



HAL
open science

Pléthysmographie respiratoire par magnétométrie Évaluation de la ventilation et de la dépense énergétique à partir d'algorithmes d'apprentissage automatique

Aya Houssein

► To cite this version:

Aya Houssein. Pléthysmographie respiratoire par magnétométrie Évaluation de la ventilation et de la dépense énergétique à partir d'algorithmes d'apprentissage automatique. Imagerie. École normale supérieure de Rennes, 2021. Français. NNT : 2021ENSR0026 . tel-03289059

HAL Id: tel-03289059

<https://theses.hal.science/tel-03289059>

Submitted on 16 Jul 2021

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

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

THÈSE DE DOCTORAT DE

L'ÉCOLE NORMALE
SUPÉRIEURE RENNES

ÉCOLE DOCTORALE N° 605

Biologie, Santé

Spécialité : « *Analyse et Traitement de l'Information et des Images Médicales* »

Par

« **Aya Houssein** »

« **Pléthysmographie respiratoire par magnétométrie : Evaluation de la ventilation et de la dépense énergétique à partir d'algorithmes d'apprentissage automatique** »

Thèse présentée et soutenue à « l'École Normale Supérieure de Rennes », le « 30 juin 2021 »

Unité de recherche : «Laboratoire Mouvement Sport Santé »

Rapporteurs avant soutenance :

Jérémy Vanhelst HDR, CHRU de Lille
Pierre-Yves Gumery Professeur, Université de Grenoble

Composition du Jury :

Président :	Patrice Quinton	Professeur émérite, ENS Rennes
Examineurs :	Guy Carrault	Professeur, Université Rennes 1
	Benoit Bideau	Professeur, Université Rennes 2
	Anne Humeau-Heurtier	Professeure, Université d'Angers
Dir. de thèse :	Jacques Prioux	Professeur, ENS Rennes
Co-encadrant. de thèse :	Di Ge	Maître de conférence, Université Rennes 1

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, Je tiens à remercier mon directeur de thèse Prof. Jacques Prioux et co-directeur Dr. Di Ge, pour m'avoir confiée ce travail de recherche, ainsi que pour leur aide, conseils, leur support et encouragement permanents au cours de ces années. Ça fait un plaisir de travailler avec vous.

Je voudrais remercier les membres du jury qui ont bien voulu juger mon travail. Je remercie Prof. Pierre-Yves Gumery et Dr. Jérémy Vanhelst qui ont accepté d'évaluer ce travail et d'en être rapporteurs. Je remercie Prof. Guy Carrault, Prof. Anne Humeau-Heurtier et Prof. Benoit Bideau qui ont accepté de faire partie du jury de thèse en tant qu'examineurs. Je remercie également Prof. Patrice Quinton d'avoir présidé ce Jury.

Je profite également pour exprimer ma sincère reconnaissance à Dr. Steven Gastinger, Brice Martin, Fenfen Zhou, et le médecin Pierrick Guillemot pour leur aide pour réaliser mes expérimentations. Je remercie aussi tous les volontaires qui ont participé à cette étude pour le temps et les efforts qu'ils ont consacré pour ce projet, et sans eux ce travail n'aurait pas été possible.

Je remercie sincèrement l'Ecole normale supérieure de Rennes pour leur financement qui a rendu ma thèse possible.

Merci à tous mes collègues de laboratoire que j'ai eu l'occasion de rencontrer pendant ces années de thèse. Je remercie en particulier Aline pour son support et les agréables moments qu'on a passé ensemble en laboratoire et en dehors du laboratoire.

Ces remerciements ne seraient pas complets sans une pensée à tous mes amis libanais avec qui j'ai passé des moments inoubliables.

Mes dernières pensées iront vers ma famille, qui m'avaient soutenu moralement tout au long de ma thèse, malgré les distances qui nous séparent.

VALORISATION SCIENTIFIQUE

Articles publiés

- Houssein A, Ge D, Gastinger S, Dumond R, Prioux J. **A novel algorithm for minute ventilation estimation in remote health monitoring with magnetometer plethysmography.** *Comput Biol Med.* 2021; 130 :104189.
- Houssein A, Ge D, Gastinger S, Dumond R, Prioux J. **Estimation of respiratory variables from thoracoabdominal breathing distance : a review of different techniques and calibration methods.** *Physiol Meas.* 2019; 40(3) :03TR01.

Articles en cours de rédaction

- Houssein A, Prioux J, Gastinger S, FenFen Z, Ge D. **Energy expenditure estimation from respiratory magnetometer plethysmography : A comparison of sensors and methods.** *En cours de rédaction.*
- Houssein A, Ge D, Gastinger S, FenFen Z, Prioux J. **Activity specific model to improve energy expenditure estimation from respiratory magnetometer plethysmography during physical activities and maximal incremental test.** *En cours de rédaction.*

Communications orales

- Houssein A, Ge D, Gastinger S, Dumond R, Prioux J. **Evidence of the respiratory magnetometer plethysmography for the estimation of minute ventilation during low to moderate intensities.** *ICAMPAM 2019, Maastricht.*
- Houssein A, Ge D, Gastinger S, FenFen Z, Prioux J. **Evidence of the respiratory magnetometer plethysmography for the estimation of energy expenditure during low to vigorous intensities.** *Journée scientifique ED BS 2020.*

LISTE DES ABBRÉVIATIONS

ANN	Réseau de neurones
ANN_{id}	Réseau de neurones approche sujet indépendant
ANN_{sp}	Réseau de neurones approche sujet spécifique
AP	Activité physique
bpm	Battements par minute
CO₂	Dioxyde de carbone
DE	Dépense énergétique
DEAP	Dépense énergétique liée à l'activité physique
DDL	Degré de liberté
ECG	Electrocardiogramme
fc	Fréquence de coupure
FC	Fréquence cardiaque
FC_{max}	Fréquence cardiaque maximale
F_R	Fréquence respiratoire
H₂	Hydrogène
H₂O	Eau
IMC	Indice de masse corporelle
KNN	K plus proche voisins
MET	Équivalent métabolique
MLR	Régression linéaire multiple
NB	Naïve bayésienne
O₂	Oxygène
OMS	Organisation mondiale de la santé
PRM	Pléthysmographie respiratoire par magnétométrie
R	Coefficient de corrélation de Pearson
R²	Coefficient de détermination
RMSE	Erreur quadratique moyenne
SVM	Machine à vecteur support
SWA	SenseWear armband

\dot{V}_E	Ventilation minute
$\dot{V}_{E\text{mag}}$	Ventilation minute estimée par le système PRM
$\dot{V}_{E\text{sp}}$	Ventilation minute mesurée par le spiromètre
V_T	Volume courant
$\dot{V}_{O_2\text{max}}$	Consommation maximale d'oxygène
\dot{V}_{O_2}	Consommation d'oxygène
\dot{V}_{CO_2}	Production de dioxyde de carbone

LISTE DES FIGURES

1.1	Composantes de DE	19
1.2	Effet de l'activité physique sur la mortalité	21
1.3	Principe de mesure de DE avec l'eau doublement marquée	24
1.4	Chambre calorimétrique	26
1.5	Systèmes de mesure de la dépense énergétique par calorimétrie indirecte	27
1.6	Podomètres	32
1.7	Méthode FLEX-FC	35
1.8	ActiHeart	36
1.9	SenseWear Armband	37
1.10	Relation entre $\dot{V}O_2$ et \dot{V}_E pour des exercices d'intensité croissante	38
2.1	Les différents étapes pour estimer la dépense énergétique	42
2.2	RMSE pour différentes longueurs de segments	45
2.3	Structure du modèle ANN	52
2.4	Principe du modèle SVM	53
2.5	Pincipe de l'arbre de décision	54
2.6	Illustration du modèle KNN	56
3.1	Différentes étapes pour l'estimation de \dot{V}_E	66
3.2	Illustration du système PRM	68
3.3	Exemple d'un signal PRM pour la course à 12 km/h	69
3.4	Architecture du modèle ANN pour l'estimation de \dot{V}_E	71
3.5	RMSE pour les deux approches ANN	72
3.6	Valeurs moyennes de \dot{V}_E mesurées et estimées	73
3.7	L'ensemble des valeurs de \dot{V}_E mesurées et estimées	75
3.8	RMSE pour les deux modèles ANN et MLR	76
3.9	RMSE en fonction du nombre de noeud et de couches	77
4.1	Protocole expérimental	82
4.2	Accéléromètre (ActiGraph)	84

4.3	Cardiofréquence (Polar RS800CX)	84
4.4	Différents étapes de traitement des données	85
4.5	Exemple de détection des cycles respiratoires des signaux PRM	87
4.6	RMSE pour les différents capteurs	91
4.7	DE estimée en fonction de DE mesurée pour les différents capteurs	92
4.8	Moyenne de DE estimée et mesurée pour l'ensemble des capteurs	93
4.9	RMSE pour les différentes approches de validation	94
4.10	DE estimée en fonction de DE mesurée selon les différentes approches	94
4.11	RMSE pour les différents modèles ANN et SVR	95
4.12	DE estimée en fonction de DE mesurée pour ANN et SVM	96
4.13	RMSE pour les différentes approches d'estimation de DE	97
4.14	DE estimée et mesurée pour les différentes approches	98
4.15	Corrélation entre DE estimée et mesurée selon deux approches d'estimation	98
4.16	DE mesurée et estimée pour les différentes intensités	99

LISTE DES TABLEAUX

1.1	Catégories d'intensité des AP	18
1.2	Caractéristiques de quelques questionnaires	30
2.1	Caractéristiques de base des données pour certaines études	44
2.2	Différentes études sur l'estimation de DE	59
3.1	Différences moyennes entre \dot{V}_{Esp} et \dot{V}_{Emag}	74
4.1	Principales caractéristiques des capteurs	83
4.2	Différence entre FR estimée et mesurée	91
4.3	Matrice de confusion	96
4.4	Performance de classification	96
4.5	RMSE pour le test maximal à charge croissante	99

TABLE DES MATIÈRES

Valorisation scientifique	3
Liste des abbréviations	5
Liste des figures	5
Liste des tableaux	7
Introduction	13
Partie 1 : Revue de littérature	16
1 Activité physique et dépense énergétique	17
1.1 Activité physique	17
1.2 Dépense énergétique	19
1.3 Bénéfices sur la santé	20
1.3.1 Mortalité générale	20
1.3.2 Diabète de type 2	20
1.3.3 Obésité	21
1.3.4 Pathologies cardiovasculaires	21
1.3.5 Cancers	22
1.3.6 Santé mentale et qualité de vie	22
1.4 Méthodes de mesure de la dépense énergétique	23
1.4.1 Méthodes de référence	23
1.4.1.1 Eau doublement marquée	23
1.4.1.2 Calorimétrie directe	25
1.4.1.3 Calorimétrie indirecte	25
1.4.2 Méthodes subjectives	27
1.4.2.1 Observation directe	27
1.4.2.2 Journaux d'activités	28
1.4.2.3 Questionnaires	28

TABLE DES MATIÈRES

1.4.3	Méthodes objectives	31
1.4.3.1	Podomètre	31
1.4.3.2	Accéléromètre	32
1.4.3.3	Fréquence cardiaque	34
1.4.3.4	Paramètres combinés.	35
1.4.3.4.1	ActiHeart	35
1.4.3.4.2	SenseWear Armband	37
1.4.3.5	Ventilation	38
1.5	Conclusion	39
2	Estimation de la dépense énergétique	41
2.1	Acquisition des données	41
2.2	Segmentation	43
2.3	Extraction des descripteurs	45
2.3.1	Descripteurs temporel	45
2.3.2	Descripteurs fréquentiels	46
2.3.3	Descripteurs anthropométriques	46
2.4	Sélection des descripteurs	47
2.5	Approches d'estimation de la dépense énergétique	48
2.5.1	Régression simple	48
2.5.2	Reconnaissance et compendium d'activité physique	48
2.5.3	Régression par catégorie d'activité physique	49
2.6	Modèles d'apprentissage automatique	51
2.6.1	Régression linéaire	51
2.6.2	Réseau de neurones artificiels	51
2.6.3	Machine à vecteurs de support	52
2.6.4	Arbre de décision	53
2.6.5	Forêt aléatoire	54
2.6.6	Naïve bayésien	55
2.6.7	k plus proches voisins	55
2.7	Validation	60
2.8	Conclusion	61
	Partie 2 : Etudes expérimentales	62

3	Estimation de la ventilation à partir de PRM	64
3.1	Introduction	64
3.2	Matériels et méthodes	66
3.2.1	Sujets	66
3.2.2	Protocole expérimental	66
3.2.3	Matériels	67
3.2.4	Traitement des données	68
3.2.4.1	Prétraitement des données	68
3.2.4.2	Segmentation	69
3.2.4.3	Extraction des descripteurs	69
3.2.4.4	Régression et analyses statistiques	70
3.2.5	Résultats	71
3.2.5.1	Comparaison ANNsp et ANNid	71
3.2.5.2	Comparaison ANNsp et MLR	73
3.2.5.3	Optimisation de l'ANN	74
3.2.6	Discussion	75
3.3	Conclusion	78
4	Estimation de la dépense énergétique à l'aide de PRM	79
4.1	Introduction	79
4.2	Matériels et Méthodes	81
4.2.1	Sujets	81
4.2.2	Protocole expérimental	81
4.2.2.1	Activités physiques et sédentaires	82
4.2.2.2	Test maximal à charge croissante	82
4.2.3	Matériels	83
4.2.3.1	Accéléromètre	83
4.2.3.2	Cardiofréquencemètre	84
4.2.4	Traitement des données	85
4.2.4.1	Prétraitement des données	85
4.2.4.2	Extraction des descripteurs	86
4.2.4.2.1	Descripteurs du système PRM	86
4.2.4.2.2	Descripteurs d'accéléromètre	87
4.2.4.2.3	Descripteurs de cardiofréquencemètre	88

TABLE DES MATIÈRES

4.2.4.3	Régression et analyse statistique	88
4.3	Résultats	90
4.3.1	Performance de l'estimation de FR	90
4.3.2	Comparaison du système PRM avec les autres capteurs	91
4.3.3	Comparaison des différentes approches de validation ANN	93
4.3.4	Comparaison des modèles ANN et SVR	95
4.3.5	Performance de classification	95
4.3.6	Comparaison des approches d'estimation de DE	96
4.3.7	Validation du PRM pour des intensités faibles à élevées	97
4.4	Discussion	99
4.5	Conclusion	103
	Conclusion et perspectives	104
	Bibliography	106
	Annexe	145

INTRODUCTION

Dans les pays industrialisés, le niveau de sédentarité s'est considérablement accru avec l'évolution du mode de vie. La modernisation de l'environnement, le développement technologique des moyens de production, des moyens de déplacement et de communication, les activités de loisirs qui sont devenues plus sédentaires comme les jeux vidéo ont entraîné une diminution majeure des activités physiques (AP) de la vie quotidienne. En effet, un tiers des adultes n'atteignent pas les niveaux recommandés d'AP dans le monde. En Europe, la proportion des adultes inactifs dépasse le tiers de la population (Hallal et al. 2012; OMS 2015).

Selon des chiffres récents provenant des Etats membres de l'Union européenne, il apparaît que parmi les personnes âgées de plus de 15 ans, 6 personnes sur 10 ne pratiquent que rarement une AP ou un sport (OMS 2015). De plus, le pourcentage d'adultes européens demeurant plus de quatre heures par jour assis est très élevé, ce qui peut engendrer des problèmes de santé. En conséquence, l'inactivité physique est à l'origine d'1 millions de décès (environ 10% de la mortalité totale), la cause de 7% des diabètes de type 2, de 9% des cancers du sein et de 10% des cancers du côlon (OMS 2015). L'inactivité physique est également à l'origine de l'augmentation des taux du surpoids et d'obésité (Lee et al. 2012). L'AP contribue à la prise en charge de plusieurs maladies chroniques, en réduisant les risques de maladies cardiovasculaires, de l'hypertension, du diabète et de certaines formes de cancer (Kraus et al. 2019; Rhodes et al. 2017; Warburton and Bredin 2017). En outre, elle a des effets majeurs sur la santé mentale en réduisant le stress, l'anxiété, la dépression et en retardant les effets de la maladie d'Alzheimer (White et al. 2017). Chez les enfants, elle est essentielle pour le développement musculosquelettique et les capacités motrices de base. Au niveau des adultes, elle contribue à maintenir la force musculaire et à améliorer la capacité cardiorespiratoire et la santé osseuse. Elle permet également de maintenir la santé et la mobilité des personnes âgées en favorisant leur participation à la vie sociale (OMS 2015).

Compte tenu des bienfaits de l'AP sur la santé, sa quantification occupe une place majeure dans les études épidémiologiques afin d'établir les relations entre l'AP et la santé. De plus, les pouvoirs publics et les professionnels des milieux médicaux et sportifs agissent de

concert à la promotion de l'AP en fournissant aux personnes une évaluation objective de leur comportement en matière d'AP et en ajustant le type d'intervention le plus adapté à leurs besoins. L'AP est définie comme tout mouvement corporel produit par la contraction des muscles squelettiques qui entraîne une augmentation de la dépense énergétique (DE) au delà de la DE de repos d'un individu (Hills et al. 2014). DE est donc un paramètre essentiel pour quantifier l'AP.

Bien que les méthodes de référence (la calorimétrie directe, la calorimétrie indirecte, l'eau doublement marquée) pour mesurer DE sont très précises, elles restent encombrantes, invasives, coûteuses, et difficiles à utiliser dans les conditions de vie quotidienne. Depuis un certain nombre d'années, la communauté scientifique a développé des capteurs portables dans le but de remplacer les méthodes de références et d'estimer DE dans les conditions de vie courante et d'une manière non invasive. Les capteurs de mouvements sont parmi les premières technologies utilisées. A l'aide d'accéléromètres uniaxiaux, puis d'accéléromètres triaxiaux les chercheurs ont ainsi tenté de quantifier l'AP et la DE suivant différentes modalités (Altini et al. 2015; Crouter et al. 2006a). La fréquence cardiaque (FC) est également très souvent utilisée pour estimer DE (Brage et al. 2015; Schrack et al. 2014). Enfin, certaines études ont utilisé la ventilation minute (\dot{V}_E) pour estimer DE (Gastinger et al. 2014). Par ailleurs, l'évaluation de DE reste une tâche difficile du fait de la variabilité inter-individuelle et intra-individuelle de l'AP. La qualité de la mesure de DE est essentielle pour la surveillance des populations et pour l'évaluation de l'efficacité des interventions, quelle que soit la technique utilisée. Pour cela, il est important de prendre en compte la fiabilité, la validité et la sensibilité des appareils de mesure. C'est dans ce contexte que s'inscrit le sujet de cette thèse qui a pour principal objectif d'estimer \dot{V}_E et DE à partir d'un système de capteurs portables non invasifs, i.e., la pléthysmographie respiratoire par magnéto-métrie (PRM). Ce système a été développé au sein du laboratoire M2S. Il est constitué de quatre magnéto-mètres qui mesurent les variations des distances thoraciques et abdominales.

Dans le cadre de cette thèse nous allons donc : 1) valider l'utilisation de PRM pour estimer \dot{V}_E au cours de différentes activités d'intensités faibles à modérées, 2) évaluer la capacité de PRM à estimer DE pendant des activités d'intensités faibles à élevées ainsi qu'au cours d'un test maximal à charge croissante, 3) comparer la performance d'estimation de DE à partir de PRM à celles de l'accéléromètre et de FC, 4) étudier l'effet de l'approche de validation sur la performance des modèles d'estimation de DE, et enfin 5) améliorer l'estimation de DE en utilisant une approche basée sur la reconnaissance de l'AP, qui consiste

à développer un modèle de régression pour chaque type d'activité.

Nous présenterons dans un premier chapitre les principaux concepts de l'AP, l'intérêt de mesurer DE, ainsi que les différentes méthodes utilisées pour l'évaluer. Ensuite, dans un deuxième chapitre, nous aborderons les différentes étapes de l'estimation de DE. Enfin, nous présenterons dans les troisièmes et quatrièmes chapitres les travaux réalisés dans le cadre de cette thèse. La première partie de notre travail a pour but d'estimer \dot{V}_E à partir de PRM au cours de différentes activités d'intensité faibles à modérées, en utilisant une base de données acquise au cours des travaux précédents de Dumond et al. (2017). La deuxième partie de notre travail cherche à améliorer l'estimation de DE avec le système PRM à partir d'une base de données acquise au cours de nos travaux et en utilisant une nouvelle approche d'estimation.

PARTIE 1 : REVUE DE LITTÉRATURE

ACTIVITÉ PHYSIQUE ET DÉPENSE ÉNERGÉTIQUE

Il est communément admis que le maintien d'une AP régulière a des conséquences bénéfiques sur la santé. De nombreuses études montrent qu'elle contribue à réduire les risques de survenue de la plupart des maladies chroniques notamment le diabète de type 2, les maladies cardiovasculaires, le cancer (Kraus et al. 2019; Rhodes et al. 2017; Warburton and Bredin 2017). Ces effets ont amené les différents organismes de santé à étudier la relation entre la quantité d'AP et ses conséquences sur la santé, pour élaborer des stratégies efficaces, adapter les recommandations et encourager la population à pratiquer une AP afin de lutter contre les maladies chroniques. L'organisation mondiale de la santé (OMS) recommande aux adultes de réaliser au moins 150 min d'AP modérées ou 75 min d'AP avec une intensité élevée au cours de la semaine, afin d'améliorer leur capacité cardiorespiratoire et réduire leur risque de maladies chroniques. DE est un paramètre essentiel pour quantifier l'AP pratiquée par une personne. Dans ce chapitre, nous aborderons les notions d'AP et de DE et nous présenterons les bienfaits de l'AP sur la santé. Les méthodes d'évaluation de DE seront ensuite détaillées.

1.1 Activité physique

L'AP peut être réalisée dans différents contextes de la vie quotidienne. Elle peut être liée à l'activité professionnelle, au transport, aux activités domestiques et aux loisirs (Inserm 2011). L'AP peut être caractérisée par son type, sa durée, sa fréquence et son intensité (Li et al. 2014).

La fréquence permet de quantifier la récurrence d'une AP sur une durée (par exemple le nombre de sessions d'AP par semaine).

L'intensité indique le niveau de l'effort physiologique associé à la réalisation d'une AP. Elle peut être exprimée en valeur absolue ou en valeur relative (Howley 2001; Anses 2016).

L'intensité exprimée en valeur absolue correspond à la quantité d'énergie nécessaire pour réaliser une activité. L'équivalent métabolique (MET) est l'unité la plus fréquemment utilisée pour exprimer l'intensité de l'AP. Le MET est défini comme le rapport entre la DE de l'activité et le métabolisme de base. Par convention 1 MET est équivalent à une consommation d'oxygène ($\dot{V}O_2$) de 3.5 ml/min/kg (Howley 2001).

L'intensité exprimée en valeur relative prend en compte les capacités physiologiques des individus. Elle peut être exprimée en pourcentage de la consommation maximale d'oxygène ($\dot{V}O_{2max}$), en pourcentage de FC maximale, ou en pourcentage de FC de réserve (Howley 2001). Les AP peuvent être regroupées en cinq catégories selon leur intensité (Tableau 1.1).

Le type d'AP détermine la nature de l'AP en fonction de ses caractéristiques métabo-

Intensité	Mesures objectives	Exemples
Sédentaire	$< 1.6 \text{ MET}$ $< 40\% \text{ FC}_{max}$ $< 20\% \dot{V}O_{2max}$	Regarder la télévision Lire, écrire, travail sur ordinateur
Faible	$1.6 \text{ à } 3 \text{ METs}$ $40 \text{ à } 55\% \text{ FC}_{max}$ $20 \text{ à } 40\% \dot{V}O_{2max}$	Marche ($< 4 \text{ km/h}$) Conduire (voiture) Activités manuelles ou lecture
Modérée	$3 \text{ à } 6 \text{ METs}$ $55 \text{ à } 70\% \text{ FC}_{max}$ $40 \text{ à } 60\% \dot{V}O_{2max}$	Marche ($4 \text{ à } 6.5 \text{ km/h}$) Course à pieds ($< 8 \text{ km/h}$) Vélo (15 km/h)
Elevée	$6 \text{ à } 9 \text{ METs}$ $70 \text{ à } 90\% \text{ FC}_{max}$ $60 \text{ à } 85\% \dot{V}O_{2max}$	Marche ($> 6.5 \text{ km/h}$ ou en pente) Course à pieds ($8 \text{ à } 9 \text{ km/h}$) Vélo (20 km/h)
Très élevée	$> 9 \text{ METs}$ $< 90\% \text{ FC}_{max}$ $< 85\% \dot{V}O_{2max}$	Course à pieds ($9 \text{ à } 28 \text{ km/h}$) Vélo ($> 25 \text{ km/h}$)

TABLE 1.1 – Catégories d'intensité des activités physiques (Norton et al. 2010).

MET : Metabolic Equivalent Task ; $\% \text{ FC}_{max}$: pourcentage de fréquence cardiaque maximale ; $\% \dot{V}O_{2max}$: pourcentage de consommation maximale d'oxygène.

liques ou biomécaniques. Il existe deux types d'AP :

Les AP aérobies utilisent les systèmes cellulaires aérobies pour produire l'énergie et majoritairement lors d'efforts longs d'intensité faible à élevée (Patel et al. 2017).

Les AP anaérobies recourent aux systèmes cellulaires anaérobies pour produire de l'énergie majoritairement lors d'efforts courts de haute intensité (Patel et al. 2017).

La durée se réfère au temps pendant lequel une AP est pratiquée.

La quantité d'AP se définit sur une période donnée par son intensité, sa durée et sa fréquence.

$$\text{Quantité} = \text{durée} \times \text{fréquence} \times \text{intensité}$$

C'est cette quantité qui induit une DE liée à l'AP (Jacobi 2011).

1.2 Dépense énergétique

DE correspond à la quantité d'énergie consommée par un organisme pour accomplir une fonction donnée. Elle est répartie en trois composantes principales (Figure 1.1)(Antoine-Jonville et al. 2015; Volp et al. 2011).

Le métabolisme de base correspond à la dépense d'énergie minimum quotidienne per-

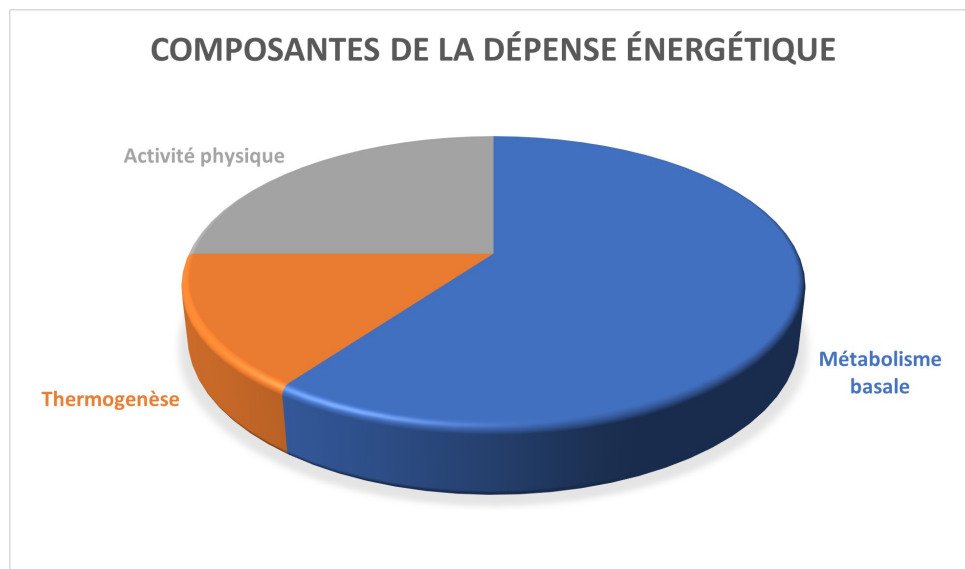


FIGURE 1.1 – Composantes de la dépense énergétique.

mettant à l'organisme de fonctionner. Il correspond à l'énergie nécessaire pour maintenir les fonctions de base de l'organisme : travail cardiaque et respiratoire, etc. Il représente 50 à 70% de la DE totale quotidienne (Volp et al. 2011).

La thermogénèse correspond à l'augmentation de DE en réponse à des stimuli tels que la prise alimentaire, l'exposition au froid, des situations psychologiques telles que la peur ou le stress. Elle représente 10 à 15% de la DE totale (Tarnaud et al. 2010; Volp et al. 2011).

La dépense énergétique liée à l'AP (DEAP) est la quantité d'énergie dépensée lors

de contractions musculaires pour réaliser une activité. Elle représente 20 à 40% de la DE totale. C'est la composante la plus variable de la DE totale (Volp et al. 2011).

1.3 Bénéfices sur la santé

Les bénéfices de l'AP et ses effets pour la santé sont bien démontrés, et ce, quel que soit l'âge et le sexe.

1.3.1 Mortalité générale

La pratique régulière d'une AP entraîne une réduction de la mortalité précoce de 29 à 41% (Inserm 2011). De nombreux travaux ont montré une relation entre l'AP et la réduction de la mortalité. Il existe un effet-dose : plus l'intensité de l'AP augmente plus la mortalité diminue (Figure 1.2). Long et al. (2015) ont montré que les personnes qui suivent les recommandations de 150 min d'AP modérée par semaine diminuent leurs risques de mortalité de 25% par rapport aux personnes inactives. Woodcock et al. (2011), dans leur méta-analyse, ont indiqué que l'atteinte du niveau minimum recommandé d'AP (au moins 30 *min/jour*) se traduisait par une réduction de la mortalité toutes causes confondues de 19% par rapport à l'absence d'activité. La réduction de la mortalité s'élevait à 24% si une heure par jour était consacrée à la pratique d'AP. Myers et al. (2004) ont également montré qu'une augmentation hebdomadaire de l'activité de 1000 *kcal* conduit à une réduction de 20% des risques de mortalité.

1.3.2 Diabète de type 2

L'AP joue un rôle essentiel dans la prévention et la réduction des risques de survenue d'un diabète de type 2. Dans une étude prospective, Helmrigh et al. (1991) ont montré qu'une augmentation de 500 *kcal* de DE par semaine était associée à une diminution de 6% de l'incidence du diabète de type 2. La pratique régulière d'une AP permet de conserver une bonne sensibilité à l'insuline et un meilleur contrôle de la glycémie. Elle réduit également le surpoids et permet de lutter contre les pathologies associées au diabète comme l'hypertension, l'hypercholestérolémie ainsi que les troubles cardiovasculaires. Les sujets en surpoids réduisent leur risque de développer un diabète de type 2 de 58% en maintenant une AP de 30 *min/jour* (Larkin 2001).

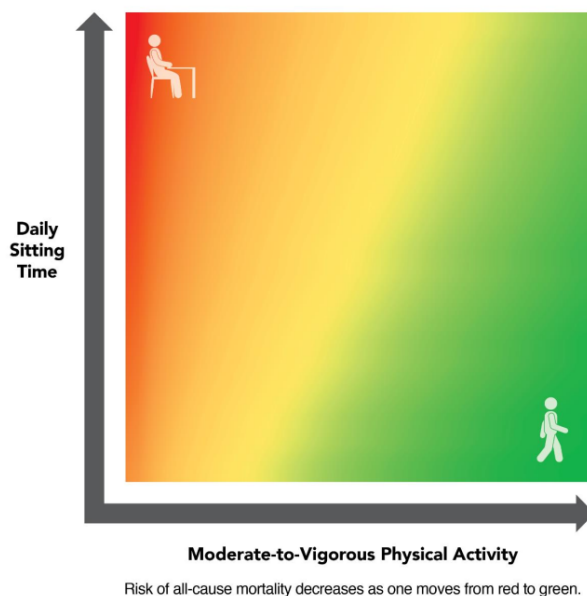


FIGURE 1.2 – Effet de l’activité physique sur la mortalité (Committee 2018).

1.3.3 Obésité

La pratique régulière d’une AP réduit également le risque de surpoids et d’obésité. L’AP associée à un régime alimentaire est susceptible d’induire une perte de poids supérieure à celle obtenue par un régime alimentaire seul (Miller et al. 2013; Shaw et al. 2006). L’intérêt majeur de l’AP réside dans la stabilisation du poids après une perte pondérale. L’American College of Sports Medicine recommande aux adultes de pratiquer au moins 200 à 300 *min* d’AP modérée par semaine pour maintenir la perte de poids, ce qui correspond à 60 *min* de marche quotidienne (Swift et al. 2018). De plus, une quantité d’AP plus élevée contribue à un maintien du poids plus important. Jakicic et al. (2008) ont montré que les personnes qui ont maintenu une perte de poids plus élevée pendant 24 mois présentent une DEAP plus importante (> 2000 *kcal*/*jour* [11% de perte de poids] vs < 1000 *kcal*/*semaine* [3% de perte de poids]) (Swift et al. 2018).

1.3.4 Pathologies cardiovasculaires

La pratique d’une AP contribue également à préserver la santé cardiovasculaire. Elle joue un rôle dans la prévention des accidents vasculaires, des maladies coronariennes, et dans la régulation de la pression artérielle (Committee 2008). Gunnell et al. (2014), dans leur étude portant sur 2320 sujets et sur une période de quinze ans, ont observé une

chute de 22% des risques de maladies cardiovasculaires chez les sujets qui pratiquaient au moins 150 *min* d'AP modérée par semaine par rapport à des sujets pratiquant moins de 150 *min* d'AP par semaine. De plus, le risque diminue de 1.8% en ajoutant 60 *min* d'AP par semaine. L'intensité de l'AP a également un effet favorable sur la santé cardiovasculaire. La réduction du risque en réalisant une AP d'intensité élevée atteint 25% pour les accidents vasculaires, 27% pour les maladies cardiovasculaires, et 37% pour les maladies coronariennes, par rapport à une intensité légère d'AP (Committee 2008). Les effets bénéfiques de l'AP sont observés, pour la majorité des maladies cardiovasculaires, pour une DE supérieure à 800 *MET – min* par semaine (Jacobi 2011).

1.3.5 Cancers

La pratique d'une AP permet de réduire le risque de la survenue de plusieurs types de cancer : cancer du côlon (réduction de 27%) et du sein (réduction de 25%), cancer du poumon et du rein (réduction de 22%), cancer de l'estomac (réduction de 21%) (Leitzmann et al. 2015). Il a également été montré qu'une AP régulière est associée à une amélioration de la qualité de vie de patients atteints de cancer. Mishra et al. (2012) ont analysé plusieurs études, sur les effets de l'AP sur les personnes en attente de traitement, sous traitement et en situation de post-traitement. Les principaux résultats de cette étude montrent un effet bénéfique de la pratique d'une AP sur la qualité de vie liée à la santé. Cette pratique améliorait le bien être, l'anxiété, l'état de fatigue, et les fonctions physiologiques. Enfin, il semblerait qu'un niveau d'intensité modéré ou vigoureux d'AP soit plus efficace qu'un faible niveau d'intensité. Une revue systématique (Warburton et al. 2006) des études épidémiologiques montrait qu'une AP modérée (> 4.5 *MET*) est associée à un effet protecteur plus important que les activités de moindre intensité. D'autres études portant sur des patients atteints de cancer ont montré que la pratique de l'AP réduit également le risque de décès liée au cancer (Lahart et al. 2015).

1.3.6 Santé mentale et qualité de vie

La pratique d'une AP a des répercussions différentes sur la santé mentale. En particulier, elle favorise la prévention de la dépression, la diminution de l'anxiété et l'amélioration de la qualité de vie et du sommeil (Physical Activity Guidelines Advisory Committee, 2008). L'AP améliore les fonctions cognitives, réduit les états dépressifs (Swagerman et al. 2015). Les personnes actives sont susceptibles de mieux réussir aux tests cognitifs et de

signaler moins de symptômes d'anxiété et de dépression que les personnes sédentaires (Melzer et al. 2004). D'autre part, la régularité de la pratique hebdomadaire de l'AP est associée à un bon ressenti de la qualité de vie (Massidda et al. 2015). De plus, l'AP protège contre le développement de la maladie d'Alzheimer en augmentant le flux sanguin qui à son tour favorise la croissance des cellules nerveuses. En revanche, les personnes inactives ont un risque accru d'environ 25% de développer cette maladie (Melzer et al. 2004).

1.4 Méthodes de mesure de la dépense énergétique

La DE peut être mesurée par les méthodes de références, ou estimée par des méthodes objectives et des méthodes subjectives.

1.4.1 Méthodes de référence

La mesure de DE peut être effectuée soit par la méthode de la calorimétrie directe basée sur la mesure de la perte de chaleur, soit par calorimétrie indirecte basée sur la mesure de $\dot{V}O_2$ et la production de dioxyde de carbone ($\dot{V}CO_2$), soit par la technique de l'eau doublement marquée où DE est dérivée de la mesure de $\dot{V}CO_2$.

1.4.1.1 Eau doublement marquée

L'eau doublement marquée est communément considérée comme une méthode de référence pour mesurer la DE totale en conditions de vie courante. L'utilisation de cette technique pour l'évaluation de DE chez l'homme a été réalisée pour la première fois par Schoeller and van Santen (1982). Elle est souvent utilisée comme méthode de référence pour valider les méthodes d'estimation indirecte de DE totale (Kinnunen et al. 2019; Murakami et al. 2019).

L'eau doublement marquée est basée sur le principe de la dilution isotopique. Elle nécessite l'injection d'une dose d'eau doublement marquée contenant une concentration connue d'isotopes stables d'hydrogène (H_2 ou deutérium) et d'oxygène (O_{18}). Cependant, comme l' O_2 est éliminé de l'organisme sous forme d'eau (H_2O) et de CO_2 produit lors du métabolisme énergétique, il est perdu plus rapidement que le deutérium qui est éliminé de l'organisme uniquement sous forme d'eau. La différence entre les taux d'élimination des deux isotopes dépend de l'AP réalisée. Elle reflète le taux de production de CO_2 pendant la période de mesure, qui à son tour peut être utilisé pour estimer DE (Figure 1.3) (Wes-

terterp 2017). Le taux d'élimination des deux isotopes est déterminé en mesurant leur concentration par spectrométrie de masse à partir des échantillons de sang, de salive ou d'urine prélevés quotidiennement (Westerterp 2017).

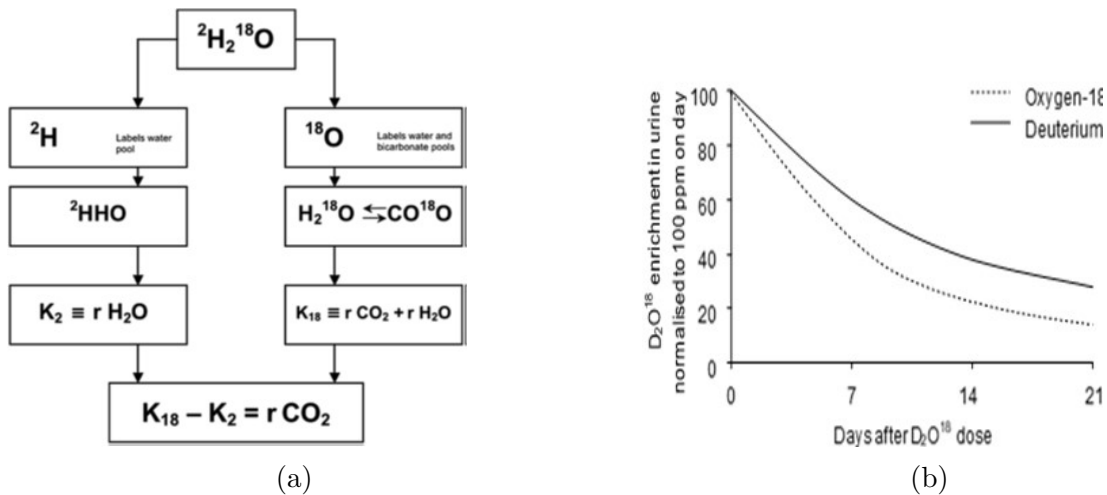


FIGURE 1.3 – a) Principe de mesure de production de CO_2 avec l'eau doublement marquée. Après injection des deux isotopes (H_2 et O_{18}) avec l'eau doublement marquée, le taux d'élimination de H_2 (K_2) est une mesure de la perte d'eau (rH_2O), alors que le taux d'élimination de O_{18} (K_{18}) est une mesure de rH_2O plus la production de dioxyde de carbone (rCO_2), alors $rCO_2 = K_{18} - K_2$ (Westerterp 2017). b) Diminution du taux de deutérium et d'oxygène après l'injection de l'eau doublement marquée (Ainslie et al. 2003).

Cette méthode a été utilisée sur plusieurs catégories de population, y compris les plus vulnérables comme les femmes enceintes et allaitantes, les nourrissons et les personnes âgées, et dans tout environnement, car elle ne présente aucune interférence avec le comportement des sujets (Ainslie et al. 2003). Bien que cette méthode mesure d'une manière très précise la DE totale en condition de vie courante, elle ne fournit aucune information spécifique concernant les différentes composantes de l'AP quotidienne y compris la durée, la fréquence, l'intensité, le type d'AP réalisée par les sujets durant la période d'étude, ni la DE associée (Hills et al. 2014). De même, cette méthode est onéreuse compte tenu du coût élevé des isotopes, de l'équipement coûteux qu'elle nécessite (analyse par spectrométrie de masse) et de la main d'œuvre spécialisée qu'elle requiert pour l'analyse (Hills et al. 2014). De plus, cette méthode nécessite que le sujet collecte un échantillon d'urine quotidiennement sur une période de 7 à 14 jours et l'apporte au laboratoire pour l'analyse, ce qui peut limiter son implication (Hills et al. 2014).

1.4.1.2 Calorimétrie directe

Cette méthode consiste à mesurer DE à partir des échanges thermiques. Elle repose sur le principe d'égalité entre la production de chaleur et la DE d'un individu. Elle est basée sur l'hydrolyse de l'adénosine triphosphate (ATP) en adénosine diphosphate (ADP), qui fournit l'énergie nécessaire au maintien de toutes les fonctions de l'organisme, y compris les réactions chimiques du métabolisme, la contraction des muscles et d'autres processus physiologiques. Durant cette réaction, une partie de l'énergie est dissipée et libérée sous forme de chaleur (Kenny et al. 2017). La chambre calorimétrique (Figure 1.4) est une enceinte de taille réduite, hermétique et bien isolée. Les parois de la chambre sont constituées de tuyaux en cuivre où l'eau circule avec un débit déterminé. La quantité de chaleur dissipée par le sujet va irradier les parois et chauffer l'eau contenue dans les tuyaux de cuivre. Il est possible, par conséquent, de calculer la production de chaleur liée à DE en se basant sur les variations de température de l'eau et de l'air qui entrent et quittent la chambre (Kenny et al. 2017).

Cette méthode permet de mesurer toutes les composantes de DE c'est-à-dire le métabolisme basal, le thermogénèse et DE liée à l'AP. Malgré la précision de cette méthode, elle présente certaines limites. Il s'agit d'une technique encombrante, onéreuse, d'utilisation complexe. De plus, elle nécessite des séjours prolongés dans la chambre pour obtenir des résultats précis sur la DE totale. Elle exige, par conséquent, aux individus de demeurer dans un environnement fermé et restreint pendant une longue période, ce qui est peu représentatif de l'environnement naturel (Kenny et al. 2017; Volp et al. 2011). Pour toutes ces raisons, les méthodes de calorimétrie directe sont peu utilisées actuellement en faveur d'autres approches pour mesurer DE (Ainslie et al. 2003).

1.4.1.3 Calorimétrie indirecte

La calorimétrie indirecte consiste à mesurer DE à partir des échanges gazeux respiratoires : $\dot{V}O_2$ et $\dot{V}CO_2$. Différents types d'appareils sont utilisés pour mesurer les échanges gazeux respiratoires (Haugen et al. 2007). La méthode des sacs de Douglas (Figure 1.5) est l'une des méthodes les plus anciennes pour mesurer les échanges gazeux respiratoires. Avec cette méthode, le sujet inspire de l'air ambiant à travers un masque facial et expire l'air dans un sac étanche (sac de Douglas). Un échantillon de l'air expiré dans les sacs est ensuite analysé pour déterminer les concentrations d' O_2 et de CO_2 . Il est possible de déterminer ensuite DE à partir de la différence entre la composition de l'air ambiant ins-

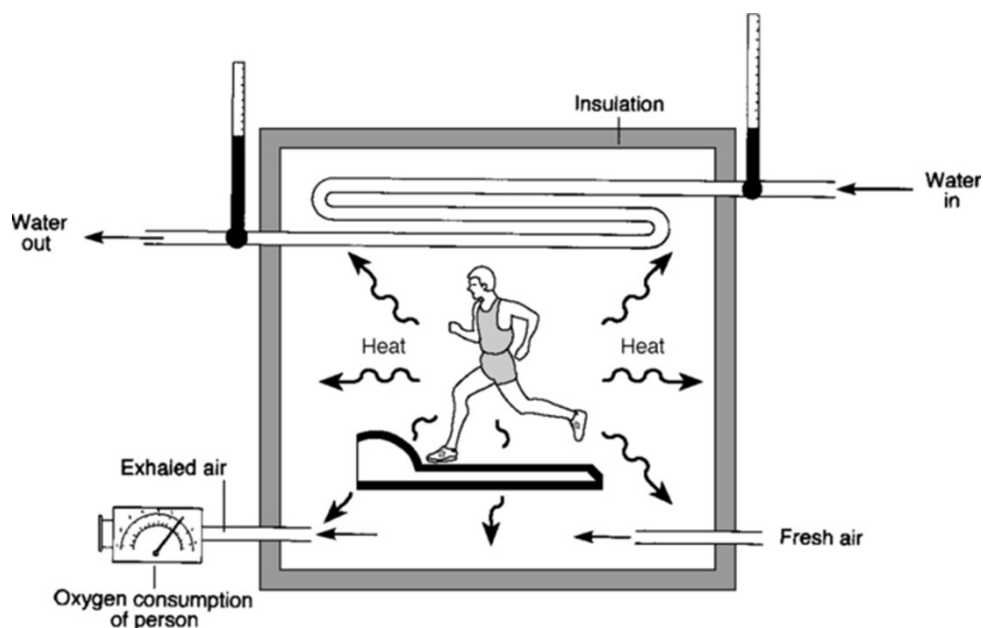


FIGURE 1.4 – Chambre calorimétrique permettant de mesurer la perte de chaleur d'un individu (Mathilde and Yacoub 2018).

piré et l'air expiré dans le sac. Cette méthode est limitée car elle nécessite un équipement d'analyse coûteux et une expertise technique (Haugen et al. 2007).

De nouveaux systèmes de mesure des échanges gazeux ont été développés, permettant de mesurer les paramètres respiratoires cycle par cycle (Figure 1.5). Le sujet respire à travers un masque facial ou un embout buccal relié à un dispositif d'analyse. Lorsque le sujet respire, le flux d'air traverse une turbine permettant de mesurer le débit d'air inspiré et expiré. De plus, une partie de l'air expiré est pompée et acheminée vers des analyseurs de gaz qui mesurent les concentrations d' O_2 et de CO_2 . Ces appareils sont précis pour mesurer DE, mais ils restent limités en conditions contrôlées de laboratoire (Ainslie et al. 2003). Pour cela, des systèmes portables, tels que le K4b2 (Figure 1.5), ont été développés par la suite pour mesurer DE en dehors d'un laboratoire (McLaughlin et al. 2001). Ces systèmes sont validés et considérés comme fiables et précis pour mesurer les échanges gazeux respiratoires, ainsi que DE au repos et pendant les activités de la vie quotidienne. Malgré cela, ces systèmes restent encombrants et invasifs car ils requièrent l'utilisation d'un masque facial et d'un embout buccal. Ils sont surtout utilisés pour valider et calibrer les systèmes d'estimation de DE comme les accéléromètres (Caron et al. 2020; Kruger et al. 2017).

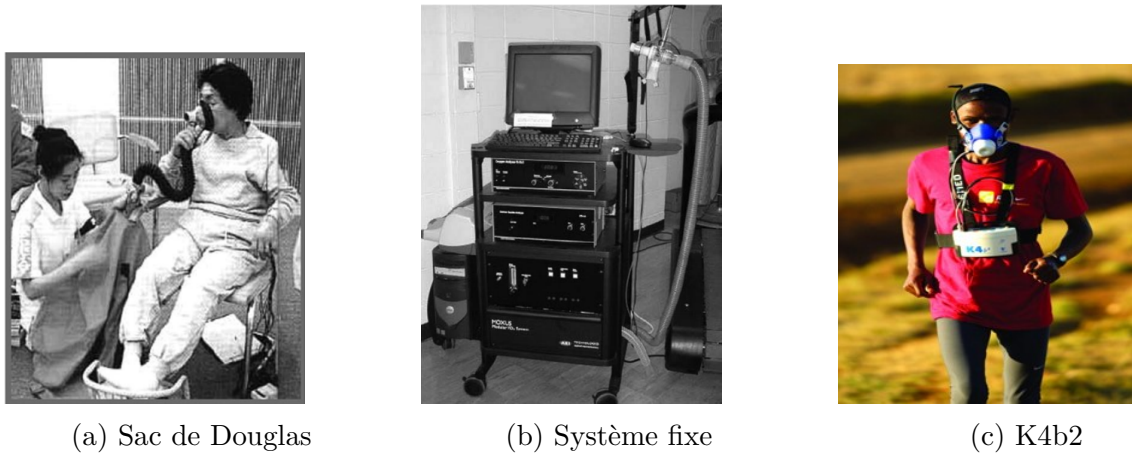


FIGURE 1.5 – Systèmes de mesure de la dépense énergétique par calorimétrie indirecte (Haugen et al. 2007).

1.4.2 Méthodes subjectives

Les méthodes subjectives sont des méthodes indirectes pour estimer DE. Elles impliquent que l'individu enregistre sa propre activité. Il s'agit notamment de l'observation directe, des journaux d'activités, des questionnaires et des entretiens.

1.4.2.1 Observation directe

L'observation directe consiste à surveiller et enregistrer les AP réalisées par les sujets, sous formes de codes, par une tierce personne ou à l'aide d'un enregistrement vidéo. Les catégories d'AP sont généralement notées d'une façon périodique avec des intervalles de temps allant de 5 s à 1 min. Les données sont généralement présentées en termes de minutes d'activité ou de pourcentage de temps passé à différents niveaux d'AP. Cette méthode permet non seulement de quantifier l'AP, mais aussi de fournir plus de détails liés à l'AP y compris la durée, la fréquence, l'intensité, et le contexte dans lequel l'AP est réalisée. L'observation directe est notamment utile pour les études menées chez les enfants dont la capacité cognitive est encore insuffisante pour se souvenir de manière précise de leurs AP. Elle peut également être utilisée pour étudier l'influence de l'environnement physique et social sur le comportement d'AP des sujets (McKenzie 2010). L'observation directe s'est donc avérée être un outil valide et fiable pour mesurer l'AP chez les enfants et les jeunes. Elle présente cependant plusieurs limites. Elle nécessite une main d'oeuvre spécialisée. Elle est coûteuse en raison de la période d'observation longue qu'elle requiert, et de la complexité de codage des données. La réactivité des sujets en présence des observateurs est également une préoccupation légitime.

1.4.2.2 Journaux d'activités

Le journal d'activité consiste à enregistrer à intervalles réguliers les AP réalisées par les sujets étudiés. Ce relevé permet de déterminer l'AP effectuée dans des intervalles de temps relativement courts de 15 *min*, pendant une journée ou plusieurs semaines (Hills et al. 2014). Les journaux d'activités peuvent fournir des informations très détaillées sur (i) le type et les comportements des activités (ex : marcher, regarder la télévision, etc.), (ii) l'objectif (ex : AP, exercice, occupation, transport, etc.), (iii) l'intensité (légère, modérée, vigoureuse), (iv) la durée (en minutes ou en heures), (v) la fréquence (combien de fois), (vi) le mode ou la position du corps (ex : assis, debout, marche). DE associée à l'AP est estimée en multipliant le coût énergétique de chaque activité par la durée de celle-ci (Ainsworth et al. 2015). Le coût énergétique de chaque activité est exprimée en MET et se trouve dans les tableaux du compendium d'AP. Le compendium d'AP a été élaboré en 1989 et mis à jour en 2000 et à nouveau en 2011 (Hills et al. 2014).

La plupart des enregistrements d'AP utilisent maintenant une technologie Smartphone qui facilite les procédures de relevé et de notation pour les personnes étudiées et pour l'enquêteur. Par exemple, l'Ecologic Momentary Assessment est un bracelet muni d'un écran tactile qui donne une alerte toutes les 30 *min*. Le sujet sélectionne, parmi une liste des activités, l'activité qu'il réalise à ce moment là (Dunton et al. 2005). DE est calculée en sommant les coûts énergétiques des différentes activités recensées.

Le journal d'activité permet d'évaluer le niveau d'AP d'une personne, et de déterminer la relation entre le comportement des AP et ses effets sur la santé (Ainsworth 2009). L'un des inconvénients des journaux d'activités est la nécessité d'une coopération importante des personnes étudiées, notamment le temps nécessaire aux individus pour enregistrer les AP par blocs de 15 *min* sur une période de 24 heures et plus (Hills et al. 2014).

1.4.2.3 Questionnaires

Les questionnaires sont les méthodes subjectives d'évaluation de l'AP les plus répandues. Ils peuvent être remplis par un professionnel de la santé pendant un entretien ou par le sujet lui-même. Ces questionnaires sont souvent adaptés à la population étudiée, tout en tenant compte de l'âge, du sexe, des caractéristiques socio-économiques des répondants ainsi que du type d'activités (professionnelles, ménagères, de loisirs, sportives...) inclus dans l'estimation de DE. Le tableau 1.2 présente les caractéristiques de quelques questionnaires d'AP. On distingue trois types de questionnaires :

Les questionnaires globaux sont des questionnaires courts (1 à 4 items) qui portent généralement sur le niveau global d'AP d'une personne. Ces questionnaires sont faciles à remplir, ils prennent moins d'une minute, et ils permettent de classer les personnes en deux niveaux tels que actives ou inactives. Les questionnaires globaux ne fournissent pas des détails sur les types et les différents paramètres des AP. Ils sont utilisés en épidémiologie afin de caractériser le niveau de participation de la population à l'AP. Les principaux avantages des questionnaires globaux sont leur simplicité et leur facilité d'administration. Le principal inconvénient est la difficulté d'établir des relations dose-réponse à partir des résultats obtenus (Ainsworth et al. 2015; Ainsworth 2009).

Des questionnaires de type rappel peuvent être utilisés pour recueillir des informations plus détaillées sur le contexte de l'AP. Ces questionnaires sont plus longs que les questionnaires globaux (7 à 20 items) et demandent aux participants de se rappeler des détails sur la fréquence, la durée et le type d'activités pratiquées au cours de la journée, de la semaine ou du mois passé. Les résultats peuvent être exprimés sous forme de valeurs absolues (par exemple 1-5 pour les niveaux d'AP faibles à élevés), ou de valeurs relatives exprimées en kilocalories par jour ou en MET-min par jour. Ces questionnaires peuvent couvrir différents contextes d'activité, tels que l'exercice, le loisir, la vie professionnelle, le transport et les tâches ménagères. Ils peuvent également être utilisés pour vérifier si un patient respecte les recommandations de santé publique en matière d'AP. Ces questionnaires présentent toutefois plusieurs limites : ils peuvent être soumis à des erreurs de rappel, le temps passé dans des activités vigoureuses pouvant être surestimé. Les réponses peuvent également être affectées par les caractéristiques démographiques (par exemple l'âge, le sexe, l'éducation) des participants (Ainsworth et al. 2015; Ainsworth 2009). Il existe aussi des questionnaires plus détaillés, tels que les questionnaires quantitatifs de rappel. Ces questionnaires sont longs (60 items ou plus), et demandent aux participants de se rappeler la fréquence, la durée et l'intensité de plusieurs types d'activités dans un ou plusieurs domaines de l'AP effectuées au cours de l'année passée ou de la vie entière du participant. Les scores d'AP sont généralement exprimés sous la forme d'une variable continue (Ex : kcal/kg par min), ce qui permet d'évaluer la DE liée à l'AP. Ces questionnaires sont adaptés pour évaluer la relation dose-effet entre le niveau de l'AP et ses effets sur la santé. Ils sont peu utilisés en raison de leur durée d'administration importante (Ainsworth et al. 2015; Ainsworth 2009).

Questionnaires	Durée d'administration	Période évaluée	Activités étudiées	Expression des résultats
Modifiable Activity Questionnaire (Kriska et al. 1990)	5 questions	Vie entière Année passée Semaine passée	Loisir Occupation Transport	Heures/semaine MET- heure/semaine
Previous Week Modifiable Activity Questionnaire (Gabriel et al. 2011)	6 questions	Semaine passée	Loisir Regarder la télévision Temps devant un ordinateur Inactivité liée aux handicaps	Heures/semaine MET- heure/semaine
Recent Physical Activity Questionnaire (Besson et al. 2010)	57 questions	4 semaines précédentes	Loisir Professionnelle Transport Domestique	DE totale DE liée à l'AP
International Physical Activity Questionnaire (version court) (Rachele et al. 2012)	7 questions	Semaine précédente	Intensité modérée Intensité vigoureuse Marche Assis	MET- minutes/semaine
International Physical Activity Questionnaire (version long) (Rachele et al. 2012)	27 questions	Semaine précédente	Loisir Professionnelle Domestique Temps Assis	MET- minutes/semaine

TABLE 1.2 – Caractéristiques de quelques questionnaires pour estimer la dépense énergétique (d'après Sylvia et al. (2014)).

1.4.3 Méthodes objectives

1.4.3.1 Podomètre

Le podomètre est un appareil portable, sensible au mouvement, et qui permet de mesurer le nombre de pas effectués par un sujet. Il est souvent placé au niveau de la hanche (Figure 1.6). Les podomètres fonctionnent grâce à deux types de technologies différentes. Certains podomètres détectent le nombre de pas à l'aide d'un pendule suspendu par un ressort vertical. Chaque pas génère une accélération verticale au niveau de la hanche. Cette accélération induit une force au niveau du pendule qui induit son déplacement vertical. L'extrémité du pendule va alors taper sur un composant électronique situé au-dessus de lui qui enregistre un événement (pas) lorsque la force est suffisamment importante (supérieure au seuil de la sensibilité du podomètre utilisé) (Rachele et al. 2012). D'autres podomètres appelés piézoélectriques sont commercialisés. Ces podomètres sont basés sur la technologie de l'accélérométrie qui mesure directement l'accélération verticale grâce à un capteur inertiel qui détecte les pas par l'analyse du signal d'accélérométrie (McClain and Tudor-Locke 2009; Schneider et al. 2003). De nombreux modèles de podomètres sont disponibles. Ils varient en fonction de leur coût, de leur mécanisme, du stockage des données, ainsi que de leur sensibilité (McClain and Tudor-Locke 2009; Schneider et al. 2003, 2004). En mesurant la longueur de pas du sujet, le podomètre permet d'estimer la distance parcourue par le sujet. DE peut également être estimée en se basant sur la longueur de pas, et des caractéristiques individuelles telles que l'âge, le poids ou le genre (Crouter et al. 2003). Crouter et al. (2003) ont étudié la validité de 10 podomètres pour mesurer le nombre de pas, la distance parcourue, et DE. Les résultats de leur étude montrent que ces outils sont très précis pour l'évaluation du nombre de pas ($\pm 1\%$). Par contre, ils sont peu précis pour estimer la distance parcourue ($\pm 10\%$) et DE ($\pm 30\%$). D'autres études ont montré que les podomètres surestiment la distance pour des vitesses de marche plus faibles et les sous-estiment pour une vitesse de marche plus élevée (Butte et al. 2012). Les podomètres sont moins précis encore pour les personnes âgées et pour ceux qui présentent des troubles de la marche (Ainsworth et al. 2015). De plus, ces appareils sont incapables de mesurer les activités non ambulatoires telles que le vélo, la natation, les activités de postures, et les mouvements de la partie supérieure du corps (Ainsworth et al. 2015). Les podomètres présentent cependant des avantages. Ce sont des appareils simples, légers, portables, peu coûteux, et non invasifs. Ils permettent une auto-évaluation des sujets, et peuvent être utilisés comme des outils de motivation pour encourager les

personnes sédentaires ou inactives à devenir plus actives et à atteindre le nombre de pas quotidiens recommandés. De plus, ces dispositifs sont importants pour mesurer le lien entre l'AP et la santé.



FIGURE 1.6 – Podomètres.

1.4.3.2 Accéléromètre

De part leur précision, leur capacité d'enregistrement et leur simplicité d'utilisation, les accéléromètres sont de plus en plus utilisés comme méthode objective pour quantifier l'AP. Ces appareils sont fiables, moins contraignants pour les sujets, non encombrants et moins coûteux que d'autres méthodes d'estimation de DE liée à l'AP (Cauwenberghe et al. 2011; Caunwenberghe et al. 2011; Crouter et al. 2006b; Sardinha and Judice 2017). Les accéléromètres mesurent les mouvements du corps en termes d'accélération. Ils permettent de mesurer la fréquence, la durée et l'intensité de l'AP pendant quelques jours ou plusieurs semaines. Les données fournies par les accéléromètres sont généralement exprimées en count et parfois en m/s^2 ou en « g ». Certains accéléromètres mesurent l'accélération dans un axe (uniaxiaux), deux axes (biaxiaux), ou trois axes (accéléromètres triaxiaux). Les accélérations enregistrées par les accéléromètres dépendent fortement de l'effort musculaire et de l'énergie dépensée pour accomplir un mouvement. Pour cela, plusieurs études ont tenté d'estimer DE à partir de l'accéléromètre. DE peut être estimée par une régression linéaire entre les données de l'accéléromètre et DE mesurées par une méthode de référence comme la méthode de calorimétrie indirecte (Adams et al. 2005; Carter et al. 2008). DE peut également être estimée à partir d'une régression multiple en intégrant

d'autres paramètres tels que l'âge, le poids, l'indice de masse corporelle (Masse et al. 2004; Plasqui et al. 2005). D'autres approches consistent à estimer DE en utilisant des méthodes statistiques plus complexes telles que des techniques d'apprentissage automatique (Ellis et al. 2014; O'Driscoll et al. 2020).

Les études de validation des accéléromètres ont révélé des corrélations modérées à fortes (entre 0.45 et 0.93) entre les données de l'accéléromètre et $\dot{V}O_2$ ou DE (Trost et al. 2005). Ces différences peuvent s'expliquer par plusieurs facteurs tels que le protocole, la position de l'accéléromètre (hanche, poignet, cheville, poitrine), les activités étudiées (Ex : activités ambulatoires tel que le vélo ou activités non ambulatoires telles que les tâches ménagères), le contexte (activités en condition de laboratoire ou en condition de vie quotidienne). La précision de l'estimation de DE dépend du type d'accéléromètre utilisé. En effet, les résultats de plusieurs études montrent qu'un accéléromètre triaxial fournit une évaluation plus précise de DE par rapport un accéléromètre uniaxial (Chen and Bassett 2005; van Hees et al. 2009; Westerterp 2009). Ainsi, la performance des accéléromètres pour estimer DE semble être beaucoup plus élevée en condition de laboratoire que dans les conditions de vie quotidienne. de Graauw et al. (2010) ont montré que les modèles de prédictions de DE basés sur les accéléromètres peuvent expliquer jusqu'à 91% de la variance de DEAP mesurée en laboratoire par rapport à la méthode de référence (la calorimétrie directe), alors que les modèles dérivés des conditions de vie quotidienne ne peuvent expliquer que jusqu'à 45% de la variance de DEAP.

La position de l'accéléromètre peut également influencer la précision de l'estimation de DE. La meilleure position pour évaluer DE est celle la plus proche possible du centre de masse. Les accéléromètres sont généralement placés sur la hanche, mais ils sont également souvent fixés sur le poignet et la cheville. Les accéléromètres placés sur la hanche sont susceptibles de fournir des évaluations plus précises pendant les activités ambulatoires, alors que d'autres études ont montré une différence de précision très faible entre la hanche et le poignet (Zhang et al. 2012).

L'accéléromètre présente néanmoins plusieurs limites. L'estimation de DE à partir des accéléromètres présente une imprécision pour des activités telles que celles impliquant des mouvements des membres supérieurs ou le vélo (Freedson et al. 2005; Welk et al. 2000). De plus, le coût énergétique lié à la montée d'un escalier ou d'une pente (Freedson et al. 2005; Welk et al. 2000), ou la différenciation entre la position assise et la position debout semblent mal estimés par les accéléromètres (Marshall et al. 2010).

Enfin, l'utilisation de l'accéléromètre pour estimer DE nécessite une expertise technique

particulière en termes de programmation et de traitement des données.

1.4.3.3 Fréquence cardiaque

FC est également utilisée pour estimer DE. Son intérêt provient du fait qu'il existe une relation linéaire entre FC et DE pour différents niveaux d'activité (Eston et al. 1998; Livingstone et al. 1992). En effet, FC est proportionnelle à VO_2 consommée par les muscles squelettiques lors d'un effort physique. Le développement des appareils portables de mesure de FC, a fait de FC une méthode utile pour estimer DE dans des conditions de vie quotidienne, avec un coût relativement faible. En général, les cardiofréquencemètres sont composés d'une ceinture thoracique munie d'une électrode qui détecte FC et la transmet à une montre bracelet pour l'enregistrer.

Il existe plusieurs méthodes pour estimer DE à partir de FC. La première méthode est appelée « FLEX-FC » (Figure 1.7). Elle consiste à établir une calibration individuelle entre FC et DE pour chaque sujet afin de résoudre le problème de la variabilité inter-individuelle de FC. Ainsi, pour chaque sujet, FC et DE sont mesurées dans des conditions de repos et au cours d'un exercice sous-maximal standardisé. Cette méthode permet de pallier le problème de la non-linéarité de la relation entre FC et DE à faible intensité en définissant un seuil de FC qui distingue les niveaux actifs du repos. Ce point de séparation est appelé "flex-FC". Il est généralement défini comme la moyenne de la valeur la plus élevée de FC au repos et de FC la plus faible durant l'exercice. Pour les FC plus grandes que le point d'inflexion, DE est prédite à partir de la régression linéaire individuelle entre FC et DE établie à partir des données de l'exercice. Pour les FC inférieures ou égales au point d'inflexion, la valeur du métabolisme de repos du sujet est utilisée pour déterminer DE (Leonard 2003). La relation entre FC et DE ne s'avère pas toujours linéaire notamment pour les activités d'intensité faible et très élevée (Freesdon and Miller 2000). Pour cela, d'autres types de relations individuelles ont été abordés, comme la relation exponentielle (Bitar et al. 1996), logarithmique (Schulz et al. 1989) et polynomiale du second ou troisième degré (Bitar et al. 1996).

FC a été validée pour mesurer DE dans des conditions contrôlées et dans le contexte de la vie quotidienne. L'estimation de DE à partir de FC présente néanmoins plusieurs limites. C'est une méthode complexe et coûteuse car elle requiert l'utilisation d'une calibration individuelle. De plus, FC peut augmenter sans relation avec l'AP. Des facteurs tels que la peur, le stress émotionnel, la température et l'humidité peuvent effectivement faire varier FC (Johansson et al. 2006; McGrath and Hinckson 2010).

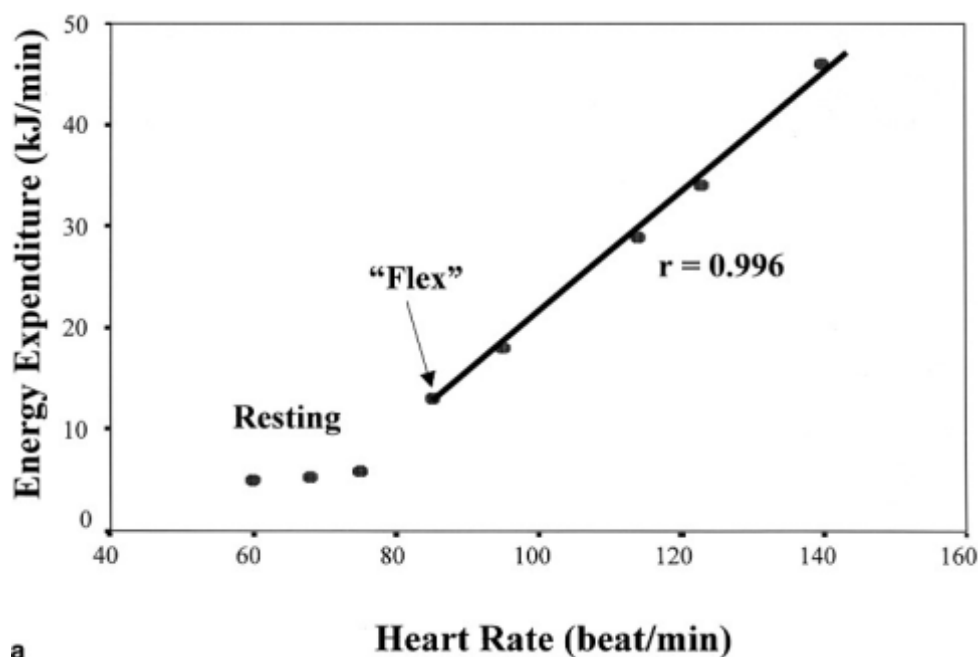


FIGURE 1.7 – Relation entre la fréquence cardiaque et la dépense énergétique (Méthode FLEX-FC) (d’après Leonard (2003)).

1.4.3.4 Paramètres combinés.

Afin de fournir des mesures plus précises de l’AP et de DE, plusieurs systèmes combinant différents capteurs physiologiques et mécaniques ont été développés. Les paramètres mesurés peuvent alors être l’accélération, la FC, la réponse galvanique, la respiration, la température, etc. Parmi ces systèmes, l’Actiheart, et le SensWear Armband sont les plus utilisés pour estimer DE.

1.4.3.4.1 ActiHeart

Dans la mesure où il est difficile de quantifier tous les comportements de l’AP en utilisant séparément un cardiofréquencemètre ou un accéléromètre, la combinaison de ces deux capteurs permettrait de quantifier d’une manière plus précise DE liée à l’AP (Brage et al. 1985; Corder et al. 2005). Comme mentionnée ci-dessus, la relation entre FC et DE est influencée par plusieurs facteurs, notamment la température, le stress, etc (Johansson et al. 2006; McGrath and Hinckson 2010). Cependant, l’utilisation d’un accéléromètre pour estimer DE présente quelques limites comme par exemple son incapacité à prendre en compte une charge supplémentaire ou une variation de pente (Corder et al. 2005). Le fait que les deux capteurs présentent des limites différentes suggère qu’une estimation plus

précise de DE pourrait être possible avec une approche combinée. De plus, l'accéléromètre permet d'évaluer DE pendant les activités de faible intensité alors que dans ces conditions elle est mal estimée par FC. D'autre part, les activités intenses du membre supérieur ou le vélo sont bien évalués par FC alors que l'accéléromètre n'est pas un outil pertinent pour les évaluer.

L'Actiheart est un appareil portable et léger qui permet de mesurer à la fois FC et l'accélération. Il est équipé de deux électrodes ECG standard ou d'une ceinture élastique, les deux étant placées au niveau de la poitrine (Figure 1.8). L'accélération est mesurée grâce à un accéléromètre uniaxial intégré dans l'Actiheart.

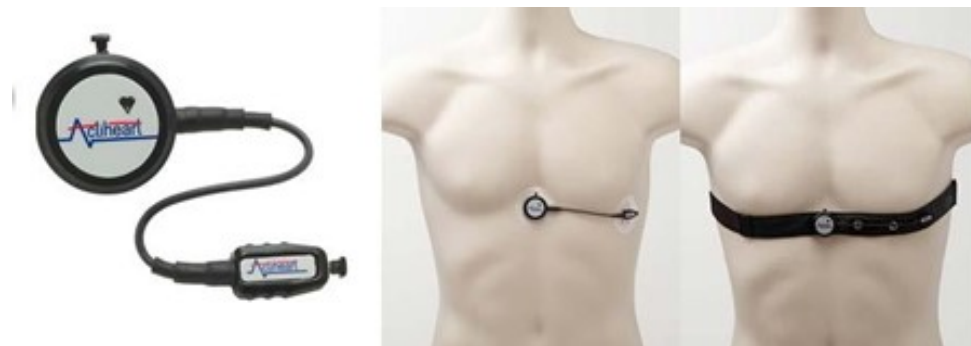


FIGURE 1.8 – L'appareil ActiHeart et son emplacement.

Plusieurs études ont été conduites pour valider l'utilisation de l'ActiHeart chez l'enfant (Corder et al. 2005; Zakeri et al. 2008), l'adulte (Villars et al. 2012; Lof et al. 2013; Rousset et al. 2015), en conditions de laboratoire et de la vie quotidienne. La plupart de ces études montrent une bonne validité de l'ActiHeart pour estimer DE en le comparant à la méthode de calorimétrie indirecte ou à la technique de l'eau doublement marquée.

Corder et al. (2005) ont évalué l'ActiHeart pour estimer DEAP chez des enfants pratiquant des activités de marche et de course sur tapis roulant. Ils ont comparé la performance de l'ActiHeart aux modèles basés sur FC et l'accéléromètre séparément. Les résultats ont montré la validité de l'ActiHeart pour estimer DE. Ils ont également montré que l'ActiHeart est mieux corrélé avec DEAP mesurée par la calorimétrie indirecte ($R^2 = 0.86$) comparativement à celle estimée à partir des modèles utilisant uniquement FC ($R^2 = 0.69$) et l'accéléromètre ($R^2 = 0.82$). Villars et al. (2012) ont validé l'ActiHeart pour estimer DEAP par rapport à la méthode de l'eau doublement marquée pour des adultes dans des conditions de vie libre. Les résultats montrent une meilleure corrélation entre DE estimée par l'ActiHeart et mesurée par l'eau doublement marquée par rapport à celle estimée à partir de FC ou de l'accéléromètre seule.



FIGURE 1.9 – SenseWear Armband et son emplacement.

1.4.3.4.2 SenseWear Armband

Le SenseWear Armband (SWA) est constitué de plusieurs capteurs qui permettent de mesurer l'accélération, les flux de chaleur, la réponse galvanique de la peau et la température corporelle. Il est porté au niveau du bras (Figure 1.9). Plusieurs versions du SWA existent (Andre et al. 2006). L'accéléromètre du SWA est un capteur piézo-résistif. Certaines versions contiennent des accéléromètres triaxiaux comme le SWA Pro3 et le SWA mini, alors que la version précédente (SWA Pro2) utilise un accéléromètre biaxial (Ryan and Gormley 2013). La combinaison des signaux de ces différents capteurs permet d'évaluer le type et l'intensité de l'activité. En ajoutant des paramètres tels que l'âge, le sexe, la taille et le poids, il est possible d'estimer DE en utilisant des algorithmes spécifiques. De nombreuses études ont étudié la validité du SWA pour estimer DE chez les enfants, les adolescents et les adultes, pour des activités en conditions de laboratoire et de la vie quotidienne (Backlund et al. 2010; Santos-Lozano et al. 2017; Lopez et al. 2018). Le SWA semble être plus précis que d'autres moniteurs d'activité pour estimer DE (King et al. 2004; Lee et al. 2014; Calabro et al. 2015). Lee et al. (2014) ont comparé la validité de SWA et d'autres moniteurs d'activité y compris l'ActiGraph, pour estimer DE par rapport à une méthode de calorimétrie directe. Cette étude a été menée sur 60 sujets sains réalisant différentes activités de la vie quotidienne à différentes intensités. Les résultats montrent que le SWA fournit la meilleure performance pour estimer DE totale, avec un pourcentage d'erreur absolu moyen de 9.3%.

Néanmoins, plusieurs études ont montré que le SWA peut fournir une estimation précise de DE au cours des activités faibles à modérées, alors qu'il n'est pas suffisamment précis

pour estimer DE pour des intensités élevées (Drenowatz and Eisenmann 2011; van Hoya et al. 2014; Santos-Lozano et al. 2017; Lopez et al. 2018). Drenowatz and Eisenmann (2011) ont évalué la performance de SWA pour estimer DE par rapport à une méthode de calorimétrie indirecte, au cours d'AP intenses. Au total, 20 adultes ont réalisé une activité de course pendant 10 min sur un tapis roulant à 67.75% et 85% de leur $\dot{V}O_{2max}$ et pendant 30 min au rythme de leur choix en plein air. Les résultats montrent que l'estimation de DE à partir de SWA est pertinente uniquement pour une intensité inférieure à 10 MET.

1.4.3.5 Ventilation

Certains chercheurs évoquent l'intérêt d'utiliser \dot{V}_E comme un indice pertinent pour estimer DE (Durnin and Edwards 1955; Ford and Hellerstein 1959). En effet, pendant une AP, \dot{V}_E augmente d'une manière proportionnelle à $\dot{V}O_2$ et $\dot{V}CO_2$. L'augmentation de \dot{V}_E est linéaire pour les activités d'intensité faible à modéré, puis elle devient exponentielle pendant les activités intenses (Wasserman et al. 1987) (Figure 1.10).

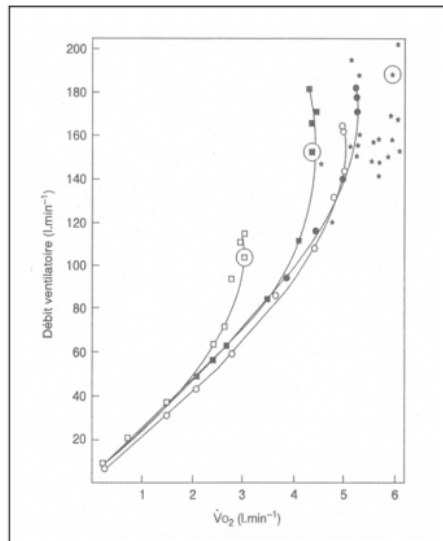


FIGURE 1.10 – Relation entre la consommation d'oxygène et la ventilation pour des exercices d'intensité croissante.

L'étude de Durnin and Edwards (1955) est une des premières études à avoir examiné la relation entre \dot{V}_E et DE. Les résultats de cette étude montrent que la relation entre \dot{V}_E et DE est linéaire pour des valeurs de \dot{V}_E comprises entre 15 et 45 l/min, soit pour des activités d'intensité faible à modérée. Gastinger et al. (2011) ont également estimé DE à partir de \dot{V}_E . Cependant dans leur étude, le développement d'une relation individuelle est nécessaire pour améliorer l'estimation de DE à partir de \dot{V}_E .

Comparativement à FC, un des avantages de l'utilisation de \dot{V}_E pour estimer DE, est que \dot{V}_E est moins susceptible de varier en réponse à des facteurs non liés à l'AP, comme le stress mental. Rousselle et al. (1995) ont comparé la réponse de \dot{V}_E et de FC à des conditions de stress mental. Leurs résultats montrent que le stress mental entraîne une augmentation de FC, alors que \dot{V}_E demeure stable. Gastinger et al. (2010b) ont également montré que \dot{V}_E est plus significativement corrélée ($p < 0.01$) avec \dot{V}_{O_2} que FC au cours d'activités de différentes intensités.

Par ailleurs, les méthodes de référence pour mesurer \dot{V}_E sont encombrantes, et requièrent l'utilisation d'un masque facial ou d'un embout buccal. Le développement technologique fait apparaître de nouveaux appareils portables et non invasifs, qui permettent d'estimer \dot{V}_E à partir des capteurs placés sur la surface de corps. Parmi ces appareils, on distingue la pléthysmographie respiratoire par inductance (RIP) qui a été utilisée pour estimer \dot{V}_E . Cet appareil est composé de deux ceintures équipées de capteurs placés sur la cage thoracique et sur l'abdomen du sujet. La PRM est également utilisée pour estimer \dot{V}_E . Cette technique est basée sur la mesure des déplacements antéro-postérieurs de la cage thoracique et de l'abdomen, et des déplacements verticales de la paroi thoracique et de la colonne vertébrale.

Cependant, une manœuvre de calibration est essentielle avant d'estimer \dot{V}_E à partir des capteurs. Les méthodes de calibrage initialement appliquées concernent le calibrage diagnostique et le calibrage isovolume. Des méthodes d'apprentissage automatique sont également utilisées comme méthode de calibration telles que la régression linéaire multiple et le réseau de neurones (Houssein et al. 2019).

1.5 Conclusion

Différentes méthodes peuvent être utilisées pour estimer DE. Chacune présente des avantages et des inconvénients. Les méthodes de référence sont les méthodes les plus précises pour mesurer DE. Cependant, elles sont encombrantes, invasives et coûteuses. Les méthodes subjectives ne permettent pas d'auto-évaluer l'intensité réelle de l'activité. L'estimation de DE en utilisant FC peut engendrer des erreurs car FC est affectée par des facteurs extérieurs non liés à la respiration tels que le stress et la température. La précision de l'estimation de DE à partir de l'accéléromètre est influencée par la position de l'accéléromètre. De plus, l'accéléromètre présente une imprécision pour les activités impliquant des mouvements des membres supérieurs ou des activités de vélo. Enfin, \dot{V}_E

semble être un bon indicateur de DE au cours d'activités faibles à modérées. Cependant, peu d'études ont utilisé \dot{V}_E pour estimer DE du fait de l'encombrement des appareils et de leur coût élevé. Les méthodes alternatives portables développées pour estimer \dot{V}_E nous encouragent à utiliser ce paramètre pour l'évaluation de DE.

ESTIMATION DE LA DÉPENSE ÉNERGÉTIQUE

Nous avons montré dans le premier chapitre qu’il existe trois types de méthodes pour mesurer ou estimer DE : les méthodes de référence, les méthodes subjectives et les méthodes objectives. En effet, l’évaluation de DE dans la vie quotidienne requiert un compromis entre précision et encombrement pour les sujets. Les méthodes objectives ont pour principal avantage de fournir une estimation de DE en condition de vie quotidienne. Cette estimation est rendue possible grâce à des appareils légers, portables, et non-invasifs qui ne perturbent pas l’activité professionnelle, domestique ou de loisir des sujets. Cependant, il existe plusieurs approches pour évaluer DE à partir des méthodes objectives. Parmi ces approches, la plus aisée est d’appliquer une simple régression à partir des données brutes ou de données transformées provenant des capteurs. Deux autres méthodes sont basées sur la reconnaissance d’AP. La première consiste à appliquer une régression pour chaque catégorie d’AP. La deuxième consiste à assigner une valeur MET à chaque activité à partir d’un compendium d’AP. Dans ce chapitre, nous aborderons les principales étapes et approches nécessaires pour l’estimation de DE (Figure 2.1).

2.1 Acquisition des données

L’estimation de DE nécessite avant tout la collection d’une base de données adéquate et pertinente. Cette base de données est généralement acquise par un certain nombre de sujets équipés d’un ou de plusieurs capteurs et qui suivent un protocole expérimental comprenant différentes activités de la vie quotidienne. Peu importe le capteur ou le protocole utilisé, une méthode de référence est essentielle pour fournir les données réelles de DE nécessaires à l’entraînement et à la validation des modèles. Normalement, la calorimétrie indirecte est utilisée comme méthode de référence grâce notamment aux systèmes portables qui permettent d’évaluer DE dans n’importe quel environnement (Caron et al.

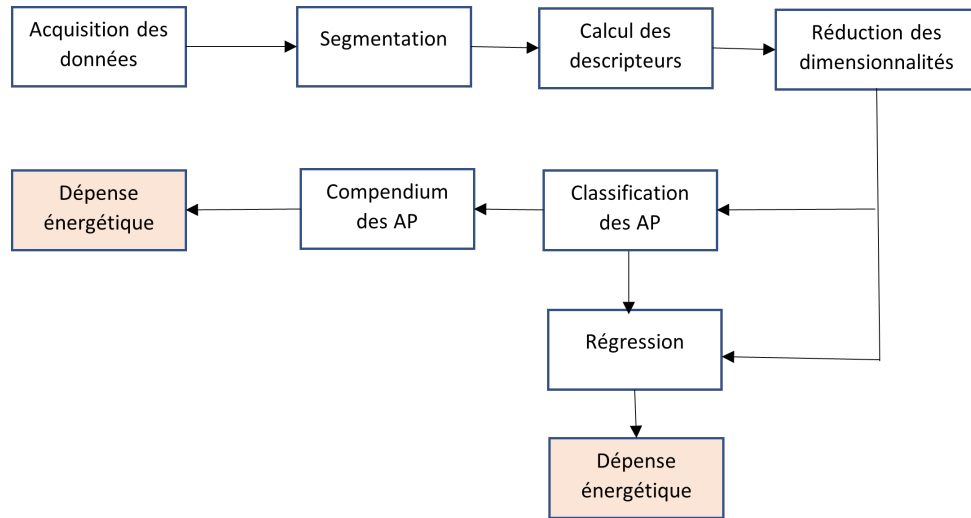


FIGURE 2.1 – Les différents étapes pour estimer la dépense énergétique.

2020). Parfois, l'eau doublement marquée est utilisée comme méthode de référence pour évaluer DE surtout en conditions de vie libre et sur de longues périodes (Jeran et al. 2016; White et al. 2019).

Différentes variables doivent être prises en considération pour la collection des données. Les sujets : le nombre de femmes/hommes, l'âge, le poids et l'indice de masse corporelle. Les activités : la durée de chaque activité, le temps de repos entre les activités, l'ordre des activités, le nombre d'activités, et l'environnement dans lequel les activités sont réalisées (Álvarez García et al. 2020).

Dans la littérature, ces bases de données se distinguent par le nombre de sujets et le type de population ayant participé à l'expérimentation. Certaines études concernent des adultes (Crouter et al. 2008; Staudenmayer et al. 2009; Spierer et al. 2011; Altini et al. 2015; Santos-Lozano et al. 2017), alors que d'autres concernent la DE chez les enfants (Jimmy et al. 2013; Ruch et al. 2013; Lee et al. 2016), et les personnes âgées (Colbert et al. 2011; Calabro et al. 2015; Aguilar-Farias et al. 2019). La plupart des études portent sur des sujets sains (Staudenmayer et al. 2009; Spierer et al. 2011; Altini et al. 2015), mais il existe d'autres études sur des populations particulières telles que les personnes obèses (Papazoglou et al. 2006; Rousset et al. 2017), les personnes atteintes de diabète (Machac et al. 2013; Caron et al. 2019), ainsi que les patients souffrant de maladies pulmonaires obstructives chroniques (Cavalheri et al. 2011; Sant'Anna et al. 2012). De plus, ces études se distinguent par le nombre et les types d'activités qui sont évaluées ainsi que le contexte de l'AP. Les capteurs utilisés et leurs positions sont également différents. Ainsi, un large

éventail de dispositifs portables ont été utilisés pour estimer DE, tels que des capteurs de mouvements, des capteurs physiologiques, ou plusieurs capteurs portables combinés (Tableau 2.2).

2.2 Segmentation

Afin d'extraire les descripteurs des données du capteur, une étape de segmentation est tout d'abord nécessaire. Elle consiste à diviser les séries temporelles issues des capteurs en fenêtres temporelles, chacune contenant un certain nombre de données. Deux facteurs importants peuvent influencer la performance de l'estimation de DE : la longueur de la fenêtre et la technique de segmentation.

La détermination de la taille de la fenêtre dépend généralement de l'application concernée et de son impact sur la précision de l'estimation. Plusieurs tailles de fenêtres ont été testées dans la littérature : 4 *sec* (Lin et al. 2017), 10 *sec* (Ahmadi et al. 2020), 15 *sec* (Staudenmayer et al. 2015), 20 *sec* (Trost et al. 2012), 30 *sec* (Monotoye et al. 2017), 60 *sec* (Freesdon and Miller 2011). Elles peuvent être soit superposées (Lin et al. 2017; Bois et al. 2018), ou non superposées (Trost et al. 2012; Ahmadi et al. 2020). Des études pratiques ont montré que plus la fenêtre est longue, plus l'erreur de la reconnaissance des AP et de l'estimation de DE est faible. Tapia (2008) a montré que l'erreur quadratique moyenne (RMSE) diminue lorsque la longueur de la fenêtre augmente. Ceci est probablement dû au fait que les valeurs des descripteurs et de DE de référence sont lissées lorsque la longueur de la fenêtre augmente, en particulier pour les intervalles non stables. RMSE augmente également parce que la qualité ou la résolution de certains descripteurs augmente lorsque la longueur de la fenêtre augmente. Trost et al. (2012) ont également montré que l'erreur d'estimation de DE diminue lorsque la longueur de la fenêtre augmente de 10 à 60 *sec* (Figure 2.2).

Différentes techniques de segmentation ont également appliquées. Par exemple, la taille de la fenêtre peut être fixée à l'aide d'une fenêtre glissante (Trost et al. 2012; Ahmadi et al. 2020), ou modifiée à l'aide d'une fenêtre définie par un événement ou une activité (Lyden et al. 2014; Ellingson et al. 2016). La technique de segmentation par événement nécessite une étape de prétraitement pour reconnaître l'activité spécifique, ce qui pourrait augmenter la complexité du calcul. En revanche, la fenêtre glissante est plus simple et facile à mettre en oeuvre.

Référence	Capteurs (position)	Méthode de référence	Participants	Activités
Papazoglou et al. (2006)	Sensewear Armband	Calorimétrie indirecte	142 adultes obèses (35 h, 105 f); âge : 46.9 ± 14.2 ans; IMC : 42.3 ± 7 kg/m^2	3 (Vélo, montée et descente des escaliers, marche)
Staudenmayer et al. (2009)	ActiGraph (waist)	Calorimétrie indirecte (K4b2)	48 adultes sains (12 h, 24 f); âge : 48 (21 – 69) ans; IMC : 25.8 (18.1 – 40.6 kg/m^2)	18 (Activités de faible intensité, activités ménagères, locomotion, activités sportives vigoureuses)
Spieler et al. (2011)	Actical (hanche)	Calorimétrie indirecte (K4b2)	27 adultes sains (16 h, 11 f); âge : 26.3 ± 7.3 ans; IMC : 24.23 ± 2.89 kg/m^2	7 (jeux de cartes, nettoyage, lever des charges, marche, course à pieds)
Machac et al. (2013)	Sensewear Armband	Calorimétrie indirecte	19 patients diabétiques (6 h : âge 60.3 ± 3.1 ans, 13 f : âge 51.1 ± 11 ans)	3 (Marche)
Altini et al. (2015)	5 Necklaces (chest, thigh, wrist, waist, ankle)	Calorimétrie indirecte (k4b2)	15 adultes sains (11 h, 4 f); âge : 29.8 ± 5.2 ans; IMC : 23.2 ± 3 kg/m^2	32 (Sédentaires, activités ménagères, locomotion)
Santos-Lozano et al. (2017)	Sensewear Armband	Calorimétrie indirecte (Oxycon Pro Metabolic)	23 adultes sains (10 h, 13 f); âge : 48 ± 3.42 ans; IMC : 22.78 ± 6.38 kg/m^2	7 (Sédentaire, marche, course)

TABLE 2.1 – Caractéristiques de base des données pour certaines études qui estiment la dépense énergétique (d’après Sylvia et al. (2014)).

h : homme, f : femme, IMC : indice masse corporelle.

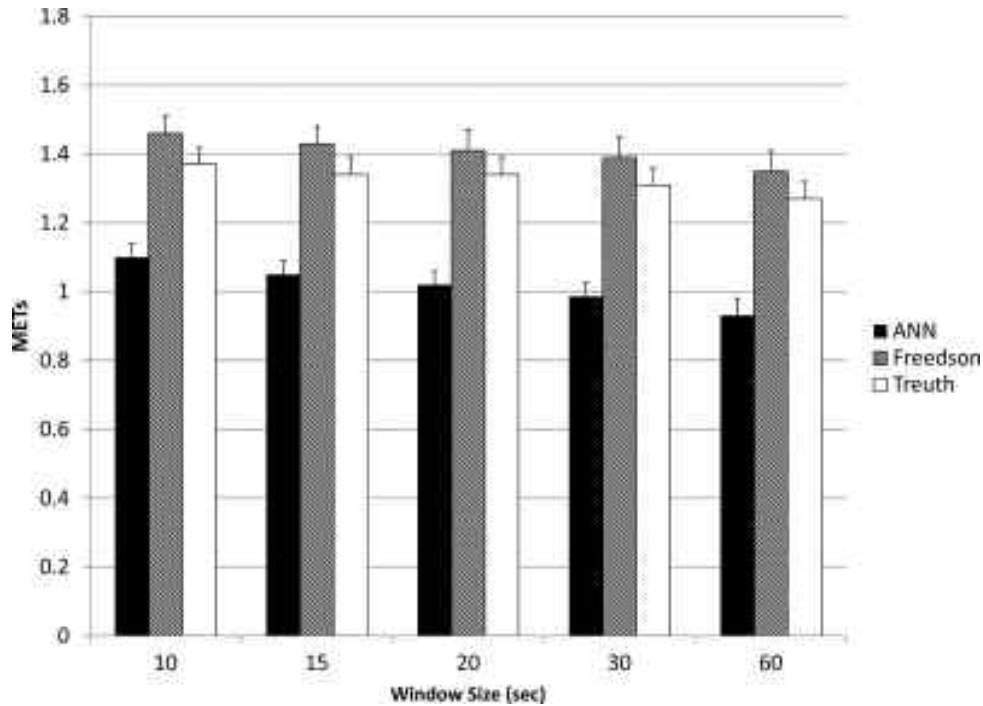


FIGURE 2.2 – RMSE pour l’estimation de la dépense énergétique pour différentes longueurs de segments (Trost et al. 2012).

2.3 Extraction des descripteurs

L’extraction des descripteurs a pour but d’obtenir des informations pertinentes à partir des signaux bruts des capteurs. En général, les descripteurs extraits des capteurs physiologiques sont des caractéristiques statistiques telles que la valeur moyenne, la valeur maximale, la valeur minimale, l’écart-type. En effet, la fréquence d’échantillonnage de ces capteurs est trop faible pour calculer des caractéristiques plus complexes (Álvarez García et al. 2020). En revanche, pour l’accéléromètre les counts sont les premières caractéristiques utilisées pour l’estimation de DE (Lin et al. 2012a). Plusieurs autres descripteurs dans le domaine temporel et fréquentiel sont également utilisés. Tapia (2008) et Liu et al. (2012b) listent dans leurs revues les descripteurs les plus utilisés dans la littérature avec leurs définitions et leurs expressions mathématiques.

2.3.1 Descripteurs temporel

Les descripteurs du domaine temporel sont directement calculés à partir de la série temporelle du capteur. La moyenne, l’écart-type, le minimum et le maximum sont très utilisés (Ellis et al. 2014; Monotoye et al. 2017). Ces descripteurs donnent une description

générale du signal. On peut trouver d'autres descripteurs qui fournissent une représentation de l'intensité du signal tels que les counts d'accéléromètre (Lin et al. 2012a; Crouter et al. 2006a), la puissance du signal, et l'amplitude du signal (Ahmadi et al. 2020). Certains descripteurs qui représentent la distribution du signal comme le percentil 10, 25, 50, 75, 90 et l'interquartile (Ahmadi et al. 2020) sont souvent utilisés. Certaines études ont également utilisé des descripteurs comme le kurtosis, le skewness ainsi que le coefficient de variation (Altini et al. 2012) qui ont pour rôle de mesurer la distribution de probabilité du signal et la variation du mouvement. Enfin, d'autres descripteurs sont encore utilisés comme l'intensité maximale (Rothney et al. 2007) et le zero crossing (Sazonov et al. 2015) qui sont des indicateurs sur la fréquence du signal. Ils sont importants pour identifier l'intensité du mouvement. L'autocorrélation et la corrélation croisée sont également utilisées (Ellis et al. 2014) pour évaluer la coordination entre les différents segments du corps pendant les activités.

2.3.2 Descripteurs fréquentiels

Les descripteurs du domaine fréquentiel sont extraits des coefficients obtenus à partir d'une analyse spectrale, généralement une transformée de Fourier des signaux originaux du capteur. La fréquence dominante et l'amplitude correspondante (Altini et al. 2012) sont couramment utilisées pour estimer DE. Elles donnent un indicateur sur le niveau d'intensité du signal. L'entropie (Sazonov et al. 2015) est également utilisée pour estimer DE. Elle sert à mesurer la concentration de fréquence et à distinguer deux AP différentes ayant une énergie spectrale similaire.

2.3.3 Descripteurs anthropométriques

Les descripteurs démographiques et anthropométriques des sujets tels que l'âge, la taille, le poids, l'indice de masse corporelle (IMC), la composition corporelle et le genre (Brandes et al. 2012; Sazonova et al. 2011), ont également été utilisés pour l'estimation de DE. Par exemple, Brandes et al. (2012) ont examiné la contribution de l'âge et du genre sur les modèles d'estimation de DE pour un grand nombre de participants masculins et féminins de différents âges. Leur étude montre que le poids permet d'améliorer considérablement l'estimation de DE, alors que l'âge et le genre apportent une très faible amélioration à la précision de l'estimation ($< 1\%$). Sazonova et al. (2011) ont également étudié l'effet des caractéristiques anthropométriques sur la précision de l'estimation de

DE. Leurs résultats montrent que seul le poids et l'IMC sont pertinents pour les modèles d'estimation de DE.

2.4 Sélection des descripteurs

L'objectif de la sélection des descripteurs est de supprimer les descripteurs redondants, non pertinents qui induisent des erreurs, afin d'améliorer la précision du modèle d'estimation de DE et de réduire la complexité de calcul. Plusieurs méthodes existent pour sélectionner les descripteurs les plus appropriés pour la régression. Certaines sont basées sur la sélection d'un sous-ensemble à partir des caractéristiques existantes et sont appelées méthodes de sélection des descripteurs. D'autres combinent les caractéristiques originales et créent un nouvel ensemble de caractéristiques appelées méthodes de réduction de la dimensionnalité (Chen et al. 2013).

Parmi les méthodes de sélection des descripteurs qui sont largement utilisées, on peut citer la méthode Sequential Forward Search (SFS) (Wang et al. 2011; Lin et al. 2012b; Sazonov et al. 2015; Altini et al. 2015). SFS est une technique de sélection de caractéristiques qui visent à trouver un sous-ensemble de n caractéristiques parmi les m caractéristiques ($m > n$) de sorte que ces dernières peuvent améliorer la performance de la fonction critère. Elle consiste à ajouter consécutivement des caractéristiques à partir d'un ensemble vide, qui sont ensuite envoyées à la fonction de critère pour en examiner leur efficacité. À chaque étape, une caractéristique est sélectionnée à partir des caractéristiques restantes, à condition que son inclusion se traduise par une meilleure performance au niveau de la fonction du critère en association avec les caractéristiques déjà sélectionnées. Les caractéristiques sélectionnées sont ensuite utilisées pour développer un modèle d'estimation de DE. La méthode Minimum redundancy maximum relevance est couramment utilisée dans la littérature (Liu et al. 2012c; Ahmadi et al. 2020). Elle consiste à mesurer la pertinence et la redondance des caractéristiques en se basant sur l'information mutuelle. Elle sélectionne un sous-ensemble de caractéristiques potentielles qui présentent une pertinence maximale et une redondance minimale. D'autres méthodes sont encore utilisées comme la méthode Relief method (Cvetkovic et al. 2013) qui permet de classer les caractéristiques en fonction de leur pouvoir prédictif, et la méthode Correlation based features (Pande et al. 2015) qui sert à identifier un sous-ensemble de caractéristiques qui sont fortement corrélées avec la variable étudiée tout en ayant une faible corrélation entre elles.

2.5 Approches d'estimation de la dépense énergétique

Après avoir sélectionné les descripteurs, trois approches principales peuvent être utilisées pour estimer DE en se basant sur un ou plusieurs modèles de régression.

2.5.1 Régression simple

Les méthodes de régression simple sont les premières approches appliquées pour estimer DE à partir des appareils portables. Ces méthodes consistent à entraîner un seul modèle de régression pour toutes les activités afin d'établir la relation entre les descripteurs extraits et DE. Cette régression peut être linéaire (Crouter et al. 2006a) ou basée sur des méthodes plus complexes et non linéaires telles que les méthodes d'apprentissage automatique (Rothney et al. 2007).

Le principal inconvénient de cette approche est que le modèle de régression est entraîné pour être adapté à tous les types d'activités, ce qui entraîne une erreur dans l'estimation de DE. En effet, la précision des modèles de régression de DEAP est significativement dépendante des types spécifiques d'activités utilisées pour développer les modèles de régression. La précision d'estimation de certains types d'activités peut être donc meilleure que d'autres. Par exemple, dans l'étude de Albinali et al. (2010), les modèles de régression simple donnent des estimations précises pour les activités d'intensité modérée, mais ils sous-estiment les AP d'intensité élevée et surestiment les AP de faible intensité. De plus, les modèles de régression simple sont incapables de s'adapter à toutes les activités, puisque la pente et l'interception du modèle de régression changent en fonction de l'activité réalisée pendant la collection des données (Altini et al. 2015). Par conséquent, aucun modèle de régression simple n'est en mesure d'estimer DEAP pour un large éventail d'activités de différents niveaux d'intensité. C'est pour cela que d'autres approches ont été développées pour résoudre ce problème et améliorer la performance de l'estimation de DEAP.

2.5.2 Reconnaissance et compendium d'activité physique

Ces méthodes sont divisées en deux étapes. La première correspond à la reconnaissance de l'activité à l'aide d'une méthode d'apprentissage automatique supervisée/non supervisée. La seconde consiste à adopter une valeur MET du Compendium des APs pour l'activité reconnue. Le compendium des AP comprend une liste des activités quotidiennes les plus courantes et leur DE associée exprimée en équivalents métaboliques

(METs) (Ainsworth et al. 2011). Actuellement, il y a 820 activités organisées en 21 types. Bonomi et al. (2009) ont étudié la possibilité d'améliorer DE par cette approche en appliquant une reconnaissance d'activité en utilisant un seul accéléromètre triaxial dans des conditions de vie quotidienne. DE est mesurée simultanément à l'aide de l'eau doublement marquée. Après la classification des activités en six catégories (Couché, assis-debout, debout active, marche, course et vélo), une valeur MET a été attribuée pour chaque type d'activité. En utilisant cette approche l'erreur d'estimation de DE a diminué de 1.47 à 1.33 *MJ* par rapport à la méthode de régression simple.

Certains auteurs recommandent de ne pas utiliser directement les valeurs de MET, car le compendium utilise un taux métabolique basal (BMR) fixe égal à 1 MET, alors que le BMR dépend du poids, de l'âge et du genre (Álvarez García et al. 2020; Albinali et al. 2010). Ils recommandent toutefois de les corriger avec un BMR spécifique en se basant sur l'équation Harris-Benedict (Álvarez García et al. 2020). Albinali et al. (2010) ont développé un système multi-capteurs, composé de trois accéléromètres, et capable de distinguer vingt-deux activités avec une précision de 26%. Afin d'estimer plus précisément DE au niveau individuel, les auteurs ont étendu l'approche de Bonomi et al. (2009), en développant un tableau MET personnalisé, qui prend en compte les variables anthropométriques, ainsi que les FC au repos. Cette méthode a montré des améliorations allant jusqu'à 15% par rapport aux modèles non basés sur l'activité.

La reconnaissance d'une activité et l'attribution d'une valeur de DE fixe donnent de bons résultats en moyenne, mais ils ne permettent pas de détecter la variabilité de DE au sein d'une activité réalisée à différents niveaux d'intensité (Altini et al. 2012; Chen et al. 2013). De plus, cette approche ne fournit pas les valeurs réelles de DE de chaque activité, mais plutôt une estimation du temps passé par les sujets à chaque niveau du DE. Enfin, la précision de l'estimation de DEAP par une telle approche est limitée aux valeurs listées dans le compendium des AP (Liu et al. 2012c).

2.5.3 Régression par catégorie d'activité physique

Cette approche consiste à entraîner deux ou plusieurs modèles de régression pour l'estimation de DE. On peut distinguer essentiellement deux méthodes. La première méthode utilise la reconnaissance d'activité pour distinguer le plus grand nombre d'activités possibles et former un modèle de régression pour chaque activité reconnue (Sazonova et al. 2011; Altini et al. 2015). La seconde méthode regroupe les activités similaires dans un seul groupe et forme des modèles de régression par groupe d'activités (Lin et al. 2012b). Crou-

ter et al. (2006a) sont les premiers à utiliser cette approche en développant deux modèles de régression pour établir la relation entre le count d'accéléromètre et DE pour un large éventail d'AP en utilisant un accéléromètre ActiGraph. En se basant sur le coefficient de variation pour distinguer entre la marche/course et les activités liées au style de vie, puis en appliquant une équation de régression pour chaque groupe d'activités, l'estimation de DE pour certaines activités est améliorée par rapport à la méthode de régression simple. Sazonova et al. (2011) ont distingué 4 groupes d'activité : Assis, Debout, Marche et Vélo. Ils ont ensuite développé un modèle de régression pour chaque groupe d'activité. Leurs résultats montrent que l'utilisation d'un modèle pour chaque type d'activité a amélioré considérablement l'estimation de DE. En particulier, RMSE a diminué d'environ 25% (de 0.94 – 0.99 à 0.69 – 0.77 *MET*). Altini et al. (2015) ont divisé les activités en 7 groupes selon le type d'activité : Couché, Assis, Debout, Marche, Course, Vélo, et activité du corps entier. Ils ont comparé la performance des trois approches, la régression simple, la régression pour chaque type d'activité, et la reconnaissance d'activité combinée avec le compendium d'AP. Leurs résultats montrent que la régression pour chaque type d'activité améliore l'estimation de DE de 88% par rapport à la régression simple, et de 23% par rapport aux méthodes utilisant les MET du compendium d'AP. De plus, ces auteurs ont montré que les méthodes de régression par activité ne présentent aucun avantage par rapport aux méthodes basées sur le compendium d'AP pour les activités sédentaires, mais uniquement pour les AP. Ce résultat serait due au fait que les activités au sein des groupes actifs peuvent être réalisées à des intensités variables et que l'attribution des valeurs MET statiques ne permet pas au modèle de saisir ces différences d'intensité au sein d'un groupe d'activités. Cependant, les activités au sein des groupes d'activités sédentaires ne peuvent pas être effectuées à des intensités variables, ce qui permet d'estimer DE avec précision en utilisant l'approche du compendium d'AP. Afin d'améliorer la performance de l'estimation de DE, Lin et al. (2012b) ont utilisé trois accéléromètres placés au poignet, à la cheville et à la hanche, et un capteur ECG pour mesurer FC. Ces auteurs ont identifié les activités d'intensité similaire (sédentaire, modérée, élevée), et estimé DE en utilisant trois réseaux de neurones artificiels, un modèle pour chaque catégorie d'intensité.

2.6 Modèles d'apprentissage automatique

2.6.1 Régression linéaire

La régression linéaire est l'un des algorithmes d'apprentissage automatique les plus simples et les plus populaires. C'est une méthode statistique utilisée à des fins de prédiction. Elle ne peut pas être utilisée pour la classification. Elle consiste à établir une relation linéaire entre une variable dépendante et une ou plusieurs variables indépendantes. L'objectif principal de cet algorithme est de trouver la fonction linéaire optimale à l'aide des données d'apprentissage qui minimise l'erreur entre les valeurs prédites et les valeurs réelles. La régression linéaire est largement utilisée pour l'estimation de DE (Crouter et al. 2006a; Sazonov et al. 2015; Park et al. 2017). Cependant, plusieurs auteurs ont montré que les modèles non linéaires sont plus appropriés pour l'estimation de DE que les modèles linéaires (Vathsangam et al. 2011; Monotoye et al. 2017).

2.6.2 Réseau de neurones artificiels

Le réseau de neurones artificiel (ANN) est un algorithme populaire d'apprentissage automatique qui s'appuie sur la structure des neurones biologiques du cerveau humain. Le réseau de neurones est aussi bien adapté pour des tâches de régression que des tâches de classification (Staudenmayer et al. 2009; Trost et al. 2012). Il est composé de plusieurs couches, une couche d'entrée, et une couche de sortie et d'une ou plusieurs couches cachées. Chaque couche contient un certain nombre de neurones. Le nombre de neurones de la couche d'entrée est égale au nombre des caractéristiques, alors que pour la couche de sortie, le nombre de neurones est égale au nombre de classes à prédire dans une tâche de classification. Le neurone de la couche de sortie correspond à la variable prédite dans une tâche de régression (Figure 2.3). Les fonctions d'activation assurent les connexions entre les neurones. Les fonctions les plus fréquemment utilisées sont la fonction linéaire et la fonction sigmoïde. Plusieurs types d'ANN sont proposés. Le perceptron multicouche est le plus utilisé. L'algorithme de rétro-propagation est le plus utilisé pour l'entraînement des réseaux de neurones. Il consiste à ajuster les poids des connexions entre les neurones afin de minimiser l'erreur. La détermination du nombre de couches et du nombre de neurones dans la couche cachée est un problème important. Ces paramètres influent considérablement la performance du réseau de neurones. Cependant, l'ANN nécessite généralement un temps de calcul important pour son apprentissage. Staudenmayer et al. (2009) ont montré que

l'ANN permet d'estimer avec succès DE pendant différentes activités avec une erreur quadratique moyenne de 1.22 *MET* et d'identifier le type d'activité avec une performance de 88.8%. De même, Trost et al. (2012) ont développé et testé l'ANN pour prédire le type d'AP et DE à partir d'un accéléromètre chez des enfants et adolescents. Les résultats de leur étude ont montré une bonne performance globale de la classification des types d'activité (80% – 86%) et une estimation de DE avec un biais et RMSE significativement plus faibles que d'autres méthodes conventionnelles (RMSE varie de 0.9 à 1.1 *MET*)

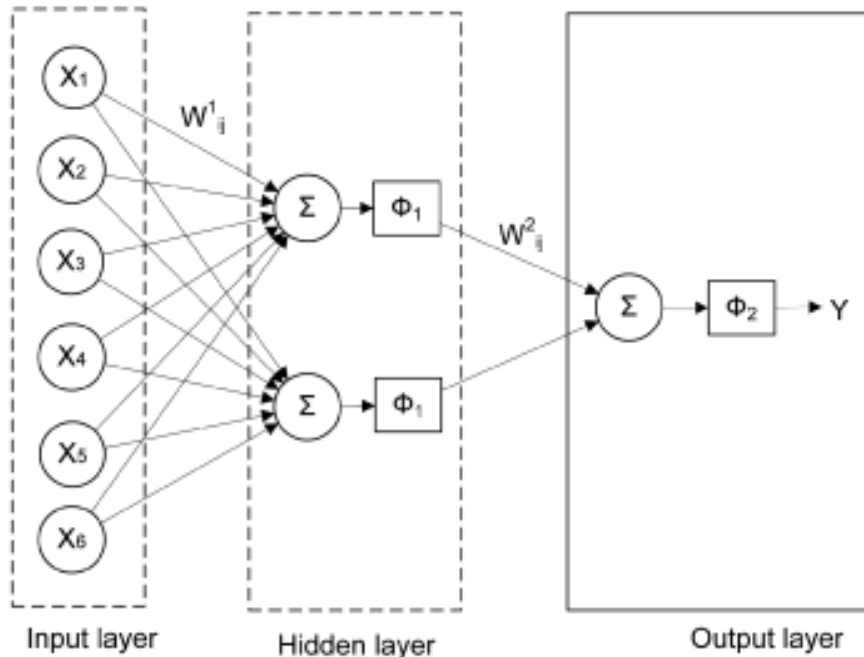


FIGURE 2.3 – Structure du modèle ANN pour la régression (Trost et al. 2012).

2.6.3 Machine à vecteurs de support

La machine à vecteur support (SVM) est l'un des algorithmes d'apprentissage automatique les plus fréquemment utilisés. Le principe de SVM est basé sur la recherche de la frontière séparatrice optimale qui maximise la marge entre les points appartenant à des classes différentes à partir des données d'apprentissage. Afin de pouvoir traiter les cas où les données ne sont pas linéairement séparables, les données sont projetées à partir de l'espace des caractéristiques d'origine dans un espace de dimension supérieure dans lequel il est probable qu'il existe une séparation linéaire (Figure 2.4). Ceci est réalisé grâce à une fonction noyau. Bien que destinés à la classification, les SVM ont été également utilisés pour effectuer des régressions (SVR). SVR utilise en général les mêmes principes que

SVM pour la classification, mais il existe quelques différences légères. En effet, l'objectif de SVM est de maximiser la marge pour séparer deux ou plusieurs classes. Les données doivent donc être séparées autant que possible de l'hyperplan. L'objectif de SVR est de trouver une fonction linéaire $f(x)$ à condition que la valeur obtenue de $f(x)$ se situe dans une certaine précision de chaque point de données. Les points de données doivent donc être situés le plus proche possible de la fonction linéaire. La machine à vecteur support est largement utilisée pour la classification des AP et l'estimation de DE (Kate et al. 2016; Lustrek et al. 2012; Liu et al. 2012c). En se basant sur le modèle SVM, Liu et al. (2012c) ont quantifié l'AP en utilisant des données d'accélération et de \dot{V}_E mesurées par un appareil portable sur 50 sujets effectuant 13 types d'activités de différentes intensités. Leurs résultats montrent que SVM a correctement classifié les 13 types d'activités avec une performance de 88.1%. SVM a également estimé DE avec une erreur quadratique moyenne de 0.42 MET.

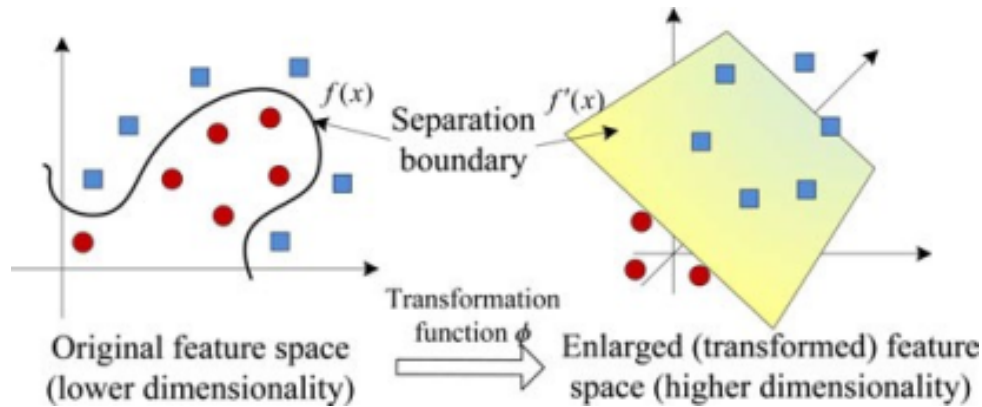


FIGURE 2.4 – Principe du modèle SVM (Liu et al. 2012c).

2.6.4 Arbre de décision

L'arbre de décision ressemble à un schéma hiérarchique et peut être utilisé à la fois pour des problèmes de classification et de régression. Il est composé de nœuds qui représentent les caractéristiques d'un ensemble de données, de branches qui représentent les règles de décision et de feuilles qui représentent la variable de sortie. La figure 2.5 représente la structure générale d'un arbre de décision. La phase d'apprentissage de l'algorithme consiste à construire l'arbre de décision, c'est-à-dire à entraîner les branches pour créer un arbre qui permet de classer correctement le plus grand nombre possible de données dans l'ensemble des données d'apprentissage. Dans un problème de classification, pour prédire la classe d'une donnée de test, l'algorithme démarre à la racine de l'arbre. Cet algorithme

compare les valeurs de la caractéristique de la racine avec la caractéristique de la donnée test et, au regard de la comparaison, il parcourt la branche et passe au nœud suivant. Pour le nœud suivant, l’algorithme compare de nouveau la valeur de la caractéristique avec les autres sous-nœuds. Il poursuit le processus jusqu’à atteindre le nœud feuille de l’arbre. Un arbre de régression est équivalent à un arbre de classification dont les sorties sont continues. L’apprentissage et le test des arbres de régression fonctionnent globalement de la même manière que les arbres de classification, à l’exception du critère de sélection pour la division qui correspond à l’erreur quadratique moyenne au niveau de chaque nœud de feuille. L’arbre de décision est utilisé dans plusieurs études pour la classification des AP (Lustrek et al. 2012; Ruch et al. 2013) et pour l’estimation de DE (Lustrek et al. 2012; Kate et al. 2016). C’est un algorithme simple et facile à interpréter, mais il peut y avoir un problème de sur-apprentissage, qui peut être résolu en utilisant l’algorithme de la forêt aléatoire.

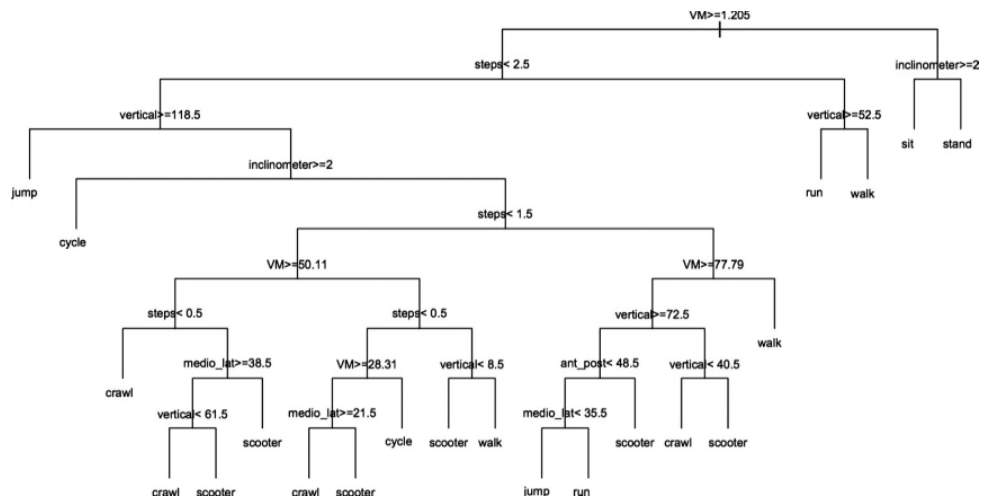


FIGURE 2.5 – Principe de l’arbre de décision (Ruch et al. 2013).

2.6.5 Forêt aléatoire

La forêt aléatoire est un algorithme d’apprentissage automatique très répandu qui peut être utilisé pour des problèmes de classification et de régression. Elle est basée sur le concept de la méthode ensembliste qui consiste à combiner plusieurs classificateurs pour résoudre les problèmes complexes et améliorer la performance du modèle. La forêt aléatoire consiste à construire et tester en parallèle plusieurs arbres de décision. Ces arbres de décision sont construits avec des échantillons d’observations différents et des descripteurs différents. Finalement, les résultats de chacun des arbres sont moyennés pour les tâches de

régression, et votés pour les tâches de classification. Le nombre important d'arbres dans la forêt aléatoire permet une meilleure précision et évite le problème de sur-apprentissage. La forêt aléatoire est un algorithme efficace pour la classification des AP (Cvetkovic et al. 2015; Ellis et al. 2014) et l'estimation de DE (Ellis et al. 2014). Lustrek et al. (2012) ont comparé la performance de plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique (KNN, arbre de décision, SVM, et forêt aléatoire) pour la classification des différentes AP. Leurs résultats montrent que la forêt aléatoire fournit une meilleure performance par rapport à d'autres algorithmes. Ellis et al. (2014) ont étudié la validité de la forêt aléatoire pour identifier le type d'AP et estimer DE à partir des accéléromètres. Ils ont réussi à identifier les AP avec une performance de 92.3% et à estimer DE avec un RMSE de 1.09 *MET*.

2.6.6 Naïve bayésiens

L'algorithme naïve bayésiens (NB) est un algorithme d'apprentissage automatique simple et rapide. Il ne peut effectuer que des classifications et non des régressions. C'est un algorithme probabiliste basé sur le théorème de Bayes dans lequel la probabilité de la sortie, sachant un vecteur de caractéristiques donné, est calculée à partir des données d'apprentissage sous la forme d'une probabilité conditionnelle. Pour simplifier le calcul, il fait l'hypothèse naïve que les caractéristiques sont indépendantes les unes des autres de manière conditionnelle étant donnée la sortie. Le classificateur NB est bien étudié dans le domaine de la reconnaissance des AP en raison de sa robustesse et de la rapidité de calcul qu'il offre par rapport aux autres classificateurs (Lustrek et al. 2012; Mu et al. 2014; Kate et al. 2016). De plus, il requiert relativement peu de données d'apprentissage pour estimer les paramètres nécessaires à la classification, à savoir les moyennes et variances des différentes variables.

2.6.7 k plus proches voisins

K plus proches voisins (KNN) est l'un des plus simples algorithmes d'apprentissage automatique. Il peut être utilisé pour résoudre des problèmes de régression et de classification. Cependant, il est plus utilisé dans des problèmes de classification. Au départ, tous les échantillons d'apprentissage créent un espace de caractéristiques normalisées avec une dimension égale au nombre de caractéristiques. Toute instance inconnue est également présentée dans cet espace de caractéristiques afin de calculer leur distance à chaque échantillon d'apprentissage. Ensuite, pour le problème de classification, la décision est

effectuée en identifiant la classe d'activité de la majorité des voisins les plus proches de l'instance, alors que la sortie de la régression est obtenue en calculant la moyenne des valeurs de la majorité des voisins les plus proches. Cet algorithme nécessite la détermination de deux paramètres, la valeur k qui représente le nombre de plus proches voisins pris en considération, et la distance métrique telle que la distance euclidienne la plus couramment utilisée. La Figure 2.6 est une simple illustration de la technique KNN dans un espace de caractéristiques bidimensionnelles. KNN est un algorithme simple qui nécessite un coût de calcul élevé parce qu'il nécessite le calcul de la distance entre les points de données pour tous les échantillons d'apprentissage. Néanmoins, KNN est souvent utilisé dans la littérature et ses performances dans la reconnaissance des AP et l'estimation de DE ont été prouvées dans plusieurs études (Ahmadi et al. 2020; Park et al. 2017; Bouarfa et al. 2014). Grâce à cet algorithme, Bouarfa et al. (2014) ont pu estimer DE dans des conditions contrôlées avec une erreur absolue moyenne inférieure à 1.2 MET. Ces auteurs ont en effet identifié dix activités différentes en utilisant un seul accéléromètre avec une erreur 10 fold cross-validation de 0.24.

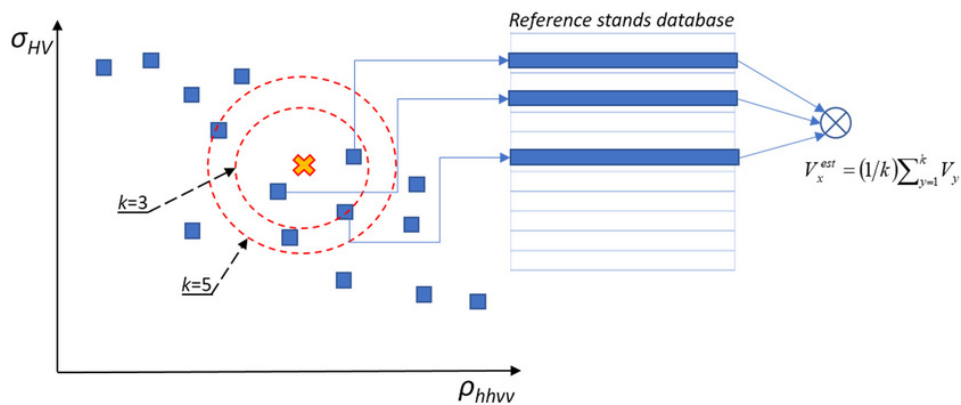


FIGURE 2.6 – Illustration du modèle KNN pour une tâche de régression (Antropov et al. 2017).

Référence	Capteurs	Méthode de référence	Participants	Activités	Méthodes	Modèle	Résultats
Crouter et al. 2006b	Accéléromètre (ActiGraph) (hanche).	Calorimétrie indirecte (K4b2).	48 (24h /24 f). (35 ± 11.4 ans.	18 activités divisées en deux groupes (Marche/Course et life-style/leisure).	deux modèles de régression selon un seuil lié d'inactivité.	Régression linéaire.	La moyenne de DE estimée en utilisant 2 modèles de régression avec un seuil d'inactivité se situe à 0.75 MET de DE mesurée pour chacune des activités réalisées, ce qui présente une amélioration significative par rapport aux modèles de régression simple.
Rothney et al. 2007	ActiGraph uniaxial. IDEEA. Accéléromètre biaxial.	Chambre calorimétrique.	102 (46h /56f). 36.8 ± 13.1 ans.	12 activités.	Régression simple.	ANN.	L'estimation de DE s'améliore en utilisant un modèle ANN ($MAE = 0.29 \pm 0.1 \text{ kcal}/min$).
Bonomi et al. 2009	Accéléromètre triaxial (Tracmor).	Eau doublement marquée.	15 (9 h/6 f). 41 ± 11 ans.	Couché, Assis-debout, debout active, marche, course.	Reconnaissance d'AP et compendium d'AP.	Arbre de décision pour classification.	La variance expliquée de DEAP est améliorée de 13% en utilisant l'approche de reconnaissance d'AP et compendium d'AP par rapport au modèle de régression simple basé sur les counts de l'accéléromètre.
Staudenmayer et al. 2009	Accéléromètre (ActiGraph) (waist).	Calorimétrie indirecte (k4b2).	48 (24h /24f). 35(21 – 69) ans.	18 activités divisées en 4 groupes (activités de niveau faible, activités ménagères, locomotion, activités sportives vigoureuse).	Régression simple.	ANN.	RMSE de DE estimée par ANN est 1.22 MET (intervalle de confiance 1.14 – 1.3).
Albinali et al. 2010	Trois accéléromètres placés hanche, cuisse, bras supérieur.	Calorimétrie indirecte (Oxycon Mobile).	24 (10 h/14 f). 44.2 ± 12.8 ans.	22 activités (gym et activités ménagères).	Reconnaissance d'AP et compendium d'AP.	Arbre de décision pour la classification, et régression linéaire pour l'estimation.	La reconnaissance d'AP améliore l'estimation de DE de plus de 15% par rapport à l'approche de régression simple.
Altini et al. 2012	ECG Necklace.	Calorimétrie indirecte (k4b2).	19 (14 h/ 5 f). 29.5 ± 4.6 ans.	40 activités divisées en 6 groupes (Couché, LWBM, HWMB, Marche, Course, Vélo).	MET pour les activités sédentaires, et regression pour les groupes d'activités actives.	Arbre de décision pour classification. regression linéaire multiple pour l'estimation.	Cette approche améliore l'estimation de DE ($RMSE = 0.86$) par rapport à l'approche de reconnaissance d'AP et compendium d'AP ($RMSE = 1.25$) et l'approche de régression simple ($RMSE = 1.51$).
Liu et al. 2012c	2 accéléromètres triaxiaux (hanche, poignet) et un capteur de ventilation (au niveau de l'abdomen).	Calorimétrie indirecte (Oxycon mobile).	50 (19h /31f). 32.6 ± 9.9 ans.	13 activités groupées en 4 catégories (sédentaires, activités ménagères, locomotion modérée, activités vigoureuses).	Régression par catégorie d'AP.	SVM pour la classification d'AP et SVR pour l'estimation de DE.	La méthode combinant ces 3 capteurs a permis une estimation de DE avec une RMSE de 0.42 MET, soit 22% moins qu'avec un accéléromètre placé à la hanche.

Lin et al. 2012b	Accéléromètres triaxial (waist, poignet, cheville), capteur ECG (chest).	Calorimétrie indirecte (K4b2).	26 (20h / 6f). 22.18 ± 2.94 ans.	14 activités divisées en 3 groupes selon l'intensité (sédentaire, modérée, vigoureuse).	Régression par catégorie d'AP.	Arbre de décision pour la classification et ANN pour l'estimation.	L'ANN est capable d'estimer DE avec une bonne performance. L'erreur standard est de 0.08, 0 et 0 et $R2 = 0.93$, 1 et 1 pour les activités sédentaires, modérées et vigoureuses respectivement.
Trost et al. 2012	Accéléromètres (ActiGraph) at waist.	Calorimétrie indirecte (Oxycon mobile).	100 sujets. 11 ± 2.7 ans.	12 activités divisées en 5 groupes (sédentaires, marche, course, activités ménagères ou jeux d'intensité légère, activités sportives ou jeux d'intensité modérée à vigoureuse).	Régression simple.	ANN.	RMSE pour la DE varie entre 0.9 et 1.1 MET pour tous les types d'activités.
Chen et al. 2013	Accéléromètre triaxial, ECG.	Calorimétrie indirecte (k4b2).	10 sujets.	40 activités (activités sédentaires, ménagères, activités physiques).	Régression par catégorie d'AP.	Classification non supervisée (K-means) et Régression linéaire multiple pour l'estimation.	L'approche proposée aboutit à une RMSE de 0.96 kcal/min, avec une amélioration de 12% par rapport au modèle de régression simple (RMSE de 1.09 Kcal/min).
Mu et al. 2014	Accéléromètre triaxial (ActiGraph) placé hanche.	Calorimétrie indirecte (K4b2).	112 enfants.	19 activités divisées en 5 catégories (sédentaires, tâches ménagères, locomotion, jeux vidéo interactifs, exercice et sports).	Régression par catégorie d'AP.	KNN pour classification et régression linéaire multiple pour l'estimation.	L'erreur de l'estimation de DE en utilisant cette approche est faible (RMSE = 1.37 MET).
Cvetkovic et al. 2015	2 accéléromètres (Shimmer) placé poitrine et jambe, Zephyr BioHarness (poitrine), BodyMedia Fit armband.	Calorimétrie indirecte (K4b2).	10 (8h / 2f). âge entre 24 et 33 ans.	10 activités divisées en trois groupes (faible, modérée, vigoureuse).	Régression par catégorie d'AP.	Forêt aléatoire pour classification, et SVR pour estimation.	La méthode proposée présente une meilleure performance pour l'estimation de DE (RMSE = 0.81 et MAPE = 23.2%).
Scneller et al. 2015	Actiheart. 2 ActiGraph (hanche, thigh). ActivPAL (thigh).	Calorimétrie indirecte (k4b2).	14 (6h / 8f). 27.7 ± 3.3 ans.	13 activités divisées en 5 groupes : Couché, debout, marche, course, montée escaliers.	Régression par catégorie d'AP.	Arbre de décision pour classification et régression linéaire pour estimation	La performance de l'estimation de DE s'améliore en utilisant un modèle de régression par catégorie d'AP par rapport aux méthodes de régression simple.
Altini et al. 2015	5 ECG Necklaces placé poitrine, thigh, poignet, waist, hanche.	Calorimétrie indirecte (K4b2).	15(11 h/4 f). 29.8 ± 5.2 ans.	34 activités divisées en 7 groupes (Couché, Assis, Debout, High whole body motion, Marche, Vélo, Course).	Régression simple. Reconnaissance d'AP et compendium d'AP. Régression par catégorie d'AP.	SVM pour classification des AP et régression linéaire pour l'estimation de DE.	Les méthodes de régression par catégorie d'AP en utilisant les descripteurs de l'accéléromètre sont plus performantes que les méthodes basées sur une régression simple (88%) et que celles qui utilisent les MET pour les groupes actifs (23%).

Sazonov et al. 2015	Accéléromètre triaxial (3DMEMS accelerometer).	Calorimétrie indirecte (chambre calorimétrique).	15 (9h / 6f). $28.1 \pm 6.9/27.3 \pm 3.1$ ans	13 activités divisées en 4 groupes : Assis, Debout, Marche/Course, Vélo.	Régression par catégorie d'AP.	Comparaison de SVM, MLP et MLD pour la classification des activités et régression linéaire pour l'estimation.	L'estimation de DE en développant un modèle pour chaque catégorie d'activité permet d'obtenir une estimation précise ($RMSE = 0.78 \text{ kcal/min}$ pour la classification des activités par SVM, 0.77 kcal/min en utilisant MLD et 0.75 kcal/min en utilisant MLP).
Kate et al. 2016	Accéléromètre triaxial (ActiGraph) placé hanche.	Calorimétrie indirecte (k4b2).	146 (67 h /67 f). 49.12 ± 17.37 ans.	8 activités divisées en deux groupes : Marche, activités quotidiennes.	Régression par catégorie d'AP. Régression simple.	Arbre de décision pour classification et estimation.	L'estimation de DE en utilisant un modèle pour chaque type d'activité s'est avérée plus précise qu'un modèle de régression simple pour tous les types d'AP.
Park et al. 2017	Accéléromètre triaxial "IMU" (Shimmer) placé poignet et capteur ECG.	Calorimétrie indirecte.	13 (9h / 4f). 25.7 ± 3.1 ans.	5 activités (Assis, debout, marche, course, montée).	Régression par catégorie d'AP.	Comparaison de SVM, KNN, LDA pour classification et régression linéaire multiple pour l'estimation.	Le modèle de régression par activité améliore considérablement la performance de l'estimation de DE par rapport à un modèle de régression simple ($RMSE = 0.89$ vs 1.17 respectivement).
Lu et al. 2018	Appareil portable constitué d'un ECG, pléthysmographie par inductance, 4 accéléromètres.	Caloimétrie indirecte (Oxycon).	12 (9h /2f). 27[21 – 65] ans.	11 activités (Activités de repos, travail, exercice sous-maximal).	Régression simple.	ANN.	La fusion de \dot{V}_E avec les paramètres de l'ECG et de l'accéléromètre contribue à une estimation précise de DE en comparant avec la méthode de référence ($MAE = 1.65 \text{ mL/kg/min}$, $R^2 = 0.92$).

TABLE 2.2 – Différentes études sur l'estimation de la dépense énergétique.

2.7 Validation

Deux approches principales peuvent être adaptées afin d'entraîner et évaluer un modèle de régression : la subdivision de l'ensemble des données en deux sous-ensembles (Trost et al. 2012) et la validation croisée (Liu et al. 2012c; Ellis et al. 2014). Les deux peuvent être appliquées de manière inter-sujets ou intra-sujets. La première approche divise l'ensemble des données en deux sous-ensembles, un sous-ensemble sera utilisé comme ensemble d'apprentissage et de modélisation, et l'autre sera utilisé comme ensemble de test pour évaluer l'erreur de l'estimation. La validation croisée "*k* folds cross validation" est plus recommandée puisque l'ensemble des données est divisé en *k* sous-ensembles de taille égale et un apprentissage-test est effectué à chaque itération *K*. Dans la première itération, le sous-ensemble 1 constitue l'ensemble de test et les *k* sous-ensembles restants (2 à *k*) constituent l'ensemble d'apprentissage. Le cycle est répété *k* fois de manière à ce que chaque sous-ensemble soit utilisé à son tour pour le test.

Les algorithmes peuvent également être évalués par une évaluation sujet dépendant ou sujet indépendant (Liu et al. 2012c; Ellis et al. 2014). Pour une évaluation sujet dépendant, la validation croisée "*k* fold cross validation" est souvent utilisée. Elle est effectuée sur les données de chaque sujet et la moyenne des résultats obtenus est calculée sur l'ensemble des sujets. Idéalement, un algorithme qui estime DE ne requiert pas des données spécifiques à un individu. Il utilise plutôt un ensemble de données déjà obtenues par d'autres individus. Pour cela une évaluation sujet indépendant est plus recommandée. Dans ce cas, les algorithmes sont entraînés avec les données de tous les sujets à l'exception d'un sujet qui sera utilisé pour tester la performance du modèle. Cette procédure est ensuite répétée pour tous les sujets et la moyenne des résultats est calculée.

Les algorithmes d'estimation de DE sont évalués en comparant la valeur de la DE réelle acquise par une méthode de référence, généralement par une calorimétrie indirecte, et la valeur de DE estimée par l'algorithme. Il y a de nombreuses mesures pour évaluer les erreurs et la qualité d'un modèle de régression. Parmi ces mesures, on peut trouver l'erreur quadratique moyenne (RMSE), la moyenne d'erreur absolue (MAE), le coefficient de corrélation de Pearson (*R*), le coefficient de détermination (R^2), le pourcentage de la différence. Il est également souvent utilisé des diagrammes de dispersion et des diagrammes Bland Altman pour présenter les résultats (Tapia 2008).

2.8 Conclusion

Nous avons abordé dans ce chapitre les différentes étapes et approches pour l'estimation de DE. Cependant, l'estimation de DE est très compliquée. Un système d'estimation de DE doit être capable de fonctionner en temps réel avec un court délai d'estimation. Le modèle de régression adopté doit donc assurer un compromis entre la précision et le temps de réponse. De plus, le système d'estimation de DE doit disposer d'une base de données de haute qualité afin de pouvoir estimer avec précision tout type d'activité dans des conditions de vie libre. Cet ensemble de données doit couvrir la plupart des activités qui se déroulent en environnement naturel, y compris les activités nécessitant un mouvement de la partie inférieure ou supérieure du corps. Certains algorithmes sont souvent formés uniquement avec des données collectées en conditions contrôlées ou en condition de laboratoire qui ne représentent pas la variabilité de la vie quotidienne. Par conséquent, il apparaît que la précision élevée des modèles ajustés en laboratoire n'est pas reproductible dans le cadre de la vie quotidienne. Par ailleurs, la dégradation de la précision devient plus importante lorsque les modèles ajustés en laboratoire sont validés dans des conditions de vie libre. Cela peut s'expliquer par le fait que la durée et le type des activités varient considérablement en situation de vie libre par rapport aux conditions contrôlées en laboratoire.

Enfin, DE doit être évaluée indépendamment du sujet en raison de la non-disponibilité de l'équipement qui permet aux personnes de collecter les données de DE concernant leurs activités pendant la vie quotidienne. Cependant, l'un des principaux problèmes soulevés lors de l'estimation de DE est la variabilité interindividuelle. En effet, deux personnes réalisant la même activité peuvent présenter différentes valeurs de DE selon leur niveau de condition physique, leur âge et leur genre.

PARTIE 2 : ÉTUDES EXPÉRIMENTALES

Nous avons présenté dans le premier chapitre les différentes méthodes qui permettent de mesurer et d'estimer DE. Parmi ces méthodes, \dot{V}_E apparaît comme un indicateur important pour l'estimation de DE. Les méthodes de référence de mesure de \dot{V}_E comme par exemple le spiromètre sont encombrantes et invasives, car elles requièrent l'utilisation d'un masque facial ou d'un embout buccal. C'est pourquoi un certain nombre d'études ont tenté de développer des appareils portables non invasifs pour estimer \dot{V}_E . Parmi ces appareils, on peut distinguer ceux basés sur la mesure des variations thoracoabdominales. En effet, pendant l'inspiration au repos, le diaphragme se contracte et se déplace vers le bas, ce qui entraîne une augmentation du diamètre longitudinal de la cage thoracique, tandis que le diamètre de la paroi abdominale diminue. De plus, les côtes se soulèvent et avancent, ce qui entraîne une augmentation du diamètre transversal du thorax. Dans le même temps, la contraction des muscles intercostaux externes soulève la cage thoracique et déplace le sternum vers l'avant, ce qui entraîne également une augmentation du diamètre transversal et antéropostérieur du thorax. Lors d'une AP intense, la contraction des muscles inspiratoires auxiliaires, soulève la cage thoracique plus haut, permettant une augmentation supplémentaire du volume de la cage thoracique et, donc, une augmentation plus grande des volumes inspiratoires. Au repos, l'expiration est passive. Lorsque le diaphragme se détend, il se déplace vers le haut et lorsque les muscles intercostaux externes se relâchent, la cage thoracique et le sternum reviennent à leur position de repos. Ces actions diminuent la taille de la cage thoracique dans toutes les dimensions. Pendant une AP intense ou une expiration forcée, l'expiration devient active. La contraction des muscles abdominaux augmente la pression à l'intérieur de l'abdomen et force le diaphragme à remonter dans la cage thoracique. De plus, la contraction des muscles intercostaux internes abaissent les côtes, ce qui contribue à réduire la taille de la cage thoracique. Il existe donc des variations perpétuelles entre les dimensions thoraciques et abdominales en relation avec la respiration. Ces phénomènes renforcent l'hypothèse d'estimer les variables respiratoires, dont \dot{V}_E , à partir des mesures de mouvement du thorax et de l'abdomen. Konno and Mead (1967) ont montré que le système respiratoire peut être considéré comme un système dynamique à 2 degrés de liberté (DDL) en considérant les

changements de volume de la cage thoracique et de l'abdomen. Le RIP est la technique la plus fréquemment utilisée pour estimer le volume pulmonaire à partir des mouvements respiratoires basés sur la méthode à 2DDL. Le premier dispositif RIP commercialisé était le Respirace (Carette et al. 1994). D'autres systèmes de RIP ont également été développés tels que le Visuresp (Eberhard et al. 2001; Fiamma et al. 2007) et le LifeShirt (Clarenbach et al. 2005; Witt et al. 2006). Néanmoins, la précision des modèles à 2 DDL semble être limitée par les changements de posture. Smith and Mead (1986) ont proposé un modèle à 3 DDL en supposant que l'addition du déplacement vertical de la paroi thoracique permettrait de réduire les erreurs liées à la posture observées avec les modèles à 2 DDL. Par conséquent, les modèles à 3 DDL permettent une meilleure estimation du volume. McCool et al. (2002) ont développé un magnétomètre basé sur 3 DDL qui mesure les déplacements antéropostérieurs de la cage thoracique et de l'abdomen ainsi que le déplacement vertical de la paroi thoracique en utilisant deux paires de bobines électromagnétiques. Ces auteurs ont montré que leur système était capable d'estimer les paramètres respiratoires au repos et pendant l'exercice. Ultérieurement, Gastinger et al. (2010b) ont suggéré qu'une distance additionnelle (le déplacement vertical de la colonne vertébrale) pourrait encore améliorer la précision. Ces auteurs ont développé un nouvel appareil, le PRM. Ils ont montré que leur dispositif portable et non invasif à 4 DDL pouvait estimer avec précision \dot{V}_E et différentes variables respiratoires au cours d'activités de repos et de marche. Plus récemment, Dumond et al. (2017) ont montré que PRM était un outil capable d'estimer le volume respiratoire, le volume courant (V_T) et la durée de la respiration avec une précision suffisante dans des conditions diverses de repos et d'exercice.

Au cours de nos travaux, nous chercherons à évaluer la performance de PRM pour estimer \dot{V}_E et DE pendant des activités de différentes intensités en utilisant des nouveaux algorithmes. Dans une première étude, nous validerons la capacité de PRM à estimer \dot{V}_E en utilisant une base de donnée acquise au cours des travaux menés par Dumond et al. (2017). Toutefois, plusieurs études ont montré qu'il existe une relation entre \dot{V}_E et DE (cf chapitre 1). Dans notre deuxième étude, nous chercherons donc à évaluer et à améliorer l'estimation de DE à partir de PRM. Nous avons, par conséquent, développé un nouveau protocole et acquis une nouvelle base de données à partir de PRM et des capteurs (accéléromètre et cardiofréquence-mètre) les plus fréquemment utilisés pour estimer DE. Cette base de données comprend un large éventail d'intensité : de faibles à très élevées.

ESTIMATION DE LA VENTILATION À PARTIR DE PRM

A novel algorithm for minute ventilation estimation in remote health monitoring with magnetometer plethysmography

Houssein A, Ge D, Gastinger S, Dumond R, Prioux J.

Computers in Biology and Medicine. 2021 ; 130 :104189.

3.1 Introduction

Les troubles respiratoires affectent la vie de milliers de personnes (Schindhelm and Farugia 2013) dont les poumons ne peuvent plus inspirer ou expirer une quantité suffisante d' O_2 ou de CO_2 pour maintenir l'homéostasie de l'organisme. La surveillance continue des fonctions respiratoires est essentielle pour détecter les pathologies respiratoires telles que l'asthme, l'apnée obstructive du sommeil et la maladie pulmonaire obstructive chronique. Elle permet également le suivi des patients hospitalisés ou à domicile afin de prévenir les situations à risque (Folke et al. 2003; Sierra et al. 2014). De nombreuses études ont montré que \dot{V}_E est un indicateur pertinent dans le suivi des dysfonctionnements respiratoires sévères (Schlesinger 2015; Voscopoulos et al. 2013, 2014). \dot{V}_E se définit comme le volume d'air inspiré ou expiré par minute, équivalent au produit du V_T par la fréquence respiratoire (F_R), $\dot{V}_E = V_T * F_R$. Compte tenu de son intérêt dans le domaine de la santé, la mesure précise de \dot{V}_E occupe une place majeure dans la recherche scientifique (Chhabra 2015).

Les méthodes conventionnelles de spirométrie permettent de mesurer avec précision \dot{V}_E (Miller et al. 2005). Cependant, ces techniques nécessitent l'utilisation d'un embout buccal ou d'un masque facial, inconfortable à porter pendant différentes AP, et donc inadapté pour une surveillance de longue durée, notamment en situation ambulatoire. Pour pallier à ces difficultés, des méthodes indirectes ont été développées pour estimer \dot{V}_E en mesurant

les mouvements de la cage thoracique et ceux de l'abdomen, puisque le volume pulmonaire est directement lié à ces deux variables (Konno and Mead 1967). Plusieurs systèmes ont été développés, incluant les magnétomètres (McCool et al. 2002) et la RIP (Leino et al. 2001; Hollier et al. 2014). Gastinger et al. (2010a) ont développé un système portable de PRM, basé sur les études de McCool et al. (1986) et Pande et al. (1992). Celui-ci est constitué de deux paires de bobines électromagnétiques dotées d'un émetteur et d'un récepteur pour mesurer les distances antérieures et postérieures de la cage thoracique et de l'abdomen. Gastinger et al. (2010a) ont également proposé une méthode précise pour estimer \dot{V}_E en utilisant ces mesures de distance pour des activités de repos et de marche. Le calibrage est une étape essentielle pour une estimation précise de \dot{V}_E . La régression linéaire multiple (MLR) est la méthode la plus utilisée. Elle est basée sur la régression linéaire statistique. Elle a été adoptée par McCool et al. (2002) et Gastinger et al. (2010a). Cependant, certains auteurs ont montré que les modèles non linéaires, en particulier le réseau de neurones artificiels (ANN), sont plus adaptés à la variabilité de la respiration. Les mouvements du système respiratoire sont en effet souvent associés à des interactions thoracoabdominales non linéaires et complexes (Raoufy et al. 2013; Lin et al. 2012c). Dumond et al. (2017) ont également montré que le modèle ANN est plus efficace que le modèle MLR pour prédire d'autres variables respiratoires à partir du PRM, telle que V_T . Afin d'étudier la contribution des modèles non linéaires à la précision de l'estimation de \dot{V}_E à partir de PRM, nous avons comparé le modèle ANN au modèle MLR. À notre connaissance, seuls Gastinger et al. (2010a) et Dumond et al. (2017) ont évalué le système PRM pour estimer les variables respiratoires. Dumond et al. (2017) ont démontré la pertinence de l'utilisation de l'ANN. Toutefois, l'estimation de \dot{V}_E n'était pas prise en compte dans leur étude. D'un autre côté, Gastinger et al. (2010a) ont évalué la précision de l'estimation de \dot{V}_E avec le PRM mais uniquement pour les activités de repos et de marche. Une autre contribution de notre étude est l'utilisation des caractéristiques de respiration par cycle, au lieu des données brutes telles que dans les études de Gastinger et al. (2010a) et Dumond et al. (2017). Ces dernières subissent notamment des problèmes de déphasage temporel des mesures PRM. Notre hypothèse était que les variations des distances thoraciques et abdominales sont exploitables pour estimer \dot{V}_E au cours d'une AP légère à modérée, et qu'un modèle non linéaire (ANN) pourrait améliorer la performance de l'estimation relativement à celle de référence mesurée par le spiromètre. La figure 3.1 détaille les différentes étapes pour l'estimation de \dot{V}_E .

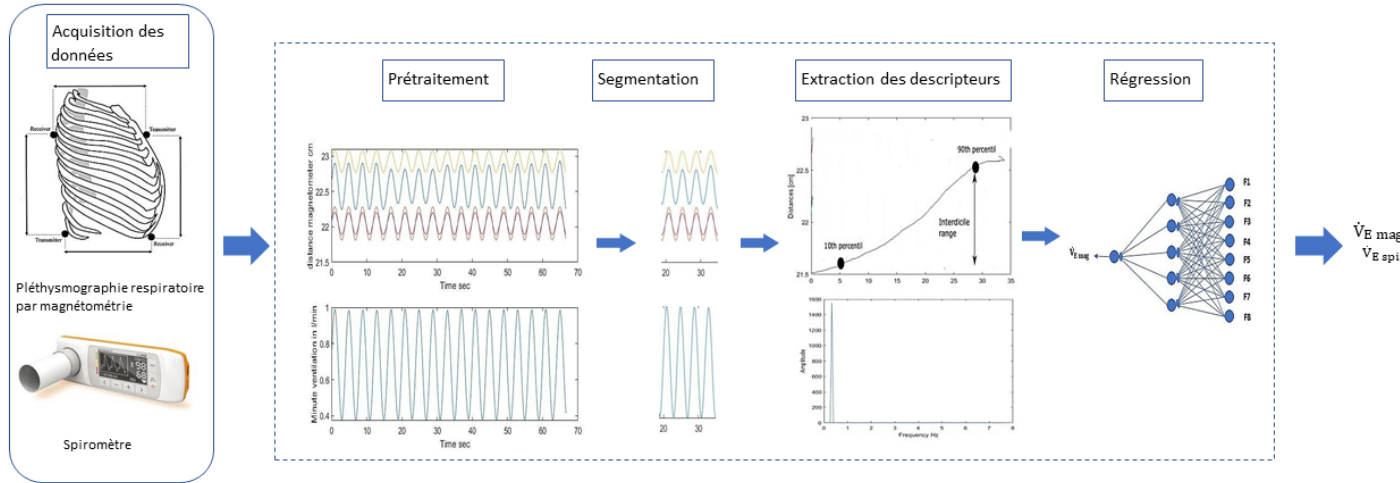


FIGURE 3.1 – Différentes étapes pour l’estimation de la ventilation.

3.2 Matériels et méthodes

3.2.1 Sujets

Treize sujets, neuf hommes et quatre femmes, âgés de 24.1 ± 3.4 ans, ont volontairement participé à cette étude (taille 174.5 ± 9.4 cm, poids 67.7 ± 9.2 kg, indice de masse corporelle 22.21 ± 2.32 kg/m²). Le protocole expérimental a été approuvé par le comité d’éthique de la recherche de l’Université Rennes 2. Chaque sujet a été préalablement informé du déroulement de l’étude, et a signé un consentement éclairé. Tous les sujets étaient sains et ne présentaient aucun trouble pathologique respiratoire.

3.2.2 Protocole expérimental

Le protocole expérimental était composé d’une variété d’activités de différentes intensités. Durant l’acquisition de données, chaque sujet réalisait trois activités de postures successives, chacune d’une durée de 3 min, et séparée par 3 min de repos : assis, debout et couché. Ces activités de postures étaient réalisées selon deux modes de respiration : naturelle et métronome. En mode de respiration métronome, les sujets contrôlaient le rythme de leur respiration en suivant celui d’un métronome. Le rythme était fixé à 50 respirations par minute (bpm). Ensuite, chaque sujet réalisait un ensemble d’AP dans un ordre aléatoire : travail sur ordinateur, marche à 4 km/h (pente de 2%) et 6 km/h, course

à 9 *km/h* (pente de 2%) et 12 *km/h*, vélo à 90 *W* et 110 *W*. Les activités de marche et de course étaient effectuées sur un tapis roulant. Les activités de vélo étaient réalisées sur une bicyclette ergométrique. Chaque activité était réalisée pendant 6 *min*, et suivie de 5 *min* de repos. Au total, 54 *min* de données ont été enregistrées et analysées pour chaque sujet. L'ensemble des activités étaient réalisées dans des conditions contrôlées au sein de laboratoire M2S.

3.2.3 Matériels

Au cours des activités, les sujets étaient équipés d'un dispositif Nomics PRM (Nomics s.a, Liège Science Park, Belgique), et d'un spiromètre iWorx (BIO-SP304). Le système PRM était celui utilisé par Dumond et al. (2017). C'est un appareil léger (80 *g*) et de faibles dimensions (85 *mm* × 55 *mm* × 16 *mm*) constitué de deux paires de bobines électromagnétiques sécurisées connectées à un boîtier central. Chaque paire de magnétomètres est composée d'un transmetteur et d'un récepteur. L'émetteur produit un champ magnétique à l'aide d'un circuit ayant une fréquence de résonance. Le récepteur capte la fréquence de résonance du champ magnétique émis par l'émetteur et convertit l'intensité du champ magnétique captée en un signal. L'intensité du champ magnétique captée donne une mesure de la distance entre l'émetteur et le récepteur. PRM est donc constitué de deux transmetteurs et deux récepteurs. Le premier transmetteur est placé en position antérieure au niveau du sternum. Le premier récepteur est placé en position postérieure sur la colonne vertébrale, en face du premier transmetteur. Le second récepteur est placé en position antérieure sur la ligne centrale de l'abdomen juste au-dessus de nombril. Le second transmetteur est placé en position postérieure sur la colonne vertébrale en face du second récepteur. PRM mesure donc quatre distances : les déplacements antéro-postérieurs de la cage thoracique et de l'abdomen ainsi que les déplacements longitudinaux antérieurs de la cage thoracique et postérieurs de la colonne vertébrale (Figure 3.2). Les données sont enregistrées avec une fréquence d'échantillonnage de 15 *Hz*. Les magnétomètres étaient fixés sur le sujet à l'aide de petites encoches en plastiques cousues sur des ceintures élastiques placées au niveau de l'abdomen et de la cage thoracique. Les capteurs n'étaient pas en contact direct avec la peau des sujets. L'enregistreur traite et sauvegarde les signaux mesurés dans une mémoire interne. La capacité de mémoire est de 16 *Mo*, l'équivalent de 100 *h* d'enregistrement. Le système PRM est alimenté par une batterie Lithium rechargeable via USB. Lorsque sa batterie est complètement chargée, l'autonomie de ce système est suffisante pour assurer plusieurs nuits d'enregistrement

(minimum 60 h en mode d'enregistrement). Pour transférer un enregistrement de l'appareil vers le PC, il suffit de brancher une extrémité du câble spécial fourni par l'appareil au PC, et d'ouvrir le logiciel APIOS pour importer les données.

Le spiromètre utilisé comme un système de référence, enregistre les données de \dot{V}_E avec une fréquence d'échantillonnage de 100 Hz.

Les données provenant du système PRM et du spiromètre étaient exportées sur Matlab pour le traitement.

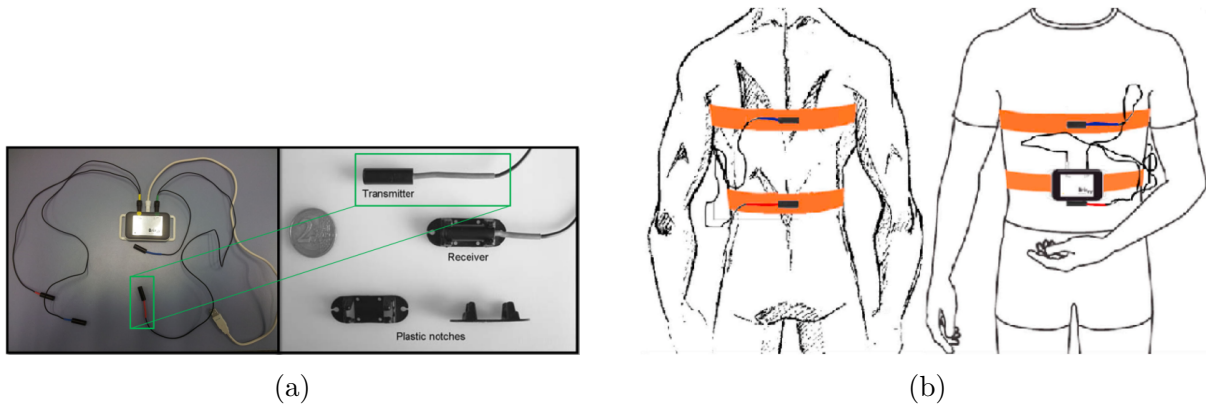


FIGURE 3.2 – a) Système PRM. b) Illustration de la position du système PRM.

3.2.4 Traitement des données

3.2.4.1 Prétraitement des données

Les données recueillies du spiromètre et du système PRM contiennent du bruit et des artefacts, notamment pour celles collectées pendant les AP (cf. panneau supérieur de la figure 3.3). Pour réduire le niveau du bruit et des artefacts, un filtre passe-bas était appliqué avec une fréquence de coupure de 1.5 Hz, de façon à ne retenir uniquement que les fréquences respiratoires liées aux activités humaines situées entre 0.1 et 0.5 Hz. La figure 3.3b montre que les signaux filtrés présentaient des déphasages : les pics et les creux ne sont pas synchronisés et les décalages temporels varient d'un canal à l'autre. Par conséquent, une méthode de régression par échantillon pourrait entraîner des biais du fait des désynchronisations entre les canaux. C'est pourquoi nous avons proposé une nouvelle méthode d'estimation par cycle qui consiste à appliquer une régression basée sur les caractéristiques de chaque cycle au lieu de chaque échantillon.

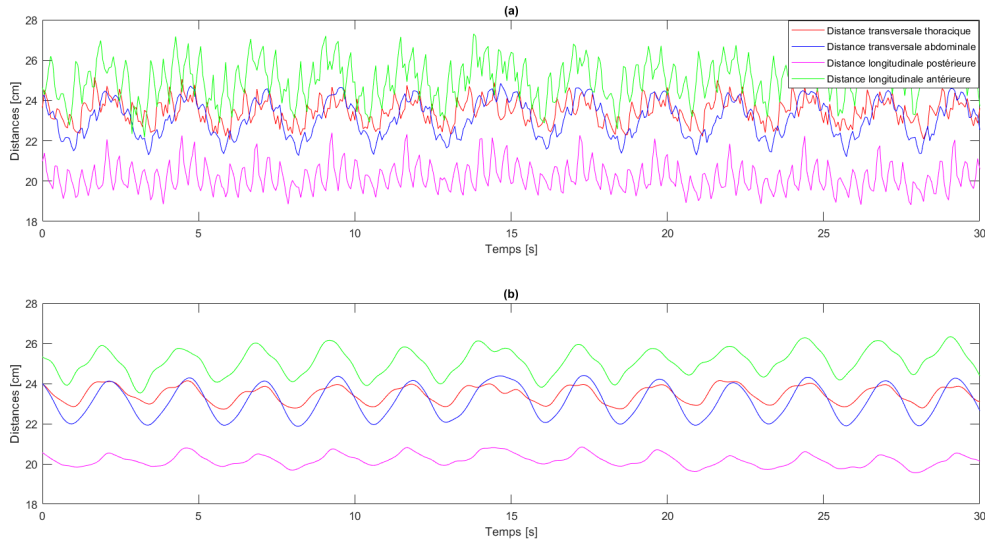


FIGURE 3.3 – Exemple d’un signal PRM pour la course à 12 km/h a) avant filtrage, b) après filtrage.

3.2.4.2 Segmentation

Les signaux du PRM étaient divisés en segments non superposés d’une durée de 10 sec . Un total de 3359 segments temporels ont été obtenus tous sujets confondus. Les références des paramètres respiratoires cycle par cycle (V_T , F_R et \dot{V}_E) étaient d’abord calculées à partir des données du spiromètre, et ensuite moyennées pour chaque segment de 10 sec .

3.2.4.3 Extraction des descripteurs

Gastinger et al. (2010a) et Dumond et al. (2017) ont supposé que le volume respiratoire peut être considéré comme étant la somme pondérée des déplacements antéropostérieurs de la cage thoracique et de l’abdomen, et des déplacements verticaux de la paroi thoracique et de la colonne vertébrale :

$$V = \alpha.L_1 + \beta.L_2 + \gamma.L_3 + \delta.L_4 + \epsilon$$

$\alpha, \beta, \gamma, \delta$ sont les coefficients de régression à identifier, et ϵ est l’erreur du modèle. Toutefois, la méthode de régression par échantillon utilisée par Gastinger et al. (2010b) et Dumond et al. (2017) ne prend pas en compte les déphasages des signaux du PRM, alors que les caractéristiques extraites d’un segment sont peu sensibles à ces déphasages.

Liu et al. (2012a) ont montré qu'en intégrant des caractéristiques telles que le 10^{ème}, le 90^{ème} percentile et la fréquence dominante du signal abdominal et de la cage thoracique, la précision de l'estimation de \dot{V}_E pouvait être améliorée. Dans la présente étude, nous proposons d'inclure deux caractéristiques étroitement liées à \dot{V}_E . La première est l'écart interdécile des signaux PRM qui reflète les variations de volume des distances thoracoabdominales dans chaque segment. Cet écart se définit comme la différence entre le 90^{ème} et le 10^{ème} percentile du signal pour chaque segment temporel, contenant généralement plusieurs cycles respiratoires. La deuxième caractéristique est la fréquence dominante des signaux respiratoires, calculée à partir de son périodogramme. Le produit de la variation de volume et de F_R correspond effectivement à \dot{V}_E . Dans ce qui suit, des modèles de régression pour l'estimation de \dot{V}_E ont été développés avec ces deux caractéristiques extraites de chacune des quatre distances pour chaque segment temporel.

3.2.4.4 Régression et analyses statistiques

Un modèle ANN a été développé pour établir les relations non linéaires entre les variations des distances thoracoabdominales représentées par les caractéristiques et \dot{V}_E mesurée par la référence (spiromètre). La structure de l'ANN est composée de neurones organisés dans plusieurs couches de noeuds reliés entre eux par des arcs pondérés. La procédure d'apprentissage du modèle ANN est basée sur l'algorithme de rétropropagation d'erreur. C'est un algorithme d'optimisation qui consiste à ajuster les paramètres de l'ANN de façon à minimiser l'erreur. Nous avons utilisé une structure à trois couches (Figure 3.4) dont une couche d'entrée à 8 noeuds pour recevoir les 8 caractéristiques calculées par segment, une seconde couche cachée puis une 3^{ème} couche de sortie à un seul noeud pour générer la valeur cible \dot{V}_E . La fonction de transfert sigmoïd à tangente hyperbolique **transig** a été utilisée pour la couche cachée, et la fonction de transfert linéaire **purelin** pour la couche de sortie.

Le modèle ANN était entraîné en utilisant deux approches : une approche sujet spécifique (ANNsp) dans laquelle le modèle ANN était entraîné pour chaque sujet séparément. La performance de l'estimation était évaluée en utilisant 5 fold cross validation. La seconde approche ANN était une approche sujet indépendante (ANNid) dans laquelle le modèle ANN était entraîné en utilisant les données de tous les sujets à l'exception d'un seul sujet, celui qui sera ensuite utilisé pour tester le modèle. Ce processus était répété pour tous les sujets. Nous avons également comparé ANNsp au modèle linéaire (MLR) entraîné avec

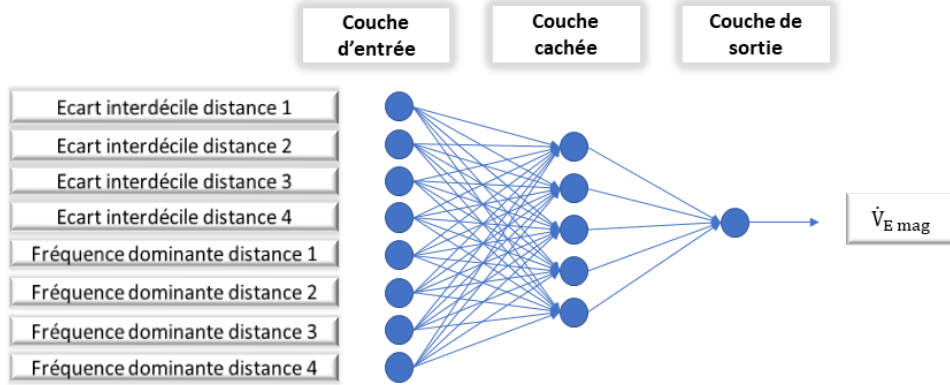


FIGURE 3.4 – Architecture du modèle ANN pour l'estimation de \dot{V}_E . \dot{V}_{Emag} : sortie du modèle ANN (\dot{V}_E estimée par PRM).

une approche sujet spécifique, telle que celle utilisée par Gastinger et al. (2010a). Les performances étaient évaluées en calculant l'erreur quadratique moyenne (RMSE) :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\dot{V}_{Emagi} - \dot{V}_{Esp_i})^2}$$

\dot{V}_{Emagi} et \dot{V}_{Esp_i} représentent respectivement \dot{V}_E estimée par le système PRM et celle mesurée par le spiromètre. N est le nombre total de segments temporels.

Nous avons également évalué la coïncidence entre \dot{V}_{Emag} et \dot{V}_{Esp} en traçant les valeurs de \dot{V}_{Emag} en fonction des valeurs de \dot{V}_{Esp} , et en calculant les coefficients de détermination et les différences moyennes (biais).

3.2.5 Résultats

3.2.5.1 Comparaison ANNsp et ANNid

La figure 3.5 présente les RMSE obtenues avec les deux approches d'apprentissage et de validation (ANNsp et ANNid) de l'ANN. Nos résultats montrent que les erreurs de l'ANNid sont plus élevées que celles de l'ANNsp. Les RMSE sont comprises entre 1.6 et 7.85 l/min pour l'ANNid, tandis que celles de l'ANNsp sont comprises entre 0.85 et 2.85 l/min . De plus, pour les deux approches ANN, les erreurs augmentent avec l'intensité de l'AP. Plus précisément, RMSE des activités de postures pour l'approche ANNsp

se situe entre 0.85 l/min et 1.05 l/min (respectivement pour les activités de posture naturelle et couchée avec métronome). Ces valeurs de RMSE sont plus faibles que celles de la marche (4 km/h) et de la course (12 km/h), qui se situent respectivement entre 1.52 l/min et 2.85 l/min .

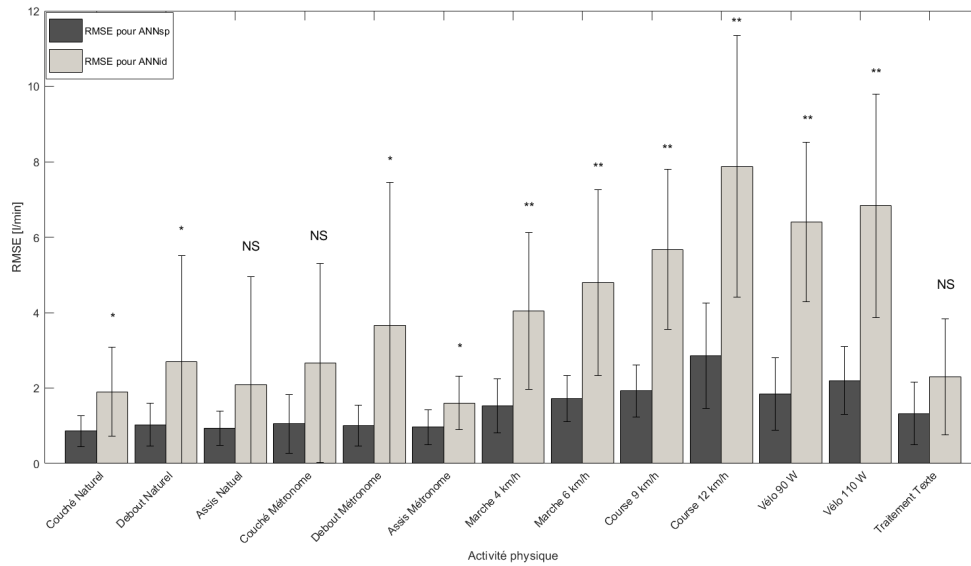


FIGURE 3.5 – Performance (RMSE) pour les deux approches ANN : Comparaison entre ANNsp et ANNid.

NS : non significativement différent : $p > 0.05$.

* : significativement différent : $p < 0.05$.

** : très significativement différent : $p < 0.01$.

Les valeurs moyennes de \dot{V}_E mesurées par le spiromètre ($\dot{V}_{E_{sp}}$) et estimées par le système PRM ($\dot{V}_{E_{mag}}$) sont illustrées dans la figure 3.6. Nos résultats montrent qu'il n'y a pas de différences significatives pour l'ensemble des activités avec l'ANNsp ($p > 0.05$). Pour l'ANNid, il n'y a pas de différences significatives pour les activités de postures naturelles (debout, couché, assis, travail sur ordinateur), et la marche à 4 km/h ($p > 0.05$), alors que les différences sont très significatives ($p < 0.01$) pour les AP (marche à 6 km/h , course et vélo).

Nous avons également calculé les différences moyennes (biais) entre $\dot{V}_{E_{sp}}$ et $\dot{V}_{E_{mag}}$ pour toutes les activités en utilisant les deux approches ANN (ANNsp et ANNid) (tableau 3.1). Nos résultats montrent que les biais sont faibles pour toutes les activités avec l'ANNsp. De plus, les biais avec l'ANNid ($0.36\text{-}4.78 \text{ l/min}$) sont significativement plus grands ($p < 0.01$).

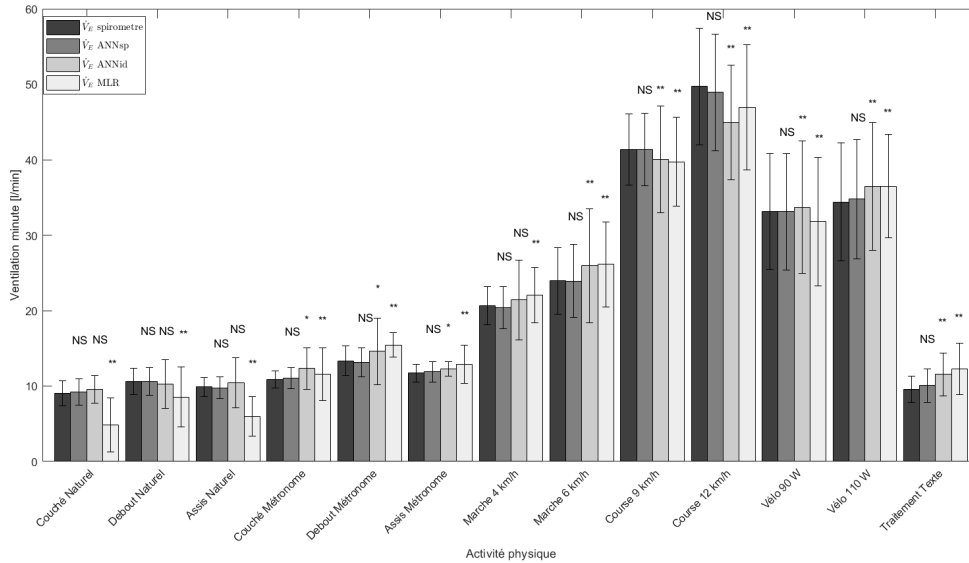


FIGURE 3.6 – Valeurs moyennes de \dot{V}_E en l/min mesurées par le spiromètre et estimées par PRM.

NS : non significativement différent entre $\dot{V}_{E_{sp}}$ et $\dot{V}_{E_{mag}}$: $p > 0.05$.

* : significativement différent entre $\dot{V}_{E_{sp}}$ et $\dot{V}_{E_{mag}}$: $p < 0.05$.

** : très significativement différent entre $\dot{V}_{E_{sp}}$ et $\dot{V}_{E_{mag}}$: $p < 0.01$.

que les biais avec l'ANNsp (0.02-0.78 l/min) sauf pour les activités de postures et le vélo à 90 W. En effet, les biais atteignent leur maximum avec les intensités plus élevées comme la course à 12 km/h pour les deux approches ANN : il est égal à 0.78 ± 3.00 et 4.78 ± 7.23 l/min pour ANNsp et ANNid respectivement.

Les valeurs de \dot{V}_E pour l'ensemble des activités de postures et AP sont regroupées dans la figure 3.7. Nous observons que les valeurs de $\dot{V}_{E_{mag}}$ sont fortement corrélées avec celle de $\dot{V}_{E_{sp}}$ pour l'ANNsp ($R^2 = 0.98$) (Figure 3.7a) par rapport à celles de l'ANNid ($R^2 = 0.84$) (Figure 3.7b).

3.2.5.2 Comparaison ANNsp et MLR

Nous avons comparé les RMSE entre ANNsp et MLR (Figure 3.8). Les RMSE de l'ANN (0.84 – 2.84 l/min) sont significativement plus faibles ($p < 0.05$) que celles du MLR (2.73 – 5.19 l/min). De plus, avec le modèle MLR, et pour toutes les activités, il y a une différence très significative ($p < 0.01$) entre les valeurs moyennes mesurées par le spiromètre ($\dot{V}_{E_{sp}}$), et celles estimées par le système PRM ($\dot{V}_{E_{mag}}$), comme le montre la figure 3.6. En outre, les biais de l'ANNsp (0.03 – 0.78 l/min) sont significativement plus

Activité	Biais ANNsp (<i>l/min</i>)	Biais ANNid (<i>l/min</i>)	Biais MLR (<i>l/min</i>)
Couché Naturel	-0.20 ± 0.87	-0.55 ± 2.13 <i>NS</i>	4.17 ± 2.61 ##
Debout Naturel	0.03 ± 1.13	0.36 ± 3.82 <i>NS</i>	2.08 ± 3.99 ##
Assis Naturel	0.10 ± 0.99	-0.53 ± 3.69 <i>NS</i>	3.89 ± 2.13 ##
Couché Métronome	-0.21 ± 1.10	-1.46 ± 3.11 **	-0.73 ± 3.19 ##
Debout Métronome	-0.19 ± 0.98	-1.23 ± 5.28 **	-2.09 ± 2.05 ##
Assis Métronome	-0.17 ± 1.00	-0.57 ± 1.68 **	-1.15 ± 2.79 ##
Traitement Texte	-0.49 ± 1.34	-1.98 ± 2.07 **	-2.70 ± 2.92 ##
Marche 4 km/h	0.22 ± 1.61	-0.76 ± 4.41 **	-1.42 ± 2.76 ##
Marche 6 km/h	0.04 ± 1.76	-2.00 ± 4.98 **	-2.21 ± 3.32 ##
Course 9 km/h	-0.03 ± 2.03	1.32 ± 5.63 **	1.60 ± 4.23 ##
Course 12 km/h	0.78 ± 3.00	4.78 ± 7.23 **	2.77 ± 4.89 ##
Vélo 90W	0.02 ± 2.23	-0.55 ± 6.75 <i>NS</i>	1.33 ± 4.51 ##
Vélo 110 W	-0.38 ± 2.47	-2.07 ± 7.21 **	-2.12 ± 4.84 ##

TABLE 3.1 – Différences moyennes entre \dot{V}_{Esp} et \dot{V}_{Emag} .
NS : pas de différence significative entre le biais de ANNsp et celui de l’ANNid ($p > 0.05$).
**** : différence significative entre le biais de ANNsp et celui de l’ANNid ($p < 0.01$).
: différence très significative entre ANNsp et MLR.

faibles ($p < 0.01$) que ceux du modèle MLR (1.15 – 4.17 *l/min*) pour toutes les activités (Tableau 3.1). La figure 3.7 (a et c) montre que l’ANNsp est aussi mieux corrélé avec le spiromètre ($R^2 = 0.98$) que le MLR ($R^2 = 0.91$). Et enfin, les disparités par rapport à la ligne d’identité, et donc les erreurs, sont plus importantes lorsque l’intensité de l’AP est plus élevée.

3.2.5.3 Optimisation de l’ANN

Les résultats de la figure 3.9 montrent que le nombre optimal de noeuds dans la couche cachée du modèle ANN était de 10 et que celui du nombre de couche cachée était de 1 pour toutes les catégories d’activité. De plus, l’augmentation du nombre de noeuds dans la couche cachée et du nombre de couches ne contribuent pas davantage à diminuer RMSE. Au contraire, des résultats moins satisfaisants peuvent être obtenus en ajoutant encore plus de noeuds et de couches, entraînant un surapprentissage du modèle.

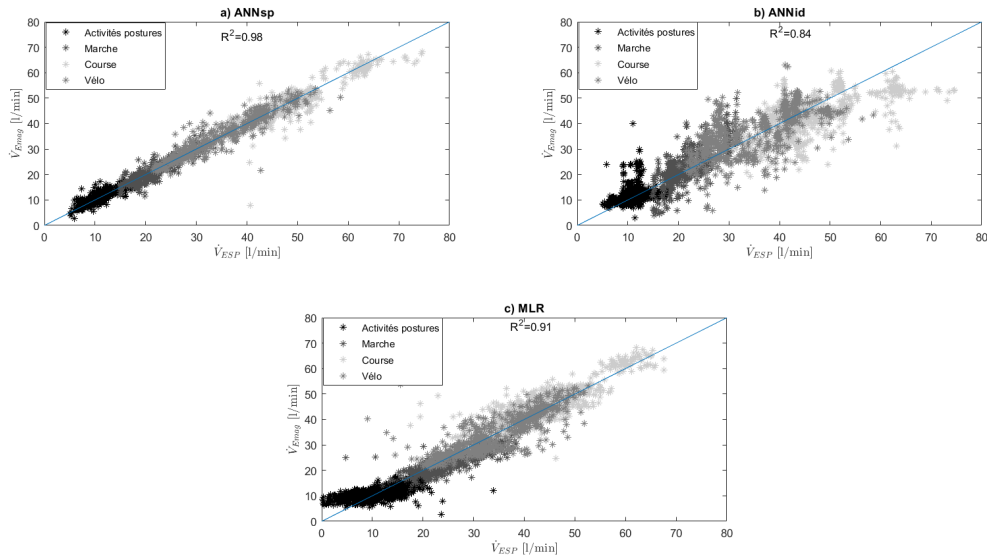


FIGURE 3.7 – L’ensemble des valeurs de \dot{V}_E mesurées par le spiromètre et estimées par le système PRM pour les activités de postures et les AP.

3.2.6 Discussion

L’objectif de cette étude était d’évaluer la performance de l’estimation de \dot{V}_E avec un système PRM, en appliquant un nouvel algorithme basé sur des caractéristiques par cycle respiratoire pendant différents types d’AP, inspiré des études de Dumond et al. (2017) et Liu et al. (2012a). Gastinger et al. (2010a) ont déjà validé le système PRM pour estimer \dot{V}_E pendant des activités de repos et de marche avec une méthode de régression linéaire. Dans notre étude, PRM a été validée pour estimer \dot{V}_E pour plusieurs activités de postures et des AP de la vie quotidienne : assis, debout, couché, marche, course et vélo. La taille réduite et le poids léger de notre système PRM sont les principaux avantages qui font de ce système une alternative intéressante aux spiromètres dans les conditions ambulatoires. Notre méthode ANNsp n’a montré aucune différence significative par rapport au système de référence (\dot{V}_{Esp}), en termes de RMSE et de biais, et ce pour toutes les activités : assis, debout, couché, marche, course et vélo. Nous avons donc prouvé la validité de notre système PRM dans l’estimation de \dot{V}_E pour les activités d’intensité légère à modérée. D’autre part, des différences significatives existent entre \dot{V}_{Esp} et \dot{V}_{Emag} en utilisant le modèle ANNid ou MLR. L’ANNsp a obtenu des meilleurs résultats ($R^2 = 0.98$) par rapport aux modèles MLR ($R^2 = 0.91$) et ANNid ($R^2 = 0.84$). Les résultats de notre étude sont en accord avec plusieurs études antérieures dans la littérature dans des contextes simi-

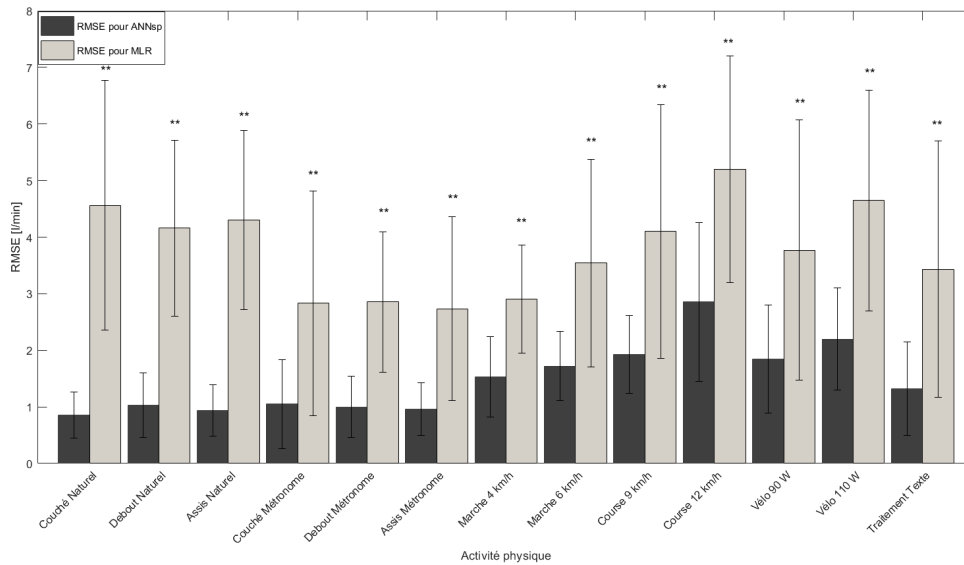


FIGURE 3.8 – RMSE pour les deux modèles ANN et MLR.

lares. L'ANN a été évalué par Lin et al. (2012b) et Nyhan et al. (2014) pour estimer \dot{V}_E chez des sujets sains. Ces deux études indiquent que l'ANN présentait une meilleure performance par rapport à un modèle linéaire partiel (PLS). Lin et al. (2012b) repportaient une différence moyenne de 0.9% entre \dot{V}_E mesurée par le pneumotachographe et celle estimée par l'ANN, contre 7.1% pour le modèle PLS. De même, Nyhan et al. (2014) ont montré un pourcentage d'erreur moyenne plus faible pour \dot{V}_E avec le modèle ANN (2.4%) par rapport au modèle PLS (5%). Raoufy et al. (2013) ont comparé deux modèles non linéaires pour l'estimation du volume respiratoire à partir des variations des distances thoracoabdominales : l'ANN et le système adaptatif d'inférence neuro-fuzzy vs MLR. Ces auteurs ont montré que les deux modèles non linéaires estimaient les variations de \dot{V}_E significativement ($p < 0.05$) mieux que les méthodes linéaires. Récemment, Dumond et al. (2017) ont aussi comparé le MLR et l'ANN dans l'estimation du volume respiratoire. Ils ont montré que l'ANN était significativement plus performant que le MLR : les biais (entre le spiromètre et le PRM) étaient plus élevés avec MLR ($0.0019 \pm 0.14 L$) qu'avec l'ANN ($0.0015 \pm 0.15 L$). En effet, les séries temporelles physiologiques obtenues à partir du système cardiopulmonaire sont non stationnaires (Suki et al. 2003; Zhang and Bruce 2000), et souvent associées à des interactions thoracoabdominales complexes, notamment lorsque les mouvements respiratoires sont irréguliers (Smith and Mead 1986; Poole et al. 2000; Dumond et al. 2017). Par conséquent, un modèle adapté à ce type de non linéarité serait plus utile.

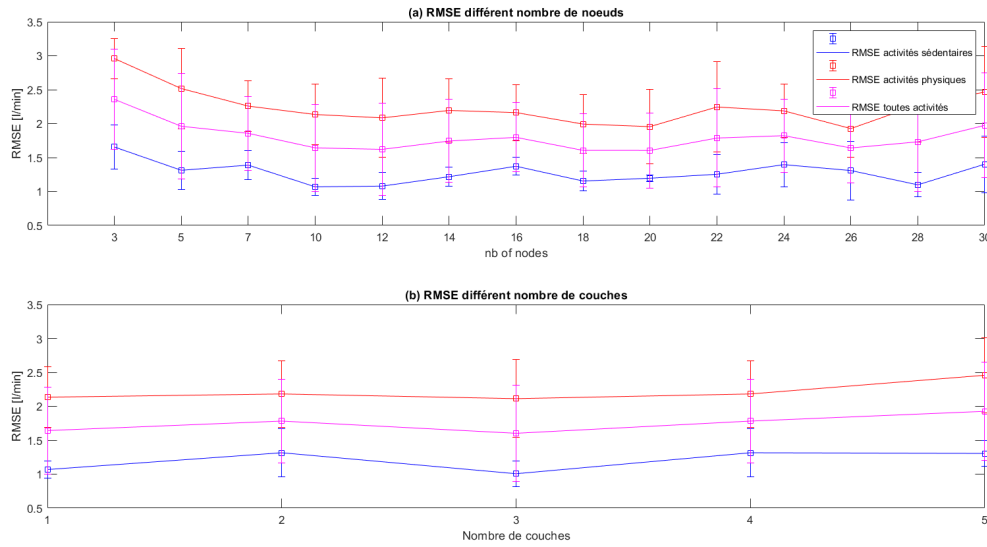


FIGURE 3.9 – RMSE en fonction du nombre de noeud dans la couche cachée et le nombre de couches.

En outre, la comparaison des RMSE et des biais entre les deux approches de ANN (ANNsp vs ANNid) a montré que l’approche sujet spécifique (ANNsp) était plus performante que l’approche sujet indépendant (ANNid). Ce résultat est principalement dû à la variabilité interindividuelle : la relation non linéaire entre les déformations et la variation du volume varie d’un sujet à l’autre. La réponse ventilatoire diffère également d’un sujet à l’autre en raison des différences de propriétés élastiques du système respiratoire, qui dépendent de la taille et la morphologie des sujets (Pinna et al. 2006; Chowdhuri and Badr 2017). Ainsi, une approche sujet spécifique est plus adaptée pour l’estimation de \dot{V}_E afin de maximiser la performance de l’estimation. Ces résultats sont étroitement liés à d’autres études, telles que Liu et al. (2012a). Gastinger et al. (2010a) ont également suggéré que des relations individuelles doivent être développées pour chaque sujet afin de mieux estimer \dot{V}_E avec le système PRM.

Enfin, quel que soit le modèle utilisé, il semble que les erreurs d’estimation augmentent avec l’intensité de l’AP. Ces résultats étaient attendus en raison de la gamme plus importante de \dot{V}_E lors d’exercices d’intensités plus élevées. De plus, au cours d’une AP intense, des mouvements plus importants sans être nécessairement liés à la respiration se produisent (Saunders et al. 2004; Dumond et al. 2017). Ces mouvements contribuent à l’augmentation des erreurs d’estimation.

3.3 Conclusion

Nous avons proposé un nouvel algorithme basé sur des caractéristiques liées à la respiration par cycle pour estimer \dot{V}_E à partir de PRM pendant des AP d'intensité légère à modérée. La combinaison d'un modèle non linéaire (ANN) avec une approche sujet spécifique s'avère plus efficace que l'approche avec une régression linéaire (MLR). Les résultats de cette étude ont montré la validité des distances thoracoabdominales mesurées par le système PRM pour estimer \dot{V}_E pendant différentes activités de postures et différentes AP. Compte tenu de la relation qui existe entre \dot{V}_E et DE, nous étudierons, dans le chapitre suivant, la validité de PRM à estimer DE. Nous utiliserons pour ce faire une nouvelle base de données issue d'un nouveau protocole expérimental au cours duquel plusieurs capteurs seront utilisés et au cours duquel également les intensités d'exercices seront de faibles à très élevées, particulièrement au cours du test maximal à charge croissante.

ESTIMATION DE LA DÉPENSE ÉNERGÉTIQUE À L'AIDE DE PRM

4.1 Introduction

La pratique régulière d'une AP est primordiale pour la santé. Elle joue un rôle essentiel dans la prévention et le traitement des maladies cardiovasculaires, le diabète, l'obésité et plusieurs types de cancers (Rhodes et al. 2017; Warburton and Bredin 2017). Par conséquent, la quantification de l'AP présente un intérêt majeur dans les études épidémiologiques et en physiologie afin d'examiner la relation et les effets de l'AP sur la santé. La quantification de l'AP consiste à reconnaître le type d'AP réalisée et à mesurer ou estimer la DE associée.

Plusieurs outils existent pour mesurer ou estimer DE. Les méthodes de références telles que la calorimétrie directe, la calorimétrie indirecte, et l'eau doublement marquée apportent les mesures les plus précises de DE. Néanmoins, l'utilisation de ces méthodes est limitée en raison de l'équipement spécifique et de l'expertise humaine qu'elles requièrent, ainsi que de leur coût élevé (Hills et al. 2014). Pour pallier ces difficultés, les chercheurs ont tenté de développer des appareils portables moins coûteux et plus légers pour estimer DE. Les capteurs de mouvement (accéléromètres) sont fréquemment utilisés dans la littérature pour quantifier à la fois l'AP et DE (Altini et al. 2015; O'Driscoll et al. 2020). Cependant, l'utilisation d'un seul accéléromètre s'avère peu efficace pour les activités impliquant des mouvements du haut ou du bas du corps (Freedson et al. 2005). Par conséquent, d'autres études ont utilisé plusieurs accéléromètres positionnés aux différentes parties du corps (Altini et al. 2015), en augmentant non seulement la complexité de l'estimation mais aussi les contraintes physiques pour les porter. Un autre problème lié à l'accéléromètre est que la charge de travail des activités reste difficile à quantifier. Les variables physiologiques, telle que FC, sont également intégrées pour estimer DE (Brage et al. 2015). Toutefois, le tâche est complexe et nécessite une calibration individuelle. De plus, FC est influencée

par certains facteurs non liés à la respiration tels que le stress, l'émotion, la température, etc. (Gastinger et al. 2010b).

Durnin and Edwards (1955) ; Ford and Hellerstein (1959) ont montré que \dot{V}_E peut aussi être utilisée comme un indicateur de DE. Les développements technologiques récents qui permettent d'estimer \dot{V}_E à partir des capteurs portables ont encouragé les chercheurs à utiliser ce paramètre physiologique pour estimer DE (Houssein et al. 2019). Parmi ces technologies, le système PRM a été validé comme une méthode fiable d'estimation de \dot{V}_E (Houssein et al. 2021). L'étude de Gastinger et al. (2011) est la première à avoir utilisé le système PRM pour estimer DE. Cependant, dans cette étude, une calibration individuelle était nécessaire pour chaque sujet et pour chaque activité afin d'estimer DE. De plus, les auteurs ont évalué la performance du système PRM au cours d'une série limitée d'activités d'intensité faible à modérée, y compris des activités de sédentarité et de marche.

Il y a plusieurs méthodes dans la littérature pour estimer DE à partir des appareils portables. Les premières utilisent un modèle de régression simple (Rothney et al. 2007; Trost et al. 2012). Ces méthodes consistent à adapter les paramètres d'un seul modèle de régression pour l'ensemble de la base de données, quelle que soit l'activité réalisée. Néanmoins, elles présentent des limites, en particulier pour les activités d'intensités très variées (Crouter et al. 2006a; Bonomi et al. 2009). Pour surmonter ce problème, une approche activité spécifique est développée, dans laquelle une étape de reconnaissance d'AP précède celle de l'estimation de DE. On peut distinguer plusieurs déclinaisons pour cette approche. La première méthode est basée sur le compendium d'AP. Une fois que le type d'activité est reconnu, une valeur unique de DE est attribuée en fonction du compendium des AP (Bonomi et al. 2009; Albinali et al. 2010). Toutefois, les AP sont souvent pratiquées à différents niveaux d'intensités. Par conséquent, différentes valeurs de DE pourraient être associées à une même activité, ce qui augmenterait l'erreur de l'estimation (Altini et al. 2012). La seconde méthode, consiste à regrouper les activités dans des groupes en fonction d'un certain critère, par exemple, le type (Sazonova et al. 2011; Altini et al. 2015), ou bien le niveau d'intensité (Cvetkovic et al. 2015; Liu et al. 2012c; Lin et al. 2012b). Puis un modèle de régression spécifique par groupe est appris afin d'estimer DE. Les méthodes activités spécifiques, notamment celles basées sur plusieurs modèles de régression, ont prouvé leur efficacité par rapport aux autres approches (Kate et al. 2016; Altini et al. 2015). Différents algorithmes d'apprentissage automatique sont validés pour identifier le type d'AP et estimer DE, tels que ANN, SVM, l'arbre de décision, et la forêt aléatoire (Kate et al. 2016; Ahmadi et al. 2020). Parmi eux, le modèle ANN est le plus utilisé.

Le principal objectif de notre travail était donc d'évaluer la capacité du système PRM à estimer DE au cours de différentes activités d'intensités faibles à élevées, couplé avec un algorithme d'apprentissage automatique sans avoir recours à une calibration individuelle. Au cours de cette étude, nous comparons également la performance du PRM dans l'estimation de DE à celle de capteurs plus fréquemment utilisés dans la littérature tels que les cardiofréquencemètres et les accéléromètres. De plus, compte tenu des études importantes qui ont montré que la reconnaissance de l'activité améliore souvent la performance de l'estimation de DE, nous cherchons à améliorer la performance de l'estimation avec une approche activité spécifique en la comparant à celle d'un modèle de régression simple. Nous évaluons également la performance de la reconnaissance d'AP à l'aide d'un modèle ANN. Enfin, nous testons le système PRM pour estimer DE à travers un test maximal à charge croissante pour maximiser une large plage d'intensités.

4.2 Matériels et Méthodes

4.2.1 Sujets

Cette étude a été approuvée par le comité de protection des personnes Ile de France1 (Ref : CPPIDF1-2019-ND25 cat2). Quinze sujets sains (10 hommes et 5 femmes) âgés de 23.84 ± 4.36 ans ont volontairement participé à cette étude (taille 175.42 ± 6.77 cm, poids 66.63 ± 9.83 kg, indice de masse corporelle 21.56 ± 2.19 kg/m²). Aucun des sujets ne souffrait de maladie pulmonaire ou cardiaque. Après une explication détaillée du protocole, tous les sujets ont donné leur consentement éclairé.

4.2.2 Protocole expérimental

Les sujets ont participé à deux sessions d'activités réparties sur deux jours. L'ordre de passage de ces sessions était randomisé. La première était consacrée à la réalisation d'AP et d'activités sédentaires. La deuxième session était consacrée à la réalisation d'un test maximal à charge croissante. La figure 4.1 présente le protocole expérimental détaillé. Pendant les deux sessions, les sujets étaient équipés d'un cardiofréquencemètre, d'un accéléromètre, d'un système PRM et d'un masque facial. Toutes ces activités étaient réalisées au sein du laboratoire M2S dans des conditions standardisées. Les AP choisies permettaient de couvrir les activités les plus fréquemment réalisées dans la vie quotidienne avec un large éventail d'intensités.

4.2.2.1 Activités physiques et sédentaires

Pendant cette session, chaque sujet réalisait trois activités sédentaires successives : Assis, debout, couché, chacune d'une durée de 6 min séparée par un repos de 1 min. Ensuite, chaque sujet réalisait trois AP avec deux intensités différentes : Marche à 4 et 6 km/h, Course à 9 et 12 km/h, Vélo 90 et 110 W. La durée de chaque AP était de 6 min, avec un repos de 3 min entre deux AP. La durée de repos était choisie pour assurer une bonne récupération des sujets et pour permettre à DE de retourner à sa valeur de repos. L'ensemble des activités de marche et de course étaient réalisées sur un tapis roulant. Les activités de vélo étaient réalisées sur une bicyclette ergométrique. L'ordre de passage des activités était choisi de façon à réaliser d'abord les activités d'intensités les moins élevées puis les activités d'intensités les plus élevées.

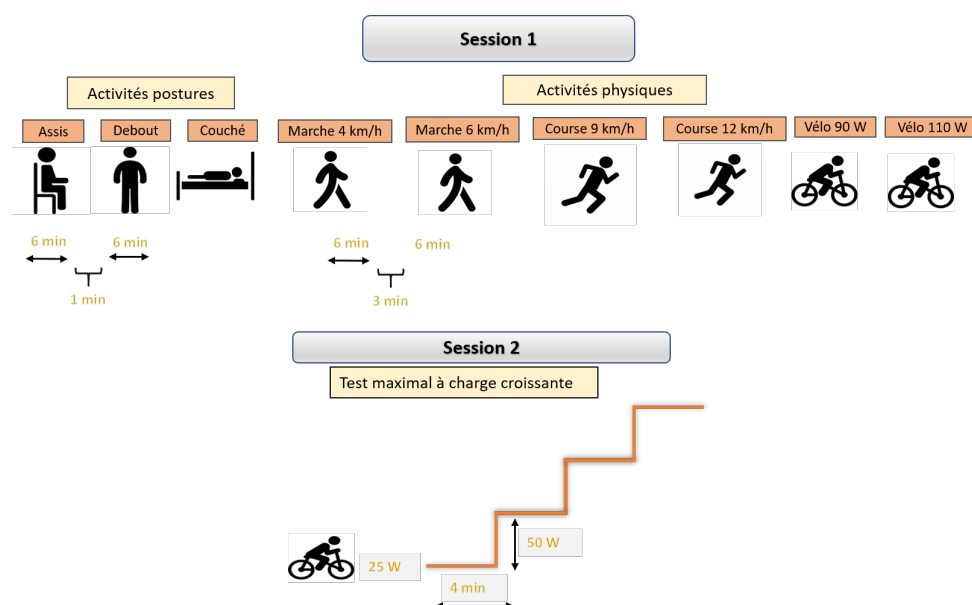


FIGURE 4.1 – Protocole expérimental.

4.2.2.2 Test maximal à charge croissante

Au cours de ce test, le sujet commençait à pédaler à une puissance de 25 W puis l'intensité augmentait de 50 W toutes les 4 min jusqu'à l'épuisement du sujet. Pendant toute la durée du test le sujet était encouragé verbalement à poursuivre son effort. Il était admis que les sujets atteignaient leur $\dot{V}O_{2max}$ lorsque trois des critères suivants, ou plus, étaient observés : atteinte d'un plateau de $\dot{V}O_2$ malgré l'augmentation de la puissance (variation de $\dot{V}O_2 < 150 \text{ ml/min}$), un quotient respiratoire final supérieur à

Capteurs	Position	Paramètres mesurés	Fréquence d'échantillonnage	Logiciel
PRM	Positions antérieures et postérieures du sternum et du nombril	Distances antéro-postérieures de la cage thoracique et de l'abdomen, distances longitudinales de la cage thoracique et de la colonne vertébrale	15 Hz	Apios
Accéléromètre (ActiGraph wGT3x+)	Hanche	Accélération	30 Hz	ActiLife
Cardiofréquence-mètre (Polar RS800CX)	Poitrine	Fréquence cardiaque	1 Hz	Polar Pro-Trainer
Système d'échange gazeux (Ultima CardioO2)	Masque faciale	Fréquence respiratoire Dépense énergétique	cycle par cycle	Cardiorespiratory diagnostic

TABLE 4.1 – Les principales caractéristiques des capteurs utilisés.

1.1, un épuisement visible du sujet et une valeur de FC en fin d'exercice proche de la valeur maximale (FC_{max}).

4.2.3 Matériels

Au cours des expérimentations, les sujets étaient équipés d'un PRM, d'un cardiofréquence-mètre (Polar), d'un accéléromètre triaxial (ActiGraph) et d'un masque facial. Un système d'échange gazeux (Ultima CardioO2) permettait de mesurer FR et DE en cycle par cycle, et de les visualiser en temps réel. Le tableau 4.1 résume les principales caractéristiques des capteurs utilisés dans notre étude.

4.2.3.1 Accéléromètre

L'accéléromètre ActiGraph (Figure 4.2) est parmi les moniteurs d'activité les plus utilisés pour la quantification de l'AP (Crouter et al. 2006a). Il s'agit d'un accéléromètre triaxial (ActiGraph wGT3X+) d'une dimension de $46 \times 33 \times 15$ mm et d'un poids d'environ 19 g. Il mesure l'accélération selon trois axes : vertical, antéropostérieur et médiolatéral.

Les données sont enregistrées avec une fréquence d'échantillonnage allant de 30 à 100 Hz . Avant le début des expérimentations, l'accéléromètre était initialisé à l'aide du logiciel ActiLife. La fréquence d'échantillonnage peut être sélectionnée. Dans notre étude, nous avons choisi une fréquence de 30 Hz . Les données étaient stockées dans une mémoire non volatile et ensuite téléchargées via un câble USB vers un ordinateur en utilisant le logiciel ActiLife. L'ActiGraph utilise une batterie au lithium rechargeable, avec une autonomie en fonction de la fréquence d'échantillonnage sélectionnée, soit entre 22.5 et 11.5 jours. Sa capacité de mémoire est comprise entre 42.5 et 12.5 jours. L'accéléromètre était placé au niveau de la hanche, dans une pochette en tissu avec fermeture Velcro.



FIGURE 4.2 – Accéléromètre (ActiGraph).

4.2.3.2 Cardiofréquencemètre

FC était enregistrée d'une façon continue durant les deux sessions d'activités à l'aide d'un cardiofréquencemètre Polar RS800CX (Figure 4.3). Le cardiofréquencemètre est composé d'un émetteur Polar WearLink+ W.I.N.D et d'une montre bracelet. L'émetteur est constitué d'un émetteur détachable et d'une ceinture thoracique placée autour de la poitrine. Il recueille et transmet le signal de FC vers la montre bracelet. La montre bracelet enregistre les données de FC avec une fréquence d'échantillonnage de 1 Hz . Sa capacité d'enregistrement est environ de 31 h . FC peut être exprimée en battements par minute, ou en % du maximum ou de FC de réserve. Le logiciel ProTrainer permet de visualiser et de transférer les données vers un ordinateur via USB IrDA.



FIGURE 4.3 – Cardiofréquencemètre (Polar RS800CX).

4.2.4 Traitement des données

Les signaux acquis des différents capteurs sont d'abord traités avant d'être utilisés pour l'estimation de DE. La figure 4.4 montre les différentes étapes de traitement de ces données.

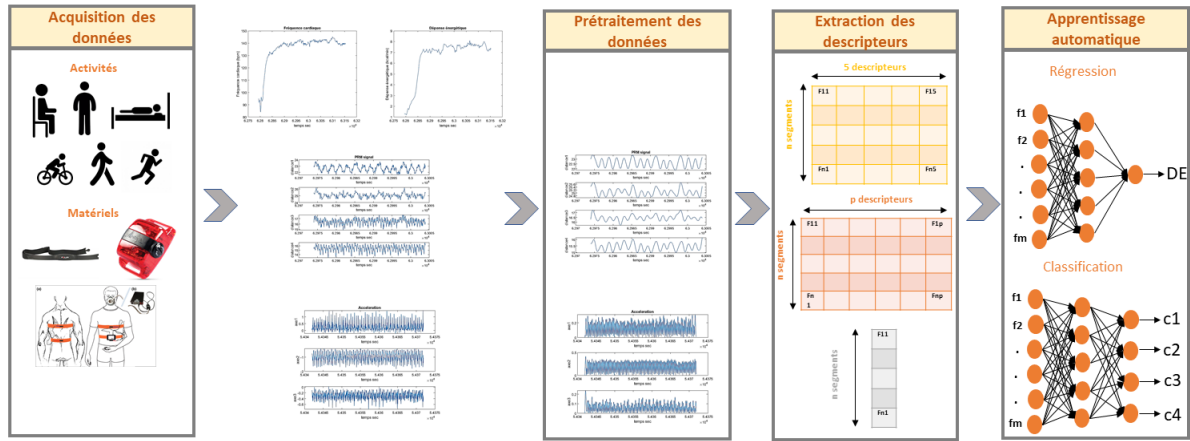


FIGURE 4.4 – Différents étapes de traitement des données.

4.2.4.1 Prétraitement des données

Les signaux du système PRM sont souvent perturbés par plusieurs types de bruit tels que les mouvements du sujet et les artefacts. En effet, les ceintures du système PRM glissaient, surtout au cours des AP intenses réalisées sur le tapis roulant, ce qui induisait des artefacts. Les signaux PRM étaient donc d'abord filtrés par un filtre passe-bas pour estimer FR. La fréquence de coupure (f_c) était choisie en fonction de l'intensité de l'activité et par conséquent en fonction de FC mesurée puisque FR augmente avec l'augmentation de l'intensité de l'activité.

$$f_c = 0.4 \text{ Hz si } FC < 90 \text{ bpm}$$

$$f_c = 0.8 \text{ Hz si } 90 < FC < 170 \text{ bpm}$$

$$f_c = 1.1 \text{ Hz si } FC > 170 \text{ bpm}$$

Quant aux données de l'accéléromètre, elles étaient filtrées par un filtre passe-bande

de Butterworth du 4^{ème} ordre avec une bande-passante de $0.25 - 2.5 \text{ Hz}$ pour réduire les bruits et les signaux indésirables situés en dehors de la bande de fréquence liée aux activités physiques.

4.2.4.2 Extraction des descripteurs

Pour augmenter l'efficacité de l'apprentissage dans l'estimation de DE, les données brutes étaient transformées dans un espace de représentation approprié (les descripteurs). Pour cela, nous avons segmenté les données à l'aide d'une fenêtre glissante de 30 sec , pour assurer un bon compromis entre la performance et le délai de l'estimation. Ensuite, des descripteurs des signaux PRM, de l'accéléromètre et de Polar Heart rate étaient calculés pour chaque segment.

4.2.4.2.1 Descripteurs du système PRM

Deux paramètres directement liés à \dot{V}_E étaient calculés à partir des signaux du système PRM. Le premier était l'écart interdécile des signaux du système PRM qui reflète les variations du volume thoraco-abdominal pour chaque segment. Ce rapport correspond à la différence entre les 90^{ème} et 10^{ème} percentiles du signal dans chaque segment temporel. Le second paramètre était FR estimée à partir des signaux du système PRM. Le produit de la variation de volume et de FR correspond à \dot{V}_E qui est prouvé comme un indice d'estimation de DE.

Pour estimer FR à partir du système PRM, nous avons adopté une approche temporelle. En effet, la fréquence d'échantillonnage des signaux PRM est faible ce qui ne permet pas d'obtenir une estimation précise de FR avec une approche fréquentielle (ex : transformée de Fourier, périodogramme). L'approche temporelle proposée consistait d'abord à détecter les cycles respiratoires en appliquant un algorithme pour détecter les pics (maximaux et minimaux locaux) des signaux par seuillage adaptatif (Figure 4.5). Ensuite, un indice de qualité était calculé pour chaque signal du système PRM dans le but d'identifier le canal ayant la meilleure qualité. Cet indice permet d'évaluer la régularité des cycles respiratoires et la périodicité du signal. Il correspond à la somme des coefficients de variation des pics maximaux et minimaux. Le coefficient de variation des pics maximaux ou minimaux était défini comme le rapport entre l'écart type et la moyenne de la différence entre deux pics consécutifs dans un segment temporel. Un indice faible correspond à une meilleure périodicité et donc des cycles respiratoires plus réguliers. Il était par conséquent choisi pour estimer FR. FR pour un segment temporel est l'inverse de la période respiratoire. La

période respiratoire d'un segment temporel était calculée en moyennant la période pour l'ensemble des cycles respiratoires constituant le segment temporel, i.e., en calculant la moyenne de la durée séparant deux pics maximaux consécutifs :

$$CV_{max} = \frac{SD(T_{max})}{\bar{T}_{max}}$$

$$\bar{T}_{max} = \frac{\sum_{i=1}^{N-1} T_{maxi}}{N}$$

CV_{max} représente le coefficient de variation des pics maximaux, T_{max} : vecteur de la durée qui sépare deux pics maximaux consécutifs dans un segment temporel, \bar{T}_{max} : moyenne de la durée qui sépare deux pics maximaux consécutifs dans un segment, SD : écart type et N : nombre de pics maximaux.

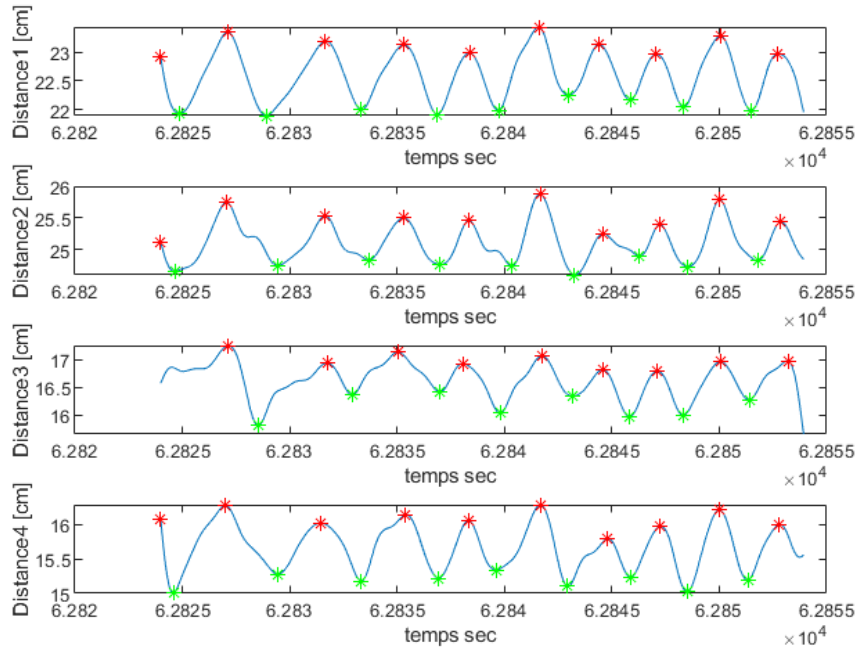


FIGURE 4.5 – Exemple de détection des cycles respiratoires des signaux PRM.

4.2.4.2.2 Descripteurs d'accéléromètre

Pour la régression, nous avons calculé le count d'activité pour chaque axe à partir des données filtrées de l'accéléromètre. Ce count correspond à la somme des valeurs de l'accélération de l'axe considéré dans un segment temporel. Ainsi, nous avons calculé le count du vecteur magnitude qui correspond à la racine carrée de la somme des carrés des

counts de l'accélération des trois axes. Ces descripteurs donnent une indication sur le niveau d'intensité de l'AP. Pour la classification, les descripteurs extraits de l'accéléromètre étaient : la moyenne, l'écart type, le percentile 10, 25, 50, 75, 90, et l'interquartile pour chaque axe d'accéléromètre et pour le vecteur magnitude du signal. Le vecteur magnitude était calculé à partir des trois axes de l'accéléromètre :

$$VM = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N \sqrt{x(i)^2 + y(i)^2 + z(i)^2} \right)$$

$x(i)$, $y(i)$ et $z(i)$ correspond aux valeurs de l'accélération des trois axes respectivement x, y et z, pour chaque instant i.

4.2.4.2.3 Descripteurs de cardiofréquencemètre

La fréquence d'échantillonnage était faible ce qui ne permettait pas de calculer des descripteurs complexes. On a donc limité les descripteurs au calcul de la moyenne de FC pour chaque segment temporel.

4.2.4.3 Régression et analyse statistique

Dans un premier temps, un modèle de régression non linéaire (ANN) a été développé pour chacun des capteurs considérés séparément puis en combinant le système PRM et FC pour établir les relations entre DE et les descripteurs respectifs. Le réseau de neurones implémenté dans notre étude était un perceptron multicouche composé de trois couches, une couche d'entrée, une couche de sortie et une couche cachée. Les neurones d'entrée et les neurones de sortie étaient reliés par des connexions pondérées. Le nombre de neurones de la couche d'entrée correspondait au nombre des descripteurs. La couche de sortie était formée d'un seul neurone qui correspondait à DE prédite. La couche cachée était formée de 10 neurones. Une fonction de transfert sigmoïde $f(v) = 1/(1 + \exp(-v))$ était utilisée pour établir la connexion entre les différentes couches. L'apprentissage se faisait en utilisant l'algorithme de rétropropagation de l'erreur. C'est un algorithme de la descente de gradient itératif qui consiste à ajuster les poids du réseau de neurones de manière à minimiser l'erreur quadratique moyenne entre la valeur de DE estimée et la valeur de DE mesurée. Pour tous les modèles, une validation leave-one-out subject était utilisée. Avec cette validation, un modèle était entraîné avec les données de tous les sujets à l'exception de celles du sujet utilisé pour le test du modèle.

Afin de montrer l'intérêt de l'individualisation des modèles pour l'estimation de DE, nous

avons comparé l'approche leave one out subject à deux autres approches de validation : 1) une approche sujet spécifique pour laquelle un modèle ANN était entraîné à partir des données spécifiques de chaque sujet, la validation se faisait alors par 5 fold cross validation, et 2) une approche 10 fold cross validation pour laquelle l'ensemble des données était divisé aléatoirement en 10 sous-ensembles de taille égale. A chaque itération le modèle était entraîné avec 9 sous-ensembles et le sous-ensemble restant était utilisé pour tester le modèle.

Pour montrer l'effet du modèle de régression sur la performance de l'estimation, nous avons comparé le modèle de régression ANN au modèle SVM. Le modèle SVM était un modèle non-linéaire dans lequel les données étaient projetées dans un espace de représentation plus grand en utilisant une fonction de noyau afin de chercher une fonction linéaire qui estimait DE avec un minimum d'erreur. La fonction de noyau utilisée dans notre étude était une fonction polynomiale de type 2.

Dans le but d'améliorer la performance de l'estimation de DE à partir de PRM, nous avons ensuite adopté une approche activité spécifique. Pour cela, les activités réalisées au cours de la première session de l'expérimentation étaient divisées en 4 groupes selon le type d'activité réalisée. Un groupe sédentaire avec les activités : assis, debout, couché. Un groupe marche avec les activités Marche à 4 et 6 *km/h*. Un groupe course avec les activités course à 9 et 12 *km/h*, et un groupe vélo avec les activités vélo à 90 et 110 *W*. Ensuite, un modèle de régression ANN était développé pour chaque groupe d'activité. La validation du modèle se faisait par leave one out subject. Cette approche était comparée par la suite à l'approche de régression simple utilisant un seul modèle de régression appris sur l'ensemble des données. Pour cela, nous avons développé un modèle de classification des AP en utilisant un modèle ANN entraîné à partir des descripteurs de l'accéléromètre et du cardiofréquencemètre, afin d'identifier les 4 catégories d'activités suivantes : sédentaires, marche, course, vélo. La validation se fait par leave one out subject.

L'évaluation de la performance de l'estimation de DE était effectuée en comparant DE estimée par chaque modèle à celle mesurée par le système de mesure des échanges gazeux considéré comme une valeur de référence. Des graphiques présentant DE estimée en fonction de DE mesurée ont été tracés avec leur droite de régression associée. Ainsi, les paramètres les plus couramment utilisés pour la validation des modèles étaient calculés :

- La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) définie par :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (DE_i - DE_{magi})^2}$$

-Le coefficient de détermination (R^2) défini par :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (DE_i - DE_{magi}^2)}{\sum_{i=1}^N (DE_i - \overline{DE})^2}$$

N représente le nombre de données, DE_{magi} est la ième mesure de DE estimée, DE_i est la ième mesure de DE mesurée et \overline{DE} est la moyenne des valeurs de DE mesurée.

Pour comparer deux ou plusieurs modèles d'estimation, nous avons utilisé un test de comparaison multiple ANOVA. Un $p < 0.05$ était considéré comme significatif.

Pour mesurer la performance de classification du modèle ANN, l'accuracy était calculé. C'est l'une des mesures les plus simples pour calculer la performance de classification d'un modèle. Elle est définie par la proportion d'observations correctement prédites parmi le nombre total d'observations. De plus, les paramètres suivants étaient calculés à partir de la matrice de confusion.

- La précision : C'est la proportion du nombre d'observations correctement attribuées à une classe sur le nombre total d'observations attribuées à cette classe.

- Rappel : C'est la proportion du nombre d'observations correctement attribuées à une classe sur le nombre d'observations appartenant à cette classe.

- Fscore : C'est un compromis entre la précision et le rappel, défini comme leur moyenne harmonique.

$$Fscore = \frac{2(Précision \times Rappel)}{Précision + Rappel}$$

4.3 Résultats

4.3.1 Performance de l'estimation de FR

La performance de l'estimation de FR à partir du système PRM était évaluée en comparant FR estimée à FR mesurée (Tableau 4.2). Nos résultats montrent que FR estimée n'est pas significativement différente de FR mesurée pour l'ensemble des activités sédentaires et physiques. Nos résultats montrent également que l'erreur augmente avec l'intensité de l'activité. En effet, plus l'intensité augmente, plus le bruit à l'origine du

mouvement augmente entraînant ainsi une augmentation de l'erreur d'estimation.

Activités	FR mesurée (cycles/min)	FR estimée (cycles/min)	Erreur d'estimation de FR (cycles/min)
Assis	13.59 ± 4.77	13.57 ± 4.74	0.74 ± 0.65
Debout	13.56 ± 5.36	13.55 ± 5.22	0.81 ± 0.88
Couche	12.96 ± 4.44	12.95 ± 4.43	0.83 ± 0.80
Marche 4 km/h	17.89 ± 4.79	17.69 ± 4.75	1.30 ± 1.14
Marche 6 km/h	19.66 ± 5.71	19.63 ± 5.59	1.26 ± 1.51
Course 9 km/h	27.57 ± 7.22	27.84 ± 7.00	1.60 ± 1.71
Course 12 km/h	32.39 ± 8.51	32.72 ± 7.99	1.69 ± 1.77
Vélo 90 W	24.81 ± 6.00	24.98 ± 5.92	1.23 ± 1.36
Vélo 110 W	26.21 ± 7.54	26.30 ± 7.40	1.34 ± 1.49

TABLE 4.2 – Différence entre FR estimée et FR mesurée pour l'ensemble des AP.

4.3.2 Comparaison du système PRM avec les autres capteurs

La figure 4.6 montre l'erreur quadratique moyenne de l'estimation de DE pour chaque activité en utilisant les différents capteurs et leurs combinaisons (PRM, accéléromètre, cardiofréquencemètre). Nos résultats montrent que le système PRM fournit une meilleure

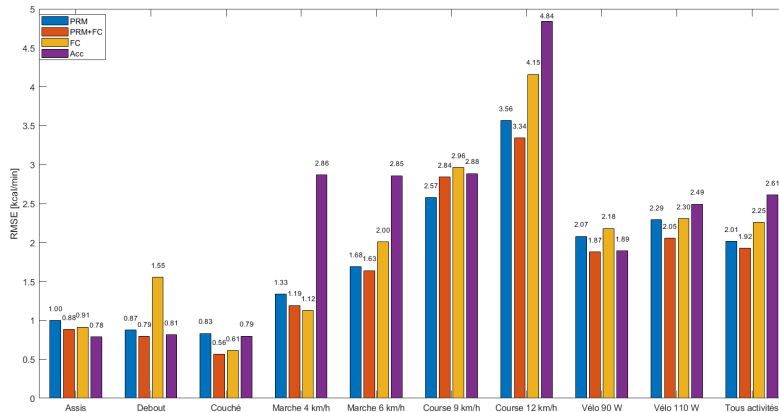
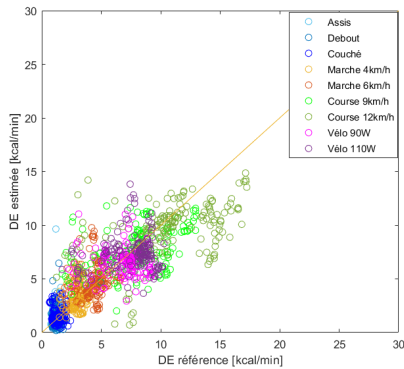
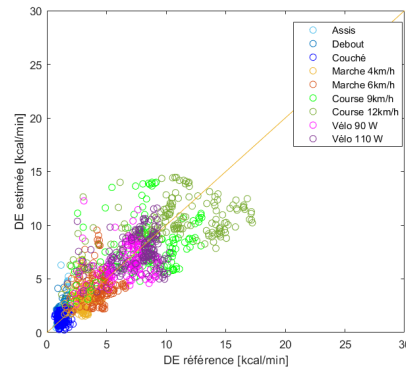


FIGURE 4.6 – RMSE de l'estimation de DE pour les différents capteurs. performance globale que le cardiofréquencemètre et l'accéléromètre. RMSE globale est en effet plus faible avec PRM (2.01 kcal/min) par rapport au cardiofréquencemètre (2.25 kcal/min) et à l'accéléromètre (2.61 kcal/min). En combinant PRM et FC, la performance de l'estimation de DE est améliorée. Pour l'ensemble des activités, RMSE - PRM

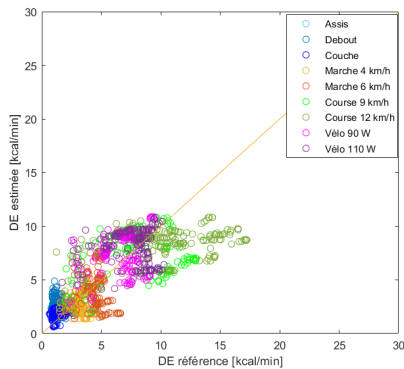
et FC ($0.56 - 3.34 \text{ kcal/min}$) est plus faible que RMSE - PRM seul ($0.83 - 3.56 \text{ kcal/min}$) ou RMSE - FC seule ($0.61 - 4.15 \text{ kcal/min}$). Les mêmes résultats sont observés pour l'accéléromètre seul ($0.78 - 4.84 \text{ kcal/min}$). De plus, l'erreur d'estimation de DE augmente avec l'augmentation de l'intensité de l'activité. RMSE est la plus faible pour l'activité Couché (0.56 kcal/min) et la plus élevée pour l'activité Course 12 km/h (3.34 kcal/min).



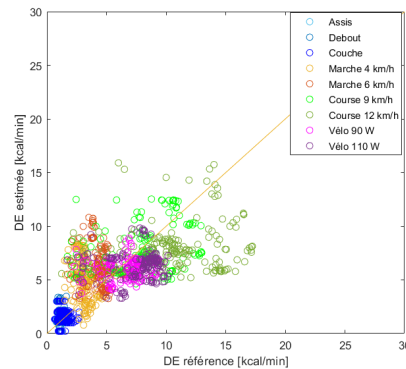
(a) DE estimée par PRM



(b) DE estimée par PRM et FC



(c) DE estimée par FC



(d) DE estimée par Accéléromètre

FIGURE 4.7 – DE estimée en fonction de DE mesurée pour les différents capteurs.

Pour évaluer l'adéquation entre les valeurs de DE mesurées et celles estimées à partir du système PRM, de FC, de l'accéléromètre seul et de la combinaison PRM-FC, nous avons tracé les valeurs de DE estimées en fonction de celles mesurées dans la figure 4.7 puis nous avons calculé leur coefficient de détermination ainsi que leur coefficient de corrélation. Nos résultats montrent un coefficient de détermination plus élevé en combinant le système PRM et FC ($R^2 = 0.73$) par rapport au coefficient obtenu en utilisant seulement le système PRM ($R^2 = 0.71$), FC ($R^2 = 0.64$), ou l'accéléromètre ($R^2 = 0.52$). Nous avons également comparé les valeurs de DE estimées à partir de l'ensemble de nos capteurs à

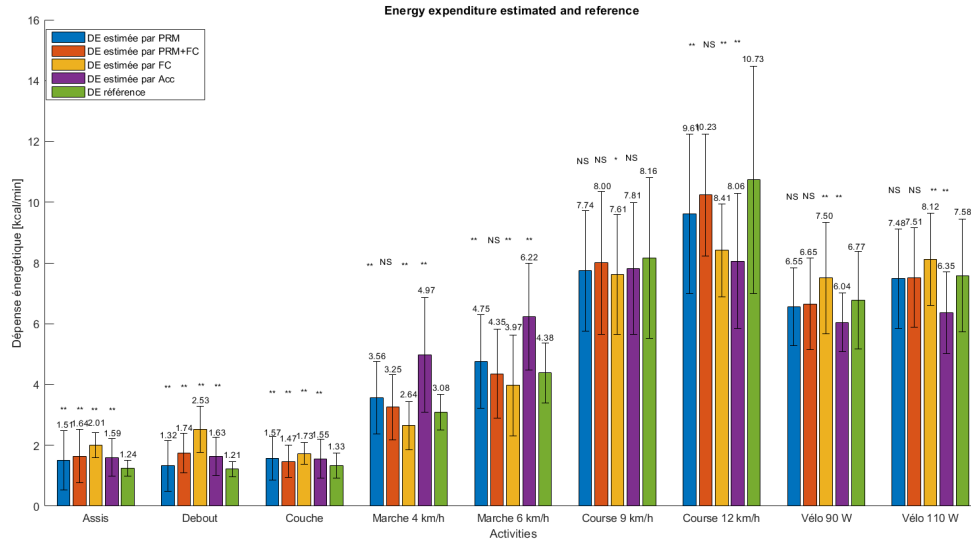


FIGURE 4.8 – Moyenne et écart type de DE estimée et DE mesurée pour l’ensemble des capteurs.

celles mesurées (Figure 4.8). Nos résultats montrent que les valeurs de DE estimées en combinant le système PRM et FC ne sont pas significativement différentes des valeurs de DE mesurées pour toutes les AP alors qu’en utilisant le système PRM seul, les estimations deviennent significativement différentes pour la plupart des activités à l’exception de celles du vélo et de la course à 9 km/h . Pour les activités sédentaires, les DE estimées sont significativement différentes de celles mesurées pour l’ensemble des capteurs.

4.3.3 Comparaison des différentes approches de validation ANN

Nous avons comparé 3 approches de validation : sujet indépendant ou leave-one-out-subject, sujet-dépendant et 10 fold cross validation. Nos résultats (Figure 4.9) montrent que les RMSE diminuent significativement en utilisant l’approche sujet spécifique (0.49 – 1.94 $kcal/min$) par rapport à l’approche leave one out subject (0.83 – 3.56 $kcal/min$). Ce résultat est observé pour les différentes activités physiques et sédentaires. De plus, les RMSE obtenues avec l’approche 10 fold cross validation (0.47 – 2.77 $kcal/min$) sont plus faibles que celles obtenues avec l’approche leave one out subject (0.83 – 3.56 $kcal/min$). Ce résultat montre que l’erreur de l’estimation est principalement à l’origine de la variation inter-sujet. La figure 4.10 montre DE estimée avec le système PRM en fonction de DE mesurée ainsi que leur coefficient de détermination selon les différentes approches

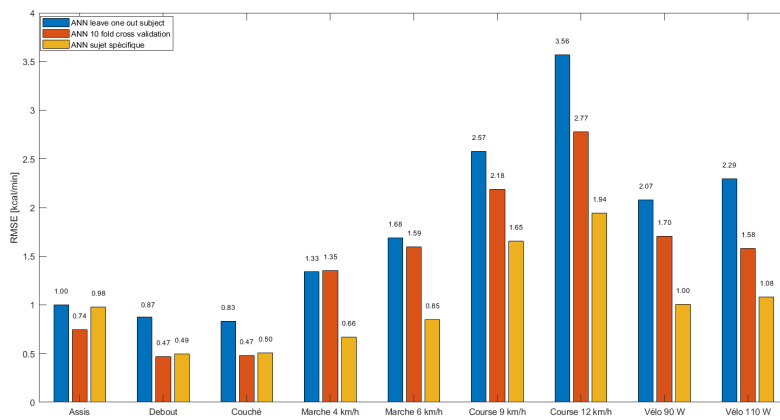
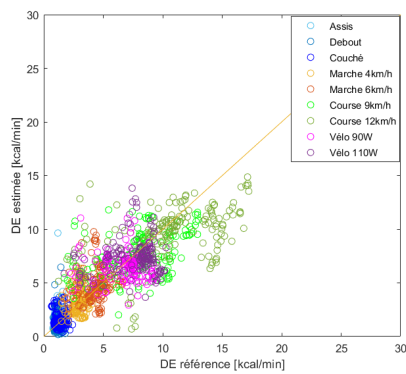
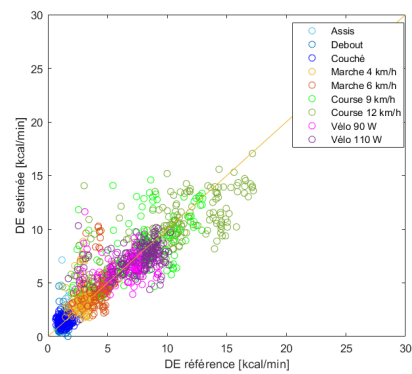


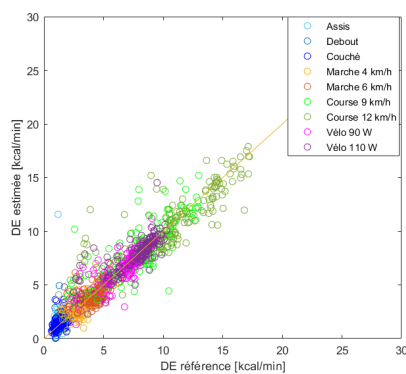
FIGURE 4.9 – RMSE pour les différentes approches de validation du modèle ANN.



(a) Leave one out subject



(b) 10 fold cross validation



(c) sujet spécifique

FIGURE 4.10 – DE estimée par le système PRM en fonction de DE mesurée selon les différentes approches.

utilisées. Le coefficient de détermination de l'approche sujet spécifique ($R^2 = 0.91$) est significativement plus élevé que celui de l'approche leave one out subject ($R^2 = 0.71$) et de l'approche 10 fold cross validation ($R^2 = 0.81$).

4.3.4 Comparaison des modèles ANN et SVR

Pour étudier l'effet du modèle sur l'estimation de DE, nous avons comparé les deux modèles non linéaires les plus fréquemment utilisés : l'ANN et le SVM. Nos résultats

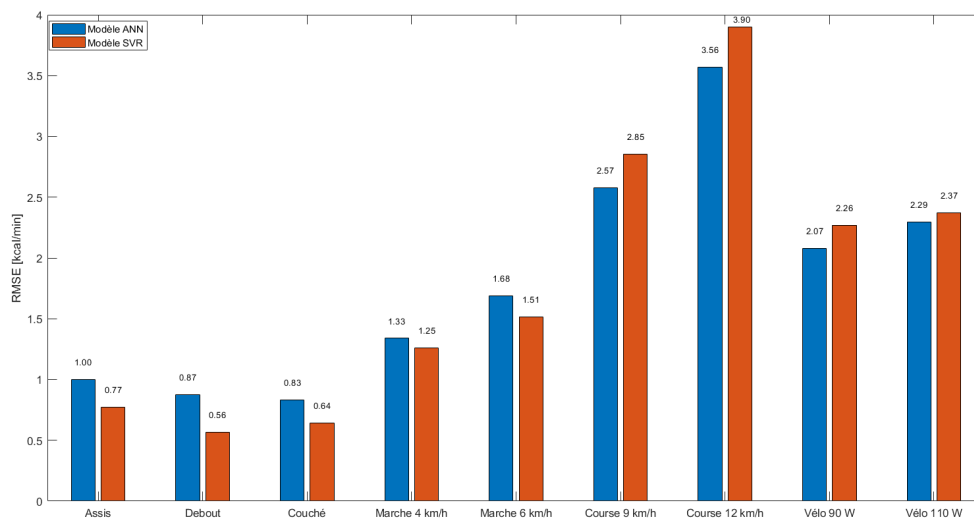


FIGURE 4.11 – RMSE pour les différents modèles ANN et SVR.

montrent que les RMSE du modèle SVM sont plus faibles que celles de l'ANN pour les activités sédentaires et de marche, alors que pour les activités de course et de vélo, celles de l'ANN sont plus faibles que celles du SVM (Figure 4.11). Ce résultat montre qu'un modèle d'apprentissage automatique peut mieux s'adapter pour certains types d'activités. Quant au coefficient de détermination, la Figure 4.12 montre que R^2 du modèle ANN ($R^2 = 0.71$) est plus élevé que celui du SVM ($R^2 = 0.69$). Cette différence n'est toutefois pas significative.

4.3.5 Performance de classification

Le modèle de classification développé détecte les activités avec une performance globale de 99%. Le tableau 4.3 montre la matrice de confusion résultant de la classification ANN en utilisant l'accéléromètre et FC. Nos résultats montrent que toutes les activités

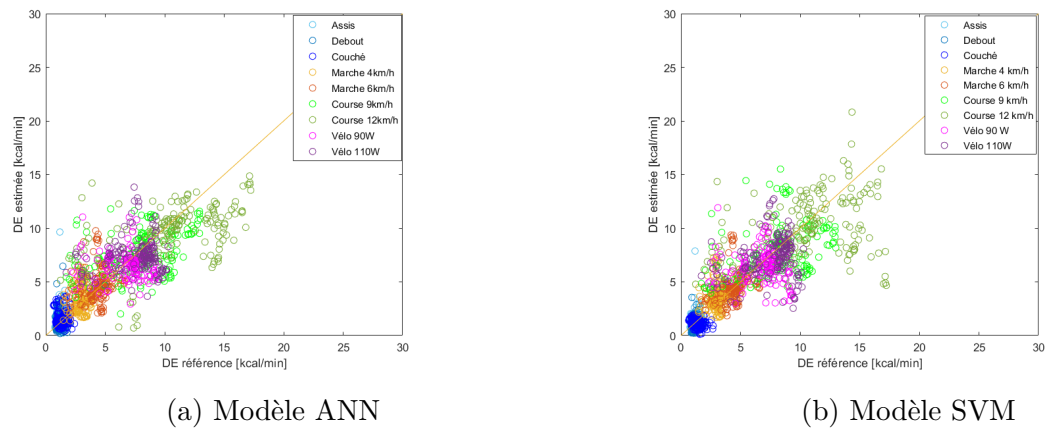


FIGURE 4.12 – DE estimée en fonction de DE mesurée pour ANN et SVM.

sédentaires sont bien détectées. Seul un faible nombre d'observations est mal classifié pour les activités marche, course et vélo. Les pourcentages des observations bien détectées pour chaque groupe d'activité sont supérieurs à 98%. De plus, le tableau 4.4 montre la précision

Groupe	Accuracy	Précision	Rappel	Fscore
Sédentaires	1	1	1	1
Marche	0.99	0.98	0.99	0.99
Course	0.99	0.98	0.98	0.98
Vélo	0.99	0.99	0.99	0.99

TABLE 4.3 – Matrice de confusion

le rappel, Fscore pour les différents types d'activités. Pour l'ensemble des activités, ces paramètres sont élevés avec des valeurs plus grandes que 98%.

Groupe	Sédentaires	Marche	Course	Vélo
Sédentaires	100	0	0	0
Marche	0	98.79	1.21	0
Course	0	1.52	98.18	0.30
Vélo	0	0	0.32	99.68

TABLE 4.4 – Performance de classification.

4.3.6 Comparaison des approches d'estimation de DE

Les performances de l'estimation de DE à l'aide du système PRM sont nettement améliorées en utilisant l'approche d'un modèle par activité vis-à-vis de l'approche d'un

modèle unique. La figure 4.13 représente les RMSE des deux approches. Les résultats

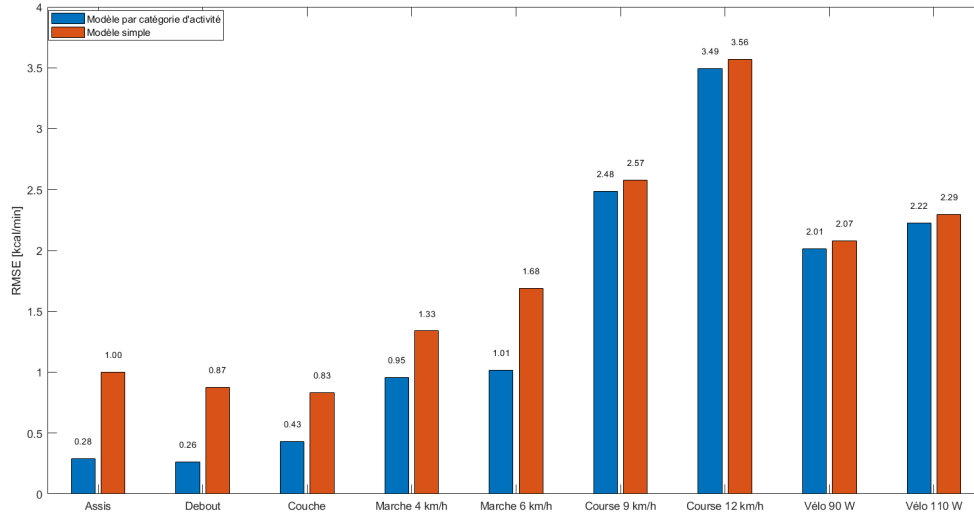


FIGURE 4.13 – RMSE pour les différentes approches d'estimation de DE.

montrent que les RMSE diminuent pour l'ensemble des activités en utilisant l'approche d'un modèle par activité par rapport à l'approche d'un modèle unique (Figure 4.13). Plus précisément, les RMSE sont significativement diminuées pour les activités sédentaires (Assis, debout, couché) et celles d'intensité faible (Marche à 4 et 6 km/h). Elles sont comprises entre 0.26 et 1.01 $kcal/min$ en adoptant l'approche d'un modèle par activité contre 0.83 et 1.56 $kcal/min$ avec un modèle unique.

Nous avons également comparé les valeurs de DE estimée par le système PRM aux valeurs de DE mesurée (Figure 4.14). Nos résultats montrent que DE estimée avec PRM en utilisant l'approche activité spécifique est non significativement différente de DE mesurée pour l'ensemble des activités. Ppar contre cette différence est significative avec l'approche de régression simple.

Enfin, nous avons calculé le coefficient de détermination de la relation entre DE estimée et DE mesurée (Figure 4.15). Nos résultats montrent que le coefficient de détermination avec l'approche activité spécifique ($R^2 = 0.76$) est plus grand que celui obtenu avec l'approche de régression simple ($R^2 = 0.71$)

4.3.7 Validation du PRM pour des intensités faibles à élevées

Pour évaluer la performance de l'estimation de DE pour des intensités élevées, nous avons développé un modèle ANN avec les données du test maximal à charge croissante.

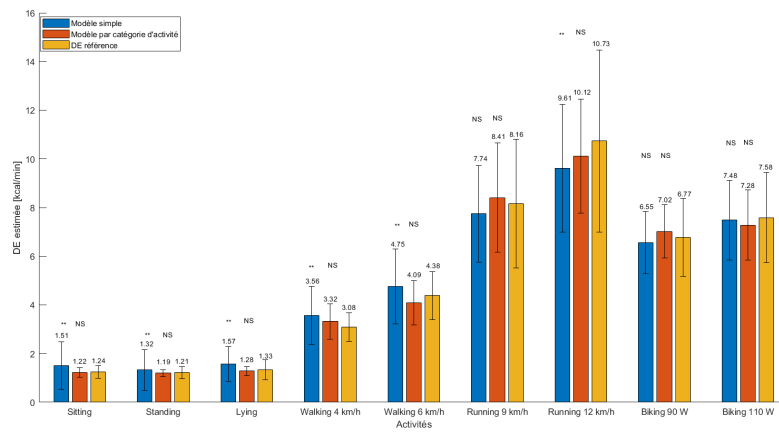
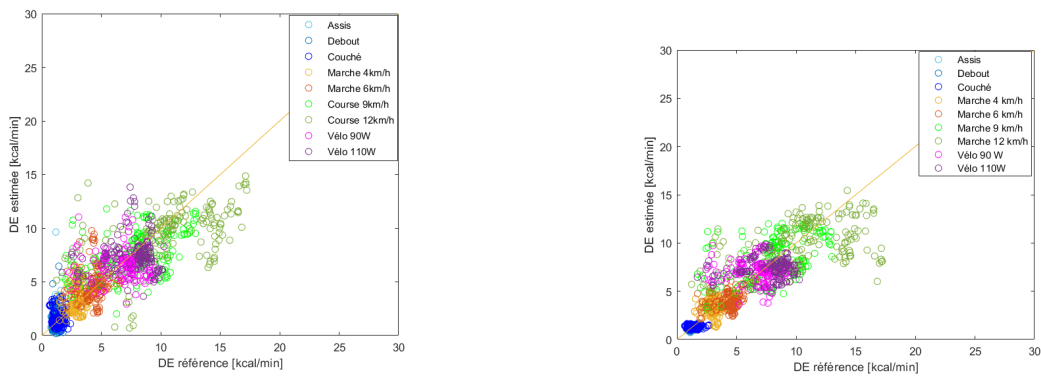


FIGURE 4.14 – DE estimé et mesurée pour les différentes approches.



(a) Régression simple

(b) Régression pas catégorie d'activité

FIGURE 4.15 – Corrélation entre DE estimée et DE mesurée selon deux approches : activité spécifique vs régression simple.

Les résultats sont détaillés dans le tableau 4.5. Ces résultats montrent que les RMSE augmentent aussi avec l'augmentation de l'intensité. Ainsi, en comparant les valeurs de DE estimées aux valeurs de DE mesurées (Figure 4.16), nous observons qu'elles ne sont pas significativement différentes pour les intensités inférieures ou égales à 225 W. Alors que pour des intensités supérieures à 225 W, les différences sont significatives. Cependant, on n'a pas un nombre de segments suffisants pour ces intensités en comparant à d'autres intensités comme le montre le tableau 4.5. En effet, le nombre de segments pour les intensités 275 et 325 est respectivement de 32 et 4. Peu de sujets ont, en effet, été capables d'atteindre ces intensités durant l'expérimentation.

Puissance (W)	RMSE (kcal/min)	Nombre des segments	Nombre des sujets
25	1.58	96	12
75	2.00	96	12
125	2.53	96	12
175	2.65	87	11
225	3.23	67	10
275	2.34	32	5
325	2.27	4	2

TABLE 4.5 – RMSE pour la session du test maximal à charge croissante.

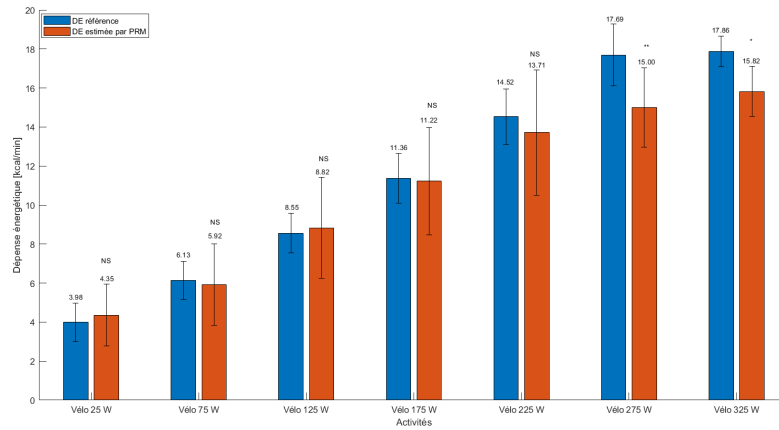


FIGURE 4.16 – DE mesurée et DE estimée pour les différentes intensités.

4.4 Discussion

Le principal objectif de notre étude était d'évaluer la capacité du système PRM à estimer DE pendant des AP de différentes intensités et sans avoir recours à un calibrage individuel. Notre base de données regroupe des activités de postures et des AP d'intensité faible à élevée qui sont régulièrement pratiquées dans la vie quotidienne.

Les résultats de notre étude montrent une meilleure estimation de DE avec le système PRM comparativement à celle estimée avec l'accéléromètre ou FC. Le système PRM présente, en effet, une RMSE plus faible et un coefficient de détermination plus élevé que l'accéléromètre et FC. L'accéléromètre est largement utilisé dans la littérature pour estimer DE, mais sa précision est fortement influencée par la position du capteur et par le nombre d'accéléromètres utilisés (Altini et al. 2015; O'Driscoll et al. 2020). FC est égale-

ment utilisée pour estimer DE (Brage et al. 2015). Son utilisation reste toutefois limitée à cause de ses variations interindividuelles, mais également parce qu'elle est affectée par des facteurs tels que le stress et la température (Gastinger et al. 2010b). PRM est un système léger qui permet de mesurer les variations de volume du thorax et de l'abdomen liés aux mouvements respiratoires. Cette étude est la seconde qui évalue la capacité du système PRM à estimer DE. Peu d'études dans la littérature ont utilisé des capteurs mesurant des variables respiratoires pour estimer DE (Liu et al. 2012c; Lu et al. 2018; Gastinger et al. 2011). Liu et al. (2012c) ont utilisé un appareil portable multicapteurs mesurant l'accélération et \dot{V}_E chez 50 sujets réalisant 13 types d'activités de différentes intensités. Leurs résultats montrent que la fusion de ces deux capteurs permet d'estimer DE avec une erreur quadratique moyenne de 0.42 MET, soit une erreur 22.2% moins importante qu'en utilisant un seul accéléromètre placé à la hanche. Plus récemment, Lu et al. (2018) ont utilisé une méthode combinant FC, la ventilation et l'accélération obtenues à partir d'un seul capteur portable. Leurs résultats montrent une meilleure performance en combinant ces trois paramètres ($R^2 = 0.92$) que celle obtenue en utilisant FC seule ($R^2 = 0.75$) ou FC combinée à l'accélération ($R^2 = 0.86$). Gastinger et al. (2011) ont validé le système PRM pour estimer DE mais uniquement pendant des activités de postures et de marche. De plus, ces auteurs utilisaient une calibration individuelle, à partir d'une équation linéaire élaborée pour chaque sujet et pour chaque activité. Dans notre étude, le système PRM est évalué pour un grand nombre d'activités de différentes intensités, y compris la marche, la course et le vélo. Nous avons également utilisé un nouvel algorithme pour estimer DE, en appliquant une méthode d'apprentissage automatique, le réseau de neurones, et en utilisant des descripteurs pertinents fortement liés à DE. Enfin, nous avons utilisé une validation sujet indépendante pour éviter une calibration complexe, de sorte qu'aucune calibration spécifique ne soit nécessaire.

Nos résultats montrent que l'estimation de DE est améliorée en combinant le système PRM et FC pour l'ensemble des AP. Ils montrent, en effet, que quelle que soit l'AP, DE estimée en combinant PRM et FC n'est pas significativement différente par rapport à DE mesurée. FC fournit des informations supplémentaires concernant l'intensité de l'activité qui est responsable de la variation de DE. En revanche, ce résultat ne s'observe pas pour les activités de postures. Cela pourrait s'expliquer par le fait que les variations des distances thoracoabdominales et de FC sont très faibles pendant les activités de postures. D'autres études ont également montré que FC n'est pas un bon indicateur de DE au cours des activités sédentaires et légères (Cvetkovic et al. 2015). Ces auteurs ont en effet montré

que FC n'apportait aucune information supplémentaire à leur modèle d'estimation de DE pour des activités légères, puisque ces activités sont généralement concomitantes d'une FC normale. Par contre, les AP peuvent bénéficier des informations additionnelles que fournit FC, car celle-ci varie en fonction de l'intensité de l'activité.

Dans notre travail, nous avons également analysé l'effet de la méthode de validation utilisée sur la performance des modèles d'apprentissage automatique pour estimer DE. Nous l'avons fait en comparant trois approches de validation différentes : une approche sujet indépendante (leave one out subject), une approche sujet spécifique et une approche 10 fold cross validation. Nos résultats montrent une augmentation significative de la performance de l'estimation de DE en appliquant les approches sujet spécifique ($R^2 = 0.91$) et 10 fold cross validation ($R^2 = 0.81$) par rapport à l'approche sujet indépendant ($R^2 = 0.71$). Le développement et la validation du modèle à partir des données d'un même sujet peuvent entraîner une surestimation et une adaptation des modèles d'apprentissage automatique aux caractéristiques individuelles. De plus, lorsque les modèles sont validés sur un sujet indépendant, l'absence de données spécifiques pour ce sujet et la variabilité interindividuelle sont les principaux facteurs de réduction de la performance de l'estimation. En effet, deux personnes effectuant une même activité peuvent avoir des valeurs différentes de DE, étant donné que la condition physique et le métabolisme varient d'une personne à l'autre (Álvarez García et al. 2020; Ahmadi et al. 2020). Malgré cela, la validation sujet indépendant est nécessaire afin d'évaluer la capacité de généralisation des modèles pour estimer DE sur une nouvelle population.

Afin de déterminer l'impact du choix d'un modèle sur l'estimation de DE, nous avons comparé la performance de l'estimation en utilisant les algorithmes d'apprentissage automatique les plus fréquemment utilisés, i.e., ANN et SVM. Nos résultats montrent une performance comparable pour les deux modèles. Kate et al. (2016) ont comparé différents algorithmes d'apprentissage automatique pour estimer DE. Leurs résultats montrent également que l'estimation de DE ne dépend pas fortement du choix des modèles.

Pour améliorer cette performance à partir du système PRM, nous avons utilisé une approche activité spécifique. Nos résultats montrent que cette approche permet d'estimer DE d'une manière précise par rapport à la méthode de référence : DE estimée n'est pas significativement différente de DE mesurée. Ainsi, l'approche activité spécifique apporte une considérable amélioration par rapport à celle utilisant un modèle de régression simple. Cette amélioration est significativement plus importante pour les activités sédentaires (Assis, Debout, Couche) et les AP d'intensité faible (Marche 4 et 6 *km/h*). En

effet, un modèle de régression simple ne peut pas être adapté à plusieurs activités de différentes intensités. Il fournit une estimation précise pour certaines intensités alors qu'il sous-estime ou surestime d'autres intensités. Les résultats de notre étude sont cohérents avec ceux de travaux antérieurs. Afin d'estimer DE, Park et al. (2017) ont développé deux modèles de régression spécifiques pour des activités statiques et dynamiques en utilisant des données recueillies par un accéléromètre et par un ECG. Leurs résultats montrent que l'approche activité spécifique améliore considérablement l'estimation de DE par rapport au modèle de régression simple. La différence entre les deux approches était significativement plus importante pour les activités qui impliquaient peu ou aucun mouvement physique. Albinali et al. (2010) ont utilisé des accéléromètres pour reconnaître des types d'activités. Ils ont ensuite appliqué un modèle spécifique à chaque activité pour estimer DE. Cette approche améliorait l'estimation de DE de plus de 15% par rapport aux modèles de régression simple. Altini et al. (2015) ont comparé l'estimation de DE à partir d'une approche activité spécifique à celle obtenue à partir d'une méthode de régression simple. Les données de l'accéléromètre étaient recueillies chez 15 participants réalisant un large éventail d'activités de différentes intensités. Leurs résultats montrent que l'estimation de DE à partir de l'approche activité spécifique est plus performante que la méthode de régression simple. L'erreur quadratique moyenne pour l'approche activité spécifique se situait entre 0.85 et 0.89 *kcal/min* alors que celle de l'approche de régression simple se situait entre 1.6 et 2.6 *kcal/min* (soit une augmentation des erreurs jusqu'à 88%). Liu et al. (2012c) ont groupé des activités ayant un niveau d'intensité similaire. Ils ont également développé un modèle de régression spécifique pour chaque groupe d'activité à partir de données d'accélération et de ventilation recueillies par un capteur portable. Une estimation précise de DE a alors été obtenue avec une erreur quadratique moyenne de 0.42 *MET*. Lin et al. (2012b) ont regroupé dans trois groupes différents, quatorze activités qui présentaient des niveaux d'intensité similaires. Ces auteurs ont ensuite développé des modèles de régression à l'aide d'un réseau de neurones basé sur des données d'accélération et d'électrocardiogramme recueillies par des capteurs portables. Ils ont obtenu un coefficient de détermination de 0.93, 1 et 1 entre les valeurs de DE estimée et mesurée pour les trois catégories d'activités respectivement.

Nous avons également développé un modèle de reconnaissance d'activité en utilisant les données de l'accéléromètre et de FC pour classer en quatre groupes d'activité les neuf activités réalisées par les sujets de notre étude. Notre modèle de classification a réussi à détecter les activités avec une performance globale de 99% en utilisant une validation

sujet indépendant. La reconnaissance d'activité est en effet la première étape à réaliser avant d'estimer DE, pour associer le modèle de régression spécifique à l'activité reconnue. Enfin, nous avons étudié l'effet de l'intensité des AP sur l'estimation de DE à l'aide du système PRM en utilisant les données du test maximal à charge croissante. Nos résultats montrent que le système PRM est capable d'estimer DE avec une bonne précision y compris pour les intensités élevées. Cependant, même si nos résultats montrent que l'estimation n'est pas précise pour des intensités $> 225 W$, rien ne prouve que le système PRM n'est pas capable d'estimer DE à ces intensités. En effet, peu de données ont été obtenues pour ces intensités dans le cadre de notre étude.

Cette étude est la première qui a montré la fiabilité du système PRM pour estimer DE pendant des activités sédentaires et des activités d'intensité légère à élevée. Les limites de notre étude concernent (i) la faible taille de l'ensemble des données utilisées pour développer les modèles et (ii) le fait que les activités étudiées ont été réalisées dans des conditions contrôlées de laboratoire. Des études ultérieures sont nécessaires pour développer le système PRM de manière à capturer et analyser les données en temps réel. Il serait également intéressant de tester ce dispositif sur une large population ayant des caractéristiques différentes (âge, condition physique, état de santé). Enfin, il serait intéressant également d'élargir le protocole expérimental afin d'acquérir un plus grand nombre d'activités en conditions de vie quotidienne.

4.5 Conclusion

Au cours de nos travaux, nous avons évalué la capacité du système PRM pour estimer DE au cours de diverses activités de différentes intensités. Nos résultats montrent que le système PRM offrent une meilleure performance que l'accéléromètre et FC dans l'estimation de DE. De plus, une meilleure estimation de DE est observée en combinant FC avec le système PRM. Nous avons également amélioré l'estimation de DE à l'aide du système PRM en utilisant une approche activité spécifique. Cette amélioration est significative par rapport à l'approche basée sur un modèle de régression simple, notamment pour les activités sédentaires et de faible intensité. Le modèle de classification développé dans le cadre de nos travaux a également bien détecté les activités avec une performance globale de 99%. Enfin, nous avons montré que le système PRM est capable d'estimer DE pour n'importe quelle intensité, qu'elle soit légère, modérée ou intense.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Malgré le progrès technologique et le développement de plusieurs méthodes pour évaluer DE, des tentatives demeurent pour estimer DE de manière plus efficace et moins contraignante. La relation entre DE et \dot{V}_E a été démontrée au cours des dernières décennies. \dot{V}_E est considérée comme un indicateur très précis de DE. De nombreuses techniques non invasives sont développées pour évaluer \dot{V}_E . Parmi ces techniques, on peut citer le PRM, basé sur la mesure des mouvements de la cage thoracique et de l'abdomen à partir de ceintures munies de capteurs électromagnétiques et placées sur le thorax. L'objectif principal de cette thèse consistait à évaluer la capacité de PRM à estimer \dot{V}_E et DE au cours d'activités sédentaires et physiques et à des niveaux d'intensités faibles à élevés, en adoptant une nouvelle approche basée sur des algorithmes d'apprentissage automatique. Dans une première étude, nous avons évalué la capacité de PRM à estimer \dot{V}_E en utilisant un nouveau algorithme basé sur des caractéristiques extraites des signaux PRM au lieu d'utiliser directement les échantillons de données comme l'ont fait Gastinger et al. (2010b) et Dumond et al. (2017). De plus, l'évaluation a été réalisée sur une plus grande variété d'AP, y compris des activités sédentaires, marche, course, vélo, alors que l'étude de Gastinger et al. (2010b) ne portait que sur les activités sédentaires et de marche. Nos travaux ont validé le système PRM comme un outil capable d'estimer \dot{V}_E pendant des activités d'intensité faible à modérée. De plus, nos résultats montrent qu'un modèle non linéaire est plus efficace qu'un modèle linéaire pour estimer \dot{V}_E du fait que les mouvements respiratoires sont irréguliers et que le système respiratoire se comporte comme un système complexe. Une calibration individuelle est par conséquent nécessaire pour obtenir une bonne estimation de \dot{V}_E , car les propriétés élastiques des poumons diffèrent d'un sujet à l'autre ce qui aboutit à des variations interindividuelles dans le comportement de l'AP. Dans une seconde étude, nous avons évalué la capacité de PRM à estimer DE au cours d'activités d'intensité faible à élevée. Nous avons également comparé PRM avec les capteurs (accéléromètre et cardiofréquencemètre) les plus fréquemment utilisés dans la littérature. L'un de nos résultats les plus intéressants est que PRM montre une meilleure performance dans l'estimation de DE que FC et l'accéléromètre. La combinaison de PRM et FC permet néanmoins d'améliorer cette performance par rapport à celle obtenue en

utilisant uniquement PRM. Cependant, pour les activités de postures, DE estimée est significativement différente de DE mesurée. Pour pallier ce problème, nous avons utilisé une approche activité spécifique, en développant un modèle pour chaque catégorie d'activité au lieu de développer un seul modèle pour l'ensemble des activités. Cette approche améliore significativement l'estimation de DE. Nos résultats montrent la nécessité de reconnaître les activités avant de quantifier la DE qui y est associée.

Au cours de nos travaux, nous avons également étudié l'effet de l'approche de validation sur la performance de l'estimation. Nos résultats montrent que l'erreur augmente en utilisant une approche de validation sujet indépendant. La principale source d'erreur dans l'estimation de DE semble donc être la variabilité interindividuelle.

Nous avons aussi, dans le cadre de nos travaux, utiliser PRM au cours d'un exercice maximal à charge croissante. Notre étude est la première à évaluer PRM à des intensités aussi élevées. Nos résultats montrent que PRM estime DE avec précision et ce pour n'importe quelle intensité.

Malgré nos résultats, nos travaux présentent certaines limites et des études ultérieures sont encore nécessaires pour développer PRM et améliorer la précision des résultats.

- Les variations interindividuelles semblent représenter l'un des principaux problèmes dans l'estimation de DE, du fait que la condition physique et le métabolisme varient d'une personne à l'autre. Il est donc important de personnaliser les modèles en y introduisant des paramètres additionnels qui reflètent la capacité cardiorespiratoire, l'âge, la taille, le poids, ou en normalisant les signaux physiologiques.

- La base de données de notre étude est faible, et regroupe des activités réalisées en conditions contrôlées de laboratoire par des sujets adultes et sains. Il serait intéressant d'élargir la base de données, et de tester PRM sur une large population de différents âges et de différentes conditions physiques. En effet, les activités réalisées en conditions de laboratoire ne reflètent pas la variabilité des activités dans des conditions de vie courante. Par conséquent, la précision du modèle développé à partir de notre base de données peut ne pas être reproductible dans des conditions de vie courante. La validation de PRM sur des activités de la vie quotidienne est nécessaire.

Enfin, il serait intéressant de développer PRM en l'intégrant dans un vêtement pour faciliter son utilisation, transmettre les données en temps réel et sans fil, et implémenter une interface pour permettre au sujet de visualiser et surveiller en temps réel les principaux paramètres ventilatoires et DE au cours de la réalisation des AP.

BIBLIOGRAPHIE

- Adams, S., Mathews, C., Ebbeling, C., Moore, C., Cunningham, J., Fulton, J., Hebert, J., 2005. The effect of social desirability and social approval on self-reports of physical activity. *Am J Epidemiol.* 161, 389–398.
- Aguilar-Farias, N., Peeters, G., Brychta, R., Chen, K., Brown, W., 2019. Comparing actigraph equations for estimating energy expenditure in older adults. *J Sports Sci.* 37, 188–195.
- Ahmadi, M., Chowdhury, A., Pavey, T., Trost, S., 2020. Laboratory-based and free-living algorithms for energy expenditure estimation in preschool children : A free-living evaluation. *PLoS One.* 15, e0233229.
- Ainslie, P., Reilly, T., Westerterp, K., 2003. Estimating human energy expenditure : A review of techniques with particular reference to doubly labelled water. *Sports Med* 33, 683–698.
- Ainsworth, B., 2009. How do i measure physical activity in my patients ? questionnaires and objective methods. *Br J Sports Med* 43, 6–9.
- Ainsworth, B., Cahalin, L., Buman, M., Ross, R., 2015. The current state of physical activity assessment tools. *Prog Cardiovasc Dis.* 57, 387–395.
- Ainsworth, B., Haskell, W., Herrmann, S., Meckes, N., Bassett, S., Locke, C., Greer, J., Vezina, J., Whitt-Glover, M., Leon, A., 2011. Compendium of physical activities : a second update of codes and met values. *Med Sci Sports Exerc.* 43, 1575–81.
- Albinali, F., Intille, S., Haskell, W., Rosenberger, M., 2010. Using wearable activity type detection to improve physical activity energy expenditure estimation. *Proc ACM Int Conf Ubiquitous Comput.* 2010, 311–320.
- Altini, M., Penders, J., Amft, O., 2012. Energy expenditure estimation using wearable sensors : a new methodology for activity-specific models. *WH '12 : Proceedings of the conference on Wireless Health 2012*, 1–8.

-
- Altini, M., Penders, J., Vullers, R., Amft, O., 2015. Estimating energy expenditure using body-worn accelerometers : A comparison of methods, sensors number and positioning. *IEEE J Biomed Health Inform.* 19, 219–226.
- Andre, D., Pelletier, R., Farrington, J., SS, E., W, T., R, S., N, V., TD, W., 2006. The development of the sensewear ® armband , a revolutionary energy assessment device to assess physical activity and lifestyle. Technical Report, BodyMedia Inc. .
- Anses, 2016. Actualisation des repères du pnns-révision des repères relatifs à l’activité physique et à la sédentarité .
- Antoine-Jonville, S., Vuillemin, A., Hue, O., 2015. Quantification et qualification bio-énergétique de l’activité physique pour les recommandations de santé publique. *Nutrition clinique et Metabolisme* 29, 69–76.
- Antropov, O., Rauste, Y., Hame, T., Praks, J., 2017. Polarimetric alos palar time series in mapping biomass of boreal forests. *Remote Sensing* 9, 999.
- Backlund, C., Sundelin, G., Larsson, C., 2010. Validity of armband measuring energy expenditure in overweight and obese children. *Med Sci Sports Exerc.* 42, 1154–1161.
- Besson, H., Brage, S., Jakes, R., Ekelund, U., Wareham, N., 2010. Estimating physical activity energy expenditure, sedentary time, and physical activity intensity by self-report in adults. *Am J Clin Nutr.* 91, 106–114.
- Bitar, A., Vermorel, M., Fellmann, N., Bedu, M., Chamoux, A., Coudert, J., 1996. Heart rate recording method validated by whole body indirect calorimetry in 10-yr-old children. *J Appl Physiol* 81, 1196–1173.
- Bois, M.D., Amroun, A., Ammi, M., 2018. Energy expenditure estimation through daily activity recognition using a smart-phone. 2018 IEEE 4th World Forum on Internet of Things (WF-IoT) , 167–172.
- Bonomi, A., Plasqui, G., Goris, A., Westerterp, K., 2009. Improving assessment of daily energy expenditure by identifying types of physical activity with a single accelerometer. *J Appl Physiol* 107, 655–61.
- Bouarfa, L., Atallah, L., Kwasnicki, R., Pettitt, C., Frost, G., Yang, G., 2014. Predicting free-living energy expenditure using a miniaturized ear-worn sensor : an evaluation against doubly labeled water. *IEEE Trans Biomed Eng.* 61, 566–75.

-
- Brage, S., Brage, N., Franks, P., Ekelund, U., Wong, M., Andersen, L., Froberg, K., Wareham, N., 1985. Branched equation modeling of simultaneous accelerometry and heart rate monitoring improves estimate of directly measured physical activity energy expenditure. *J Appl Physiol.* 96, 343–351.
- Brage, S., Westgate, K., Franks, P., Stegle, O., Wright, A., Ekelund, U., Wareham, N., 2015. Estimation of free-living energy expenditure by heart rate and movement sensing : A doubly-labelled water study. *PLoS One* 10, e0137206.
- Brandes, M., Hees, V.V., Hannover, V., Brage, S., 2012. Estimating energy expenditure from raw accelerometry in three types of locomotion. *Med Sci Sports Exerc.* 44, 2235–42.
- Butte, N., Ekelund, U., Westerterp, K., 2012. Assessing physical activity using wearable monitors : measures of physical activity. *Med Sci Sports Exerc.* 44, S5–12.
- Calabro, M., Kim, Y., Franke, W., Stewart, J., Welk, G., 2015. Objective and subjective measurement of energy expenditure in older adults : a doubly labeled water study. *Eur J Clin Nutr.* 69, 850–5.
- Caretti, D., Pullen, O., Premo, L., Kuhlmann, W., 1994. Reliability of respiratory inductive plethysmography for measuring tidal volume during exercise. *Am Ind Hygiene Assoc J.* 55, 918–23.
- Caron, N., Peyrot, N., Caderby, T., Verkindt, C., Dalleau, G., 2019. Accelerometry-based method for assessing energy expenditure in patients with diabetes during walking. *J Hum Nutr Diet.* 32, 531–534.
- Caron, N., Peyrot, N., Caderby, T., Verkindt, C., Dalleau, G., 2020. Estimating energy expenditure from accelerometer data in healthy adults and patients with type 2 diabetes. *Exp Gerontol.* 134, 110894.
- Carter, J., Wilkinson, D., Blacker, S., Rayson, M., Bilzon, J., Izzard, R., Coward, A., Wright, A., Nevill, A., Rennie, K., McCaffrey, R., Livingstone, B., 2008. An investigation of a novel three-dimensional activity monitor to predict free-living energy expenditure. *J Sports Sci.* 26, 553–561.

-
- Caunwenberghe, E., Labarque, V., Trost, S., de Bourdeaudhuij, I., Cardon, G., 2011. Calibration and comparison of accelerometer cut points in preschool children. *Int J Pediatr Obes.* 6, e582–e589.
- Cauwenberghe, E., Gubbels, J., de Bourdeaudhuij, I., Cardon, G., 2011. Feasibility and validity of accelerometer measurements to assess physical activity in toddlers. *Int J Behav Nutr Phys Act.* 8, 67.
- Cavalleri, V., Donaria, L., Ferreira, T., Finatti, M., Camillo, C., Ramos, E., Pitta, F., 2011. Energy expenditure during daily activities as measured by two motion sensors in patients with copd. *Respir Med.* 105, 922–9.
- Chen, K., Bassett, D., 2005. The technology of accelerometry-based activity monitors : Current and future. *Med Sci Sports Exerc.* 37, S490–500.
- Chen, S., Lach, J., Amft, O., Altini, M., Penders, J., 2013. Unsupervised activity clustering to estimate energy expenditure with a single body sensor. 2013 IEEE International Conference on Body Sensor Networks, Cambridge, MA, USA , 1–6.
- Chhabra, S., 2015. Interpretation of spirometry : selection of predicted values and defining abnormality. *Indian J Chest Dis Allied Sci* 57, 91–105.
- Chowdhuri, S., Badr, M., 2017. Control of ventilation in health and disease. *Chest* 151, 917–929.
- Clarenbach, C., Senn, O., Brack, T., Kohler, M., Bloch, K., 2005. Monitoring of ventilation during exercise by a portable respiratory inductive plethysmograph. *Chest* 128, 1282–90.
- Colbert, L., Matthews, C., Havighurst, T., Kim, K., Schoeller, D., 2011. Comparative validity of physical activity measures in older adults. *Med Sci Sports Exerc.* 43, 867–76.
- Committee, .P.A.G.A., 2018. 2018 physical activity guidelines advisory committee scientific report. Washington. .
- Committee, P.A.G.A., 2008. Physical activity guidelines for americans. .

-
- Corder, K., Brage, S., Wareham, N., Ekelund, U., 2005. Comparison of pae from combined and separate heart rate and movement models in children. *Med Sci Sports Exerc.* 37, 1761–7.
- Crouter, S., Churilla, J., Bassett, D., 2006a. Estimating energy expenditure using accelerometers. *Eur J Appl Physiol.* 98, 601–12.
- Crouter, S., Churilla, J., Bassett, D., 2008. Accuracy of the actiheart for the assessment of energy expenditure in adults. *Eur J Clin Nutr.* 62, 704–11.
- Crouter, S., Clowers, K., Bassett, D., 2006b. A novel method for using accelerometer data to predict energy expenditure. *J Appl Physiol* 100, 1324–31.
- Crouter, S., Schneider, P., M, K., Bassett, D., 2003. Validity of 10 electronic pedometers for measuring steps, distance, and energy cost. *Med Sci Sports Exerc* 35, 1455–60.
- Cvetkovic, B., Kaluza, B., Milic, R., Lustrek, M., 2013. Towards human energy expenditure estimation using smart phone inertial sensors. *International Joint Conference on Ambient Intelligence* 8309, 94–108.
- Cvetkovic, B., Milic, R., Lustrek, M., 2015. Estimating energy expenditure with multiple models using different wearable sensors. *IEEE J Biomed Health Inform* 20, 1081–7.
- Drenowatz, C., Eisenmann, J., 2011. Validation of the sensewear armband at high intensity exercise. *Eur J Appl Physiol.* 111, 883–7.
- Dumond, R., Gastinger, S., Rahman, H.A., faucheur, A.L., Quinton, P., Kang, H., Prioux, J., 2017. Estimation of respiratory volume from thoracoabdominal breathing distances : comparison of two models of machine learning. *Eur J Appl Physiol.* 117, 1533–1555.
- Dunton, G., Whalen, C., Jamner, L., Henker, N., Floro, J., 2005. Using ecologic momentary assessment to measure physical activity during adolescence. *Am J Prev Med.* 29, 281–7.
- Durnin, J., Edwards, R., 1955. Pulmonary ventilation as an index of energy expenditure. *Q J Exp Physiol Cogn Med Sci.* 40, 370–7.
- Eberhard, A., Calabrese, P., Baconnier, P., Benchetrit, G., 2001. Comparison between the respiratory inductance plethysmography signal derivative and the airflow signal. *Adv. Exp. Med. Biol.* 499, 489–94.

-
- Ellingson, L., Schwabacher, I., Kim, Y., Welk, G., Cook, D., 2016. Validity of an integrative method for processing physical activity data. *Med Sci Sports Exerc.* 48, 1629–38.
- Ellis, K., Kerr, J., Godbole, S., Lanckriet, G., Wing, D., Marshall, S., 2014. A random forest classifier for the prediction of energy expenditure and type of physical activity from wrist and hip accelerometers. *Physiol Meas.* 35, 2191–203.
- Eston, R., Rowlands, A., Ingledew, D., 1998. Validity of heart rate, pedometry, and accelerometry for predicting the energy cost of children’s activities. *J Appl Physiol.* 84, 362–71.
- Fiamma, M., Samara, Z., Baconnier, P., Similowski, T., Straus, C., 2007. Respiratory inductive plethysmography to assess respiratory variability and complexity in humans. *Respir Physiol Neurobiol.* 156, 234–9.
- Folke, M., Cernerud, L., Ekstrom, M., HoK, B., 2003. Critical review of non-invasive respiratory monitoring in medical care. *Med Biol Eng Comput.* 41, 377–383.
- Ford, A., Hellerstein, H., 1959. Estimation of energy expenditure from pulmonary ventilation. *J Appl Physiol.* 14, 891–893.
- Freedson, P., Pober, D., Janz, K., 2005. Calibration of accelerometer output for children. *Med Sci Sports Exerc.* 37, S523–30.
- Freedson, P., Miller, K., 2000. Objective monitoring of physical activity using motion sensors and heart rate. *Res Q Exerc Sport.* 71, 21–9.
- Freedson, P., Miller, K., 2011. Evaluation of artificial neural networks for predicting mets and activity type from accelerometer data : validation on an independent sample. *J Appl Physiol.* 111, 1804–12.
- Gabriel, K., McClain, J., Schmid, K., Storti, K., Ainsworth, B., 2011. Reliability and convergent validity of the past-week modifiable activity questionnaire. *Public Health Nutr.* 14, 435–42.
- Álvarez García, J., Cvetković, B., Luštrek, M., 2020. A survey on energy expenditure estimation using wearable devices. *ACM Computing Surveys* 53.

-
- Gastinger, S., Donnelly, A., Dumond, R., Prioux, J., 2014. A review of the evidence for the use of ventilation as a surrogate measure of energy expenditure. *J Parenter Enteral Nutr.* 38, 926–38.
- Gastinger, S., Sefati, H., Nicolas, G., Sorel, A., Gratas-Delamarche, A., Prioux, J., 2010a. Estimates of ventilation from measurements of rib cage and abdominal distances : a portable device. *Eur J Appl Physiol.* 109, 1179–1189.
- Gastinger, S., Sefati, H., Nicolas, G., Sorel, A., Gratas-Delamarche, A., Prioux, J., 2011. A new method to estimate energy expenditure from abdominal and rib cage distances. *Eur J Appl Physiol.* 111, 2823–35.
- Gastinger, S., Sorel, A., Nicolas, G., Gratas-Delamarche, A., Prioux, J., 2010b. A comparison between ventilation and heart rate as indicator of oxygen uptake during different intensities of exercise. *J Sports Sci Med.* 9, 110–8.
- de Graauw, S., de Groot, J., van Brussel, M., Streur, M., Takken, T., 2010. Review of prediction models to estimate activity-related energy expenditure in children and adolescents. *Int J Pediatr.* 2010, 1–14.
- Gunnell, A., Knuijman, M., Divitini, M., Cormie, P., 2014. Leisure time physical activity and long-term cardiovascular and cancer outcomes : the busselton health study. *European Journal of Epidemiology* 29, 851–857.
- Hallal, P., Andersen, L., Bull, F., Guthold, R., Haskell, W., Ekelund, U., 2012. Global physical activity levels : Surveillance progress, pitfalls, and prospects. *Lancet* 380, 247–57.
- Haugen, A., Chan, L., Li, F., 2007. Indirect calorimetry : A practical guide for clinicians. *Nutr Clin Pract.* 22, 377–88.
- van Hees, V., van Lummel, R., Westerterp, K., 2009. Estimating activity-related energy expenditure under sedentary conditions using a tri-axial seismic accelerometer. *Obesity (Silver Spring)* 17, 1287–92.
- Helmrich, S., Ragland, D., Leung, R., Paffenbarger, R., 1991. Physical activity and reduced occurrence of non-insulin-dependent diabetes mellitus. *N Engl J Med.* 325, 147–52.

-
- Hills, A., Mokhtar, N., Byrne, N., 2014. Assessment of physical activity and energy expenditure : An overview of objective measures. *Front Nutr.* 16 June, 1–5.
- Hollier, C., Harmer, A., Maxwell, L., Menadue, C., Willson, G., Black, D., Piper, A., 2014. Validation of respiratory inductive plethysmography (lifeshirt) in obesity hypoventilation syndrome. *Respi Physiol Neurobiol.* 194, 15–22.
- Houssein, A., Ge, D., Gastinger, S., Dumond, R., Prioux, J., 2019. Estimation of respiratory variables from thoracoabdominal breathing distance : A review of different techniques and calibration methods. *Physiol Meas.* 40, 03TR01.
- Houssein, A., Ge, D., Gastinger, S., Dumond, R., Prioux, J., 2021. A novel algorithm for minute ventilation estimation in remote health monitoring with magnetometer plethysmography. *Comput Biol Med.* 130, 104189.
- Howley, E., 2001. Type of activity : Resistance, aerobic and leisure versus occupational physical activity. *Med Sci Sports Exerc.* 33, S364–9.
- van Hoye, K., Mortelmans, P., Lefevre, J., 2014. Validation of the sensewear pro3 armband using an incremental exercise test. *J Strength Cond Res.* 28, 2806–14.
- Inserm, 2011. *Activite Physique Prevention et Traitement des Maladies chroniques.*
- Jacobi, 2011. *Mesures de l'activite physique en conditions de vie courante : validité et applications chez des sujets peu actifs.* Universite Francois-Rabelais de Tours.
- Jakicic, J., Marcus, B., Lang, W., Janney, C., 2008. Effect of exercise on 24-month weight loss maintenance in overweight women. *Arch. Intern. Med.* 168, 1550–1559.
- Jeran, S., Steinbrecher, A., Pischon, T., 2016. Prediction of activity-related energy expenditure using accelerometer-derived physical activity under free-living conditions : a systematic review. *Int J Obes.* 40, 1187–97.
- Jimmy, G., Seiler, R., Maeder, U., 2013. Development and validation of energy expenditure prediction models based on gt3x accelerometer data in 5- to 9-year-old children. *J Phys Act Health.* 10, 1057–67.
- Johansson, H., Rossander-Hulthen, L., Slinde, F., Ekblom, B., 2006. Accelerometry combined with heart rate telemetry in the assessment of total energy expenditure. *Br J Nutr.* 95, 631–9.

-
- Kate, R., Swartz, A., Welch, W., Strath, S., 2016. Comparative evaluation of features and techniques for identifying activity type and estimating energy cost from accelerometer data. *Physiol Meas.* 37, 360–379.
- Kenny, G., Notley, S., Gagnon, D., 2017. Direct calorimetry : a brief historical review of its use in the study of human metabolism and thermoregulation. *eur J Appl Physiol.* 117, 1765–1785.
- King, G., Torres, N., Potter, C., 2004. Comparison of activity monitors to estimate energy cost of treadmill exercise. *Med Sci Sports Exerc.* 36, 1244–51.
- Kinnunen, H., Hakkinen, K., Schumann, M., Karavirta, M., Westerterp, K., Kyrolainen, H., 2019. Training-induced changes in daily energy expenditure : Methodological evaluation using wrist-worn accelerometer, heart rate monitor, and doubly labeled water technique. *PLoS One.* 14, e0219563.
- Konno, K., Mead, J., 1967. Measurement of the separate volume changes of rib cage and abdomen during breathing. *J Appl Physiol.* 22, 407–22.
- Kraus, W., Powell, K., Haskell, W., Janz, K., Campbell, W., Jakicic, J., Troiano, R., Sprow, K., Torres, A., Piercy, K., 2019. Physical activity, all-cause and cardiovascular mortality, and cardiovascular disease. *Med Sci Sports Exerc.* 51, 1270–1281.
- Kriska, A., Knowler, W., LAPorte, R., Drash, A., Wing, R., Blair, S., Bennett, P., Kuller, L., 1990. Development of questionnaire to examine relationship of physical activity and diabetes in pima indians. *Diabetes Care.* 13, 401–11.
- Kruger, J., Kraft, M., Grundling, M., Friesecke, S., Gartner, S., Vogt, L., Schuler, N., Steveling, A., Lerch, M., Aghdassi, A., 2017. Evaluation of a non-invasive multisensor accelerometer for calculating energy expenditure in ventilated intensive care patients compared to indirect calorimetry and predictive equations. *J Clin Monit Comput.* 31, 1009–1017.
- Lahart, L., Metsios, G., Nevill, A., Carmichael, A., 2015. Physical activity, risk of death and recurrence in breast cancer survivors : A systematic review and meta-analysis of epidemiological studies. *Acta Oncol.* 54, 635–54.
- Larkin, M., 2001. Diet and exercise delay onset of type 2 diabetes, say us experts. *Lancet* 358, 565.

-
- Lee, I., Shiroma, E., Lobelo, F., Puska, P., Blair, S., Katzmarzyk, P., 2012. Effect of physical inactivity on major non-communicable diseases worldwide : An analysis of burden of disease and life expectancy. *Lancet* 380, 219–29.
- Lee, J., Kim, Y., Bai, Y., Gaesser, G., Welk, G., 2016. Validation of the sensewear mini armband in children during semi-structure activity settings. *J Sci Med Sport*. 19, 41–5.
- Lee, J., Kim, Y., Welk, G., 2014. Validity of consumer-based physical activity monitors. *Med Sci Sports Exerc*. 46, 1840–8.
- Leino, K., Nunes, S., Valta, P., Takala, J., 2001. Validation of a new respiratory inductive plethysmograph. *Acta Anaesthesiol Scand*. 45, 104–111.
- Leitzmann, M., Powers, H., Anderson, A., Scoccianti, C., Berrino, F., Boutron-Ruault, M., Cecchini, M., Espina, C., Key, T., Norat, T., Wiseman, M., Romieu, I., 2015. European code against cancer 4th edition : Physical activity and cancer. *Cancer Epidemiol*. 39, S46–55.
- Leonard, W., 2003. Measuring human energy expenditure : what have we learned from the flex-heart rate method? *Am J Hum Biol*. 15, 479–89.
- Li, J., OConnor, L., Zhou, J., Campbell, W., 2014. Exercise patterns, ingestive behaviors, and energy balance. *Physiol Behav*. 134, 70–5.
- Lin, C., Yang, Y., Wang, J., Yang, Y., 2012a. A wearable sensor module with a neural-network-based activity classification algorithm for daily energy expenditure estimation. *IEEE Trans Inf Technol Biomed*. 16, 991–8.
- Lin, C., Yang, Y., Wang, J., Yang, Y., 2012b. A wearable sensor module with a neural-network-based activity classification algorithm for daily energy expenditure estimation. *IEEE Trans Inf Technol Biomed*. 16, 991–8.
- Lin, M., Groves, W., Freivalds, A., Lee, E., Harper, M., 2012c. Comparison of artificial neural network (ann) and partial least squares (pls) regression models for predicting respiratory ventilation an exploratory study. *Eur J Appl Physiol*. 112, 1603–1611.
- Lin, S., Lai, Y., Hsia, C., Su, P., Chang, C., 2017. Validation of energy expenditure prediction models using real-time shoe-based motion detectors. *IEEE Trans Biomed Eng*. 64, 2152–2162.

-
- Liu, S., Gao, R., He, Q., Staudenmayer, J., Freedson, P., 2012a. Improved regression models for ventilation estimation based on chest and abdomen movements. *Physiol Meas.* 33, 79–93.
- Liu, S., Gao, X., Freedson, P., 2012b. Computational methods for estimating energy expenditure in human physical activities. *Med Sci Sports Exerc.* 44, 2138–46.
- Liu, S., Gao, X., John, D., Staudenmayer, J., Freedson, P., 2012c. Multisensor data fusion for physical activity assessment. *IEEE Trans Biomed Eng.* 59, 687–696.
- Livingstone, M., Coward, W., Prentice, A., Davies, P., Strain, J., McKenna, P., Mahoney, C., White, J., Stewart, C., Kerr, M., 1992. Daily energy expenditure in free-living children : Comparison of heart-rate monitoring with the doubly labeled water (2h218o) method. *Am J Clin Nutr.* 56, 343–52.
- Lof, M., Henriksson, H., Forsum, E., 2013. Evaluations of actiheart, idea and rt3 monitors for estimating activity energy expenditure in free-living women. *J Nutr Sci.* 2, 1–10.
- Long, G., Watkinson, C., Brage, S., Morris, J., Tuxworth, V., Fentem, P., Griffin, S., Simmons, R., Wareham, N., 2015. Mortality benefits of population-wide adherence to national physical activity guidelines : a prospective cohort study. *Eur J Epidemiol.* 30, 71–9.
- Lopez, G., Brond, J., Andersen, L., Dencker, M., Arvidsson, D., 2018. Validation of sensewear armband in children, adolescents, and adults. *Scand J Med Sci Sports* 28, 487–495.
- Lu, K., Yang, L., Seoane, F., Abtahi, F., Forsman, M., Lindecrantz, K., 2018. Fusion of heart rate, respiration and motion measurements from a wearable sensor system to enhance energy expenditure estimation. *Sensors* 18, 3092.
- Lustrek, M., Cvetkovic, B., Kozina, S., 2012. Energy expenditure estimation with wearable accelerometers. 2012 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS) , 5–8.
- Lyden, K., Keadle, S., Staudenmayer, J., Freedson, P., 2014. A method to estimate freelifing active and ary behavior from an accelerometer. *Med Sci Sports Exerc.* 46, 386–397.

-
- Machac, S., Prochazka, M., Radvansky, J., Slaby, K., 2013. Validation of physical activity monitors in individuals with diabetes : energy expenditure estimation by the multisensor sensewear armband pro3 and the step counter omron hj-720 against indirect calorimetry during walking. *Diabetes Technol Ther.* 15, 413–8.
- Marshall, A., Rachele, J., Marshall, L., Lai, J., Jones, L., 2010. Sit versus stand : Can sitting be accurately identified using mti accelerometer data ? *Medicine and Science in Sports and Exercise* 42, 475.
- Masse, L., Fulton, J., Watson, K., Mahar, M., Meyers, M., Wong, W., 2004. Influence of body composition on physical activity validation studies using doubly labeled water. *J Appl Physiol.* 96, 1357–64.
- Massidda, M., Cugusi, L., Mathieu, A., 2015. Physical activity levels and health-related quality of life in young italian population. *J Sports Med Phys Fitness.* 55, 506–12.
- Mathilde, R., Yacoub, M., 2018. Évaluation de la dépense énergétique chez l’adulte : un champ à explorer pour les diététiciens Travail de Bachelor. Ph.D. thesis.
- McClain, J., Tudor-Locke, C., 2009. Objective monitoring of physical activity in children : considerations for instrument selection. *J Sci Med Sport.* 12, 526–33.
- McCool, F., Wang, J., Ebi, K., 1986. Estimates of ventilation from body surface measurements in unrestrained subjects. *J Appl Physiol.* 61, 1114–1119.
- McCool, F., Wang, J., Ebi, K., 2002. Tidal volume and respiratory timing derived from a portable ventilator monitor. *Chest* 122, 684–91.
- McGrath, L., Hinckson, E., 2010. Physical activity in children : Capturing habitual intermittent activity accurately. *Journal of Science and Medicine in Sport* 12, e75.
- McKenzie, T., 2010. 2009 c. h. mccloy lecture seeing is believing : Observing physical activity and its contexts. *Res Q Exerc Sport.* 81, 113–22.
- McLaughlin, J., King, G., Howley, E., Bassett, D., Ainsworth, B., 2001. Validation of the cosmed k4 b2 portable metabolic system. *Int J Sports Med.* 22, 280–4.
- Melzer, K., Kayser, B., Pichard, C., 2004. Physical activity : The health benefits outweigh the risks. *Curr Opin Clin Nutr Metab Care.* 7, 641–7.

-
- Miller, C., Fraser, S., Levinger, I., Straznicki, N., JB, D., Reynolds, J., Selig, S., 2013. The effects of exercise training in addition to energy restriction on functional capacities and body composition in obese adults during weight loss : A systematic review. *PLoS One* 8, e81692.
- Miller, M., Hankinson, J., Brusasco, V., Burgos, F., Casaburi, R., Coates, A., Crapo, R., Enright, P., van der Grinten, C., Gustafsson, P., Jensen, R., Johnson, D., MacIntyre, N., McKay, R., Navajas, D., Pedersen, O., Pellegrino, R., Viegi, G., Wanger, J., 2005. Standardisation of spirometry. *Eur Respir J* 26, 319–338.
- Mishra, S., Scherer, R., Snyder, C., Geigle, P., Berlanstein, D., Topaloglu, O., 2012. Exercise interventions on health-related quality of life for people with cancer during active treatment. *Cochrane Database Syst Rev.* 2012, CD008465.
- Monotoye, A., Begum, M., Henning, Z., Pfeiffer, K., 2017. Comparison of linear and non-linear models for predicting energy expenditure from raw accelerometer data. *Physiol Meas.* 38, 343–357.
- Mu, Y., Lo, H., Ding, W., Amaral, K., Crouter, S., 2014. Bipart : Learning block structure for activity detection. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* 26, 2397–2409.
- Murakami, H., Kawakami, R., Nakae, S., Yamada, Y., Nakata, Y., Ohkawara, K., Hiroyuki, S., Ishikawa-Takata, K., Tanaka, S., Miyachi, M., 2019. Accuracy of 12 wearable devices for estimating physical activity energy expenditure using a metabolic chamber and the doubly labeled water method : Validation study. *JMIR Mhealth Uhealth* 7, e13938.
- Myers, J., Kaykha, A., George, S., Abella, J., Zaheer, N., Lear, S., Yamazaki, T., Froelicher, V., 2004. Fitness versus physical activity patterns in predicting mortality in men. *Am J Med.* 117, 912–8.
- Norton, K., Norton, L., Sadgrove, D., 2010. Position statement on physical activity and exercise intensity terminology. *J Sci Med Sport.* 13, 496–502.
- Nyhan, M., McNabola, A., Misstaer, B., 2014. Evaluating artificial neural networks for predicting minute ventilation and lung deposited dose in commuting cyclists. *J of transport and Health* 1, 305–315.

-
- O'Driscoll, R., Turicchi, J., Hopkins, M., Horgan, G., Finlayson, G., Stubbs, J., 2020. Improving energy expenditure estimates from wearable devices : A machine learning approach. *J Sports Sci.* 38, 1496–1505.
- OMS, 2015. Stratégie sur l'activité physique pour la région européenne de l'oms 2016-2025. Comité régional de l'Europe .
- Pande, A., Zhu, J., Das, A., Zeng, Y., Mohapatra, P., Han, J., 1992. Breathing patterns during varied activities. *J Appl Physiol.* 73, 887–893.
- Pande, A., Zhu, J., Das, A., Zeng, Y., Mohapatra, P., Han, J., 2015. Using smartphone sensors for improving energy expenditure estimation. *IEEE J Transl Eng Health Med.* 18, 2700212.
- Papazoglou, D., Augello, G., Tagliaferri, M., Savia, G., Marzullo, P., Maltezos, E., Liuzzi, A., 2006. Evaluation of a multisensor armband in estimating energy expenditure in obese individuals. *Obesity* 14, 2217–23.
- Park, H., Dong, S., Lee, M., Youn, I., 2017. The role of heart-rate variability parameters in activity recognition and energy-expenditure estimation using wearable sensors. *Sensors* 17, 1698.
- Patel, H., Alkhawam, H., Madanieh, R., Niel, S., Kosmas, C., Vittorio, T., 2017. Aerobic vs anaerobic exercise training effects on the cardiovascular system. *World J Cardiol.* 9, 134–138.
- Pinna, G., Maestri, R., Rovere, M., Gobbi, E., Fanfulla, F., 2006. Effect of paced breathing on ventilatory and cardiovascular variability parameters during short-term investigations of autonomic function. *Am J Physiol Heart Circ Physiol.* 290, H424–H433.
- Plasqui, G., Joosen, A., kester, A., Goris, A., Westerterp, K., 2005. Measuring free-living energy expenditure and physical activity with triaxial accelerometry. *Obes Res.* 13, 1363–9.
- Poole, K., Thompson, J., Hallinan, H., Beardsmore, C., 2000. Respiratory inductance plethysmography in healthy infants : a comparison of three calibration methods. *Eur Respir J.* 16, 1084–1090.

-
- Rachele, J., McPhail, S., Washington, T., 2012. Practical physical activity measurement in youth : A review of contemporary approaches. *World J Pediatr.* 8, 207–16.
- Raoufy, M., Hajizadeh, S., Sharibzadeh, S., Mani, A., Eftekhari, P., Masjedi, M., 2013. Nonlinear model for estimating respiratory volume bases on thoracoabdominal breathing movements. *Respirologyl.* 18, 108–116.
- Rhodes, R., Janssen, I., Bredin, S., Warburton, D., Bauman, A., 2017. Physical activity : Health impact, prevalence, correlates and interventions. *Psychol Health.* 32, 942–975.
- Rothney, M., Neumann, M., Béziat, A., Chen, K., 2007. An artificial neural network model of energy expenditure using nonintegrated acceleration signals. *J Appl Physiol.* 103, 1419–1427.
- Rousselle, J., Blascovich, J., Kelsey, R., 1995. Cardiorespiratory response under combined psychological and exercise stress. *Int J Psychophysiol.* 20, 49–58.
- Rousset, S., Fardet, A., Lacomme, P., Normand, S., Montaurier, C., Boirie, Y., Morio, B., 2015. Comparison of total energy expenditure assessed by two devices in controlled and free-living conditions. *Eur J Sport Sci.* 15, 391–9.
- Rousset, S., Guidoux, R., Paris, L., Farigon, N., Miolanna, M., Lahaye, C., Duclos, M., Boirie, Y., Saboul, D., 2017. A novel smartphone accelerometer application for low-intensity activity and energy expenditure estimations in overweight and obese adults. *J Med Syst.* 41, 117.
- Ruch, N., Joss, F., Jimmy, G., Melzer, K., Hanggi, J., Mader, U., 2013. Neural network versus activity-specific prediction equations for energy expenditure estimation in children. *J Appl Physiol* 115, 1229–36.
- Ryan, J., Gormley, J., 2013. Measurement of energy expenditure by activity monitors. *Physical Therapy Reviews* 18, 239–262.
- Sant’Anna, T., Escobar, V., Fontana, A., Camillo, C., Hermander, N., Pitta, F., 2012. Evaluation of a new motion sensor in patients with chronic obstructive pulmonary disease 93, 2319–25.
- Santos-Lozano, A., Hernandez-Vicente, A., Perez-Isaac, R., Santin-Medeiros, F., Sristi-Montero, C., Casajus, J., Garatachea, N., 2017. Is the sensewear armband accurate

-
- enough to quantify and estimate energy expenditure in healthy adults? *Ann Transl Med.* 5, 97.
- Sardinha, L., Judice, P., 2017. Usefulness of motion sensors to estimate energy expenditure in children and adults : a narrative review of studies using dlw. *Eur J Clin Nutr.* 71, 331–339.
- Saunders, S., Rath, D., Hodges, P., 2004. Postural and respiratory activation of the trunk muscles changes with mode and speed of locomotion. *Gait Posture.* 20, 280–290.
- Sazonov, E., Hegde, N., Browning, R., Melanson, E., Sazonova, N., 2015. Posture and activity recognition and energyexpenditure estimation in a wearable platform. *IEEE J Biomed Health Inform.* 19, 1339–46.
- Sazonova, N., Browning, R., Sazonov, E., 2011. Accurate prediction of energy expenditure using a shoe-based activity monitor. *Med Sci Sports Exerc.* 43, 1312–21.
- Schindhelm, K., Farrugia, S., 2013. Methods and apparatus for monitoring and treating respiratory insufficiency. US Patent 2013.
- Schlesinger, J., 2015. Applications of a noninvasive respiratory volume monitor for critical care medicine. *Repir Care.* 60, e97–100.
- Schneider, P., Crouter, S., Bassett, D., 2004. Pedometer measures of free-living physical activity : Comparison of 13 models. *Med Sci Sports Exerc.* 36, 331–5.
- Schneider, P., Crouter, S., Lukajic, O., Bassett, D., 2003. Accuracy and reliability of 10 pedometers for measuring steps over a 400-m walk. *Med Sci Sports Exerc.* 35, 1779–84.
- Schoeller, D., van Santen, E., 1982. Measurement of energy expenditure in humans by doubly labeled water method. *J Appl Physiol Respi Environ Exerc Physiol.* 53, 955–9.
- Schrack, J., Zipunnikov, V., Goldsmith, J., Bandeen-Roche, K., Crainiceanu, C., Ferrucci, L., 2014. Estimating energy expenditure from heart rate in older adults : A case for calibration. *PLoS One.* 9, e93520.
- Schulz, S., Westerterp, K., Bruck, K., 1989. Comparison of energy expenditure by the doubly labeled water technique with energy intake, heart rate, and activity recording in man. *Am J Clin Nutr.* 49, 1146–54.

-
- Scneller, M., Pedersen, M., Gupta, N., Aadahl, M., Holtermann, A., 2015. Validation of five minimally obstructive methods to estimate physical activity energy expenditure in young adults in semi-standardized settings. *Sensors* 15, 6133–6151.
- Shaw, K., Gennat, H., O'Rourke, P., Mar, C.D., 2006. Exercise for overweight or obesity. *Cochrane Stabase Syst Rev.* 18, CD003817.
- Sierra, G., Lanzo, V., Telfort, V., 2014. Non-invasive monitoring of respiratory rate, heart rate and apnea. US Patent 2014.
- Smith, J., Mead, J., 1986. Three degree of freedom description of movement of the human chest wall. *J Appl Physiol.* 60, 928–34.
- Spierer, D., Hagins, M., Rundle, A., Pappas, E., 2011. A comparison of energy expenditure estimates from the actiheart and actical physical activity monitors during low intensity activities, walking, and jogging. *Eur J Appl Physiol.* 111, 659–67.
- Staudenmayer, J., Pober, D., Crouter, S., Bassett, D., Freedson, P., 2009. An artificial neural network to estimate physical activity energy expenditure and identify physical activity type from an accelerometer. *J Appl Physiol.* 107, 1300–1307.
- Staudenmayer, J., Pober, D., Crouter, S., Bassett, D., Freedson, P., 2015. Methods to estimate aspects of physical activity and sedentary behavior from high-frequency wrist accelerometer measurements. *J Appl Physiol.* 119, 396–403.
- Suki, B., Alencar, A., Frey, U., Ivanov, P., Buldyrev, S., Majumdar, A., Stanley, H., Dawson, C., Krenz, G., Mishima, M., 2003. Fluctuations, noise and scaling in the cardiopulmonary system. *Fluctuation Noise Lett.* 3, R1–R25.
- Swagerman, S., de Ceus, E., Koenis, M., Pol, H., Boomsma, D., Kan, K., 2015. Domain dependent associations between cognitive functioning and regular voluntary exercise behavior. *Brain Cogn.* 97, 32–9.
- Swift, D., McGee, J., Earnest, C., ans M Nygard, E.C., Johannsen, N., 2018. The effects of exercise and physical activity on weight loss and maintenance. *Prog Cardiovasc Dis.* 61, 206–213.
- Sylvia, L., Bernstein, E., Hubbard, J., Keating, L., Anderson, E., 2014. Practical guide to measuring physical activity. *J Acad Nutr Diet.* 114, 199–208.

-
- Tapia, E., 2008. Using machine learning for real-time activity recognition and estimation of energy expenditure. Ph.D. Dissertation. Massachusetts Institute of Technology .
- Tarnaud, L., Garcia, C., Krief, S., Simmen, B., 2010. Apports nutritionnels, dépense et bilan énergétiques chez l'homme et les primates non-humains : aspects méthodologiques. *Primatologie* 2, 558.
- Trost, S., McIver, K., Pate, E., 2005. Conducting accelerometer-based activity assessments in field-based research. *Med Sci Sports Exerc.* 37, S531–43.
- Trost, S., Wong, W., Pfeiffer, K., Zheng, Y., 2012. Artificial neural networks to predict activity type and energy expenditure in youth. *Med Sci Sports Exerc.* 44, 1801–9.
- Vathsangam, H., Emken, A., Schroeder, E., Spruijt-Metz, D., Sukhatme, G., 2011. Determining energy expenditure from treadmill walking using hip-worn inertial sensors : An experimental study. *IEEE Trans Biomed Eng.* 58, 2804–15.
- Villars, C., Bergouignan, A., Dugas, J., Antoun, E., Schoeller, D., Roth, H., Maingon, A., Lefai, E., Blanc, S., Simon, C., 2012. Validity of combining heart rate and uniaxial acceleration to measure free-living physical activity energy expenditure in young men. *J Appl Physiol.* 113, 1763–71.
- Volp, A., de Oliveira, E.E., Alves, E., Esteves, E., Bressan, J., 2011. Energy expenditure : components and evaluation methods. *Nutr Hosp.* 26, 430–40.
- Voscopoulos, C., Braynov, J., Ladd, D., Lalli, M., Panasyuk, A., Freeman, J., 2013. Evaluation of a novel noninvasive respiration monitor providing continuous measurement of minute ventilation in ambulatory subjects in a variety of clinical scenarios. *Anesth Analg.* 117, 91–100.
- Voscopoulos, C., MacNabb, C., Freeman, J., Galvagno, S., Ladd, D., George, E., 2014. Continuous noninvasive respiratory volume monitoring for the identification of patients at risk for opioid-induced respiratory depression and obstructive breathing patterns. *J Trauma Acute Care Surg.* 77, S208–S215.
- Wang, J., Lin, C., Yang, Y., Kao, T., Wang, W., Chen, Y., 2011. A pace sensor system with machine learning-based energy expenditure regression algorithm. *International Conference on Intelligent Computing.* 6840, 529–536.

-
- Warburton, D., Bredin, S., 2017. Health benefits of physical activity : A systematic review of current systematic reviews. *Curr Opin Cardiol.* 32, 541–556.
- Warburton, D., Nicol, C., Bredin, S., 2006. Health benefits of physical activity : The evidence. *CMAJ.* 174, 801–9.
- Wasserman, K., Hansen, J., Sue, D., Whipp, B., 1987. Principles of exercise testing and interpretations. Philadelphia .
- Welk, G., Corbin, C., Dale, D., 2000. Measurement issues in the assessment of physical activity in children. *Res Q Exerc Sport.* 71, 59–73.
- Westerterp, K., 2009. Assessment of physical activity : A critical appraisal. *Eur J Appl Physiol.* 105, 823–8.
- Westerterp, K., 2017. Doubly labelled water assessment of energy expenditure : principle, practice, and promise. *Eur J Appl Physiol.* 117, 1277–1285.
- White, R., Babic, M., Parker, P., Lubans, D., Astell-Burt, T., Lonsdale, C., 2017. Domain-specific physical activity and mental health : A meta-analysis. *Am J Prev Med.* 52, 653–666.
- White, T., Westgate, K., Hollidge, S., Venables, M., Olivier, P., Wareham, N., Brage, S., 2019. Estimating energy expenditure from wrist and thigh accelerometry in free-living adults : a doubly labelled water study. *Int J Obes* 43, 2333–2342.
- Witt, J., Fisher, J., Guenette, J., Cheong, K., Wilson, B., Sheel, A., 2006. Measurement of exercise ventilation by a portable respiratory inductive plethysmograph. *Respi Physiol Neurobiol.* 154, 389–95.
- Woodcock, J., Franco, O., Orsini, N., Roberts, I., 2011. Non-vigorous physical activity and all-cause mortality : Systematic review and meta-analysis of cohort studies. *Int J Epidemiol.* 40, 121–38.
- Zakeri, I., Adolph, A., Puyau, M., Vohra, F., Butte, N., 2008. Application of cross-sectional time series modeling for the prediction of energy expenditure from heart rate and accelerometry. *J Appl Physiol.* 104, 1665–73.
- Zhang, S., Rowlands, A., Murray, P., Hurst, R., 2012. Physical activity classification using the genea wrist-worn accelerometer. *Med Sci Sports Exerc.* 44, 742–748.

Zhang, X., Bruce, E., 2000. Fractal characteristics of end-expiratory lung volume in anesthetized rats. *Ann Biomed Eng.* 28, 94–101.

ANNEXE



TOPICAL REVIEW

Estimation of respiratory variables from thoracoabdominal breathing distance: a review of different techniques and calibration methods

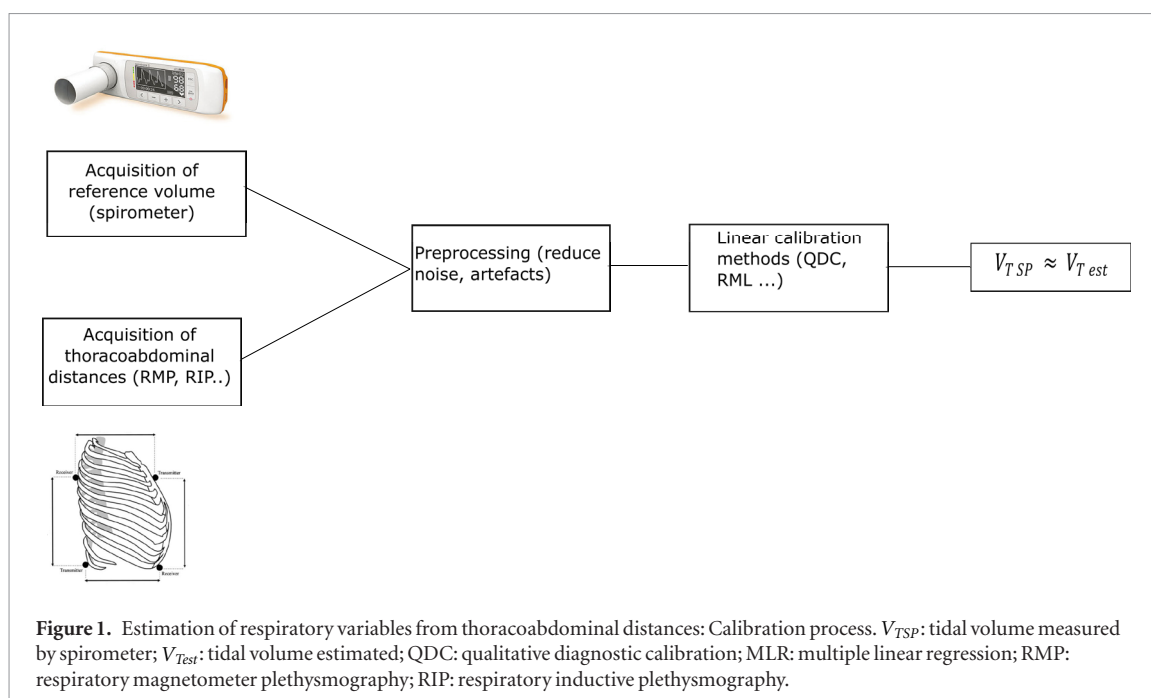
RECEIVED
6 August 2018REVISED
23 February 2019ACCEPTED FOR PUBLICATION
28 February 2019PUBLISHED
29 March 2019Aya Houssein^{1,2}, Di Ge³, Steven Gastinger^{2,4}, Remy Dumond^{2,5} and Jacques Prioux^{2,5}¹ Ecole normale supérieure de Rennes, Campus de Ker Lann, Avenue Robert Schuman, 35170 Bruz, France² Laboratoire Mouvement, Sport, Santé (EA 7470), Université de Rennes 2, Avenue Robert Schuman, 35170 Bruz, France³ Laboratoire Traitement du Signal et de l'Image, INSERM UMR, 1099, France⁴ APCoSS, Institut de Formation en Education Physique et en Sport d'Angers (IFEPSA), Les Ponts de Cé, France⁵ Département Sciences du sport et éducation physique, Ecole normale supérieure de Rennes, Campus de Ker Lann, Avenue Robert Schuman, 35170 Bruz, FranceE-mail: aya.houssein@hotmail.com**Keywords:** respiratory measurement, noninvasive ventilation, mechanics of breathing, calibration methods**Abstract**

The precise measurement of respiratory variables, such as tidal volume, minute ventilation, and respiratory rate, is necessary to monitor respiratory status, overcome several diseases, improve patient health conditions and reduce health care costs. This measurement has conventionally been performed by breathing into a mouthpiece connected to a flow rate measuring device. However, a mouthpiece can be uncomfortable for the subject and is difficult to use for long-term monitoring. Other noninvasive systems and devices have been developed that do not require a mouthpiece to quantitatively measure respiratory variables. These techniques are based on measuring size changes of the rib cage (RC) and abdomen (ABD), as lung volume is known to be a function of these variables. Among these systems, we distinguish respiratory inductive plethysmography (RIP), respiratory magnetometer plethysmography (RMP), and optoelectronic plethysmography devices. However, these devices should be previously calibrated for the correct evaluation of respiratory variables. The most popular calibration methods are isovolume manoeuvre calibration (ISOCAL), qualitative diagnostic calibration (QDC), multiple linear regression (MLR) and artificial neural networks (ANNs). The aim of this review is first to present how thoracoabdominal breathing distances can be used to estimate respiratory variables and second to present the different techniques and calibration methods used for this purpose.

1. Introduction

Respiratory failure, defined as the failure of one or both of the gas exchange functions, i.e. oxygenation and/or the elimination of carbon dioxide from mixed venous blood, of the respiratory systems, affects millions of people (Schindhelm and Farrugia 2013). The most common respiratory diseases around the world are obstructive sleep apnoea, chronic obstructive pulmonary disease and asthma. Respiratory failure is difficult to predict and can become life threatening in a few minutes. Thus, continuous monitoring of respiratory activity can provide real-time respiratory assessment and initiate timely interventions, and appropriate monitoring equipment can be life saving (Folke *et al* 2003, Sierra *et al* 2014). Numerous studies have shown that minute ventilation (\dot{V}_E), tidal volume (V_T), and respiratory rate (RR) provide accurate markers for acute respiratory dysfunction (Voscopoulos *et al* 2013, 2014, Schlesinger 2015).

Since \dot{V}_E , V_T , and RR are important variables in respiratory medicine, they must be accurately measured. Conventionally, they have been measured using a spirometer (SP) (Miller *et al* 2005, Chhabra 2015). Despite its precision, the SP requires the use of a facial mask or mouthpiece, which may be cumbersome to wear. Therefore, alternative methods have been developed to estimate respiratory variables from sensors placed on the body surface, such as Resptrace (Stick *et al* 1992), Resptrace Plus (Leino *et al* 2001), Visuresp (Emeriaud *et al*

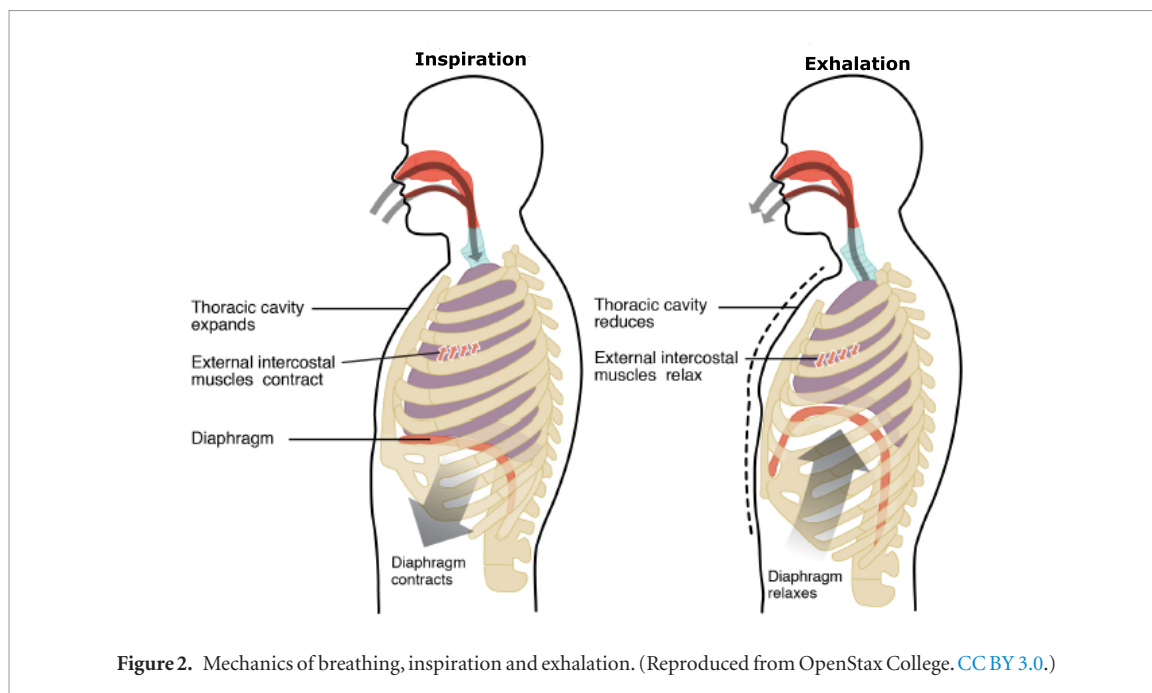


2008), LifeShirt (Kent *et al* 2009, Hollier *et al* 2014), respiratory magnetometer plethysmography (RMP) systems (Gastinger *et al* 2010), fibre optic plethysmography systems (Augousti *et al* 2005), optoelectronic plethysmography (Aliverti and Pedotti 2003), and accelerometer systems (Fekr *et al* 2015). In all these methods, a calibration procedure is essential for deriving respiratory variables from the body sensor data. The most popular calibration methods are qualitative diagnostic calibration (QDC) and isovolume manoeuvre calibration (ISOCAL) (Barbosa *et al* 2012). Machine learning techniques can also be used as a calibration method, such as multiple linear regression (MLR) and artificial neural networks (ANNs). Figure 1 illustrates the general approach for the estimation of respiratory variables using thoracoabdominal distances.

This review encompasses the mechanics of breathing, the mainstream devices and techniques for measuring and estimating respiratory variables, and the drawbacks of each technique. Since signals acquired from these devices are affected by noise, we present several methods to attenuate noise and artefacts before the estimation of these variables. Linear and nonlinear calibration methods are introduced and compared in dealing with the estimation problem. To our knowledge, this is the first review that compares different methods for estimating ventilatory variables associated with calibration and signal processing methods.

2. Breathing mechanics

During inspiration at rest, the diaphragm contracts and moves inferiorly, which leads to an increase in the longitudinal diameter of the thoracic cavity, while the diameter of the abdominal cavity decreases. In addition, the ribs lift and advance, which causes an increase in the transverse diameter of the thorax. In the same time, contraction of the external intercostal muscles elevates the rib cage (RC) and moves the sternum anteriorly, which also leads to an increase in the transverse and anteroposterior diameter of the thorax (John 2012, Tommy 2014). During physical activity (PA), the contraction of the accessory inspiratory muscles, including the sternocleidomastoid and scalene, lift the RC higher, allowing a further increase in the volume of the thoracic cavity and, thus, higher inspiratory volumes. At rest, exhalation is passive. As the diaphragm relaxes, it moves superiorly and as the external intercostal muscles relax, the RC and sternum return to their resting positions. These actions decrease the size of the thoracic cavity in all dimensions (Fox and Mathews 1981, Tommy 2014). During PA and voluntary hyperventilation, exhalation becomes active. The internal intercostal muscles depress the RC and the abdominal muscles compress the abdominal organs, forcing them superiorly against the diaphragm (figure 2). These actions can dramatically decrease the volume and further increase the pressure within the thoracic cavity, producing forceful expiration (Fox and Mathews 1981, Tommy 2014). There are, therefore, perpetual variations in thoracic and abdominal dimensions in relation to respiration. These phenomena reinforce the hypothesis to estimate respiratory variables from the measurements of the thorax and abdomen (ABD) movements.



3. Measurement of respiratory variables

Several techniques and devices are available to measure and estimate respiratory variables. While spirometry is the reference direct method, other devices have been employed to indirectly estimate these variables from measurements of RC and ABD size changes. A magnetometer is a sensor consisting of tuned pairs of electromagnetic transmitting/receiving coils to measure the anteroposterior or lateral diameters of the RC and ABD. A RIP belt uses two loops of wire coiled that are sewed into an elastic belt. It demodulates frequencies, measures voltage changes and is linearly correlated with the surface bordered by the elastic bands. A fibre-optics plethysmography system is another alternative method that is based on the deformation of optical fibres by following the chest and abdominal volume in a respiration cycle (Augousti *et al* 2005). Optoelectronic plethysmography, on the other hand, can be used to assess absolute chest wall volumes and their variations in the upper and lower RC and ABD. This approach is based on measuring a finite number of displacements of points on the outer surface of the chest wall to measure chest wall volume changes without a mouthpiece (Parreira *et al* 2012, Layton *et al* 2013). In the following section, we detail the general principles of the techniques used to measure and estimate respiratory variables, either with a SP or with indirect methods with two, three and four degrees of freedom (DOF). Table 1 summarizes the evidence of these techniques to estimate respiratory variables.

3.1. Spirometer

Spirometry is the most common pulmonary function test used to measure lung function. It is performed using a SP, a special device that registers the amount of air that a subject inhales or exhales and the rate at which the air is moved into or out of the lungs. This technique allows one to measure \dot{V}_E , as well as the inspiratory (T_I) and expiratory time (T_E) (Miller *et al* 2005, Chhabra 2015). Moreover, a SP is a useful tool for assessing the breathing efficiency of human beings and can be used as an airway assessment tool (Vannucci 2017). There are two types of SPs. First, volume measurement devices record the amount of air exhaled or inhaled within a certain time and then directly measure the volume of the expired air. When the subject breathes into a mouthpiece, the respiratory volume is measured by the displacement of a bell, piston, or bellows, which in turn moves a pen that traces a curve on a moving paper. The water seal, which is considered to be the gold standard, the dry rolling seal and the bellows SP are the most common types of volume SPs (Wanger 2012). Second, flow measurement devices measure airflow directly and then derive the volume through an integration of the flow signal. The most common types of flow SPs are (i) the differential pressure pneumotachograph (PNT), which measures flow from the pressure drop across a resistance, (ii) the hot wire anemometer, which measures flow from cooling a heated wire, (iii) rotating vanes, which electronically count the rotations of a turbine, and (iv) an ultrasonic spirometer, which measures flow using ultrasonic waves and the Doppler effect (Wanger 2012). Although, the SP method is precise, it requires the use of a facial mask or a mouthpiece, which may be cumbersome (McCool *et al* 2002, Gastinger *et al* 2014). A mouthpiece is difficult to use for long-term subject monitoring, especially for sleeping or anaesthetized subjects. It may be uncomfortable in an ambulatory setting and thus restricts breathing by introducing unnatural breathing during experimental conditions (Perez and Tobin 1985).

Table 1. Summary of devices for estimating respiratory variables.

Authors	Subjects	Materials and methods	Main results
Caretti <i>et al</i> (1994)	Eight healthy subjects	Reference method: flowmeter. Tested device: Resptrace (2DOF). Variables estimated: V_T during cycling and treadmill exercises	Significant correlations of breath-by-breath during cycling ($p < 0.05$) and treadmill exercises ($p < 0.05$)
Fiamma <i>et al</i> (2007)	Eight freely breathing normal subjects	Reference method: PNT. Tested device: Visuresp (2DOF). Respiratory variables in seated and supine position	The mean bias values for RR, V_T , and \dot{V}_E were low. Significant correlation of mean and \dot{V}_E , V_T , RR, and T_E in seated ($p < 0.03$) and supine positions ($p < 0.01$)
Witt <i>et al</i> (2006)	Ten healthy subjects	Reference method: PNT. Tested device: LifeShirt (2DOF). Variables estimated: \dot{V}_E , V_T and RR during resting, walking, running and treadmill exercises to exhaustion	Mean RR, V_T and \dot{V}_E were not significantly different ($p > 0.05$). The coefficient of determination for RR ($R^2 = 0.92$), V_T ($R^2 = 0.87$) and \dot{V}_E ($R^2 = 0.96$) during rest and different exercise intensities
Clarenbach <i>et al</i> (2005)	Eight healthy, six COPD, five with heart failure	Reference method: PNT. Tested device: LifeShirt (2DOF). Variables estimated: breath-by-breath V_T , \dot{V}_E , and T_{TOT}	No significant bias for V_T , \dot{V}_E , and T_{TOT} ($p < 0.01$)
McCool <i>et al</i> (2002)	14 healthy subjects	Reference method: flowmeter. Tested device: magnetometers (3DOF). Variables estimated: breath-by-breath V_T , T_I and T_E during rest and exercise	V_T was highly correlated at rest ($R^2 = 0.9$) and during exercise ($R^2 = 0.79$). T_I and T_E were also highly correlated ($R^2 = 0.97$ and $R^2 = 0.99$). The mean percentage differences of V_T were 10.1% at rest and 13.5% during exercises
Gastinger <i>et al</i> (2010)	12 healthy subjects	Reference method: spirometer. Tested device: RMP (4DOF). Variables estimated: \dot{V}_E , V_T , T_I and T_E while sitting, standing and walking	\dot{V}_E , V_T , T_I and T_E were significantly correlated. The mean percentage differences of \dot{V}_E were 10.44, 10.74 and 12.06% in the sitting, standing and exercise conditions, respectively
Layton <i>et al</i> (2013)	30 healthy subjects	Reference method: spirometer. Tested device: OEP. Variables estimated: V_T during maximal and submaximal exercises	The correlations of V_T were very good: $R = 0.963$ ($p < 0.001$) for submaximal and $R = 0.982$ ($p < 0.001$) for maximal exercise

V_T : tidal volume; T_I : inspiratory time; T_E : expiratory time; T_{TOT} : total respiratory cycle; \dot{V}_E : minute ventilation; RR: respiratory rate; PNT: pneumotachograph; RIP: respiratory inductive plethysmography; RMP: respiratory magnetometer plethysmography; OEP: optoelectronic plethysmography; DOF: degree of freedom; COPD: chronic obstructive pulmonary disease.

3.2. Indirect methods based on two DOF

Because the use of a mouthpiece in the conventional methods presents many drawbacks, a number of studies have attempted to develop noninvasive techniques to indirectly assess respiratory variables. Konno and Mead (1967) demonstrated that the respiratory system can be considered a dynamic system with 2DOF by considering the volume changes in both the RC and ABD (see figure 3(a)). The 2DOF system assumes that V_T is equal to the sum of the two volume changes:

$$V_T = \alpha \cdot \Delta RC + \beta \cdot \Delta AB \quad (1)$$

in which ΔRC and ΔAB represent the anteroposterior displacements of the RC and ABD, respectively, and α and β are volume-motion coefficients.

RIP is the most frequently used technique to estimate lung volume from respiratory movements based on 2DOF. The first commercialized RIP device was the Resptrace (Ambulatory Monitoring, New York, NY). Caretti *et al* (1994) showed that the Resptrace is a semi-quantitative method for measuring V_T during exercise. However, in this study, inadequate V_T measurements were observed for several subjects during various cycling and treadmill exercise intensities. According to Caretti *et al* (1994), these results may be attributed to the slippage of the elastic bands that contained the inductive coils. To limit the movements of the bands on the subject and make the system less intrusive, other RIP systems have been developed to incorporate the coils into a vest.

The Visuresp (RBI, Mylan, France) is another RIP system where the two coils are contained in a sleeveless jacket. Fiamma *et al* (2007) showed that the Visuresp device could be used safely to quantify breath-by-breath variability in \dot{V}_E and to study the complexity of the ventilatory flow. Eberhard *et al* (2001) showed that the Visuresp provides an adequate substitute for the ventilatory flow measured with a PNT.

Another similar RIP system, called LifeShirt, was developed (Ventura, CA) to include various sensors to measure multiple physiological variables in addition to the RIP. Clarenbach *et al* (2005) and Witt *et al* (2006)

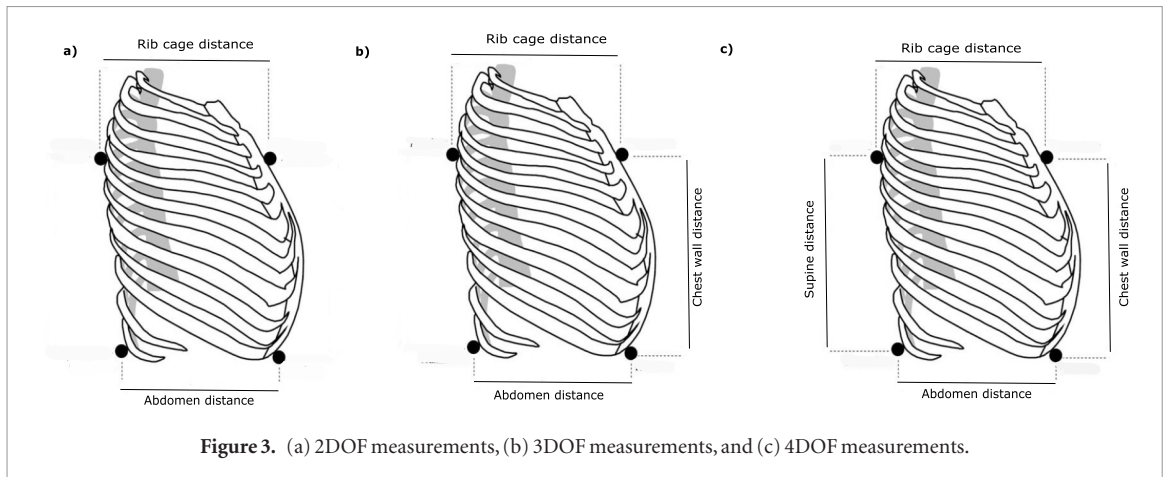


Figure 3. (a) 2DOF measurements, (b) 3DOF measurements, and (c) 4DOF measurements.

evaluated the LifeShirt performance for estimating ventilatory variables during different exercise conditions (table 1). This RIP system has been validated under different conditions and in healthy subjects, patients with chronic obstructive pulmonary disease, anaesthetized patients, newborns, adults and premature infants (Stick *et al* 1992, Heldt 1988, Neumann *et al* 1998, Leino *et al* 2001). The accuracy of 2DOF models have been found to be limited by postural changes. Indeed, Smith and Mead (1986) found that changes in posture associated with movements of the spine and pelvis induce large RC displacements. Thus, the addition of the axial displacement of the chest wall, providing a third DOF, is supposed to potentially reduce the posture-related errors associated with 2DOF models. Paek *et al* (2003) also analysed the sources of error of the 2DOF models and concluded that they are mainly related to the xiphumbilical distance (X_i). Consequently, models that include measurements of X_i should provide better estimates of volume when changes in posture occur. Similarly, McCool *et al* (1986) showed that the addition of axial displacements to either the anteroposterior dimension or cross-sectional areas of the RC and ABD significantly ($p < 0.01$) improved estimates of respiratory variables in unrestrained subjects.

3.3. Indirect methods based on three DOF

Smith and Mead (1986) proposed the 3DOF model to determine V_T :

$$V_T = \alpha \cdot \Delta RC + \beta \cdot \Delta AB + \gamma \cdot \Delta X_i \quad (2)$$

in which ΔRC and ΔAB represent the linear displacements of the RC and ABD, respectively, ΔX_i is the variation in the distance between the xiphoid and umbilicus (figure 3(b)), and α , β and γ are volume-motion coefficients. McCool and Paek (1993) used a 3DOF model to estimate \dot{V}_E by combining RIP belts for cross-sectional area changes of the RC and ABD and a pair of magnetometers for axial displacements of the chest wall. The authors showed that V_T , RR and \dot{V}_E could be accurately measured by adding body surface displacement measures. McCool *et al* (2002) later developed a magnetometer device that measured the anteroposterior displacements of the RC and ABD as well as the axial displacement of the chest wall using two pairs of electromagnetic coils and showed that the magnetometer system was able to measure V_T , T_I , and T_E at rest and during exercise.

3.4. Indirect methods based on four DOF

Gastinger *et al* (2010) suggested that an additional distance (the axial displacement of the spine) might further improve the accuracy. Thus, V_T can be expressed as follows:

$$V_T = \alpha \cdot \Delta RC + \beta \cdot \Delta AB + \gamma \cdot \Delta X_i + \zeta \cdot \Delta PO \quad (3)$$

in which ΔPO represents the axial displacement of the spine (figure 3(c)). Gastinger *et al* (2010) showed that their portable and noninvasive device (Nomics-WL2, Liege Science Park, Belgium) could accurately estimate \dot{V}_E , V_T , T_I and T_E during rest and exercise. Later, Dumond *et al* (2017) used its advanced version (Nomics s.a Liège Science Park, Belgium), which is smaller, lighter and more convenient to handle. These authors proved that RMP is a valid tool for estimating respiratory volume, V_T and respiratory timing with sufficient accuracy during rest and under various exercise conditions. However, the validation of RMP devices is restricted to healthy subjects and laboratory conditions.

4. Preprocessing

The thoracoabdominal signals measured by the plethysmography systems cited above, such as RIP, RMP, and optoelectronic plethysmography, reflect respiration but may also contain components reflecting cardiac activities as well as motion artefacts and measurement noise (Coyle *et al* 2007). Therefore, before the development of a

model, noise and non-respiratory artefacts must be filtered. Several methods have been used for this purpose. Low-pass filtering is a conventional method to attenuate specific frequency ranges. Generally, a low-pass filtering with a cutoff frequency of approximately 1–1.5 Hz is applied as the respiratory frequency is normally between 0.1–0.5 Hz (Coyle *et al* 2007, Liu *et al* 2013). This method is easy to implement while requiring prior information on the respiration frequency. Adaptive filtering techniques have also been used to remove artefacts by modelling the difference between the respiratory signal and a reference signal closely related to the artefacts. Usually, an acceleration signal that predicts non-respiratory components due to motion artefacts is used as the reference input (East *et al* 1989, Keenan and Wilhelm 2005). Wavelet transform is another method for the removal of artefacts. It minimizes noise by decomposing the respiratory signal into a set of wavelet sub-bands and applying soft thresholding to the coefficients. This method has been shown to be effective in denoising plethysmography signals, but its effectiveness is dependent on the proper choice of a basis wavelet function (Keenan and Wilhelm 2005). Moreover, since respiratory signals and tissue artefacts represent two different physical sources, independent component analysis (ICA) can also be applied to remove artefacts by separating the acquired signal into statistically independent components (Liu *et al* 2008). Empirical mode decomposition (EMD) has also shown to be successful in removing artefacts from plethysmography signals by decomposing a signal into a sum of intrinsic mode functions (IMFs). These IMFs are extracted by an iterative process to reconstruct the denoised version of the respiratory signal (Liu *et al* 2008, 2012, Wang *et al* 2015). While EMD has demonstrated successful tissue artefact removal capabilities, its high computational complexity limits its application in real-time processing scenarios.

5. Calibration

To convert the variations in RC and ABD motion recorded by noninvasive techniques such as RIP or RMP into respiratory volume variations, a calibration process with regard to SP data is required. Among the various methods for calibration are the ISOCAL method introduced by Konno and Mead (1967) and the QDC, which requires a specific respiratory manoeuvre to obtain the volume-motion coefficients. Computer-assisted regression techniques such as MLR and ANN are also approaches used to determine volume-motion coefficients by solving equations related to changes in chest wall dimensions and those of lung volumes. These calibration methods may be linear or nonlinear. In this section, we present the principle methods of calibration used in the literature. Table 2 summarizes some of the studies of calibration methods.

5.1. Linear methods

5.1.1. Isovolumetric manoeuvre calibration

An isovolumetric manoeuvre consists of shifting the volume back and forth between the RC and ABD compartments while holding the glottis closed. Therefore, there is no net volume change in the system. Since V_T equals zero, equation (1) can be modified as follows:

$$\Delta RC = -(\beta/\alpha)\Delta AB. \quad (4)$$

The proportionality ratio (β/α) is thus determined. This calibration method is the most reliable reference method for subjects who are lying down (Chadha *et al* 1982). However, the calibration coefficients have been shown to depend on posture. Thus, different postures might lead to different calibration coefficients. Moreover, for untrained subjects, repeated measurements within the same posture tend to have different values, reducing the reproducibility of the calibration method and the fidelity of the signal as an accurate representation of the breathing pattern (Augousti 1997). In addition, this method is unsuitable for infants and young children since it requires the subject's cooperation.

5.1.2. Qualitative diagnostic calibration

To overcome the problems of ISOCAL, Sackner *et al* (1989) proposed the qualitative diagnostic calibration. This method allows calibrations to be performed by taking advantage of the spontaneous variations in the relative contributions of the RC and ABD during different breaths. In this method, the subject breathes with a constant V_T , calculating the standard deviation (SD) of each term in equation (1) and using $SD(V_T) = 0$ to yield the proportionality constant k , such that

$$k = -SD(V_{AB})/SD(V_{RC}). \quad (5)$$

The vast majority of studies adopt the QDC approach due to its simplicity for not requiring any specific respiratory manoeuvres (Sackner *et al* 1989). Adams *et al* (1993) showed satisfactory results using the Resptrace with the QDC to estimate V_T in healthy full-term newborns. This validation was achieved using the QDC by comparing the mean volumes of ten sets of breaths obtained from calibrated signals with those measured by a PNT. However, Brown *et al* (1998) assessed the QDC method for RIP in 28 anaesthetized infants by comparing

Table 2. Summary of the calibration methods to estimate respiratory variables.

Authors	Aims	Subjects	Materials and methods	Conclusion
Adams <i>et al</i> (1993)	Validate QDC for estimating V_T in newborns	21 healthy full-term newborns	RIP calibrated with QDC in the supine posture compared with PNT data	QDC provides satisfactory results when estimating V_T in healthy full-term newborns
Brown <i>et al</i> (1998)	Validate QDC in anaesthetized infants	28 anaesthetized infants	V_T from RIP calibrated by QDC compared with PNT data	QDC was limited by the number of analysed breaths, and intra-subject discrepancy with different measurement conditions
Barbosa <i>et al</i> (2012)	Compare two calibration methods in three different positions	28 adult subjects	Thoracic and abdominal RIP data for each position by calibrated by QDC or ISOCAL versus PNT measures	QDC is inaccurate for RIP calibration. ISOCAL should be performed for each position
McCool <i>et al</i> (2002)	Use a portable magnetometer to estimate breathing patterns	14 healthy subjects	V_T , T_I and T_E from a magnetometer calibrated by MLR compared with SP data during sitting, standing and treadmill exercises	The magnetometer system can be used to estimate breathing patterns in seated, standing and exercise conditions
Raoufy <i>et al</i> (2013)	Compare linear and nonlinear calibration methods for RIP	Ten normal subjects and ten asthmatic patients	Linear models (QDC and MLR) compared with nonlinear models (ANN and ANFIS)	Nonlinear models are more adapted to study the pattern changes in respiratory volume during normal and asynchronous breathing
Dumond <i>et al</i> (2017)	Improve the accuracy of respiratory volume (V) estimates using RMP	14 healthy adults	MLR (linear) and ANN (nonlinear) models were compared to estimate the respiratory volume using SP as a reference	ANN better fit the spirometry data

V_T : tidal volume; T_I : inspiratory time; T_E : expiratory time; QDC: qualitative diagnostic calibration; PNT: pneumotachograph; RIP: respiratory inductive plethysmography; ISOCAL: isovolume calibration; MLR: multiple linear regression; SP: spirometer; ANN: artificial neural network; RMP: respiratory magnetometer plethysmography; ANFIS: adaptive neuro fuzzy inference system.

simultaneous recordings from a calibrated PNT. These authors found that the number of analysed breaths influenced the QDC accuracy and that its application was limited by the need to analyse a minimum of 20 breaths and by a loss of within-subject accuracy if measurement conditions or patterns of breathing changed. De Groote *et al* (2001) also demonstrated that the QDC had consistent results only when applied to an entire set of breaths with a constant or quasi-constant V_T .

5.1.3. Multiple linear regression

MLR is a calibration procedure based on statistical regression analysis methods. A linear relationship is established between the chest/rib displacement and respiratory volume. The volume-motion coefficients are calculated by minimizing the sum of the squared errors between the respiratory volume and reference data. Several studies have used the MLR approach as a calibration procedure (Stradling *et al* 1985, Poole *et al* 2000, McCool *et al* 2002, Liu *et al* 2009, Heyde *et al* 2014, 2015). In particular, Gastinger *et al* (2010) used MLR to validate the use of RMP to measure \dot{V}_E . While the results of Gastinger *et al* (2010) are encouraging, the calibration process is complex because its accuracy depends on both the PA type and the subject. Indeed, the determination of the volume-motion coefficients requires recordings for several sitting, standing and walking sessions for each subject.

5.2. Nonlinear methods

To overcome the linear limitations of MLR and to improve the accuracy of predictive V_T models, some authors have introduced non-linear machine learning methods to estimate respiratory variables. Lin *et al* (2012) and Nyhan *et al* (2014) illustrated the accuracy of an ANN model for estimating \dot{V}_E in healthy subjects during

exercise. In their studies, the percentage error using an ANN to estimate \dot{V}_E was smaller than that of a partial least squares (PLS) model. In Lin *et al* (2012) study, the mean difference between the \dot{V}_E measured by PNT and estimated with an ANN was 0.9% lower than that estimated by a PLS (7.1%). In Nyhan *et al* (2014) study, the average percentage error of the ANN modelled \dot{V}_E (2.5%) was lower than that of the PLS model (5%). Raoufy *et al* (2016) developed two nonlinear models, an ANN and an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), to estimate respiratory volume based on thoracoabdominal movements. The authors compared their methods to linear approaches such as QDC and MLR. The results from the nonlinear models fit the spirometry volume curve significantly better ($p < 0.05$) than those obtained by linear methods, particularly during asynchrony. John *et al* (2013) also showed that a complex random forest technique was marginally better than the MLR to estimate \dot{V}_E . The complex random forest technique had the highest overall accuracy (80.7%) compared to the MLR (78.7%). Recently, Dumond *et al* (2017) compared two machine learning models to estimate respiratory volume: a linear MLR model and a nonlinear ANN model. The results from the ANN model fit the SP volume curve significantly better than those obtained through the MLR model. The higher accuracy of nonlinear models is probably due to the complexity of \dot{V}_E . Indeed, several studies have shown that the dynamics of \dot{V}_E vary from cycle to cycle (Sammon and Bruce 1991) with the characteristics of a chaotic process (Ranohavimparany 2012). Wysocki *et al* (2006) showed that ventilatory behaviour in healthy and pathological subjects is complex and comparable with chaotic dynamics. Yeragani *et al* (2002) and Fiamma *et al* (2007) have added that the ventilatory behaviour in children is also complex and chaotic. Moreover, movements of the respiratory system are not simple and have been associated with compound thoracoabdominal interactions, particularly during variable breathing. Therefore, a linear model can only be applied in conditions of constant or quasi-constant V_T and is not reliable during variable and asynchronous breathing. Consequently, nonlinear models may be more appropriate in dealing with more complex types of breathing.

6. Conclusion and future directions

Numerous studies have shown the relevance of alternative devices based on thoracoabdominal variations to measure respiratory variables to eliminate the wearing of cumbersome devices designed for direct respiration measures. These alternative devices have shown to be a valuable tool for monitoring ventilation and breathing patterns during resting conditions and exercises in different types of populations (newborns, infants, children, adults, healthy individuals and patients with cardiac and respiratory disease). These tools are widely used in clinical and research settings to evaluate sleep-related breathing disorders and for respiratory monitoring in clinical care and anaesthesia (Brüllman *et al* 2010, Parreira *et al* 2012). However, the continuous monitoring of physiological variables under free-living conditions outside the laboratory and in hospital settings has yet to be developed. Note that simple and reliable calibration methods are key to their success because it has already been observed that in clinical use, these devices are limited by complex calibrations. Future work is required to adapt these devices to the remote monitoring of patients with pulmonary, cardiovascular or neuromuscular diseases under free-living conditions. These applications include better assessing respiratory function and detecting acute respiratory failure for earlier interventions. This approach would typically require simple, stable and repeatable methods while including non-collaborating subjects for the analysis of different daily activities with no interruptions. More complex nonlinear machine learning strategies need to be adopted to address the intra- and inter-patient differences as well as the chaotic dynamics observed in certain breathing patterns, for which traditional linear methods typically fail even with higher DOF (multiple measures). Appropriate signal preprocessing is also necessary to remove artefacts that occur during free-living conditions. Finally, continuous monitoring applications should benefit from the fast development of lightweight and powerful computing on-chip systems to collect the monitoring data and integrate both preprocessing and machine learning algorithms to provide real-time feedback.

Acknowledgments

The authors wish to acknowledge all the subjects for their participation in the study. This work was conducted as part of the SHERPAM (Sensors for Health Recording and Physical Activity Monitoring) project (2014–2018). As such, it received support from the French government granted to the ComniLabs Laboratory of Excellence, which is managed by the National Research Agency as part of the Investing for the Future Program (reference ANR-10-LABX-07-01). Further information about this project can be found at <https://sherpam.cominlabs.u-bretagne.fr/>. There are no conflicts of interest regarding this research.

References

- Adams J A, Zabaleta I A, Stroh D, Johnson P and Sackner M A 1993 Tidal volume measurements in newborns using respiratory inductive plethysmography *Am. Rev. Respir. Dis.* **148** 585–8

- Aliverti A and Pedotti A 2003 Opto-electronic plethysmography *Monaldi Arch. Chest Dis.* **59** 12–6
- Augousti A T 1997 A theoretical study of the robustness of the isovolume calibration method for a two-compartment model of breathing, based on an analysis of the connected cylinders model *Phys. Med. Biol.* **42** 288–91
- Augousti A T, Maletas F X and Mason J 2005 Improved fibre optic respiratory monitoring using a figure-of-eight coil *Physiol. Meas.* **26** 585–90
- Barbosa R, De Carvalho C and Moriya H 2012 Respiratory inductive plethysmography: a comparative study between isovolume maneuver calibration and qualitative diagnostic calibration in healthy volunteers assessed in different positions *J. Bras. Pneumol.* **38** 194–201
- Brown K, Aun C, Jackson E, Mackersie A, Hatch D and Stocks J 1998 Validation of respiratory inductive plethysmography using the qualitative diagnostic calibration method in anaesthetized infants *Eur. Respir. J.* **12** 935–43
- Brüllmann G, Fritsch K, Thurnheer R and Bloch K E 2010 Respiratory monitoring by inductive plethysmography in unrestrained subjects using position sensor-adjusted calibration *Respiration* **79** 112–20
- Caretti D M, Pullen P V, Premo L A and Kuhlmann W D 1994 Reliability of respiratory inductive plethysmography for measuring tidal volume during exercise *Am. Ind. Hygiene Assoc. J.* **55** 918–23
- Chadha T S, Watson H, Birch S, Jenouri G A, Schneider A W, Cohn M A and Sackner M A 1982 Validation of respiratory inductive plethysmography using different calibration procedures *Am. Rev. Respir. Dis.* **125** 644–9 (PMID:7091869)
- Chhabra S K 2015 Interpretation of spirometry: selection of predicted values and defining abnormality *Indian J. Chest Dis. Allied Sci.* **57** 91–105 (PMID:26591969)
- Clarenbach C F, Senn O, Brack T, Kohler M and Bloch K E 2005 Monitoring of ventilation during exercise by a portable respiratory inductive plethysmograph *Chest* **128** 1282–90
- Coyle M et al 2007 Systems and methods for respiratory event detection *US Patent 7267652B2*
- De Groote A, Paiva M and Verbandt Y 2001 Mathematical assessment of qualitative diagnostic calibration for respiratory inductive plethysmography *J. Appl. Physiol.* **90** 1025–30
- Dumond R, Gastinger S, Abdul Rahman H, Le Faucheur A, Quiton P, Kang H and Prioux J 2017 Estimation of respiratory volume from thoracoabdominal breathing distances: comparison of two models of machine learning *Eur. J. Appl. Physiol.* **117** 1533–55
- East K A, East T D, Mathews V J and Waterfall B T 1989 Computerized artefact detection for ventilatory inductance plethysmographic apnea monitors *J. Clin. Monit.* **5** 170–6
- Eberhard A, Calabrese P, Baconnier P and Benchetrit G 2001 Comparison between the respiratory inductance plethysmography signal derivative and the airflow signal *Adv. Exp. Med. Biol.* **499** 489–94
- Emeriaud G, Eberhard A, Benchetrit G, Debillon T and Baconnier P 2008 Calibration of respiratory inductance plethysmograph in preterm infants with different respiratory conditions *Pediatric Pulmonol.* **43** 1135–41
- Fekr A R, Radecka K and Zilic Z 2015 Design and evaluation of an intelligent remote tidal volume variability monitoring system in e-health applications *IEEE J. Biomed. Health Inform.* **19** 1532–48
- Fiamma M N, Samara Z, Baconnier P, Similowski T and Straus C 2007 Respiratory inductive plethysmography to assess respiratory variability and complexity in humans *Respir. Physiol. Neurobiol.* **156** 234–9
- Folke M, Cernerud L, Ekström M and Hök B 2003 Critical review of non-invasive respiratory monitoring in medical care *Med. Biol. Eng. Comput.* **41** 377–83
- Fox E L and Mathews D K 1981 *Physiological Basis of Physical Education and Athletics* 3rd edn (Philadelphia, PA: Saunders)
- Gastinger S, Donnelly A, Dumond R and Prioux J 2014 A review of the evidence for the use of ventilation as a surrogate measure of energy expenditure *J. Parenteral Enteral Nutrition* **38** 926–38
- Gastinger S, Sefati H, Nicolas G, Sorel A, Gratas-Delamarche A and Prioux J 2010 Estimates of ventilation from measurements of rib cage and abdominal distances: a portable device *Eur. J. Appl. Physiol.* **109** 1179–89
- Heldt G P 1988 Simultaneous quantification of chest wall distortion by multiple methods in preterm infants *Am. Rev. Respir. Dis.* **138** 20–5
- Heyde C, Leutheuser H, Eskofier B, Roecker K and Golhofer A 2014 Respiratory inductance plethysmography—a rationale for validity during exercise *Med. Sci. Sports Exercise* **46** 488–95
- Heyde C, Mahler H, Roecker K and Golhofer A 2015 A wearable respiratory monitoring device—the between-days variability of calibration *Int. J. Sports Med.* **36** 29–34
- Hollier C A, Harmer A R, Maxwell L J, Menadue C, Willson G N, Black D A and Piper A J 2014 Validation of respiratory inductive plethysmography (LifeShirt) in obesity hypoventilation syndrome *Respir. Physiol. Neurobiol.* **194** 15–22
- John B W 2012 *Respiratory Physiology: the Essentials* 9th edn (Baltimore, MD: Williams & Wilkins)
- John D, Staudenmayer J and Freedson P 2013 Simple to complex modeling of breathing volume using a motion sensor *Sci. Total Environ.* **454–5** 184–8
- Keenan D B and Wilhelm F H 2005 Adaptive and wavelet filtering methods for improving accuracy of respiratory measurement *Biomed. Sci. Instrum.* **41** 37–42 (PMID:15850079)
- Kent L, O'Neill B, Davison G, Nevill A, Elborn J S and Bradley J M 2009 Validity and reliability of cardiorespiratory measurements recorded by the lifeshirt during exercise tests *Respir. Physiol. Neurobiol.* **167** 162–7
- Konno K and Mead J 1967 Measurement of the separate volume changes of rib cage and abdomen during breathing *J. Appl. Physiol.* **22** 407–22
- Layton A M, Moran S L, Garber C E, Armstrong H F, Basner R C, Thomashow B M and Bartels M N 2013 Optoelectronic plethysmography compared to spirometry during maximal exercise *Respir. Physiol. Neurobiol.* **185** 362–8
- Leino K, Nunes S, Valta P and Takala J 2001 Validation of a new respiratory inductive plethysmograph *Acta Anaesthesiol. Scand.* **45** 104–11
- Lin M I, Groves W A, Freivalds A, Lee E G and Harper M 2012 Comparison of artificial neural network (ANN) and partial least squares (PLS) regression models for predicting respiratory ventilation: an exploratory study *Eur. J. Appl. Physiol.* **112** 1603–11
- Liu S, He Q, Gao R and Freedson P 2008 Empirical mode decomposition applied to tissue artefact removal from respiratory signal *Conf. Proc. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* **2008** 3624–7
- Liu S, Gao R X, He Q, Staudenmayer J and Freedson P 2009 Development of statistical regression models for ventilation estimation *Conf. Proc. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* **2009** 1266–9
- Liu S, Gao R, He Q, Staudenmayer J and Freedson P 2012 Improved regression models for ventilation estimation based on chest and abdomen movements *Physiol. Meas.* **33** 79–93
- Liu S, Gao R X, John D, Staudenmayer J and Freedson P 2013 Tissue artifact removal from respiratory signals based on empirical mode decomposition *Ann. Biomed. Eng.* **41** 1003–15
- McCool F D, Kelly K B, Loring S H, Greaves I A and Mead J 1986 Estimates of ventilation from body surface measurements in unrestrained subjects *J. Appl. Physiol.* **61** 1114–9
- McCool F D and Paek D 1993 Measurements of ventilation in freely ranging subjects *Res. Rep. Health Eff. Inst.* **59** 1–17 (PMID:8216969)
- McCool F D, Wang J and Ebi K L 2002 Tidal volume and respiratory timing derived from a portable ventilator monitor *Chest* **122** 684–91

- Miller M R et al 2005 Standardisation of spirometry *Eur. Respir. J.* **26** 319–38
- Neumann P, Zinserling J, Haase C, Sydow M and Burchardi H 1998 Evaluation of respiratory inductive plethysmography in controlled ventilation: measurement of tidal volume and PEEP-induced changes of end-expiratory lung volume *Chest* **113** 443–51
- Nyhan M, McNabola A and Misstaer B 2014 Evaluating artificial neural networks for predicting minute ventilation and lung deposited dose in commuting cyclists *J. Transp. Health* **1** 305–15
- Paek D, Kelly K B and McCool F D 1990 Postural effects on measurements of tidal volume from body surface displacements *J. Appl. Physiol.* **68** 2482–7
- Parreira V F, Vieira D S, Myrrha M A, Pessoa I M, Lage S M and Britto R R 2012 Optoelectronic plethysmography: a review of the literature *Rev. Bras. Fisioter.* **16** 439–53
- Perez W and Tobin M J 1985 Separation of factors responsible for change in breathing pattern induced by instrumentation *J. Appl. Physiol.* **59** 1515–20
- Poole K A, Thompson J R, Hallinan H M and Beardsmore C S 2000 Respiratory inductance plethysmography in healthy infants: a comparison of three calibration methods *Eur. Respir. J.* **16** 1084–90
- Ranohavimparany A 2012 Analysis of the central oscillator of the ventilatory command contribution to the nonlinearity and the complexity of its dynamic *PhD Thesis* Pierre and Marie Curie Universities, Sorbonne Universities
- Raoufy M R, Ghafari T, Darooei R, Nazari M, Mahdaviani S A, Eslaminejad A R, Almasnia M, Gharibzadeh S, Mani A R and Hajizadeh S 2016 Classification of Asthma based on Nonlinear Analysis of breathing pattern *PLoS One* **11** e0147976
- Raoufy M R, Hajizadeh S, Gharibzadeh S, Mani A R, Eftekhari P and Masjedi M R 2013 Nonlinear model for estimating respiratory volume bases on thoracoabdominal breathing movements *Respirology* **18** 108–16
- Sackner M A, Watson H, Belsito A S, Feinerman D, Suarez M, Gonzalez G, Bizousky F and Krieger B 1989 Calibration of respiratory inductive plethysmograph during natural breathing *J. Appl. Physiol.* **66** 410–20
- Sammon M P and Bruce E N 1991 Vagal afferent activity increases dynamical dimension of respiration in rats *J. Appl. Physiol.* **70** 1748–62
- Schindhelm K H and Farrugia S P 2013 Methods and apparatus for monitoring and treating respiratory insufficiency *US Patent* 20130340758
- Schlesinger J J 2015 Applications of a noninvasive respiratory volume monitor for critical care medicine *Respir. Care* **60** e97–100
- Sierra G, Lanzo V F and Telfort V 2014 Noninvasive monitoring of respiratory rate, heart rate and apnea *US Patent* 8641631B2
- Smith J C and Mead J 1986 Three degree of freedom description of movement of the human chest wall *J. Appl. Physiol.* **60** 928–34
- Stick S M, Ellis E, LeSouf P N and Sly P D 1992 Validation of respiratory inductance plethysmography (Respirace) for the measurement of tidal breathing parameters in newborns *Pediatric Pulmonol.* **14** 187–91
- Stradling J R, Chadwick G A, Quirk C and Phillips T 1985 Respiratory inductance plethysmography: calibration techniques, their validation and the effects of posture *Bull. Eur. Physiopathol. Respir.* **21** 317–24 (PMID:4041657)
- Tommy B 2014 Pulmonary ventilation *Introduction to Exercise Physiology* 1st edn, ed M Johnson (Burlington, MA: Jones & Bartlett Learning) pp 18–36
- Vannucci A 2017 Can spirometry be a new tool to predict the difficult airway? *J. Clin. Monit. Comput.* **31** 1111–3
- Voscopoulos C, Bravanov J, Ladd D, Lalli M, Panasyuk A and Freeman J 2013 Evaluation of a novel noninvasive respiration monitor providing continuous measurement of minute ventilation in ambulatory subjects in a variety of clinical scenarios *Anesthesia Analgesia* **117** 91–100
- Voscopoulos C, MacNabb C M, Freeman J, Galvagno S M, Ladd D and George E 2014 Continuous noninvasive respiratory volume monitoring for the identification of patients at risk for opioid-induced respiratory depression and obstructive breathing patterns *Trauma Acute Care Surg.* **77** S208–15
- Wang F T, Chan H L, Wang C L, Jian H M and Lin S H 2015 Instantaneous respiratory estimation from thoracic impedance by empirical mode decomposition *Sensors* **15** 16372–87
- Wanger J 2012 Forced spirometry and related tests *Pulmonary Function Testing* 3rd edn, ed D Cella (Burlington, MA: Jones and Bartlett Learning) pp 7–18
- Witt J D, Fisher J R, Guenette J A, Cheong K A, Wilson B J and Sheel A W 2006 Measurement of exercise ventilation by a portable respiratory inductive plethysmograph *Respir. Physiol. Neurobiol.* **154** 389–95
- Wysocki M, Fiamma M N, Straus C, Poon C S and Similowski T 2006 Chaotic dynamics of resting ventilatory flow in humans assessed through noise titration *Respir. Physiol. Neurobiol.* **153** 54–65
- Yeragani V K, Radhakrishna R K, Tancer M and Uhde T 2002 Nonlinear measures of respiration: respiratory irregularity and increased chaos of respiration in patients with panic disorder *Neuropsychobiology* **46** 111–20



Contents lists available at ScienceDirect

Computers in Biology and Medicine

journal homepage: <http://www.elsevier.com/locate/combiomed>

A novel algorithm for minute ventilation estimation in remote health monitoring with magnetometer plethysmography

Aya Houssein^{a,b,*}, Di Ge^{c,d}, Steven Gastinger^{b,e}, Remy Dumond^{b,f}, Jacques Prioux^{b,f}

^a Ecole Normale Supérieure de Rennes, Bruz, France

^b Laboratoire Movement, Sport, Santé (EA 1274), Université de Rennes 2, Bruz, France

^c Laboratoire Traitement Du Signal et de L'Image, INSERM UMR, 1099, Rennes, France

^d Université de Rennes 1, Rennes, France

^e APCoSS, Institut de Formation en Education Physique et en Sport D'Angers (IFEPSA), Les Ponts de Cé, France

^f Département Sciences Du Sport et éducation Physique, Ecole Normale Supérieure de Rennes, Bruz, France

ARTICLE INFO

Keywords:

Minute ventilation estimation
Biosensor data streaming
Machine learning
Respiratory magnetometer plethysmography

ABSTRACT

Purpose: The purpose of this study was to evaluate the accuracy of minute ventilation (\dot{V}_E) estimation using a novel method based on a non-linear algorithm coupled with cycle-based features. The experiment protocol was well adapted for remote health monitoring applications by exploiting data streams from respiratory magnetometer plethysmography (RMP) during different physical activity (PA) types. **Methods** Thirteen subjects with an age distribution of 24.1 ± 3.4 years performed thirteen PA ranging from sedentary to moderate intensity (walking at 4 and 6 km/h, running at 9 and 12 km/h, biking at 90 W and 110 W). In total, 3359 temporal segments of 10s were acquired using the Nomics RMP device while the iWorx spirometer was used for reference \dot{V}_E measurements. An artificial neural network (ANN) model based on respiration features was used to estimate \dot{V}_E and compared to the multiple linear regression (MLR) model. We also compared the subject-specific approach with the subject-independent approach. **Results** The ANN model using subject-specific approach achieved better accuracy for the \dot{V}_E estimation. The bias was between 0.20 ± 0.87 and 0.78 ± 3 l/min with the ANN model as compared to 0.73 ± 3.19 and 4.17 ± 2.61 l/min with the MLR model. **Conclusion** Our results demonstrated the pertinence of processing data streams from wearable RMP device to estimate the \dot{V}_E with sufficient accuracy for various PA types. Due to its low-complexity and real-time algorithm design, the current approach can be easily integrated into most remote health monitoring applications coupled with wearable sensors.

1. Introduction

Respiratory failure affects millions of people [1] whose lungs are unable to inspire sufficient oxygen or expire sufficient carbon dioxide to ensure the homeostasis of the body. Continuous monitoring of respiratory functions is essential to detect respiratory pathologies such as asthma, obstructive sleep apnea, and chronic obstructive pulmonary disease. It also allows the monitoring of both hospitalized and home care patients to predict high-risk situations, and it is thus considered a vital tool for health care providers [2,3]. Numerous studies have shown that minute ventilation (\dot{V}_E) provides accurate markers for acute respiratory dysfunctions [4–6]. It is defined as the volume of air inhaled or exhaled per minute, or equivalently as the product of the tidal volume (V_T) and the breathing frequency (Fr), $\dot{V}_E = V_T \cdot Fr$. Due to its importance in

respiratory medicine, the precise measurement of \dot{V}_E over time remains a subject of research interest [7].

In practice, conventional spirometric techniques have frequently been used to accurately measure the \dot{V}_E [8]. However, these techniques require the use of a mouthpiece or a mask inconvenient to wear during various physical activities (PA) and thus unfitted for long-term monitoring, particularly with ambulatory settings. Furthermore, these devices add dead space and resistance to normal breathing [9–11]. Additionally, the measurements are usually performed in laboratories, and do not necessarily reflect \dot{V}_E during daily life PA of patients at their home or workplace. To overcome these difficulties, indirect \dot{V}_E measurements have been developed by inferring from the rib cage and abdomen movements since the lung volume is a function of these two variables [12]. A number of systems and devices have been investigated,

* Corresponding author. Ecole normale supérieure de Rennes, Bruz, France.

E-mail address: aya.houssein@hotmail.com (A. Houssein).

<https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2020.104189>

Received 11 October 2020; Received in revised form 18 December 2020; Accepted 19 December 2020

Available online 2 January 2021

0010-4825/© 2020 Elsevier Ltd. All rights reserved.

including the magnetometers [13] and the respiratory inductive plethysmography (RIP) belts [14,15]. Gastinger et al. [16] have developed a portable respiratory magnetometer plethysmography (RMP) system, based on the studies of McCool et al. [17] and Paek and McCool [18]. It is composed of two pairs of electromagnetic coils, each composed of a transmitter and a receiver attached to the rib cage and abdomen to measure the anterior and posterior distances of the rib cage and abdomen. Gastinger et al. [16] have proposed an accurate method to estimate the \dot{V}_E using RMP during resting and walking activities.

The calibration procedure is key to the estimation accuracy of \dot{V}_E . Multiple linear regression (MLR) model is the most commonly used calibration technique based on statistical linear regression. It was adopted by McCool et al. [13] and Gastinger et al. [16]. Other authors have demonstrated that non-linear machine learning models and especially the artificial neural network (ANN) are more suited to the variability of breathing, as movements of the respiratory system are often associated with non-linear and compound thoracoabdominal interactions during variable breathing [19,20]. Dumond et al. [21] also demonstrated that the ANN is better than the MLR model for predicting other respiratory variables from RMP, such as V_T .

To investigate the potential of non-linear models on the accuracy of \dot{V}_E estimation using RMP, we compared the ANN model with the MLR model in Gastinger et al. [16]. To our knowledge, only Gastinger et al. [16] and Dumond et al. [21] evaluated RMP to estimate respiratory variables. While Dumond et al. [21] demonstrated the feasibility of the ANN model, \dot{V}_E estimation was not included. Gastinger et al. [16], on the other hand, evaluated the \dot{V}_E estimation accuracy with resting and walking activities only. Another major contribution of our study is the use of cycle-based respiration features to take into account the phase differences from the raw distance signals instead of the sample-wise regression methods proposed by Gastinger et al. [16] and Dumond et al. [21]. We hypothesized that measurements of distance changes from the rib cage and abdomen during light to moderate PA contain information about V_T and F_r , and that a non-linear ANN model would improve the estimation results with respect to the reference spirometer measurements of \dot{V}_E .

2. Materials and methods

This study is part of the Sherpam (Sensors for Health Recording and Physical Activity Monitoring) project (<https://project.inria.fr/sherpam/>) that aims to develop a new generation monitoring system to allow health monitoring at home, during indoor and outdoor activities (at work, shopping, sports practicing, etc). Concretely, the project has the ambition to improve the recognition of PA [22] and the estimation of associated energy expenditure in healthy subjects [23,24]. A modular Android application aggregates data from various types of sensors and transmits these data to a remote aggregation server for storage and analysis. A web application provides access to the data maintained on the aggregation server, and it can also send alerts to the user's smartphone (see Fig. 1). Details on data collection, experimental protocol, instrumentation, and pre-processing data are presented in this section.

2.1. Subjects

Thirteen subjects, nine men and four women, aged 24.1 ± 3.4 years voluntarily took part in this study (height 174.5 ± 9.4 cm, weight 67.5 ± 9.2 kg, body mass index 22.21 ± 2.32 kgm^{-2}). All procedures involving human subjects were approved by the University of Rennes 2 Research Ethics Committee. A written assent has been signed by each subject who had been informed about the development of the study. The subjects were healthy and did not present any pathological disorder.

2.2. Experimental protocol

The experiment protocol was composed of a variety of activities of various intensities. During data acquisition, each subject performed three successive postures activities with intervals of 3 min of rest: sitting, standing, and lying laterally, for a duration of 3 min. These postures were performed in two modes of breathing, natural and paced breathing. In paced breathing mode, subjects control their breathing by following a metronome, with the rhythm fixed at 50 breaths per minute (bpm). After a period of rest, each subject performed a set of PA in a random order: working on a computer, walking at 4 km/h (slope 2%) and 6 km/h, running at 9 km/h (slope 2%) and 12 km/h, cycling at 90 and 110 W. Walking and running activities were performed on a treadmill, and cycling on a cycle ergometer. Each activity was performed for 6 min,



Fig. 1. Different stages for health monitoring using Sherpam system.

separated by a 5-min rest. In total, 54 min of data were recorded and analyzed for each subject. The tests were conducted under controlled laboratory conditions.

2.3. Measurement systems

During all activities, subjects are equipped with a Nomics RMP device (Nomics s.a, Liège Science Park, Belgium), and an iWorx spirometer (BIO-SP304). RMP includes two pairs of electromagnetic coils connected to a device, and each pair is composed of a transmitter and a receiver to measure the temporal variations of the four distances, namely the anteroposterior displacement of the rib cage and abdomen, and the axial displacement of the chest wall and spine (Fig. 2). These data are recorded at a frequency of 15 Hz. The spirometer is used as a reference with a sampling frequency of 100 Hz. All data from the electromagnetic coils and the spirometer were exported under Matlab for processing.

2.4. Data processing

2.4.1. Preprocessing data

Data collected from spirometer and RMP contains noise and artefacts, especially for those collected during PA (cf upper panel of Fig. 3). To reduce noise and artefacts, a low-pass filter was applied with a cut-off frequency of 1.5 Hz, retaining only breathing-related frequency components for human activities between 0.1 and 0.5 Hz. Note that the filtered results in the lower panel of Fig. 3 have variable phase delays: peaks and troughs are not synchronized and temporal delays are unfixed among the four channels. Thus, any sample-by-sample regression method would be biased due to the desynchronization effects between channels, and that is why we propose here a cycle-wise estimation method by applying regression on features of each cycle instead of each sample.

2.4.2. Segmentation

Cycle-by-cycle breathing pattern parameters (V_T , Fr , \dot{V}_E) were calculated from the spirometer data. Then, all respiratory signals measured by RMP and spirometer were divided into non-overlapping segments of 10 s. A total of 3359 temporal segments was obtained for all subjects.

2.4.3. Features extraction

Gastinger et al. [16] and Dumond et al. [21], have assumed that the respiratory volume can be estimated as a weighted sum of the anteroposterior displacement of the rib cage and abdomen, and the axial displacement of the chest wall and spine on a sample-wise basis:

$$V = \alpha.L_1 + \beta.L_2 + \gamma.L_3 + \delta.L_4 + \varepsilon \quad (1)$$

where α , β , γ and δ are the regression coefficients to be identified, and ε is the error of the model. We, however, argue that the sample-wise regression method proposed in Gastinger et al. [16] and Dumond et al. [21] does not take into account the phase differences from RMP sensors (cf Fig. 3b) whereas features extracted from a segment are indifferent to these phase shifts.

Liu et al. [25]; on the other hand, have shown that by including features such as the 10th and 90th percentiles of the abdominal and rib cage signal, the dominant frequency of the rib cage and abdominal variations, the estimation accuracy of \dot{V}_E can be further improved. In the current study, we propose to include two features closely related to \dot{V}_E . One is the interdecile range of the RMP signals to reflect the volume changes in the thoracoabdominal distances in each segment. It is defined by the difference between the 90th and 10th percentiles of the signal in each temporal segment, typically containing several breathing cycles. Another one is the dominant frequency of the respiratory signals, calculated from its periodogram. The product of the volume change and Fr is indeed \dot{V}_E as discussed in the introduction. In the following, regression models are calculated using these two features per channel to estimate \dot{V}_E for each temporal segment.

2.4.4. Regression and statistical methods

An ANN model was designed and implemented to introduce the non-linear relationships 1) between the variations of thoracoabdominal distances represented by features and the volume change per segment, 2) the measured \dot{V}_E as the product of volume change and Fr . An ANN consists of neurons organized into a series of layers of nodes interconnected by weighted arcs. The ANN model learning procedure is based on a feedforward/backward approach. In our study, we used a three-layer architecture as shown in Fig. 4 containing an 8-node input layer, each corresponding to a feature, followed by a hidden layer, and then a single-node output layer to output the target value \dot{V}_E . The hyperbolic tangent sigmoid transfer function transig was used for the

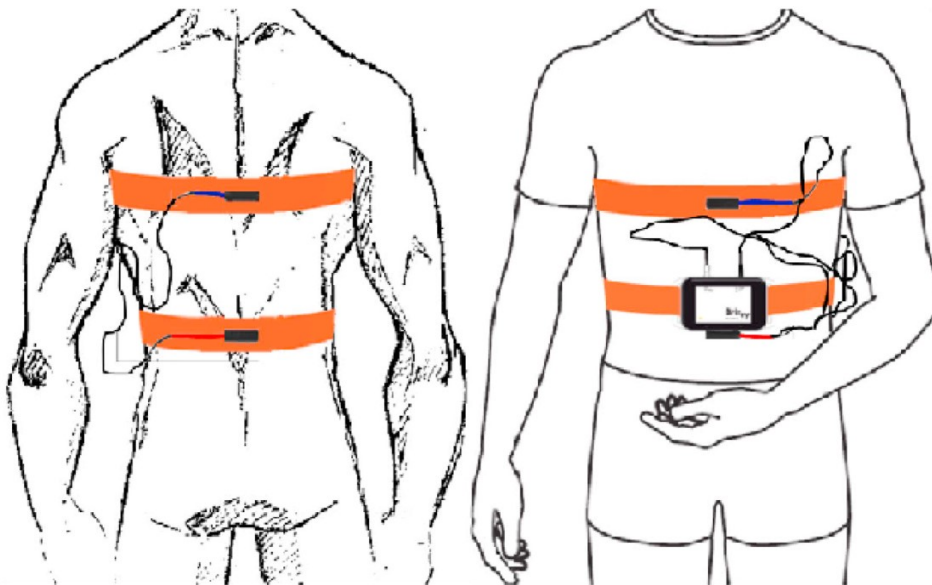


Fig. 2. Illustration of the positions of RMP device.

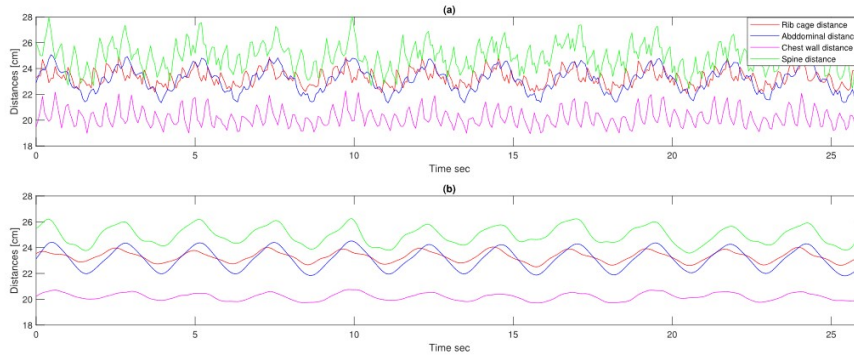


Fig. 3. Example of respiratory signals obtained by RMP for a subject during running at 12 km/h a) before processing and b) after processing.

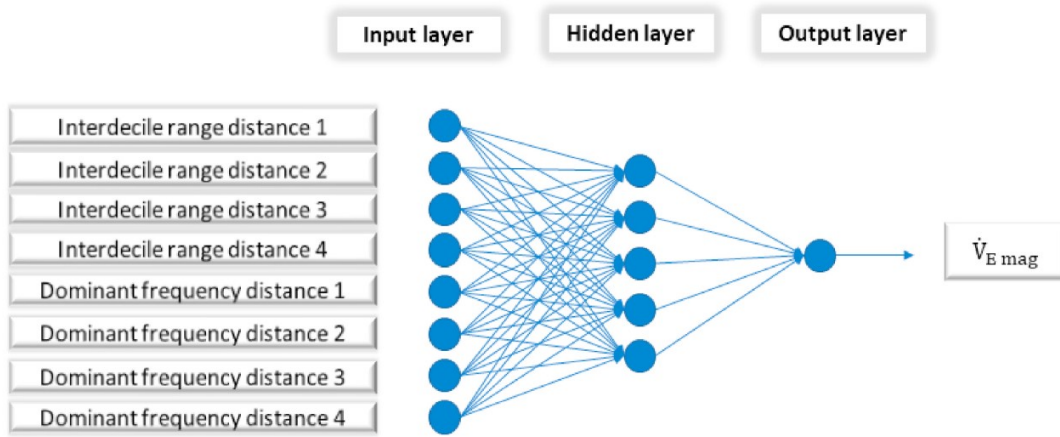


Fig. 4. Artificial neural network architecture for \dot{V}_E estimation. \dot{V}_{Emag} : output of ANN model (minute ventilation estimated).

hidden layers, and the linear transfer function `purelin` for the output layer.

The ANN model was trained using two approaches: a subject-specific approach (ANNsp) in which ANN model was trained for each subject separately. The estimation performance was assessed using 5 fold cross-validation. The second ANN approach was a subject-independent approach (ANNid) in which ANN model was trained using all but one subject's data. The performance was calculated for the left-out subject, each subject was left out in turn. We compared also ANNsp to a linear model (MLR) trained using a subject-specific approach as used by Gastinger et al. [16]. The performance of models was evaluated by their root mean square error (RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\dot{V}_{Emagi} - \dot{V}_{Esp_i})^2}{n}} \quad (2)$$

where \dot{V}_{Emagi} and \dot{V}_{Esp_i} represent \dot{V}_E from estimation and the spirometer measurement respectively. n is the total number of temporal segments.

We have also evaluated the agreement between \dot{V}_{Emag} and \dot{V}_{Esp} by plotting the values of \dot{V}_{Emag} against the values of \dot{V}_{Esp} , and by calculating the coefficient of determination. The mean differences (bias) were also reported.

3. Results

3.1. Comparison between ANNsp and ANNid

RMSE of the two training approaches (ANNsp and ANNid) of the ANN model is reported in Fig. 5. Our results show that ANNid yielded significantly larger errors than ANNsp. The RMSE range is 1.60–7.85 l/min for the ANNid while that of the ANNsp is 0.85–2.85 l/min. In addition, in both ANN models the error increases with the PA intensity. Specifically, the RMSE of postures activities in the ANNsp approach is between 0.85 l/min and 1.05 l/min (for naturally sitting and metronome lying respectively). These RMSE values were much lower than those of walking (4 km/h) and running (12 km/h), between 1.52 l/min and 2.85 l/min respectively.

The mean values of \dot{V}_E measured by the spirometer (\dot{V}_{Esp}), and estimated by the magnetometers (\dot{V}_{Emag}) are illustrated in Fig. 6. Our results show that there are no significant differences between \dot{V}_{Emag} and \dot{V}_{Esp} for all activities in the ANNsp ($p > 0.05$). Likewise, for ANNid, there are no significant differences between mean \dot{V}_{Esp} and \dot{V}_{Emag} for natural postures activities (standing, lying, sitting and computer work) and walking at 4 km/h ($p > 0.05$), while a highly significant difference ($p < 0.01$) between \dot{V}_{Emag} and \dot{V}_{Esp} appears for PA (walking at 6 km/h, running and biking).

The mean differences between \dot{V}_{Esp} and \dot{V}_{Emag} (bias) were also calculated from all activities for the two ANN approaches (ANNsp and ANNid) (Table 1). Our results show that the bias is low for all activities in the ANNsp. In addition, the bias for the ANNid (bias range 0.36–4.78 l/min) is significantly greater ($p < 0.01$) than the bias for the ANNsp

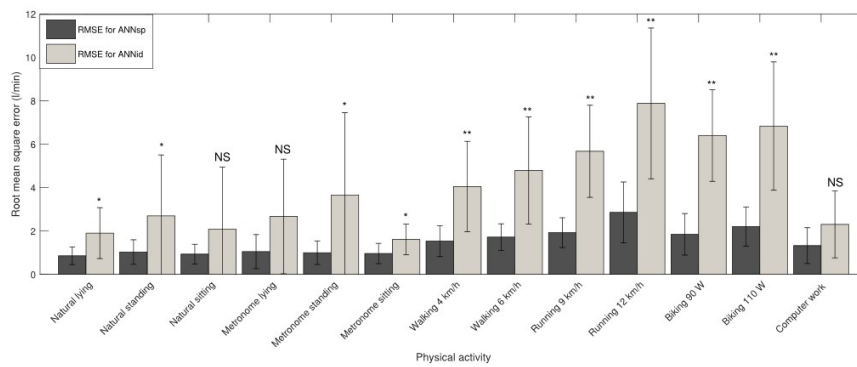


Fig. 5. Performance (RMSE) for the two ANN approaches: Comparison between ANNsp and ANNid.

NS: non significant difference: $p > 0.05$.

*: significant difference: $p < 0.05$.

** : high significant difference: $p < 0.01$.

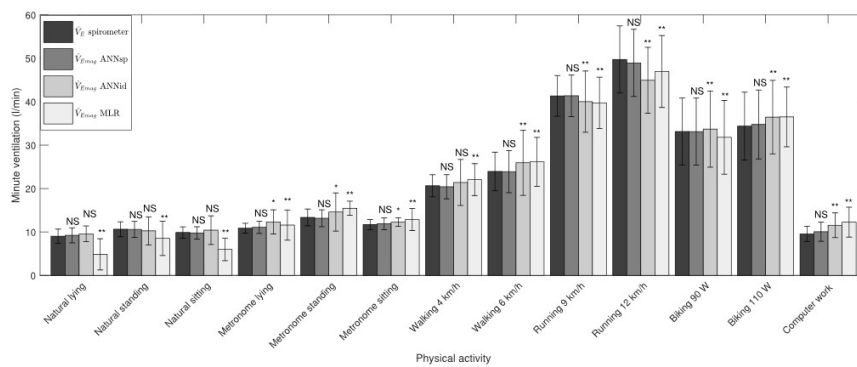


Fig. 6. Mean values of minute ventilation in l/min measured by spirometer and estimated by RMP.

NS: non significant difference between \dot{V}_{Esp} and \dot{V}_{Emag} : $p > 0.05$.

*: significant difference between \dot{V}_{Esp} and \dot{V}_{Emag} : $p < 0.05$.

** : high significant difference between \dot{V}_{Esp} and \dot{V}_{Emag} : $p < 0.01$.

Table 1

Mean differences between \dot{V}_{Esp} and \dot{V}_{Emag} .

Activity	ANNsp (l/min)	ANNid (l/min)	MLR (l/min)
Natural lying	-0.20 ± 0.87	-0.55 ± 2.13^a	4.17 ± 2.61^c
Natural standing	0.03 ± 1.13	0.36 ± 3.82^a	2.08 ± 3.99^c
Natural sitting	0.10 ± 0.99	-0.53 ± 3.69^a	3.89 ± 2.13^c
Metronome lying	-0.21 ± 1.10	-1.46 ± 3.11^b	-0.73 ± 3.19^c
Metronome standing	-0.19 ± 0.98	-1.23 ± 5.28^b	-2.09 ± 2.05^c
Metronome sitting	-0.17 ± 1.00	-0.57 ± 1.68^b	-1.15 ± 2.79^c
Working computer	-0.49 ± 1.34	-1.98 ± 2.07^b	-2.70 ± 2.92^c
Walking 4 km/h	0.22 ± 1.61	-0.76 ± 4.41^b	-1.42 ± 2.76^c
Walking 6 km/h	0.04 ± 1.76	-2.00 ± 4.98^b	-2.21 ± 3.32^c
Running 9 km/h	-0.03 ± 2.03	1.32 ± 5.63^b	1.60 ± 4.23^c
Running 12 km/h	0.78 ± 3.00	4.78 ± 7.23^b	2.77 ± 4.89^c
Biking 90 W	0.02 ± 2.23	-0.55 ± 6.75^a	1.33 ± 4.51^c
Biking 110 W	-0.38 ± 2.47	-2.07 ± 7.21^b	-2.12 ± 4.84^c

^a Non significant difference between bias of the ANNsp and ANNid ($p > 0.05$).

^b High significant difference between bias of the ANNsp and ANNid ($p < 0.01$).

^c Highly significant difference between ANNsp and MLR.

(bias range 0.02–0.78 l/min) except for postures activities and biking at 90 W. Indeed, the bias reaches its maximum in higher intensity exercises such as running at 12 km/h for both ANN approaches: reaching 0.78 ± 3.00 and 4.78 ± 7.23 l/min for ANNsp and ANNid respectively. The pooled data of \dot{V}_E for all postures and PA are shown in Fig. 7. We note that \dot{V}_{Emag} was highly correlated with \dot{V}_{Esp} ($R^2=0.98$) in ANNsp (Fig. 7a) compared with that of the ANNid ($R^2=0.84$) (Fig. 7b).

3.2. Comparison between ANNsp and MLR

The RMSE was also used to compare the ANNsp and MLR model (Fig. 8). The RMSE range of the ANN model (0.84 – 2.84 l/min) is significantly lower ($p < 0.05$) than that of the MLR model (2.73 – 5.19 l/min). Moreover, for the MLR model in all activities, there is a highly significant difference ($p < 0.01$) between mean values measured by spirometer (\dot{V}_{Esp}), and those estimated by magnetometers (\dot{V}_{Emag}), as shown in Fig. 6. In addition, the bias range of the ANNsp (0.03 – 0.78 l/min) is significantly lower ($p < 0.01$) than that of the MLR model (1.15 – 4.17 l/min) for all the activities (Table 1).

Fig. 7 (a and c) shows that the ANNsp model is better correlated with the reference ($R^2 = 0.98$) than MLR model ($R^2 = 0.91$) for the estimation of \dot{V}_E . In addition, the disparity from the line of identity and thus the errors are more important when the intensity of PA is higher.

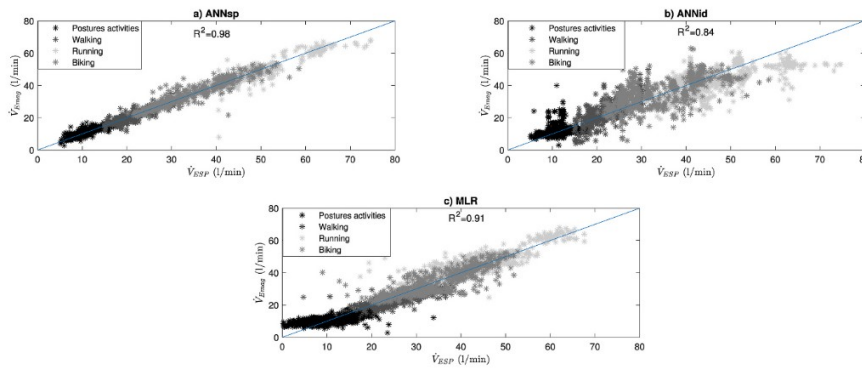


Fig. 7. Pooled data of \dot{V}_E measured by spirometer and estimated by magnetometer in postures and physical activities.

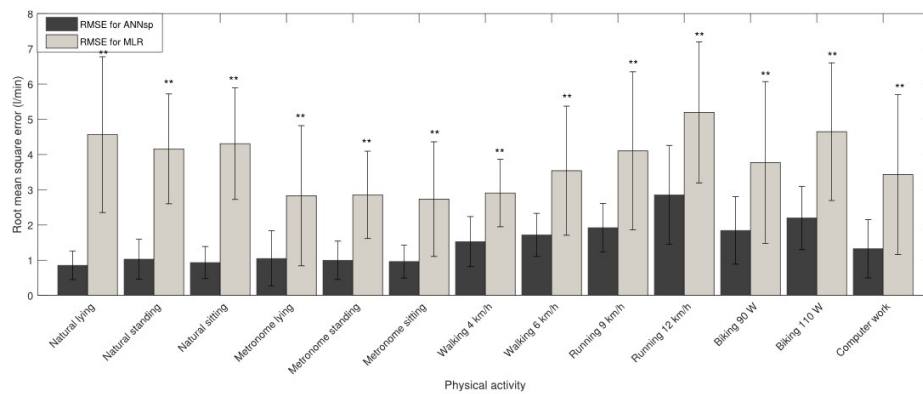


Fig. 8. RMSE for the ANN and MLR model: Comparison between ANNsp and MLR model. NS: non significant difference: $p > 0.05$. *: significant difference: $p < 0.05$. **: high significant difference: $p < 0.01$.

3.3. ANNsp optimization

Results presented in Fig. 9 show that the optimal number of nodes in the hidden layer of the ANN structure was 10 and the optimal number of layers was 1, for all categories of activities. Further, increasing the number of nodes in the hidden layer and the number of layers no longer contributes to lower RMSE. On the contrary, even worse results are observed when more nodes and layers are added resulting in an overfitting configuration.

4. Discussion

The purpose of this study was to evaluate the accuracy of RMP for \dot{V}_E

estimation using a novel method based on cycle-based features during different types of PA based on the studies of Dumond et al. [21] and Liu et al. [25]. Gastinger et al. [16] have previously validated RMP for resting and walking activities using a sample-wise linear regression method. In our study, RMP was also validated for \dot{V}_E estimation during different postures and PA of daily life: sitting, standing, lying, running, walking, biking, working on PC. Its small size and light-weight are the key advantages as an alternative to spirometers that limit the free movement of the subject during ambulatory conditions.

Our ANNsp method showed no significant difference compared with the reference measurements from spirometer (\dot{V}_{Esp}), in terms of both RMSE and bias. This result is found for all activities: sitting, standing, lying, walking, running, and biking. We have thus proven the validity of

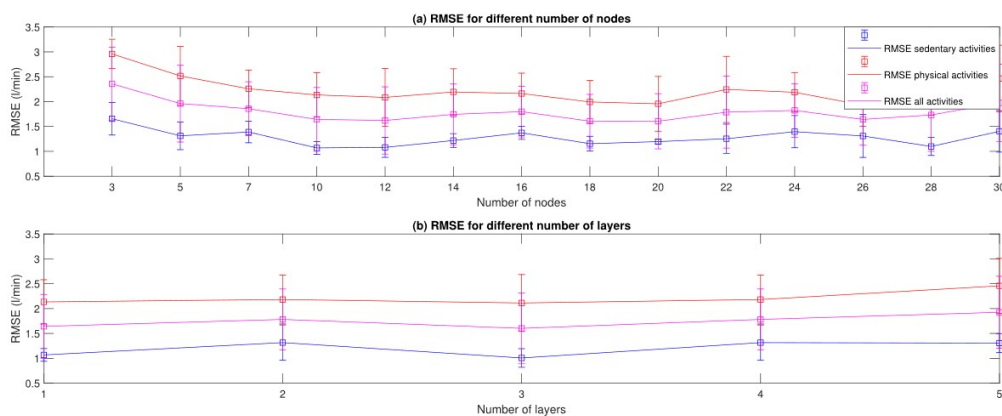


Fig. 9. RMSE as a function of the number of nodes in the hidden layer and the number of layers.

RMP during light to moderate PA. On the other hand, significant differences exist between \dot{V}_{Esp} and \dot{V}_{Emag} using either the ANNid or the MLR model. The ANNsp method achieved better results ($R^2 = 0.98$) compared to those using the MLR model ($R^2 = 0.91$) and ANNid ($R^2 = 0.84$). These results validate our hypothesis and the proof of concept to estimate \dot{V}_E for both resting and PA.

Our results corroborate several previous studies in similar contexts in the literature. The accuracy of the ANN model to estimate \dot{V}_E was evaluated by Lin et al. [20] and Nyhan et al. [26] during exercises performed by healthy subjects. Both studies reported that the ANN model achieved better performances compared to a partial least squares (PLS) model. Lin et al. [20] reported a mean difference of 0.9% between the reference \dot{V}_E from differential pressure pneumotachograph and the ANN estimations versus 7.1% with the PLS model. Similarly, Nyhan et al. [26] found a smaller mean percentage error for \dot{V}_E with the ANN model (2.4%) as compared to the PLS model (5%). Raoufy et al. [19] compared two non-linear models for the estimation of respiratory volume based on thoracoabdominal distance variations: the ANN and the adaptive neuro-fuzzy inference system vs the MLR model. They showed that both non-linear models estimated \dot{V}_E variations that fitted the spirometer volume curves significantly ($p < 0.05$) better than those with the linear methods. Recently, Dumond et al. [21] compared a linear MLR model and a non-linear ANN model to estimate respiratory volume. They found that the ANN model performed significantly better than the MLR model to estimate respiratory volume. The difference (bias) between respiratory volume measured by spirometer and estimated using RMP was higher for the MLR model (0.0019 ± 0.14 L) than for the ANN model (0.0015 ± 0.15 L). Indeed, physiological time series obtained from the cardiopulmonary system are non-stationary [27,28] and are often associated with complex thoracoabdominal interactions, especially when respiratory movements are irregular [21,29,30]. Therefore, a model that may be adapted to this type of non-linearity would be useful.

Additionally, the comparison of the RMSE and bias between the two ANN approaches (ANNsp and ANNid) showed that the subject-specific approach (ANNsp) outperforms that of the subject-independent approach (ANNid). This is mainly due to the inter-subject variability: the non-linear relationship between deformations and minute volume changes from one subject to another. The ventilation response also differs between subjects due to the differences in elastic properties of the respiratory system, depending on the size and morphology of the subjects [31,32]. Thus, a subject-specific approach should be advised in the estimation of \dot{V}_E to maximize estimation accuracy. Our results were closely related to other studies, such as Liu et al. [25]. Gastinger et al. [16] also suggested that mathematical equations must be developed for each subject to estimate \dot{V}_E from the RMP measurements.

Finally, whatever the model used, it seems that estimation errors always increase with physical intensities. These results are expected because of the greater range of \dot{V}_E during exercises of higher intensities. Furthermore, during intense PA, more movements occur that are not necessarily related to respiration [21,33], but could lead to increasing estimation errors.

Note that our study only covers the activities under laboratory conditions and restricted to structures of fixed durations. Future research efforts should include free-living PA of randomized orders and durations. Indeed, future RMP developments are expected to cater for remote monitoring under free-living conditions for patients with cardiovascular or pulmonary diseases. Such applications should include functions such as continuous assessment of respiratory functional status, and early-stage diagnosis of severe respiratory dysfunctions. These would require the use of simple, reliable, and reproducible methods across a variety of daily PA without specific subject cooperation by integrating more complex machine learning methods to deal with intra- and inter-subject variabilities.

5. Conclusion

We have proposed a novel method for \dot{V}_E estimation based on cycle-based features extracted from wearable RMP device under light-to-moderate PA. The combination of the non-linear ANN model with a subject-specific approach is shown to be more effective than the linear regression approach (MLR). Results also demonstrated the feasibility of individualized \dot{V}_E monitoring during different postures and PA conditions, paving the way for the more sophisticated energy expenditure estimation in various health monitoring applications for all PA types.

Declaration of competing interest

There are no conflicts of interest regarding this research.

Acknowledgements

The authors wish to acknowledge all subjects for their participation in the study. This work was conducted as part of the SHERPAM (Sensors for Health Recording and Physical Activity Monitoring) project (2014–2018). As such, it received support from the French government granted to the ComniLabs Laboratory of Excellence, and managed by the National Research Agency as part of the Investing for the Future Program (reference ANR-10-LABX-07-01). Further information about this project can be found at (<https://project.inria.fr/sherpan/>).

References

- [1] K. Schindhelm, S. Farrugia, Methods and Apparatus for Monitoring and Treating Respiratory Insufficiency 2013, 2013 US Patent 20130340758.
- [2] M. Folke, L. Cernerud, M. Ekstrom, B. HoK, Critical review of non-invasive respiratory monitoring in medical care, *Med. Biol. Eng. Comput.* 41 (2003) 377–383.
- [3] G. Sierra, V. Lanzo, V. Telfort, Non-Invasive Monitoring of Respiratory Rate, Heart Rate and Apnea, 2014 US Patent 8641631B2.
- [4] J. Schlesinger, Applications of a noninvasive respiratory volume monitor for critical care medicine, *Respir. Care* 60 (2015) e97–100.
- [5] C. Voscopoulos, J. Braynov, D. Ladd, M. Lalli, A. Panasyuk, J. Freeman, Evaluation of a novel noninvasive respiration monitor providing continuous measurement of minute ventilation in ambulatory subjects in a variety of clinical scenarios, *Anesth. Analg.* 117 (2013) 91–100.
- [6] C. Voscopoulos, C. MacNabb, J. Freeman, S. Galvagno, D. Ladd, E. George, Continuous noninvasive respiratory volume monitoring for the identification of patients at risk for opioid-induced respiratory depression and obstructive breathing patterns, *J. Trauma Acute Care Surg.* 77 (2014) S208–S215.
- [7] S. Chhabra, Interpretation of spirometry: selection of predicted values and defining abnormality, *Indian J. Chest Dis. Allied Sci.* 57 (2015) 91–105.
- [8] M. Miller, J. Hankinson, V. Brusasco, F. Burgos, R. Casaburi, A. Coates, R. Crapo, P. Enright, C. van der Grinten, P. Gustafsson, R. Jensen, D. Johnson, N. MacIntyre, R. McKay, D. Navajas, O. Pedersen, R. Pellegrino, G. Viegi, J. Wanger, Standardisation of spirometry, *Eur. Respir. J.* 26 (2005) 319–338.
- [9] J. Askanazi, P. Silverberg, R. Foster, A. Hyman, J. Milic-Emilie, J. Kinney, Effects of respiratory apparatus on breathing pattern, *J. Appl. Physiol. Respir. Environ. Exerc. Physiol.* 48 (1980) 577–580.
- [10] W. Perez, M. Tobin, Separation of factors responsible for change in breathing pattern induced by instrumentation, *J. Appl. Physiol.* 59 (1985) 1515–1520.
- [11] H. Rameckers, J. Kohl, U. Boutellier, The influence of a mouthpiece and noseclip on breathing pattern at rest is reduced at high altitude, *Respir. Physiol. Neurobiol.* 156 (2007) 165–170.
- [12] K. Konno, J. Mead, Measurement of the separate volume changes of rib cage and abdomen during breathing, *J. Appl. Physiol.* 22 (1967) 407–422.
- [13] F. McCool, J. Wang, K. Ebi, Tidal volume and respiratory timing derived from a portable ventilation monitor, *Chest* 122 (2002) 684–691.
- [14] K. Leino, S. Nunes, P. Valta, J. Takala, Validation of a new respiratory inductive plethysmograph, *Acta Anaesthesiol. Scand.* 45 (2001) 104–111.
- [15] C. Hollier, A. Harmer, L. Maxwell, C. Menadue, G. Willson, D. Black, A. Piper, Validation of respiratory inductive plethysmography (lifeshirt) in obesity hypoventilation syndrome, *Respir. Physiol. Neurobiol.* 194 (2014) 15–22.
- [16] S. Gastinger, H. Sefati, G. Nicolas, A. Sorel, A. Gratas-Delamarche, J. Prioux, Estimates of ventilation from measurements of rib cage and abdominal distances: a portable device, *Eur. J. Appl. Physiol.* 109 (2010) 1179–1189.
- [17] F. McCool, J. Wang, K. Ebi, Estimates of ventilation from body surface measurements in unrestrained subjects, *J. Appl. Physiol.* 61 (1986) 1114–1119.
- [18] D. Paek, F. McCool, Breathing patterns during varied activities, *J. Appl. Physiol.* 73 (1992) 887–893.

- [19] M. Raoufy, S. Hajizadeh, S. Gharibzadeh, A. Mani, P. Eftekhari, M. Masjedi, Nonlinear model for estimating respiratory volume bases on thoracoabdominal breathing movements, *Respirology* 18 (2013) 108–116.
- [20] M. Lin, W. Groves, A. Freivalds, E. Lee, M. Harper, Comparison of artificial neural network (ann) and partial least squares (pls) regression models for predicting respiratory ventilation: an exploratory study, *Eur. J. Appl. Physiol.* 112 (2012) 1603–1611.
- [21] R. Dumond, S. Gastinger, H. Rahman, A.L. Faucheur, P. Quinton, H. kang, J. Prioux, Estimation of respiratory volume from thoracoabdominal breathing distances: comparison of two models of machine learning, *Eur. J. Appl. Physiol.* 117 (2017) 1533–1555.
- [22] H. Rahman, D. Ge, A.L. Faucheur, J. Prioux, G. Carrault, Advanced classification of ambulatory activities using spectral density distances and heart rate, *Biomed. Signal Process Contr.* 34 (2017) 9–15.
- [23] S. Khreis, D. Ge, H. Rahman, G. Carrault, Breathing rate estimation using kalman smoother with electrocardiogram and photoplethysmogram, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 67 (2020) 893–904.
- [24] A. Houssein, D. Ge, S. Gastinger, R. Dumond, J. Prioux, Estimation of respiratory variables from thoracoabdominal breathing distance: a review of different techniques and calibration methods, *Physiol. Meas.* 40 (2019), 03TR01.
- [25] S. Liu, R. Gao, Q. He, J. Staudenmayer, P. Freedson, Improved regression models for ventilation estimation based on chest and abdomen movements, *Physiol. Meas.* 33 (2012) 79–93.
- [26] M. Nyhan, A. McNabola, B. Misstear, Evaluating artificial neural networks for predicting minute ventilation and lung deposited dose in commuting cyclists, *J. Transport Health* 1 (2014) 305–315.
- [27] B. Suki, A. Alencar, U. Frey, P. Ivanov, S. Buldyrev, A. Majumdar, H. Stanley, C. Dawson, G. Krenz, M. Mishima, Fluctuations, noise and scaling in the cardio-pulmonary system, *Fluctuation Noise Lett.* 3 (2003) R1–R25.
- [28] X. Zhang, E. Bruce, Fractal characteristics of end-expiratory lung volume in anesthetized rats, *Ann. Biomed. Eng.* 28 (2000) 94–101.
- [29] K. Poole, J. Thompson, H. Hallinan, C. Beardsmore, Respiratory inductance plethysmography in healthy infants: a comparison of three calibration methods, *Eur. Respir. J.* 16 (2000) 1084–1090.
- [30] J. Smith, J. Mead, Three degree of freedom description of movement of the human chest wall, *J. Appl. Physiol.* 60 (1986) 928–934.
- [31] S. Chowdhuri, M. Badr, Control of ventilation in health and disease, *Chest* 151 (2017) 917–929.
- [32] G. Pinna, R. Maestri, M.L. Rovere, E. Gobbi, F. Fanfulla, Effect of paced breathing on ventilatory and cardiovascular variability parameters during short-term investigations of autonomic function, *Am. J. Physiol. Heart Circ. Physiol.* 290 (2006) H424–H433.
- [33] S. Saunders, D. Rath, P. Hodges, Postural and respiratory activation of the trunk muscles changes with mode and speed of locomotion, *Gait Posture* 20 (2004) 280–290.

Titre : « Pléthysmographie respiratoire par magnétométrie : Evaluation de la ventilation et de la dépense énergétique à partir d'algorithmes d'apprentissage automatique »

Mot clés : pléthysmographie respiratoire par magnétométrie, ventilation minute, dépense énergétique, activité physique, apprentissage automatique

Résumé : L'activité physique (AP) est primordiale pour la santé. La quantification de l'AP occupe une place majeure dans les recherches scientifiques qui étudient la relation entre l'AP et ses effets sur la santé. L'AP est quantifiée en terme de coût énergétique (DE). Les techniques de référence pour mesurer DE sont encombrantes et invasives. Des nouveaux appareils portables non invasifs sont développés pour pallier les problèmes liés à l'utilisation des méthodes de référence. Parmi ces appareils, la pléthysmographie respiratoire par magnétométrie (PRM) a été récemment développée. PRM est basée sur la mesure des distances longitudinales et transversales thoraciques et abdominales. L'objectif de cette thèse est d'évaluer la capacité de PRM à estimer \dot{V}_E et DE au cours d'AP d'intensités faibles

à élevées en utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique. Les principaux résultats de nos travaux montrent 1) Que PRM permet d'estimer \dot{V}_E et DE pendant des AP faibles à élevées. 2) Q'un modèle non linéaire est plus pertinent qu'un modèle linéaire pour estimer \dot{V}_E . 3) Que l'individualisation des modèles offre une meilleure performance pour l'estimation de \dot{V}_E et de DE. 4) Que PRM estime avec précision DE pour n'importe quelle intensité même pour celles les plus élevées. 5) Q'une approche activité spécifique est plus pertinente pour estimer DE, et q'une étape de reconnaissance de l'AP est nécessaire avant d'estimer DE. De nouvelles études doivent cependant être réalisées pour tester PRM sur une large population et dans des conditions de vie libre.

Title: «Respiratory Magnetometer Plethysmography: Evaluation of ventilation and energy expenditure using machine learning algorithms»

Keywords: respiratory magnetometer plethysmography, minute ventilation, energy expenditure, physical activity, machine learning

Abstract: Regular physical activity (PA) is essential to maintain and improve health. The quantification of PA has become a major focus in scientific research studying the relationship between PA and its effects on health. PA is generally quantified in terms of energy expenditure (EE). Reference methods used to measure EE are cumbersome and invasive. To overcome the problems associated with the use of reference methods, portable and non-invasive devices have been developed. Among these devices, respiratory magnetometer plethysmography (RMP) has recently developed. PRM is based on the measurement of the longitudinal and transversal thoracic and abdominal distances. The objective of this thesis is

to evaluate the ability of PRM to estimate \dot{V}_E and EE during low to high intensity PA using machine learning algorithms. The main results of our work demonstrate 1) That RMP is suitable to estimate \dot{V}_E and DE during low to high PA. 2) A nonlinear model is more relevant than a linear model to estimate \dot{V}_E . 3) The individualization of the models provides better performance for \dot{V}_E and EE estimation. 4) RMP can accurately estimate EE at any intensity, including the highest ones. 4) An activity-specific approach is more relevant to estimate EE, and a step of PA recognition is necessary before EE estimation. Further studies are still needed to evaluate RMP on a large population and under free-living conditions.