non obese; NRMSE = Normalized root mean squared error; OB = obese ; sem = standard error of mean; VM = vector magnitude of the count per minute.

5. Réalisations

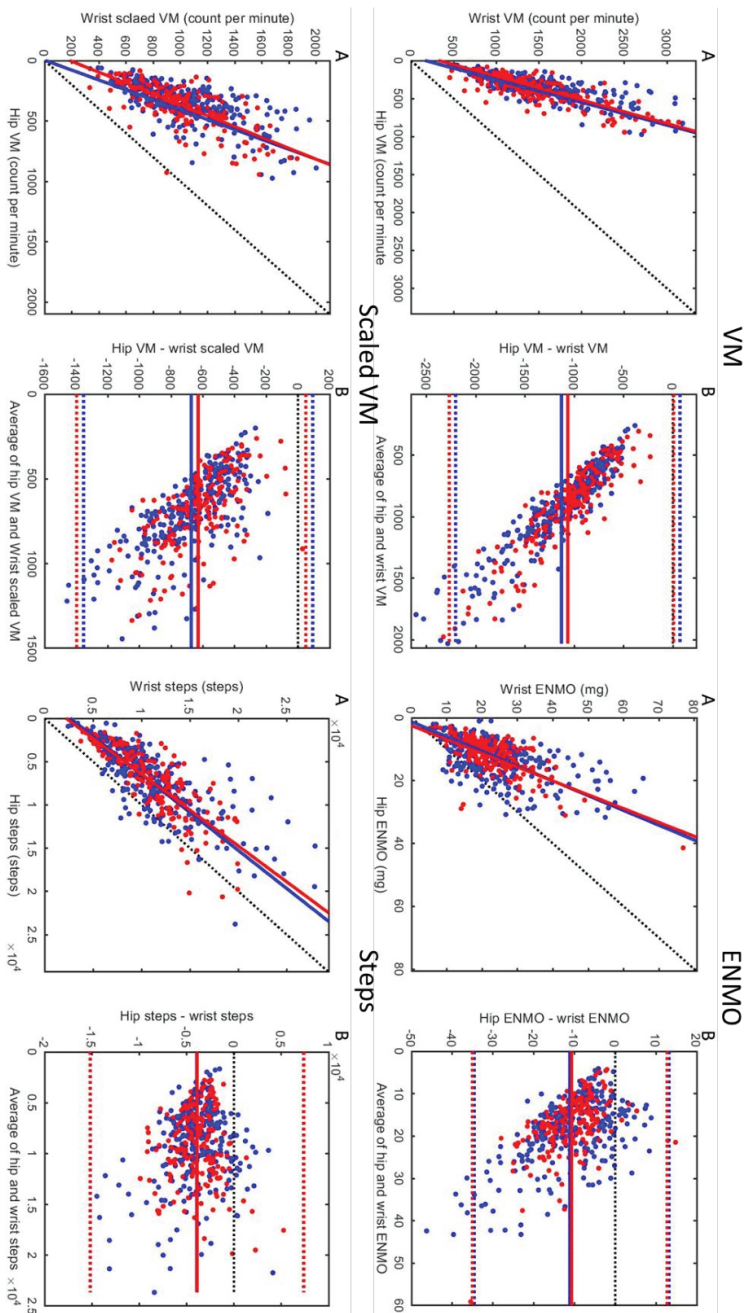


Figure 1 Scatterplots (A) and corresponding Bland-Altman plots (B) illustrating the relationship between accelerometry metrics from wrist and hip placements. Scatterplots: blue (non-OB) and red (OB) solid lines show wrist-hip regression; dotted lines show the 45° identity line. Bland-Altman plots: solid lines show the bias (mean difference) of the model; blue and red dotted lines show the limit of agreements, for non-OB and OB groups respectively; dashed black horizontal line corresponds to the zero value. ENMO = Euclidian norm minus one; VM = vector magnitude of the count per minute.

5. Réalisations

Intensity classification and energy expenditure metrics

The agreement analyses for intensity classification and AEE derived from scaled VM and ENMO are presented in Table 3. A main effect of OB status was found on AEE estimated from Freedson combined equations ($p < 0.05$), but not for other metrics. There was no significant interaction between placement and OB status. Time spent in MVPA was overestimated by the wrist placement, especially for scaled VM (overall mean error for both groups = +583%), but also using the ENMO thresholds specifically determined for each placement (+58%). This systematic error was associated with a poor precision, as indicated by LoA, and high NRMSE. Overall NRMSE (OB and N-OB groups) were higher for MVPA from scaled VM using a hip-derived threshold (640%) than for MVPA derived from ENMO using specific hip and wrist thresholds (125%). Time spent in light intensity estimated with wrist scaled VM was lower than the estimation from the hip scaled VM ($p < 0.001$) whereas no difference was found in time spent in light intensity according to ENMO using specific placement thresholds.

Inactivity time both computed from wrist ENMO and scaled VM were widely underestimated, compared to the hip placement. A higher overall NRMSE (OB and N-OB groups) was found for inactivity time computed from scaled VM (74%) than for time computed from ENMO threshold (31%).

5. Réalisations

Outcome	Status	Hip	Wrist	Wrist-Hip Diff	NRMSE	Mixed Effect Models (P)		
		Lsmeans (sem)	Lsmeans (sem)	Lsmeans (LoA)	%	P Loc	P Ob	P Loc*Ob
ENMO inactivity	OB	720 (12.3)	523 (17.2)	197 (-137-531)	33	<0.0001	0,56	0,69
	N-OB	705 (14.4)	520 (20.8)	185 (-149-519)	30			
ENMO light	OB	764 (15.4)	738 (15.4)	25.8 (-257-309)	8	0,22	0,15	0,87
	N-OB	745 (16.5)	723 (16.5)	21.9 (-261-305)	6			
ENMO MVPA	OB	41.9 (3.6)	68.0 (6.7)	-26.1 (-161-108)	137	<0.0001	1,00	0,79
	N-OB	43.4 (4.3)	66.5 (8.3)	-23.1 (-158-111)	105			
Freedson AEE	OB	21.4 (1.7)	92.1 (4.2)	-70.7 (-144-2.6)	357	<0.0001	<0.05	0,38
	N-OB	26.8 (2.0)	104 (5.2)	-77.0 (-150--3.7)	306			
Scaled VM inactivity	OB	425 (11.8)	120 (6.6)	305 (53.9-557)	75	<0.0001	0,70	0,25
	N-OB	408 (14.7)	128 (8.2)	280 (28.7-532)	72			
Scaled VM light	OB	769 (14.3)	509 (18.1)	260 (-38.3-557)	37	<0.0001	0,08	0,63
	N-OB	740 (15.3)	493 (19.9)	247 (-51.0-545)	35			
Scaled-VM MVPA	OB	37.5 (4.2)	289 (15.7)	-252 (-508-4.8)	743	<0.0001	0,62	0,66
	N-OB	49.6 (5.1)	290 (19.5)	-240 (-496-16.3)	522			

Table 3 Values LSMeans (sem) intensity classifications and AEE according to placement (Hip and Wrist) and results of the analyses used to assess the agreement and the linear relationship between hip and wrist values. ENMO = Euclidian norm minus one; LoA = Limits of agreement; N-OB = Non obese; NRMSE = Normalized root mean squared error; OB = obese; sem = standard error of mean; AEE = activity energy expenditure; VMCPM = vector magnitude of the count per minute.

DISCUSSION

Wrist actigraphy, including the more recent context of multiple device placements (31), is taking a growing place in sedentary and activity measurements. The current study is the first to address its concordance with the hip position in free living conditions in both N-OB and OB individuals and for several key indicators including raw signal derived metrics. While a growing state of knowledge started testing how wrist measurements could capture PA spectrum, very few is known about the agreement with hip placement, notably through new metrics (e.g. ENMO, scaled VM proposed as an option by the Actilife software), and the impact of body weight status. The current study reveals that the effect of placement of the accelerometer was significant with an overestimation of key metrics and of time spent in MVPA, including when using placement specific thresholds. Of note, the placement did not interact with OB status. In our population, which is represented by a large variability of activity levels in both obesity subgroups, there was no independent main effect of the obesity status except for AEE estimated from scaled VM cpm using the combined Freedson equations.

It emerges that the wrist mainly overestimates all the accelerometry derived features compared to the hip, even when applying the scaling proposed by Actilife, while a significant linear relationship was observed for all them. This finding has to be put in line with an overestimation of time in MVPA from scaled count-derived metrics, almost 10-time higher than the MVPA overestimation from accelerometry metrics. The latter observation supports the need of site-specific cut-points. It has previously been shown that MVPA time estimated from a wrist worn device (Fitbit®) was similar than time estimated from hip worn device (Actigraph™, Fitbit One®) (32) suggesting that wrist and hip Fitbit® MVPA classification are equivalent. However as Fitbit® and Actigraph™ count conversion procedures rely on different proprietary processing, this study does not allow clear interpretation. Comparing the intensity classification from the same devices at different sites, some studies highlight significant differences (33) and further support the use of specific cut-points (8, 34, 35) or specific algorithms for activity classification (36, 37) and sleep detection (38) for the wrist and the hip. In parallel, measurements of inactive behaviors using wrist accelerometry was

5. Réalisations

previously reported as challenging (12). The low agreement observed in our study for inactivity time between wrist and hip, the latter being considered as a reference placement for inactive behavior characterization due to the proximity of the center of mass, even when using placement-specific threshold underline the difficulty to assess inactive behavior from wrist accelerometry magnitude.

Steps are among the outcomes that are higher when accelerometer is at the wrist, concordant with previous literature in free-living conditions (14). Interestingly, our study showed that steps are differently impacted by accelerometer placement, with mainly a systematic bias but no proportional one. Although relying of a proprietary algorithm from the same software than VM cpm conversion procedure step-threshold has been shown to be variable based on signal frequency which could explain those difference (39). A simple correction factor of the systematic bias might improve the comparability where the scaling of VM failed to correct hip-wrist difference, although the large LoA would probably led to a poor precision at the individual level, even with that correction.

Aside from Freedson AEE estimation, no main effect of weight status neither interaction between status and placement was found, which is good news for all studies and interventions aiming to use the accelerometer in populations of various bodyweight status. Body mass is one of the independent variables of Freedson equation, which might partly explain the OB status effect found for this indicator. Previous study highlighting that obesity status do influence steps measurements compared to visual monitoring (17), is not in contradiction with our study as the authors showed a higher error at low speed, and a lower one at high speed in obese compared to non-obese subject, suggesting that a compensation could occur throughout the day. Nevertheless, studies relying on shorter intervals could reveal specific effects of obesity. Supporting our result, Feito et al. used the GT1M uniaxial Actigraph™ to compare the impact of weight status on accelerometry across different walking speeds and did not find any significant effect of BMI on activity counts (18). These authors did not find any effect of BMI status on total energy expenditure computed from Freedson equation during treadmill walk, but underlined an overestimation of TEE, as compared to indirect calorimetry for the overweight and obese groups, which was not the case for normal weight participants. It

5. Réalisations

is important to specify that our protocol was not designed to study activity behavior associated with obesity in the general population as subjects of each status were stratified by their activity level.

While some groups worked on the use of a combination of wrist and hip measurements (40), accelerometers are most of the time used in solo, supporting the importance of selecting the right placement and to know its impact on measurements. It has been shown that there is no 'one site fits all' approach, notably because accelerometry vary according to the type of activity investigated (36). Future studies are needed to investigate the impact of placement and potential interaction of obesity status for short period notably across the different activity types and postures.

Strength and limitations

One of the strengths of this study is the comparison realised in free-living conditions. Moreover, this study is one of the rare which explores accelerometry metrics beyond count per minutes. Specific cut points were selected to classify intensity from ENMO and from VM. Nevertheless, even if hip thresholds are commonly used, the absence of gold standard measure did not allow to conclude on the true classification and the higher accuracy of one method compared to the other. We cannot exclude that the analysis performed on aggregated data at the day-level might have led to a smoothing of interaction effects. Shorter epochs' analyses could highlight nuances.

CONCLUSION

Wrist accelerometer are more and more frequently used despite partial understanding of how it can be compared to the hip in various subpopulations and data analysis procedures. In our study, obesity did not interacted with monitor placement for any of the accelerometry derived metrics studied. We found that the wrist leads generally to an overestimation of main accelerometry derived metrics compared to the hip. Huge discrepancies were found between times spent in different intensity classes computed from scaled VM, but also, to a lower extent, using site-specific ENMO thresholds. These findings support the development of

5. Réalisations

site-specific algorithms in order to increase between study reliability and agreement, when using different placements.

ACKNOWLEDGEMENTS

The authors would like to thank the participants and technical assistant who took part in the study. The present study was supported by grants from the French Research National Agency (ANR 2009 and 2015), Diabeloop, and the Hospices Civils de Lyon.

CONFLICT OF INTEREST

The results of the present study do not constitute endorsement by ACSM. The results of the study are presented clearly, honestly, and without fabrication, falsification, or inappropriate data manipulation.

REFERENCES

1. Bonomi AG, Westerterp KR. Advances in physical activity monitoring and lifestyle interventions in obesity: a review. *International journal of obesity*. 2012;36(2):167-77.
2. Hickey AM, Freedson PS. Utility of Consumer Physical Activity Trackers as an Intervention Tool in Cardiovascular Disease Prevention and Treatment. 2016.
3. Papadopoulos. Differentiating Walking from Other Activities of Daily Living in Older Adults using Wrist-based Accelerometers. *Curr Aging*. 2015.
4. Fairclough SJ, Noonan R, Rowlands AV, Van Hees V, Knowles Z, Boddy LM. Wear Compliance and Activity in Children Wearing Wrist- and Hip-Mounted Accelerometers. *Medicine and science in sports and exercise*. 2016;48(2):245-53.
5. Scott JJ, Rowlands AV, Cliff DP, Morgan PJ, Plotnikoff RC, Lubans DR. Comparability and feasibility of wrist- and hip-worn accelerometers in free-living adolescents. *Journal of science and medicine in sport*. 2017;20(12):1101-6.
6. (NHANES) NHNES. How is NCI supporting the NHANES 2014 [updated Novembre 4th 2014]. Available from: <http://appliedresearch.cancer.gov/nhanes/>.
7. Berglind D, Ljung R, Tynelius P, Brooke HL. Cross-sectional and prospective associations of meeting 24-h movement guidelines with overweight and obesity in preschool children. *Pediatr Obes*. 2018;13(7):442-9.
8. Hildebrand M, van Hees VT, Hansen BH, Ekelund U. Age group comparability of raw accelerometer output from wrist- and hip-worn monitors. *Medicine and science in sports and exercise*. 2014;46(9):1816-24.
9. Shiroma EJ, Schepps MA, Harezlak J, Chen KY, Matthews CE, Koster A, et al. Daily physical activity patterns from hip- and wrist-worn accelerometers. *Physiological measurement*. 2016;37(10):1852-61.
10. van Hees VT, Gorzelniak L, Dean Leon EC, Eder M, Pias M, Taherian S, et al. Separating movement and gravity components in an acceleration signal and implications for the assessment of human daily physical activity. *PloS one*. 2013;8(4):e61691.
11. Eslinger DW, Rowlands AV, Hurst TL, Catt M, Murray P, Eston RG. Validation of the GENE Accelerometer. *Medicine and science in sports and exercise*. 2011;43(6):1085-93.
12. Rosenberger ME, Haskell WL, Albinali F, Mota S, Nawyn J, Intille S. Estimating activity and sedentary behavior from an accelerometer on the hip or wrist. *Medicine and science in sports and exercise*. 2013;45(5):964-75.
13. Loprinzi PD, Smith B. Comparison between Wrist-Worn and Waist-Worn Accelerometry. *J Phys Act Health*. 2017;14(7):539-45.
14. Tudor-Locke C, Barreira TV, Schuna JM, Jr. Comparison of step outputs for waist and wrist accelerometer attachment sites. *Medicine and science in sports and exercise*. 2015;47(4):839-42.
15. Kim do Y, Jung YS, Park RW, Joo NS. Different location of triaxial accelerometer and different energy expenditures. *Yonsei medical journal*. 2014;55(4):1145-51.
16. Phillips LJ, Petroski GF, Markis NE. A Comparison of Accelerometer Accuracy in Older Adults. *Research in gerontological nursing*. 2015:1-7.
17. Belanger ML, Kestens Y, Gilbert JA, Tremblay A, Mathieu ME. Interaction between body weight status and walking speed in steps monitoring by GT3X accelerometer. *Appl Physiol Nutr Metab*. 2014;39(8):976-9.
18. Feito Y, Bassett DR, Tyo B, Thompson DL. Effects of body mass index and tilt angle on output of two wearable activity monitors. *Medicine and science in sports and exercise*. 2011;43(5):861-6.

5. Réalisations

19. Hooker SP, Feeney A, Hutto B, Pfeiffer KA, McIver K, Heil DP, et al. Validation of the actical activity monitor in middle-aged and older adults. *Journal of physical activity & health*. 2011;8(3):372-81.
20. Shepherd EF, Toloza E, McClung CD, Schmalzried TP. Step activity monitor: increased accuracy in quantifying ambulatory activity. *Journal of orthopaedic research : official publication of the Orthopaedic Research Society*. 1999;17(5):703-8.
21. Bell JA, Hamer M, van Hees VT, Singh-Manoux A, Kivimaki M, Sabia S. Healthy obesity and objective physical activity. *Am J Clin Nutr*. 2015;102(2):268-75.
22. Bastian T, Maire A, Dugas J, Ataya A, Villars C, Gris F, et al. Automatic Identification of Physical Activity Types and Sedentary Behaviors from Triaxial Accelerometer: Laboratory-Based Calibrations Are Not Enough. *Journal of applied physiology*. 2015;118(6):716-22.
23. Garnotel M, Bastian T, Romero-Ugalde HM, Maire A, Dugas J, Zahariev A, et al. Prior automatic posture and activity identification improves physical activity energy expenditure prediction from hip-worn triaxial accelerometry. *J Appl Physiol (1985)*. 2017;jap 00556 2017.
24. Troiano RP, Berrigan D, Dodd KW, Masse LC, Tilert T, McDowell M. Physical activity in the United States measured by accelerometer. *Medicine and science in sports and exercise*. 2008;40(1):181-8.
25. Colley RC, Garrigué D, Janssen I, Craig CL, Clarke J, Tremblay MS. Physical Activity of Canadian Adults: Accelerometer Results from the 2007 to 2009 Canadian Health Measures Survey. *Health reports*. 2011;22(1):7-14.
26. Actigraphcorp. What does the "Worn on Wrist" option do in the Scoring tab? <https://actigraphcorpforcecom/support/s/article/What-does-the-Worn-on-Wrist-option-do-in-the-Scoring-tab>.
27. Sasaki JE, John D, Freedson PS. Validation and Comparison of Actigraph Activity Monitors. *Journal of science and medicine in sport*. 2011;14(5):411-6.
28. Hildebrand M, Hansen BH, van Hees VT, Ekelund U. Evaluation of raw acceleration sedentary thresholds in children and adults. *Scand J Med Sci Sports*. 2017;27(12):1814-23.
29. Koster A, Shiroma EJ, Caserotti P, Matthews CE, Chen KY, Glynn NW, et al. Comparison of Sedentary Estimates between activPAL and Hip- and Wrist-Worn ActiGraph. *Medicine and science in sports and exercise*. 2016;48(8):1514-22.
30. Carstensen B, Simpson S, Gurrin L. Statistical Models for Assessing Agreement in Method Comparison Studies with Replicate Measurements. *The International Journal of Biostatistics*. 2008;4(1).
31. Trost SG, Cliff DP, Ahmadi MN, Tuc NV, Hagenbuchner M. Sensor-enabled Activity Class Recognition in Preschoolers: Hip versus Wrist Data. *Medicine and science in sports and exercise*. 2018;50(3):634-41.
32. Hargens TA, Deyarmin KN, Snyder KM, Mihalik AG, Sharpe LE. Comparison of wrist-worn and hip-worn activity monitors under free living conditions. *J Med Eng Technol*. 2017;41(3):200-7.
33. Routen. Discrepancies in accelerometer-measured physical activity in children due to cut-point non-equivalence and placement site. *J Sport Sci*. 2012.
34. Koster A#1 SE, Caserotti P3, Matthews CE4, Chen KY5, Glynn NW6, Harris TB2. Comparison of Sedentary Estimates between activPAL and Hip- and Wrist-Worn ActiGraph. 2016.
35. Esliger DW, Probert A, Connor Gorber S, Bryan S, Laviolette M, Tremblay MS. Validity of the Actical accelerometer step-count function. *Medicine and science in sports and exercise*. 2007;39(7):1200-4.
36. Clark CCT, Nobre GC, Fernandes JFT, Moran J, Drury B, Mannini A, et al. Physical activity characterization: does one site fit all? *Physiological measurement*. 2018;39(9):09TR2.
37. Ellis K, Kerr J, Godbole S, Staudenmayer J, Lanckriet G. Hip and Wrist Accelerometer Algorithms for Free-Living Behavior Classification. *Medicine and science in sports and exercise*. 2016;48(5):933-40.

5. Réalisations

38. Zinkhan M, Berger K, Hense S, Nagel M, Obst A, Koch B, et al. Agreement of different methods for assessing sleep characteristics: a comparison of two actigraphs, wrist and hip placement, and self-report with polysomnography. *Sleep Med.* 2014;15(9):1107-14.
39. John D, Morton A, Arguello D, Lyden K, Bassett D. "What Is a Step?" Differences in How a Step Is Detected among Three Popular Activity Monitors That Have Impacted Physical Activity Research. *Sensors.* 2018;18(4).
40. He. Predicting human movement with multiple accelerometers using movelets. *MSSE.* 2014.

5. Réalisations

5. Réalisations

5.1.3. Article n°3 : Amélioration de la prédiction de la dépense énergétique grâce à la reconnaissance des activités et postures

Résumé et perspectives : Les accéléromètres sont de plus en plus utilisés pour caractériser l'activité et la dépense énergétique associée. Les modèles régressifs linéaires développés pour estimer la dépense énergétique liée à l'activité physique à partir des coups issus de l'accélérométrie ont montré leurs limites. La première raison tient à la nature de la relation entre accélérométrie et dépense énergétique, cette dernière étant dépendante du type d'activités pratiquées. La deuxième implique la méthode de développement et de validation des modèles nécessitant des données issues d'activité de la vie quotidienne mais en pratique rarement utilisées.

Cette étude a ainsi pour objectif de tester l'apport de la prise en compte de la posture et du type d'activité pour la prédiction de la dépense énergétique totale et de celle liée à l'activité physique à partir d'un accéléromètre en condition de vie libre. Pour cela un modèle d'estimation spécifique à chaque activité reposant sur 6 groupes d'activités a été défini en utilisant un modèle mixte prenant en compte les mesures répétées au sein des les sujets. La dépense énergétique mesurée par calorimétrie indirecte (J/min) a été utilisée entant que variable dépendante. Les groupes d'activités, la masse corporelle (en kg) et le vecteur magnitude des coups par minutes imbriquées au sein des groupes d'activités ainsi que leur interaction constituaient les effets fixes indépendants.

Ce modèle a été développé à partir de données recueillies lors d'un protocole en condition de laboratoire (CL) durant lequel 61 sujets équipés d'un accéléromètre (Actigraph™ GT3X+) à la hanche ont réalisé une série de 25 activités standardisées de 5 minutes chacune, avec une dépense énergétique de référence mesurée par calorimétrie indirecte. Chaque activité a été soigneusement définie pour être représentative de la vie libre et pondérée pour correspondre à la répartition temporelle des activités de la vie quotidienne. Ce modèle repose sur 6 classes d'activités (allongé, avachi, assis, debout, mouvement, vélo) définies en accord avec les sorties d'un algorithme de reconnaissance automatique des activités développé au sein de notre laboratoire afin d'être utilisable en vie libre.

Afin de comparer les performances de ce modèle multilinéaire basé sur la reconnaissance d'activités, aux approches plus traditionnelles trois modèles ont été utilisés :

- Un modèle linéaire simple (SLM) développé à partir des mêmes données pondérées que le modèle multi linéaire.
- Le modèle de Freedson basé sur les coups accélérométrique et largement utilisé dans la littérature.
- le modèle issu de l'Actiheart, combinant la fréquence cardiaque et l'accélérométrie, pour la comparaison en condition de vie libre.

5. Réalisations

La validation du modèle a été réalisée sur deux ensembles de données indépendantes avec des sujets d'indices de masse corporelle et d'âges variés.

Le premier ensemble était constitué de 20 sujets en vie semi-libre équipé d'un Actigraph™ à la hanche et d'un Actiheart réalisant un parcours urbain de 3h dont chaque activité a été annotée par un observateur (métro, escalier, vélo, assis etc..), avec une dépense énergétique de référence mesurée à partir d'une combinaison de mesure accélérométrique et de la fréquence cardiaque, après calibration individuelle de la relation dépense énergétique vs fréquence cardiaque (ActiHeart). Le deuxième ensemble de données impliquait 56 sujets également équipés d'un Actigraph™ et d'un Actiheart, engagés dans un protocole sur 14 jours en condition de vie libre (CVL), la dépense énergétique de référence étant mesurée grâce à la technique de l'eau doublement marquée.

Les performances des estimations de la dépense énergétique totale et de celle liée à l'activité physique du modèle associé à la reconnaissance automatique sont meilleures que celles des autres équations basées sur les coups pendant le parcours urbain (RMSE=6.19 vs 7.90 pour le SLM et 9.62 kJ.min⁻¹ pour l'équation de Freedson), et pendant les 14 jours de vie libre (dépense énergétique liée à l'activité physique: RMSE=0.93 vs 1.53 pour le SLM, 1.43 pour Freedson ; dépense énergétique totale: RMSE=1.05 vs 1.57 pour le SLM, 1.70 pour Freedson). Elles rejoignent les performances de l'Actiheart en condition de vie libre (dépense énergétique liée à l'activité physique: RMSE=0.91; dépense totale: RMSE=0.95 pour l'Actiheart).

L'utilisation de la reconnaissance apporte ainsi une réelle amélioration de l'estimation la dépense énergétique liée à l'activité physique par rapport aux modèles sans reconnaissance, avec une augmentation de 43% de la variance expliquée. Certaines activités, non identifiées par notre algorithme de reconnaissance, telles que la marche en pente, entraîne une dépense énergétique plus importante que la marche en terrain plat à laquelle elle est identifiée. Une piste d'amélioration consiste à reconnaître des activités plus variées, dont la marche en pente ou la montée des escaliers.

L'utilisation des coups par minute, en complément de la reconnaissance des postures et activités, est une limite potentielle de notre étude, bien que s'appuyant, de fait, sur les caractéristiques issues du signal brut utilisées pour la reconnaissance. Nous pouvons imaginer que notre modèle obtiendrait de meilleures performances encore à partir d'autres métriques telles que l'ENMO. Une seconde limite est associée à la relation entre accélérométrie mesurée à la hanche et dépense énergétique pour des activités telles que le vélo. Nous avons seulement pu définir une constante pour caractériser cette relation ; bien que ce choix améliore la prédiction moyenne cette approche n'est pas totalement satisfaisante. L'utilisation d'un modèle basé sur l'apprentissage automatique pourrait répondre à cette question. Il est également probable que ces performances pourraient être encore améliorées grâce au couplage d'outils tels que la cardio-fréquence-métrie ou les GPS.

J Appl Physiol 124: 780–790, 2018.
First published November 30, 2017; doi:10.1152/jappphysiol.00556.2017.

RESEARCH ARTICLE | *Emerging Wearable Physiological Monitoring Technologies & Decision Aids for Health & Performance*

Prior automatic posture and activity identification improves physical activity energy expenditure prediction from hip-worn triaxial accelerometry

M. Garnotel,^{1,2*} T. Bastian,^{1,2*} H. M. Romero-Ugalde,³ A. Maire,^{1,2} J. Dugas,^{1,2} A. Zahariev,⁴ M. Doron,³ P. Jallon,³ G. Charpentier,⁵ S. Franc,⁵ S. Blanc,⁴ S. Bonnet,³ and C. Simon^{1,2}

¹CARMEN, INSERM U1060/University of Lyon/INRA U1235, Lyon, France; ²Human Nutrition Research Centre of Rhône-Alpes, Hospices Civils de Lyon, Lyon, France; ³CEA LETI MINATEC, University of Grenoble Alpes, Grenoble, France;

⁴Institut Pluridisciplinaire Hubert Curien, University of Strasbourg, CNRS UMR 7178, Strasbourg, France; and ⁵CERITD-BIOPARC GENOPOLE Evry, Centre Hospitalier Sud-Francilien, Corbeil-Essonnes, France

Submitted 16 June 2017; accepted in final form 29 November 2017

Garnotel M, Bastian T, Romero-Ugalde HM, Maire A, Dugas J, Zahariev A, Doron M, Jallon P, Charpentier G, Franc S, Blanc S, Bonnet S, Simon C. Prior automatic posture and activity identification improves physical activity energy expenditure prediction from hip-worn triaxial accelerometry. *J Appl Physiol* 124: 780–790, 2018. First published November 30, 2017; doi:10.1152/jappphysiol.00556.2017.—Accelerometry is increasingly used to quantify physical activity (PA) and related energy expenditure (EE). Linear regression models designed to derive PAEE from accelerometry-counts have shown their limits, mostly due to the lack of consideration of the nature of activities performed. Here we tested whether a model coupling an automatic activity/posture recognition (AAR) algorithm with an activity-specific count-based model, developed in 61 subjects in laboratory conditions, improved PAEE and total EE (TEE) predictions from a hip-worn triaxial-accelerometer (ActigraphGT3X+) in free-living conditions. Data from two independent subject groups of varying body mass index and age were considered: 20 subjects engaged in a 3-h urban-circuit, with activity-by-activity reference PAEE from combined heart-rate and accelerometry monitoring (Actiheart); and 56 subjects involved in a 14-day trial, with PAEE and TEE measured using the doubly-labeled water method. PAEE was estimated from accelerometry using the activity-specific model coupled to the AAR algorithm (AAR model), a simple linear model (SLM), and equations provided by the companion-software of used activity-devices (Freedson and Actiheart models). AAR-model predictions were in closer agreement with selected references than those from other count-based models, both for PAEE during the urban-circuit (RMSE = 6.19 vs 7.90 for SLM and 9.62 kJ/min for Freedson) and for EE over the 14-day trial, reaching Actiheart performances in the latter (PAEE: RMSE = 0.93 vs. 1.53 for SLM, 1.43 for Freedson, 0.91 MJ/day for Actiheart; TEE: RMSE = 1.05 vs. 1.57 for SLM, 1.70 for Freedson, 0.95 MJ/day for Actiheart). Overall, the AAR model resulted in a 43% increase of daily PAEE variance explained by accelerometry predictions.

NEW & NOTEWORTHY Although triaxial accelerometry is widely used in free-living conditions to assess the impact of physical activity energy expenditure (PAEE) on health, its precision and accuracy are often debated. Here we developed and validated an activity-specific model which, coupled with an automatic activity-recognition algorithm, improved the variance explained by the predictions from accelerometry counts by 43% of daily PAEE compared with

models relying on a simple relationship between accelerometry counts and EE.

accelerometry; activity recognition; doubly-labeled water method; energy expenditure

INTRODUCTION

Over the past decades, physical activity appeared a central but complex element of the health equation due to the unexpected independent effects of physical exercise and sedentary behaviors (21, 23). These observations put a light on the use of inaccurate questionnaires to assess physical activities (18) and triggered the development of a large variety of wearable sensors with claims to objectively determine physical activity in daily life.

Among those wearable sensors, accelerometers are convenient and relatively cheap tools that can provide information on physical activity patterns over several weeks (18, 28). Acceleration outputs from hip-worn accelerometers, usually expressed in counts, have been extensively used to infer physical activity energy expenditure (PAEE), mostly through regression models developed in controlled laboratory-based settings. However, the ability to accurately predict daily PAEE from accelerometry counts collected in unrestrained settings, compared with the gold standard doubly-labeled water method, has been questioned (20, 28). Most of current predictive equations underestimate PAEE associated with common daily-life and low-intensity activities, while overestimating that of vigorous activities (26). In fact, the relationship linking accelerometry counts to PAEE depends on the nature of physical activity (e.g., cycling, walking, etc.) being performed (27), and no single linear equation performs well across the wide range of possible daily activities (17). More importantly, several sedentary occupations and light-intensity physical activities do not reach the minimal count level used as thresholds by some predictive models which then return a null PAEE. Yet, although low-intensity activities induce low EE per minute, they have been estimated to represent more than 65% of waking time, even in active subjects (43), thus contributing significantly to daily PAEE. A combination of accelerometry with heart-rate monitoring in a branched model (13) can improve

* M. Garnotel and T. Bastian contributed equally to this work.

Address for reprint requests and other correspondence: C. Simon, CARMEN INSERM U1060, 165 Chemin du Grand Revoyet, 69600 Oullins, France (e-mail: chantal.simon@univ-lyon1.fr).

the accuracy of predicted PAEE, as compared with the doubly-labeled water method measurements (41). However, these devices are less convenient than simple hip-worn or wrist-worn accelerometers, and they require individual calibration of the relationship between heart rate and EE to provide accurate individual PAEE estimates (41). Overall these constraints decrease compliance of subjects and usability in free-living conditions.

In recent years, the possibility to directly analyze raw accelerometry data (instead of counts) prompted the development of new analytical tools. These include new signal processing algorithms which, when combined with classification models using features from the time and frequency domains, allow for automatic activity/posture recognition (AAR), even from a single triaxial accelerometer (5). Although some limits are to be kept in mind (6, 22, 39), notably the need to develop and validate classifiers in free-living conditions, AAR has a great potential to improve PAEE estimates by overcoming the limits of a unique activity counts-to-PAEE relationship (40). Bonomi et al. (11) have explored this idea by assigning a constant metabolic equivalent of task (MET) value, defined by a compendium, to each of six common activities which had been identified from accelerometry using a classification tree model. They found an improvement of the explained variance in doubly-labeled water-derived PAEE of ~13% compared with the traditional count-based prediction approaches. In that line, other researchers developed models to predict PAEE relying on activity recognition from a foot-, a thigh-, or a waist-sensor system (31, 32, 40), but none of them has validated these models in unrestrained free-living conditions and against the doubly-labeled water method.

The present study aims to fill this gap by comparing PAEE predicted from an activity-specific count-based model coupled to an AAR algorithm (6) applied to triaxial accelerometry data with estimations by reference methods of the field (i.e., combined heart rate and accelerometry monitoring; and doubly-labeled water method). Performances of other current widely used accelerometry models for estimating PAEE from counts were also considered.

MATERIAL AND METHODS

General Design and Population Sets

The present work relies on data collected during three distinct studies (Fig. 1), referred to as *studies 1, 2, and 3*. Each study involved distinct groups of subjects, selected to represent a broad range of body mass index and of physical activity, as determined by the Monica Optional Study of Physical Activity Questionnaire, with a sex-ratio of ~1 (Table 1). Subjects of all three studies were equipped with a hip-worn triaxial accelerometer (ActigraphGT3X+, Actigraph, Pensacola, FL) and a combined heart rate and movement sensor (Actiheart, Camtech, UK). Participants were free of any acute medical condition, major physical disability, walking limitation, or medication that interferes with energetic metabolism. Pregnant or breast-feeding subjects were excluded, due to the impact of these physiological states on EE. The study protocols were approved by the French Sud-Est 2 Institutional Review Board, and all subjects provided written informed consent.

Study 1. An activity-specific model predicting PAEE from accelerometry-counts was developed using data collected from subjects performing a set of standardized activities in the laboratory, with simultaneous PAEE measurement by indirect calorimetry. This activity-specific model was further coupled to a previously validated (6) automatic activity-recognition (AAR) algorithm to build the AAR

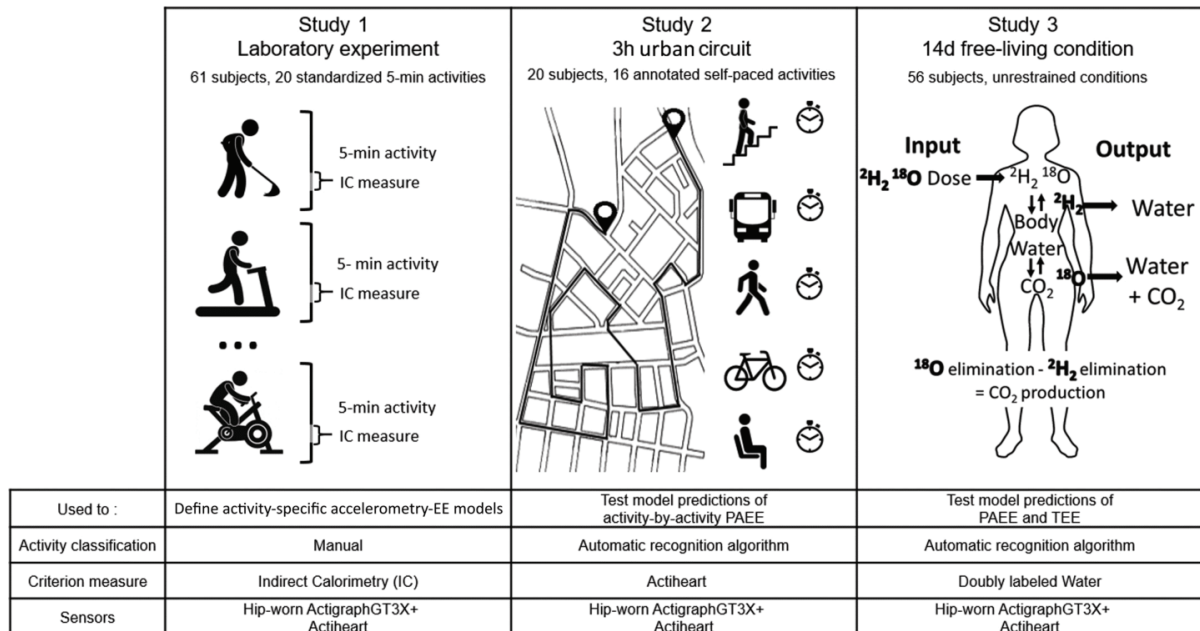


Fig. 1. General design of the 3 experimental studies.

5. Réalisations

782

ACTIVITY RECOGNITION IMPROVES ENERGY EXPENDITURE ASSESSMENT

Table 1. *Characteristics of the subjects*

	Study 1: Laboratory Experiment	Study 2: 3-h Semiconrolled Urban Circuit	Study 3: 14-Day Free-Living Experiment
No. of subjects, <i>n</i>	61	20	56
Sex ratio, % men	55.7	55.0	51.8
Age, yr	36.6 ± 10.7 (19–55)	27.2 ± 4.8 (18–39)	39.6 ± 12.7 (19–70)
BM, kg	76.5 ± 15.9 (51.0–113.0)	65.8 ± 14.3 (45.0–105.0)	79.2 ± 17.8 (46.8–118.6)
BMI, kg/m ²	26.6 ± 5.2 (19.2–36.4)	22.3 ± 3.5 (17.6–32.0)	27.9 ± 5.7 (17.7–39.6)

Data are presented as means ± SD (minimum–maximum). BM, body mass; BMI, body mass index.

model that enables activity-specific PAEE to be estimated directly from raw triaxial accelerometry data.

Predictive performances of the AAR model in unrestrained conditions were calculated on two independent data sets.

Study 2. Performances in predicting activity-by-activity PAEE were assessed using data collected in subjects engaged in a 3-h semiconrolled urban circuit, with PAEE estimates from an Actiheart used as the reference measurement.

Study 3. Performances in predicting mean daily EE were assessed in subjects studied for 14 days, with reference TEE and PAEE estimated using the doubly-labeled water method and resting metabolic rate (RMR) measurement.

In all three studies, the performances of the activity-specific models were systematically compared with those of a simple count-based linear model (hereafter SLM model) estimated during *study 1* and to two models provided by the companion software of the ActigraphGT3X+ and Actiheart devices. Freedson model's PAEE estimates were calculated from ActigraphGT3X+ data using the "Freedson VM3 Combination model" (1, 30). The Actiheart software version 4.0 (Camtech, UK) was used to calculate PAEE estimates by means of a branched model, using group calibration equations for accelerometry and individual calibration equations for heart rate from sleeping heart rate and an 8-min step test (12, 13).

Study 1: Development of the Activity-Specific Model and Validation in the Laboratory Experiment

Data collection. Sixty-one subjects (age 19–55 yr, BMI 19.2–36.4 kg/m²) performed in controlled conditions 20 standardized activities

representative of daily-life activities of various intensities (Table 2), while wearing a hip-worn ActigraphGT3X+ (30 Hz) and an Actiheart. Activities were performed sequentially in consecutive 5-min bouts separated by time breaks, as previously described (6). For each activity, simultaneous measurement of PAEE by indirect calorimetry provided the reference used for estimating the predictive models from accelerometry counts. A final dataset made of 1,165 data points was used to develop the predicting models and to compare their performances (a few data were lost since not all subjects managed to perform all activities, and a few data were lost due to technical failures).

Indirect calorimetry PAEE determination. Total energy expenditure (TEE) associated with activities performed in the laboratory experiment were measured with an open indirect calorimetric system (Servopro 4100 gas analyzer, Servomex, UK) (42). For each of the various activities, TEE was measured over 1 min, 3 min after starting each activity bout. PAEE was calculated as EE in excess of EE while lying down, i.e., TEE minus RMR, with RMR measured during 5 min at the end of the 45-min lying-down period.

Activity-specific model specification and definition. ActigraphGT3X+ data were converted into counts per second (cps) using the Actilife Software (Actilife 6.13, Actigraph). Vector Magnitude cps (VMcps) was calculated as the norm of the cps along all three axes and summed over 1-min epochs to obtain VM counts per minute (VMcpm).

VMcpm and body mass were used to define an activity-specific model predicting PAEE. Activity groups in the model were specified to allow for the activity-specific model to be applied later on outputs from the classification algorithm used to identify activity types from

Table 2. *List of the activities performed during study 1 (laboratory experiment) from which the simple linear model (SLM) and activity-specific model were developed, with the corresponding physical activity energy expenditure (PAEE) references (measured by indirect calorimetry), weights, and final clustering*

Activity Description	Data Point Number	Reference PAEE ^a , kJ/min	Weights ^b	Cluster
Lying down on the back	61	0 (0)	421	Lying down
Reclined/slouched in a comfortable chair	60	0.73 (0.75)	100	Slouched
Sitting on a chair (tonic posture)	60	0.96 (0.88)	167	Sitting
Sitting at a desk, elbows on the desk	59	0.87 (0.77)	167	Sitting
Sitting at a desk, typing on a computer	59	1.15 (0.94)	167	Sitting
Standing up still	60	0.74 (0.79)	54	Standing up still
Standing up and lifting a 50-cl bottle	60	1.97 (1.17)	54	SUM/walk/running
Standing up and lifting a 100-cl bottle	59	4.20 (2.23)	54	SUM/walk/running
Standing up and throwing a ball	56	3.39 (1.55)	54	SUM/walk/running
Sweeping the floor with a broom	59	4.98 (2.95)	54	SUM/walk/running
Cleaning windows	59	4.31 (1.92)	54	SUM/walk/running
Making few steps, pacing/stalling	59	4.79 (2.46)	54	SUM/walk/running
Walk at 20% $\dot{V}O_2$ reserve	61	9.46 (2.55)	9	SUM/walk/running
Walk at 30% $\dot{V}O_2$ reserve	55	1.12 (3.00)	9	SUM/walk/running
Walk at 40% $\dot{V}O_2$ reserve	61	1.43 (4.39)	9	SUM/walk/running
Walking at moderate speed, 5% slope	61	1.87 (4.71)	1.5	SUM/walk/running
Walking at moderate speed, 10% slope	61	2.80 (8.10)	1.5	SUM/walk/running
Running at 70% of $\dot{V}O_2$ reserve	38	3.99 (9.57)	5	SUM/walk/running
Cycling between 60 and 80 rpm at 50% of $\dot{V}O_2$ reserve	61	2.38 (7.23)	2.5	Cycling
Cycling between 60 and 80 rpm at 70% of $\dot{V}O_2$ reserve	56	2.97 (8.74)	2.5	Cycling

Values are means (SD). SUM, small utilitarian movements; $\dot{V}O_2$, oxygen consumption. ^aFor each of the various activities, physical activity energy expenditure (PAEE), i.e., energy expenditure in excess of energy expenditure while lying down, was calculated as total energy expenditure measured by indirect calorimetry minus resting metabolic rate (RMR). ^bAccording to the average time occurrence in a typical day of the general population in minutes per day (sum = 1,440 min).

raw accelerometry data (6). Therefore, the initial 20 activities were clustered in the following six groups: 1) lying down, 2) reclining, 3) sitting, 4) standing still, 5) small utilitarian movements (SUM, activities with interspersed ambulatory movements, e.g., floor sweeping, trampling, window washing, etc.), walking or running, and 6) cycling. We deliberately chose to discriminate the first four groups since they are associated with distinct PAEE (Table 2), even though they are characterized by accelerometry counts (or VMcpm) equal to zero for all of them. SUM, walking, and running activities were grouped together in a single category as the relationship linking VMcpm and PAEE for this group can be defined with a unique linear equation. Cycling was individualized in a separate group as a different relationship between VMcpm and PAEE was expected for this activity-group (15).

The activity-specific model was defined using a mixed-effects model accounting for repeated measures among subjects; with indirect calorimetry PAEE (in J/min) as the dependent variable; and activity groups (nominal variable with lying down as the reference group), body mass (in kg) and VMcpm, both nested within activity groups, and their interactions as independent fixed effects. As recommended by van Hees et al. (39), the contribution of each activity data point to the predictive model was weighted (values presented in Table 2) according to its average time occurrence in a typical day for the general population as described in cross-European studies (25). This is to better represent the model performances in real life. Significant effects were found for VMcpm nested within activity groups, body mass nested within activity groups, and their interaction, ($P < 0.001$ for all). Solutions for nonnull fixed effects of the activity-specific model are presented in Table 3. For VMcpm and body mass \times VMcpm effects nested within activity groups, only terms corresponding to SUM/walking/running activities and to cycling were estimated as nonzero.

Performances of the activity-specific model in comparison with other PAEE predictive models. For comparison purposes, a simple linear mixed-effects weighted model (SLM), accounting for repeated measures among subjects, was fitted on the same data set, with PAEE in joules per minute as the predicted variable, but with VMcpm, body mass, and their interaction (body mass \times VMcpm) as the only fixed effects. This model therefore did not account for specificities in the different activity groups (Table 3). Further comparisons were made with PAEE estimates calculated using the Freedson model applied to the ActigraphGT3X+ data and the Actiheart model. Statistical methods used to calculate and compare the performances of the different models in predicting reference PAEE are detailed in *Statistical Analyses*.

Development of the Automatic Activity-Recognition-Based Model (AAR-Model)

The AAR algorithm, presented in detail elsewhere (6), uses different signal features from the time and frequency domains recorded on the vertical axis, and an index of the signal scattering on all three axes, to classify 6-s consecutive epochs into 11 posture/activity classes: 1) lying down, 2) reclining, 3) sitting, 4) sitting in transport, 5) standing, 6) standing in transport, 7) SUM, 8) walking, 9) running, 10) cycling an ergometer, and 11) outdoor cycling. To match the six activity groups of the activity-specific model, "sitting" was merged with "sitting in transport"; "standing in transport" with "SUM," "walking," and "running"; and "cycling an ergometer" with "outdoor cycling.". The six recognized-activity groups were then used to apply the activity-specific model and calculate EE using corresponding 6-s VMcps. In practice, the process can be split up in five successive steps: 1) recovering raw accelerometry data and VMcps through the Actilife Software, 2) processing raw accelerometry data with the AAR algorithm, 3) calculation of 6-s VM from cps, 4) alignment of 6-s VM and AAR outputs, and 5) application of the activity-specific model. Steps 2–5 were performed using the Matlab 2016b programming environment.

Study 2: Performances of the AAR model in Predicting Activity-by-Activity PAEE

Performances of the AAR model in predicting activity-by-activity PAEE were tested on a different set of data collected during a semicontrolled urban circuit. EE estimates calculated from the Actiheart model using individual calibration equations for heart rate data were considered as the reference measure. The latter model has been successfully validated against doubly-labeled water in several populations (14, 41).

Data collection. Twenty volunteers (ages 18–39 yr, BMI 17.6–32.0 kg/m²) realized a set of various activities, including real-life field situations (e.g., walking the streets, taking the bus, shopping) which they performed at their own pace, during a 3-h urban circuit in the streets of Lyon, France. The subjects were equipped with a hip-worn ActigraphGT3X+ (50 Hz) and a chest-worn Actiheart. The beginning and the end of each activity bout were precisely timed and annotated by an observer. Full details on the setting of study 2 were previously provided elsewhere (6).

Performances of the AAR Model in Comparison with Other PAEE Predictive Models. Data corresponding to clearly identified activities were considered to test the performances of the models in predicting activity-by-activity Actiheart PAEE. To avoid any synchronization problem with the timing procedure, the first and last 6-s periods of each activity bout were excluded before data analysis. Similar activ-

Table 3. Fixed-effects solution for the simple linear (SLM) and the activity-specific model weighted mixed-effects models, fitted on data from study 1 (laboratory experiment)

Effect	Estimates (Standard Error)			
	Intercept	Body mass	VMcpm	Body mass \times VMcpm
SLM ^a	619.5 (327.5)	6.909 (4.199)	1.435 (0.546)	0.039 (0.007)
Activity-specific model ^a				
Lying down (reference group) ^b	0 (391.6)			
Reclining ^b	-235.3 (806.2)	12.66 (10.36)		
Sitting ^b	649.2 (363.9)	4.48 (4.66)		
Standing still ^b	11.9 (1123.4)	9.49 (14.32)		
SUM/walking/running ^b	1172.6 (479.9)	25.00 (6.18)	1.657 (0.396)	0.026 (0.005)
Cycling ^b	8281.9 (4944.4)	223.46 (67.31)	3.957 (3.467)	-0.033 (0.040)

Predicted variable was PAEE expressed in J/min. VMcpm, vector magnitude counts per min, from ActigraphGT3X+. SUM, small utilitarian movements (activities with interspersed ambulatory movements, e.g., floor sweeping, trampling, window washing, etc.). ^aSignificant effects were found for VMcpm nested within activity groups, body mass nested within activity groups, and their interaction ($P < 0.001$ for all). Solutions for nonnull fixed effects of the activity-specific model are presented. ^bActivity group during the considered min-epoch defined as a nominal variable with lying down as the reference group.

ities (e.g., sitting in the tram or in the bus) were grouped, so that the final database included 312 data points distributed in 16 different categories of activities. Statistical methods used to calculate and compare the performances of the different methods in predicting reference PAEE are detailed in *Statistical Analyses*.

Study 3: Performances of the AAR Model in Predicting Mean Daily EE in Unrestrained Conditions

Model performances in predicting mean daily EE were calculated on data collected in subjects studied for 14 days with reference TEE and PAEE measured using the doubly-labeled water method and RMR measured by indirect calorimetry.

Data collection. Sixty subjects were recruited to compare different ways of measuring PAEE and activity patterns in their everyday life. Subjects were instructed to wear activity sensors [ActigraphGT3X+ (50 Hz), Actiheart] when awake throughout a 14-day study. Two subjects were excluded from the study because of low compliance, and technical issues during sample analysis lead to the exclusion of doubly-labeled water estimates from two additional subjects. Thus data from 56 subjects (ages 19–70 yr, BMI 17.7–39.6 kg/m²) were included (Table 1).

Doubly-labeled water-derived mean daily EE determination. RMR was measured by indirect calorimetry using a ventilated open-hood metabolic cart (Quark RMR; Cosmed Medical Systems) for 30 min, after a 12-h overnight fast. TEE was determined using a 14-day multipoint doubly-labeled water protocol (7, 33). After providing a baseline urine sample, subjects ingested a premixed dose of H₂¹⁸O (10% enriched) and ²H₂O (99.85% enriched) doubly-labeled water (CIL, Andover, MA) so that each subject received 1.81 g/kg total body water of H₂¹⁸O and 0.12 g/kg total body water of ²H₂O. Equilibration was assessed in urine samples collected at 4 and 5 h postdose. Subsequent urine samples were collected every 2 days over the 14-day protocol. ²H₂ and ¹⁸O isotopic enrichments were analyzed in quadruplicate by pyrolysis on an elemental analyzer (Flash HT; ThermoFisher) interfaced with an IRMS (Delta V, ThermoFisher). TEE was calculated as previously described (8, 9) using a food quotient of 0.86. PAEE was calculated as $0.9 \times \text{TEE}$ (to account for diet-induced thermogenesis) minus RMR. Although sleeping metabolic rate (as most authors defined it, i.e., lowest metabolic rate for a period of at least 1 h during sleep) is less than RMR measured under basal conditions, the average ratio of sleeping metabolic rate on RMR measured over the total period of sleep has been found to be about 1 (44). Thus RMR was used for both waking and sleeping time.

Mean daily EE estimated from ActigraphGT3X+ and Actiheart data. Mean daily free-living PAEE was estimated from ActigraphGT3X+ and from Actiheart epoch-by-epoch data and summed over 24 h. Only the subjects with at least 8 valid days, i.e., containing a maximum of 10 h of non-wear data (38), were kept for analyses. For each tested model, TEE was subsequently calculated as PAEE model estimates plus RMR, divided by 0.9 to account for diet-induced thermogenesis. Mean individual daily EE was estimated on a minimum of 8 and a maximum of 14 days.

Performances of the AAR model in comparison with other EE predictive models. Performances of the different methods in predicting mean daily reference EE derived from doubly-labeled water method and RMR measurement were calculated and compared, as detailed in *Statistical Analyses*.

Statistical Analyses

Unless otherwise specified, results are presented as means \pm SD. Model estimations and statistical analyses were conducted using MATLAB R2016b (Mathworks, Natick, MA) and SAS 9.4 (SAS Institute, Cary, NC). Significance level was set to 0.05.

In each study, the overall performances of the different EE estimation methods to predict reference EE were compared in different ways. For each of the models, the relationships between estimated and

reference EE were first visually inspected through scatterplots. Agreement between estimated and reference EE was then assessed with the Bland-Altman technique which allows graphical exploration of method differences (mean bias) and 95% limits of agreement across the measurement range (10). Mean bias between estimated and reference values was tested by paired *t*-test and compared among the different models by ANOVA. Accuracy of the models was further evaluated with two additional quantitative statistics: the predicted coefficient of determination (predicted *R* squared or predicted *R*²) and the root mean squared error (RMSE). The predicted *R*², calculated as $1 - \text{SSE}/\text{SST}$, with SSE = sum of squared errors (i.e., residuals between estimated and reference values) and SST = the total sum of squares, indicates the proportion of the reference measure variability explained by the predictions. As such, predicted *R*² is a better overall goodness-of-fit statistic than the classical Pearson correlation coefficient, which does not detect either constant or proportional bias and ignores the inaccuracy component. By convention, negative values (indicating that the predictions are less accurate than using the mean as predictions) are set to zero. Predicted *R*² was shown to provide an unscaled tool to compare the accuracy of predictive models (24) with five categories: 1) very poor if predicted *R*² \leq 0.1; 2) poor if $0.1 < \text{predicted } R^2 \leq 0.3$; 3) average if $0.3 < \text{predicted } R^2 \leq 0.5$; 4) good if $0.5 < \text{predicted } R^2 \leq 0.8$; and 5) excellent if predicted *R*² $>$ 0.8. The RMSE decreases with increasing levels of accuracy. Both absolute RMSE and normalized RMSE (NRMSE) are presented, the latter being normalized by the mean value of the reference measurements.

Average of subjects' statistic measures (mean bias, predicted *R*², RMSE) was used to evaluate and compare the overall performances of the models in *study 1* and in *study 2*. To further investigate the activity-by-activity performances of the different models in *study 2*, RMSE and bias between estimated and reference values were computed by activity group and model. Differences in means and bias according to models in each activity group were tested using mixed-effects models accounting for repeated values among subjects.

Given the lack of agreement on the most appropriate way to adjust for the contribution of body mass to EE (29, 34), the overall performances of the different EE estimation methods to predict reference EE were calculated with PAEE and TEE expressed both in absolute values and normalized by body mass. Since results of these two approaches were similar and led to the same conclusions, only performances of the models to predict nonnormalized EE data are presented here.

RESULTS

Study 1: Performances of the Activity-Specific Model during the Laboratory Experiment

Visual inspection of the scatterplots and Bland-Altman plots corresponding to the activity-specific model (Fig. 2, *C1* and *C2*) indicates that the proposed model reduced the deviation from the overall trend of points related to cycling (blue points) and to SUM/Walk/Running (violet points) observed for the Freedson model (Fig. 2, *A1* and *A2*) and SLM (Fig. 2, *B1* and *B2*). Also, the activity-specific model estimations were closer to references (as measured by indirect calorimetry) for low-intensity activities (e.g., stationary activities in sitting and standing position as well as low-intensity SUM). These activities were systematically underestimated by the Freedson model, whereas they were overestimated by the SLM.

Overall, activity-specific estimations were in closer agreement with reference PAEE than those of the two other accelerometry-based models with predicted *R*² values of 0.82, which indicates excellent accuracy, compared with 0.36 for Freedson model and 0.49 for SLM; and an almost 2-fold lower RMSE

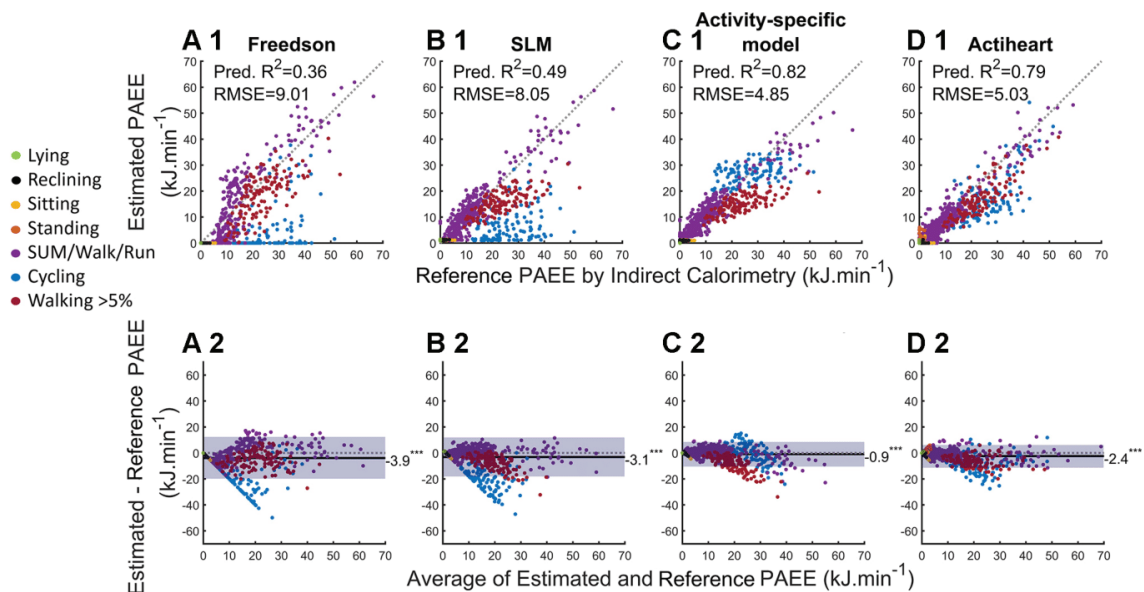


Fig. 2. Scatterplots for the relationship between the Freedson model (A1), the simple linear model (SLM) (B1), the activity-specific model (C1), and the Actiheart model (D1) PAEE predictions, and the reference PAEE measured by indirect calorimetry in *study 1* (laboratory experiment); and corresponding Bland-Altman plots (A2, B2, C2, D2). Scatterplots: dotted lines show the 45° identity line. Bland-Altman plots: solid lines show the bias (mean difference) of the model predictions; shaded areas show the limit of agreements (95% confidence interval for an individual prediction); dashed gray horizontal line corresponds to the zero value. Pred. R² = Predicted R². Mean bias: *** $P < 0.001$.

(4.85 kJ/min) than those of the two latter models (Fig. 2, A1, B1, and C1). Although the activity-specific model presented a significant systematic bias (-0.91 kJ/min; $P < 0.001$), this one was 3- to 4-fold lower than those presented by the SLM and the Freedson model (Fig. 2, A2, B2, and C2).

As illustrated in Fig. 2D1, the activity-specific model accuracy was similar to that of the Actiheart model (RMSE of 5.03 kJ/min; predicted R² of 0.79), but the latter exhibited a greater mean bias (-2.38 kJ/min; $P < 0.001$ compared with activity-specific model). Visual inspection of the scatter plots indicates that the estimations of walking- and running-related EE with the activity-specific and the Actiheart models were quite similar, but the latter tended to slightly overestimate EE associated with lying down and stationary standing activities. Both the activity-specific and the Actiheart models tended to underestimate EE associated with activities of higher intensity, mainly related to walking on an ascending slope for the activity-specific model (Fig. 2C2), and to walking on an ascending slope and to cycling for the Actiheart model (Fig. 2D2). Variations in cycling-related EE was poorly estimated by the activity-specific model.

Study 2: Performances of the AAR Model To Predict Activity-by-Activity PAEE during the Urban Circuit

The overall performances of the different models in predicting activity-by-activity Actiheart reference EE are presented in Table 4. The AAR-model had a better absolute accuracy than the two other accelerometry-based models as indicated by a lower RMSE value (6.19 vs. 9.62 for Freedson model and 7.90 kJ/min for SLM). As illustrated in Fig. 3, *bottom*, representing RMSE by activity group and estimation model, the

estimations from the AAR model were closer to the references than the estimations from the Freedson model and SLM for each of the activity groups, except for lying down and sitting postures. The AAR model explained 56% of the overall variation of activity-by-activity Actiheart references (indicating good accuracy), compared with 28% for the SLM, and zero for the Freedson model (Table 4, *top*).

All three models presented a systematic negative bias in predicting overall PAEE during the urban circuit, ranging from -1.50 to -2.23 kJ/min. However, more detailed examination of bias (Fig. 3, *top*) indicated contrasted differences between model estimations according to activity groups. The AAR model presented a lower overestimation of PAEE associated with running ($P < 0.001$), whereas it reduced the underestimation of standing/SUM ($P < 0.05$)- and of cycling ($P < 0.001$)-related PAEE. Estimations of sitting and standing in transport PAEE, and of walking downstairs or downhill, were lower than Actiheart PAEE references ($P < 0.01$, $P < 0.01$, $P < 0.01$, and $P < 0.001$, respectively) for all three accelerometry models.

Study 3: Performances of the AAR Model to Predict Mean Daily EE in Free-Living Conditions

Individual mean daily reference PAEE, as measured by the doubly-labeled water method, ranged from 0.65 to 7.32 MJ/day, with a mean of 3.03 ± 1.25 MJ/day (Table 5). Mean daily TEE was 11.46 ± 2.29 MJ/day, ranging from 7.31 to 18.01 MJ/day, resulting in physical activity levels (PAL), calculated as the ratio of total EE on RMR, ranging from 1.25 to 2.10. The average time spent performing each of the six activity/posture groups identified by the AAR is detailed in Table 5. Stationary

5. Réalisations

786

ACTIVITY RECOGNITION IMPROVES ENERGY EXPENDITURE ASSESSMENT

Table 4. Performances of the different activity models to predict the energy expenditure (EE) references in study 2 (with EE reference = Actiheart model estimates) and study 3 (with EE reference = doubly-labeled water and RMR-derived measures)

Models*	Estimates†	Predicted R ² ‡	RMSE (NRMSE %)	Bias (95% LOA)#
<i>Study 2: 3 h semicontrolled urban circuit PAEE, kJ/min</i>				
Actiheart (reference)	13.18 ± 3.75			
Freedson	10.95 ± 2.59	0.00	9.62 (73.0)	-2.23 ^b (-7.66; 3.21)
SLM	11.35 ± 1.81	0.28	7.90 (59.9)	-1.83 ^a (-7.56; 3.91)
AAR model	11.68 ± 2.29	0.56	6.19 (47.0)	-1.50 ^a (-7.02; 4.02)
<i>Study 3: 14-day free-living experiment PAEE, MJ/day</i>				
DLW (reference)	3.03 ± 1.25			
Freedson	1.93 ± 1.10	0.00	1.43 (47.1)	-1.10 ^b (-2.90; 0.70)
SLM	4.29 ± 1.12	0.00	1.53 (50.6)	+1.25 ^b (-0.50; 3.00)
AAR-model	2.92 ± 1.08	0.43	0.93 (30.6)	-0.12 (-1.94; 1.71)
Actiheart	3.29 ± 1.38	0.46	0.91 (30.1)	+0.26 ^a (-1.48; 1.99)
<i>Study 3: 14-day free-living experiment TEE, MJ/day</i>				
DLW (reference)	11.46 ± 2.29			
Freedson	10.09 ± 2.21	0.44	1.70 (14.8)	-1.38 ^b (-3.34; 0.59)
SLM	12.70 ± 2.19	0.52	1.57 (13.7)	+1.24 ^b (-0.66; 3.14)
AAR-model	11.18 ± 2.09	0.79	1.05 (9.2)	-0.28 ^a (-2.28; 1.72)
Actiheart	11.61 ± 2.48	0.83	0.95 (8.3)	+0.13 (-1.73; 1.99)

DLW, doubly-labeled water method. *Models of physical activity energy expenditure (PAEE) and total energy expenditure (TEE) prediction: Freedson = Freedson VM3 combination model; SLM = single linear model; AAR-model = automatic-activity-recognition-based model; Actiheart = Actiheart model with group-calibrated AC and individual calibrated HR. †Values are presented as means ± SD. ‡By convention, negative values were set to zero. #Mean bias = estimated minus reference energy expenditure; LOA, limits of agreement. ^a*P* < 0.05; ^b*P* < 0.001.

activities including lying down, sitting, reclining, and standing still occupied on average 71.2% of the awake time, with SUM/walk/running representing most of the activities of higher intensity.

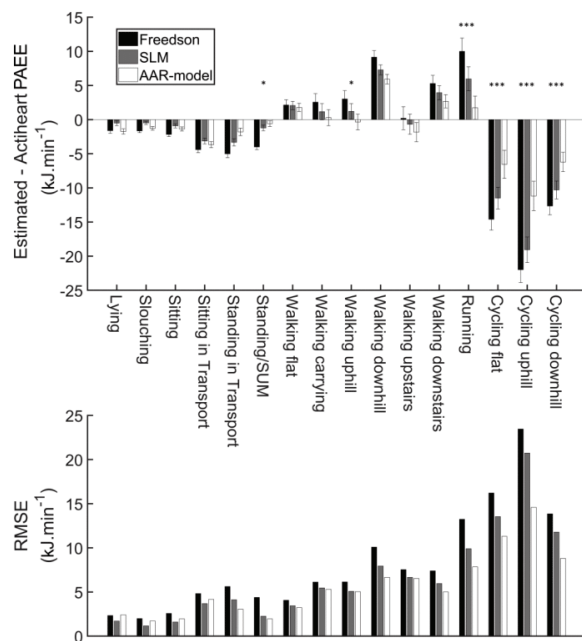


Fig. 3. Mean differences ± standard errors of the mean (SEs) between PAEE estimations and PAEE references from Actiheart model (top); and corresponding root mean square errors (RMSE) (bottom) by activity categories, for the Freedson model, the simple linear model (SLM), and the automatic activity-recognition-based multilinear model (AAR model) in study 2 (3-h semicontrolled urban circuit). Mean bias differences between the 3 accelerometry models: **P* < 0.05, ****P* < 0.001.

The AAR model explained 43% of the variance (average accuracy) of doubly-labeled water daily PAEE (Table 4, middle) and 79% of the variance (good accuracy) of daily TEE (Table 4, bottom). It improved the explained variance in PAEE by 43% compared with both the Freedson model and SLM; and by 35% and 27% the explained variance in TEE in comparison of the Freedson model and SLM, respectively. The performances of the AAR model in predicting doubly-labeled water daily EE were comparable to those of the Actiheart model, which explained, respectively, 46% and 83% of the mean daily PAEE and TEE variances.

The AAR model and the Actiheart model had a similar absolute accuracy for predicting doubly-labeled water-derived-

Table 5. Mean physical activity level from doubly-labeled water measurements and time spent while awake in the different activity-groups as identified from the automatic activity-recognition (AAR) algorithm in study 3 (14-day free-living experiment)

Energy and Activity Components	Mean ± SD	Range
RMR, MJ/day	7.14 ± 1.28	4.63–10.74
PAEE, MJ/day	3.03 ± 1.25	0.65–7.32
TEE, MJ/day	11.46 ± 2.29	7.31–18.01
PAL	1.61 ± 0.19	1.25–2.10
Time spent while awake, min/day (of awake time)		
Lying down	55.6 ± 40.5 (7.6%)	0.5–206.3
Reclining	93.2 ± 35.0 (12.8%)	20.1–186.3
Sitting	330.5 ± 80.0 (45.4%)	135.2–599.6
Standing still	39.3 ± 28.0 (5.4%)	8.4–186.6
SUM/walking/running	200.8 ± 88.5 (27.6%)	65.4–452.9
Cycling	9.1 ± 11.4 (1.2%)	0.0–58.8

Data are presented as means ± SD, and range. PAEE, physical activity energy expenditure; TEE, total energy expenditure; PAL, physical activity level calculated as TEE/RMR; SUM, small utilitarian movements (activities with interspersed ambulatory movements, e.g., floor sweeping, trampling, window washing, etc.).

PAEE and TEE as shown by RMSE (Table 5 and Fig. 4), although their precision remained modest as indicated by the limits of agreement. Comparatively, the Freedson model and the SLM were less accurate, with RMSE up 1.5 to 1.7 higher than those of the AAR-model. The AAR-model was also characterized by the absence of significant bias for PAEE prediction (-0.12 MJ/day; $P = 0.36$) and a slight underestimation for TEE (-0.28 MJ/day; $P < 0.05$). By comparison, the Freedson model significantly underestimated both PAEE and TEE ($P < 0.001$) and, inversely the SLM presented a significant systematic overestimation ($P < 0.001$). The Actiheart model slightly overestimated PAEE ($+0.26$ MJ/day; $P < 0.05$) whereas its TEE estimation was unbiased.

DISCUSSION

By aggregating the results from three complementary studies including laboratory controlled conditions, short-term tests in controlled free-living conditions, and 14-day uncontrolled free-living conditions with comparison to the doubly-labeled water method, we demonstrated that automatic posture/activity recognition improves PAEE prediction from accelerometry.

Indeed, the performances of our AAR model were higher than what is usually reported for count-based predictors (28), although model performances are difficult to compare since often various individual characteristics are included in the models, and internal rather than external validation is presented. As reported here, mean daily EE is frequently underestimated when acceleration counts are used alone. In adults from sub-Saharan Africa, Assah et al. (3) found that the

MET-Freedson equation based on the vertical axis count underestimated doubly-labeled water PAEE with a significant normalized mean bias of about -35% and a normalized RMSE of $\sim 60\%$, comparable to the values found in our study for the Freedson model (-36% and 51% , respectively). As a first step, Bonomi et al. (11) reported that identification of activity types combined with the corresponding MET compendium value already improved the explained variance in PAEE by 13% , compared with a simple linear model including accelerometry counts and body mass. In our study, the AAR model improved the explained variance in doubly-labeled water-derived PAEE by 43% .

The AAR model performances to predict mean daily EE in free-living conditions were comparable to those from combined accelerometry and heart rate monitoring using an Actiheart. The Actiheart accuracy obtained here was similar to that obtained with the same device in lean and overweight young men (41), in a sample of adults from Cameroon (4) and in a large UK sample of adult men and women (14). It should be pointed out that these Actiheart model performances were obtained with calibration of the individual relationships between heart rate and EE, whereas noncalibrated Actiheart models are less accurate (41). The requirement of such individual calibrations may limit the feasibility in larger experimental or epidemiological samples. Concerning activity-by-activity predictions, whereas EE associated with reclining and sitting activities tended to be underestimated by the Actiheart model in the laboratory setting, Actiheart model PAEE predictions for these activities were higher than the AAR-model

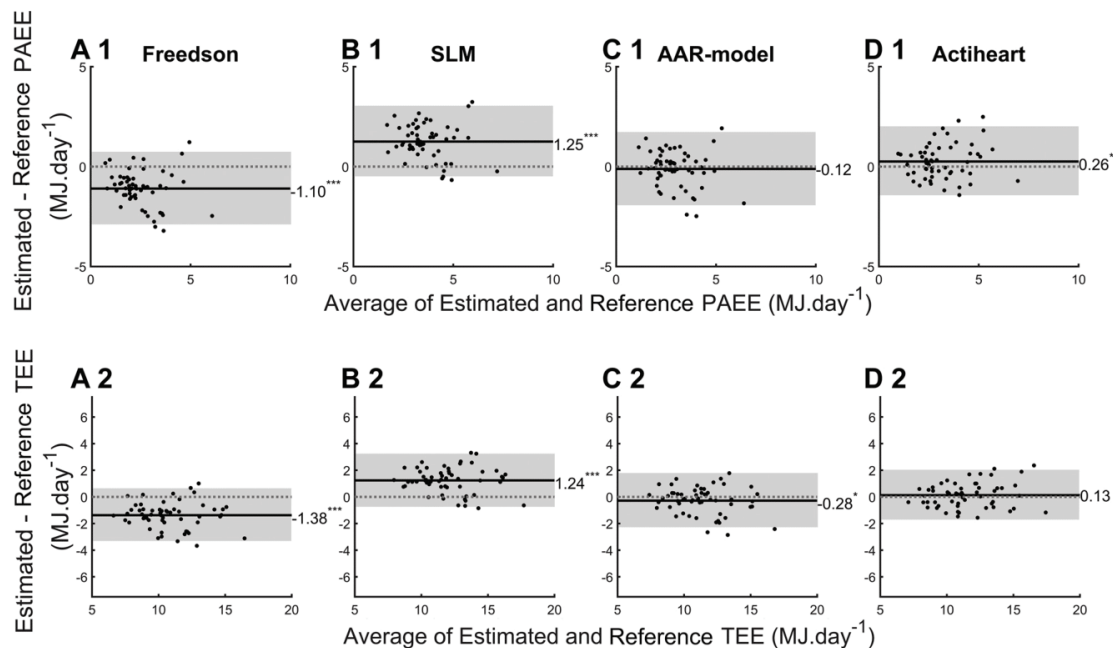


Fig. 4. Bland-Altman plots corresponding to the Freedson model (A), the simple linear model (SLM) (B), the automatic activity-recognition-based model (AAR model) (C), and the Actiheart model (D) PAEE (A1, B1, C1, D1) and TEE (A2, B2, C2, D2) estimations with references measured using the doubly-labeled water method combined with RMR measurement by indirect calorimetry, in study 3 (14-day free-living experiment). Solid lines show the bias (mean difference) of the model estimations; shaded areas show the limit of agreements (95% confidence interval for an individual prediction); dashed gray horizontal line corresponds to the zero value. Mean bias: *** $P < 0.001$, * $P < 0.05$.

predictions in the semicontrolled conditions. Although some underestimation of AAR-model predictions cannot be excluded, Actiheart model overestimation of EE associated with stationary activities performed in a semistandardized field protocol has already been reported (32). This might be explained by more frequent non-activity-related heart rate increases in the field compared with the laboratory setting.

Our results also confirmed previous studies which had pointed out the limits of predictive models using a unique accelerometry counts-to-PAEE relationship, even when the relationship was derived from a large variety of lifestyle activities (19, 36). It is also the case for branched regression models using two different linear equations according to an intensity-threshold criterion, as for the Freedson model tested here. This is obvious for cycling activity, for which PAEE is underestimated by both the Freedson model and the SLM, whereas PAEE during running tended to be overestimated by these models, as previously reported (30). The identification of cycling by the AAR improved PAEE predictions for this activity, although the low contribution of counts to this prediction limited the ability of the model to better capture PAEE variations according to cycling intensity. On the other hand, even if the AAR model associated constants to stationary activities, its predictions for very-light to light activities were closer to the references than those of the Freedson model. This is because acceleration counts associated to these activities rarely reach the threshold set in the latter model, and thus result in null PAEE predictions. Although the resulting underestimation of PAEE per minute is rather low, stationary and light activities represent a nonnegligible part of daily physical activity in the general population (35), reaching up to 85% of the awake time in sedentary or older populations (16). In our subjects, stationary activities alone represented ~70% of the awake time. Inversely, although our predictive models were constructed using activity data weighted according to their supposed occurrence in real life, as recommended by van Hees et al. (39), stationary activities were eventually overestimated by the SLM, therefore resulting in a systematic overestimation of PAEE in free-living conditions. Setting PAEE to zero when acceleration counts are less than a given threshold (e.g., 100 cpm) has been proposed as a possible strategy to deal with this issue. However, this procedure suppresses the contribution of these activities to PAEE and leads to an underestimation of mean daily PAEE as highlighted here by estimates derived from the Freedson model.

The AAR model used in the present study relied on six different postures and activities. Importantly, it was based on an AAR algorithm developed using both data acquired in free-living conditions and in the laboratory. The shortfalls of AAR algorithm developed using laboratory data sets only were underlined and quantified elsewhere (22, 39). There is no consensus on how many activity classes are needed to capture the whole physical activity spectrum. Here, we were constrained by an AAR algorithm initially developed to analyze data collected with a unique hip-worn device. We believe that the individualization of reclining from sitting was important, as this passive sedentary behavior was associated with a 30% lower PAEE than sitting (Table 2) and is more and more frequent in the general population (almost 13% of the awake-time in our subjects). Considering the underestimation observed for climbing stairs, additional improvement of the

prediction could be obtained by specifically identifying this activity, as well as walking uphill or downhill for example. Some methods based on both accelerometry and barometry have been shown to correctly identify these activities (2); other studies proposed to improve AAR by increasing the number of sensors. A higher number of sensors might also be necessary to capture and quantify intra-activity-group PAEE variations for activities that do not or poorly impact hip-worn accelerometry counts (e.g., stationary activities and cycling), but at the expense of convenience and compliance.

Validation in two independent sets of subjects, including during a 14-day free-living experiment with the doubly-labeled water method as a reference measure, is a strength of our study. Although this technique can only provide a mean TEE over a period equivalent to 1–2 half-lives of stable isotopes, which does not allow real-time assessment, it remains so far the gold standard technique to assess free-living EE. Analytical precision and accuracy were reported to be 5–6% and 1–2%, respectively (37). In our study, we used the multipoint method to maximize precision. Validation in a specific field-activity set represents an important challenge, due to the important variety of possible postures/activities and the difficulty to identify, describe, or classify them objectively. A limit concerned the reference measure, which was not based on indirect calorimetry but on Actiheart PAEE estimations. On the other hand, the use of a portable indirect calorimetry device might have interfered and impaired the activities. Another strength of our study is that both the model development and the free-living validation studies were conducted in a sample of adults from both sexes who varied greatly in age, body composition, and level of physical activity, indicating that our results may be valid for the general population.

In conclusion, this study shows that AAR associated with an activity-specific model improves EE prediction from accelerometry counts with a unique hip-worn device, for both activity-by-activity and mean daily EE measures in unrestrained free-living conditions. The performances of the prediction model were similar to those from combined accelerometry and heart rate monitoring but, importantly, without any need to individually calibrate the equations. High convenience and good performances in both long-term and almost real-time PAEE monitoring favor the implementation of such models in epidemiological studies, as well as tools to promote physical activity in the general population or in patients. We hope this study will pave the way for future AAR algorithm development by others using different signal features, or coupled to more complex modeling approaches to lead to even better estimates, which should definitely be put to similar tests.

ACKNOWLEDGMENTS

We thank the participants and technical assistants who took part in the study.

Present address of T. Bastian: Univ. of Strasbourg, Strasbourg, France.

Present address of J. Dugas: Institut de recherche en santé, environnement et travail, Irset U1085, INSERM, Rennes, France.

GRANTS

The present study was supported by grants from the French National Agency (ANR 2009 and 2015) and the Hospices Civils de Lyon.

DISCLOSURES

No conflicts of interest, financial or otherwise, are declared by the authors.

AUTHOR CONTRIBUTIONS

M.G., T.B., J.D., A.Z., P.J., S. Blanc, and C.S. analyzed data; M.G., T.B., H.-M.R.-U., J.D., A.Z., S. Blanc, S. Bonnet, and C.S. interpreted results of experiments; M.G., T.B., S. Blanc, and C.S. prepared figures; M.G., T.B., S. Blanc, and C.S. drafted manuscript; M.G., T.B., H.-M.R.-U., A.M., J.D., M.D., P.J., G.C., S.F., S. Blanc, S. Bonnet, and C.S. edited and revised manuscript; M.G., T.B., H.-M.R.-U., A.M., J.D., A.Z., M.D., P.J., G.C., S.F., S. Blanc, S. Bonnet, and C.S. approved final version of manuscript; T.B., S. Blanc, and C.S. conceived and designed research; T.B., A.M., S. Blanc, and C.S. performed experiments.

REFERENCES

1. **Actigraph Support Center.** What is the difference among the Energy Expenditure Algorithms? <https://actigraph.desk.com/customer/en/portal/articles/2515835-what-is-the-difference-among-the-energy-expenditure-algorithms-> [5 May 2017].
2. **Anastasopoulou P, Tansella M, Stumpp J, Shammam L, Hey S.** Classification of human physical activity and energy expenditure estimation by accelerometry and barometry. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* 2012; 6451–6454, 2012. doi:10.1109/EMBC.2012.6347471.
3. **Assah FK, Ekelund U, Brage S, Corder K, Wright A, Mbanya JC, Wareham NJ.** Predicting physical activity energy expenditure using accelerometry in adults from sub-Saharan Africa. *Obesity (Silver Spring)* 17: 1588–1595, 2009. doi:10.1038/oby.2009.39.
4. **Assah FK, Ekelund U, Brage S, Wright A, Mbanya JC, Wareham NJ.** Accuracy and validity of a combined heart rate and motion sensor for the measurement of free-living physical activity energy expenditure in adults in Cameroon. *Int J Epidemiol* 40: 112–120, 2011. doi:10.1093/ije/dyq098.
5. **Attal F, Mohammed S, Dedabrishvili M, Chamroukhi F, Oukhellou L, Amirat Y.** Physical human activity recognition using wearable sensors. *Sensors (Basel)* 15: 31314–31338, 2015. doi:10.3390/s151229858.
6. **Bastian T, Maire A, Dugas J, Ataya A, Villars C, Gris F, Perrin E, Caritu Y, Doron M, Blanc S, Jallon P, Simon C.** Automatic identification of physical activity types and sedentary behaviors from triaxial accelerometer: laboratory-based calibrations are not enough. *J Appl Physiol (1985)* 118: 716–722, 2015. doi:10.1152/jappphysiol.01189.2013.
7. **Blanc S, Colligan AS, Trabulsi J, Harris T, Everhart JE, Bauer D, Schoeller DA.** Influence of delayed isotopic equilibration in urine on the accuracy of the $^2\text{H}_2^{18}\text{O}$ method in the elderly. *J Appl Physiol (1985)* 92: 1036–1044, 2002. doi:10.1152/jappphysiol.00743.2001.
8. **Blanc S, Normand S, Pachioudi C, Fortrat JO, Laville M, Gharib C.** Fuel homeostasis during physical inactivity induced by bed rest. *J Clin Endocrinol Metab* 85: 2223–2233, 2000. doi:10.1210/jcem.85.6.6617.
9. **Blanc S, Schoeller DA, Bauer D, Danielson ME, Tylavsky F, Simonick EM, Harris TB, Kritchevsky SB, Everhart JE.** Energy requirements in the eighth decade of life. *Am J Clin Nutr* 79: 303–310, 2004. doi:10.1093/ajcn/79.2.303.
10. **Bland JM, Altman DG.** Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement. *Lancet* 327: 307–310, 1986. doi:10.1016/S0140-6736(86)90837-8.
11. **Bonomi AG, Plasqui G, Goris AH, Westerterp KR.** Improving assessment of daily energy expenditure by identifying types of physical activity with a single accelerometer. *J Appl Physiol (1985)* 107: 655–661, 2009. doi:10.1152/jappphysiol.00150.2009.
12. **Brage S, Brage N, Franks PW, Ekelund U, Wareham NJ.** Reliability and validity of the combined heart rate and movement sensor Actiheart. *Eur J Clin Nutr* 59: 561–570, 2005. doi:10.1038/sj.ejcn.1602118.
13. **Brage S, Ekelund U, Brage N, Hennings MA, Froberg K, Franks PW, Wareham NJ.** Hierarchy of individual calibration levels for heart rate and accelerometry to measure physical activity. *J Appl Physiol (1985)* 103: 682–692, 2007. doi:10.1152/jappphysiol.00092.2006.
14. **Brage S, Westgate K, Franks PW, Stegle O, Wright A, Ekelund U, Wareham NJ.** Estimation of free-living energy expenditure by heart rate and movement sensing: a doubly-labelled water study. *PLoS One* 10: e0137206, 2015. doi:10.1371/journal.pone.0137206.
15. **Brandes M, van Hees VT, Hannöver V, Brage S.** Estimating energy expenditure from raw accelerometry in three types of locomotion. *Med Sci Sports Exerc* 44: 2235–2242, 2012. doi:10.1249/MSS.0b013e3182660402b.
16. **Colbert LH, Matthews CE, Schoeller DA, Havighurst TC, Kim K.** Intensity of physical activity in the energy expenditure of older adults. *J Aging Phys Act* 22: 571–577, 2014. doi:10.1123/JAPA.2012-0257.
17. **Crouter SE, Clowers KG, Bassett DR Jr.** A novel method for using accelerometer data to predict energy expenditure. *J Appl Physiol (1985)* 100: 1324–1331, 2006. doi:10.1152/jappphysiol.00818.2005.
18. **Dhurandhar NV, Schoeller D, Brown AW, Heymsfield SB, Thomas D, Sørensen TI, Speakman JR, Jeansson M, Allison DB; Energy Balance Measurement Working Group.** Energy balance measurement: when something is not better than nothing. *Int J Obes* 39: 1109–1113, 2015. doi:10.1038/ijo.2014.199.
19. **Hendelman D, Miller K, Baggett C, Debold E, Freedson P.** Validity of accelerometry for the assessment of moderate intensity physical activity in the field. *Med Sci Sports Exerc* 32, Suppl: S442–S449, 2000. doi:10.1097/00005768-200009001-00002.
20. **Jeran S, Steinbrecher A, Pischon T.** Prediction of activity-related energy expenditure using accelerometer-derived physical activity under free-living conditions: a systematic review. *Int J Obes* 40: 1187–1197, 2016. doi:10.1038/ijo.2016.14.
21. **Katzmarzyk PT.** Physical activity, sedentary behavior, and health: paradigm paralysis or paradigm shift? *Diabetes* 59: 2717–2725, 2010. doi:10.2337/db10-0822.
22. **Kerr J, Patterson RE, Ellis K, Godbole S, Johnson E, Lanckriet G, Staudenmayer J.** Objective assessment of physical activity: classifiers for public health. *Med Sci Sports Exerc* 48: 951–957, 2016. doi:10.1249/MSS.0000000000000841.
23. **Lee IM, Shiroma EJ, Lobelo F, Puska P, Blair SN, Katzmarzyk PT; Lancet Physical Activity Series Working Group.** Effect of physical inactivity on major non-communicable diseases worldwide: an analysis of burden of disease and life expectancy. *Lancet* 380: 219–229, 2012. doi:10.1016/S0140-6736(12)61031-9.
24. **Li J.** Assessing spatial predictive models in the environmental sciences: Accuracy measures, data variation and variance explained. *Environ Model Softw* 80: 1–8, 2016. doi:10.1016/j.envsoft.2016.02.004.
25. **Loyen A, Van Hecke L, Verloigne M, Hendriksen I, Lakerveld J, Steene-Johannessen J, Vuillemin A, Koster A, Donnelly A, Ekelund U, Deforche B, De Bourdeaudhuij I, Brug J, van der Ploeg HP; DEDIPAC Consortium.** Variation in population levels of physical activity in European adults according to cross-European studies: a systematic literature review within DEDIPAC. *Int J Behav Nutr Phys Act* 13: 72, 2016. doi:10.1186/s12966-016-0398-2.
26. **Lyden K, Kozey SL, Staudenmeyer JW, Freedson PS.** A comprehensive evaluation of commonly used accelerometer energy expenditure and MET prediction equations. *Eur J Appl Physiol* 111: 187–201, 2011. doi:10.1007/s00421-010-1639-8.
27. **Midorikawa T, Tanaka S, Kaneko K, Koizumi K, Ishikawa-Takata K, Futami J, Tabata I.** Evaluation of low-intensity physical activity by triaxial accelerometry. *Obesity (Silver Spring)* 15: 3031–3038, 2007. doi:10.1038/oby.2007.361.
28. **Plasqui G, Bonomi AG, Westerterp KR.** Daily physical activity assessment with accelerometers: new insights and validation studies. *Obes Rev* 14: 451–462, 2013. doi:10.1111/obr.12021.
29. **Plasqui G, Westerterp KR.** Physical activity assessment with accelerometers: an evaluation against doubly labeled water. *Obesity (Silver Spring)* 15: 2371–2379, 2007. doi:10.1038/oby.2007.281.
30. **Sasaki JE, John D, Freedson PS.** Validation and comparison of Acti-Graph activity monitors. *J Sci Med Sport* 14: 411–416, 2011. doi:10.1016/j.jsams.2011.04.003.
31. **Sazonov E, Hegde N, Browning RC, Melanson EL, Sazonova NA.** Posture and activity recognition and energy expenditure estimation in a wearable platform. *IEEE J Biomed Health Inform* 19: 1339–1346, 2015. doi:10.1109/JBHI.2015.2432454.
32. **Schneller MB, Pedersen MT, Gupta N, Aadahl M, Holtermann A.** Validation of five minimally obstructive methods to estimate physical activity energy expenditure in young adults in semi-standardized settings. *Sensors (Basel)* 15: 6133–6151, 2015. doi:10.3390/s150306133.
33. **Schoeller DA, Ravussin E, Schutz Y, Acheson KJ, Baertschi P, Jéquier E.** Energy expenditure by doubly labeled water: validation in humans and proposed calculation. *Am J Physiol Regul Integr Comp Physiol* 250: R823–R830, 1986. doi:10.1152/ajpregu.1986.250.5.R823.
34. **Schutz Y, Weinsier RL, Hunter GR.** Assessment of free-living physical activity in humans: an overview of currently available and proposed new measures. *Obes Res* 9: 368–379, 2001. doi:10.1038/oby.2001.48.
35. **Smith L, Ekelund U, Hamer M.** The potential yield of non-exercise physical activity energy expenditure in public health. *Sports Med* 45: 449–452, 2015. doi:10.1007/s40279-015-0310-2.
36. **Swartz AM, Strath SJ, Bassett DR Jr, O'Brien WL, King GA, Ainsworth BE.** Estimation of energy expenditure using CSA accelerometers at hip and wrist sites. *Med Sci Sports Exerc* 32, Suppl: S450–S456, 2000. doi:10.1097/00005768-200009001-00003.

37. **Trabulsi J, Troiano RP, Subar AF, Sharbaugh C, Kipnis V, Schatzkin A, Schoeller DA.** Precision of the doubly labeled water method in a large-scale application: evaluation of a streamlined-dosing protocol in the Observing Protein and Energy Nutrition (OPEN) study. *Eur J Clin Nutr* 57: 1370–1377, 2003. doi:10.1038/sj.ejcn.1601698.
38. **Troiano RP, Berrigan D, Dodd KW, Mâsse LC, Tilert T, McDowell M.** Physical activity in the United States measured by accelerometer. *Med Sci Sports Exerc* 40: 181–188, 2008. doi:10.1249/mss.0b013e31815a51b3.
39. **van Hees VT, Golubic R, Ekelund U, Brage S.** Impact of study design on development and evaluation of an activity-type classifier. *J Appl Physiol (1985)* 114: 1042–1051, 2013. doi:10.1152/jappphysiol.00984.2012.
40. **van Hees VT, van Lummel RC, Westerterp KR.** Estimating activity-related energy expenditure under sedentary conditions using a tri-axial seismic accelerometer. *Obesity (Silver Spring)* 17: 1287–1292, 2009.
41. **Villars C, Bergouignan A, Dugas J, Antoun E, Schoeller DA, Roth H, Maingon AC, Lefai E, Blanc S, Simon C.** Validity of combining heart rate and uniaxial acceleration to measure free-living physical activity energy expenditure in young men. *J Appl Physiol (1985)* 113: 1763–1771, 2012. doi:10.1152/jappphysiol.01413.2011.
42. **Weir JB.** New methods for calculating metabolic rate with special reference to protein metabolism. *J Physiol* 109: 1–9, 1949. doi:10.1113/jphysiol.1949.sp004363.
43. **Westerterp KR, Kester AD.** Physical activity in confined conditions as an indicator of free-living physical activity. *Obes Res* 11: 865–868, 2003. doi:10.1038/oby.2003.119.
44. **Zhang K, Sun M, Werner P, Kovera AJ, Albu J, Pi-Sunyer FX, Boozer CN.** Sleeping metabolic rate in relation to body mass index and body composition. *Int J Obes Relat Metab Disord* 26: 376–383, 2002. doi:10.1038/sj.ijo.0801922.



5.2. Application à l'étude d'une population particulière : les Peuls

Les outils basés sur l'accélérométrie se démarquant de l'approche classique précédemment décrite n'ont jusqu'à présents été que très peu utilisés pour décrire les comportements à l'échelon des populations. L'application de la reconnaissance des activités et des postures pour l'étude d'une population en cours de transition permet d'obtenir des informations fines encore largement inexploitées dans la plupart des études épidémiologiques.

5. Réalisations

5.2.1. Article n°4 : Etude du comportement de mouvement chez une population en cours de transition épidémiologique : les Foulanis du Sénégal

Résumé et perspectives :

Ces dernières décennies, l'urbanisation, la mécanisation et le développement des transports passifs tels que le bus ou la voiture ont considérablement réduit la demande quotidienne en activité physique. Le rôle de l'activité physique et des comportements sédentaires dans la transition épidémiologique est cependant encore largement discuté. La compréhension des effets de la modernisation sur ces comportements s'avère difficile à caractériser d'une part par manque d'outils de mesure adaptés, et d'autre part parce que la plupart des populations étudiées sont issues de sociétés contemporaines déjà soumises à l'ensemble de ces changements. Ce travail consiste ainsi à caractériser les profils d'activité physique et de comportement sédentaire chez une population encore en cours de transition : Les Peuls du Sénégal, à l'aide d'outils accélérométriques basés sur la reconnaissance d'activités et de postures.

Deux groupes d'hommes adultes Peuls de la vallée du Ferlo ont été recrutés et équipés d'un accéléromètre ActiGraph™ pendant 10 jours. Le premier groupe était composé de 49 Peuls résidant toujours dans le Ferlo, avec un mode de vie traditionnel pastoral (groupe rural). Le deuxième groupe était composé de 27 sujets vivant à Dakar depuis au moins 10 ans (groupe urbain).

Les pasteurs étant réputés pour parcourir de longues distances à pied, en plus du comportement sédentaire nous nous sommes particulièrement intéressés aux profils de marche. Plusieurs métriques issues de l'accélérométrie ont été utilisées :

- Le temps passé dans quatre activités et postures identifiées par un algorithme automatique de reconnaissance (Bastian, Maire et al. 2015): allongé, avachis/assis, piétinement, marche/course.
- Les périodes de marche/course de plus de 10 minutes consécutives.
- Les périodes d'activités sédentaires (allongé, avachis/assis) de 30 à 59 minutes consécutives et de plus de 60 minutes consécutives.
- Le temps passé dans les cadences faibles, modérées, et élevées mesurées en pas/min pendant les périodes de marche/course.
- Le pic de cadences sur 60 minutes journalier mesurées en pas/min pendant les périodes de marche/course.

L'enregistrement du signal ayant été réalisé sur 24 heures, nous avons utilisé un algorithme de détection du sommeil adapté à cette population pour analyser uniquement les périodes d'éveil.

5. Réalisations

Le temps total passé dans les postures sédentaires ne présentait pas de différence entre les deux groupes. Toutefois le temps passé avachi/assis et en périodes sédentaires prolongées (i.e. de plus de 60 minutes) était plus élevé dans le groupe urbain que dans le groupe rural. De façon similaire, en comparaison avec les Peuls ruraux, les Peuls urbains passaient environ une demi-heure de plus en posture debout statique et à l'inverse près de $\frac{3}{4}$ d'heure de moins en activités de déambulation (i.e. piétinement, marche et course. Nous avons de plus montré que les Peuls ruraux passaient également plus de temps en période prolongée (i.e. ≥ 10 minutes) de marche/course ($p=0.05$) et dans les cadences faibles, moyenne et haute ($p=0.01$, 0.03 , 0.06 respectivement) avec un pic de cadence à 54 pas/min sur 60 minutes contre seulement 39.6 pas/min pour les urbains ($p=0.02$).

La reconnaissance automatique des activités nous a permis d'affiner l'analyse par rapport à une approche classique grâce à 1) la discrimination de la posture debout statique du comportement sédentaire 2) la caractérisation fine des profils du comportement sédentaire 3) l'identification de périodes de marche au-delà des pas/min.

Pour conclure, il est clair que les Peuls ruraux ont un comportement plus actif que les Peuls vivant dans un contexte urbain, du fait de leur activité quotidienne, notamment des déplacements actifs. Ces derniers présentent un profil sédentaire plus marqué, et moins de temps passé en déplacement actif. Malgré l'impact de la modernisation, les Foulani vivant à Dakar semblent plus actifs que certaines populations occidentales probablement à un niveau de transition plus avancé (Tudor-Locke, Camhi et al. 2011).

La spécificité de cette population africaine rend difficile l'application tel quel des outils accélérométrique initialement développés dans des populations modernisées. Certaines activités telles que le vélo n'existent pas en brousse, tandis que d'autres telles que la pratique du cheval, ou l'utilisation de la charrette ne sont reconnues par aucun algorithme pour le moment. En attendant une adaptation nécessaire, les modèles, y compris d'estimation de la dépense énergétique, doivent être utilisés avec discernement et en appui à d'autres méthodes comme celle de l'eau doublement marquée.

Ces résultats préliminaires s'inscrivent dans un projet longitudinal dont les futures mesures nous donneront l'occasion de comprendre l'impact de l'urbanisation sur le comportement de mouvement.



1 *Communication*

2 **Preliminary approach to phenotype physical activity**
3 **and sedentary patterns in rural traditional-pastoral**
4 **versus urban populations: the Fulanis of Senegal**

5 **Maël Garnotel¹, Emmanuel Cohen², Abdou Ka³, Audrey Bergouignan², Priscilla Duboz³,**
6 **Enguerran Macia³, Gilles Boetsch³, Isabelle Chery², Alexandre Zahariev², Stéphane Blanc² and**
7 **Chantal Simon^{1*}**

8 ¹ CARMEN INSERM U1060/ Université de Lyon 1 / INRA U1235; CRNH-Rhône-Alpes, Lyon, France;

9 ² IPHC, DEPE, CNRS-Université de Strasbourg, Strasbourg, France;

10 ³ UMI3189 «Environnement, santé, sociétés» (CNRS/ Université Cheikh Anta Diop/ Université Gaston Berger/
11 Université de Bamako/ CNRST);

12 * Correspondence: chantal.simon@univ-lyon1.fr;

13 **Abstract:** The role of physical activity (PA) and sedentary behaviors (SB) in the epidemiological
14 transition is unknown. Understanding the impact of urbanization on PA/SB patterns is challenging
15 because most contemporary societies have already been exposed to these changes. We aimed to
16 objectively characterize PA/SB in Senegalese Fulanis, a population whose lifestyle covers a large
17 gradient of this transition.

18 Fulani male adults were equipped with a hip-worn ActiGraph™ for 10 days. Those who had a
19 traditional-pastoral lifestyle represented the rural group; those who lived in Dakar for at least 10
20 years corresponded to the urban group (n=27). Cadences, bouts and activity-type metrics were
21 calculated from counts-per-minute, steps, raw accelerometry and automatic-activity-recognition
22 algorithm.

23 Walking/running times (121 vs 88.33 min/d respectively, p=0.01), medium (60-99 steps/min, p=0.03)
24 and high (>100 steps/min, p=0.06) cadences time were higher in rural than urban Fulanis. Although
25 total sedentary time was not different, reclining/sitting time (p=0.02) and sedentary bouts over 60
26 minutes were higher in the urban group (p=0.03).

27 Fulanis were less active when living in an urban compared to a rural environment. Characterization
28 of longitudinal changes in PA and SB in populations who are still undertaking their transition will
29 help understanding the impact of urbanization on PA and health.

30 **Keywords:** Physical activity; Sedentary; Urbanization; Senegal

32 **1. Introduction**

33 The epidemiological transition from infectious to non-communicable diseases including obesity,
34 type 2 diabetes, cardiovascular and coronary diseases, hypertension, cancers, etc., involves dietary
35 intake, physical activity and sociocultural changes. The urbanization process leads to built
36 environments characterized by high accessibility to motorized transportation, living spaces favoring
37 sedentary behaviors (e.g. comfort, tertiary industry) and easy access to processed high-calorie food
38 items. These environmental factors can favor a positive energy balance, i.e. energy intake greater than
39 energy expenditure, which may be responsible for the global rise of the prevalence of obesity and
40 associated cardiometabolic diseases [1,2].

41 The role of physical activity (PA) and sedentary behaviors (SB) in the deterioration of metabolic
42 health, especially unhealthy weight gain [3], observed along the epidemiological transition remains
43 debated in the scientific community [4-6]. Given the intensive efforts in the field of obesity and
44 metabolic diseases research, the existence of such an ongoing debate can be surprising. The reasons
45 are likely dual. On one hand, the patterns of PA and SB are challenging to study with accuracy. On
46 the other hand, past investigations on this question were carried in urbanized populations who had
47 already completed their transition or were at an advanced stage. However, this traditional
48 experimental approach does not allow teasing out the effects on health of the dynamic changes in PA
49 and SB associated with the epidemiological transition. Another reason may be that pre-urbanized
50 populations have originally differential socio-ecological lifestyles (e.g. farmers, pastoralists, hunters,
51 and gatherers), which can affect their adaptive trajectories within the context of a rapid urban
52 environment development [7]. For example, the farming lifestyle involves an intermediate degree of
53 inactivity between sedentary urban and hunter-gatherer lifestyle, while other subsistence lifestyles
54 as nomad pastoralism requires higher levels of total daily energy expenditure [8]. The adaptation of
55 these different rural populations to emerging urban environments may therefore have different
56 consequences on body weight regulation and health.

57 Assessing the contribution of PA and SB in the alteration of health outcomes within the context
58 of the rapid urbanization phenomenon implies to study populations who are currently subjected to
59 the epidemiological transition. Nowadays, only a few pre-urbanized populations still fill up this
60 criterion. The Fulani population from the Ferlo Valley of Senegal is one of them. They are living in a
61 rural arid ecosystem that makes farming possibilities almost impossible. To cope with this
62 challenging ecosystem, they rely on a subsistence pastoralism, which imposes high total daily energy
63 expenditure. Indeed, they engage in long walks essential for the herd's transhumance and the
64 accessibility to water points, and therefore to fulfill their basic needs [9]. While some Fulanis have
65 maintained this traditional lifestyle, others have migrated to Dakar, the capital of Senegal. They have
66 therefore abandoned their traditional subsistence pastoralism [9] and are now exposed to an
67 urbanized environment. This population is therefore living in contrasted environments that are
68 associated with different lifestyles, and most likely different patterns of PA and SB.

69 To thoroughly characterize the patterns of PA and SB involves to be able to detect and
70 distinguish the different type of physical activities. Up to date, research has mainly focused on
71 moderate to vigorous intensity physical activity. It is only over the past 10 years that an interest has
72 emerged for "sedentary" behaviors and its adverse health effects [10]. However, the accelerometry
73 count approach commonly used has a low sensitivity for light intensity PA measurement. Most
74 assessment methods relying on accelerometers are unable to discriminate between sedentary (i.e.
75 lying or sitting posture with an energy expenditure <1.5 MET) and light intensity (e.g. static standing).
76 As PA and SB are complex behaviors that vary along a large spectrum fluctuating in terms of type,
77 intensity, frequency and duration, the challenge is to study this behavior continuously and
78 objectively through its different dimensions in free-living conditions [11].

79 In this study, we compare the patterns of SB and PA in Fulani male adults who are living in
80 either rural or urban environments by using accelerometry along with the use of a recently developed
81 automatic activity recognition algorithm [12]. This algorithm allows to avoid accelerometry count
82 limitation and to discriminate accurately SB from light intensity activity. We specifically aimed to
83 identify activities and postures, in addition to common metrics, e.g. walking cadences and activity
84 and sedentary bouts that are associated with rural and urban environments.

85 **2. Material and Methods**

86 *2.1. Subject population*

87 The study recruited Senegalese Fulani male adults aged between 18 to 65 years old, with a
88 stratification on age (below and above 35 years old). Two groups of Fulani subjects living either in
89 the Ferlo (rural group) or in Keur-Massar, a suburb of Dakar, the Senegalese Capital (urban group)
90 were recruited.

91 Sixty rural male Fulanis still living in the Ferlo were randomly selected from the 2014 ECOSAN
92 cohort, which aimed to follow health outcomes in this population [13]. The randomization was
93 performed using a stratification on age and, in order to be representative of the whole Ferlo region,
94 on residence location with half of the subjects living in small villages established near boreholes (e.g.
95 Widou, Tessekere or Amaly), and the other half at 1 to 15 km from these villages. These Fulani with
96 a traditional-pastoral lifestyle composed the rural group.
97 Thirty-two Fulanis male subjects (16 below and 16 above 35 years old) living for at least 10 years in
98 Keur-Massar, where Fulani groups migrated around the 1940s, composed the urban group. Body
99 weight and body composition were measured using bioimpedance (Tanita®, Tanita UK Ltd,
100 Uxbridge, Middlesex, UK) according to manufacturer's instructions. Height was measured with an
101 electronic digital laser stadiometer.
102 The study was approved by the National Ethics Committee for Health Research of Senegal and
103 written informed consent was obtained from all the participants.

104 2.1. Accelerometry

105 Subjects were instructed to wear an Actigraph™ GT3X (ActiGraph Ltd, Pensacola, FL, US) for 10 days
106 24h a day at the hip on the right side of the body. Data were collected at a sample rate of 100 Hz. Raw
107 acceleration were extracted for further analyses, and counts per minute and steps computed from
108 Actilife 6 software without low frequency extension . A recorded day was considered valid when at
109 least 10h of wearing time were identified during waking time. A subject was considered valid when
110 at least 3 valid days were available.

111 2.2. Estimation of non wearing and sleeping time

112 Raw data were used to identify minutes without any recorded acceleration, based on the high pass
113 filtered accelerometry signal with a top threshold value of 2.5 mg (1 mg=0.00981 m.s²). These no-
114 acceleration minutes were then used to detect non-wear time, defined as sequences of consecutive
115 no-acceleration minutes (i.e. at least 20 minutes during daytime or 90 minutes during nocturnal sleep-
116 time), with an allowance of ≤2-min interval interruptions (non-zero counts) [14].
117 Total sleep episode time was determined using the refined version of Barreira *et al* [15] of the sleep
118 detection algorithm initially developed in [16], including a slight modification in order to take into
119 account non-wearing time identification based on raw data.

120 2.3. Accelerometry derived features

121 Features were computed after removing sleeping and non-wearing epochs.

122 *Posture activities*

123 An automatic activity recognition algorithm previously developed in our lab [12] was used to classify
124 6-second consecutive epochs into 6 postures and activities, i.e. lying, reclining/sitting, standing,
125 trampling, walking and running. Trampling, walking and running were further clustered in a
126 “dynamic standing” class.

127 *Walking cadences*

128 Walking cadences (steps/min) were computed from steps calculated from ActiLife software, censored
129 to only keep steps corresponding to an intensity greater than 500 counts per minute (low activity
130 threshold) and accumulated over a 1-min time period. To ensure steps and derived cadences were
131 representative of walking patterns, steps were exclusively considered during walking and running
132 minutes previously identified. Low cadences were set up at <59 steps/min, medium cadences
133 between 60 to 99 steps/min and high cadences at >100steps/min as previously described [17].
134 Peak 60 min cadence, an indicator of the highest intensity ambulatory activity, was computed as the
135 daily average of the 60 highest cadences (non-necessarily consecutive) recorded during
136 walking/running activities.

137 *Bouts of walking/running activities and of sedentary behavior*

138 Bouts of at least 10 continuous minutes of walking or running (with a tolerance of 30 seconds,
139 accounting for less than 20% of the bout duration, of any other activity) were identified and
140 aggregated daily. Similarly, bouts of 30 to 59 consecutive minutes and bouts containing at least 60
141 consecutive minutes of sedentary posture (with a tolerance of 30 seconds, , accounting for less than
142 20% of the bout duration, of any other activity) were identified. Daily average time accumulated
143 within those bouts were calculated.

144 *2.4. Statistical analysis*

145 Data are presented as means and standard deviation (SD). Differences between urban and rural
146 groups were examined using ANCOVA, with age class (below and above 35 y) as binomial
147 covariable. As the interaction between groups and age class was not significant, models without
148 interaction are presented. Statistical analyses were conducted using MATLAB R2019b (Mathworks,
149 Natick, MA). Significance level was set to 0.05.

150 3. Results

151 *3.1. Anthropological characteristics*

152 Population's characteristics are presented in Table 1. Among the 87 initial subjects, 11 subjects were
153 excluded due to a lack of valid accelerometry data. Thus, 49 and 27 subjects were considered in the
154 analysis in rural and urban groups, respectively. No significant between-group differences were
155 noted for age, BMI, fat mass and fat free mass. A total of 8.3 ± 1.1 and 8.5 ± 1.1 valid days with a mean
156 of 15.3 ± 1.9 and 15.3 ± 1.3 hours per day of waking wear-time were obtained in the urban and rural
157 groups, respectively.
158

159 **Table 1.** Subjects characteristics in urban and rural Fulanis.

	Characteristics	Urban (n=27)	Rural (n=49)
160	Age	37.3 (11.3)	37.8 (10.6)
161	Height (cm)	181.2 (6.7)	177.9 (7.7)
162	Weight (kg)	65.1 (9.5)	65 (12.2)
163	BMI (kg/m ²)	19.9 (3)	20.6 (3.7)
164	Fat free mass (kg)	52.8 (6.5)	51 (7.2)
165	Fat mass (%)	14.1 (5.2)	16.5 (6.4)
166	Waking wear-time (h/day)	15.3 (1.9)	15.3 (1.3)
166	Valid days n [min-max]	8.3 (1.1) [4-9]	8.5 (1.1) [5-9]

167

168 *Data are means (standard deviations). BMI: Body Mass Index.*

169 *3.2. Sedentary behavior*

170 As presented in Table 2, time spent in total sedentary posture (lying and reclining/sitting) was not
171 different between groups while reclining/sitting only was higher in the urban compared to the rural
172 group.
173
174
175
176
177
178

5. Réalisations

179 **Table 2.** Average daily time spent in postures/activities, in sedentary behavior and walking/running
180 bouts and in different cadences.

Metrics	Urban (n=27)	Rural (n=49)	P value
Postures/activities (min/day)			
Sedentary Posture	677.8 (108.9)	664.9 (73)	0.35
Lying	202.3 (134.9)	240.2 (82.3)	0.19
Reclining & Sitting	475.5 (117.4)	424.7 (73.8)	0.02
Static Standing	134 (63.0)	102.1 (36.7)	<0.01
Dynamic Standing (min)	106.4 (48.9)	148.3 (51.5)	<0.001
Trampling	18.2 (9.9)	27.4 (20.2)	<0.01
Walking & Running	88.3 (41.5)	121 (45.7)	<0.01
Bouts			
30-59 minutes sedentary	155.8 (40.5)	158.2 (36.3)	0.52
>60 minutes sedentary	304 (143.5)	257 (122.0)	0.03
>10 minutes walking/running	33.5 (19.7)	53.7 (40.6)	0.05
Cadences (min/day)			
Low cadence (<59 steps/min)	97.8 (59.2)	129.3 (50)	<0.01
Medium cadence (59-99 steps/min)	39.9 (20.4)	56.4 (29.9)	0.03
High cadence (>100 steps/min)	12.4 (8.8)	19.7 (15.8)	0.06
Peak 60 minutes (steps/min)	39.6 (22.5)	54 (24)	0.02

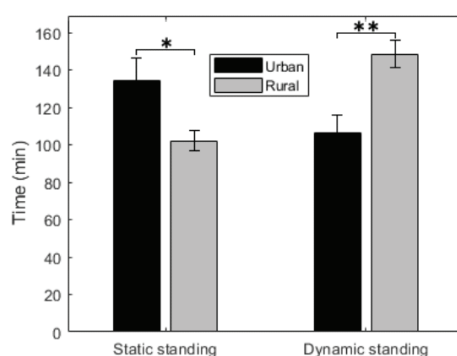
181 Data are means (standard deviations) expressed in minutes/day. P values for differences between urban
182 and rural group using ANOVA controlling for age group (above and under 35 years).

183 While no difference between groups was found in time spent in sedentary bouts lasting between 30
184 and 59 minutes, the urban group spent more time in sedentary bouts lasting more than 60 minutes
185 than the rural group ($p < 0.05$). The differences between groups remained significant ($p = 0.02$) when
186 controlling for total daily sedentary time, indicating that the proportion of time spent in >60 minutes
187 bouts within total sedentary behavior was higher in the urban group compared to the rural group.

188 3.3. Activity patterns

189 As illustrated in Figure 1 (see also Table 2), time spent in static standing was higher in the urban
190 environment ($p < 0.05$) while dynamic standing (trampling and walking running) was higher within
191 the rural environment ($p < 0.01$).

5. Réalisations



192

193

194

Figure 1. Figure 1. Daily time spent in static and dynamic standing postures in urban and rural group.
* $p < 0.05$; ** $p < 0.01$.

195

By contrast, as compared to the urban group, the rural group spent 1.6 fold more time in bouts of walking/running activities longer than 10 minutes ($p = 0.05$, see table 2).

196

197

Time spent in low and medium cadences computed during walking and running activity were higher in the rural than in the urban group, with a tendency in the same direction for high cadences ($p = 0.057$, see table 2). The rural group presented a lower daily peak 60-min cadences than the urban group with 54 ± 24 steps/min versus 39.6 ± 22.5 steps/min respectively ($p = 0.02$, see table 2).

198

199

200

201

4. Discussion

202

In this study, we characterized the patterns of PA and SB associated with rural and urban environments within a pastoralist Senegalese population – the Fulanis – who is experiencing the urbanization process. Fulanis living in a rural environment spent more time in walking and running activities than the Fulanis living in Dakar characterized by an urbanized environment. While being engaged in these activities, they further spent more time in higher intensity cadences while those living in the urban environment spent more time in static standing posture. By contrast, total daily sedentary time during waking time was not different between the two groups. Nevertheless, specific patterns were observed with a greater proportion of prolonged sedentary time in the urban group compared to the rural group.

203

204

205

206

207

208

209

210

211

Physically active behavior associated with rural lifestyle observed in the Fulanis is in accordance with the study of Assah *et al.*, comparing rural dwellers and their urban counterparts in Cameroon [18]. Our results showed high walking activities in rural areas, which correspond to pastoralist semi-nomad lifestyle that involves regular transhumances as highlighted in previous studies [7]. Walking cadences spectrum usually capture a wide range of activities [17], but also incidental and meaningless steps, which can occur when shaking independently of walking behavior. The coupling we operated between steps and posture/activity recognition algorithm allowed us to only retain purposeful steps with a steady pace, especially for low cadences that are known to be the most impacted by sporadic steps. Tudor-Locke *et al.* showed an accumulation of about 30 min per day of medium and high cadences (> 60 steps/min) in the US population in the 2005-2006 NHANES [19]. Similarly, Sumner *et al.* reported in the Singapore Health Study 37.7 min per day in these cadences in a multi-ethnic Asian population [20]. Even with a more conservative method, as in our study we only retained cadences associated with identified walking and running activities, we found that rural and urban Fulanis spent almost respectively 1.5 and twice more time in medium and high cadences than the US and Singapore populations. Similarly, time spent in high cadences by our rural and urban Fulanis groups was 2-to-3 times higher than the 7 minutes observed in the US population [19]. It was however in the same range than the 15 minutes recorded in the multi-ethnic Asian population from Singapore [20]. High cadences are thought to be representative of moderate to vigorous intensity physical activity [21,22]. These results suggest that both Fulanis groups tend to more likely reach the levels of physical

212

213

214

215

216

217

218

219

220

221

222

223

224

225

226

227

228

229

230 activity recommended by the most recent physical activity guidelines [17,23]. However, peak
231 cadences known to be an indicator of the natural best effort suggest a better fitness in rural area [24].

232 The higher static standing time found in urban subjects while total standing time was similar
233 between rural and urban environments supports the tendency for static behaviors in Dakar whereas
234 Ferlo pastoralists likely travel long distance by feet in order to support the basic needs of their herds.
235 Pastoralism is known to necessitate high levels of daily energy expenditure through long commuting
236 time with prolonged bouts of walking rather than fragmented activities as observed in modern
237 societies [7].

238 Both groups were shown to spend about 1 hour less in sedentary behavior than what has been
239 observed in the US population; however these sedentary bouts are more prolonged [25]. In contrast
240 to our study, others identified more time spent in sedentary time in urban adults compared to those
241 living in rural conditions in both Senegal [26] and Cameroon [18]. These differences may be explained
242 by the specificity of the Fulanis' way of life being more active even in urban environment. In addition,
243 these previous studies relied on questionnaire (declarative sedentary time) or accelerometry count
244 threshold (i.e. "sedentary" <100 count per min threshold) to assess SB, which may have led to a great
245 confusion between light and sedentary activities in those studies. These observations underlie the
246 importance of posture recognition to both objectively discriminate sedentary and standing posture
247 and identify SB. Rural Fulanis were shown to spend less time in sitting posture and sedentary bouts
248 greater than 60 minutes than urban Fulanis. Consistently urbanization has been shown to be
249 associated with radical changes in lifestyle through the development of low physical activity demand
250 working occupations and higher access to motorized transportation, which still remains very rare in
251 the Ferlo [8,18]. Furthermore, sitting time especially in the context of TV viewing, computer use,
252 workplace sitting, and passive commuting has been shown to be associated with deleterious effect
253 on metabolic health [11], particularly in prolonged bouts [25,27].

254 Interestingly, both rural and urban Fulanis had a low BMI compared to the US population, but
255 also compared to other African populations [2,18,28]. Macia *et al* [13] and Cohen *et al* [26] observed
256 higher overweight and obesity prevalence in urban than in rural Senegalese areas. This was not the
257 case in our population, which might be partly explained by the low number of subjects and the
258 recruitment strategy. We can also speculate that Fulanis living in Dakar and in the Ferlo are at an
259 early stage of the physical activity transition compared to other African populations as well as other
260 Senegalese ethnic groups [8]. The next transition steps may be reflected by an increase in total
261 sedentary time and BMI as observed by Cohen *et al* in other Senegalese subgroups [26]. A larger
262 sample and a long-term follow-up will allow to answer this question.

263 Beyond high activity levels associated with traditional rural lifestyle, discussion remains about
264 the evolution of daily energy expenditure across epidemiological transition [18,29]. Further analyses
265 including total energy expenditure measured with the doubly labeled water gold-standard method
266 will bring important information to characterize PA effect on body weight control.

267 The main limitation of our study consists of the low number of subjects involved in each group
268 and the absence of follow-up. Moreover, main effects of the epidemiological transition occur within
269 the last stages of this transition while both urban and rural Fulanis might still be at early transition
270 stages with low BMI average. This observation underlines the need of a follow-up study within this
271 population.

272 5. Conclusions

273 This study showed less active physical activity patterns and higher sedentary behaviors
274 associated with urban environment compared to the traditional-pastoralist lifestyle. These
275 preliminary results underline the possibility to characterize differences, which may fall within the
276 epidemiological transition. A longitudinal follow-up of this population still undertaking their
277 epidemiological transition using a multimodal approach implying doubly labeled water and mobility
278 assessment coupled with environmental dimensions as well as health outcomes would constitute a
279 great opportunity to better establish the impact of urbanization on physical activity, sedentary

280 behaviors and their potential impact on metabolic health in West Africa, especially in the context of
281 the obesity epidemic rising in African populations.

282

283 **Author Contributions:** For research articles with several authors, a short paragraph specifying their individual
284 contributions must be provided. The following statements should be used “conceptualization, S. Blanc, G.
285 Boetsch and C. Simon.; methodology, A. Bergouignan, S. Blanc, M. Garnotel and C. Simon.; software, M.
286 Garnotel and C. Simon.; validation, A. Bergouignan, S. Blanc, E. Cohen, M. Garnotel and C. Simon.; formal
287 analysis, E. Cohen, M. Garnotel and C. Simon.; investigation, S. Blanc, I. Chery, P. Duboz, A. Ka, C. Simon and
288 A. Zahariev.; resources, S. Blanc, G. Boetsch, A. Ka and C. Simon ; data curation, M. Garnotel, C. Simon and A.
289 Zahariev.; writing—original draft preparation, Cohen E., M. Garnotel and C. Simon.; writing—review and
290 editing, all co-authors.; visualization, E. Cohen, M. Garnotel and C. Simon.; supervision, S. Blanc, A.
291 Bergouignan, P. Duboz, E. Macia and C. Simon.; project administration, S. Blanc, A. Bergouignan, Duboz, E.
292 Macia and C. Simon; funding acquisition, A. Bergouignan, S. Blanc, G. Boetsch, P. Duboz, E. Macia and C.
293 Simon.”

294 **Funding:** This research was funded by Labex DRIIHM (ANR-11-LABX-0010), 2018 and Danone / FRM, CNRS.

295 **Acknowledgments:** The authors would like to thank the participants and technical assistant who took part in
296 the study : Amadou Amath Diallo, Bra Ba, Patrick Bertrand, Fatou Ngourane Ndiaye, Niass Seydou Nourou,
297 Ousmane Sow.

298 **Conflicts of Interest:** The authors declare no conflict of interest. The funders had no role in the design of the
299 study; in the collection, analyses, or interpretation of data; in the writing of the manuscript, or in the decision to
300 publish the results.

301 References

- 302 1. Pontzer, H.; Raichlen, D.A.; Wood, B.M.; Mabulla, A.Z.P.; Racette, S.B.; Marlowe, F.W. Hunter-Gatherer
303 Energetics and Human Obesity. *PloS one* **2012**, *7*, e40503,
304 doi:<http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0040503>.
- 305 2. Prioreshi, A.; Wrottesley, S.V.; Cohen, E.; Reddy, A.; Said-Mohamed, R.; Twine, R.; Tollman, S.M.;
306 Kahn, K.; Dunger, D.B.; Norris, S.A. Examining the relationships between body image, eating attitudes,
307 BMI, and physical activity in rural and urban South African young adult females using structural
308 equation modeling. *PloS one* **2017**, *12*, e0187508, doi:10.1371/journal.pone.0187508.
- 309 3. Pontzer, H.; Durazo-Arvizu, R.; Dugas, L.R.; Plange-Rhule, J.; Bovet, P.; Forrester, T.E.; Lambert, E.V.;
310 Cooper, R.S.; Schoeller, D.A.; Luke, A. Constrained Total Energy Expenditure and Metabolic
311 Adaptation to Physical Activity in Adult Humans. *Curr Biol* **2016**, *26*, 410-417,
312 doi:10.1016/j.cub.2015.12.046.
- 313 4. Blair, S.N.; Archer, E.; Hand, G.A. Commentary: Luke and Cooper are wrong: physical activity has a
314 crucial role in weight management and determinants of obesity. *International journal of epidemiology*
315 **2013**, *42*, 1836-1838, doi:10.1093/ije/dyt160.
- 316 5. Luke, A.; Cooper, R.S. Physical Activity Does Not Influence Obesity Risk: Time to Clarify the Public
317 Health Message. *International journal of epidemiology* **2013**, *42*, 1831-1836,
318 doi:<http://dx.doi.org/10.1093/ije/dyt159>.
- 319 6. Westerterp, K.R.; Speakman, J.R. Physical Activity Energy Expenditure Has Not Declined since the
320 1980s and Matches Energy Expenditures of Wild Mammals. *International journal of obesity* **2008**, *32*, 1256-
321 1263, doi:10.1038/ijo.2008.74.
- 322 7. Little, M.A. Human Biology of African pastoralists. *Yearbook of Physical Anthropology* **1989**, *32*, 215-247.
- 323 8. Katzmarzyk, P.T.; Mason, C. The Physical Activity Transition. *J Phys Act Health* **2009**, *6*, 269-280.
- 324 9. Ancy, V.I., A.; Manoli, C.; Magnani S. Relationship between livestock herd and Fulani families from
325 Ferlo: socio-economic indicators of pastoral system transformation. *Renc. Rech. Ruminants* **2007**, *14*.

5. Réalisations

- 326 10. Evenson, K.R.; Herring, A.H.; Wen, F. Accelerometry-Assessed Latent Class Patterns of Physical
327 Activity and Sedentary Behavior With Mortality. *American journal of preventive medicine* **2017**, *52*, 135-
328 143, doi:10.1016/j.amepre.2016.10.033.
- 329 11. Miles-Chan, J.; G. Dulloo, A. Posture Allocation Revisited: Breaking the Sedentary Threshold of Energy
330 Expenditure for Obesity Management. *Frontiers in physiology* **2017**, *8*, doi:10.3389/fphys.2017.00420.
- 331 12. Bastian, T.; Maire, A.; Dugas, J.; Ataya, A.; Villars, C.; Gris, F.; Perrin, E.; Caritu, Y.; Doron, M.; Blanc,
332 S., et al. Automatic Identification of Physical Activity Types and Sedentary Behaviors from Triaxial
333 Accelerometer: Laboratory-Based Calibrations Are Not Enough. *Journal of applied physiology* **2015**, *118*,
334 716-722, doi:10.1152/jappphysiol.01189.2013.
- 335 13. Macia, E.; Cohen, E.; Gueye, L.; Boetsch, G.; Duboz, P. Prevalence of obesity and body size perceptions
336 in urban and rural Senegal: new insight on the epidemiological transition in West Africa. *Cardiovasc J*
337 *Afr* **2017**, *28*, 324-330, doi:10.5830/CVJA-2017-034.
- 338 14. Tudor-Locke, C. Manual of procedures for the collection, management, and treatment of accelerometer
339 data in the International Study of Childhood Obesity, Lifestyle and the Environment (ISCOLE). **2015**.
- 340 15. Barreira, T.V.; Schuna, J.M., Jr.; Mire, E.F.; Katzmarzyk, P.T.; Chaput, J.P.; Leduc, G.; Tudor-Locke, C.
341 Identifying children's nocturnal sleep using 24-h waist accelerometry. *Medicine and science in sports and*
342 *exercise* **2015**, *47*, 937-943, doi:10.1249/MSS.0000000000000486.
- 343 16. Tudor-Locke, C.; Barreira, T.V.; Schuna, J.M., Jr.; Mire, E.F.; Katzmarzyk, P.T. Fully automated waist-
344 worn accelerometer algorithm for detecting children's sleep-period time separate from 24-h physical
345 activity or sedentary behaviors. *Appl Physiol Nutr Metab* **2014**, *39*, 53-57, doi:10.1139/apnm-2013-0173.
- 346 17. Tudor-Locke, C.; Han, H.; Aguiar, E.J.; Barreira, T.V.; Schuna, J.M., Jr.; Kang, M.; Rowe, D.A. How fast
347 is fast enough? Walking cadence (steps/min) as a practical estimate of intensity in adults: a narrative
348 review. *British journal of sports medicine* **2018**, *52*, 776-788, doi:10.1136/bjsports-2017-097628.
- 349 18. Assah, F.; Mbanya, J.C.; Ekelund, U.; Wareham, N.; Brage, S. Patterns and Correlates of Objectively
350 Measured Free-Living Physical Activity in Adults in Rural and Urban Cameroon. *J Epidemiol*
351 *Community Health* **2015**, *69*, 700-707, doi:10.1136/jech-2014-205154.
- 352 19. Tudor-Locke, C.; Camhi, S.M.; Leonardi, C.; Johnson, W.D.; Katzmarzyk, P.T.; Earnest, C.P.; Church,
353 T.S. Patterns of adult stepping cadence in the 2005-2006 NHANES. *Preventive medicine* **2011**, *53*, 178-181,
354 doi:10.1016/j.ypmed.2011.06.004.
- 355 20. Sumner, J.; Uijtewilligen, L.; Chu, A.H.; Ng, S.H.; Barreira, T.V.; Sloan, R.A.; Van Dam, R.M.; Muller-
356 Riemenschneider, F. Stepping volume and intensity patterns in a multi-ethnic urban Asian population.
357 *BMC public health* **2018**, *18*, 539, doi:10.1186/s12889-018-5457-y.
- 358 21. Rowe, D.A.; Welk, G.J.; Heil, D.P.; Mahar, M.T.; Kemble, C.D.; Calabro, M.A.; Camenisch, K. Stride rate
359 recommendations for moderate-intensity walking. *Medicine and science in sports and exercise* **2011**, *43*,
360 312-318, doi:10.1249/MSS.0b013e3181e9d99a.
- 361 22. Abel, M.; Hannon, J.; Mullineaux, D.; Beighle, A. Determination of step rate thresholds corresponding
362 to physical activity intensity classifications in adults. *J Phys Act Health* **2011**, *8*, 45-51.
- 363 23. WHO, W.H.O. Global Recommendations on Physical Activity for Health. In *Global Recommendations on*
364 *Physical Activity for Health*, Geneva, 2010.
- 365 24. Tudor-Locke, C.; Brashear, M.M.; Katzmarzyk, P.T.; Johnson, W.D. Peak stepping cadence in free-living
366 adults: 2005-2006 NHANES. *J Phys Act Health* **2012**, *9*, 1125-1129.

5. Réalisations

- 367 25. Diaz, K.M.; Howard, V.J.; Hutto, B.; Colabianchi, N.; Vena, J.E.; Safford, M.M.; Blair, S.N.; Hooker, S.P.
368 Patterns of Sedentary Behavior and Mortality in U.S. Middle-Aged and Older Adults: A National
369 Cohort Study. *Ann Intern Med* **2017**, *167*, 465-475, doi:10.7326/M17-0212.
- 370 26. Cohen, E.; Gradidge, P.J.; Ndao, A.; Duboz, P.; Macia, E.; Gueye, L.; Boetsch, G.; Pasquet, P.;
371 Holdsworth, M.; Chapuis-Lucciani, N. Biocultural determinants of overweight and obesity in the
372 context of nutrition transition in Senegal: a holistic anthropological approach. *J Biosoc Sci* **2018**,
373 10.1017/S0021932018000287, 1-22, doi:10.1017/S0021932018000287.
- 374 27. Owen, N.; Healy, G.N.; Matthews, C.E.; Dunstan, D.W. Too Much Sitting: The Population Health
375 Science of Sedentary Behavior. *Exerc Sport Sci Rev* **2010**, *38*, 105-113, doi:10.1097/JES.0b013e3181e373a2.
- 376 28. Cohen, E.; Amougou, N.; Ponty, A.; Loinger-Beck, J.; Nkuintchua, T.; Monteillet, N.; Bernard, J.Y.; Said-
377 Mohamed, R.; Holdsworth, M.; Pasquet, P. Nutrition Transition and Biocultural Determinants of
378 Obesity among Cameroonian Migrants in Urban Cameroon and France. *Int J Environ Res Public Health*
379 **2017**, *14*, doi:10.3390/ijerph14070696.
- 380 29. Pontzer, H.; Wood, B.M.; Raichlen, D.A. Hunter-gatherers as models in public health. *Obesity reviews* :
381 an official journal of the International Association for the Study of Obesity **2018**, *19 Suppl 1*, 24-35,
382 doi:10.1111/obr.12785.
383



© 2019 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

5. Réalisations

6. Discussion

6. Discussion

6. Discussion

6.1. Qu'est ce qui est résolu ? Contribution à la caractérisation du comportement de mouvement

6.1.1. Méthodes de mesures basées sur l'accélérométrie

Maitriser les interprétations des résultats obtenus par l'approche classique.

L'approche classique utilisée dans la grande majorité des études épidémiologiques qui s'appuient sur des accéléromètres repose sur des processus de traitement propriétaire. En conséquence, la portabilité et la comparabilité entre les appareils de différentes marques sont compromises. Les coups par minutes proposés par l'Actilife, le logiciel compagnon de l'accéléromètre le plus utilisé (i.e. L'Actigraph™), impliquent une méthode non publiée de conversion à partir du signal brut. Par ailleurs des limites ont été mises en évidence quant aux résultats obtenus sans que leurs origines ne soient identifiées ; l'interprétation des études en est ainsi affectée.

Le premier article présenté dans ce travail de thèse a permis de répondre à la problématique d'opacité des filtres propriétaires utilisés classiquement pour convertir le signal accélérométrique en coups par minute. Les paramètres du filtre Actilife ont été caractérisés grâce à une méthode de reverse engineering détaillée, offrant la possibilité à la communauté scientifique de maîtriser l'ensemble de la chaîne de traitement lors de l'étude de l'activité physique grâce aux coups par minutes. Cette méthode permet de répliquer les coups de l'Actilife avec d'excellentes performances ($r=0.997$; $\text{NRMSE} = 1.58\%$), légèrement meilleures que celles du modèle développé par Brond et al. ($r=0.998$, $\text{NRMSE} = 6.66\%$) (Brond, Andersen et al. 2017). La comparabilité entre études utilisant différents appareils est ainsi facilitée et il est désormais possible d'examiner les paramètres du filtre au regard des hypothèses et des activités impliquées.

Les paramètres d'enregistrement de l'amplitude et de la fréquence ont historiquement été déterminés à partir des résultats d'études portant sur l'accélération liée au mouvement humain. Les paramètres du filtre Actilife impliquent ainsi un seuil d'atténuation progressive à 2.2 g pour l'amplitude et une bande de fréquence de 0.1 à 3.5 Hz (pic de fréquence à 0.76 Hz, coupure de -3 décibel à [0.3-1.6Hz]) avec une atténuation très marquée au-delà, permettant de capturer l'essentiel des activités quotidiennes pour une référence à la hanche (Bouten, Koekkoek et al. 1997). Il a cependant été soulevé, comme confirmé dans notre article n°1, que des activités de course, dès 8 km/h, induisaient un phénomène plateau des coups par minute par rapport à la vitesse (John, Miller et al. 2012). Nous avons montré que ce phénomène n'était clairement pas lié aux changements de démarche des individus, ni à l'amplitude associée à l'augmentation de la vitesse mais en réalité au traitement du contenu fréquentiel du signal enregistré. Le filtre Actilife agit comme un filtre de Butterworth, c'est-à-dire que le signal subit une atténuation de -3 décibel à partir de 1.6 Hz, puis une atténuation progressive du signal jusqu'à une suppression totale à 6 Hz. La fréquence dominante de l'accélération enregistrée sur l'axe vertical pendant la course est de 2.68 Hz à 8 km/h et dépasse les 3 Hz à 16 km/h ; le signal est ainsi largement impacté par le filtre. Ces fréquences

6. Discussion

peuvent être d'autant plus hautes que l'accéléromètre est placé au niveau d'un segment corporel impliquant des mouvements vifs (Bhattacharya, McCutcheon et al. 1980, Antonsson and Mann 1985). Les coups par minute calculés lors d'activités impliquant de hautes fréquences ne sont alors pas proportionnels à l'intensité de l'activité. Ces observations sont particulièrement déterminantes pour l'interprétation d'étude chez le sportif, ou chez l'enfant ainsi que toute autre étude dont le placement de l'accéléromètre et les activités pratiquées impliquent des fréquences supérieures à 1.6 Hz.

Par ailleurs une surestimation des coups par minutes convertis par le filtre Actilife a été identifiée à partir d'un signal échantillonné à plus de 30 Hz par rapport à un signal échantillonné à 30 Hz (i.e. la fréquence d'échantillonnage par défaut pour l'ActiGraph™) (Brond and Arvidsson 2016). Brond et al. ont montré qu'il ne s'agissait ici pas d'une différence liée à la fréquence de Nyquist des activités qui serait saisissable à une fréquence d'échantillonnage supérieure à 30 Hz mais bien d'une erreur de traitement due au repliement spectral associé au filtre. Le filtre Actilife permet une atténuation totale du signal au-delà de 6 Hz pour un échantillonnage à 30 Hz ou un multiple de 30 Hz (i.e. 60 et 90 Hz) tandis que les autres fréquences d'échantillonnage disponibles (i.e. 40, 50, 70, 80 et 100 Hz) impliquent un repliement entre 7 et 14 Hz expliquant le surplus de coups calculés.

Grâce à l'ensemble de ces éléments il est désormais possible d'interpréter les résultats des études basés sur les coups par minutes en connaissance de cause. Ceci confirme le besoin de se réapproprié la chaîne de traitement et de s'interroger sur les informations à exclure et garder à partir du signal brut. Le stockage des données accélérométriques n'étant plus limité il apparaît pertinent de s'affranchir des filtres propriétaires construits sur des bases historiques. Nous avons montré que le phénomène plateau pouvait être surmonté grâce à l'élargissement des bornes du filtre (e.g. l'utilisation d'un filtre passe-haut). L'élimination de la composante gravitationnelle opérée grâce à l'atténuation des basses fréquences permet d'étudier la composante dynamique sans altérer le signal. Aujourd'hui l'ENMO et la MAD sont des méthodes simples permettant la séparation des informations statiques et dynamiques du signal.

Placement de l'accéléromètre et statut pondéral

La facilité de port, avec un appareil attaché à une ceinture, et la proximité du centre de gravité du corps humain ont induit une utilisation massive des accéléromètres placés à la hanche. Contrairement à d'autres placements (cheville, cuisse, poignet ...) la hanche est reconnue pour permettre une évaluation des comportements associés à une inactivité soutenue distincte des activités d'intensité modérée à vigoureuse grâce à la capture de l'inclinaison et du mouvement du tronc caractéristiques de ce type de comportement. En parallèle, l'intérêt d'un placement au poignet s'impose peu à peu par une utilisation personnelle croissante de bracelets dotés d'un accéléromètre, qui semble favoriser la compliance des sujets (Scott, Rowlands et al. 2017). L'accélérométrie au poignet est également particulièrement utile pour l'étude du sommeil, bien qu'il ait récemment été montré que de bons résultats pouvaient

6. Discussion

être obtenus à partir de la hanche dans le cadre d'algorithmes dédiés (Zinkhan and Kantelhardt 2016).

Aucun effet du statut obèse/non-obèse ni d'effet de l'interaction entre la localisation et le statut pondéral n'a été mis en évidence dans l'article n°2 excepté pour l'estimation de la dépense énergétique par l'équation de Freedson qui prend en compte la masse corporelle en tant que variable indépendante. Généraliser ce résultat pour l'étude du type d'activité ou de périodes temporelles courtes doit cependant se faire avec précaution puisque notre étude compare les différentes métriques à la journée.

L'article n°2 met, en revanche, en lumière la surestimation déjà observée de certains indicateurs comme les pas (Tudor-Locke, Barreira et al. 2015), les coups et les classes d'intensité définies à partir de ces derniers (Loprinzi and Smith 2017) induite par un accéléromètre placé au poignet par rapport à la hanche. De manière intéressante, nous avons observé des divergences moins grandes lors de l'utilisation de seuils site-spécifique basés sur l'ENMO (Hildebrand, van Hees et al. 2014), notamment pour les périodes d'inactivité soutenue par rapport à l'utilisation de seuils définis pour la hanche sur des VM « recalibrés » pour le poignet (Actilife). La classification des activités d'intensité légère ne présentait pas de différence entre la hanche et le poignet à partir de l'ENMO. Ces résultats soulignent la difficulté de caractériser les comportements sédentaires à partir de l'accélérométrie au poignet (Rosenberger, Haskell et al. 2013), particulièrement lors de l'utilisation du VM recalibré.

Si l'absence de référence absolue empêche de conclure clairement sur une meilleure classification réalisée à partir de l'ENMO plutôt que des coups, ces observations mettent l'accent sur la nécessité de développer des outils propres à chaque emplacement d'intérêt (Zinkhan and Kantelhardt 2016) (Ellis, Kerr et al. 2016) (Clark, Nobre et al. 2018), et non d'adapter l'existant par des couches successifs de traitement historiques comme cela a pu par ailleurs être le cas pour le processus de conversion des coups par minute au gré des avancées technologiques (hausse de la fréquence d'échantillonnage, passage de l'uni axial au triaxial ...). L'importance de maîtriser la chaîne de traitement est d'autre part une nouvelle fois soulignée.

Ces résultats confirment que la comparaison entre études impliquant différentes localisations d'accéléromètres n'est pas informative à ce stade au vu des divergences de résultats issus du poignet et de la hanche, en l'absence d'études à large échelle dans différentes populations.

En parallèle aux investigations menées sur la capacité des différents placements à permettre une reconnaissance des activités, il est aujourd'hui démontré que le choix du placement dépend de l'objectif de l'étude (Clark, Nobre et al. 2018). Dans le cadre des avancées et de l'intérêt croissant des périodes de sédentarité, le placement à la hanche, associé à des algorithmes propre, apparaît pertinent. Les futures avancées analytiques permettent d'envisager une utilisation d'accéléromètres au poignet notamment lorsque la compliance du

6. Discussion

sujet s'impose comme une problématique centrale. Le design des protocoles se doit d'être défini en fonction du type d'activité et de la population étudiée (Clark, Nobre et al. 2018).

Améliorer les outils pour la mesure du cycle de 24 h en condition de vie libre grâce à la reconnaissance des activités.

La mise en évidence des limites associées aux filtres propriétaires, ainsi que la relation non-linéaire entre accélérométrie et dépense énergétique soulignent la nécessité de s'appuyer sur des informations complémentaires au-delà des simples coups par minutes. L'article n°3 de ce travail de recherche met en avant l'intérêt de la reconnaissance des activités dans le développement de modèle prédictif de la dépense énergétique.

En lien avec les recommandations précédemment détaillées dans cette thèse une attention spéciale a été portée aux données à partir desquelles le modèle d'estimation a été développé et validé. Contrairement à la plupart des équations couramment utilisées, nous nous sommes ici appuyés sur une série d'activités sélectionnées afin d'être représentatives de la vie quotidienne, notamment recueillies lors d'un parcours urbain. L'ensemble de ces activités a été pondéré pour éviter la surreprésentation de certaines d'entre elles et correspondre à la répartition rencontrée en vie libre (Ainsworth, Haskell et al. 2011). Etape incontournable pour des résultats fiables, la validation de ce modèle a été réalisée en condition de vie semi libre pour évaluer les performances activités par activités et en condition de vie libre avec comme méthode de référence l'eau doublement marquée. Ceci a été réalisé dans le but de limiter l'impact du design de ce type d'études habituellement réalisées en condition contrainte (van Hees, Golubic et al. 2013). De plus, les algorithmes utilisés ici pour la reconnaissance des activités et pour l'estimation de la dépense énergétique ont été initialement développés pour un accéléromètre à la hanche, comme utilisé dans cette étude, permettant d'éviter les biais soulignés par l'article n°2. Cette méthodologie associée à un choix d'indicateurs de performances forts nous permet de conclure avec confiance quant à la validité de nos résultats.

A travers ce travail nous confirmons les faiblesses des modèles basés uniquement sur des régressions linéaires. Nous avons montré que les performances d'un modèle multilinéaire reposant sur une reconnaissance automatique d'activités et postures dépassaient celles d'un simple modèle linéaire et d'un modèle basé sur des seuils développé par Sasaki et al. (Sasaki, John et al. 2011), ce qui était discuté jusqu'à présent (Montoye, Begum et al. 2017, de Almeida Mendes, da Silva et al. 2018). Ces performances rejoignent celles obtenues grâce à un algorithme branché basé sur la combinaison d'accélérométrie et de fréquence cardiaque (l'Actiheart) reconnu comme une référence dans l'estimation de la dépense énergétique en vie libre (Villars, Bergouignan et al. 2012). Il est important de noter que pour obtenir de telles performances l'approche utilisée par l'Actiheart implique une calibration individuelle issue d'un test de marche préalable. L'application de cette méthode dans le cadre d'étude à large

6. Discussion

échelle est ainsi limitée par la nécessité de calibration en plus du port d'un capteur supplémentaire plus invasif qu'un simple accéléromètre à la hanche.

Bonomi et al. rapportent une amélioration de 13% de la variance expliquée de la dépense énergétique liée à l'activité physique grâce à une identification préalable des activités, combinée aux METS correspondantes, issus d'un compendium par rapport à un modèle basé sur des coups par minute (Bonomi, Plasqui et al. 2009). Notre étude confirme l'apport de la reconnaissance et révèle une amélioration de la variance expliquée de l'ordre de 43%. Bien que notre modèle multilinéaire activité-spécifique ait été développé à partir du vecteur magnitude des coups par minutes, son application en vie libre s'appuie sur la reconnaissance automatique des activités à partir de caractéristiques fréquentielles et temporelles issues du signal brut. Ce sont ces informations supplémentaires qui permettent de s'affranchir de la difficulté largement soulignée de discriminer les activités sédentaires des activités d'intensité légères uniquement à partir des coups par minute. Elles rendent ainsi possible la prise en compte de l'activité tonique (e.g. avachis vs assis) et des contractions isométriques (e.g. assis vs debout) lors de postures statiques impliquant une dépense énergétique jusqu'à 30% supérieure (Miles-Chan and G. Dulloo 2017). En parallèle, la reconnaissance des activités autorise un ajustement de l'estimation de la dépense énergétique liée à la pratique d'activités spécifiques telles que le vélo dont la relation entre coups et dépense énergétique est quasiment constante et dont l'amplitude accélérométrique se rapproche de celle mesurée en posture « assis passivement » par un accéléromètre à la hanche. Néanmoins le phénomène plateau persiste pour les activités d'intensité vigoureuse impliquant de hautes fréquences (e.g. la course à plus de 8 km/h) malgré l'identification des activités.

Etudier le cycle des comportements quotidien implique non seulement une mesure fine de l'activité physique et des comportements sédentaires mais également l'identification des périodes passées en sommeil. Ce dernier a longtemps été mis à l'écart des études épidémiologiques sur l'activité physique et n'est que rarement mentionné dans les recommandations. Ses effets propres sur la santé (Stamatakis, Rogers et al. 2015) justifient de le différencier clairement des comportements sédentaires par des méthodes d'identification propres à ce comportement (Zinkhan and Kantelhardt 2016). Au cours des analyses conduites dans ce travail de thèse nous nous sommes appliqués à réaliser une détection fiable des périodes passées au lit à partir de l'accélérométrie ainsi que des périodes durant lesquelles l'appareil n'était pas porté. L'utilisation du signal brut est là encore un atout crucial puisqu'il permet de capturer la moindre variation due aux mouvements du capteur par rapport à une période d'immobilité totale lorsque le capteur est placé sur un objet inerte. La posture apporte également des informations caractéristiques d'une période de sommeil lorsqu'une période prolongée allongé est détectée dans une fenêtre de temps correspondant à un épisode nocturne. Des études supplémentaires semblent pertinentes, notamment pour intégrer une reconnaissance du sommeil au sein des algorithmes d'apprentissage automatique.

Ces résultats appuient clairement les observations mises en avant tout au long de ce travail de thèse soulevant la nécessité d'exploiter l'ensemble des informations contenues dans le

6. Discussion

signal brut. L'estimation continue de la dépense énergétique à partir de modèles basés sur l'accélérométrie permet de caractériser la fréquence, la durée, et l'intensité des épisodes d'activités (Plasqui, Bonomi et al. 2013). En plus de ces trois dimensions, l'activité physique est caractérisée par son type en lien avec les effets physiologiques impliqués (Barisic, Leatherdale et al. 2011). Indépendamment de la dépense énergétique, la posture peut avoir un effet sur la réponse cardiovasculaire et le profil métabolique (Miles-Chan and G. Dulloo 2017, Debache, Bergouignan et al. 2019). L'approche que nous proposons basée sur la reconnaissance permet d'affiner les estimations du comportement sédentaire jusqu'aux activités d'intensité vigoureuse, mais également de déterminer le type d'activité à travers l'identification de la posture et des activités afin de caractériser les composantes du comportement de mouvement (i.e. temps totale, interruptions, périodes, intensité, et type) au sein d'un cycle de 24h tel que conceptualisé par Tremblay et al. (Tremblay, Aubert et al. 2017).

L'information de la posture apparaît cruciale en tant que reflet du contexte des habitudes individuelles lors de la réalisation du comportement sédentaire et des activités physiques. Miles-Chan et Dulloo soulignent l'intérêt de mettre en place des stratégies adaptées de réallocation des postures sédentaires et des activités légères pour le contrôle de l'obésité (Miles-Chan and G. Dulloo 2017). Les recommandations officielles n'ont pas la même portée si l'essentiel des comportements sédentaires est passé allongé, ou bien assis (e.g. incitation à marcher ou à prendre le vélo si un temps important passé assis dans le transport est détecté). De telles considérations présentent un intérêt considérable pour permettre aux politiques publiques de santé de cibler les comportements délétères avec finesse selon les postures identifiées.

Conclusion - S'affranchir de l'approche classique

Grâce à ces travaux nous avons montré qu'il est désormais possible de répliquer les méthodes de traitements classiquement utilisées et de maîtriser les interprétations de leurs résultats. Des implications liées aux placements de l'accéléromètre ont également été caractérisées. La comparabilité des études impliquant différents placement est difficile en l'état, chaque localisation nécessitant des algorithmes propres. Il apparaît pertinent de s'affranchir des méthodes classiques pour s'orienter vers l'utilisation des informations jusqu'ici ignorées contenues dans le signal accélérométrique brut ainsi que d'utiliser une méthodologie solide, basée sur des données issues d'activités représentatives de la vie quotidienne pour le développement d'outils performants. Nous avons montré que la reconnaissance des activités permet de surmonter certaines limites mises en évidence et d'apporter des clefs pour capturer l'ensemble des dimensions du comportement sédentaire et de l'activité physique. Les outils ainsi développés contribuent à offrir l'opportunité d'établir un phénotypage plus précis du comportement de mouvement en condition de vie libre.

6. Discussion

6.1.2. Application des outils pour caractériser les profils de comportement de mouvement à travers l'urbanisation

Afin de caractériser les profils d'activité et de comportement sédentaire à différents degrés de modernisation nous nous sommes attachés à prendre en compte les limitations mises en évidence précédemment. L'article n°4 s'inscrit ainsi dans la lignée des considérations établies. Une reconnaissance automatique des activités et postures à partir d'un algorithme validé en vie libre et développé en se reposant sur des caractéristiques issues du signal brut a été appliquée afin de s'affranchir des réserves associées aux méthodes classiques.

Caractériser les profils de marches

Les pas et les cadences sont des indicateurs des profils de marche largement utilisés (Tudor-Locke, Han et al. 2018). Le calcul des pas est cependant impacté par le bruit du signal issu de l'accélération liée aux vibrations indépendantes du mouvement humain filtrée uniquement en partie, notamment dans les transports. Notre approche basée sur la reconnaissance permet de limiter la prise en compte de pas artéfacts décomptés lors de mouvement inopportun.

Grâce à cette méthodologie, l'article n°4 met en avant un temps passé en activité de marche plus important, réalisée dans des périodes plus longues, chez les Peuls ruraux, tandis que les sujets urbains présentent des profils moins actifs. Ces résultats en accord avec des études reposant des questionnaires ou une approche accélérométrique classique (Assah, Ekelund et al. 2009) (Cohen, Amougou et al. 2017) suggèrent que les individus en milieu rural sont ainsi susceptibles d'atteindre plus facilement les recommandations orientées vers les activités d'intensité modérée à vigoureuse, et notamment de déplacements actifs.

En parallèle, la reconnaissance des postures a permis de mettre en avant le temps passé en posture debout statique chez les Foulanis urbains alors qu'une approche basée sur un seuil de 100 coups par minute n'aurait pas permis de soulever cet élément. L'importante quantité de temps ainsi que la différence de dépense énergétique et les effets physiologiques associés à la posture debout statique par rapport à une posture assis (Miles-Chan and G. Dulloo 2017) mettent l'accent sur l'intérêt de la reconnaissance de cette composante. Bien que le temps passé en posture debout (statique + dynamique) soit similaire dans les deux groupes l'observation d'un temps plus important passé statique chez les urbains est en accord avec les études présentant le développement des transports motorisés au détriment de la marche et des occupations professionnelles avec une faible demande en activité physique au fur et à mesure de l'urbanisation (Katzmarzyk and Mason 2009).

Périodes de sédentarité et fractionnement

Il a été clairement souligné que les méthodes d'évaluation accélérométriques classiques en continu ne permettent en réalité que de mettre en évidence les périodes d'inactivité soutenue et non de sédentarité car elles ne prennent pas en compte la posture (Miles-Chan and G. Dulloo 2017). La reconnaissance automatique d'activité est ici un atout majeur

6. Discussion

puisqu'elle permet d'identifier les périodes allongé, assis ou debout immobile là ou un seuil de 100 coups par minutes aurait induit un regroupement de ces types d'activités. Par ailleurs, une sous-estimation du temps passé sédentaire a été montré lors de l'utilisation d'un seuil de 100 coups par minutes, probablement du fait de mouvements amples lors de la posture assise, mais n'entraînant finalement qu'une faible dépense énergétique (Kozey-Keadle, Libertine et al. 2011). Par exemple lors de déplacements motorisés, les vibrations induites par les véhicules peuvent entraîner un dépassement du seuil accélérométrique de 100 coups par minute alors que l'individu est engagé dans un comportement sédentaire. L'intérêt de la reconnaissance est ainsi également marqué pour la détection des périodes passées assis dans les transports.

L'application de ces outils à l'étude d'une population spécifique a permis de mettre en évidence un temps total sédentaire non différent au sein des deux groupes. Nous notons cependant des nuances au sein de ces profils de sédentarité. Nous avons montré que les Peules urbains passaient plus de temps assis que les ruraux, et plus de temps dans des périodes sédentaires de plus de 60 minutes. Cette observation suggère un glissement vers un comportement sédentaire plus prononcé en fonction de l'urbanisation, notamment par des périodes prolongés, dont les effets néfastes sur l'état de santé ont été suggérés (Owen, Healy et al. 2010). Une étude approfondie en lien avec l'évolution des maladies chroniques est nécessaire et permettrait de déterminer l'impact des interruptions et des périodes prolongés des comportements sédentaires dans la transition épidémiologiques.

Conclusion - La reconnaissance de la posture contribue au phénotypage du comportement de mouvement.

L'opportunité de discriminer finement les activités légères et de sédentarité permet de caractériser les profils d'activités physiques et de sédentarité au-delà de la dépense énergétique. S'ajoute à cela la possibilité d'affiner l'étude des comportements actifs à travers la mesure des profils de marches. Bien que l'application de nouveaux outils réalisée dans l'article n°4 ne soit que préliminaire, ce travail de thèse apporte une contribution notable à la future caractérisation du comportement de mouvement au sein de la transition épidémiologique.

Les résultats suggèrent une baisse de l'activité physique dans les premiers temps de la modernisation, suivie d'un stade associé à une hausse de la sédentarité. Ces observations appuient l'hypothèse selon laquelle la transition épidémiologique serait accompagnée d'un bouleversement progressif du comportement de mouvement qui pourrait contribuer au déséquilibre de la régulation de la prise de poids à partir d'un certain seuil (Katzmarzyk and Mason 2009).

Dans les domaines d'étude de l'urbanisation des populations, les résultats de l'article n°4 se démarquent clairement des travaux basés sur des questionnaires (Macia, Cohen et al. 2017, Cohen, Gradidge et al. 2018) ainsi que ceux basés sur une approche accélérométrique classique (Luke, Bovet et al. 2014, Assah, Mbanya et al. 2015). La méthodologie appliquée

6. Discussion

dans cette thèse ne permet pas une comparabilité directe avec les travaux disponibles dans la littérature. Aucune étude ne traite de l'évolution du temps passé dans chaque posture ou type d'activité à travers la transition épidémiologique à partir d'une mesure objective de ces comportements. De nouvelles références doivent être établies au sein de populations aux différents modes vies afin d'interpréter les différences de profils d'activité dans chaque environnement.

6.2. Comment avancer ? L'avenir de la mesure du comportement de mouvement

Les richesses du signal brut

Le signal brut accessible grâce à la miniaturisation des espaces de stockage et exploitables du fait du développement de la puissance de calcul des ordinateurs est désormais incontournable. Qu'elles soient réductionnistes ou non, issues du domaine fréquentiel ou temporel, de nombreuses caractéristiques du signal sont disponibles afin de rendre compte de la complexité de l'accélération enregistrée en condition de vie libre (Kate, Swartz et al. 2016). Le modèle proposé dans l'article n°3 pourrait être amélioré par l'utilisation de métriques capable de prendre en compte la composante dynamique du signal en isolant la composante gravitationnelle (e.g. l'ENMO, MAD, AI, filtre passe haut...) afin d'éviter les effets du phénomène plateau pendant le course. Ces méthodes n'impliquent cependant pas le traitement des vibrations externes et des mouvements parasites de l'appareil pouvant impacter l'accélération enregistrée (Bouten, Koekkoek et al. 1997). Des études supplémentaires sont nécessaires pour caractériser leur importance et les méthodes pour les atténuer sans altérer le contenu du signal lié aux mouvements humains.

L'apport de la reconnaissance des postures et types d'activités

Il n'existe pas de consensus sur le nombre de classes et de la nature des activités nécessaires pour représenter l'ensemble du spectre du mouvement humain. Une piste d'amélioration des outils mis en place consiste à la reconnaissance d'activités supplémentaires impliquant une relation entre accélérométrie et dépense énergétique différente de celle des activités identifiées jusqu'à présent.

Pour la marche, il a été montré que cette relation variait en fonction de l'angle de la pente sur laquelle était réalisée l'activité (Kawata, Shiozawa et al. 2007). Ces variations sont d'autant plus importantes pour la marche en montée, entraînant une hausse de la dépense énergétique pouvant atteindre deux fois celle mesurée sur du plat pour une pente à 10%, alors que la marche en descente induit une dépense énergétique sensiblement similaire (Minetti, Moia et al. 2002). Dans le cadre de travaux exploratoires, j'ai cherché à prendre en compte ces observations en développant un modèle en deux étapes basé sur des réseaux neuronaux artificiels (une couche cachée, 25 neurones) permettant la reconnaissance de la marche en pente. Pour chaque étape, une stabilisation temporelle des activités reconnues a été réalisée grâce à l'algorithme Viterbi. La première étape a consisté au développement d'un modèle capable de reconnaître sept postures d'intérêt (allongé, assis, debout, piétinement,

6. Discussion

marche, course et vélo). Les données d'apprentissage étaient composées de 50% des sujets des bases « CL » et « Parcours » et les caractéristiques d'entrées sont celles utilisées dans les travaux de Bastian et al. (Bastian, Maire et al. 2015). Cette première étape a permis d'obtenir une exactitude de 0.84 lors de la validation sur les activités réalisées lors du parcours urbain par les sujets non utilisés lors de la phase d'apprentissage (tableau en Annexe 3). La seconde étape a consisté à développer un second modèle capable de discriminer la marche sur le plat et la marche en montée au sein de la classe d'activité « marche » préalablement identifiée. Les caractéristiques d'entrée étaient composées des mêmes métriques qu'utilisées pour l'étape 1 ainsi que des corrélations du signal issu des axes X;Y, X;Z et Y;Z. L'ensemble de données d'apprentissage était constitué par la moitié des sujets de la base « Parcours », incluant des périodes de marche en pente en vie libre. Les performances obtenues (exactitude=0.81 ; tableau en Annexe 3), montrent la faisabilité de ce type de reconnaissance à partir de l'accélérométrie. Ces résultats restent préliminaires au vu du faible nombre de données associées à la marche en pente recueillies pendant le parcours urbain mais soulignent l'opportunité offerte par le signal accélérométrique brut de saisir certaines subtilités du comportement de mouvement. Par ailleurs des études ont montré de meilleures performances grâce à l'utilisation des coordonnées GPS par rapport à l'accélérométrie pour la prise en compte de la pente dans l'estimation de la dépense énergétique en condition de vie libre (de Mullenheim, Chaudru et al. 2018). Il serait évidemment pertinent de coupler ces deux informations.

La reconnaissance d'activités supplémentaires, telles que les activités du domaine, domestique présente également un intérêt majeur puisque ces activités représentent une part importante de la dépense énergétique quotidienne au regard de la distribution temporelle de chaque épisode (Ainsworth, Haskell et al. 2011).

La répartition et le type d'activités de la vie courante dépendent des habitudes individuelles mais également de la population et de l'organisation structurelle de l'environnement. La population Peule du Ferlo évolue par exemple dans un environnement rural principalement sur sol sableux plutôt que sur des routes goudronnées, avec des charrettes plutôt que des voitures, et les repas se prennent en général accroupis par terre, sans table ni chaise. Ces spécificités impliquent un signal accélérométrique propre à la population étudiée. Les algorithmes s'avèrent moins performants dans des conditions éloignées de l'environnement à partir duquel les données d'apprentissage ont été recueillies (van Hees, Golubic et al. 2013). Une amélioration peut ainsi être opérée par le développement d'algorithmes adaptés à la vie courante de la population d'intérêt.

L'essor de l'apprentissage automatique

Bien que permettant une amélioration des outils existants, la multilinéarité du modèle développé dans l'article n°3 reposant sur des régressions linéaires pour chaque classe d'activité représente une limite. La relation entre accélérométrie et dépense énergétique n'est en réalité pas forcément linéaire même au sein des types d'activités identifiés.

6. Discussion

L'exemple du vélo illustre la difficulté de caractériser une proportionnalité entre l'accélérométrie et l'intensité de l'activité. Cette limite est également observable au sein de la posture « assis » pendant laquelle il apparaît complexe de distinguer les variations d'intensité uniquement grâce à une modélisation linéaire de la relation accélérométrie et énergie (e.g. posture assis inactif devant la télé versus posture assis actif en train de cuisiner). La reconnaissance de postures et activités supplémentaires, comme détaillée pour la marche en pente, permettrait de surmonter en partie cette limitation mais semble difficile à mettre en place pour chaque cas spécifique. Des études ont récemment montré de bonnes performances pour l'estimation de la dépense énergétique par des modèles régressifs basés sur l'apprentissage automatique, et la supériorité de tels modèles prédictifs lorsqu'ils sont développés à partir de classes d'activités annotées au préalable (Kate, Swartz et al. 2016, Montoye, Begum et al. 2017, de Almeida Mendes, da Silva et al. 2018, Farrahi, Niemelä et al. 2018). Il est ainsi probable que l'application de méthodes basées sur l'apprentissage automatique plutôt qu'un modèle multilinéaire entraînera une amélioration de la prédiction par classe d'activité.

Concernant l'opportunité d'utiliser une méthode régressive couplée à une méthode de reconnaissances toutes deux basées sur l'apprentissage automatique, Kate et al. avancent des performances similaires à celles d'un seul algorithme développé à partir des mêmes données (Kate, Swartz et al. 2016). Ces auteurs suggèrent que ce type de modèle unique aurait déjà implicitement appris l'équivalent de la classification des activités et qu'une combinaison de deux modèles ne permettrait pas l'amélioration de l'estimation de la dépense énergétique. Il est en effet à souligner que pour que la combinaison de deux algorithmes entraîne de meilleures performances, ceux-ci se doivent d'apporter des informations complémentaires. Les algorithmes présentés dans l'étude comparative de Kate et al. s'appuient sur un ensemble de caractéristiques issues du signal brut permettant d'apporter les informations nécessaires pour réaliser une bonne estimation dans le cadre de relations non-linéaires. Une des limites de cette étude réside dans la pauvre représentativité des données d'apprentissage collectées lors d'une série d'activités contrôlées réalisée par des sujets équipés d'un calorimètre portable. La validation en condition de vie libre des modèles développés à partir de métriques issues d'un protocole d'activités standardisées en condition contrainte est pourtant incontournable pour évaluer le potentiel sur-apprentissage (Farrahi, Niemelä et al. 2018). L'implication d'un nombre de caractéristiques d'entrée trop important peut accentuer ce phénomène par le « fléau de la dimension » lié à un déséquilibre entre la quantité de données d'apprentissage et la dimension de l'espace des caractéristiques. Les auteurs prennent en partie en compte cet obstacle en appliquant une méthode de sélection des caractéristiques. Ils ne présentent cependant pas de meilleures performances suite à ce traitement, ce qui souligne la nécessité d'une validation sur un ensemble de données indépendant à partir de périodes de la vie quotidienne.

En parallèle à ces travaux prometteurs, grâce à la combinaison d'un modèle de reconnaissance et d'un modèle d'estimation, l'article n°3 présenté dans ce travail de thèse

6. Discussion

renseigne sur la nature des informations nécessaires à une bonne estimation. Nous mettons en avant que l'utilisation de métriques sur lesquelles peut s'appuyer un algorithme de reconnaissance automatique des activités permet d'obtenir des performances d'estimation élevées. Ces observations permettent d'envisager l'utilisation d'un couplage de plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique (classifieur, modèle régressif), que l'on sait performant dans le cadre de processus experts pour résoudre des tâches spécifiques (i.e. Intelligence artificielle « faible »), chacun développé à partir d'un nombre réduit de caractéristiques. L'utilisation de caractéristiques d'entrée différentes pour chaque modèle pourrait limiter le « fléau de la dimension » et permettrait au modèle de reconnaissance d'apporter des informations que l'algorithme d'estimation n'a pas pu apprendre directement.

L'intérêt d'une procédure en deux étapes distinctes porte notamment sur la nécessité de distinguer correctement le comportement sédentaire des activités d'intensité légère. En plus de l'estimation de la dépense énergétique, ce procédé permet d'obtenir les informations de la posture des individus en continu sur lesquelles il est possible de s'appuyer pour caractériser les différentes dimensions du comportement de mouvement.

Complémentarité des capteurs portés

Le placement de l'appareil de mesure joue un rôle prépondérant dans la captation de l'accélération corporelle. Chaque localisation apparaît adaptée pour certaines tâches et moins pour d'autres. Les apports d'un placement spécifique à l'étude de certaines situations sont caractérisés (e.g. la cuisse pour la discrimination du comportement sédentaire, le poignet pour le sommeil ...), mais les travaux de comparaison restent rares et les évidences parfois remises en question (Zinkhan, Berger et al. 2014, Montoye, Pivarnik et al. 2016, McLellan, Arthur et al. 2018). Pour répondre à cette problématique un travail en cours dans la lignée de l'article n°2 consiste à étudier le comportement de l'accélérométrie enregistrée au poignet et à la hanche en fonction de la posture de l'individu. Cette méthodologie nous permettra de répondre à des questions basiques : « Identifie-t-on des activités d'intensité modérée à vigoureuse en posture assise à partir de l'accélérométrie captée au poignet ? » mais également plus subtiles telles que « dans quelles postures se concentre le temps passé en activité d'intensité légère identifié à partir de chaque placement ? ».

Des mesures complémentaires peuvent ainsi être enregistrées lors d'une utilisation simultanée à partir de plusieurs localisations pour permettre de meilleures performances de classification des activités et d'estimation de la dépense énergétique. L'IDEEA (MiniSun, Fresno CA) est un exemple de système développé à partir de la combinaison de cinq accéléromètres. Malgré la miniaturisation des capteurs ce type de configuration reste cependant onéreux et inconfortable pour les sujets. D'autres études impliquant la combinaison de seulement deux capteurs mettent en avant une amélioration des performances par rapport aux modèles développés à partir de capteurs uniques (Trost, Cliff et al. 2018, Debache, Bergouignan et al. 2019). Malgré des contraintes plus importantes que

6. Discussion

lors du port d'un seul accéléromètre, ces derniers dispositifs restent envisageables pour une application dans les conditions de la vie courante, en recherche.

Par ailleurs, au-delà des accéléromètres, il existe une variété de capteurs portables permettant des mesures physiologiques associées à l'activité physique. Deux dispositifs ont largement été utilisés et étudiés. L'Actiheart, déjà présenté au cours de ce manuscrit, associe l'accélérométrie avec la mesure de la fréquence cardiaque. Ce type d'approche a été validé pour l'estimation de la dépense énergétique (Villars, Bergouignan et al. 2012, Romero-Ugalde, Garnotel et al. 2017). Un deuxième dispositif impliquant la combinaison de plusieurs capteurs concentrés dans un unique brassard porté au bras est le SenseWear Armband (Andre, Pelletier et al. 2006). En plus de l'accélérométrie il combine la mesure de la température corporelle et des flux de chaleur ainsi que de la réponse électrodermale. Grâce à des techniques variées de modélisation propriétaire il est capable d'évaluer l'intensité et la posture associées à un épisode d'activité. Ses équations n'ont jamais été publiées et il n'est malheureusement aujourd'hui plus commercialisé. Cette combinaison apparaît pourtant particulièrement pertinente. Les informations liées à la température s'avèrent utiles pour la distinction des activités aérobies et anaérobies, sans compter qu'elles permettent d'avoir un indice fiable du port de l'appareil. La réponse électrodermale permet elle aussi d'apporter des informations sur la dimension physiologique de l'épisode d'activité indépendamment du mouvement qui peut être limité lors d'activités en résistance. Son intérêt est de plus reconnu pour la détection des périodes de stress.

En plus de ces appareils de mesures physiologiques, d'autres dispositifs permettent d'obtenir des informations sur le contexte dans lequel est réalisée l'activité physique ou la période de sédentarité. Avec l'essor des smartphones, les techniques d'évaluation écologique momentané (EMA : Ecological momentary assesment) se sont développées, notamment pour saisir l'humeur des individus à un moment donné. Ce sont des applications proposant une série de questions rapides (e.g. Question : Etes-vous stressé ? Réponse : de 1 « Pas du tout » à 5 « Enormément ») dont la notification peut être programmée à une heure définie ou aléatoire, ou synchronisée sur un évènement déclencheur (e.g. une augmentation de la fréquence cardiaque, une période prolongée d'inactivité). Grâce au terminal à disposition, le Bluetooth ou le Wi-Fi peuvent être utilisés pour identifier les appareils à proximité en tant que reflet des interactions de l'individu. En parallèle, des appareils plus classiques tels que les altimètres et les GPS apportent des informations sur la vitesse, la pente, la distance et la localisation des individus.

L'encombrement des capteurs a longtemps été un frein pour leur utilisation multiple dans le cadre d'étude épidémiologique à large échelle. Le développement des smartphones et des bracelets connectés, avec ou sans interface montre qu'un condensé de capteurs au sein d'un même dispositif, dans la lignée du SenseWear Armband, est réalisable. De nombreuses marques proposent aujourd'hui des outils présentés comme étant capables de caractériser un large spectre de profil d'activités à partir d'une combinaison de capteurs (GPS, Altimètre, PPG ...). Les chaînes de traitement sous-jacentes relèvent cependant pour le moment de

6. Discussion

processus propriétaires opaques au grand public et aux équipes de recherches. Les fabricants peuvent compter sur le *big-data* constitué grâce aux renseignements fournis par les clients lors de leur utilisation quotidienne pour développer des algorithmes compétitifs et évolutifs. Les avancées technologiques et ergonomiques ouvrent l'opportunité à la communauté scientifique de disposer d'appareils performants et confortables dans un futur proche, au gré des potentiels rapprochements entre industriels et académiques. La Figure 25 illustre un exemple d'utilisation d'une combinaison de ces méthodes pour la mesure des différentes composantes du comportement de mouvement.

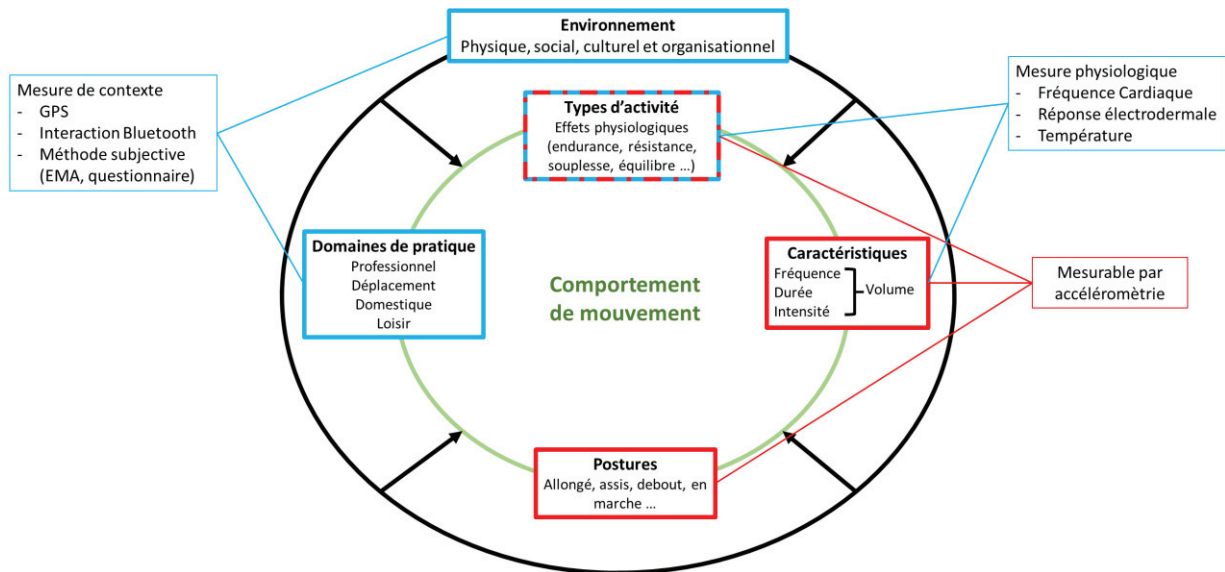


Figure 25 Exemple de méthodes de mesures utilisables pour capturer les différentes composantes associées à l'activité physique et au comportement sédentaire.

EMA = Ecological momentary assesment.

La philosophie accompagnant l'utilisation des données accélérométriques exprimée au long de cette thèse doit s'appliquer également à l'exploitation de l'ensemble de ces informations potentielles. Pour chaque métrique, un traitement à partir du signal brut, et une méthodologie de validation ayant pour objectifs de bonnes performances en conditions de vie libre méthodologique visant des performances apparaissent nécessaires. Afin de maîtriser la chaîne de traitement il apparaît nécessaire de plaider pour une ouverture des outils par les fabricants des différents appareils (van Hees, Thaler-Kall et al. 2016). Devant la quantité de données toujours plus importante aujourd'hui recueillies au sein de serveurs propriétaire, il apparaît pertinent d'établir une passerelle avec le monde académique, ou de puiser de l'inspiration au regard des approches de recueils massifs mises en place par les industriels. Les méthodes d'apprentissage automatique s'appuyant sur des caractéristiques d'entrée issues de ces multiples capteurs et méthodes de mesure offrent la possibilité de faire converger les nombreuses informations afin d'établir les liens entre les différentes composantes du comportement de mouvement et l'état de santé.

Le cycle de 24 h pour caractériser la transition épidémiologique

Les mécanismes physiologique par lesquels les comportements sédentaires, les activités d'intensité légère, d'intensité modérée à vigoureuse et le sommeil affectent l'état de santé général sont liés entre eux (Rosenberger, Fulton et al. 2019). Un paradigme impliquant le cycle de 24 h du comportement de mouvement permettrait de caractériser les profils d'activités optimaux pour améliorer la santé et la qualité de vie. En parallèle de multiples dimensions sociétales (transport, sécurité, proximité des services, parcs, politique ...) impactent profondément nos modes vies (Office of the Surgeon 2015). Une analyse longitudinale de ces dimensions associées à des facteurs supplémentaires tels que l'humeur et l'attitude a également été pointée comme nécessaire pour une compréhension de leur impact sur la santé (O'Donoghue, Perchoux et al. 2017). L'évolution de l'ensemble de ces modalités et les synergies/interactions existant à l'échelle individuelle et mais aussi à l'échelle des populations ont un effet sur le développement des maladies non transmissibles. Les populations en cours de transition épidémiologique sont ainsi considérées comme un modèle pour l'étude des liens entre la bioénergétique et la santé (Pontzer, Wood et al. 2018).

Bien que permettant de surmonter certaines limites de l'approche accélérométrique classique, la méthodologie utilisée dans l'article n°4 n'est qu'une pierre à l'édifice de la caractérisation globale du comportement de mouvement. Le projet dans lequel s'inscrivent ces premiers résultats implique un suivi longitudinal des populations rurales et urbaines afin de déterminer les effets de la transition épidémiologiques. L'utilisation d'une méthodologie multimodale (accéléromètre, GPS, eau doublement marquée, questionnaires ...) devrait permettre une meilleure la caractérisation du comportement de mouvement au sein d'un cycle de 24h, tout en intégrant le contexte environnemental et son évolution au cours du temps

6.3. Conclusion générale & perspectives

L'activité physique et la sédentarité sont des comportements naturels originellement rythmés par les besoins de survie. Les populations soumises aux changements liés à la modernisation ont vu leurs modes de vies bouleversés au cours d'une transition épidémiologique. Au-delà des facteurs individuels, les composantes du comportement de mouvement sont influencées par des facteurs sociaux, économiques et culturels et lourdement impactées par les changements environnementaux qu'ils soient structurels, politiques ou naturels. Le comportement de mouvement implique un ensemble de dimensions interdépendantes dont les synergies ont des effets propres sur l'état de santé des individus. Les enjeux de la mesure globale et contextualisée de ces comportements se sont précisés dans un objectif d'amélioration de l'état de santé général des populations.

Les accéléromètres s'imposent aujourd'hui comme les outils de prédilection pour capter l'activité physique et la sédentarité en condition de vie libre. Les problématiques associées à la relation entre le signal accélérométrique et la dépense énergétique mises en évidence dans l'article n°1 et celles liées au placement des appareils mises en évidence dans l'article

6. Discussion

n°2 soulèvent des interrogations quant à l'utilisation de l'approche d'étude classique. Des éléments cruciaux, comme la posture dont nous avons montré l'intérêt déterminant dans l'article n°3, ne sont pas exploités. L'article n°4 met en évidence ses potentielles applications. La reconnaissance de la posture et des activités contribuent en effet de manière déterminante à la caractérisation de la dépense énergétique, du comportement sédentaire et des effets physiologique à partir d'un seul accéléromètre, et autorise ainsi l'affinement des recommandions officielles.

Aller plus loin dans l'étude du comportement de mouvement nécessite la prise en compte de dimensions supplémentaires. La variété des capteurs portés disponibles offre la possibilité d'obtenir une importante quantité d'informations physiologiques, physiques et environnementales. Les avancées dans les domaines analytiques et technologiques permettent d'envisager le traitement de ces nouvelles informations et de leurs interactions. A partir de l'exploitation des signaux bruts des différents appareils, l'apprentissage automatique apparait particulièrement prometteur pour modéliser les effets de ces facteurs multidimensionnels. Un enjeu étroitement lié à ces progrès réside dans le maintien de la qualité des méthodes de validations afin de mener à une interprétation fiable des résultats. Cette approche présente un intérêt particulier pour définir les rôles du comportement de mouvement dans la prévalence des maladies non transmissibles, notamment l'épidémie d'obésité identifiée dans les pays développés, à travers l'étude de populations en pleine transition épidémiologique.

Comme illustrées dans la Figure 26, l'utilisation des méthodes historiquement utilisées telles que les questionnaires et l'eau doublement marquée, en complément à l'utilisation des méthodes de mesure présentées au cours de cette thèse et d'autres adaptées à partir des points soulevés tout au long de cette discussion, devrait permettre le phénotypage précis des interactions et implications du comportement de mouvement dans l'objectif d'établir de futures recommandations individuelles et organisationnelles de santé.

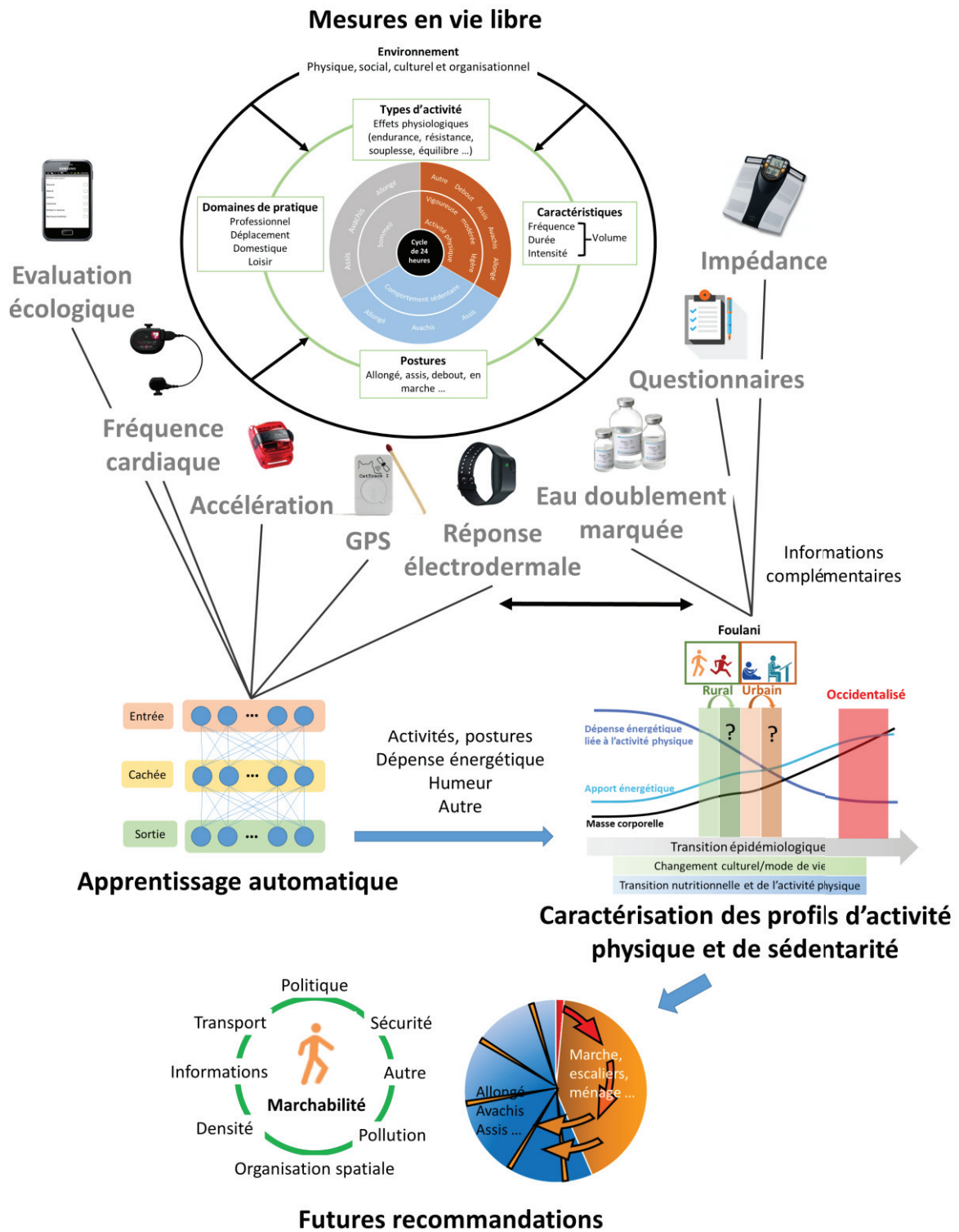


Figure 26 Schéma de synthèse des réalisations et perspectives abordées dans ce travail de thèse.

6. Discussion

7. Bibliographie

7. Bibliographie

7. Bibliographie

ACSM (1975). Guidelines for graded exercise testing and exercise prescription. Philadelphia, Lea & Febiger.

ACSM (1978). "American College of Sports Medicine position statement on the recommended quantity and quality of exercise for developing and maintaining fitness in healthy adults." Med Sci Sports **10**(3): vii-x.

ACSM (1990). "American College of Sports Medicine position stand. The recommended quantity and quality of exercise for developing and maintaining cardiorespiratory and muscular fitness in healthy adults." Med Sci Sports Exerc **22**(2): 265-274.

ACSM (1998). "American College of Sports Medicine Position Stand. The recommended quantity and quality of exercise for developing and maintaining cardiorespiratory and muscular fitness, and flexibility in healthy adults." Med Sci Sports Exerc **30**(6): 975-991.

ACSM (2014). "ACSM'S Guidelines for Exercise Testing and Prescription."

Aguilar-Farias, N., G. Peeters, R. J. Brychta, K. Y. Chen and W. J. Brown (2019). "Comparing ActiGraph equations for estimating energy expenditure in older adults." J Sports Sci **37**(2): 188-195.

Ainsworth, B. E., W. L. Haskell, S. D. Herrmann, N. Meckes, D. R. Bassett, Jr., C. Tudor-Locke, J. L. Greer, J. Vezina, M. C. Whitt-Glover and A. S. Leon (2011). "2011 Compendium of Physical Activities: A Second Update of Codes and Met Values." Med Sci Sports Exerc **43**(8): 1575-1581.

Amagasa, S., M. Machida, N. Fukushima, H. Kikuchi, T. Takamiya, Y. Odagiri and S. Inoue (2018). "Is objectively measured light-intensity physical activity associated with health outcomes after adjustment for moderate-to-vigorous physical activity in adults? A systematic review." Int J Behav Nutr Phys Act **15**(1): 65.

Andre, D., R. Pelletier, J. Farrington, S. Safi er, W. Talbott, R. Stone, N. Vyas, J. Trimble, D. Wolf, S. Vishnubhatla, S. Boehmke, J. Stivoric and T. A. (2006). "The Development of the SenseWear® armband, a Revolutionary Energy Assessment Device to Assess Physical Activity and Lifestyle." BodyMedia, Inc. All rights reserved.

ANSES, E. (2016). "Actualisation Des Repères Du Pnns - Révisions Des Repères Relatifs À L'activité Physique Et À La Sédentarité. Avis De L'anses." Édition scientifique de l'ANSES.

Antonsson, E. K. and R. W. Mann (1985). "The Frequency Content of Gait." J Biomech **18**(1): 39-47.

Assah, F., J. C. Mbanya, U. Ekelund, N. Wareham and S. Brage (2015). "Patterns and Correlates of Objectively Measured Free-Living Physical Activity in Adults in Rural and Urban Cameroon." J Epidemiol Community Health **69**(7): 700-707.

Assah, F. K., U. Ekelund, S. Brage, K. Corder, A. Wright, J. C. Mbanya and N. J. Wareham (2009). "Predicting Physical Activity Energy Expenditure Using Accelerometry in Adults from Sub-Saharan Africa." Obesity (Silver Spring) **17**(8): 1588-1595.

Ataya, A. and P. Jallon (2012). Amelioration of physical activity estimation from accelerometer sensors using prior knowledge.

7. Bibliographie

Bai, J., C. Di, L. Xiao, K. R. Evenson, A. Z. LaCroix, C. M. Crainiceanu and D. M. Buchner (2016). "An Activity Index for Raw Accelerometry Data and Its Comparison with Other Activity Metrics." PLoS One **11**(8): e0160644.

Bai, J., B. He, H. Shou, V. Zipunnikov, T. A. Glass and C. M. Crainiceanu (2013). "Normalization and extraction of interpretable metrics from raw accelerometry data." Biostatistics **15**(1): 102-116.

Bakrania, K., T. Yates, A. V. Rowlands, D. W. Esliger, S. Bunnewell, J. Sanders, M. Davies, K. Khunti and C. L. Edwardson (2016). "Intensity Thresholds on Raw Acceleration Data: Euclidean Norm Minus One (ENMO) and Mean Amplitude Deviation (MAD) Approaches." PLoS One **11**(10): e0164045.

Banda, J. A., K. F. Haydel, T. Davila, M. Desai, S. Bryson, W. L. Haskell, D. Matheson and T. N. Robinson (2016). "Effects of Varying Epoch Lengths, Wear Time Algorithms, and Activity Cut-Points on Estimates of Child Sedentary Behavior and Physical Activity from Accelerometer Data." PloS one **11**(3): e0150534-e0150534.

Barisic, A., S. T. Leatherdale and N. Kreiger (2011). "Importance of Frequency, Intensity, Time and Type (Fitt) in Physical Activity Assessment for Epidemiological Research." Can J Public Health **102**(3): 174-175.

Barreira, T. V., P. T. Katzmarzyk, W. D. Johnson and C. Tudor-Locke (2012). "Cadence patterns and peak cadence in US children and adolescents: NHANES, 2005-2006." Med Sci Sports Exerc **44**(9): 1721-1727.

Barreira, T. V., J. G. Redmond, T. D. Brutsaert, J. M. Schuna, Jr., E. F. Mire, P. T. Katzmarzyk and C. Tudor-Locke (2018). "Can an automated sleep detection algorithm for waist-worn accelerometry replace sleep logs?" Appl Physiol Nutr Metab **43**(10): 1027-1032.

Barreira, T. V., J. M. Schuna, Jr., E. F. Mire, P. T. Katzmarzyk, J. P. Chaput, G. Leduc and C. Tudor-Locke (2015). "Identifying children's nocturnal sleep using 24-h waist accelerometry." Med Sci Sports Exerc **47**(5): 937-943.

Bastian, T., A. Maire, J. Dugas, A. Ataya, C. Villars, F. Gris, E. Perrin, Y. Caritu, M. Doron, S. Blanc, P. Jallon and C. Simon (2015). "Automatic Identification of Physical Activity Types and Sedentary Behaviors from Triaxial Accelerometer: Laboratory-Based Calibrations Are Not Enough." J Appl Physiol (1985) **118**(6): 716-722.

Berendsen, B. A., M. R. Hendriks, P. Willems, K. Meijer, N. C. Schaper and H. H. Savelberg (2014). "A 20 min window is optimal in a non-wear algorithm for tri-axial thigh-worn accelerometry in overweight people." Physiol Meas **35**(11): 2205-2212.

Bergouignan, A., I. Momken, E. Lefai, E. Antoun, D. Schoeller, C. Platat, C. Isabelle, A. Zahariev, H. Vidal, L. Gabert, S. Normand, D. Freyssenet, M. Laville, C. Simon and S. Blanc (2013). "Activity energy expenditure is a major determinant of dietary fat oxidation and trafficking, but the deleterious effect of detraining is more marked than the beneficial effect of training at current recommendations." The American journal of clinical nutrition **98**.

Berryman, A. A. (1992). "On Choosing Models for Describing and Analyzing Ecological Time Series." Ecology **73**(2): 694-698.

7. Bibliographie

Bhattacharya, A., E. P. McCutcheon, E. Shvartz and J. E. Greenleaf (1980). "Body Acceleration Distribution and O₂ Uptake in Humans During Running and Jumping." J Appl Physiol Respir Environ Exerc Physiol **49**(5): 881-887.

Biswas, A., P. I. Oh, G. E. Faulkner, R. R. Bajaj, M. A. Silver, M. S. Mitchell and D. A. Alter (2015). "Sedentary time and its association with risk for disease incidence, mortality, and hospitalization in adults: a systematic review and meta-analysis." Ann Intern Med **162**(2): 123-132.

Blair, S. N., E. Archer and G. A. Hand (2013). "Commentary: Luke and Cooper are wrong: physical activity has a crucial role in weight management and determinants of obesity." Int J Epidemiol **42**(6): 1836-1838.

Blair, S. N., G. Davey Smith, I. M. Lee, K. Fox, M. Hillsdon, R. E. McKeown, W. L. Haskell and M. Marmot (2010). "A tribute to Professor Jeremiah Morris: the man who invented the field of physical activity epidemiology." Ann Epidemiol **20**(9): 651-660.

Blair, S. N., H. W. Kohl, N. F. Gordon and R. S. Paffenbarger, Jr. (1992). "How much physical activity is good for health?" Annu Rev Public Health **13**: 99-126.

Bland, J. M. and D. G. Altman (1986). "Statistical Methods for Assessing Agreement between Two Methods of Clinical Measurement." Lancet **1**(8476): 307-310.

Blankenship, J. M., S. R. Chipkin, P. S. Freedson, J. Staudenmayer, K. Lyden and B. Braun (2019). "Managing free-living hyperglycemia with exercise or interrupted sitting in type 2 diabetes." J Appl Physiol (1985) **126**(3): 616-625.

Boerema, S. T., L. van Velsen, L. Schaake, T. M. Tonis and H. J. Hermens (2014). "Optimal sensor placement for measuring physical activity with a 3D accelerometer." Sensors (Basel) **14**(2): 3188-3206.

Bonomi, A. G., G. Plasqui, A. H. Goris and K. R. Westerterp (2009). "Improving Assessment of Daily Energy Expenditure by Identifying Types of Physical Activity with a Single Accelerometer." J Appl Physiol (1985) **107**(3): 655-661.

Bouten, C. V., K. T. Koekkoek, M. Verduin, R. Kodde and J. D. Janssen (1997). "A Triaxial Accelerometer and Portable Data Processing Unit for the Assessment of Daily Physical Activity." IEEE Trans Biomed Eng **44**(3): 136-147.

Bouten, C. V., K. R. Westerterp, M. Verduin and J. D. Janssen (1994). "Assessment of energy expenditure for physical activity using a triaxial accelerometer." Med Sci Sports Exerc **26**(12): 1516-1523.

Brage, S., N. Brage, P. W. Franks, U. Ekelund and N. J. Wareham (2005). "Reliability and Validity of the Combined Heart Rate and Movement Sensor Actiheart." Eur J Clin Nutr **59**(4): 561-570.

Brage, S., N. Brage, P. W. Franks, U. Ekelund, M. Y. Wong, L. B. Andersen, K. Froberg and N. J. Wareham (2004). "Branched Equation Modeling of Simultaneous Accelerometry and Heart Rate Monitoring Improves Estimate of Directly Measured Physical Activity Energy Expenditure." J Appl Physiol (1985) **96**(1): 343-351.

7. Bibliographie

Brage, S., N. Wedderkopp, P. W. Franks, L. B. Andersen and K. Froberg (2003). "Reexamination of Validity and Reliability of the Csa Monitor in Walking and Running." Med Sci Sports Exerc **35**(8): 1447-1454.

Brage, S., K. Westgate, P. W. Franks, O. Stegle, A. Wright, U. Ekelund and N. J. Wareham (2015). "Estimation of Free-Living Energy Expenditure by Heart Rate and Movement Sensing: A Doubly-Labelled Water Study." PLoS One **10**(9): e0137206.

Brandes, M., V. van Hees, M. Pias, V. Hannover and S. Brage (2012). "Estimating Energy Expenditure from Raw Accelerometry in Three Types of Locomotion." Med Sci Sports Exerc **44**(11): 2235-2242.

Brond, J. C., L. B. Andersen and D. Arvidsson (2017). "Generating Actigraph Counts from Raw Acceleration Recorded by an Alternative Monitor." Med Sci Sports Exerc.

Brond, J. C. and D. Arvidsson (2016). "Sampling Frequency Affects the Processing of Actigraph Raw Acceleration Data to Activity Counts." J Appl Physiol (1985) **120**(3): 362-369.

Brooks, G. A., N. F. Butte, W. M. Rand, J. P. Flatt and B. Caballero (2004). "Chronicle of the Institute of Medicine physical activity recommendation: how a physical activity recommendation came to be among dietary recommendations." Am J Clin Nutr **79**(5): 921S-930S.

Carson, V., M. S. Tremblay, J. P. Chaput and S. F. Chastin (2016). "Associations between sleep duration, sedentary time, physical activity, and health indicators among Canadian children and youth using compositional analyses." Appl Physiol Nutr Metab **41**(6 Suppl 3): S294-302.

Caspersen, C. J., K. E. Powell and G. M. Christenson (1985). "Physical Activity, Exercise, and Physical Fitness: Definitions and Distinctions for Health-Related Research." Public Health Rep **100**(2): 126-131.

Chastin, S. F., J. Palarea-Albaladejo, M. L. Dontje and D. A. Skelton (2015). "Combined Effects of Time Spent in Physical Activity, Sedentary Behaviors and Sleep on Obesity and Cardio-Metabolic Health Markers: A Novel Compositional Data Analysis Approach." PLoS One **10**(10): e0139984.

Chastin, S. F. M., M. De Craemer, K. De Cocker, L. Powell, J. Van Cauwenberg, P. Dall, M. Hamer and E. Stamatakis (2018). "How does light-intensity physical activity associate with adult cardiometabolic health and mortality? Systematic review with meta-analysis of experimental and observational studies." Br J Sports Med.

Chau, J. Y., A. C. Grunseit, T. Chey, E. Stamatakis, W. J. Brown, C. E. Matthews, A. E. Bauman and H. P. van der Ploeg (2013). "Daily sitting time and all-cause mortality: a meta-analysis." PLoS One **8**(11): e80000.

Chen, K. Y. and D. R. Bassett (2005). "The Technology of Accelerometry-Based Activity Monitors: Current and Future." Medicine & Science in Sports & Exercise **37**(Supplement): S490-S500.

Chen, K. Y., K. F. Janz, W. Zhu and R. J. Brychta (2012). "Redefining the roles of sensors in objective physical activity monitoring." Med Sci Sports Exerc **44**(1 Suppl 1): S13-23.

Choi, L., Z. Liu, C. E. Matthews and M. S. Buchowski (2011). "Validation of accelerometer wear and nonwear time classification algorithm." Med Sci Sports Exerc **43**(2): 357-364.

7. Bibliographie

- Choi, L., S. C. Ward, J. F. Schnelle and M. S. Buchowski (2012). "Assessment of wear/nonwear time classification algorithms for triaxial accelerometer." Med Sci Sports Exerc **44**(10): 2009-2016.
- Chomistek, A. K., C. Yuan, C. E. Matthews, R. P. Troiano, H. R. Bowles, J. Rood, J. B. Barnett, W. C. Willett, E. B. Rimm and D. R. Bassett, Jr. (2017). "Physical Activity Assessment with the ActiGraph GT3X and Doubly Labeled Water." Med Sci Sports Exerc **49**(9): 1935-1944.
- Clark, C. C. T., G. C. Nobre, J. F. T. Fernandes, J. Moran, B. Drury, A. Mannini, P. Gronek and R. Podstawski (2018). "Physical activity characterization: does one site fit all?" Physiol Meas **39**(9): 09TR02.
- Cohen, E., N. Amougou, A. Ponty, J. Loinger-Beck, T. Nkuintchua, N. Monteillet, J. Y. Bernard, R. Said-Mohamed, M. Holdsworth and P. Pasquet (2017). "Nutrition Transition and Biocultural Determinants of Obesity among Cameroonian Migrants in Urban Cameroon and France." Int J Environ Res Public Health **14**(7).
- Cohen, E., P. J. Gradidge, A. Ndao, P. Duboz, E. Macia, L. Gueye, G. Boetsch, P. Pasquet, M. Holdsworth and N. Chapuis-Lucciani (2018). "Biocultural determinants of overweight and obesity in the context of nutrition transition in Senegal: a holistic anthropological approach." J Biosoc Sci: 1-22.
- Colbert, L. H., C. E. Matthews, D. A. Schoeller, T. C. Havighurst and K. Kim (2014). "Intensity of Physical Activity in the Energy Expenditure of Older Adults." J Aging Phys Act **22**(4): 571-577.
- Cole, R. J., D. F. Kripke, W. Gruen, D. J. Mullaney and J. C. Gillin (1992). "Automatic Sleep/Wake Identification From Wrist Activity." Sleep **15**(5): 461-469.
- Crouter, S. E., J. R. Churilla and D. R. Bassett, Jr. (2006). "Estimating energy expenditure using accelerometers." Eur J Appl Physiol **98**(6): 601-612.
- Crouter, S. E., K. G. Clowers and D. R. Bassett, Jr. (2006). "A Novel Method for Using Accelerometer Data to Predict Energy Expenditure." J Appl Physiol (1985) **100**(4): 1324-1331.
- Crouter, S. E., D. M. DellaValle, J. D. Haas, E. A. Frongillo and D. R. Bassett (2013). "Validity of ActiGraph 2-regression model, Matthews cut-points, and NHANES cut-points for assessing free-living physical activity." J Phys Act Health **10**(4): 504-514.
- Crouter, S. E., E. Kuffel, J. D. Haas, E. A. Frongillo and D. R. Bassett, Jr. (2010). "Refined Two-Regression Model for the Actigraph Accelerometer." Med Sci Sports Exerc **42**(5): 1029-1037.
- de Almeida Mendes, M., I. C. M. da Silva, V. V. Ramires, F. F. Reichert, R. C. Martins and E. Tomasi (2018). "Calibration of raw accelerometer data to measure physical activity: A systematic review." Gait Posture **61**: 98-110.
- De Jong, N. P., I. Debache, Z. Pan, M. Garnotel, K. Lyden, C. Sueur, C. Simon, D. H. Bessesen and A. Bergouignan (2018). "Breaking up Sedentary Time in Overweight/Obese Adults on Work Days and Non-Work Days: Results from a Feasibility Study." Int J Environ Res Public Health **15**(11).
- de Mullenheim, P. Y., S. Chaudru, M. Emily, M. Gernigon, G. Mahe, S. Bickert, J. Prioux, B. Noury-Desvaux and A. Le Faucheur (2018). "Using GPS, accelerometry and heart rate to predict outdoor graded walking energy expenditure." J Sci Med Sport **21**(2): 166-172.

7. Bibliographie

Debache, I., A. Bergouignan, B. Chaix, E. Sneekes, F. Thomas and C. Sueur (2019). "Associations of Sensor-Derived Physical Behavior with Metabolic Health: A Compositional Analysis in the Record Multisensor Study." International Journal of Environmental Research and Public Health **16**(5).

Diaz, K. M., V. J. Howard, B. Hutto, N. Colabianchi, J. E. Vena, M. M. Safford, S. N. Blair and S. P. Hooker (2017). "Patterns of Sedentary Behavior and Mortality in U.S. Middle-Aged and Older Adults: A National Cohort Study." Ann Intern Med **167**(7): 465-475.

Doron, M., T. Bastian, A. Maire, J. Dugas, E. Perrin, F. Gris, R. Guillemaud, T. Deschamps, P. Bianchi, Y. Caritu, C. Simon and P. Jallon (2013). Estimation of Physical Activity Monitored During the Day-to-Day Life by an Autonomous Wearable Device (Svelte Project)*. EMBC (Engineering in Medicine and Biology). 2013 35th Annual International Conference of the IEEE, Osaka, Japon.

Dugas, L. R., R. Harders, S. Merrill, K. Ebersole, D. A. Shoham, E. C. Rush, F. K. Assah, T. Forrester, R. A. Durazo-Arvizu and A. Luke (2011). "Energy expenditure in adults living in developing compared with industrialized countries: a meta-analysis of doubly labeled water studies." The American Journal of Clinical Nutrition **93**(2): 427-441.

Dunstan, D. W., B. A. Kingwell, R. Larsen, G. N. Healy, E. Cerin, M. T. Hamilton, J. E. Shaw, D. A. Bertovic, P. Z. Zimmet, J. Salmon and N. Owen (2012). "Breaking up prolonged sitting reduces postprandial glucose and insulin responses." Diabetes Care **35**(5): 976-983.

Eaton, S. B. and S. B. Eaton (2017). "Physical Inactivity, Obesity, and Type 2 Diabetes: An Evolutionary Perspective." Res Q Exerc Sport **88**(1): 1-8.

Ekelund, U., J. Steene-Johannessen, W. J. Brown, M. W. Fagerland, N. Owen, K. E. Powell, A. Bauman, I. M. Lee, C. Lancet Physical Activity Series 2 Executive and G. Lancet Sedentary Behaviour Working (2016). "Does Physical Activity Attenuate, or Even Eliminate, the Detrimental Association of Sitting Time with Mortality? A Harmonised Meta-Analysis of Data from More Than 1 Million Men and Women." Lancet **388**(10051): 1302-1310.

Ellis, K., J. Kerr, S. Godbole, G. Lanckriet, D. Wing and S. Marshall (2014). "A Random Forest Classifier for the Prediction of Energy Expenditure and Type of Physical Activity from Wrist and Hip Accelerometers." Physiol Meas **35**(11): 2191-2203.

Ellis, K., J. Kerr, S. Godbole, J. Staudenmayer and G. Lanckriet (2016). "Hip and Wrist Accelerometer Algorithms for Free-Living Behavior Classification." Med Sci Sports Exerc **48**(5): 933-940.

Esliger, D. W., A. V. Rowlands, T. L. Hurst, M. Catt, P. Murray and R. G. Eston (2011). "Validation of the GENE Accelerometer." Med Sci Sports Exerc **43**(6): 1085-1093.

Evenson, K. R., A. H. Herring and F. Wen (2017). "Accelerometry-Assessed Latent Class Patterns of Physical Activity and Sedentary Behavior With Mortality." Am J Prev Med **52**(2): 135-143.

Fairclough, S. J., R. Noonan, A. V. Rowlands, V. Van Hees, Z. Knowles and L. M. Boddy (2016). "Wear Compliance and Activity in Children Wearing Wrist- and Hip-Mounted Accelerometers." Med Sci Sports Exerc **48**(2): 245-253.

Farrahi, V., M. Niemelä, M. Kangas, R. Korpelainen and T. Jämsä (2018). "Calibration and Validation of Accelerometer-based Activity Monitors: A Systematic Review of Machine-Learning Approaches." Gait & Posture **68**: 285-299.

7. Bibliographie

Fishman, E. I., J. A. Steeves, V. Zipunnikov, A. Koster, D. Berrigan, T. A. Harris and R. Murphy (2016). "Association between Objectively Measured Physical Activity and Mortality in NHANES." Med Sci Sports Exerc **48**(7): 1303-1311.

Fletcher, G. F. (1986). "Guidelines for exercise testing and prescription, 3rd edition edited by the American College of Sports Medicine Lea & Febiger, Philadelphia." Clinical Cardiology **9**(7): 359-359.

Franco, O. H., C. de Laet, A. Peeters, J. Jonker, J. Mackenbach and W. Nusselder (2005). "Effects of physical activity on life expectancy with cardiovascular disease." Arch Intern Med **165**(20): 2355-2360.

Freedson, P., H. R. Bowles, R. Troiano and W. Haskell (2012). "Assessment of physical activity using wearable monitors: recommendations for monitor calibration and use in the field." Med Sci Sports Exerc **44**(1 Suppl 1): S1-4.

Freedson, P. S., E. Melanson and J. Sirard (1998). "Calibration of the Computer Science and Applications, Inc. Accelerometer." Med Sci Sports Exerc **30**(5): 777-781.

Fudge, B. W., J. Wilson, C. Easton, L. Irwin, J. Clark, O. Haddow, B. Kayser and Y. P. Pitsiladis (2007). "Estimation of Oxygen Uptake During Fast Running Using Accelerometry and Heart Rate." Med Sci Sports Exerc **39**(1): 192-198.

Fuzeki, E., T. Engeroff and W. Banzer (2017). "Health Benefits of Light-Intensity Physical Activity: A Systematic Review of Accelerometer Data of the National Health and Nutrition Examination Survey (NHANES)." Sports Med **47**(9): 1769-1793.

Gjoreski, H., M. Lustrek and M. Gams (2011). Accelerometer Placement for Posture Recognition and Fall Detection. 2011 Seventh International Conference on Intelligent Environments: 47-54.

Glazer, N. L., A. Lyass, D. W. Esliger, S. J. Blease, P. S. Freedson, J. M. Massaro, J. M. Murabito and R. S. Vasan (2013). "Sustained and shorter bouts of physical activity are related to cardiovascular health." Med Sci Sports Exerc **45**(1): 109-115.

Grenander, U. (1959). Probability and Statistics: The Harald Cramér Volume, Almqvist & Wiksell.

Gyllensten, I. C. and A. G. Bonomi (2011). "Identifying types of physical activity with a single accelerometer: evaluating laboratory-trained algorithms in daily life." IEEE Trans Biomed Eng **58**(9): 2656-2663.

Haskell, W. L. (1985). "Physical activity and health: need to define the required stimulus." Am J Cardiol **55**(10): 4D-9D.

Haskell, W. L., I. M. Lee, R. R. Pate, K. E. Powell, S. N. Blair, B. A. Franklin, C. A. Macera, G. W. Heath, P. D. Thompson and A. Bauman (2007). "Physical activity and public health: updated recommendation for adults from the American College of Sports Medicine and the American Heart Association." Med Sci Sports Exerc **39**(8): 1423-1434.

He, B., J. Bai, V. V. Zipunnikov, A. Koster, P. Caserotti, B. Lange-Maia, N. W. Glynn, T. B. Harris and C. M. Crainiceanu (2014). "Predicting human movement with multiple accelerometers using movelets." Med Sci Sports Exerc **46**(9): 1859-1866.

7. Bibliographie

- Healy, G. N., D. W. Dunstan, J. Salmon, E. Cerin, J. E. Shaw, P. Z. Zimmet and N. Owen (2008). "Breaks in sedentary time: beneficial associations with metabolic risk." *Diabetes Care* **31**(4): 661-666.
- Healy, G. N., C. E. Matthews, D. W. Dunstan, E. A. Winkler and N. Owen (2011). "Sedentary time and cardio-metabolic biomarkers in US adults: NHANES 2003-06." *Eur Heart J* **32**(5): 590-597.
- Hildebrand, M., B. H. Hansen, V. T. van Hees and U. Ekelund (2017). "Evaluation of raw acceleration sedentary thresholds in children and adults." *Scand J Med Sci Sports* **27**(12): 1814-1823.
- Hildebrand, M., V. T. van Hees, B. H. Hansen and U. Ekelund (2014). "Age group comparability of raw accelerometer output from wrist- and hip-worn monitors." *Med Sci Sports Exerc* **46**(9): 1816-1824.
- Jaeschke, L., A. Luzak, A. Steinbrecher, S. Jeran, M. Ferland, B. Linkohr, H. Schulz and T. Pischon (2017). "24 h-accelerometry in epidemiological studies: automated detection of non-wear time in comparison to diary information." *Sci Rep* **7**(1): 2227.
- Janssen, X., L. Basterfield, K. N. Parkinson, M. S. Pearce, J. K. Reilly, A. J. Adamson, J. J. Reilly and T. Gateshead Millennium Study Core (2015). "Objective measurement of sedentary behavior: impact of non-wear time rules on changes in sedentary time." *BMC Public Health* **15**: 504.
- John, D., R. Miller, S. Kozey-Keadle, G. Caldwell and P. Freedson (2012). "Biomechanical Examination of the 'Plateau Phenomenon' in Actigraph Vertical Activity Counts." *Physiol Meas* **33**(2): 219-230.
- Judice, P. B., M. T. Hamilton, L. B. Sardinha and A. M. Silva (2015). "Randomized controlled pilot of an intervention to reduce and break-up overweight/obese adults' overall sitting-time." *Trials* **16**: 490.
- Karas, M., J. Bai, M. Strączkiewicz, J. Harezlak, N. W. Glynn, T. Harris, V. Zipunnikov, C. Crainiceanu and J. K. Urbanek (2018).
- Kate, R. J., A. M. Swartz, W. A. Welch and S. J. Strath (2016). "Comparative Evaluation of Features and Techniques for Identifying Activity Type and Estimating Energy Cost from Accelerometer Data." *Physiol Meas* **37**(3): 360-379.
- Katzmarzyk, P. T., T. V. Barreira, S. T. Broyles, C. M. Champagne, J. P. Chaput, M. Fogelholm, G. Hu, W. D. Johnson, R. Kuriyan, A. Kurpad, E. V. Lambert, C. Maher, J. Maia, V. Matsudo, T. Olds, V. Onywera, O. L. Sarmiento, M. Standage, M. S. Tremblay, C. Tudor-Locke, P. Zhao and T. S. Church (2015). "Physical Activity, Sedentary Time, and Obesity in an International Sample of Children." *Med Sci Sports Exerc* **47**(10): 2062-2069.
- Katzmarzyk, P. T. and C. Mason (2009). "The Physical Activity Transition." *J Phys Act Health* **6**(3): 269-280.
- Kawata, A., N. Shiozawa and M. Makikawa (2007). *Estimation of Energy Expenditure during Walking Including UP/Down Hill*, Berlin, Heidelberg, Springer Berlin Heidelberg.
- Kelly, P., C. Fitzsimons and G. Baker (2016). "Should we reframe how we think about physical activity and sedentary behaviour measurement? Validity and reliability reconsidered." *Int J Behav Nutr Phys Act* **13**: 32.

7. Bibliographie

- Kelly, P., S. Kahlmeier, T. Gotschi, N. Orsini, J. Richards, N. Roberts, P. Scarborough and C. Foster (2014). "Systematic review and meta-analysis of reduction in all-cause mortality from walking and cycling and shape of dose response relationship." Int J Behav Nutr Phys Act **11**: 132.
- Khan, A. M., Y. Lee, S. Y. Lee and T. Kim (2010). "A Triaxial Accelerometer-Based Physical-Activity Recognition via Augmented-Signal Features and a Hierarchical Recognizer." IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine **14**(5): 1166-1172.
- Khan, K. M., A. M. Thompson, S. N. Blair, J. F. Sallis, K. E. Powell, F. C. Bull and A. E. Bauman (2012). "Sport and exercise as contributors to the health of nations." The Lancet **380**(9836): 59-64.
- Kinder, J. R., K. A. Lee, H. Thompson, K. Hicks, K. Topp and K. A. Madsen (2012). "Validation of a hip-worn accelerometer in measuring sleep time in children." J Pediatr Nurs **27**(2): 127-133.
- Konstabel, K., S. Chopra, R. Ojiambo, B. Muñiz-Pardos and Y. Pitsiladis (2019). Accelerometry-Based Physical Activity Assessment for Children and Adolescents. Instruments for Health Surveys in Children and Adolescents: 135-173.
- Koster, A., P. Caserotti, K. V. Patel, C. E. Matthews, D. Berrigan, D. R. Van Domelen, R. J. Brychta, K. Y. Chen and T. B. Harris (2012). "Association of sedentary time with mortality independent of moderate to vigorous physical activity." PLoS One **7**(6): e37696.
- Koster, A., E. J. Shiroma, P. Caserotti, C. E. Matthews, K. Y. Chen, N. W. Glynn and T. B. Harris (2016). "Comparison of Sedentary Estimates between activPAL and Hip- and Wrist-Worn ActiGraph." Med Sci Sports Exerc **48**(8): 1514-1522.
- Kozey-Keadle, S., A. Libertine, K. Lyden, J. Staudenmayer and P. S. Freedson (2011). "Validation of wearable monitors for assessing sedentary behavior." Med Sci Sports Exerc **43**(8): 1561-1567.
- Lai, P. P., A. K. Leung, A. N. Li and M. Zhang (2008). "Three-dimensional gait analysis of obese adults." Clin Biomech (Bristol, Avon) **23 Suppl 1**: S2-6.
- Larson, L. A. (1951). Measurement and evaluation in physical, health, and recreation education, by Leonard A. Larson and Rachael Dunaven Yocom. St. Louis, Mosby.
- Lee, I. M. and E. J. Shiroma (2014). "Using accelerometers to measure physical activity in large-scale epidemiological studies: issues and challenges." Br J Sports Med **48**(3): 197-201.
- Lee, I. M., E. J. Shiroma, K. R. Evenson, M. Kamada, A. Z. LaCroix and J. E. Buring (2018). "Accelerometer-Measured Physical Activity and Sedentary Behavior in Relation to All-Cause Mortality: The Women's Health Study." Circulation **137**(2): 203-205.
- Lee, I. M., E. J. Shiroma, F. Lobelo, P. Puska, S. N. Blair and P. T. Katzmarzyk (2012). "Effect of Physical Inactivity on Major Non-Communicable Diseases Worldwide: An Analysis of Burden of Disease and Life Expectancy." The Lancet **380**(9838): 219-229.
- Long, X., B. Yin and R. Aarts (2009). "Single-accelerometer-based daily physical activity classification." Conference proceedings : ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference **2009**: 6107-6110.

7. Bibliographie

Lopez, G. A., J. C. Brond, L. B. Andersen, M. Dencker and D. Arvidsson (2018). "Validation of SenseWear Armband in children, adolescents, and adults." Scand J Med Sci Sports **28**(2): 487-495.

Loprinzi, P. D. and B. Smith (2017). "Comparison between Wrist-Worn and Waist-Worn Accelerometry." J Phys Act Health **14**(7): 539-545.

Lötters, J. C., J. Schipper, P. H. Veltink, W. Olthuis and P. Bergveld (1998). "Procedure for in-use calibration of triaxial accelerometers in medical applications." Sensors and Actuators A: Physical **68**(1): 221-228.

Luke, A., P. Bovet, J. Plange-Rhule, T. E. Forrester, E. V. Lambert, D. A. Schoeller, L. R. Dugas, R. A. Durazo-Arvizu, D. A. Shoham, G. Cao, S. Brage, U. Ekelund and R. S. Cooper (2014). "A Mixed Ecologic-Cohort Comparison of Physical Activity & Weight among Young Adults from Five Populations of African Origin." BMC Public Health **14**: 397-397.

Luke, A. and R. S. Cooper (2013). "Physical Activity Does Not Influence Obesity Risk: Time to Clarify the Public Health Message." International Journal of Epidemiology **42**(6): 1831-1836.

Lyden, K., S. K. Keadle, J. Staudenmayer and P. S. Freedson (2014). "A Method to Estimate Free-Living Active and Sedentary Behavior from an Accelerometer." Med Sci Sports Exerc **46**(2): 386-397.

Lyden, K., S. L. Kozey, J. W. Staudenmeyer and P. S. Freedson (2011). "A Comprehensive Evaluation of Commonly Used Accelerometer Energy Expenditure and Met Prediction Equations." Eur J Appl Physiol **111**(2): 187-201.

Macia, E., E. Cohen, L. Gueye, G. Boetsch and P. Duboz (2017). "Prevalence of obesity and body size perceptions in urban and rural Senegal: new insight on the epidemiological transition in West Africa." Cardiovasc J Afr **28**(5): 324-330.

Manson, J. E., F. B. Hu, J. W. Rich-Edwards, G. A. Colditz, M. J. Stampfer, W. C. Willett, F. E. Speizer and C. H. Hennekens (1999). "A prospective study of walking as compared with vigorous exercise in the prevention of coronary heart disease in women." N Engl J Med **341**(9): 650-658.

Mantyjarvi, J., J. Himberg and T. Seppanen (2001). Recognizing human motion with multiple acceleration sensors. 2001 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. e-Systems and e-Man for Cybernetics in Cyberspace (Cat.No.01CH37236).

Matthews, C. E. (2005). "Calibration of accelerometer output for adults." Med Sci Sports Exerc **37**(11 Suppl): S512-522.

Matthews, C. E., S. M. George, S. C. Moore, H. R. Bowles, A. Blair, Y. Park, R. P. Troiano, A. Hollenbeck and A. Schatzkin (2012). "Amount of Time Spent in Sedentary Behaviors and Cause-Specific Mortality in Us Adults." Am J Clin Nutr **95**(2): 437-445.

Matthews, C. E., M. Hagstromer, D. M. Pober and H. R. Bowles (2012). "Best practices for using physical activity monitors in population-based research." Med Sci Sports Exerc **44**(1 Suppl 1): S68-76.

Matthews, C. E., S. K. Keadle, R. P. Troiano, L. Kahle, A. Koster, R. Brychta, D. Van Domelen, P. Caserotti, K. Y. Chen, T. B. Harris and D. Berrigan (2016). "Accelerometer-measured dose-response for physical activity, sedentary time, and mortality in US adults." Am J Clin Nutr **104**(5): 1424-1432.

7. Bibliographie

Matthews, C. E., S. C. Moore, J. Sampson, A. Blair, Q. Xiao, S. K. Keadle, A. Hollenbeck and Y. Park (2015). "Mortality Benefits for Replacing Sitting Time with Different Physical Activities." Med Sci Sports Exerc **47**(9): 1833-1840.

McLellan, G., R. Arthur and D. S. Buchan (2018). "Wear compliance, sedentary behaviour and activity in free-living children from hip-and wrist-mounted ActiGraph GT3X+ accelerometers." J Sports Sci **36**(21): 2424-2430.

Méndez, C., F. Guerra and F. G. Kilgour (1960). Book of bodily exercise.

Midorikawa, T., S. Tanaka, K. Kaneko, K. Koizumi, K. Ishikawa-Takata, J. Futami and I. Tabata (2007). "Evaluation of Low-Intensity Physical Activity by Triaxial Accelerometry." Obesity (Silver Spring) **15**(12): 3031-3038.

Migueles, J. H., C. Cadenas-Sanchez, U. Ekelund, C. Delisle Nystrom, J. Mora-Gonzalez, M. Lof, I. Labayen, J. R. Ruiz and F. B. Ortega (2017). "Accelerometer Data Collection and Processing Criteria to Assess Physical Activity and Other Outcomes: A Systematic Review and Practical Considerations." Sports Med.

Migueles, J. H., C. Delisle Nystrom, P. Henriksson, C. Cadenas-Sanchez, F. B. Ortega and M. Lof (2019). "Accelerometer Data Processing and Energy Expenditure Estimation in Preschoolers." Med Sci Sports Exerc **51**(3): 590-598.

Miles-Chan, J. and A. G. Dulloo (2017). "Posture Allocation Revisited: Breaking the Sedentary Threshold of Energy Expenditure for Obesity Management." Frontiers in Physiology **8**.

Minetti, A. E., C. Moia, G. S. Roi, D. Susta and G. Ferretti (2002). "Energy cost of walking and running at extreme uphill and downhill slopes." J Appl Physiol (1985) **93**(3): 1039-1046.

Montoye, A. H. K., M. Begum, Z. Henning and K. A. Pfeiffer (2017). "Comparison of linear and non-linear models for predicting energy expenditure from raw accelerometer data." Physiol Meas **38**(2): 343-357.

Montoye, A. H. K., J. M. Pivarnik, L. M. Mudd, S. Biswas and K. A. Pfeiffer (2016). "Comparison of Activity Type Classification Accuracy from Accelerometers Worn on the Hip, Wrists, and Thigh in Young, Apparently Healthy Adults." Measurement in Physical Education and Exercise Science **20**(3): 173-183.

Moore, S. C., A. V. Patel, C. E. Matthews, A. Berrington de Gonzalez, Y. Park, H. A. Katki, M. S. Linet, E. Weiderpass, K. Visvanathan, K. J. Helzlsouer, M. Thun, S. M. Gapstur, P. Hartge and I. M. Lee (2012). "Leisure time physical activity of moderate to vigorous intensity and mortality: a large pooled cohort analysis." PLoS Med **9**(11): e1001335.

Morris, J. N. and M. D. Crawford (1958). "Coronary heart disease and physical activity of work; evidence of a national necropsy survey." Br Med J **2**(5111): 1485-1496.

Morris, J. N., M. G. Everitt, R. Pollard, S. P. Chave and A. M. Semmence (1980). "Vigorous exercise in leisure-time: protection against coronary heart disease." Lancet **2**(8206): 1207-1210.

7. Bibliographie

Nguyen, D. M. T., V. Lecoultre, Y. Sunami and Y. Schutz (2013). "Assessment of Physical Activity and Energy Expenditure by GPS Combined With Accelerometry in Real-Life Conditions." Journal of Physical Activity and Health **10**(6): 880-888.

Niu, X., Y. Li, H. Zhang, Q. Wang and Y. Ban (2013). "Fast thermal calibration of low-grade inertial sensors and inertial measurement units." Sensors (Basel) **13**(9): 12192-12217.

O'Donoghue, G., C. Perchoux, K. Mensah, J. Lakerveld, H. van der Ploeg, C. Bernaards, S. Chastin, C. Simon, D. O'Gorman and J.-A. Nazare (2017). Revue systématique des déterminants du comportement sédentaire chez l'adulte (18–65ans) : approche socioécologique.

Office of the Surgeon, G. (2015). Publications and Reports of the Surgeon General. Step It Up! The Surgeon General's Call to Action to Promote Walking and Walkable Communities. Washington (DC), US Department of Health and Human Services.

Owen, N., G. N. Healy, C. E. Matthews and D. W. Dunstan (2010). "Too Much Sitting: The Population Health Science of Sedentary Behavior." Exerc Sport Sci Rev **38**(3): 105-113.

Paffenbarger, R. S., Jr., J. B. Kampert, I. M. Lee, R. T. Hyde, R. W. Leung and A. L. Wing (1994). "Changes in physical activity and other lifeway patterns influencing longevity." Med Sci Sports Exerc **26**(7): 857-865.

Park, R. J. (1989). Measurement of physical fitness : a historical perspective. [Washington, D.C.], U.S. Dept. of Human Services, Public Health Service.

Patel, A. V., L. Bernstein, A. Deka, H. S. Feigelson, P. T. Campbell, S. M. Gapstur, G. A. Colditz and M. J. Thun (2010). "Leisure Time Spent Sitting in Relation to Total Mortality in a Prospective Cohort of US Adults." Am J Epidemiol **172**(4): 419-429.

Peeters, G., Y. van Gellecum, G. Ryde, N. A. Farias and W. J. Brown (2013). "Is the pain of activity log-books worth the gain in precision when distinguishing wear and non-wear time for tri-axial accelerometers?" J Sci Med Sport **16**(6): 515-519.

Peters, R. K., L. D. Cady, Jr., D. P. Bischoff, L. Bernstein and M. C. Pike (1983). "Physical fitness and subsequent myocardial infarction in healthy workers." Jama **249**(22): 3052-3056.

Phan, D. H., S. Bonnet, R. Guillemaud, E. Castelli and N. Y. Pham Thi (2008). "Estimation of respiratory waveform and heart rate using an accelerometer." Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc **2008**: 4916-4919.

Physical Activity Guidelines Advisory Committee (2008). "Physical Activity Guidelines Advisory Committee Report, 2008. To the Secretary of Health and Human Services. Part A: Executive Summary." Nutr Rev **67**(2): 114-120.

Physical Activity Guidelines Advisory Committee (2018). "Physical Activity Guidelines Advisory Committee Scientific Report." Washington, DC: U.S. Department of Health and Human Services.

Pirttikangas, S., K. Fujinami and T. Nakajima (2006). Feature Selection and Activity Recognition from Wearable Sensors.

Plasqui, G., A. G. Bonomi and K. R. Westerterp (2013). "Daily Physical Activity Assessment with Accelerometers: New Insights and Validation Studies." Obes Rev **14**(6): 451-462.

7. Bibliographie

Poitras, V. J., C. E. Gray, M. M. Borghese, V. Carson, J. P. Chaput, I. Janssen, P. T. Katzmarzyk, R. R. Pate, S. Connor Gorber, M. E. Kho, M. Sampson and M. S. Tremblay (2016). "Systematic review of the relationships between objectively measured physical activity and health indicators in school-aged children and youth." Appl Physiol Nutr Metab **41**(6 Suppl 3): S197-239.

Pollock, M. L. (1973). "The quantification of endurance training programs." Exerc Sport Sci Rev **1**: 155-188.

Pontzer, H. (2015). "Constrained Total Energy Expenditure and the Evolutionary Biology of Energy Balance." Exercise and Sport Sciences Reviews **43**(3): 110-116.

Pontzer, H. (2018). "Energy Constraint as a Novel Mechanism Linking Exercise and Health." Physiology (Bethesda) **33**(6): 384-393.

Pontzer, H., B. M. Wood and D. A. Raichlen (2018). "Hunter-gatherers as models in public health." Obes Rev **19 Suppl 1**: 24-35.

Popkin, B. M., L. S. Adair and S. W. Ng (2012). "Global Nutrition Transition and the Pandemic of Obesity in Developing Countries." Nutr Rev **70**(1): 3-21.

Preece, S. J., J. Y. Goulermas, L. P. Kenney, D. Howard, K. Meijer and R. Crompton (2009). "Activity Identification Using Body-Mounted Sensors--a Review of Classification Techniques." Physiol Meas **30**(4): R1-33.

Prince, S. A., K. B. Adamo, M. E. Hamel, J. Hardt, S. Connor Gorber and M. Tremblay (2008). "A comparison of direct versus self-report measures for assessing physical activity in adults: a systematic review." Int J Behav Nutr Phys Act **5**: 56.

Romero-Ugalde, H. M., M. Garnotel, M. Doron, P. Jallon, G. Charpentier, S. Franc, E. Huneker, C. Simon and S. Bonnet (2017). "An Original Piecewise Model for Computing Energy Expenditure from Accelerometer and Heart Rate Signals." Physiol Meas **38**(8): 1599-1615.

Rosenberg, D., S. Godbole, K. Ellis, C. Di, A. Lacroix, L. Natarajan and J. Kerr (2017). "Classifiers for Accelerometer-Measured Behaviors in Older Women." Med Sci Sports Exerc **49**(3): 610-616.

Rosenberger, M. E., J. E. Fulton, M. P. Buman, R. P. Troiano, M. A. Grandner, D. M. Buchner and W. L. Haskell (2019). "The 24-Hour Activity Cycle: A New Paradigm for Physical Activity." Med Sci Sports Exerc **51**(3): 454-464.

Rosenberger, M. E., W. L. Haskell, F. Albinali, S. Mota, J. Nawyn and S. Intille (2013). "Estimating activity and sedentary behavior from an accelerometer on the hip or wrist." Med Sci Sports Exerc **45**(5): 964-975.

Rothney, M. P., M. Neumann, A. Beziat and K. Y. Chen (2007). "An artificial neural network model of energy expenditure using nonintegrated acceleration signals." J Appl Physiol (1985) **103**(4): 1419-1427.

Rowlands, A. V., T. Yates, M. Davies, K. Khunti and C. L. Edwardson (2016). "Raw Accelerometer Data Analysis with GGIR R-package: Does Accelerometer Brand Matter?" Med Sci Sports Exerc **48**(10): 1935-1941.

7. Bibliographie

Sabia, S., V. T. van Hees, M. J. Shipley, M. I. Trenell, G. Hagger-Johnson, A. Elbaz, M. Kivimaki and A. Singh-Manoux (2014). "Association between questionnaire- and accelerometer-assessed physical activity: the role of sociodemographic factors." Am J Epidemiol **179**(6): 781-790.

Sadeh, A. (2011). "The role and validity of actigraphy in sleep medicine: an update." Sleep Med Rev **15**(4): 259-267.

Sadeh, A., K. M. Sharkey and M. A. Carskadon (1994). "Activity-based sleep-wake identification: an empirical test of methodological issues." Sleep **17**(3): 201-207.

Sadeh, A., K. M. Sharkey and M. A. Carskadon (1994). "Activity-based sleep-wake identification: an empirical test of methodological issues." Sleep **17**(3): 201-207.

Saeyns, Y., I. Inza and P. Larrañaga (2007). "A review of feature selection techniques in bioinformatics." Bioinformatics **23**(19): 2507-2517.

Saint-Maurice, P. F., R. P. Troiano, C. E. Matthews and W. E. Kraus (2018). "Moderate-to-Vigorous Physical Activity and All-Cause Mortality: Do Bouts Matter?" J Am Heart Assoc **7**(6).

Sasaki, J. E., D. John and P. S. Freedson (2011). "Validation and Comparison of Actigraph Activity Monitors." J Sci Med Sport **14**(5): 411-416.

Scott, J. J., A. V. Rowlands, D. P. Cliff, P. J. Morgan, R. C. Plotnikoff and D. R. Lubans (2017). "Comparability and feasibility of wrist- and hip-worn accelerometers in free-living adolescents." J Sci Med Sport **20**(12): 1101-1106.

Shephard, R. J. (2016). The Objective Monitoring of Physical Activity Contributions of Accelerometry to Epidemiology, Exercise.

Shiroma, E. J., M. A. Schepps, J. Harezlak, K. Y. Chen, C. E. Matthews, A. Koster, P. Caserotti, N. W. Glynn and T. B. Harris (2016). "Daily physical activity patterns from hip- and wrist-worn accelerometers." Physiological measurement **37**(10): 1852-1861.

Sievanen, H. and U. M. Kujala (2017). "Accelerometry-Simple, but challenging." Scand J Med Sci Sports **27**(6): 574-578.

Stamatakis, E., K. Rogers, D. Ding, D. Berrigan, J. Chau, M. Hamer and A. Bauman (2015). "All-cause mortality effects of replacing sedentary time with physical activity and sleeping using an isotemporal substitution model: a prospective study of 201,129 mid-aged and older adults." Int J Behav Nutr Phys Act **12**: 121.

Staudenmayer, J., D. Pober, S. Crouter, D. Bassett and P. Freedson (2009). "An Artificial Neural Network to Estimate Physical Activity Energy Expenditure and Identify Physical Activity Type from an Accelerometer." J Appl Physiol (1985) **107**(4): 1300-1307.

Strath, S. J., L. A. Kaminsky, B. E. Ainsworth, U. Ekelund, P. S. Freedson, R. A. Gary, C. R. Richardson, D. T. Smith, A. M. Swartz, L. American Heart Association Physical Activity Committee of the Council on, H. Cardiometabolic, E. C. R. Cardiovascular, C. Prevention Committee of the Council on Clinical and Council (2013). "Guide to the assessment of physical activity: Clinical and research applications: a scientific statement from the American Heart Association." Circulation **128**(20): 2259-2279.

7. Bibliographie

Strath, S. J., R. J. Kate, K. G. Keenan, W. A. Welch and A. M. Swartz (2015). "Ngram time series model to predict activity type and energy cost from wrist, hip and ankle accelerometers: implications of age." Physiol Meas **36**(11): 2335-2351.

Sun, J. W., L. G. Zhao, Y. Yang, X. Ma, Y. Y. Wang and Y. B. Xiang (2015). "Association Between Television Viewing Time and All-Cause Mortality: A Meta-Analysis of Cohort Studies." Am J Epidemiol **182**(11): 908-916.

Surgeon General (1996). "Surgeon General's report on physical activity and health. From the Centers for Disease Control and Prevention." JAMA **276**(7): 522.

Swartz, A. M., S. J. Strath, D. R. Bassett, Jr., W. L. O'Brien, G. A. King and B. E. Ainsworth (2000). "Estimation of Energy Expenditure Using Csa Accelerometers at Hip and Wrist Sites." Med Sci Sports Exerc **32**(9 Suppl): S450-456.

Thorp, A. A., N. Owen, M. Neuhaus and D. W. Dunstan (2011). "Sedentary behaviors and subsequent health outcomes in adults a systematic review of longitudinal studies, 1996-2011." Am J Prev Med **41**(2): 207-215.

Tremblay, M. S., S. Aubert, J. D. Barnes, T. J. Saunders, V. Carson, A. E. Latimer-Cheung, S. F. M. Chastin, T. M. Altenburg, M. J. M. Chinapaw and S. T. C. P. Participants (2017). "Sedentary Behavior Research Network (Sbrn) - Terminology Consensus Project Process and Outcome." Int J Behav Nutr Phys Act **14**(1): 75.

Troiano, R. P. (2007). "Large-scale applications of accelerometers: new frontiers and new questions." Med Sci Sports Exerc **39**(9): 1501.

Troiano, R. P., D. Berrigan, K. W. Dodd, L. C. Masse, T. Tilert and M. McDowell (2008). "Physical activity in the United States measured by accelerometer." Med Sci Sports Exerc **40**(1): 181-188.

Trost, S. G., D. P. Cliff, M. N. Ahmadi, N. V. Tuc and M. Hagenbuchner (2018). "Sensor-enabled Activity Class Recognition in Preschoolers: Hip versus Wrist Data." Med Sci Sports Exerc **50**(3): 634-641.

Tudor-Locke, C., T. V. Barreira and J. M. Schuna, Jr. (2015). "Comparison of step outputs for waist and wrist accelerometer attachment sites." Med Sci Sports Exerc **47**(4): 839-842.

Tudor-Locke, C., T. V. Barreira, J. M. Schuna, Jr., E. F. Mire and P. T. Katzmarzyk (2014). "Fully automated waist-worn accelerometer algorithm for detecting children's sleep-period time separate from 24-h physical activity or sedentary behaviors." Appl Physiol Nutr Metab **39**(1): 53-57.

Tudor-Locke, C., T. V. Barreira, J. M. Schuna, P. T. Katzmarzyk and I. R. Group (2015). "Unique Contributions of Iscole to the Advancement of Accelerometry in Large Studies." Int J Obes Suppl **5**(Suppl 2): S53-58.

Tudor-Locke, C., M. M. Brashear, P. T. Katzmarzyk and W. D. Johnson (2012). "Peak stepping cadence in free-living adults: 2005-2006 NHANES." J Phys Act Health **9**(8): 1125-1129.

Tudor-Locke, C., S. M. Camhi, C. Leonardi, W. D. Johnson, P. T. Katzmarzyk, C. P. Earnest and T. S. Church (2011). "Patterns of adult stepping cadence in the 2005-2006 NHANES." Prev Med **53**(3): 178-181.

7. Bibliographie

Tudor-Locke, C., S. M. Camhi and R. P. Troiano (2012). "A catalog of rules, variables, and definitions applied to accelerometer data in the National Health and Nutrition Examination Survey, 2003-2006." Prev Chronic Dis **9**: E113.

Tudor-Locke, C., C. L. Craig, W. J. Brown, S. A. Clemes, K. De Cocker, B. Giles-Corti, Y. Hatano, S. Inoue, S. M. Matsudo, N. Mutrie, J.-M. Oppert, D. A. Rowe, M. D. Schmidt, G. M. Schofield, J. C. Spence, P. J. Teixeira, M. A. Tully and S. N. Blair (2011). "How many steps/day are enough? for adults." International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity **8**(1): 79.

Tudor-Locke, C., H. Han, E. J. Aguiar, T. V. Barreira, J. M. Schuna, Jr., M. Kang and D. A. Rowe (2018). "How fast is fast enough? Walking cadence (steps/min) as a practical estimate of intensity in adults: a narrative review." Br J Sports Med **52**(12): 776-788.

Tudor-Locke, C., W. D. Johnson and P. T. Katzmarzyk (2011). "U.S. population profile of time-stamped accelerometer outputs: impact of wear time." J Phys Act Health **8**(5): 693-698.

Tudor-Locke, C. E. and A. M. Myers (2001). "Challenges and opportunities for measuring physical activity in sedentary adults." Sports Med **31**(2): 91-100.

Turing, A. M. (1950). "Computing Machinery and Intelligence." Mind **LIX**(236): 433-460.

Vaha-Ypya, H., T. Vasankari, P. Husu, A. Manttari, T. Vuorimaa, J. Suni and H. Sievanen (2015). "Validation of Cut-Points for Evaluating the Intensity of Physical Activity with Accelerometry-Based Mean Amplitude Deviation (MAD)." PLoS One **10**(8): e0134813.

Vaha-Ypya, H., T. Vasankari, P. Husu, J. Suni and H. Sievanen (2015). "A universal, accurate intensity-based classification of different physical activities using raw data of accelerometer." Clin Physiol Funct Imaging **35**(1): 64-70.

van Hees, V. T. (2017). "The Importance of Nuance in Statements About Methods for Human Energy Expenditure Estimation That Use Motion Sensors." Eur J Clin Nutr.

van Hees, V. T., Z. Fang, J. Langford, F. Assah, A. Mohammad, I. C. da Silva, M. I. Trenell, T. White, N. J. Wareham and S. Brage (2014). "Autocalibration of accelerometer data for free-living physical activity assessment using local gravity and temperature: an evaluation on four continents." J Appl Physiol (1985) **117**(7): 738-744.

van Hees, V. T., R. Golubic, U. Ekelund and S. Brage (2013). "Impact of Study Design on Development and Evaluation of an Activity-Type Classifier." J Appl Physiol (1985) **114**(8): 1042-1051.

van Hees, V. T., L. Gorzelniak, E. C. Dean Leon, M. Eder, M. Pias, S. Taherian, U. Ekelund, F. Renstrom, P. W. Franks, A. Horsch and S. Brage (2013). "Separating movement and gravity components in an acceleration signal and implications for the assessment of human daily physical activity." PLoS One **8**(4): e61691.

van Hees, V. T., F. Renstrom, A. Wright, A. Gradmark, M. Catt, K. Y. Chen, M. Lof, L. Bluck, J. Pomeroy, N. J. Wareham, U. Ekelund, S. Brage and P. W. Franks (2011). "Estimation of daily energy expenditure in pregnant and non-pregnant women using a wrist-worn tri-axial accelerometer." PLoS One **6**(7): e22922.

7. Bibliographie

van Hees, V. T., S. Sabia, S. E. Jones, A. R. Wood, K. N. Anderson, M. Kivimaki, T. M. Frayling, A. I. Pack, M. Bucan, M. I. Trenell, D. R. Mazzotti, P. R. Gehrman, B. A. Singh-Manoux and M. N. Weedon (2018). "Estimating sleep parameters using an accelerometer without sleep diary." Sci Rep **8**(1): 12975.

van Hees, V. T., K. Thaler-Kall, K. H. Wolf, J. C. Brond, A. Bonomi, M. Schulze, M. Vigl, B. Morseth, L. A. Hopstock, L. Gorzelniak, H. Schulz, S. Brage and A. Horsch (2016). "Challenges and Opportunities for Harmonizing Research Methodology: Raw Accelerometry." Methods Inf Med **55**(6): 525-532.

van Hees, V. T., R. C. van Lummel and K. R. Westerterp (2009). "Estimating Activity-Related Energy Expenditure under Sedentary Conditions Using a Tri-Axial Seismic Accelerometer." Obesity (Silver Spring) **17**(6): 1287-1292.

Veith, I. (1949). Huang Ti nei ching su wên. The Yellow Emperor's classic of internal medicine, Williams & Wilkins.

Villars, C., A. Bergouignan, J. Dugas, E. Antoun, D. A. Schoeller, H. Roth, A. C. Maingon, E. Lefai, S. Blanc and C. Simon (2012). "Validity of Combining Heart Rate and Uniaxial Acceleration to Measure Free-Living Physical Activity Energy Expenditure in Young Men." Journal of Applied Physiology **113**(11): 1763-1771.

Vuillemin, A., E. Speyer, C. Simon, B. Ainsworth and D. Paineau (2012). "Critical Review of the Physical Activity Questionnaires Directed at the French Population and Development Perspectives." Cahiers de Nutrition et de Diététique(accepted).

Wagner, A., C. Simon, P. Ducimetiere, M. Montaye, V. Bongard, J. Yarnell, A. Bingham, G. Hedelin, P. Amouyel, J. Ferrieres, A. Evans and D. Arveiler (2001). "Leisure-Time Physical Activity and Regular Walking or Cycling to Work Are Associated with Adiposity and 5y Weight Gain in Middle-Aged Men: The Prime Study." International Journal of Obesity **25**(7): 940-948.

Wagner, A., C. Simon, A. Evans, J. Ferrieres, M. Montaye, P. Ducimetiere and D. Arveiler (2002). "Physical Activity and Coronary Event Incidence in Northern Ireland and France: The Prospective Epidemiological Study of Myocardial Infarction (Prime)." Circulation **105**(19): 2247-2252.

Weir, J. B. (1949). "New Methods for Calculating Metabolic Rate with Special Reference to Protein Metabolism." J Physiol **109**(1-2): 1-9.

Welk, G. (2002). "Physical activity assessments for health-related research."

Welk, G. J., Y. Bai, J. M. Lee, J. Godino, P. F. Saint-Maurice and L. Carr (2019). "Standardizing Analytic Methods and Reporting in Activity Monitor Validation Studies." Med Sci Sports Exerc **51**(8): 1767-1780.

Wen, C. P., J. P. Wai, M. K. Tsai, Y. C. Yang, T. Y. Cheng, M. C. Lee, H. T. Chan, C. K. Tsao, S. P. Tsai and X. Wu (2011). "Minimum amount of physical activity for reduced mortality and extended life expectancy: a prospective cohort study." Lancet **378**(9798): 1244-1253.

Westerterp, K. R. (2009). "Assessment of Physical Activity: A Critical Appraisal." Eur J Appl Physiol **105**(6): 823-828.

7. Bibliographie

Westerterp, K. R. and J. R. Speakman (2008). "Physical Activity Energy Expenditure Has Not Declined since the 1980s and Matches Energy Expenditures of Wild Mammals." *Int J Obes (Lond)* **32**(8): 1256-1263.

White, T., K. Westgate, S. Hollidge, M. Venables, P. Olivier, N. Wareham and S. Brage (2019). "Estimating energy expenditure from wrist and thigh accelerometry in free-living adults: a doubly labelled water study." *Int J Obes (Lond)*.

WHO, W. H. O. (2010). *Global Recommendations on Physical Activity for Health*. Global Recommendations on Physical Activity for Health. Geneva.

Wijndaele, K., K. Westgate, S. K. Stephens, S. N. Blair, F. C. Bull, S. F. Chastin, D. W. Dunstan, U. Ekelund, D. W. Esliger, P. S. Freedson, M. H. Granat, C. E. Matthews, N. Owen, A. V. Rowlands, L. B. Sherar, M. S. Tremblay, R. P. Troiano, S. Brage and G. N. Healy (2015). "Utilization and Harmonization of Adult Accelerometry Data: Review and Expert Consensus." *Med Sci Sports Exerc* **47**(10): 2129-2139.

Williams, P. T. (2001). "Physical fitness and activity as separate heart disease risk factors: a meta-analysis." *Med Sci Sports Exerc* **33**(5): 754-761.

Wilson, R. P., C. R. White, F. Quintana, L. G. Halsey, N. Liebsch, G. R. Martin and P. J. Butler (2006). "Moving towards acceleration for estimates of activity-specific metabolic rate in free-living animals: the case of the cormorant." *Journal of Animal Ecology* **75**(5): 1081-1090.

Wohlfahrt, P., J. W. Kantelhardt, M. Zinkhan, A. Y. Schumann, T. Penzel, I. Fietze, F. Pillmann and A. Stang (2013). "Transitions in effective scaling behavior of accelerometric time series across sleep and wake." *EPL (Europhysics Letters)* **103**(6).

Woodcock, J., O. H. Franco, N. Orsini and I. Roberts (2011). "Non-vigorous physical activity and all-cause mortality: systematic review and meta-analysis of cohort studies." *Int J Epidemiol* **40**(1): 121-138.

Yang, C. C. and Y. L. Hsu (2010). "A review of accelerometry-based wearable motion detectors for physical activity monitoring." *Sensors (Basel)* **10**(8): 7772-7788.

Zappi, P., C. Lombriser, T. Stiefmeier, E. Farella, D. Roggen, L. Benini and G. Tröster (2008). *Activity Recognition from On-Body Sensors: Accuracy-Power Trade-Off by Dynamic Sensor Selection*: 17-33.

Zhang, S., A. V. Rowlands, P. Murray and T. L. Hurst (2012). "Physical activity classification using the GENE wrist-worn accelerometer." *Med Sci Sports Exerc* **44**(4): 742-748.

Zhou, S.-M., R. A. Hill, K. Morgan, G. Stratton, M. B. Gravenor, G. Bijlsma and S. Brophy (2015). "Classification of accelerometer wear and non-wear events in seconds for monitoring free-living physical activity." *BMJ Open* **5**(5): e007447.

Zinkhan, M., K. Berger, S. Hense, M. Nagel, A. Obst, B. Koch, T. Penzel, I. Fietze, W. Ahrens, P. Young, S. Happe, J. W. Kantelhardt, A. Kluttig, A. Schmidt-Pokrzywniak, F. Pillmann and A. Stang (2014). "Agreement of different methods for assessing sleep characteristics: a comparison of two actigraphs, wrist and hip placement, and self-report with polysomnography." *Sleep Med* **15**(9): 1107-1114.

Zinkhan, M. and J. W. Kantelhardt (2016). "Sleep Assessment in Large Cohort Studies with High-Resolution Accelerometers." *Sleep Med Clin* **11**(4): 469-488.

8. Annexes

Annexe 1






International Journal of
*Environmental Research
and Public Health*



Article

Breaking up Sedentary Time in Overweight/Obese Adults on Work Days and Non-Work Days: Results from a Feasibility Study

Nathan P. De Jong ¹ , Isaac Debache ^{2,3}, Zhaoxing Pan ⁴, Mael Garnotel ^{5,6}, Kate Lyden ⁷,
Cédric Sueur ^{2,3}, Chantal Simon ^{6,7} , Daniel H. Bessesen ^{1,8,†} and Audrey Bergouignan ^{1,2,3,*} 

¹ Division of Endocrinology, Metabolism, and Diabetes and Anschutz Health and Wellness Center, University of Colorado, School of Medicine, Aurora, CO 80045, USA;

nathan.dejong@ucdenver.edu (N.P.D.J.); daniel.bessesen@ucdenver.edu (D.H.B.)

² Institut Pluridisciplinaire Hubert Curien, Université de Strasbourg, CNRS 67000 Strasbourg, France; isaac.debache@iphc.cnrs.fr (I.D.); Cedric.sueur@iphc.cnrs.fr (C.S.)

³ UMR 7178 Centre National de la Recherche scientifique (CNRS), 67000 Strasbourg, France

⁴ Department of Biostatistics and Informatics, Anschutz Medical Campus, University of Colorado, Aurora, CO 80045, USA; zhaoxing.pan@ucdenver.edu

⁵ CARMEN, CRNH, INSERM U1060/University of Lyon 1/INRA U1235 Lyon, France; ext-mael.garnotel@chu-lyon.fr

⁶ Laboratoire de Biochimie CHLS 69310 Pierre Bénite, France; chantal@simon-bertrand.com

⁷ KAL Research and Consulting LLC, Denver, CO 80002, USA; katelyden6@gmail.com

⁸ Denver Health Medical Center, Denver, CO 80204, USA

* Correspondence: Audrey.bergouignan@iphc.cnrs.fr; Tel.: +33-388-1069-14

† These authors contributed equally to this work.

Received: 31 August 2018; Accepted: 14 November 2018; Published: 16 November 2018



Abstract: Office workers are vulnerable to the adverse health effects of sedentary behavior (i.e., sitting time). Increasing physical activity and preventing time spent sitting is an occupational health priority. This randomized crossover design study compared the short-term (3-days) effects of hourly interruptions of sedentary time with 5-min microbreaks of activity for 9 hours (MICRO) to a sedentary control condition (SED) and a duration-matched continuous single bout of physical activity (45-min/d, ONE) condition on inclinometer-derived sitting-time on work and non-work days in sedentary overweight/obese adults. Differences in sitting/lying, standing, stepping, number of sit/stand transitions, time spent in moderate and vigorous activity (MVPA), energy expenditure, self-perceived vigor and fatigue, and insulin sensitivity were also examined. Twenty-two participants (10M/12F; 31.7 ± 1.3 year old BMI 30.4 ± 0.5 kg/m²) completed all conditions. No between-condition effects were observed in sitting-time and sit/stand transitions. Both interventions increased daily steps, MVPA and energy expenditure with increases being greater in ONE than MICRO. Feelings of vigor and fasting insulin sensitivity were also improved. Participants reported less fatigue with MICRO than SED and ONE. Both interventions increase physical activity and energy expenditure in occupational and leisure-time contexts. The sustainability of these effects over the long term and on health outcomes will need to be tested in future studies.

Keywords: sedentary behaviors; sitting; microbreaks; physical activity; MVPA; activity energy expenditure; vigor; fatigue; insulin sensitivity

NCT# NCT02258438

1. Introduction

Sedentary behavior, i.e., sitting time, has been associated with adverse health outcomes including body mass index, cardio-metabolic outcomes, mental health and premature mortality [1–9] and has emerged as an important public health concern [10]. In addition to total daily sitting time, prolonged unbroken sitting time has been negatively associated with cardiometabolic health biomarkers [11,12].

Over the past few decades, advances in technology and computer-based tasks have increased time spent sitting at the workplace [13]. It has been found that office-based employees spend 66% of their total work time sitting with 25% of total sitting time in bouts longer than 55 min [14]. These changes in the workplace have been associated with reduced daily occupational energy expenditure. Since the 1960s, in the USA and the UK, population levels of occupational physical activity have declined by more than 30% [15]. Facing this developing public health challenge, the World Health Organization has recently published new guidelines for employers to promote healthier occupational environments [16]. Among the four major components of the guidelines, limiting prolonged sitting and increasing physical activity is one of them. While guidelines exist, they still need to be translated into practical strategies that can be implemented on a large scale. In this context, there has been increasing interest in understanding the efficacy of a broad range of interventions targeting sedentary behavior in the workplace.

A growing number of studies have examined environmental changes in the occupational setting to reduce sitting time such as active workstations and include sit-to-stand desks, treadmill desks and seated active workstations utilizing portable pedal machines [17–19]. These interventions have shown mixed results. While individual sit-to-stand desk interventions have not been shown to decrease sedentary time [20], interventions with multi-level components targeting the individual but also the social and built environment showed that stand-up desk options reduce sitting and increase standing time [21]. However, no effect on stepping time was observed. A personalized consultation with weekly emails that aimed to reduce prolonged sitting time did not decrease total daily sedentary time but reduced the occurrence of sedentary bouts of more than 30 min [22,23]. Another study using hourly computer screen prompts and text messages to break up sitting decreased total time spent sitting and increased the number of daily steps, but failed at increasing the number of sit-to-stand transitions [10]. Another goal of these interventions is to increase energy expenditure. The implementation of treadmill desks and seated active workstations can reduce daily sitting time, increase time spent in physical activity [24,25] and almost triple the energy expenditure of that measured while sitting. For example, walking at 1.8 km/h can induce an expenditure above 0.41 MJ/h, which could beneficially impact energy balance if sustained for several hours per day [26,27]. However, long-term adherence to these interventions (12 months) are poor [24,25], treadmill desks are costly and present a safety hazard. Therefore, a cost effective, easy to implement intervention that can reduce total time spent sitting, prevent prolonged sitting bouts as well as increase time spent active and energy expenditure is still needed. Implementing frequent short bursts of walking could fulfill these requirements.

Such interventions have already been tested in the laboratory setting. Past studies showed beneficial effects of frequent interruptions of sitting time with short bouts of activity varying in mode, frequency, duration and intensity on metabolic, cognitive and hemodynamic outcomes [28–40]. Regardless of adiposity, sex and age frequent interruptions of sedentary activities with walking breaks have been associated with attenuated postprandial plasma glucose and insulin concentrations in obese and type 2 diabetic adults [31–40]. We have shown that interrupting sedentary behavior with short bursts of treadmill walking increases self-perceived feelings of energy, vigor and mood and decreases feelings of fatigue throughout the day in normal weight adults [30]. The effect of such an intervention on the profile of physical activity and energy expenditure in free-living conditions is unknown.

While the workplace has been identified as a priority setting for addressing sedentary behaviors, it may be important to target sedentary behaviors in other contexts such as on non-working days. Non-working days also comprise a large portion of a working adult's week and have also been associated with a large amount of time attributed to sedentary activities [41]. Because workers who

spend more time in sedentary pursuits during work hours do not compensate by being more active in non-working periods [20], there is a need to test interventions that aim at reducing time spent sedentary both during work days and non-work days outside of the controlled laboratory environment.

Based on the data generated by the past intervention studies conducted in the laboratory setting and the real-world, we hypothesized that an intervention aimed at breaking up sedentary time with short bouts of activity could attenuate time spent sitting, increase daily physical activity and energy expenditure, and positively impact metabolic health and well-being in office workers. The purpose of this study was to test the feasibility to implement such an intervention over a short period of time (3-days) in the daily life of overweight sedentary male and female adults during work days and non-work days. To test whether the effects on time spent sitting, time spent physically active and energy expenditure were due to the frequent interruptions of sedentary time with short bouts of activity or to the total time spent active, we used a three arm cross-over randomized design. Frequent interruptions of sedentary time with short bouts of physical activity were compared to a duration-matched single continuous bout of physical activity, and a sedentary control condition. Further, we compared the effect of the interventions on self-perceived vigor and fatigue and an index of insulin sensitivity. Finally, we assessed how difficult it was for participants to implement these interventions in their daily life on work days and non-work days.

2. Methods

2.1. Participants

This study was approved by the Colorado Multiple Institutional Review Board (COMIRB) and was in accordance with the Declaration of Helsinki (COMIRB# 14-0429). Eligible participants were between 19–45 years old with an occupation that requires sitting time, had a body mass index (BMI) between 27–33 kg/m², were weight stable for at least 3 months, insulin sensitive (fasting plasma insulin concentration below 25 µIU/mL), and self-reporting > 6 h/day of occupational sitting. All women enrolled in the study were pre-menopausal and could use birth control medications. Exclusion criteria included clinically diagnosed diabetes, taking glucose- and/or lipid-lowering medications, dyslipidemia, smoking, or meeting the American College of Sports Medicine (ACSM) physical activity recommendations (>150 min/week MVPA). Participants were recruited between October 2014 and October 2016 from newspaper advertisements, public announcements, and flyers in the Denver and Aurora areas in Colorado, USA. Participants were randomized to one of three possible trial-condition orders using balanced blocks separately prepared for male and female participants. The study statistician (Z.P.) prepared the computer-generated randomization lists and sealed envelopes for randomization [42].

2.2. Study Design

Eligible volunteers completed three separate 3-day trial phases under free-living conditions. The study phases were separated by a 28-day wash out period and women were all studied in the follicular phase of their menstrual cycle. All the study related visits were conducted at the Clinical and Translational Research Center of University of Colorado (CTRC). The three trial conditions were administered in random order:

Sedentary (SED): Free-living subjects maintained their usual levels of daily activity during the three days of measurement and were asked to refrain from structured exercise.

Sedentary + 1 continuous bout of activity (ONE): During the 3-days of measurement, subjects were asked to perform 45-min of moderate-intensity walking once per day and maintain their usual sedentary lifestyle the rest of the day.

Sedentary + microbouts of activity (MICRO): During the 3-days of measurement, participants were asked to perform a 5-min bout of moderate-intensity walking bout each hour for 9 consecutive hours throughout the day and maintain their usual sedentary lifestyle the rest of the time.

For both interventions, the intensity of the activity was defined during the screening visit. On each day of measurement, participants were asked to complete a diary log and record the time the participant went to sleep and woke up from sleep, the time the bouts of physical activity were performed and if it was a work day or not.

2.3. Screening Visit

Subjects were screened, consented and underwent a review of medical history and physical examination and a blood draw to verify fasting plasma insulin concentrations for eligibility. Resting Metabolic Rate (RMR) was measured by indirect calorimetry for 30 min in the fasted state, under resting conditions and at thermoneutrality. Body composition including fat-free mass (FFM) and fat mass (FM) was measured by dual energy X-ray absorptiometry (DXA, Hologic Delphi-W, Bedford, MA, USA). The short version of the International Physical Activity Questionnaire (IPAQ) was completed to assess habitual physical activity and time spent sitting [43]. Subjects then performed an incremental exercise test on a treadmill (increments of 0.3 miles/h every 2-min) to determine a walking pace that was then prescribed for ONE and MICRO conditions. For each exercise level, subjects rated their perceived effort on a Borg scale from 0 (very light) to 20 (maximal exertion). The aim was to identify the walking speed that subjects associated with a perceived exertion level of 13 (somewhat hard). Subjects were instructed to walk at this pace for each bout of activity during the intervention.

2.4. Measurement of Time Spent Sitting/Lying, Standing, Stepping and Daily Steps

Time spent sitting/lying, standing, stepping and daily steps were quantified using an ActivPAL™ triaxial accelerometer/inclinometer (PAL Technologies Ltd., Glasgow, Scotland) during the three days of measurement in each condition. Participants were instructed to wear the monitor at all times. The device was worn midline on the anterior aspect of the thigh and wrapped with a nitrile sleeve, allowing for 24 h measurement. The monitor produces a signal related to thigh inclination and is a valid and reliable measurement tool for determining posture and motion during activities of daily living [44]. When the monitor is oriented horizontally, it classifies the activity as sitting/lying. Vertical positioning of the monitor is classified as standing. Step cadence and number of steps were recorded by the monitor when a participant was walking.

The ActivPAL™ has been validated for use in adults to distinguish between sitting/lying, standing, and stepping activities [44–47]. Data event files from the ActivPAL™ were used to quantify sitting/lying, standing, and stepping time. In these files, the ActivPAL™ records each time an activity changes and the time that the activity changed. Sitting/lying, standing, and stepping time were calculated by summing the duration of each event and the number of breaks from sitting time were quantified as a transition from sitting/lying to either standing or stepping. Sitting bouts lasting longer than 30-min and 60-min were also used to test the effect of the conditions on the sitting bout length. A customized R program (www.r-project.org) was used to convert the event data file to a second-by-second data file to estimate additional metrics of sedentary behaviors and time spent sitting/lying, standing, stepping. The following metrics of sedentary behaviors were computed over 24 h: total sedentary time (total time spent in sitting/lying events), total breaks in sedentary time (number of times a sitting/lying event was followed by a standing or stepping event), and time (minutes/day) in sedentary bouts ≥ 30 and ≥ 60 -min. The same outcomes were also reported as percentage of waking time. Because sleep time was removed, we assumed that sitting/lying time mainly corresponded to sitting time during waking hours. The R package (PAactivPAL) is available for researchers to generate these metrics [48].

2.5. Measurement of Physical Activity Intensity, Activity Energy Expenditure and Physical Activity Level

Activity energy expenditure (AEE) and time spent in different activity intensities were determined using the ActiGraph GT3X tri-axial accelerometer (ActiGraph, Pensacola, FL, USA). Participants were instructed to wear the accelerometer during wake time by attaching it to their right hip directly

above their right knee using an elastic belt that was provided. A sampling rate of 30-Hz was used. After each of the 3-day study conditions, data were downloaded using the Actilife 6.13 software provided by the manufacturer and AEE per minute (J/kg/min) was estimated using the 'Freedson vector magnitude combination model' [49,50]. Total energy expenditure (MJ/d) was calculated as $(AEE + RMR)/0.9$, where RMR was resting metabolic rate (MJ/d). Physical activity level (PAL) was calculated as the ratio between TEE over measured RMR. Cut-points of <1.5 and <3 METs and >3METs (metabolic equivalents) were used for very light intensity activity, light intensity activity and moderate-to-very vigorous activity, respectively. Minute-data during waking hours were summed to obtain data per day. Although sedentary behavior has been defined as activities with an energy expenditure below 1.5 METs while in a sitting, reclining or lying posture [51], activities with METs <1.5 were referred to as very light intensity activity in our study. By only measuring energy expenditure without recognition of the concomitant posture, we are including activities such as standing that are not sedentary activities. By choosing the term "very light intensity activity" we are more conservative and avoiding any misinterpretation.

2.6. Perception of the Challenges Associated with the Conditions, Self-Perceived Vigor and Fatigue

At the end of each intervention or control day participants filled out online 100 mm visual analog scales (VAS) designed to capture their perception of the study condition [52]. The VAS addressed the following question "Please indicate on the scale how challenging you found the day." The anchors for this question were "Extremely Easy" and "Extremely Challenging." Immediately after the first survey, participants then completed an online modified version of the Perception of Mood survey (POMs) to assess changes in feelings of vigor and fatigue [53]. Only the POMs-Fatigue (POMs-F; $n = 7$ items) and the POMs-Vigor (POMs-V; $n = 8$ items) subscales were used for analysis.

2.7. Plasma Metabolic Outcomes

The morning after each 3-day trial, the participants reported to the CTRC for a fasting blood collection which was analyzed for glucose and insulin. Whole blood was added to a preservative (3.6 mg EDTA plus 2.4 mg glutathione in distilled water). Insulin concentrations were measured using a standard double antibody radioimmunoassay (EMD Millipore, St. Charles, MO, USA). Serum glucose concentrations were determined using the hexokinase method (Wako Diagnostics, Mountain View, CA, USA). These analyses were performed on the Beckman Coulter AU480 Chemistry Analyzer (Brea, CA, USA).

2.8. Statistical Analysis

Based on the diary log information, data were recorded on 43, 47 and 43 work days while in SED, ONE and MICRO conditions, respectively. Consequently, 23, 19 and 23 study days were non-work days when participants were in SED, ONE and MICRO conditions, respectively. The analysis of the working status effect (work day versus non-work day) was *a posteriori* analysis. This is why the number of work days and non-work days are unbalanced across the three conditions and the work status.

If there was more than one measure assessed at different days per condition and work status, the mean value of the repeated measures served as outcome in the model. Linear mixed models were used to test differences in the two activity monitor outcomes, self-perceived challenge, vigor and fatigue, with sequence, period, condition (SED, MICRO and ONE), work status (work day vs. non-work day) and condition-by-work status interaction as fixed effects and subjects as random effect with a compound symmetry covariance. Contrasts were used, under this model, to test for the between work status difference under each condition, the between condition differences separately on workdays and non-work days and the between work status difference with respect to the between condition difference. No correction for multiple comparisons was applied. Fasting plasma insulin and glucose concentrations measured on the morning of day 4 were also analyzed using linear mixed model but work status was not considered. Indeed, within the three days prior to the blood draw, days could have

been randomly spent at work or not, it was therefore impossible to know if the interaction between the condition and the work status had any influence on index of insulin sensitivity. Data are expressed as mean \pm SD, unless otherwise stated. All statistical analyses were performed with SAS 9.4 (SAS Institute, Cary, NC, USA).

3. Results

3.1. Subjects' Characteristics and Compliance with the Interventions

Subjects' characteristics are displayed on Table 1. On average over the 3-days of intervention, participants performed $97.6 \pm 0.0\%$ and $98.4 \pm 0.1\%$ of the prescribed physical activity bouts in MICRO and ONE, respectively. High levels of compliance with both interventions was attained despite reporting that performing the physical activity interventions was more challenging than spending a day being sedentary (Intervention effect: $p = 0.007$; Figure 1). While participants reported that MICRO was challenging to perform on work days ($p = 0.004$ vs. SED), ONE was perceived to be more challenging to comply with on non-work days compared to both SED ($p = 0.05$) and MICRO ($p = 0.04$).

Table 1. Study participant's anthropological characteristics and habitual sitting time.

Parameters	Males	Females	All
<i>n</i>	10	12	22
Age (year)	31.5 \pm 7.4	32.0 \pm 6.1	31.8 \pm 6.6
BMI (kg/m ²)	28.8 \pm 2.9	31.7 \pm 1.8	30.5 \pm 2.7
FM (kg)	24.6 \pm 4.3 ***	36.0 \pm 4.7	30.9 \pm 7.3
FFM (kg)	63.1 \pm 9.9 ***	49.9 \pm 5.0	56.0 \pm 10.1
FM (%)	28.1 \pm 2.4 ***	41.8 \pm 2.4	35.6 \pm 7.4
Self-reported sitting time (h/d)	9.0 \pm 3.2	10.6 \pm 1.1	9.5 \pm 4.1

Data are presented as mean \pm SD. *** $p < 0.0001$ vs. Female. *n*, number of subjects; BMI, body mass index; FFM, fat-free mass; FM, fat mass; Self-reported sitting time was estimated from the IPAQ, international physical activity questionnaire.

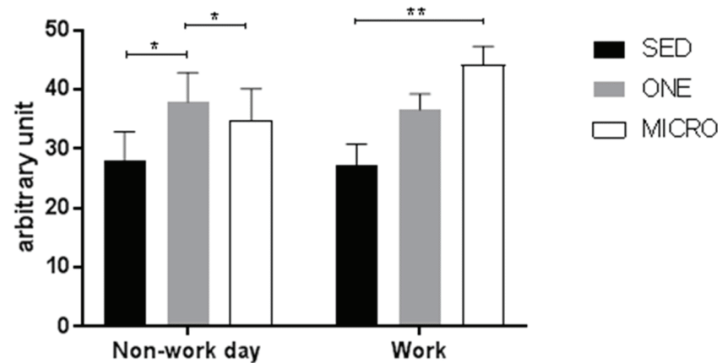


Figure 1. Visual analog scale representing the perception of the challenges associated with the conditions. At the end of each intervention or control day participants filled out online 100 mm visual analog scales (VAS) designed to capture their perception of the study condition. The VAS addressed the following question "Please indicate on the scale how challenging you found the day." The anchors for this question were "Extremely Easy" and "Extremely Challenging." SED, indicates the sedentary condition; ONE, indicates the one-bout intervention; MICRO, indicates the microbouts intervention. * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$ vs. sedentary control.

3.2. Effect of the Physical Activity Interventions on Time Spent Sitting/Lying, Standing and Stepping

Time spent sitting/lying, standing and stepping over 24 h is reported in Table 2. One ActivPAL™ was lost and two were defective, we are therefore reporting data obtained in 19 subjects. Both MICRO (11.4 ± 4.7 vs. 9.2 ± 3.4%, $p = 0.009$) and ONE (13.9 ± 3.5% vs. 9.2 ± 3.4%, $p < 0.0001$) increased the percentage of waking time spent stepping compared to SED on work days but not on non-work days. This resulted in 0.4 ± 0.1 h more spent stepping in ONE than in MICRO ($p = 0.01$). As a result, the number of daily steps increased from 7125 ± 2554 to 12,257 ± 3145 in ONE ($p < 0.0001$) and 10,036 ± 4262 in MICRO ($p = 0.0002$) on work days; participants took more steps when performing ONE than MICRO ($p = 0.005$). Both ONE (+2967 ± 456, $p = 0.005$) and MICRO (+2841 ± 552, $p = 0.02$) led to a greater number of daily steps compared to SED on non-working days. However, time spent sitting and standing, the average duration of the sedentary bouts and the number of transitions from the sitting to standing position (index of breaking up prolonged sitting) were not significantly different across conditions and days ($p > 0.05$ for all). Surprisingly, the sitting bouts of more than 30 min tended to occur more often in MICRO than in both SED ($p = 0.057$) and ONE ($p = 0.051$) when in leisure contexts.

Table 2. Time spent sitting/lying, standing and stepping over 24hr and as percent of wake time.

Physical Activity Outcomes	SED		ONE		MICRO	
	Non-work day	Work	Non-work day	Work	Non-work day	Work
Sitting/lying (h/d)	9.8 ± 2.0	10.6 ± 2.3	9.6 ± 1.9	10.2 ± 2.4	9.6 ± 2.5	10.5 ± 2.2
Standing (h/d)	3.5 ± 1.8	3.4 ± 1.8	3.0 ± 1.8	3.4 ± 1.5	3.6 ± 2.1	3.2 ± 1.9
Stepping (h/d)	1.4 ± 0.5	1.4 ± 0.5	1.7 ± 0.4	2.1 ± 0.5***	1.7 ± 0.4	1.7 ± 0.7**δ
Sitting (% waking time)	66.6 ± 14.2	68.4 ± 13.5	67.2 ± 12.7	64.5 ± 10.4	64.0 ± 15.3	67.8 ± 14.1
Standing (% waking time)	23.9 ± 12.3	22.3 ± 11.6	20.7 ± 11.9	21.4 ± 8.8	24.0 ± 14.5	20.7 ± 12.6
Stepping (% waking time)	9.4 ± 3.6	9.2 ± 3.4	11.9 ± 2.4	13.9 ± 3.5***	11.9 ± 2.9	11.4 ± 4.7**δ
Sit-to-stand transitions (#)	48.8 ± 15.1	47.2 ± 17.7	42.5 ± 13.6	50.1 ± 22.3	46.1 ± 12.4	50.7 ± 21.3
Sitting bouts > 30-min (#)	5.6 ± 1.7	6.2 ± 2.2	5.5 ± 1.7	6.1 ± 1.7	6.7 ± 2.7*δ	7.4 ± 2.7
Sitting bouts > 60-min (#)	3.1 ± 1.4	3.1 ± 1.5	2.6 ± 1.1	3.1 ± 1.6	2.3 ± 1.6	2.8 ± 2.0
Step count (#)	6409 ± 2843	7125 ± 2554	9376 ± 2387**	12,257 ± 3149***	9250 ± 2291*	10,036 ± 4262**δδ

Data are presented as the mean ± SD. * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.0001$ compared to SED control within the same location. δ $p < 0.05$, δδ $p < 0.01$ different from ONE within same location. Sitting/lying (h/d), number of hours per day spent sitting; Standing (h/d), number of hours per day spent standing; Stepping (h/d), number of hours per day spent stepping; Sitting (% waking time), percent of waking hours spent sitting; Standing (% waking time), percent of waking hours spent standing; Stepping (% waking time), percent of waking hours spent stepping; Sitting bouts >30-min, number of sitting bouts lasting at least 30 min; Sitting bouts >60-min, number of sitting bouts lasting at least 60 min; Sit-to-stand transitions, number of times a participant rose from a seated position; Step Count (#), is the number of steps taken per day.

3.3. Effect of the Physical Activity Interventions on Time Spent in Very-Light, Light, Moderate and Vigorous Intensity Physical Activity

Time spent in very-light, light, MVPA during waking hours is shown in Figure 2. One ActiGraph GT3X was lost; data are reported for 21 subjects.

On work days, waking time spent in very light intensity activities tended to be lower in ONE compared to SED (12.5 ± 1.3 vs. 13.5 ± 1.1 h/d, $p = 0.055$), but not different between MICRO and SED or ONE. Light intensity activities were not different across conditions ($p > 0.05$ for all). On non-work days, MICRO significantly reduced time spent in light intensity activities compared to SED (1.5 ± 0.5 vs. 1.9 ± 0.8 h/d, $p = 0.040$), but was associated with more time spent in very light intensity activities than ONE (13.7 ± 0.5 vs. 11.5 ± 0.5 h/d, $p = 0.002$). Both MICRO (work day: +23.4 ± 6.6 min, non-work day: +21.6 ± 8.4 min) and ONE (work day: +40.2 ± 6.6, non-work day: +36.0 ± 9.0 min) significantly increased time spent in MVPA compared to SED on both non-work and work days ($p < 0.01$ for all). On work days, MVPA was even greater in ONE than in MICRO ($p = 0.02$).

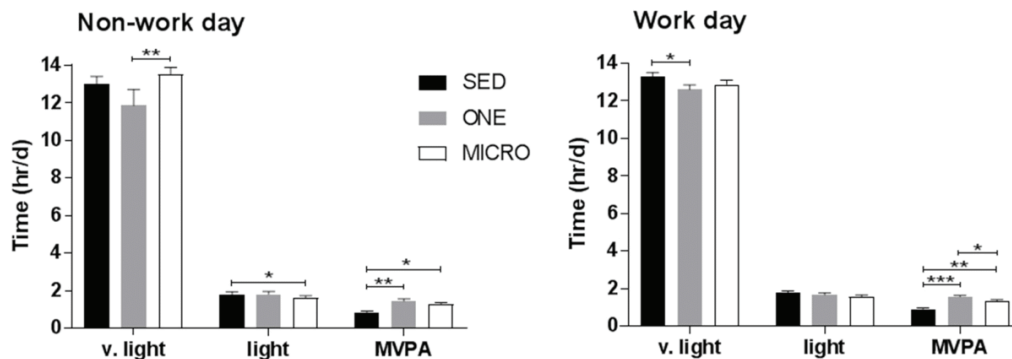


Figure 2. Waking time per day performing very light, light and moderate-to-vigorous intensity physical activity. Accelerometry data collected from ActiGraph GT3X tri-axial accelerometer are displayed by location (work or non-work day) and by physical activity intensity. V. light, very light intensity physical activity; MVPA, moderate-to-very vigorous intensity physical activity; SED, sedentary condition; ONE, one-bout intervention; MICRO, microbouts intervention. * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.0001$ vs. sedentary control condition.

3.4. Effect of the Physical Activity Interventions on 24 h Activity Energy Expenditure and Physical Activity Level

Changes in MVPA induced by the physical activity interventions translated into parallel changes in AEE (Figure 3). Both MICRO and ONE significantly increased AEE compared to SED on both work and non-work days ($p < 0.05$ for all). Physical activity level (PAL) was significantly lower in SED compared to ONE on non-work days (SED: 1.46 ± 0.04 , ONE: 1.62 ± 0.04 , $p = 0.004$) and compared to both ONE and MICRO on work days (SED: 1.43 ± 0.03 , ONE: 1.65 ± 0.03 , $p < 0.001$, MICRO: 1.55 ± 0.03 , $p = 0.003$). PAL was further higher in ONE than in MICRO on work days ($p = 0.008$).

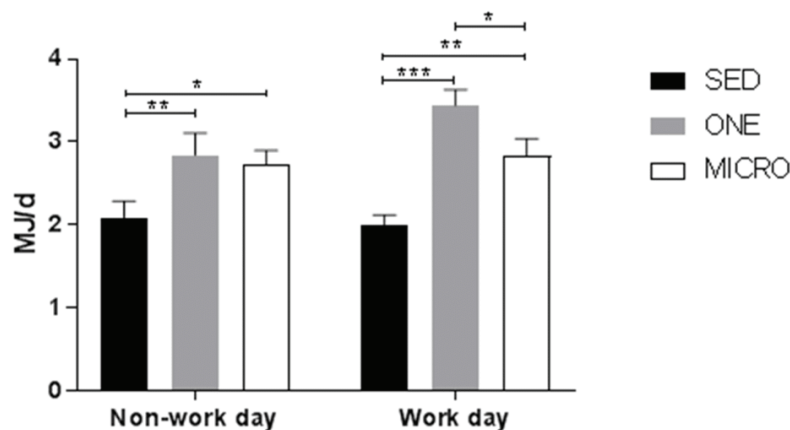


Figure 3. Activity energy expenditure. The activity energy expenditure (MJ/d) estimated from ActiGraph GT3X tri-axial accelerometer is displayed by location (work or non-work day). SED, sedentary condition; ONE, one-bout intervention; MICRO, microbouts intervention. * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.0001$ vs. sedentary control condition.

3.5. Effect of the Physical Activity Interventions on Self-Perceived Vigor and Fatigue

No significant differences in self-perceived vigor were noted across conditions on non-work days ($p > 0.05$ for all, Figure 4). On working days, participants reported a greater level of self-perceived vigor at the end of the day in both MICRO (386.7 ± 27.9 , $p = 0.01$) and ONE (403.4 ± 28.1 , $p = 0.002$)

compared to SED (314.1 ± 28.0). They further reported feeling less fatigue on work days after a day performing MICRO than after a day performing ONE (-119.7 ± 52.5 , $p = 0.03$). On non-work days, they tended to feel less fatigue on MICRO compared to both SED (-128.9 ± 65.6 , $p = 0.054$) and ONE (-124.5 ± 67.3 , $p = 0.069$).

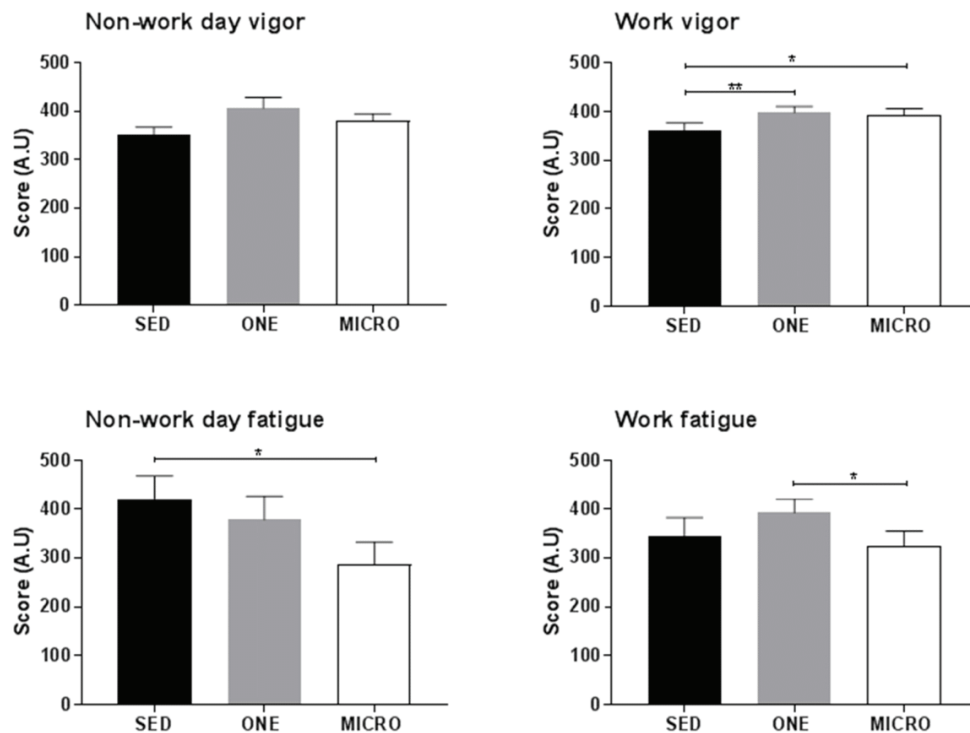


Figure 4. Self-perceived fatigue and vigor. At the end of each study day participants rated their self-perceived feeling of fatigue and vigor (arbitrary unit). SED, sedentary condition; ONE, one-bout intervention; MICRO, microbouts intervention. * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$ vs. sedentary control condition.

3.6. Effect of the Physical Activity Interventions on Index of Insulin Sensitivity

On the morning of day 4, fasting insulin and glucose concentrations were measured (Table 3). MICRO and ONE significantly decreased fasting insulin concentration by 37.3% ($p = 0.03$) and 43.6% ($p = 0.02$) respectively compared to SED. Fasting glucose concentrations remained unchanged. As a result, insulin:glucose ratio, an index of insulin sensitivity, was reduced by both MICRO ($p = 0.03$) and ONE ($p = 0.02$) compared to SED, suggesting an improvement in insulin sensitivity. No differences were observed between the two active conditions.

Table 3. Fasting plasma glucose and insulin concentrations.

Parameters	SED	ONE	MICRO
Fasting glucose (mg/dL)	90.1 \pm 7.3	88.4 \pm 7.7	88.7 \pm 10.6
Fasting insulin (uI/mL)	10.8 \pm 8.9	6.1 \pm 3.0 *	6.7 \pm 6.1 *
I/G	0.121 \pm 0.101	0.069 \pm 0.341 *	0.075 \pm 0.063 *

Data are presented as the mean \pm SD. * $p < 0.05$ compared to SED control. I/G, insulin/glucose ratio.

4. Discussion

In this randomized feasibility study, we showed that sedentary, physically inactive, overweight/obese individuals were able to implement physical activity interventions consisting either of frequent bouts

of activity or one continuous bout, the latter being more commonly promulgated by public health promotion initiatives and healthcare providers. Overall these two physical activity interventions had similar effects. Both interventions increased daily steps, MVPA, AEE and PAL on both working and non-working days compared to the sedentary control. These increases were more pronounced with a daily single bout of physical activity as compared to microbouts. The greater physical activity and energy expenditure were further associated with higher self-perceived feelings of vigor at the end of the day and improved fasting insulin sensitivity. Microbouts of activity were also associated with lower feelings of fatigue at the end of the day both on work days and non-work days. Neither of the interventions decreased time spent sitting or standing, the number of breaks from the sitting position and the average duration of a sitting bout.

Because office employees are vulnerable to the adverse health effects of prolonged sitting, an increasing number of interventions have targeted the work environment [54]. Strategies that promote body movements, such as passive pedaling or treadmill desks have been shown to increase physical activity and energy expenditure and to some extent reduce time spent sitting [18–20,25–27]. However, they are relatively expensive, can be a safety hazard and may be impractical to implement on a large scale. Therefore, we proposed that an intervention involving frequent short bouts of brisk walking could be an inexpensive, safe, easy to implement physical activity promotion intervention. Contrary to our hypothesis, microbouts of activity spread out across the day did not reduce the number or duration of sitting bouts and did not increase the number of transitions from the sitting position to standing or stepping. This may be because asking individuals to break-up prolonged sitting nine times a day, every hour for nine consecutive hours to perform 5-min of walking is not a sufficient stimulus. In support of this interpretation, a recent study used hourly computer screen prompts or text messages to break up sitting. Sitting time was broken up with 7 min of walking to accumulate 30–60 min of walking per day. Additionally, there was an additional 6000 step count goal. This intervention was 7 days measured in overweight/obese and resulted in a decrease in total sitting time by 1.85 h/d on average [10]. Despite the frequency of activity being more frequent (every 30–60 min), this study also failed to show an increase in the number of sedentary breaks (sit-to-stand transitions) [10]. In our study, the number of sitting bouts longer than 30-min was even greater when participants were asked to perform microbouts of activity compared to single bouts on non-work days. This suggests that people tend to stay seated until they have to stand up and be active. Therefore, future studies may need to test specific interventions that primarily target breaks from sitting in addition to sitting time, daily steps or bouts of physical activity.

The American College of Sports Medicine, the American Heart Association and the American Diabetes Association recommend that adults perform at least 150–300 min/wk (21.4–42.8 min/day) of MVPA to maintain and promote cardiovascular health and insulin sensitivity [55]. Implementing frequent short bouts of 5-min brisk walking across the day in our study led to a significant 22.5-min/day increase in MVPA on average. In addition, the microbouts intervention produced an increase in AEE of 0.54 MJ/d (129 kcal/d) on non-working days and 0.78 MJ/d (187 kcal/d) on work days. It has been proposed that a very small energy gap—the difference between energy intake and energy expenditure—plays a role in weight gain [56]. A difference of 100 kcal/day at the population level could theoretically prevent weight gain in 90% of the U.S. adult population. Consequently, the increase in AEE along with the suppressive effect on appetite previously reported with microbouts of activity (at least in normal-weight individuals) [27,30] may help mitigate weight gain. Implementing microbouts of activity at work could be a viable strategy, among other strategies, to slow down weight gain. In addition, large prospective cohort studies of diverse populations have shown that an AEE of approximately 4.18 MJ/wk (1000 kcal/wk) is associated with lower rates of cardiovascular disease and premature mortality [55]. It would therefore be important to study the effect of this intervention over the long-term and verify whether a 1000 kcal/wk energy expenditure could be reached. Finally, our feasibility study showed that three days of microbouts of activity performed in daily life improves insulin sensitivity, which adds to the increasing body of data collected in the

laboratory settings on the beneficial effect of frequent interruptions of prolonged sitting on insulin action [31–40,57]. This is the first study to show that an intervention using small bouts of activity promotes overweight-obese sedentary adults to comply with the current physical activity guidelines, at least in the short term. As a result, this strategy may have positive effects on body weight control and cardiometabolic health. However, we need to acknowledge that the single bout intervention we tested in the same subjects induced greater increases in MVPA (40 min/work day) and AEE 1.41 MJ/work day (+337 kcal/work day). The subjects thus attained a PAL of 1.65 that is characteristic of people who are moderately active. Future studies are needed to test the long-term effects of the microbouts of activity versus single bout of activity on the daily pattern of physical activity and energy balance regulation (appetite, energy intake, energy expenditure).

The long-term goal will be to test this type of intervention in the public on a large scale. The modern occupational environment promotes increased sedentary time [58], and has therefore been identified as an ideal environment to target sedentary behaviors. This is even more important because adults who spend more time sedentary at work do not compensate by being more active during non-working periods [59]. Interestingly, we showed that the beneficial effects of the microbouts intervention on physical activity and self-perceived fatigue were observed on both work and non-work days. This means that if implemented in occupational contexts this intervention, if sustained on weekends, could also increase physical activity on non-work days. A limitation is that instead of shifting time from very light to MVPA intensity activities as observed with the single bout of activity, the microbouts of activity increased MVPA in detriment of light intensity activity on non-work days. Another potential issue for future implementation of such intervention is the fact that participants reported the microbouts of activity to be more challenging to perform at work. But in our study, participants were the only employees performing these activities at their workplace. If the environment was designed to support breaking up sitting, participants may find this approach less challenging. It is well known that socio-ecological approaches acting on both the micro environment (individual) and macro environment (socio-professional environment, office layout, alternative work stations, active vs. sitting meetings, etc.) are key when aiming to implement new interventions that change behavior for a sustained period of time. Developing strategies to self-motivate individuals in adopting this new behavior is also crucial [60]. The fact that our overweight/obese participants perceived less fatigue at the end of a workday performing the microbouts than a single continuous bout of activity, as we previously reported in normal weight individuals, could be used to encourage employers to incorporate microbouts of activity into the daily routines of their office employees [30]. Additionally, strategies aiming to reduce time spent sitting have not been shown to affect productivity or cognitive functions [28–30]. Most likely, a combination of the two interventions to target both occupational and non-work time may be the best approach. It could also provide individuals with different tools to choose from according to their mood that day at the office or outside the office.

Several limitations need to be acknowledged. The main limitation is that the study was conducted over 3-days and so conclusions about whether the weekly level of recommended MVPA could be reached and sustained for longer time periods cannot be made. The comparison between work days and non-work days was not *a priori* powered and led to an unbalanced number of days spent in the two different settings. Because participant's knew their physical activity was being tracked by two physical activity monitors there could have been an effect of increased activity [61]. Indeed Clemes et al. showed that wearing activity monitors for three days induces a spike in physical activity levels that regresses back to the mean after 7-days [61]. However, other studies have shown no evidence of reactivity to physical activity monitors [62,63]. In addition, the cross-over design may have limited the reactivity effect to the monitors. Another strength was that the pattern of physical activities was assessed using two complementary activity monitors, one specifically designed to detect changes in sitting and the other one designed to determine time spent in activities of different intensities and the associated energy expenditure. Finally, this feasibility study testing a novel lifestyle intervention to

prevent sedentary behavior was conducted in overweight/obese, sedentary, physically inactive adults, which represent a high-risk group for metabolic diseases.

5. Conclusions

This feasibility study showed in overweight/obese physically inactive sedentary adults that regardless of the terms of the intervention, promoting physical activity led to an increase in physical activity and energy expenditure, and improved insulin sensitivity and vigor. However, none reduced total daily sitting time or the length of sitting bouts. This suggests that more efforts are needed in the workplace to increase physical activity along with a concomitant reduction in the number and duration of sitting bouts. It may be that frequent prompts to rise from sitting in combination with encouragements for either microbouts or single bouts of activity may represent the best overall strategy. This will need to be tested as part of a multicomponent intervention at the organizational, environmental and individual levels. Therefore, the overall public health message should communicate that any increase in physical activity can be beneficial when performed consistently over time.

Author Contributions: A.B. and D.H.B. designed the study, collected, analyzed and interpreted data, and drafted the manuscript. N.P.D.J. collected, analyzed and interpreted data, and drafted the manuscript. I.D., M.G., K.L., C.S. (Cédric Sueur), C.S. (Chantal Simon) analyzed and interpreted data and drafted the manuscript. Z.P. performed statistical analysis and drafted the manuscript. All authors gave final approval of the manuscript to be published and agreed to be accountable for all aspects of the work in ensuring that questions related to the accuracy or integrity of any part of the work are appropriately investigated and resolved.

Funding: This work was supported by the National Institutes of Health grant numbers K99DK100465 (A.B.) and UL1 TR001082 (A.B.), NORC 5P30DK048520 (A.B., D.H.B.), CTRC UL1TR002535 (A.B., D.H.B.), 5P30DK048520 (Z.P.). This publication was also supported by Grant Number T42OH009229-10 (A.B.) from CDC NIOSH Mountain and Plains Education and Research Center. C.S. (Cédric Sueur) and I.D. are funded by a grant from the French national Research Agency (ANR-15-CE36-0005) and by the Grand Est Region (France). The contents of this publication are solely the responsibility of the authors and do not necessarily represent the official views of the funding sources.

Acknowledgments: The authors thank study volunteers for their time and participation. They are also very thankful for the University of Colorado Hospital CTRC staff.

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest. The funding sponsors had no role in the design of the study; in the collection, analyses, or interpretation of data; in the writing of the manuscript, and in the decision to publish the results.

References

1. Owen, N.; Healy, G.N.; Matthews, C.E.; Dunstan, D.W. Too Much Sitting: The Population-Health Science of Sedentary Behavior. *Exerc. Sport Sci. Rev.* **2010**, *38*, 105–113. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
2. Bauman, A.E.; Chau, J.Y.; Ding, D.; Bennie, J. Too Much Sitting and Cardio-Metabolic Risk: An Update of Epidemiological Evidence. *Curr. Cardiovasc. Risk Rep.* **2013**, *7*, 293–298. [[CrossRef](#)]
3. Thorp, A.A.; Owen, N.; Neuhaus, M.; Dunstan, D.W. Sedentary behaviors and subsequent health outcomes in adults: a systematic review of longitudinal studies, 1996–2011. *Am. J. Prev. Med.* **2011**, *41*, 207–215. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
4. Wilmot, E.G.; Edwardson, C.L.; Achana, F.A.; Davies, M.J.; Gorely, T.; Gray, L.J.; Khunti, K.; Yates, T.; Biddle, S.J. Sedentary time in adults and the association with diabetes, cardiovascular disease and death: Systematic review and meta-analysis. *Diabetologia* **2012**, *55*, 2895–2905. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
5. Edwardson, C.L.; Gorely, T.; Davies, M.J.; Gray, L.J.; Khunti, K.; Wilmot, E.G.; Yates, T.; Biddle, S.J. Association of sedentary behaviour with metabolic syndrome: A meta-analysis. *PLoS ONE* **2012**, *7*, e34916. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
6. de Rezende, L.F.; Rodrigues Lopes, M.; Rey-Lopez, J.P.; Matsudo, V.K.; Luiz Odo, C. Sedentary behavior and health outcomes: An overview of systematic reviews. *PLoS ONE* **2014**, *9*, e105620. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
7. Suchert, V.; Hanewinkel, R.; Isensee, B. Sedentary behavior and indicators of mental health in school-aged children and adolescents: A systematic review. *Prev. Med.* **2015**, *76*, 48–57. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]

8. van Uffelen, J.G.; van Gellecum, Y.R.; Burton, N.W.; Peeters, G.; Heesch, K.C.; Brown, W.J. Sitting-time, physical activity, and depressive symptoms in mid-aged women. *Am. J. Prev. Med.* **2013**, *45*, 276–281. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
9. Rynders, C.A.; Blanc, S.; DeJong, N.; Bessesen, D.H.; Bergouignan, A. Sedentary behaviour is a key determinant of metabolic inflexibility. *J. Physiol.* **2017**, *596*, 1319–1330. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
10. Judice, P.B.; Hamilton, M.T.; Sardinha, L.B.; Silva, A.M. Randomized controlled pilot of an intervention to reduce and break-up overweight/obese adults' overall sitting-time. *Trials* **2015**, *16*, 490. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
11. Healy, G.N.; Dunstan, D.W.; Salmon, J.; Cerin, E.; Shaw, J.E.; Zimmet, P.Z.; Owen, N. Breaks in sedentary time: Beneficial associations with metabolic risk. *Diabetes Care* **2008**, *31*, 661–666. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
12. Healy, G.N.; Matthews, C.E.; Dunstan, D.W.; Winkler, E.A.; Owen, N. Sedentary time and cardio-metabolic biomarkers in US adults: NHANES 2003–06. *Eur. Heart J.* **2011**, *32*, 590–597. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
13. McCrady, S.K.; Levine, J.A. Sedentariness at Work: How Much Do We Really Sit? *Obesity* **2009**, *17*, 2103–2105. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
14. Ryan, C.G.; Dall, P.M.; Granat, M.H.; Grant, P.M. Sitting patterns at work: Objective measurement of adherence to current recommendations. *Ergonomics* **2011**, *54*, 531–538. [[CrossRef](#)]
15. Church, T.S.; Thomas, D.M.; Tudor-Locke, C.; Katzmarzyk, P.T.; Earnest, C.P.; Rodarte, R.Q.; Martin, C.K.; Blair, S.N.; Bouchard, C. Trends over 5 decades in U.S. occupation-related physical activity and their associations with obesity. *PLoS ONE* **2011**, *6*, e19657. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
16. Physical Activity Strategy for the WHO European Region. Available online: http://www.euro.who.int/__data/assets/pdf_file/0010/282961/65wd09e_PhysicalActivityStrategy_150474.pdf (accessed on 30 August 2018).
17. Alkhajah, T.A.; Reeves, M.M.; Eakin, E.G.; Winkler, E.A.H.; Owen, N.; Healy, G.N. Sit–Stand Workstations: A Pilot Intervention to Reduce Office Sitting Time. *Am. J. Prev. Med.* **2012**, *43*, 298–303. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
18. Carr, L.J.; Walaska, K.A.; Marcus, B.H. Feasibility of a portable pedal exercise machine for reducing sedentary time in the workplace. *Br. J. Sports Med.* **2012**, *46*, 430–435. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
19. Jones, R.A.; Hinkley, T.; Okely, A.D.; Salmon, J. Tracking physical activity and sedentary behavior in childhood: A systematic review. *Am. J. Prev. Med.* **2013**, *44*, 651–658. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
20. Gilson, N.D.; Suppini, A.; Ryde, G.C.; Brown, H.E.; Brown, W.J. Does the use of standing 'hot' desks change sedentary work time in an open plan office? *Prev. Med.* **2012**, *54*, 65–67. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
21. Healy, G.N.; Eakin, E.G.; Owen, N.; Lamontagne, A.D.; Moodie, M.; Winkler, E.A.; Fjeldsoe, B.S.; Wiesner, G.; Willenberg, L.; Dunstan, D.W. A Cluster Randomized Controlled Trial to Reduce Office Workers' Sitting Time: Effect on Activity Outcomes. *Med. Sci. Sports Exerc.* **2016**, *48*, 1787–1797. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
22. Hutchinson, J.; Headley, S.; Matthews, T.; Spicer, G.; Dempsey, K.; Wooley, S.; Janssen, X. Changes in Sitting Time and Sitting Fragmentation after a Workplace Sedentary Behaviour Intervention. *Int. J. Environ. Res. Public Health* **2018**, *15*, 1148. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
23. Evans, R.E.; Fawole, H.O.; Sheriff, S.A.; Dall, P.M.; Grant, P.M.; Ryan, C.G. Point-of-choice prompts to reduce sitting time at work: A randomized trial. *Am. J. Prev. Med.* **2012**, *43*, 293–297. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
24. Carr, L.J.; Karvinen, K.; Peavler, M.; Smith, R.; Cangelosi, K. Multicomponent intervention to reduce daily sedentary time: A randomised controlled trial. *BMJ Open* **2013**, *3*, e003261. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
25. Koeppe, G.A.; Manohar, C.U.; McCrady-Spitzer, S.K.; Ben-Ner, A.; Hamann, D.J.; Runge, C.F.; Levine, J.A. Treadmill desks: A 1-year prospective trial. *Obesity* **2013**, *21*, 705–711. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
26. Tudor-Locke, C.; Schuna, J.M., Jr.; Frensham, L.J.; Proenca, M. Changing the way we work: Elevating energy expenditure with workstation alternatives. *Int. J. Obes.* **2014**, *38*, 755–765. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
27. Levine, J.A.; Miller, J.M. The energy expenditure of using a "walk-and-work" desk for office workers with obesity. *Br. J. Sports Med.* **2007**, *41*, 558. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
28. Wennberg, P.; Boraxbekk, C.-J.; Wheeler, M.; Howard, B.; Dempsey, P.C.; Lambert, G.; Eikelis, N.; Larsen, R.; Sethi, P.; Occlleston, J.; et al. Acute effects of breaking up prolonged sitting on fatigue and cognition: A pilot study. *BMJ Open* **2016**, *6*, e009630. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
29. Thorp, A.A.; Kingwell, B.A.; Owen, N.; Dunstan, D.W. Breaking up workplace sitting time with intermittent standing bouts improves fatigue and musculoskeletal discomfort in overweight/obese office workers. *Occup. Environ. Med.* **2014**, *71*, 765–771. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
30. Bergouignan, A.; Legget, K.T.; De Jong, N.; Kealey, E.; Nikolovski, J.; Groppe, J.L.; Jordan, C.; O'Day, R.; Hill, J.O.; Bessesen, D.H. Effect of frequent interruptions of prolonged sitting on self-perceived levels of

- energy, mood, food cravings and cognitive function. *Int. J. Behav. Nutr. Phys. Act.* **2016**, *13*, 113. [CrossRef] [PubMed]
31. Dunstan, D.W.; Kingwell, B.A.; Larsen, R.; Healy, G.N.; Cerin, E.; Hamilton, M.T.; Shaw, J.E.; Bertovic, D.A.; Zimmet, P.Z.; Salmon, J.; et al. Breaking Up Prolonged Sitting Reduces Postprandial Glucose and Insulin Responses. *Diabetes Care* **2012**, *35*, 976–983. [CrossRef] [PubMed]
 32. Peddie, M.C.; Bone, J.L.; Rehrer, N.J.; Skeaff, C.M.; Gray, A.R.; Perry, T.L. Breaking prolonged sitting reduces postprandial glycemia in healthy, normal-weight adults: A randomized crossover trial. *Am. J. Clin. Nutr.* **2013**, *98*, 358–366. [CrossRef] [PubMed]
 33. van Dijk, J.W.; Venema, M.; van Mechelen, W.; Stehouwer, C.D.; Hartgens, F.; van Loon, L.J. Effect of moderate-intensity exercise versus activities of daily living on 24-hour blood glucose homeostasis in male patients with type 2 diabetes. *Diabetes Care* **2013**, *36*, 3448–3453. [CrossRef] [PubMed]
 34. Blankenship, J.M.; Granados, K.; Braun, B. Effects of subtracting sitting versus adding exercise on glycemic control and variability in sedentary office workers. *Appl. Physiol. Nutr. Metab.* **2014**, *39*, 1286–1293. [CrossRef] [PubMed]
 35. Buckley, J.P.; Mellor, D.D.; Morris, M.; Joseph, F. Standing-based office work shows encouraging signs of attenuating post-prandial glycaemic excursion. *Occup. Environ. Med.* **2014**, *71*, 109–111. [CrossRef] [PubMed]
 36. Holmstrup, M.; Fairchild, T.; Keslacy, S.; Weinstock, R.; Kanaley, J. Multiple short bouts of exercise over 12-h period reduce glucose excursions more than an energy-matched single bout of exercise. *Metab. Clin. Exp.* **2014**, *63*, 510–519. [CrossRef] [PubMed]
 37. Bailey, D.P.; Locke, C.D. Breaking up prolonged sitting with light-intensity walking improves postprandial glycemia, but breaking up sitting with standing does not. *J. Sci. Med. Sport* **2015**, *18*, 294–298. [CrossRef] [PubMed]
 38. Larsen, R.N.; Kingwell, B.A.; Robinson, C.; Hammond, L.; Cerin, E.; Shaw, J.E.; Healy, G.N.; Hamilton, M.T.; Owen, N.; Dunstan, D.W. Breaking up of prolonged sitting over three days sustains, but does not enhance, lowering of postprandial plasma glucose and insulin in overweight and obese adults. *Clin. Sci.* **2015**, *129*, 117–127. [CrossRef] [PubMed]
 39. Dempsey, P.C.; Blankenship, J.M.; Larsen, R.N.; Sacre, J.W.; Sethi, P.; Straznicki, N.E.; Cohen, N.D.; Cerin, E.; Lambert, G.W.; Owen, N.; et al. Interrupting prolonged sitting in type 2 diabetes: Nocturnal persistence of improved glycaemic control. *Diabetologia* **2017**, *60*, 499–507. [CrossRef] [PubMed]
 40. Dempsey, P.C.; Larsen, R.N.; Sethi, P.; Sacre, J.W.; Straznicki, N.E.; Cohen, N.D.; Cerin, E.; Lambert, G.W.; Owen, N.; Kingwell, B.A.; et al. Benefits for Type 2 Diabetes of Interrupting Prolonged Sitting With Brief Bouts of Light Walking or Simple Resistance Activities. *Diabetes Care* **2016**, *39*, 964–972. [CrossRef] [PubMed]
 41. Hadgraft, N.T.; Lynch, B.M.; Clark, B.K.; Healy, G.N.; Owen, N.; Dunstan, D.W. Excessive sitting at work and at home: Correlates of occupational sitting and TV viewing time in working adults. *BMC Public Health* **2015**, *15*, 899. [CrossRef] [PubMed]
 42. Kim, J.; Shin, W. How to Do Random Allocation (Randomization). *Clin. Orthop. Surg.* **2014**, *6*, 103–109. [CrossRef] [PubMed]
 43. Booth, M. Assessment of physical activity: An international perspective. *Res. Q. Exerc. Sport* **2000**, *71*, 114–120. [CrossRef] [PubMed]
 44. Grant, P.M.; Ryan, C.G.; Tigbe, W.W.; Granat, M.H. The validation of a novel activity monitor in the measurement of posture and motion during everyday activities. *Br. J. Sports Med.* **2006**, *40*, 992–997. [CrossRef] [PubMed]
 45. Godfrey, A.; Culhane, K.M.; Lyons, G.M. Comparison of the performance of the activPAL Professional physical activity logger to a discrete accelerometer-based activity monitor. *Med. Eng. Phys.* **2007**, *29*, 930–934. [CrossRef] [PubMed]
 46. Kozey-Keadle, S.; Libertine, A.; Lyden, K.; Staudenmayer, J.; Freedson, P.S. Validation of wearable monitors for assessing sedentary behavior. *Med. Sci. Sports Exerc.* **2011**, *43*, 1561–1567. [CrossRef] [PubMed]
 47. Ryan, C.G.; Grant, P.M.; Tigbe, W.W.; Granat, M.H. The validity and reliability of a novel activity monitor as a measure of walking. *Br. J. Sports Med.* **2006**, *40*, 779–784. [CrossRef] [PubMed]
 48. Zhang, Y.; Li, H.; Keadle, S.; Matthews, C.E.; Carroll, R. PAactivPAL: Summarize Daily Physical Activity from 'activPAL' Accelerometer Data. Available online: <https://rdrr.io/cran/PAactivPAL/> (accessed on 31 August 2018).

49. Actigraph Support Center. What Is the Difference among the Energy Expenditure Algorithms? Available online: <https://actigraph.desk.com/customer/en/portal/articles/2515835-what-is-the-difference-among-the-energy-expenditure-algorithms-> (accessed on 5 May 2018).
50. Sasaki, J.E.; John, D.; Freedson, P.S. Validation and comparison of ActiGraph activity monitors. *J. Sci. Med. Sport* **2011**, *14*, 411–416. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
51. Tremblay, M.S.; Aubert, S.; Barnes, J.D.; Saunders, T.J.; Carson, V.; Latimer-Cheung, A.E.; Chastin, S.F.M.; Altenburg, T.M.; Chinapaw, M.J.M.; Altenburg, T.M.; et al. Sedentary Behavior Research Network (SBRN)—Terminology Consensus Project process and outcome. *Int. J. Behav. Nutr. Phys. Act.* **2017**, *14*, 75. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
52. Reips, U.D.; Funke, F. Interval-level measurement with visual analogue scales in Internet-based research: VAS Generator. *Behav. Res. Methods* **2008**, *40*, 699–704. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
53. McNair, D.M.; Lorr, M.; Droppleman, L.F. *Manual Profile of Mood States*; Educational & Industrial Testing Service: San Diego, CA, USA, 1971.
54. Parry, S.; Straker, L. The contribution of office work to sedentary behaviour associated risk. *BMC Public Health* **2013**, *13*, 296. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
55. Haskell, W.L.; Lee, I.M.; Pate, R.R.; Powell, K.E.; Blair, S.N.; Franklin, B.A.; Macera, C.A.; Heath, G.W.; Thompson, P.D.; Bauman, A. Physical activity and public health: Updated recommendation for adults from the American College of Sports Medicine and the American Heart Association. *Med. Sci. Sports Exerc.* **2007**, *39*, 1423–1434. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
56. Hill, J.O. Understanding and addressing the epidemic of obesity: An energy balance perspective. *Endocr. Rev.* **2006**, *27*, 750–761. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
57. Bergouignan, A.; Latouche, C.; Heywood, S.; Grace, M.S.; Reddy-Luthmoodoo, M.; Natoli, A.K.; Owen, N.; Dunstan, D.W.; Kingwell, B.A. Frequent interruptions of sedentary time modulates contraction- and insulin-stimulated glucose uptake pathways in muscle: Ancillary analysis from randomized clinical trials. *Sci. Rep.* **2016**, *6*, 32044. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
58. Black, A.E. Physical activity levels from a meta-analysis of doubly labeled water studies for validating energy intake as measured by dietary assessment. *Nutr. Rev.* **1996**, *54*, 170–174. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
59. Cledes, S.A.; O’Connell, S.E.; Edwardson, C.L. Office workers’ objectively measured sedentary behavior and physical activity during and outside working hours. *J. Occup. Environ. Med.* **2014**, *56*, 298–303. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
60. Bessesen, D.; Bergouignan, A. Behavior Change Strategies for Increasing Exercise and Decreasing Sedentary Behaviors in Diabetes. In *Diabetes and Exercise: From Pathophysiology to Clinical Implementation*; Reusch, J.E.B., Regensteiner, J.G., Stewart, K.J., Veves, A., Eds.; Springer International Publishing: Cham, Switzerland, 2018; pp. 201–219.
61. Cledes, S.A.; Parker, R.A. Increasing our understanding of reactivity to pedometers in adults. *Med. Sci. Sports Exerc.* **2009**, *41*, 674–680. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
62. Behrens, T.K.; Dinger, M.K. Motion sensor reactivity in physically active young adults. *Res. Q. Exerc. Sport* **2007**, *78*, 1–8. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
63. Davis, R.E.; Loprinzi, P.D. Examination of Accelerometer Reactivity among a Population Sample of Children, Adolescents, and Adults. *J. Phys. Act. Health* **2016**, *13*, 1325–1332. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]



An original piecewise model for computing energy expenditure from accelerometer and heart rate signals

Hector M. Romero-Ugalde¹, M. Garnotel², M. Doron¹, P. Jallon¹, G. Charpentier³, S. Franc³, E. Huneker⁴, C. Simon² and S. Bonnet¹ & the Diabeloop Consortium

¹ Univ. Grenoble Alpes, F-38000 Grenoble France. CEA, LETI, MINATEC Campus, F-38054 Grenoble, France.

² CARMEN INSERM U1060/Université de Lyon 1/INRA U1235, CRNH-Rhône-Alpes, Lyon, France.

³ Centre Hospitalier Sud-Francilien, Department of Diabetes and Endocrinology, Corbeil-Essones, France and with Centre d'Etudes et de Recherche pour l'Intensification du Traitement du Diabète (CERITD), Corbeil-Essones, France.

⁴ Diabeloop SAS, 155 Cours Berriat, 38000 Grenoble.

E-mail: hector.m.romero.ugalde@gmail.com

May 2017

Abstract. Activity energy expenditure (EE) plays an important role in healthcare, therefore, accurate EE measures are required. Currently available reference EE acquisition methods, such as doubly labeled water and indirect calorimetry, are complex, expensive, uncomfortable, and/or difficult to apply on real time. To overcome these drawbacks, the goal of this paper is to propose a method for computing EE in real time (minute-by-minute) from heart rate and accelerometer signals, by an original piecewise model. The proposed model was estimated, by linear regression, from a given data set composed of 53 subjects performing 25 different physical activities (light-, moderate- and high-intensity), and validated using leave-one-subject-out. A different database (Semi-controlled in-city circuit), was used in order to validate the versatility of the proposed model. Comparisons are done vs linear and nonlinear models, which are also used for computing EE from accelerometer and/or HR signals. The proposed piecewise model leads to more accurate EE estimations ($R^2=0.8356$, $r^2=0.8587$ and $RMSE=48.3580$ J/kg/min and $R^2=0.8637$, $r^2=0.9103$, and $RMSE=51.6074$ on each validation database). The proposed approach, which is more conformable and less expensive than the reference methods, allows accurate EE estimations, in real time, during a variety of physical activities.

Keywords: Activity energy expenditure, accelerometers, heart rate, piecewise model.

Submitted to: *Physiol. Meas.*

1. Introduction

Activity energy expenditure (EE) plays an important role in healthcare for body weight regulation [1], or hypoglycemia prediction on type 1 diabetes patients [2]. Hence accurate EE measurements are required. There exist different methods to “exactly” measure EE, for instance doubly labeled water [3, 4, 5] or indirect calorimetry [6, 7] are two reference approaches. However, complex acquisition systems and processing methods must be implemented to achieve such accurate measures [7, 5, 8]. Moreover, methods used in these approaches are expensive [8]. Furthermore, indirect calorimetry is uncomfortable for the users, and real time (minute-by-minute) EE monitoring by doubly labeled water is not possible.

In order to overcome the previously mentioned issues, a different approach, consists in estimating EE from other non-intrusive sensors, such as accelerometers, heart rate acquisition systems and/or other monitoring devices. For instance, a variety of methods have been developed to compute EE from accelerometers signals (AS) [9, 10, 11]. In these methods, linear or nonlinear equations are obtained from a given database of subjects performing various activities, by regression or more advanced parameter estimation methods. An extensive review on linear models for converting accelerometer signals into EE was presented in [9]. In most of the cases reported in [9], good performance was reached by most of the studied models when the number of physical activities (PAs) was limited. However, when more than 2 PAs were performed by the subjects, EE estimation accuracy was poor (coefficient of determination $R^2 < 0.6$). EE estimations, when more than 2 different PAs are performed by the subjects, can be improved by neural networks (NNs) [12, 13, 14]. However, NN-based models are usually complex due to nonlinear functions implementation and the large number of parameters usually required to reach the desired accuracy.

Other authors used heart rate (HR) for estimating EE. For instance, in [15], linear correlation was shown between heart rate and EE. Moreover, two linear models, a stratified model (sex and age) and a group model, were proposed for relating these physiological variables. Both models were estimated on a database composed of 290 older adults performing PAs of five different levels of exertion. In [16] a linear model was obtained from a data set of four subjects performing a single physical activity type (running) at three different levels. Although accurate EE estimation was reached in both papers, one of the limitations of these works is that, subjects composing the databases performed a reduced number of activities where linear models for converting HR into EE may be established. However, as we present further in this paper, when the number of activities increases, especially when low-, moderate-, and high-intensity PA are included in the data set, linear correlation between HR and EE is no more fulfilled. In fact, among drawbacks of using HR for estimating EE, authors [16, 17, 8, 18] point out: 1) that EE estimations are usually accurate for moderate- and high-intensity PAs, but accuracy decreases on lower-intensity PAs, and 2) the fact that a calibration (subject-dependent parameters) is required.

Finally other authors proposed models for computing EE from both, AS and HR. For instances in [19], cross-sectional time series models were proposed for predicting total daily energy expenditure from HR and AS converted in counts per minute (CPM). Accurate performance (prediction error of $0.9 \pm 10.3\%$) was reached by the model, however, the model requires future HR and CPM measures in order to estimate current EE, i.e., $EE(t) = f(\text{HR}(t+k), \text{CPM}(t+k))$, with $k \in [-2, 2]$ min. In this sense, applications requiring real time minute-by-minute EE estimation may not use this model type. Moreover, model parameters were obtained from a database composed of children and adolescents, hence, performance in adults may be degraded.

Convinced that improvements may be achieved on the model-based EE estimation approaches, in this paper, we propose a model that take advantage on both, AS and HR to improve EE predictions. The proposed model uses HR for estimating EE when high-intensity PAs are performed, and a linear combinations of both, AS and HR, for lower-intensity PAs. Model is estimated from a given database obtained under lab conditions and validated on 1) the same database via leave-one-subject-out (LOSO) approach and 2) a second Semi-controlled in-city circuit database. One of the advantages of the proposed model, is that it allows EE computation on real time. Moreover, the model yields accurate EE estimation on 25 different activities.

The paper is organized as follows: Section 2 presents a description of the experimental protocols, a detailed description of the proposed model, and the comparison methodology with other EE estimation models. Results and discussion on the application of the proposed model and the comparisons vs the other approaches are given in Section 3. Finally, Section 4 presents the conclusions of the study.

2. Methods

2.1. Data sets

2.1.1. Lab-experiment database [20]. 53 adult subjects (28 men and 25 women) were included in this study. The average age is 37 ± 10 yr, and the average body mass is 77 ± 16 kg. Subjects performed a set of 25×5 -min activities of various intensities (rest to vigorous) under lab-conditions (see Table 1).

Indirect calorimetry (SERVOPRO 4100, Servomex, UK), CPM (hip-worn GT3X+, ActiGraph), and heart rate (Actiheart, CamNtech) signals were acquired, as shown in Figure 1. HR and CPM signals were acquired during the whole experimentation, i.e., while the subjects performed the 25 activities, including the rest periods (while the subjects changed of PA type). Indirect calorimetry was applied during 1 min, 3 min after each activity was started (i.e., during steady-state), to measure EE corresponding to each activity. EE, CPM and HR are associated to each physical activity (PA_j , with $j = 1, \dots, 25$) in order to obtain, for each subject (S_i , with $i = 1, \dots, 53$), a data set as shown in Fig. 2. In Fig. 2 EE_j , CPM_j , and HR_j^r are the mean, on i for $i = 1, \dots, 53$, of $EE_{i,j}$, $CPM_{i,j}$, and $HR_{i,j}^r$, respectively. $EE_{i,j}$ corresponds to the mean 1 min measured

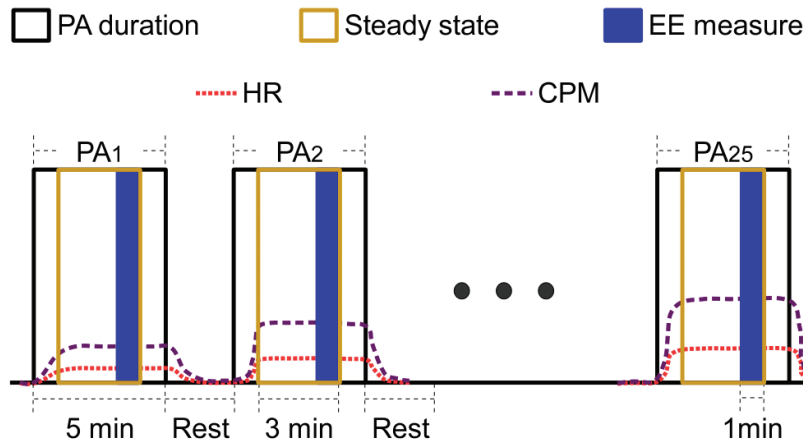


Figure 1. Data acquisition. Subjects performed 25×5-min activities. EE was measured during the last minute of the steady state of each PA. HR and CPM were acquired during the whole experimentation, i.e., during 25×5-min activities including rest periods.

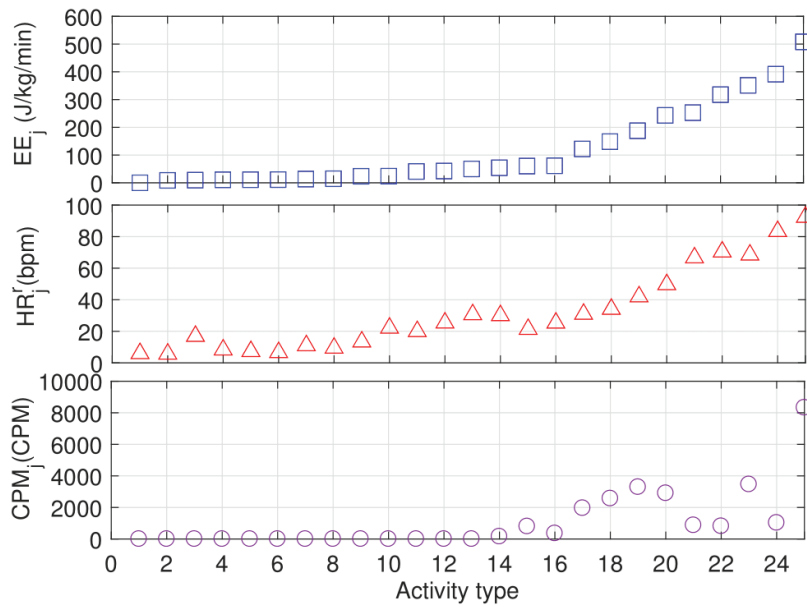


Figure 2. Data set composed of 53 subjects, performing 25 physical activities. EE_j , CPM_j , and HR_j^f are the mean, on i , of $EE_{i,j}$, $CPM_{i,j}$, and $HR_{i,j}^f$ for $i = 1, \dots, 53$. Accordingly, $EE_{i,j}$, $CPM_{i,j}$ and $HR_{i,j}^f$ are measures associated to the physical activity PA_j performed by the subject S_i .

Table 1. Physical activities (PA) performed on the Lab-experiment database, sorted in ascending order according to the EE. j is the number assigned to each PA. EE_j , CPM_j , and HR_j^r are the mean, across subjects, of the normalized values of $EE_{i,j}$, $CPM_{i,j}$, and $HR_{i,j}^r$ for $i = 1, \dots, 53$ subjects.

j	PA $_j$ description	EE $_j$ (J/kg/min)	HR $_j^r$ (bpm)	CPM $_j$ (CPM)
1.	Lying down	0 ± 0	5.9583 ± 5.1538	0 ± 0
2.	Slouch	8.7554 ± 8.9223	5.6276 ± 5.2050	0 ± 0
3.	Standing	9.5501 ± 9.8485	16.8936 ± 9.2659	0 ± 0
4.	Sitting (90 position)	10.9450 ± 9.2823	8.2659 ± 6.7637	0 ± 0
5.	Sitting (arms on the table)	11.2194 ± 10.0616	7.2608 ± 5.8259	0 ± 0
6.	Lying down with arms movement every 30s	11.5123 ± 8.4460	6.6111 ± 5.3128	0 ± 0
7.	Sitting while typing text on computer	13.4740 ± 9.9766	10.9347 ± 6.2633	0 ± 0
8.	Lying down with arms movement every 15s	14.6848 ± 9.1611	9.4063 ± 5.9908	0 ± 0
9.	Sitting while moving 50cm bottle	23.3567 ± 12.7182	13.3298 ± 7.0320	0 ± 0
10.	Standing while moving 50cm bottle	23.9268 ± 13.0825	22.2089 ± 9.6438	0 ± 0
11.	Sitting while launching a ball	40.9079 ± 15.9325	19.9231 ± 8.5636	0 ± 0
12.	Standing while launching a ball	42.4514 ± 16.9043	25.3659 ± 9.5832	0 ± 0
13.	Standing while moving 100cm bottle	49.9656 ± 22.9370	30.6023 ± 11.3058	0 ± 0
14.	Windows cleaning	54.0628 ± 24.5661	30.0222 ± 10.9274	155.9866 ± 337.8827
15.	Tramplng	60.3890 ± 29.1803	21.3043 ± 9.2102	798.9586 ± 604.0495
16.	Broom sweeping	61.5349 ± 29.4919	25.2955 ± 9.7708	356.9386 ± 545.6115
17.	Walking (slow)	121.9759 ± 25.1643	30.9063 ± 13.02724	1958.8750 ± 580.6187
18.	Walking (middle)	148.3243 ± 30.6943	34.0544 ± 10.5595	2568.4369 ± 731.8374
19.	Walking (Fast)	187.5544 ± 43.2557	41.9479 ± 10.5711	3291.3813 ± 918.0520
20.	Cycling (adapted)	242.9821 ± 35.6871	49.6563 ± 11.5934	2903.7250 ± 637.4596
21.	Cycling (moderate)	252.8013 ± 68.4606	66.6429 ± 13.7226	874.0714 ± 585.7615
22.	Walking (5%)	317.6151 ± 83.7277	70.3696 ± 12.0044	812.7717 ± 904.8305
23.	Walking (10%)	351.2577 ± 55.1080	68.4468 ± 13.0996	3463.3723 ± 789.7444
24.	Cycling (vigorous)	391.4374 ± 99.2161	83.3378 ± 13.2676	1026.5919 ± 1076.4770
25.	Running	508.0701 ± 88.7316	92.3666 ± 13.6602	8326.5100 ± 919.9611

EE (J/kg/min) (see Fig. 1) of the physical activity PA $_j$ performed by the subject S $_i$. CPM $_{i,j}$ is the median value of the CPM acquired during the 3 min steady-state (see Fig. 1). HR $_{i,j}^r$ is the median value of the HR, acquired during the 3 min steady-state (see Fig. 1), minus the resting HR of subject S $_i$, computed as follows.

$$HR_{i,j}^r = \text{median}(HR_{i,j}) - \text{resting } HR_i \quad (1)$$

In Eq. (1) resting HR $_i$ consists of the 30th lowest value of the HR acquired while the subject i slept. We decided to use HR $_{i,j}^r$ instead of HR $_{i,j}$ since HR $_{i,j}^r$ is less sensitive to the physical state (age, weight, ...) of the subjects. In fact, HR highly depends on the ages and weights of subjects. Data set (EE $_j$, CPM $_j$, and HR $_j^r$) depicted on Fig. 2 is also displayed on Table 1.

2.1.2. *Semi-controlled in-city circuit database [21].* 20 subjects (18 - 39 yr) were asked to perform a 3.5-hour activity journey to be performed in the town of the city of Lyon (France). PAs consist of a variety of postures and activities, among which sitting down, standing up and walking were obviously represented as in the Lab-experiment database. CPM (hip-worn GT3X+, ActiGraph), and heart rate (Actiheart, CamNtech) were acquired during the whole duration of experimentation. EE computed by the monitoring system (Actiheart, CamNtech), which calibrated version was validated by our group in [22], is used as the reference EE measure. As already mentioned, due to the complexity of implementation, neither indirect calorimetry nor doubly labeled water were used for measuring EE. For more details on Semi-controlled in-city circuit database acquisition see [21].

2.2. *Proposed piecewise model*

2.2.1. *Mathematical form of the model.* The proposed model is given by (2),

$$\widehat{EE} = \begin{cases} a_1 HR^r + b_1, & \text{if } HR^r \geq S_{HR^r}, \\ a_2 LC + b_2, & \text{if } HR^r < S_{HR^r} \text{ and } LC < S_{LC}, \\ a_3 LC + b_3, & \text{if } HR^r < S_{HR^r} \text{ and } LC \geq S_{LC}. \end{cases} \quad (2)$$

where $a_1 = 5.4562$, $b_1 = -66.0922$, $a_2 = 256.0938$, $b_2 = -0.1326$, $a_3 = 85.9910$, and $b_3 = 82.3905$ are the model parameters obtained by linear regression. LC is a linear combination of the normalized values of HR^r and CPM, computed as:

$$LC = \theta_1 CPM + \theta_2 HR^r. \quad (3)$$

where $\theta_1 = 0.0000844$ and $\theta_2 = 0.0085837$, are normalization terms computed on the Lab-experiment data set as:

$$\theta_1 = \frac{1}{\max(CPM_{i,j})} \quad \text{and} \quad \theta_2 = \frac{1}{\max(HR^r_{i,j})}. \quad (4)$$

The cut points $S_{HR^r} = 40$ and $S_{LC} = 0.5$ were obtained from a population-based approach presented in the following.

2.2.2. *Cut points and parameters computation.* Fig. 3 shows the relationship between EE and counts per minute corresponding to each activity performed by each subject, whereas Fig. 4 shows the relationship between EE and HR^r . We can observe that in both cases non-linear relationship exists. However, non-linearity relating EE to CPM is stronger than the one relating EE to HR^r . In fact, the relationship between HR^r and EE may be represented by two linear equations, one for $(HR^r_{i,j}, EE_{i,j})$ points where $HR^r_{i,j} \leq 40$ and a second linear equation for $(HR^r_{i,j}, EE_{i,j})$ points where $HR^r_{i,j} > 40$ i.e., a two-piecewise model with a cut point around 40 bpm. However, in the first linear equation, $(HR^r_{i,j}, EE_{i,j})$ points with $HR^r \in [15, 40]$ may induce prediction errors (see Fig. 5). We can observe in Fig. 5 that it is really difficult to establish linear equations for modeling those points. Therefore, in order to improve the model accuracy, we propose to use $LC_{i,j}$ instead of $HR^r_{i,j}$ for modeling points where $HR^r_{i,j} < 40$. By this way, $(HR^r_{i,j},$

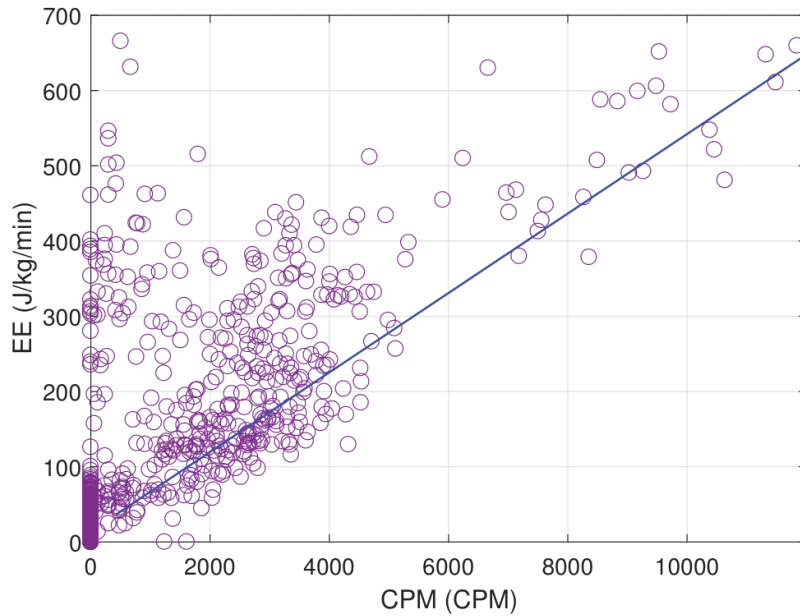


Figure 3. CPM-EE relationship on the Lab-experiment database. Accordingly, each point $(\text{CPM}_{i,j}, \text{EE}_{i,j})$ is associated to the physical activity PA_j performed by the subject S_i , with $i = 1, \dots, 53$ and $j = 1, \dots, 25$.

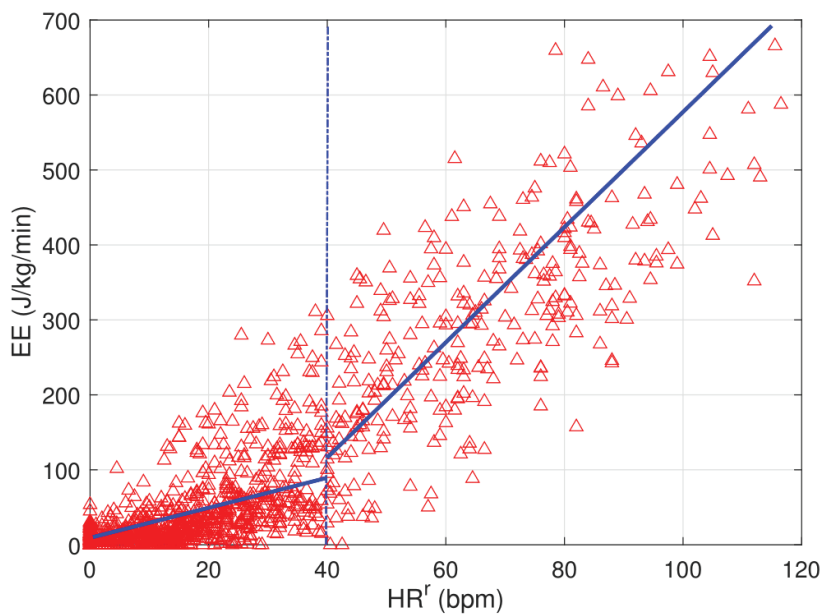


Figure 4. HR^f -EE relationship on the Lab-experiment database. Accordingly, each point $(\text{HR}^f_{i,j}, \text{EE}_{i,j})$ is associated to the physical activity PA_j performed by the subject S_i , with $i = 1, \dots, 53$ and $j = 1, \dots, 25$.

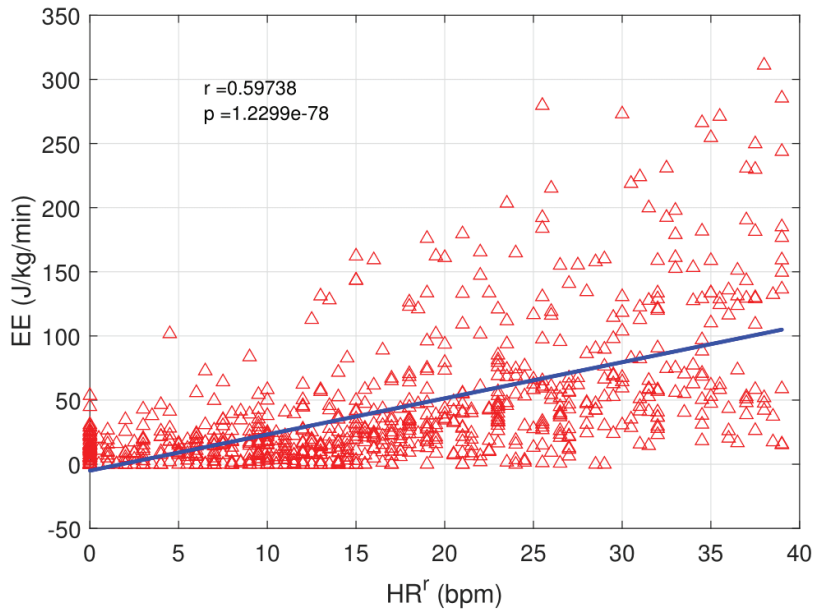


Figure 5. $(HR_{i,j}^r, EE_{i,j})$ points where $HR_{i,j}^r \leq 40$. Accordingly, each point is associated to the physical activity PA_j performed by the subject S_i , with $i = 1, \dots, 53$ and $j = 1, \dots, 25$.

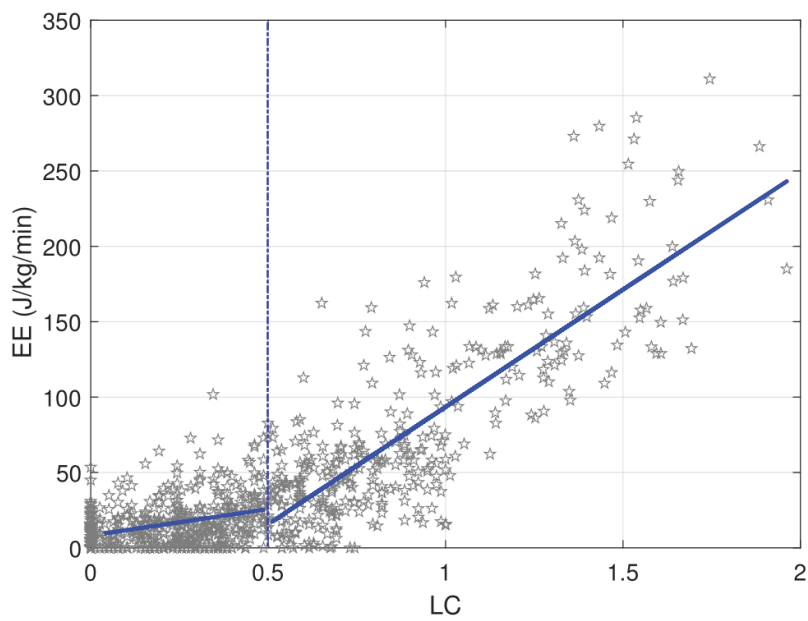


Figure 6. $(LC_{i,j}, EE_{i,j})$ points where $HR_{i,j}^r \leq 40$. Accordingly, each point is associated to the physical activity PA_j performed by the subject S_i , with $i = 1, \dots, 53$ and $j = 1, \dots, 25$.

Physiol. Meas.

9

$EE_{i,j}$) points depicted in Fig. 5 become $(LC_{i,j}, EE_{i,j})$ points shown in Fig. 6, which were modeled by a two-piecewise model with a cut point set to 0.5.

The reader shall notice that the proposed piecewise modeling approach, with cut points on the linear combination of HR^r and CPM for computing EE, is original.

2.3. Comparison vs other models

In order to show the contribution of this work, we compare the proposed model vs others EE estimation models including linear, nonlinear and classical models.

2.3.1. Linear CPM model. A first model used for comparison, receiving CPM as input, is a linear model estimated on the data set $(CPM_{i,j}, EE_{i,j})$ shown in Fig. 3. The model is given by (5),

$$\widehat{EE} = a_4 CPM + b_4, \quad (5)$$

where $a_4 = 0.0580$ and $b_4 = 49.5911$ are the model parameters, obtained by linear regression.

2.3.2. Linear HR^r model. A second linear model used for comparison, receiving HR^r as input, is estimated on the data set $(HR^r_{i,j}, EE_{i,j})$ shown in Fig. 4. The model is given by (6),

$$\widehat{EE} = a_{4b} HR^r + b_{4b}, \quad (6)$$

where $a_{4b} = 4.8306$ and $b_{4b} = -35.2450$ are the model parameters, obtained by linear regression.

2.3.3. Freedson model [23]. The third model consists of the model proposed by Freedson, which is currently implemented in ActiGraph, for computing EE from CPM according the (7),

$$\widehat{EE} = \begin{cases} a_5 VM + b_5 + c_5 BM, & \text{if } VM > 2453, \\ a_6 (CPM_y)(BM), & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (7)$$

where $a_5 = 0.001064$, $b_5 = -5.500229$, $c_5 = 0.087512$, and $a_6 = 0.0000191$ are the model parameters given in [23]. VM is the vector magnitude combination per minute, BM is body mass in kg, and CPM_y are the CPM on the y-axis.

2.3.4. Nonlinear model [24]. The last model used for comparison is the nonlinear sigmoid neural network-based model (Eq. 8) proposed in [24] for computing EE from CPM. This model was obtained from the data set $(CPM_{i,j}, EE_{i,j})$, shown in Fig. 3. Model parameters were estimated via the Levenberg-Marquardt algorithm. In fact this model was obtained by using the nonlinear system identification toolbox on Matlab 2016. The mathematical form of this model is given by (8),

$$\widehat{EE} = v_1 \sigma(CPM w_1 + b w_1) + v_2 \sigma(CPM w_2 + b w_2) + b v, \quad (8)$$

where $v_1 = 383.35$, $w_1 = 0.0008$, $bw_1 = 3.5964$, $v_2 = 161.66$, $w_2 = 0.0585$, $bw_2 = 55.2162$, and $bv = 3.9365$ are the model parameters (synaptic weights), and σ is the sigmoid function.

In the five models Eqs. (2-8), estimated EE (\widehat{EE}) is set to zero when CPM < 50 , according to literature [9].

2.3.5. Actiheart, CamNtech (Branched model). Actiheart is a monitoring system which provides accurate EE estimations when calibration is performed. Similar to the piecewise model proposed in this paper, the mathematical model used in Actiheart computes EE from HR^r and accelerometer signals, based on cut points. But, cut points are used as follows: 1) a first cut point is set on CPM (cp_X) to discriminate between activity (CPM $> cp_X$) or no activity (CPM $< cp_X$), 2) then a cut point on HR^r is used in each of the preceding cases, (cp_Y when CPM $> cp_X$ and cp_Z when CPM $< cp_X$). cp_Y is used to determine if the subject is walking ($HR^r < cp_Y$) or running ($HR^r > cp_Y$), in fact, at running speeds HR^r gives more reliable EE than CPM. Conversely, if $HR^r < cp_Y$, then CPM is more reliable than HR^r . The cut point cp_Z is used to determine if rising HR^r (when CPM $< cp_X$) is provoked by a PA or by another factor. In this sense, the model used in Actiheart is a piecewise model of 4 equations. Population based cut points are set in Actiheart, however, in order to ensure accurate EE estimations, individual calibration (based on a treadmill test) is recommended. Actiheart EE estimations (with calibrated equations) has been validated by our group in [22]. However in the comparisons presented in this paper, the non-calibrated version of the Actiheart branched model, namely “JAP07” in this paper, was used in order to ensure fair comparisons. Remember that, the rest of the compared models (including the proposed piecewise model) does not use calibration.

Remark: The reader shall notice that, in our model, differently to Actiheart, 1) the piecewise model is composed of 3 equations, and 2) one of the cut points was set on the linear combination of HR^r and CPM, which help to reduce the number of cut points and equations, and is an original idea first presented in this paper.

2.4. Performance indicators

Performance indicators used for validating the proposed model are the following.

The coefficient of determination (R2) given by:

$$R2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{53} \sum_{j=1}^{25} (EE_{i,j} - \widehat{EE}_{i,j})^2}{\sum_{i=1}^{53} \sum_{j=1}^{25} (EE_{i,j} - \overline{EE})^2}, \quad (9)$$

where \overline{EE} is the mean of $EE_{i,j}$.

The root mean squared error (RMSE) given by:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{53 \times 25} \sum_{i=1}^{53} \sum_{j=1}^{25} (EE_{i,j} - \widehat{EE}_{i,j})^2}. \quad (10)$$

The Pearson correlation coefficient (r_2) given by:

$$r_2 = \frac{\text{cov}(\text{EE}, \widehat{\text{EE}})}{\sqrt{\text{var}(\text{EE})\sqrt{\text{var}(\widehat{\text{EE}})}}. \quad (11)$$

2.5. Leave-one-subject-out (LOSO) approach

On the Lab-experiment database (composed of 53 subjects), 52 subjects were used for parameters estimation, and the left-out subject was used for validation, i.e., performance indicators R_2 , RMSE, and r_2 are computed on such left-out subject. This process is repeated 53 times, each time the left-out subject is different. In this sense, in LOSO validation, performance indicators are computed 53 times.

2.6. Validation tests

On the Lab-experiment database, LOSO validation was applied for the proposed piecewise model, the linear models, and the non linear model. Since parameters of the Freedson and JAP07 models were obtained on different data sets, these models were not included on this comparison. Results of LOSO approach are presented in the form of boxplots. Statistical difference between the proposed model the linear and nonlinear models, is tested by means of paired Wilcoxon tests.

After LOSO validation, model parameters, on Eqs. (2, 5, 6, and 8), were obtained on the entire Lab-experiment database. Then, performance of the four models are compared with the Freedson and JAP07 models on the Lab-experiment database. More precisely, the Freedson model with the parameters given in [12], the JAP07 model with the parameters given in [25], and the piecewise, nonlinear and linear models with the parameters obtained from the entire Lab-experiment database, are used to estimate EE on the entire Lab-experiment database, and performance indicators are computed as described in section 2.4. These results are presented in the form of a table.

Finally, the six models (proposed piecewise, nonlinear, linear CPM, linear HR, Freedson, and JAP07) are applied for estimating EE on the Semi-controlled in-city circuit database. In fact, validation on a different data set allows to test versatility of the proposed models. Performance indicators on the Semi-controlled in-city circuit database are computed once over the entire database. Results are presented in the form a table.

3. Results

Figure 7 shows boxplots of performance of the four models (proposed piecewise, nonlinear, and linear models) obtained from LOSO approach. The median R_2 of the proposed piecewise model, the nonlinear model, the linear CPM and the linear HR models were 0.8689, 0.6610, 0.5597 and 0.8146 respectively. Concerning the RMSE, the median values of the four models were 44.4358, 73.7947, 82.2415 and 58.4236

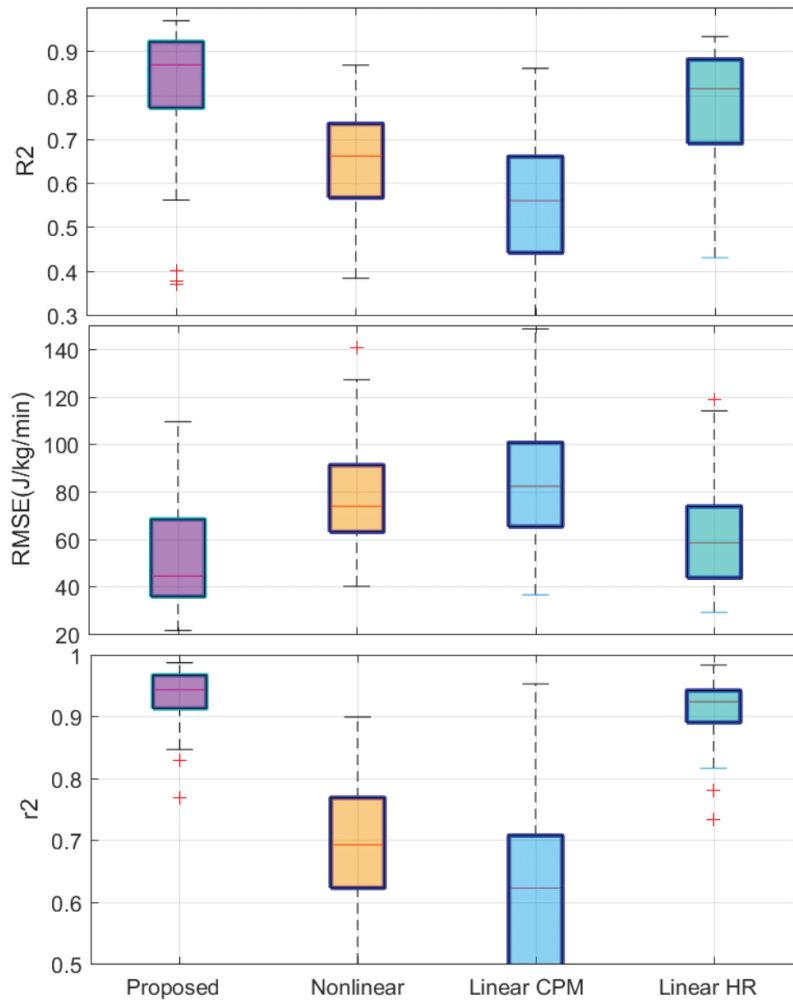


Figure 7. Boxplots of the three performance indicators, computed by LOSO approach on Lab-experiment database, for the proposed piecewise, nonlinear, linear CPM, and linear HR models.

respectively. Finally, in terms of r^2 the median values were 0.9434, 0.6922, 0.6221 and 0.92391. Statical difference $P < 0.001$ was found between the proposed model and the nonlinear and linear CPM models. Statical difference $P < 0.05$ was found between the proposed model and the linear HR' model. Comparing performance obtained by the proposed piecewise (Eq. 2), the linear CPM model (Eq. 5), the linear HR model (Eq. 6), and the nonlinear model (Eq. 8) validated via LOSO (see Fig. 7), we observe that models which use HR^r as input (Eqs. 2 and 6) reached better performance than models that only use CPM (Eqs. 5 and 8). Comparing the two models which use HR^r as input, the model which only uses HR^r (Eq. 6) achieved good performance, but the

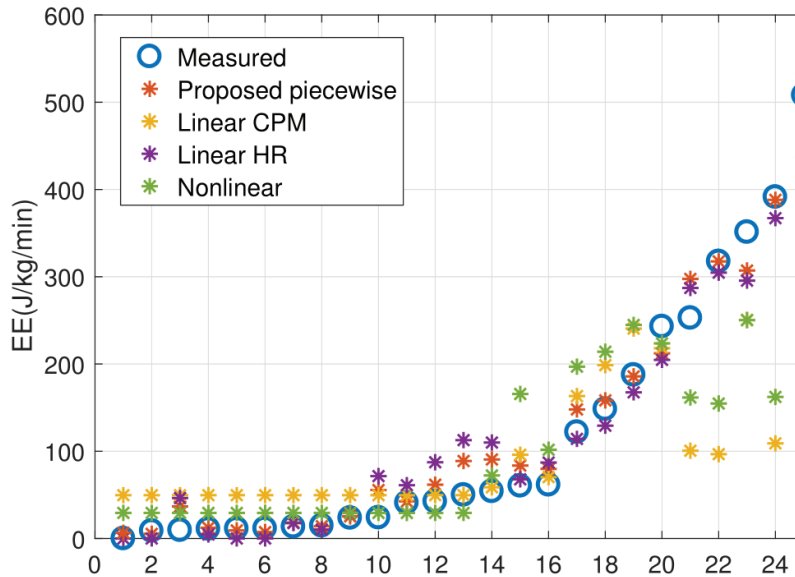


Figure 8. Mean EE (measured and estimated by each of the models on LOSO approach) on the 53 subjects of Lab-experiment database, by activity.

proposed piecewise model (Eq. 2), which uses both HR^r and CPM, was better in terms of accuracy. The reason is that, the proposed piecewise model uses HR^r to estimate EE when moderate- and high-intensity activities are performed (i.e., intensities where HR^r -based models are accurate), and a linear combination of CPM and HR^r to estimate EE during low-intensity activities (i.e., activities where HR^r -based models usually fail). In this sense EE estimation during low-intensity activities is improved by the proposed piecewise model. To resume, in Fig. 7 we can observe that, the proposed piecewise model reached better results than the other compared models.

Figure 8 shows the mean EE (measured and estimated by each of the models on LOSO approach) on the 53 subjects of Lab-experiment database, by activity. Activities, performed by each subject (see Table 1), are sorted in ascending order according to the mean EE required to perform each of the PAs. Results shown in Fig. 8 illustrate that: 1) models using HR^r as input provide better EE estimations than models that only use CPM, 2) models using HR^r as input are accurate on moderate- and high-intensity activities, 3) the proposed piecewise model yields better accuracy than the linear HR model, since it improves EE estimations on low-intensity physical activities.

Table 2 shows performance, reached by the six compared models, on the Lab-experiment database when cross-validation was not applied.

We can observe in Table 2 that the proposed piecewise model also reached the best performance, followed by the Linear HR and the JAP07 models. These three models use HR^r as input for computing EE. As already mentioned, models using HR as input are more accurate, for predicting EE during moderate and high intensity activities, than

Table 2. Performance measures reached by the six models on the Lab-experiment database, when no cross-validation was applied.

Model	R2	r2	RMSE
Proposed piecewise	0.8356	0.8587	48.3580
Nonlinear	0.6536	0.6536	81.0903
Linear CPM	0.5687	0.5687	90.4884
Linear HR	0.7911	0.7911	62.9747
Freedson	0.3740	0.5140	107.7522
JAP07	0.6693	0.7363	85.3958

Table 3. Performance measures reached by the six models on the Semi-controlled in-city circuit database.

Model	R2	r2	RMSE
Proposed piecewise	0.8637	0.9103	51.6074
Nonlinear	0.5503	0.6091	93.5573
Linear CPM	0.4008	0.5848	107.9964
Linear HR	0.7296	0.8525	72.6930
Freedson	0.0265	0.5026	137.6522
JAP07	0.8611	0.9383	51.8162

models which only use CPM. Comparing the models which only use CPM for estimating EE, the nonlinear model outperformed the Linear CPM and the Freedson models.

Table 3 shows performance obtained by the six models on the Semi-controlled in-city circuit data set. Results presented on this table show that the proposed piecewise model, which was obtained from the Lab-experiment database is also accurate on the Semi-controlled in-city circuit database. These results also confirm conclusion exposed above, i.e., the models using HR^f as input provide better EE estimations than the models that only use CPM. Concerning the three models using HR^f as input, the proposed piecewise model and the JAP07 models reached almost the same accuracy. In this sense, the improvement provided by the proposed model consists of the reduced number of equations and cut points needed to reach equivalent accuracy. In fact, concerning the accuracy, remember that on this comparison the reference EE is the one obtained by the calibrated Actiheart monitoring system, which is in fact, the calibrated version of the JAP07 model. Even so, the proposed model slightly improves the JAP07 model in terms of R2 and RMSE.

Fig. 9 (left) illustrates the degree of concordance between the EE estimated by the proposed piecewise model and the measured EE, on the Semi-controlled in-city circuit database. $r2 = 91.03$ is traduced in good performance. In Fig. 9 (right) we can observe the Bland-Altman plot of difference between the EE estimated by the proposed piecewise model and the measured EE, on the Semi-controlled in-city circuit database. Estimated

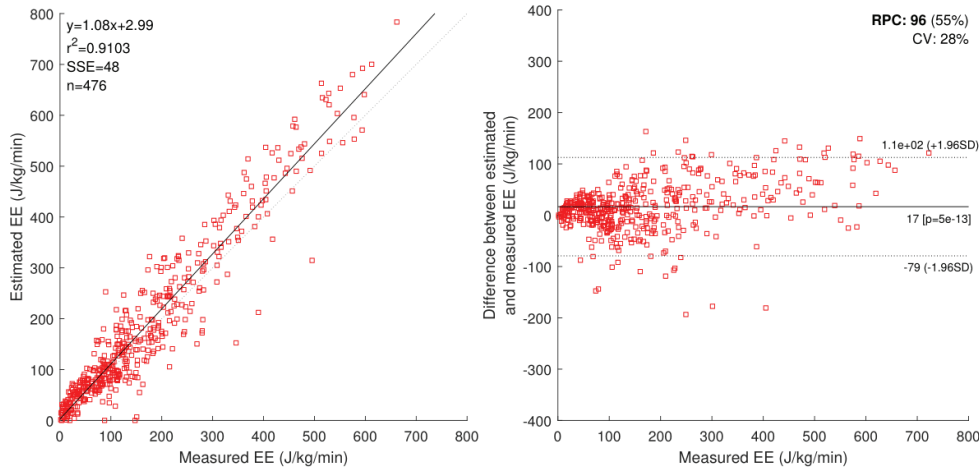


Figure 9. Concordance plot of the EE estimated by the proposed piecewise model and the measured EE, on the Semi-controlled in-city circuit database (left). Bland-Altman plot of the difference between measured and estimated EE (right).

EE is accurate with a bias of 17 J/kg/min. Results shown in Fig. 9 confirm the good performance and versatility of the proposed piecewise model, for predicting EE on a different database.

Limitations of the study concerns position of the AS and HR sensors, and characteristic of the subjects composing the database used for model parameter estimation. In fact, the model will be accurate on patients wearing the sensors at the same place than subjects on Lab-experiment database. EE estimation may be degraded if characteristics of the subject are totally different to those of the subjects composing the Lab-experiment database, for instance, children. Other limitation of the study is that long-time EE estimation (daily EE, weekly EE, ...) was not evaluated.

4. Conclusion

This paper presents a model for converting accelerometer and HR signals into EE. This original piecewise model use HR signal for estimating EE on moderate- and high-intensity activities, which are activity levels where HR-based models are accurate. In order to improve EE estimations during low-intensity activities, the proposed model uses a linear combination of both, AS and HR signals. Model parameters were obtained on a complete database composed of subjects performing 25 different activities of light, moderate and high intensity levels, therefore, the proposed model allows to accurately estimate EE during an extended variety of physical activities. The proposed model is able to estimate EE on real time, therefore it may be used on applications such as hypoglycemia predictions. Results from validation on the two different data sets and comparisons presented in this paper confirm the interest of the proposed piecewise

model. However, improvements may be achieved on the proposed piecewise model by calibration, i.e., considering age, sex, and/or weight.

Acknowledgment

The present study was supported by grants from the French National Agency ANR TECSAN 2009 (SVELTE project) and 2015 (DIABELOOP_AP).

References

- [1] J.-P. Chaput, L. Klingenberg, M. Rosenkilde, J.-A. Gilbert, A. Tremblay, and A. Sjdin. Physical activity plays an important role in body weight regulation. *Journal of Obesity*, 360257, 2011.
- [2] P. G. Jacobs, N. Resalat, J. E. Youssef, R. Reddy, D. Branigan, N. Preiser, J. Condon, and J. Castle. Incorporating an Exercise Detection, Grading, and Hormone Dosing Algorithm Into the Artificial Pancreas Using Accelerometry and Heart Rate. *Journal of Diabetes Science and Technology*, page 1932296815609371, October 2015.
- [3] D. A. Schoeller and E. van Santen. Measurement of energy expenditure in humans by doubly labeled water method. *Journal of Applied Physiology*, 53(4):955–959, 1982.
- [4] N. Lifson, G. B. Gordon, and R. McClintock. Measurement of total carbon dioxide production by means of d2o18. *Journal of Applied Physiology*, 7(6):704–710, 1955.
- [5] D. A. Schoeller, E. Ravussin, Y. Schutz, K. J. Acheson, P. Baertschi, and E. Jéquier. Energy expenditure by doubly labeled water: validation in humans and proposed calculation. *Am J Physiol.*, 250(5 Pt 2):R823–30, 1986.
- [6] E. Ferrannini. The theoretical bases of indirect calorimetry: A review. *Metabolism*, 37(3):287 – 301, 1988.
- [7] K. E. Holdy. Monitoring energy metabolism with indirect calorimetry: Instruments, interpretation, and clinical application. *Nutrition in Clinical Practice*, 19(5):447–454, 2004.
- [8] D. Andre and D. L. Wolf. Recent advances in free-living physical activity monitoring: A review. *Journal of diabetes science and technology*, 1(5):760–767, 2007.
- [9] S. E. Crouter, J. R. Churilla, and D. R. Bassett. Estimating energy expenditure using accelerometers. *European Journal of Applied Physiology*, 98(6):601–612, December 2006.
- [10] J. E. Sasaki, D. John, and P. S. Freedson. Validation and comparison of ActiGraph activity monitors. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 14(5):411–416, September 2011.
- [11] P. S. Freedson, D. Pober, and K. F. Janz. Calibration of accelerometer output for children. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 37(11 Suppl):S523–530, November 2005.
- [12] P. S. Freedson, K. Lyden, S. Kozey-Keadle, and J. Staudenmayer. Evaluation of artificial neural network algorithms for predicting METs and activity type from accelerometer data: validation on an independent sample. *Journal of Applied Physiology (Bethesda, Md.: 1985)*, 111(6):1804–1812, December 2011.
- [13] M. P. Rothney, M. Neumann, A. Bziat, and K. Y. Chen. An artificial neural network model of energy expenditure using nonintegrated acceleration signals. *Journal of Applied Physiology (Bethesda, Md.: 1985)*, 103(4):1419–1427, October 2007.
- [14] J. Staudenmayer, D. Pober, S. Crouter, D. Bassett, and P. S. Freedson. An artificial neural network to estimate physical activity energy expenditure and identify physical activity type from an accelerometer. *Journal of Applied Physiology (Bethesda, Md.: 1985)*, 107(4):1300–1307, October 2009.
- [15] J. A. Schrack, V. Zipunnikov, J. Goldsmith, K. Bandeen-Roche, C. M. Crainiceanu, and L. Ferrucci. Estimating energy expenditure from heart rate in older adults: A case for calibration. *PLoS ONE*, 9(4):e93520–e93520, 2014.

- [16] Z. Xu, C. Zong, and R. Jafari. Constructing energy expenditure regression model using heart rate with reduced training time. In *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pages 6566–6569, Aug 2015.
- [17] S. E. Crouter, C. Albright, and D. Bassett. Accuracy of polar s410 heart rate monitor to estimate energy cost of exercise. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 36(8):1433–1439, 2004.
- [18] H. J. Montoye. *Measuring Physical Activity and Energy Expenditure*. Human Kinetics, 1996.
- [19] I. Zakeri, A. L. Adolph, M. R. Puyau, F. A. Vohra, and N. F. Butte. Application of cross-sectional time series modeling for the prediction of energy expenditure from heart rate and accelerometry. *Journal of Applied Physiology*, 104(6):1665–1673, 2008.
- [20] M. Doron, T. Bastian, A. Maire, J. Dugas, E. Perrin, F. Gris, R. Guillemaud, T. Deschamps, P. Bianchi, Y. Caritu, C. Simon, and P. Jallon. Estimation of physical activity monitored during the day-to-day life by an autonomous wearable device (svelte project). In *2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pages 4629–4632, July 2013.
- [21] T. Bastian, A. Maire, J. Dugas, A. Ataya, C. Villars, F. Gris, E. Perrin, Y. Caritu, M. Doron, S. Blanc, P. Jallon, and C. Simon. Automatic identification of physical activity types and sedentary behaviors from triaxial accelerometer: laboratory-based calibrations are not enough. *Journal of Applied Physiology*, 118(6):716–722, 2015.
- [22] C. Villars, A. Bergouignan, J. Dugas, E. Antoun, D. A. Schoeller, H. Roth, A. C. Maingon, E. Lefai, S. Blanc, and C. Simon. Validity of combining heart rate and uniaxial acceleration to measure free-living physical activity energy expenditure in young men. *Journal of Applied Physiology*, 113(11):1763–1771, December 2012.
- [23] P. Freedson. Freedson vm3 combination (11). <https://actigraph.desk.com/customer/en/portal/articles/2515835-what-is-the-difference-among-the-energy-expenditure-algorithms->.
- [24] H. M. Romero-Ugalde, M. Garnotel, I. Xhaard, G. Charpentier, S. Franc, E. Huneker, C. Simon, S. Bonnet, and on behalf of the Diabeloop consortium. A nonlinear model for converting accelerometers signals into energy expenditure: towards the artificial pancreas which will consider physical activity. In *10th International conference on advanced technologies & treatment for diabetes*, February 2017.
- [25] S. Brage, N. Brage, P. W. Franks, U. Ekelund, M.-Y. Wong, L. B. Andersen, K. Froberg, and Nicholas J. W. Branched equation modeling of simultaneous accelerometry and heart rate monitoring improves estimate of directly measured physical activity energy expenditure. *Journal of Applied Physiology*, 96(1):343–351, 2003.

8. Annexes

Annexe 3 – Performances du modèle basé sur les réseaux neuronaux artificiels pour la reconnaissance des activités durant le parcours urbain. Le modèle a été testé sur un parcours urbain de 3h réalisé par 10 sujets en vie semi libre (base de données SVELTE) avec comme référence les activités annotées et horodatées par un observateurs.

Etape n°1 – Reconnaissance des activités

	<i>Exactitude</i>	<i>Sensibilité</i>	<i>Spécificité</i>	<i>Précision</i>
<i>Allongé</i>	0,84	1,00	0,84	0,12
<i>Assis</i>	0,84	0,88	0,82	0,67
<i>Piétinement</i>	0,84	0,91	0,82	0,55
<i>Marche</i>	0,84	0,74	0,91	0,85
<i>Course</i>	0,84	1,00	0,84	0,14
<i>Vélo</i>	0,84	0,94	0,83	0,24

Etape n°2 – Reconnaissance de la pente

	<i>Exactitude</i>	<i>Sensibilité</i>	<i>Spécificité</i>	<i>Précision</i>
<i>Autre</i>	0,81	0,00	0,85	0,00
<i>Plat</i>	0,81	0,88	0,66	0,85
<i>Montée (marche/esc)</i>	0,81	0,73	0,82	0,43
<i>Descente (marche/esc)</i>	0,81	0,85	0,80	0,36

**Apport de la reconnaissance des postures et des activités par accélérométrie à la caractérisation du comportement de mouvement chez l'humain.
Application à l'étude de la transition épidémiologique chez les Peuls.**

Mot clefs : accélérométrie, reconnaissance d'activité, apprentissage automatique, dépense énergétique, activité physique, sédentarité, urbanisation.

A l'heure de l'accroissement des maladies non transmissibles, l'activité physique et la sédentarité sont un enjeu sanitaire majeur. Evaluer les synergies des composantes du comportement de mouvement afin d'établir ses liens avec l'état de santé est un défi déterminant. Le développement de l'accélérométrie est venu révolutionner la compréhension de ces liens, traditionnellement étudiés sur la base de données déclaratives, dont les biais sont bien établis. L'utilisation classique des accéléromètres permet une mesure continue sur de longues périodes en condition de vie libre mais se heurte à des problématiques inhérentes au traitement du signal et à la relation non-linéaire entre accélérométrie et dépense énergétique, pour caractériser le mouvement humain de façon satisfaisante. Mon premier objectif était de préciser les limites de l'approche actuelle et de contribuer à l'amélioration du phénotypage du comportement de mouvement grâce à de nouvelles techniques analytiques basées sur la reconnaissance automatique des postures et activités. Dans la 2^{ème} partie de ma thèse, j'ai appliqué ces nouvelles approches à l'étude des Peuls du Sénégal, une population en cours de transition épidémiologique. Mes travaux ont permis de préciser les limites des approches classiques de l'accélérométrie et l'intérêt de la reconnaissance des activités par des algorithmes d'apprentissage automatique pour surmonter les difficultés rencontrées. Ils montrent, pour la première fois, l'apport de cette approche à la caractérisation fine de l'activité physique et des comportements sédentaires d'une population, en lien avec son environnement. Elle devrait contribuer de façon utile à l'établissement de futures recommandations plus adaptées à la population générale.

Contribution of postures and activities recognition from accelerometry to the characterization of human movement behavior. Application to study epidemiological transition in Fulanis.

Key words: accelerometer, activity recognition, machine learning, energy expenditure, physical activity, sedentary behavior, urbanization.

Facing the rise of non-communicable diseases, physical activity and sedentary behavior are a major health issue. Evaluating the synergies of movement behavior dimensions in order to establish its link with health emerges is a key challenge. The development of accelerometry has revolutionized the understanding of these links, traditionally studied using declarative data, associated with well-established biases. The classical accelerometry approach allows continuous measurement over long periods in free living conditions but encounters limitations inherent in signal processing and in the non-linear relationship between accelerometry and energy expenditure to characterize human movement in a satisfactory way. My first objective was to clarify the limits of the current approach and to contribute to the improvement of the phenotyping of movement behavior through new analytic methods relying on the automatic activity recognition of postures and activities. In the second part of my thesis, I applied these new approaches to the study of the Fulani of Senegal, a population in epidemiological transition. My work has clarified the limitations of traditional approaches to accelerometry and the value of activities recognition through automatic learning algorithms to overcome the difficulties encountered. For the first time, they show the contribution of this approach to the detailed characterization of a population's physical activity and sedentary behaviors, in relation to its environment. It should contribute in a useful way to the development of future recommendations that are more appropriate for the general population.