

**« Etude et validation » du  
module eMouve en conditions  
habituelles de vie :  
détection des activités physiques en  
conditions habituelles de vie à l'aide  
de smartphones**

**Robert Boualit<sup>1</sup>, Martine Duclos<sup>2,6</sup>,  
Gérard Fleury<sup>3</sup>, Romain Guidoux<sup>4</sup>,  
Philippe Lacomme<sup>5</sup>, Nicolas Lamaudière<sup>2,6</sup>  
Sylvie Rousset<sup>4</sup>**

**Rapport interne de recherche**

**05 mars 2013**

# COLLABORATEURS

1

Almerys,  
Service santé,  
46 rue du Ressort, 63009 Clermont-Ferrand Cedex 1  
[robert.boualit@almerys.com](mailto:robert.boualit@almerys.com)

2

CHU de Clermont-Ferrand,  
Service de médecine du sport et des explorations fonctionnelles,  
58 rue Montalembert, 63000 Clermont-Ferrand  
[mduclos@chu-clermontferrand.fr](mailto:mduclos@chu-clermontferrand.fr)  
[nlamaudiere@chu-clermontferrand.fr](mailto:nlamaudiere@chu-clermontferrand.fr)

3

Université Blaise Pascal  
Laboratoire de Mathématiques UMR CNRS 6620,  
Campus des Cézeaux, 63177 Aubière Cedex  
[fleury@math.univ-bpclermont.fr](mailto:fleury@math.univ-bpclermont.fr)

4

INRA  
Institut National de la Recherche Agronomique,  
Unité de Nutrition Humaine UMR 1019,  
Equipe Contrôle de l'Homéostasie Lipido-Energétique et Obésité dirigée par Béatrice Morio  
58 rue Montalembert, 63000 Clermont-Ferrand  
[romain.guidoux@clermont.inra.fr](mailto:romain.guidoux@clermont.inra.fr)  
[sylvie.rousset@clermont.inra.fr](mailto:sylvie.rousset@clermont.inra.fr)

5

Université Blaise Pascal  
Laboratoire d'Informatique (LIMOS) UMR CNRS 6158,  
Campus des Cézeaux, 63177 Aubière Cedex  
[placomme@isima.fr](mailto:placomme@isima.fr)

6

Université d'Auvergne  
49, boulevard François-Mitterrand,  
B.P. 32,  
63001 Clermont-Ferrand

# RESUME

L'**obésité** et la **sédentarité** ne cessent de croître depuis plusieurs années. La majorité des études réalisées repose sur des méthodes coûteuses et/ou lourdes à mettre en œuvre afin d'estimer la dépense énergétique en conditions contrôlées ou en conditions habituelles de vie. L'objectif de ce projet est de pouvoir reconnaître les **activités physiques de faible et moyenne intensités** et d'estimer la **dépense énergétique** des volontaires en conditions habituelles de vie en utilisant des **smartphones**, qui sont équipés d'**accéléromètres**.

Le projet se compose de 2 grandes étapes : l'étape de recherche, qui permet de mettre au point des fonctions d'estimation de la dépense énergétique ( $f(AEDES)$  et  $f(NRJSI)$ ) et de les valider ; et l'étape d'industrialisation, assurée par Alмеры. L'étape de recherche se divise elle-même en 4 études : 1) une étude clinique préliminaire ; 2) étude algorithmique préliminaire ; 3) une étude des algorithmes en conditions contrôlées (ces 3 points ont fait l'objet de précédents rapports [FLEU 12] [BOU 12]) ; 4) l'étude des fonctions et leur test en **conditions habituelles de vie** sur 6 volontaires.

Les travaux réalisés ont abouti à la proposition de deux fonctions :

- $f(AEDES)$ , qui repose sur une reconnaissance des activités physiques puis à un calcul de la dépense énergétique.
- $f(NRJSI)$ , qui repose sur l'utilisation directe de l'accélérométrie pour estimer la dépense énergétique.

Les résultats montrent que l'écart entre la dépense énergétique estimée par les capteurs Armband et la dépense énergétique estimée par  $f(AEDES)$  et  $f(NRJSI)$  en conditions habituelles de vie sont de 15.9% et 9.6%, respectivement. On peut aussi noter que la classification des activités physiques par l'estimateur  $\overline{g(AEDES)}$  est bonne pour les catégories « activités immobiles » et « activités légères et modérées ». Il n'est en revanche pas possible de conclure sur la catégorie « activités vigoureuses », faute de données suffisantes.

Les perspectives de notre travail sont le recrutement de 24 nouveaux volontaires afin de valider les résultats obtenus lors de cette étude. En effet, les fonctions ont été optimisées à partir des données de 18 volontaires : il est donc normal d'obtenir de faibles taux d'erreur sur cette population. Les nouveaux volontaires permettront d'estimer les performances des fonctions proposées avec une autre population de volontaires n'ayant pas servi à paramétrer les fonctions de prédiction.

*Mot clés* : obésité, sédentarité, activités physiques de faible et moyenne intensités, dépense énergétique, smartphones, accéléromètres, conditions habituelles de vie.

# ABSTRACT

**Obesity and sedentary lifestyles** are constantly increasing for many years. Most of the studies use expensive and/or complex methods in order to estimate energy expenditure in controlled conditions or in free-living conditions. The aim of the project is to recognize **low to moderate physical activities** and to estimate volunteers' **energy expenditure** in free-living conditions by using **smartphones**, equipped with **accelerometers**.

The project consists of 2 main steps: the research study, for creating energy expenditure estimation functions (named  $f(AEDES)$  and  $f(NRJSI)$ ) and validating them; and industrialization undertaken by Almerys. The study consists of 4 sub-steps: 1) a preliminary clinical study; 2) an algorithmic preliminary study; 3) a test of the algorithms in controlled conditions (those 3 studies have been described in [FLE 12] and [BOU 12]); 4) the test of the functions in **free-living conditions**.

The first step needed the participation of one volunteer, the third step of 12 volunteers and the last one of 6 volunteers.

Two functions have been created during the research study:

- $f(AEDES)$ , for the recognition of physical activities in order to estimate energy expenditure.
- $f(NRJSI)$ , that uses accelerometry data for estimating energy expenditure directly.

The results of our study showed that the difference between the energy expenditure estimation provided by Armband and by  $f(AEDES)$  and  $f(NRJSI)$  were 15.9% and 9.6%, respectively. Moreover, physical activity categorization is good for categories “motionless activities” and “light and moderate intensity activities”. However, it is not possible to conclude over the “vigorous activities” category, since there is not enough data.

The next step will consist in recruiting 24 new volunteers for validating the functions. Indeed, the algorithms have been optimized over the data of 18 volunteers, so it is normal to obtain low error rates for this population. New volunteers will allow us to estimate performances of the functions with a population that has not been used to parameter them.

*Keywords:* obesity, sedentary lifestyles, low to moderate physical activities, energy expenditure, smartphones, accelerometers, free-living conditions.

# TABLE DES MATIERES

<b>..... OBJECTIFS DU PROJET ET DEMARCHE SCIENTIFIQUE GENERALE 7</b>	
<b>1.1</b>	<b>Objectifs et historique du projet eMouve ..... 7</b>
<b>1.2</b>	<b>Démarche scientifique ..... 8</b>
<b>1.3</b>	<b>Les capteurs utilisés ..... 8</b>
<b>1.4</b>	<b>Principe de fonctionnement de l'application ..... 9</b>
<b>1.5</b>	<b>Etudes réalisées pour la mise en œuvre du projet ..... 10</b>
1.5.1	Etude clinique préliminaire ..... 10
1.5.2	Etude algorithmique préliminaire..... 12
1.5.3	Etude des algorithmes en conditions contrôlées..... 13
1.5.4	Etude des algorithmes en conditions habituelles de vie ..... 15
<b>1.6</b>	<b>Conclusion ..... 15</b>
<b>..... DEMARCHE SCIENTIFIQUE DE L'ETUDE EN CONDITIONS HABITUELLES DE VIE 17</b>	
<b>2.1</b>	<b>Déroulement de l'étude en conditions habituelles de vie ..... 17</b>
<b>2.2</b>	<b>Travail réalisé..... 17</b>
<b>2.3</b>	<b>Déroulement de l'étude..... 18</b>
<b>2.4</b>	<b>Réalisation des scénarii expérimentaux ..... 21</b>
<b>2.5</b>	<b>Conclusion ..... 22</b>
<b>DEMARCHE SCIENTIFIQUE DE RECHERCHE D'UNE FONCTION DE PREDICTION DE LA DEPENSE ENERGETIQUE..... 23</b>	
<b>3.1</b>	<b>Démarche..... 23</b>
<b>3.2</b>	<b>Définition d'une fonction de prédiction de dépense énergétique ..... 24</b>
<b>3.3</b>	<b>Contraintes de validité..... 24</b>
<b>..... PROPOSITION D'UNE FONCTION F(AEDES) 27</b>	
<b>4.1</b>	<b>Définition de l'estimateur <math>g(AEDES)</math> ..... 27</b>
<b>4.2</b>	<b>Détermination optimale des coefficients <math>\alpha</math> et <math>K</math> pour les populations <math>P</math> et <math>P'</math> ..... 28</b>
<b>4.3</b>	<b>Expérimentation numérique ..... 31</b>
4.3.1	Résultats en conditions contrôlées ..... 31
4.3.2	Résultats en conditions habituelles de vie ..... 32
<b>4.4</b>	<b>Conclusion ..... 34</b>
<b>..... PROPOSITION D'UNE FONCTION F(NRJSI) 35</b>	
<b>5.1</b>	<b>Définition de l'estimateur <math>g(NRJSI)</math> ..... 35</b>
<b>5.2</b>	<b>Détermination optimale des coefficients <math>\alpha</math> et <math>K</math> pour les populations <math>P</math> et <math>P'</math> ..... 36</b>
<b>5.3</b>	<b>Expérimentation numérique ..... 37</b>
5.3.1	Résultats en conditions contrôlées ..... 37
5.3.2	Résultats en conditions habituelles de vie ..... 40

5.4	Conclusion .....	41
<b>..... ANALYSE DES PERFORMANCES DES FONCTIONS F(AEDES) ET F(NRJSI)</b>		<b>43</b>
6.1	Analyse en conditions contrôlées .....	43
6.2	Analyse en conditions habituelles de vie .....	44
6.3	Conclusion .....	45
<b>. RECONNAISSANCE DES ACTIVITES PHYSIQUES EN CONDITIONS HABITUELLES DE VIE PAR G(AEDES)</b>		<b>47</b>
7.1	Classification des activités physiques .....	47
7.2	Résultats en conditions habituelles de vie .....	48
7.3	Conclusion .....	51
<b>..... CONCLUSION</b>		<b>53</b>

# Objectifs du projet et démarche scientifique générale

---

L'objectif de cette section est de rappeler le but du projet eMouve, ainsi que de synthétiser la démarche scientifique générale adoptée afin d'estimer la dépense énergétique [FLE 12] [BOU 12] à l'aide d'une fonction utilisant exclusivement des données d'accélérométrie.

## 1.1 Objectifs et historique du projet eMouve

Le projet eMouve a commencé en février 2012, par une collaboration entre l'INRA-Unité de Nutrition Humaine, le laboratoire de mathématiques (LMA) et le laboratoire d'informatique (LIMOS). L'objectif de ce projet est d'estimer la dépense énergétique d'un individu en conditions habituelles de vie à l'aide de smartphones. En effet, les capteurs de recherche actuellement utilisés (Armband et Actiheart) sont onéreux. Il s'agit donc de trouver une méthode accessible (les smartphones sont très répandus) et peu onéreuse.

En juillet 2012, un contrat a été signé entre 4 partenaires : l'INRA-UNH, le CHU de Clermont-Ferrand, l'université d'Auvergne et Almerys.

Le travail se compose de deux grandes étapes (figure 1-1) :

1. La première, nommée « Etude », concerne le travail scientifique de conception, de recherche d'algorithmes et de test de l'algorithme. Cette étape est essentiellement assurée par cinq partenaires ou collaborateurs : le LMA, l'INRA-UNH, le LIMOS, le CHU et l'université d'Auvergne.
2. La seconde, nommée « Industrialisation », consistera, à partir de la maquette et des algorithmes conçus, à développer un produit fini à destination des clients grands comptes (mutuelles, entreprises...). **Cette étape concernera essentiellement la société Almerys.**

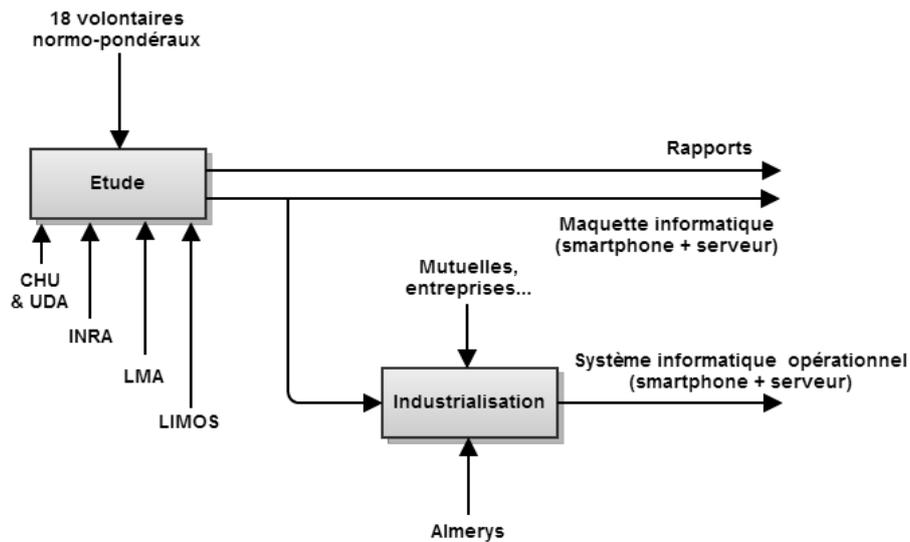


Figure 1-1 : Principales étapes du travail [FLE 12]

## 1.2 Démarche scientifique

Il s'agit de rechercher une fonction  $f$  composée d'un estimateur et d'un coefficient correctif.

$$f(\text{paramètres}) = g(\text{paramètres}) \times \lambda \quad (1)$$

On note  $g(\text{paramètres})$  un estimateur de la dépense énergétique et  $\lambda$  un coefficient correctif dont la valeur est statistiquement estimée sur la population utilisée pour rechercher la fonction  $f(\text{paramètres})$ . Dans [BOU 12], il a été introduit un estimateur basé sur l'algorithme AEDES, qui est noté  $g(\text{AEDES})$  dans le présent rapport.

On peut noter que lorsque  $\lambda = 1$ , alors  $f(\text{paramètres}) = g(\text{paramètres})$ , ce qui signifie que la fonction de prédiction se ramène à un simple estimateur. On peut dire alors, dans un souci de vulgarisation, qu'on propose une fonction d'estimation de la dépense énergétique qui n'est pas optimisée en utilisant la population étudiée.

Le taux d'erreur moyen d'une fonction  $f$  sur une population  $P$  est noté  $\bar{e}_p^f$ . Cela permet d'indiquer que l'erreur moyenne est calculée sur une population spécifique et non sur la population globale. Cette notation met en évidence que ce n'est pas une moyenne mais un estimateur de la moyenne.

## 1.3 Les capteurs utilisés

Les études réalisées utilisent deux capteurs Armband et Actiheart. Ces capteurs utilisent des fonctions de prédiction dont les formules ne sont pas toutes publiées à notre connaissance, afin de fournir une estimation de la dépense énergétique.

On note par la suite, dans un souci de simplification :

- $h(\text{Armband})$  la fonction d'estimation de la dépense énergétique du capteur Armband.
- $s(\text{Actiheart})$  la fonction d'estimation de la dépense énergétique du capteur Actiheart.

#### 1.4 Principe de fonctionnement de l'application

Comme quasiment toutes les applications embarquées sur des terminaux mobiles, l'application proposée repose sur une architecture client-serveur (figure 1-2).

Le principe de fonctionnement est donc le suivant : un smartphone collecte des données d'accélérométrie puis les envoie à un serveur (ActivCollector dans le cas de l'INRA) via Internet. Le serveur effectue des calculs pour estimer la dépense énergétique (et éventuellement des calculs complémentaires), stocke les résultats dans une base de données et permet ainsi la transmission d'informations au volontaire, telles que sa dépense énergétique.

ActivCollector est un projet initié par l'INRA en 2011, et qui a pour objectifs de stocker et de manipuler des données biomédicales, mais aussi de permettre une meilleure interaction avec les volontaires qui participent à des protocoles de recherche. C'est un outil de recherche qui est indispensable pour l'hébergement des fonctions  $f(\text{AEDES})$  et  $f(\text{NRJSI})$ .

**ActivCollector héberge le travail algorithmique d'estimation de la dépense énergétique. Les fonctions de prédiction  $f(\text{AEDES})$  et  $f(\text{NRJSI})$  proposées et étudiées dans le présent rapport sont codées sur ActivCollector.**

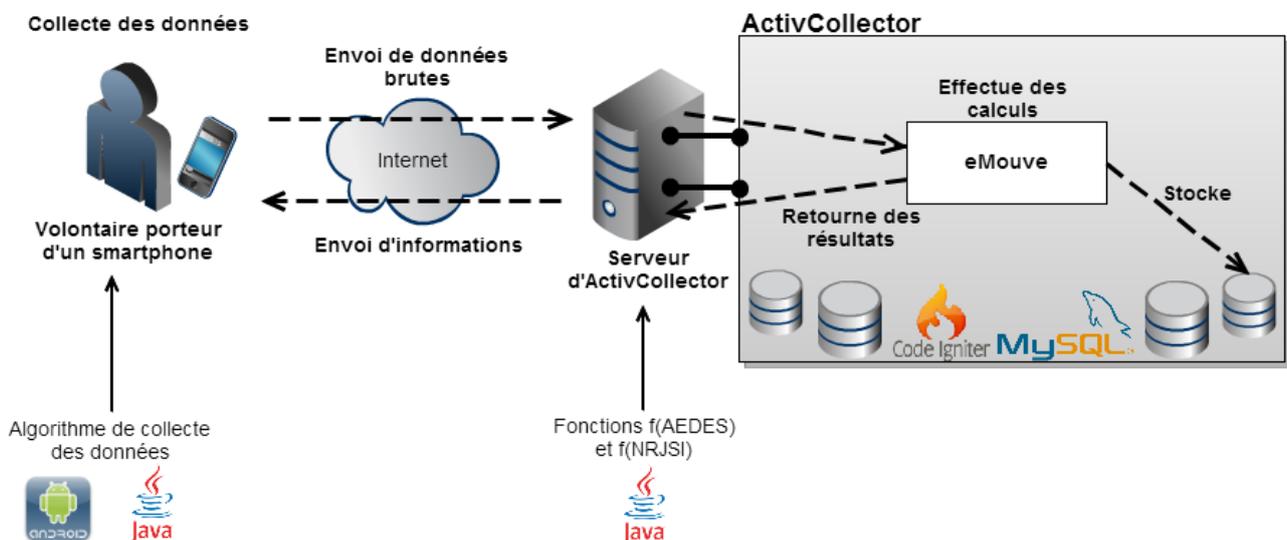


Figure 1-2 : Principe des échanges d'informations entre le smartphone et ActivCollector [BOU 12]

## 1.5 Etudes réalisées pour la mise en œuvre du projet

Le travail scientifique qui compose l'étape nommée « Etude » (figure 1-1) se décompose en quatre études (figure 1-3), qui vont chacune être détaillées.

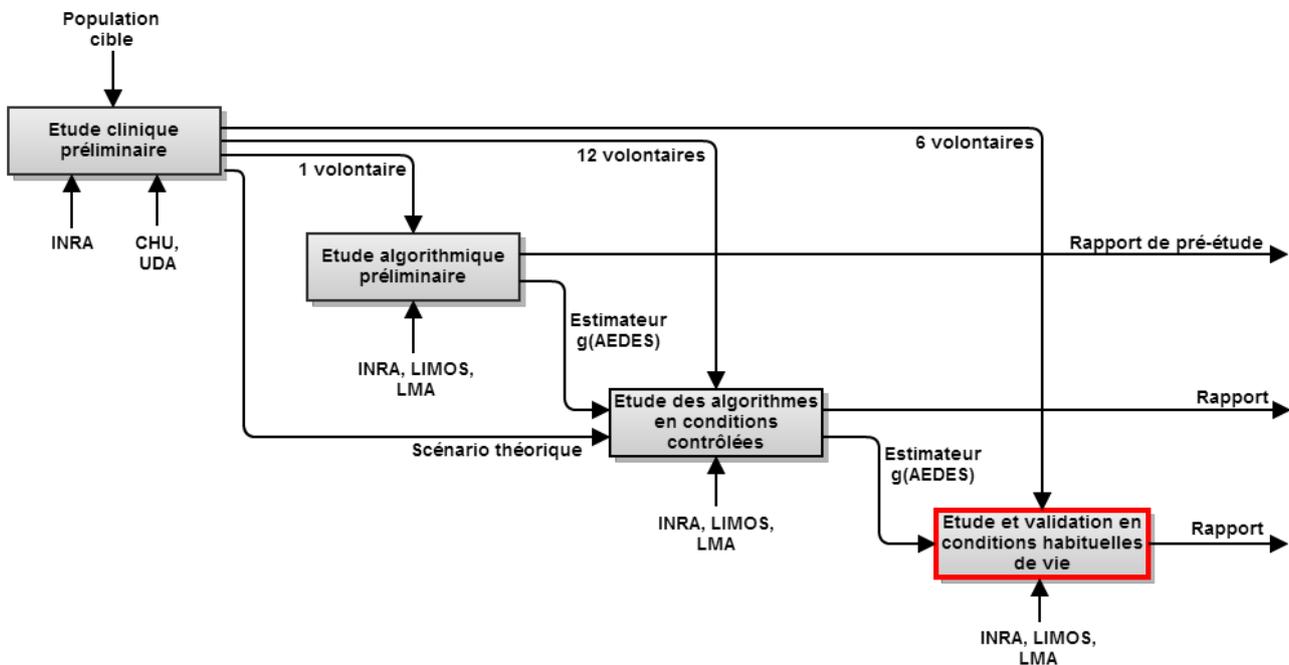


Figure 1-3 : Etude développée dans le présent rapport

### 1.5.1 Etude clinique préliminaire

Les objectifs de l'« étude clinique préliminaire » sont (figure 1-4) :

- De recruter et sélectionner les volontaires pour l'étude algorithmique préliminaire (1), pour l'étude en conditions contrôlées (12) et pour l'étude en conditions habituelles de vie (6). Le travail de sélection des volontaires est un travail important qui doit permettre de constituer une population représentative de la population cible, qui est ici la population française limitée aux personnes normo-pondérales d'un âge compris entre 18 et 60 ans.
- De définir un scénario théorique pour les volontaires en conditions contrôlées [BOU 12].

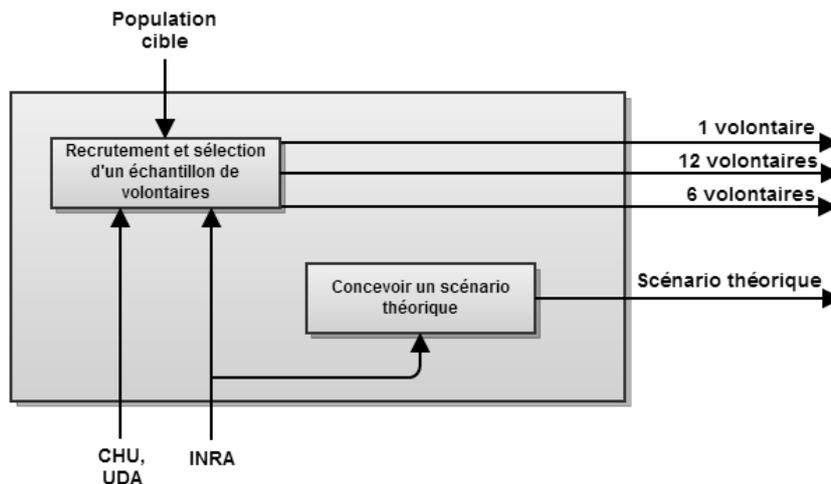


Figure 1-4 : Travail réalisé durant l'étude clinique préliminaire

### Recrutement et sélection d'un échantillon de volontaires

Trois échantillons de volontaires ont été sélectionnés et recrutés :

- Un premier échantillon, composé d'un unique volontaire masculin normo-pondéral âgé de 25 ans, a permis de mener l'étude algorithmique préliminaire. C'est lors de cette étude qu'a été mis au point l'estimateur  $g(AEDES)$  [FLE 12].
- Un second échantillon, composé de 12 volontaires normo-pondéraux, a permis de mener l'étude en conditions contrôlées. La sélection et le recrutement de cet échantillon sont détaillés dans le rapport [BOU 12].
- Un troisième échantillon, composé de 6 volontaires normo-pondéraux, a permis de mener l'étude en conditions habituelles de vie, qui fait l'objet du présent rapport. La taille de cet échantillon étant moins grande que celui utilisé en conditions contrôlées, sa représentativité de la population cible est moins grande et doit nous inciter à interpréter certains résultats avec prudence.

Les volontaires recrutés, 3 hommes et 3 femmes, avaient entre 25 et 44 ans, comme le montre la figure 1-5.

Age	Femmes		Hommes		Total	
	Count	Percentage	Count	Percentage	Count	Percentage
20-24	0	0,00%	0	0,00%	0	0,00%
25-29	1	33,33%	1	33,33%	2	33,33%
30-34	0	0,00%	2	66,67%	2	33,33%
35-39	0	0,00%	0	0,00%	0	0,00%
40-44	2	66,67%	0	0,00%	2	33,33%
45-49	0	0,00%	0	0,00%	0	0,00%
50-54	0	0,00%	0	0,00%	0	0,00%
55-59	0	0,00%	0	0,00%	0	0,00%
<b>Total</b>	<b>3</b>	<b>100,00%</b>	<b>3</b>	<b>100,00%</b>	<b>6</b>	<b>100,00%</b>

Figure 1-5 : Population recrutée par sexe et groupes d'âges quinquennaux

Les critères de recrutement de cet échantillon sont les mêmes que ceux utilisés pour l'échantillon de volontaires en conditions contrôlées [BOU 12]. La figure 1-6 présente les caractéristiques individuelles des 6 volontaires recrutés ainsi que les moyennes et les écart-types de chaque caractéristique.

Volontaire	Sexe	Age	Taille (cm)	Poids (kg)	IMC (kg/m <sup>2</sup> )
1	F	26	160	58,5	22,85
2	H	30	170	68,5	23,70
3	H	33	174	70	23,12
4	H	25	176	71	22,92
5	F	43	166	58	21,05
6	F	45	164	61	22,68
<b>Moyenne</b>		<b>33,67</b>	<b>168,33</b>	<b>64,50</b>	<b>22,72</b>
<b>Ecart-type</b>		<b>7,78</b>	<b>5,59</b>	<b>5,46</b>	<b>0,81</b>

Figure 1-6 : Caractéristiques de la population recrutée pour les tests en conditions habituelles de vie

### Concevoir un scénario théorique

Le second objectif de cette étude clinique préliminaire a été de concevoir un scénario théorique pour l'étude en conditions contrôlées.

Un scénario théorique est, comme défini dans [BOU 12], une suite ordonnée d'activités qui possèdent chacune une durée d'exécution. Ce scénario ne définit pas l'heure à laquelle une activité est effectuée.

#### 1.5.2 Etude algorithmique préliminaire

L'étude algorithmique préliminaire, qui a fait l'objet du rapport [FLE 12], a permis de mettre au point l'estimateur  $g(AEDES)$  à partir des données d'accélérométrie récoltées sur un unique volontaire masculin de 25 ans.

### **1.5.3 Etude des algorithmes en conditions contrôlées**

Une fois mis au point l'estimateur  $g(AEDES)$ , une étude a été menée en conditions contrôlées sur 12 volontaires normo-pondéraux [BOU 12]. L'estimation de  $g(AEDES)$  a pu être comparée avec les estimations de la dépense énergétique réalisées par 2 capteurs de recherche : Armband et Actiheart.

Les volontaires ont chacun réalisé un scénario expérimental à partir du scénario théorique mis au point lors de l'étude clinique préliminaire. Un scénario expérimental est, comme expliqué dans [BOU 12], une suite d'activités réalisées par un volontaire en essayant de respecter au mieux le scénario théorique. Chaque activité a une heure de début et une heure de fin. C'est le volontaire qui est en grande partie responsable des heures de début et de fin puisque c'est lui qui « réalise » le scénario théorique.

La dépense énergétique de référence, notée  $w(scénario)$ , a été évaluée en utilisant les activités et les durées du scénario expérimental et des tables de correspondance permettant de lier une activité à une intensité exprimée en METs théorique, puis à des kilocalories en utilisant les caractéristiques individuelles (poids, âge, sexe...) du volontaire [BOU 12].

#### **Résultats concernant l'estimation de la dépense énergétique par $g(AEDES)$**

Les résultats présentés sur la figure 1-7 montrent que l'estimateur  $g(AEDES)$  donne une estimation avec en moyenne  $3\% \pm 3\%$  d'erreur en valeur absolue, contre  $6\% \pm 5\%$  pour  $h(Armband)$  et  $14\% \pm 5\%$  pour  $s(Actiheart)$ , par rapport aux scénarii expérimentaux.

Volontaire	$\bar{e}_P^h(\text{Armband})$	$\bar{e}_P^s(\text{Actiheart})$	$\bar{e}_P^g(\text{AEDES})$
1	13,08%	18,87%	3,37%
2	2,75%	18,22%	3,62%
3	0,55%	8,38%	1,40%
4	11,15%	14,07%	0,23%
5	0,52%	9,66%	4,26%
6	5,23%	23,31%	12,08%
7	5,26%	2,43%	2,24%
8	3,52%	15,57%	2,74%
9	14,79%	18,48%	0,61%
10	3,26%	12,95%	3,14%
11	0,74%	15,60%	2,20%
12	14,87%	9,03%	2,03%
<b>Moyenne</b>	6,31%	13,88%	3,16%
<b>Ecart-type</b>	5,36%	5,50%	2,92%
<b>Erreur min</b>	0,52%	2,43%	0,23%
<b>Erreur max</b>	14,87%	23,31%	12,08%

Figure 1-7 : Erreurs des fonctions par rapport aux dépenses énergétiques de référence [BOU 12]

Les plages d'erreur de chaque fonction sont représentées sur la figure 1-8.

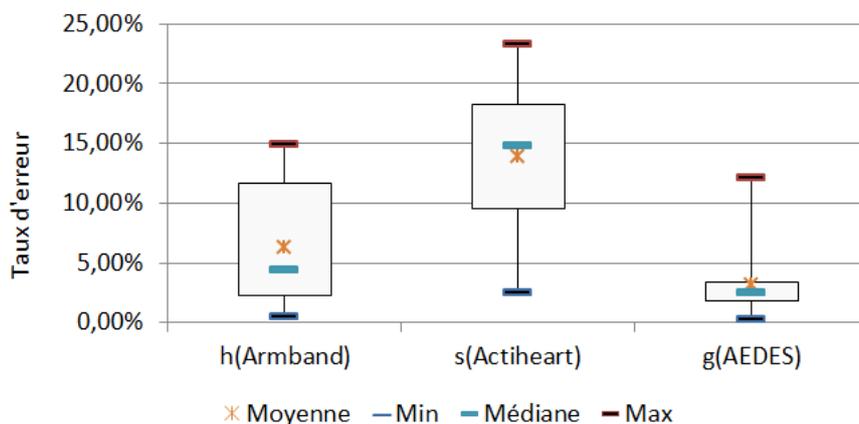


Figure 1-8 : Boîtes à moustaches représentant les taux d'erreur de chaque fonction [BOU 12]

D'autre part, un test de Student apparié a été réalisé sur ces données. Il a permis de montrer que les erreurs d'Actiheart et d'AEDES sont significativement différentes, et donc qu'AEDES est plus proche de la référence dans les conditions de cette étude.

### Résultats concernant la reconnaissance d'activités physiques de $g(\text{AEDES})$

Cet estimateur est capable de fournir des informations sur les activités physiques réalisées, en plus d'une estimation de la dépense énergétique (cf chapitre 3). On note  $\overline{g(\text{AEDES})}$  la liste des activités physiques identifiées par l'estimateur  $g(\text{AEDES})$ .

Il est apparu que le taux de reconnaissance moyen des activités de l'estimateur  $g(AEDES)$  est de  $76,5\% \pm 10,6\%$  en conditions contrôlées (figure 1-9).

Vol.	Sexe	Taux de reconnaissance moyen des activités de l'estimateur $g(AEDES)$
1	H	91,65%
2	F	81,10%
3	H	82,13%
4	F	73,25%
5	H	82,70%
6	H	49,13%
7	F	75,93%
8	F	75,55%
9	H	78,18%
10	H	76,92%
11	F	64,49%
12	F	87,17%

<b>Moyenne</b>	<b>76,52%</b>
<b>Ecart-type</b>	<b>10,58%</b>
<b>Min</b>	<b>49,13%</b>
<b>Max</b>	<b>91,65%</b>

<b>Hommes</b>	
Moyenne	76,79%
Ecart-type	13,24%
Min	49,13%
Max	91,65%
<b>Femmes</b>	
Moyenne	76,25%
Ecart-type	6,96%
Min	64,49%
Max	87,17%

Figure 1-9 : Taux de reconnaissance des activités physiques par l'estimateur  $g(AEDES)$  [BOU 12]

#### 1.5.4 Etude des algorithmes en conditions habituelles de vie

L'étude en conditions habituelles de vie fait l'objet du présent rapport. Un échantillon de 6 volontaires normo-pondéraux a été sélectionné et recruté durant l'étude clinique préliminaire afin de mener l'étude en conditions habituelles de vie.

### 1.6 Conclusion

Quatre études ont été nécessaires à la réalisation de ce projet, en passant de la sélection et du recrutement des volontaires aux tests des estimateurs et des fonctions de prédiction de la dépense énergétique mis au point grâce aux études préliminaires et en conditions contrôlées.

En moyenne, en conditions contrôlées, l'estimateur de la dépense énergétique  $g(AEDES)$  et la fonction  $h(Armband)$  sont les plus proches des valeurs fournies par les scénarii expérimentaux (3.2% et 6.3%, respectivement). D'autre part, les erreurs obtenues par  $g(AEDES)$  et  $s(Actiheart)$  sont significativement différentes. On peut donc affirmer que  $g(AEDES)$  est meilleur en conditions

contrôlées. Enfin, le taux moyen de reconnaissance des activités physiques par l'estimateur  $g(AEDES)$  est de 76.5%.

Le présent rapport s'intéresse tout spécialement à l'étude en conditions habituelles de vie, menée sur 6 volontaires normo-pondéraux.

# Démarche scientifique de l'étude en conditions habituelles de vie

---

L'objectif de cette section est de présenter la démarche scientifique de la phase d'étude de l'algorithme en conditions habituelles de vie. Cette étude a permis d'évaluer et de proposer deux fonctions d'estimation de la dépense énergétique.

## 2.1 Déroulement de l'étude en conditions habituelles de vie

Il y a deux différences principales entre une étude réalisée en conditions contrôlées et une étude réalisée en conditions habituelles de vie :

- En conditions contrôlées, les volontaires réalisent un scénario théorique (une liste ordonnée d'activités) et génèrent un scénario expérimental (une liste ordonnée d'activités avec des dates début et de fin), alors qu'en conditions habituelles de vie, ils ne disposent pas de scénario théorique, mais fournissent un scénario expérimental basé sur leur déclaration.
- Comme le scénario expérimental est libre et que sa description provient d'un relevé sans contrôle, le scénario expérimental n'est plus une base aussi précise qu'en conditions contrôlées pour évaluer les performances des fonctions mises au point. De plus dans la vie courante, le nombre d'activités est très grand et celles-ci sont souvent de courtes durées et n'ont pas toutes été réalisées en conditions contrôlées.

## 2.2 Travail réalisé

La fonction  $f(AEDES)$  présentée dans la section 4 est utilisée sur des populations  $P$  et  $P'$  de 12 et 6 volontaires, respectivement. Ses performances sont évaluées par rapport aux estimations de deux capteurs (Armband et Actiheart) et par rapport aux scénarii expérimentaux (figure 2-1).

Il a été introduit une nouvelle fonction de prédiction, notée  $f(NRJSI)$ , qui se distingue de la précédente par le fait que cette fonction utilise un estimateur noté  $g(NRJSI)$  qui prend en compte uniquement l'énergie du signal et ne permet pas, contrairement à  $g(AEDES)$ , d'obtenir une liste d'activités reconnues. Cette fonction est décrite dans le chapitre 5.

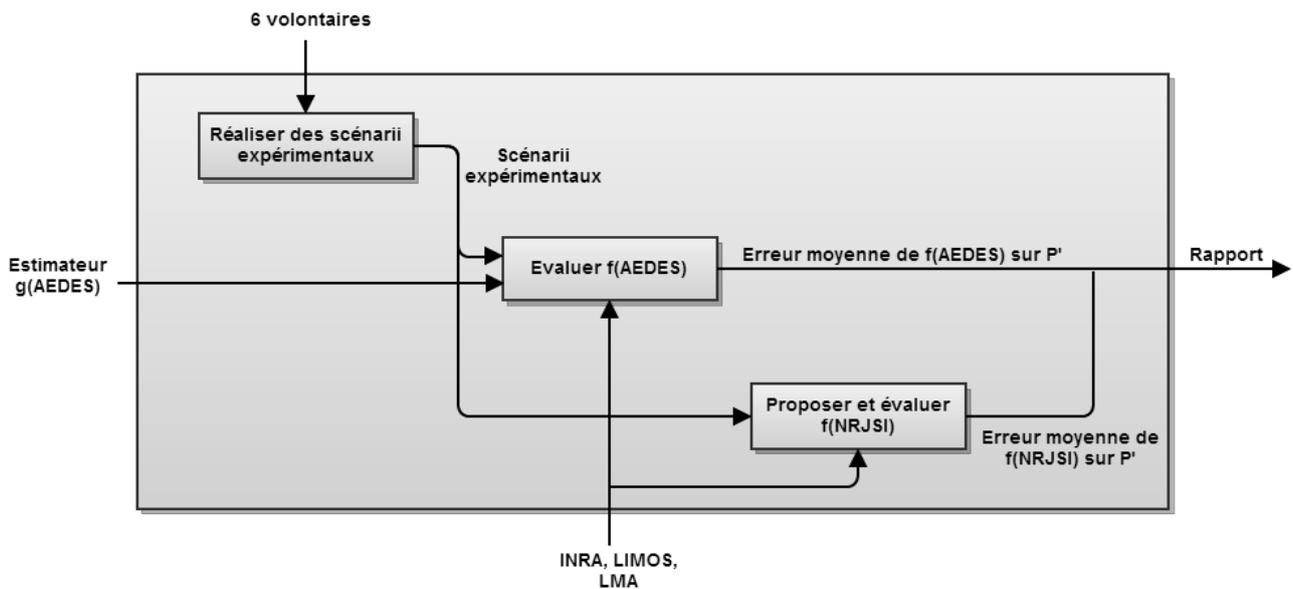


Figure 2-1 : Etapes de l'étude en conditions habituelles de vie

## 2.3 Déroulement de l'étude

Les volontaires ont été équipés de 3 capteurs durant une journée complète, du lever au coucher :

- Un smartphone, qui a servi à collecter des données d'accélérométrie. Le smartphone utilisé par les 6 volontaires est un Samsung Galaxy Xcover, porté dans la poche gauche du pantalon. L'application installée sur les smartphones collectait les données d'accélérométrie sans les transmettre à ActivCollector via Internet, pour deux raisons :
  - Il ne fallait pas risquer d'avoir des bugs durant la phase de collecte. L'application utilisée se devrait donc d'être la plus simple possible.
  - La CNIL n'a pas encore donné son accord pour l'utilisation d'ActivCollector.

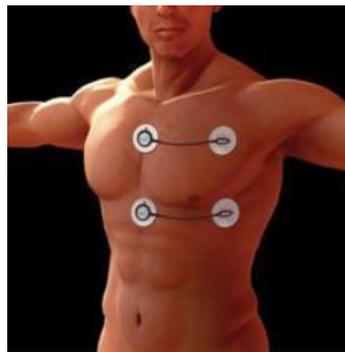
Par conséquent, les données ont été déchargées manuellement du téléphone vers un ordinateur.

- Un Armband, qui se porte sur le triceps du bras droit (figure 2-2) et qui enregistre des données d'accélérométrie, de sudation, de flux de chaleur, de température corporelle, d'état d'endormissement et de position (allongé / debout). Ce capteur est configuré à partir de caractéristiques individuelles : âge, sexe, taille, poids, droitier / gaucher, fumeur / non fumeur. Le résultat qu'il fournit est une estimation de la dépense énergétique. D'après l'étude Modelheart [ROU 11], ce capteur est très performant lorsque les activités pratiquées sont de faible ou de moyenne intensité.



*Figure 2-2 : Capteur Armband*

- Un Actiheart, qui se porte sur le torse (figure 2-3) et qui enregistre des données d'accélérométrie, de fréquence cardiaque et estime lui aussi la dépense énergétique. D'après l'étude Modelheart [ROU 11], ce capteur est moins performant que le capteur Armband pour les activités de faible et moyenne intensités, mais plus efficace pour les activités de forte intensité. Ce capteur doit être configuré avec le sexe, l'âge, la taille, le poids, la fréquence cardiaque de sommeil et le niveau d'entraînement physique des individus.



*Figure 2-3 : Port du capteur Actiheart sur le torse [ACT 12]*

Le protocole s'est déroulé sur 3 jours pour chaque volontaire :

- Le premier jour, les volontaires sont venus chercher les 3 capteurs. La configuration initiale et un test de bon fonctionnement du matériel ont été effectués ce même jour.
- Lors du second jour, les volontaires ont réalisé l'enregistrement des données et noté leurs activités principales. Cette étape est l'équivalent du scénario expérimental des volontaires en conditions contrôlées : chaque volontaire réalise des activités spontanées. Chaque activité possède une heure de début et une heure de fin.

Pour cela, quatre des six volontaires ont reçu un autre smartphone sur lequel une application leur permettait de noter leurs activités de façon rapide et pratique (figure 2-4).



Figure 2-4 : Application installée sur le smartphone utilisé par 4 des 6 volontaires pour noter leurs activités

Les deux autres volontaires n'ont pas pu avoir ce smartphone, car il n'était pas disponible lors de leur passage. Ils ont donc noté leurs principales activités sur une feuille qui leur a été délivrée lors de leur passage le premier jour (figure 2-5).

Activité	Heure de début	Heure de fin	Remarques
Marche normale	10h52	11h59	
Debout	12h00	12h20	
Assis	12h30	13h50	Heures approximatives - Repas
Voiture	14h00	14h28	
Handball	14h45	15h52	
Voiture	16h05	16h41	
...	...	...	

Figure 2-5 : Exemple de feuille remise aux volontaires pour noter leur scénario expérimental

- Le troisième jour, les volontaires ont rapporté les capteurs et leur scénario expérimental au laboratoire, afin que les données puissent être extraites des capteurs.

Il a été demandé aux volontaires de porter le capteur Actiheart durant une nuit afin de connaître leur fréquence cardiaque de sommeil. En effet, la configuration de l'Actiheart exige de renseigner cette fréquence cardiaque, qui influe grandement sur l'estimation de la dépense énergétique faite par le capteur.

Cinq des six volontaires ont porté le capteur durant leur sommeil. Seule une volontaire ne l'a pas porté. Sa fréquence cardiaque de sommeil a été estimée à partir de sa fréquence cardiaque au repos, relevée par le médecin lors de la visite de pré-inclusion.

Les contraintes imposées aux volontaires durant le protocole ont été :

- De ne pas porter les capteurs durant la toilette ou lorsqu'ils pratiquent des sports d'eau.
- De poser le téléphone lorsqu'ils pratiquent un sport où le smartphone risque de chuter (comme le ping-pong ou le badminton).
- De noter sur le planning les moments où ils n'ont pas porté les capteurs.

## 2.4 Réalisation des scénarii expérimentaux

Certains volontaires ont réalisé leur enregistrement durant la semaine et d'autres durant le week-end. De même, certains étaient à leur domicile toute la journée (avec éventuellement quelques déplacements à l'extérieur), alors que d'autres étaient sur leur lieu de travail (figure 2-6).

Volontaire	Durée	Environnement	Jour	Mode de relevé des activités
1	14h 32min	Domicile	Week-end	Smartphone
2	10h 28min	Travail	Semaine	Smartphone
3	11h 59 min	Travail	Semaine	Smartphone
4	10h 56min	Domicile	Week-end	Smartphone
5	05h 29min	Domicile	Semaine	Papier
6	14h 22min	Travail	Semaine	Papier

**Total 67h 46 min**

**Moyenne 11h 18 min**

*Figure 2-6 : Durée d'enregistrement prise en compte pour chaque volontaire*

La figure ci-dessus présente aussi la durée d'enregistrement prise en compte pour l'estimation de la dépense énergétique et la reconnaissance des activités physiques, pour chaque volontaire. Au total, un peu moins de 68 heures d'enregistrement ont été réalisées en conditions habituelles de vie, ce qui fait une moyenne de 11h 18 par volontaire.

Il faut noter que, d'une manière générale, les volontaires qui ont eu le smartphone pour noter leurs activités ont été plus précis que ceux qui ont rempli les relevés d'activités sur papier, ce qui est compréhensible. La seule exception est le volontaire n°1.

## 2.5 Conclusion

L'étude des algorithmes en conditions habituelles de vie a été réalisée sur 6 volontaires normo-pondéraux, qui ont porté un smartphone Android pour recueillir des données d'accélérométrie, ainsi que deux capteurs de recherche capables d'estimer la dépense énergétique : Armband et Actiheart.

Deux fonctions d'estimation de la dépense énergétique,  $f(AEDES)$  et  $f(NRJSI)$ , ont pu être évaluées sur deux populations  $P$  (en conditions contrôlées) et  $P'$  (en conditions habituelles de vie).

# Démarche scientifique de recherche d'une fonction de prédiction de la dépense énergétique

---

L'objectif de cette section est de présenter une fonction générale de prédiction de la dépense énergétique.

## 3.1 Démarche

L'objectif du projet est de proposer une fonction de prédiction de la dépense énergétique en conditions habituelles de vie. La population cible est la population française normo-pondérale âgée de 18 à 60 ans. L'échantillon étudié doit donc correspondre à cette population afin que les fonctions soient transposables à la population ciblée.

La population utilisée en conditions contrôlées est notée  $P$ , et celle utilisée en conditions habituelles de vie est notée  $P'$ .

Il s'agit donc de rechercher une fonction  $f$  telle que  $f(P_i \cup P'_i)$  donne une estimation de la dépense énergétique pour les individus  $P_i$  et  $P'_i$  des populations  $P$  et  $P'$ . La fonction créée à partir de ces populations devra par contre être validée sur une nouvelle population  $P''$ , statistiquement identique aux populations  $P$  et  $P'$ , qui correspond à la même cible et qui contient plus d'individus.

On peut raisonnablement proposer que si les populations  $P$  et  $P'$  sont représentatives de la population cible  $P_C$ , alors lorsque  $f$  sera utilisée sur une population  $P''$  statistiquement représentative de la  $P_C$ , les erreurs  $\bar{e}_P^f$  et  $\bar{e}_{P''}^f$  seront proches.

En effet, l'étape de validation sur un échantillon  $P''$  est très importante dans ce type d'étude car une fonction, quelle qu'elle soit, dont le paramétrage est optimisé sur une population de référence  $P'$ , aura une performance légèrement moins bonne une fois testée sur une population  $P''$ . Ce point est régulièrement souligné par les chercheurs, dont dernièrement par [JOH 12].

### 3.2 Définition d'une fonction de prédiction de dépense énergétique

La fonction  $f$  recherchée est de la forme

$$f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha,K} = g_{x,y,z,t,d,P} \times \left(1 - \alpha \times \frac{d}{24 \times 3600}\right) \times K \quad (1)$$

avec  $x$ ,  $y$  et  $z$  les valeurs d'accélérométrie,  $t$  le temps associé aux valeurs,  $d$  la durée totale d'enregistrement (en secondes),  $P$  le poids du volontaire en kg et  $\alpha$  et  $K$  des coefficients à déterminer, avec  $0 < \alpha < 1$ .

Le terme  $\left(1 - \alpha \times \frac{d}{24 \times 3600}\right)$  est un coefficient correctif qui décroît avec la durée et qui est optimisé pour la population considérée. Son influence augmente avec la durée. Le terme  $24 \times 3600$  est le nombre de secondes par jour, ce qui limite l'utilisation de cette approche à une période d'au plus 24h. Bien entendu, d'autres choix sont possibles pour cette fonction.

Deux estimateurs  $g$ , construits à partir des algorithmes AEDES et NRJSI, sont étudiés dans ce rapport :

- Le premier, noté  $g(AEDES)$ , correspond à l'estimation de la dépense énergétique donnée par l'algorithme de prédiction basé sur la reconnaissance d'activités physiques. Cet estimateur, présenté dans [FLE 12] et [BOU 12], fait l'objet du chapitre 4 de ce rapport.
- Le second, noté  $g(NRJSI)$ , correspond à une estimation directe de la dépense énergétique à partir de l'énergie du signal. Il est introduit dans le chapitre 5.

La notation  $g()$  désigne la valeur renvoyée par l'estimateur, tandis que la notation  $\overline{g()}$  renvoie la liste des activités qui composent l'enregistrement d'un volontaire. Etant donné que seul AEDES est capable de reconnaître les activités physiques, alors  $\overline{g(NRJSI)} = \phi$ .

### 3.3 Contraintes de validité

La fonction  $f$  proposée n'est valable que si les volontaires évoluent vraiment en conditions habituelles de vie. Ainsi, l'application devra être activée du lever au coucher, afin que le coefficient correctif soit valide. D'autre part, les périodes d'activité doivent avoir une durée maximale de 24h entre deux périodes de sommeil (d'où le terme  $24 \times 3600$  au dénominateur du coefficient correctif). Ainsi, la fonction ne serait pas valable pour quelqu'un qui effectuerait plus de 24 heures d'activités sans dormir.

La figure 3-1 présente un exemple de durées d'activités valides, c'est-à-dire inférieures à 24 heures.

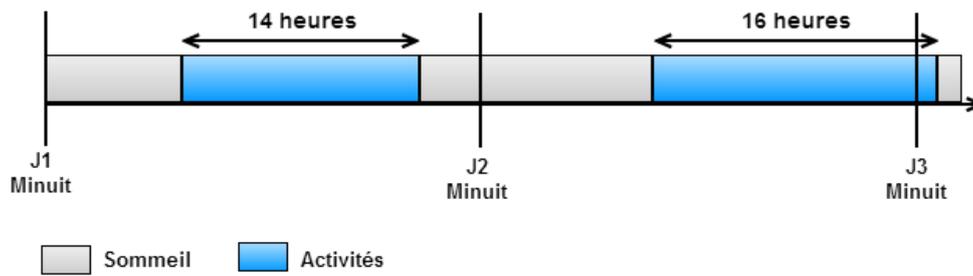


Figure 3-1 : Deux exemples de périodes d'activité valides

L'exemple de la figure 3-2 n'est pas traitable par la fonction (1), car la durée de l'activité sans période de sommeil est de 28 heures.

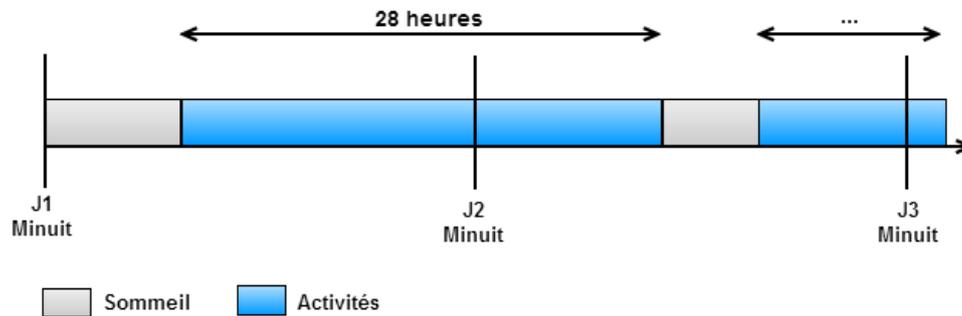


Figure 3-2 : Un exemple de période d'activité invalide

Il faudra donc, lors de l'industrialisation, paramétrer l'algorithme afin de repérer si le téléphone est resté actif durant le sommeil, auquel cas l'algorithme n'analysera pas cette plage de données mais estimera la dépense énergétique à partir d'équations publiées.



# Proposition d'une fonction f(AEDES)

L'objectif de cette section est de présenter comment les paramètres  $\alpha$  et  $K$  ont été déterminés afin d'obtenir une fonction de prévision basée sur l'estimateur  $g(AEDES)$  proposé dans [FLE 12].

$$f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha,K}(AEDES) = g_{x,y,z,t,d,P}(AEDES) \times \left(1 - \alpha \times \frac{d}{24 \times 3600}\right) \times K$$

## 4.1 Définition de l'estimateur $g(AEDES)$

L'estimateur  $g(AEDES)$  a été défini et étudié dans [FLE 12] et [BOU 12]. Son estimation de la dépense énergétique est réalisée en se basant sur la reconnaissance d'activités physiques à partir des données d'accélérométrie collectées par un smartphone.

La première étape consiste tout d'abord à peigner les données à 6Hz selon l'algorithme défini dans [FLE 12]. Le module  $\gamma$  de chaque triplet  $(x, y, z)$  est ensuite calculé grâce à la formule  $\gamma = \sqrt{\alpha_x(x-0_x)^2 + \alpha_y(y-0_y)^2 + \alpha_z(z-0_z)^2}$ , où  $\alpha_x$  (avec  $\alpha_x=1$ ),  $\alpha_y$ ,  $\alpha_z$ ,  $0_x$ ,  $0_y$  et  $0_z$  sont des coefficients téléphone-dépendants calculés à partir des valeurs des axes lorsque le téléphone est posé sur chaque axe [FLE 12]. En effet, il est apparu que les axes des smartphones ne sont pas centrés en un même point et possèdent des vecteurs unitaires de longueurs différentes (figure 4-1).

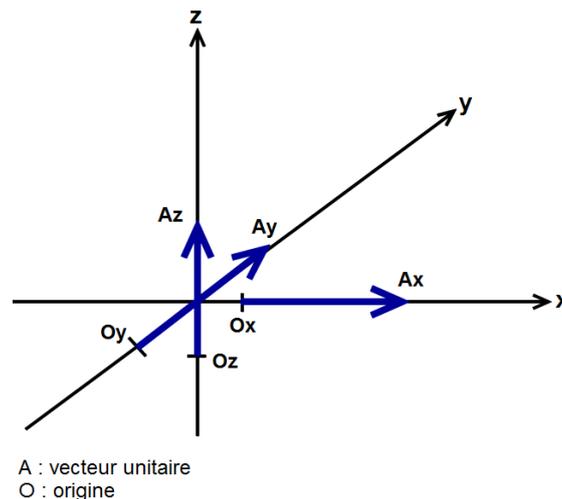


Figure 4-1 : Axes non centrés dans un repère [FLE 12]

Plusieurs variables mathématiques sont ensuite calculées à partir des modules, telles que l'énergie du signal (l'écart-type mobile du module) et des coefficients de corrélation linéaire. Le flux d'enregistrement est alors segmenté grâce à ces variables en segments d'activités et d'inactivités au

sens de l'accéléromètre (figure 4-2). Les segments d'activités comprennent ainsi les marches lente / normale / rapide et la course, et les segments d'inactivité comprennent la position assise, la position debout statique et les transports.

Les segments d'activités sont ensuite analysés grâce à une transformée de Fourier rapide, qui permet de mettre en évidence les phénomènes périodiques. Les segments d'activités peuvent alors être différenciés plus précisément.

De même, les segments d'inactivité sont analysés en tenant compte de l'énergie du signal, ce qui permet là encore de différencier ces segments plus précisément.

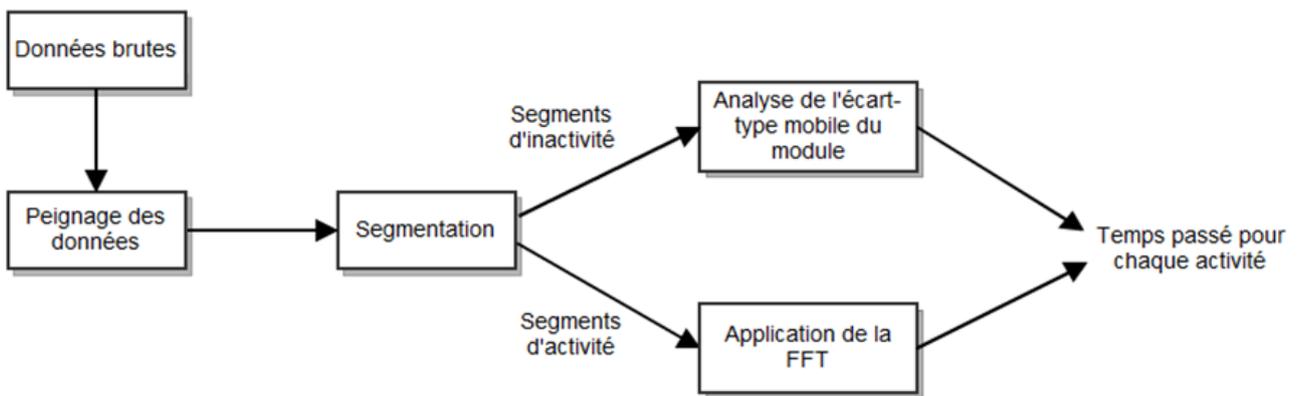


Figure 4-2 : Etapes de l'analyse des activités dans un flux de données

Les activités ou inactivités qu'il n'est pas possible de classifier sont notées « activité inconnue » et « inactivité inconnue », respectivement.

Une fois le flux analysé, la seconde étape consiste à estimer la dépense énergétique correspondant aux activités physiques trouvées. Pour cela, des valeurs d'intensité (exprimées en METs) ont été affectées à chaque activité physique grâce au compendium publié par [AIN 11]. Après avoir calculé l'intensité totale correspondant au flux, les METs sont convertis en kilocalories grâce à une formule telle que [SCH 85], [HAR 19] ou [BLA 96].

#### 4.2 Détermination optimale des coefficients $\alpha$ et $K$ pour les populations $P$ et $P'$

La dépense énergétique de référence utilisée en conditions contrôlées est calculée à partir des scénarii expérimentaux réalisés par les volontaires [BOU 12]. Pour les volontaires en conditions habituelles de vie, utiliser comme seule référence les scénarii expérimentaux ne serait pas judicieux. En effet, ces scénarii, notés par les volontaires, sont hétérogènes car certains sont peu précis. La référence utilisée pour la recherche des coefficients optimaux a donc été l'estimation donnée par le capteur Armband, qui fournit une estimation avec une erreur moyenne de 8,3% par rapport à la

méthode de référence en conditions habituelles de vie (l'eau doublement marquée), selon [ROU 11].

La figure 4-3 montre les valeurs de  $f(AEDES)$  obtenues avec les coefficients  $\alpha = 0$  et  $K = 1$ , par rapport aux valeurs de référence. On peut noter que les valeurs estimées par  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0,K=1}(AEDES)$  surestiment souvent les valeurs de référence en conditions habituelles de vie.

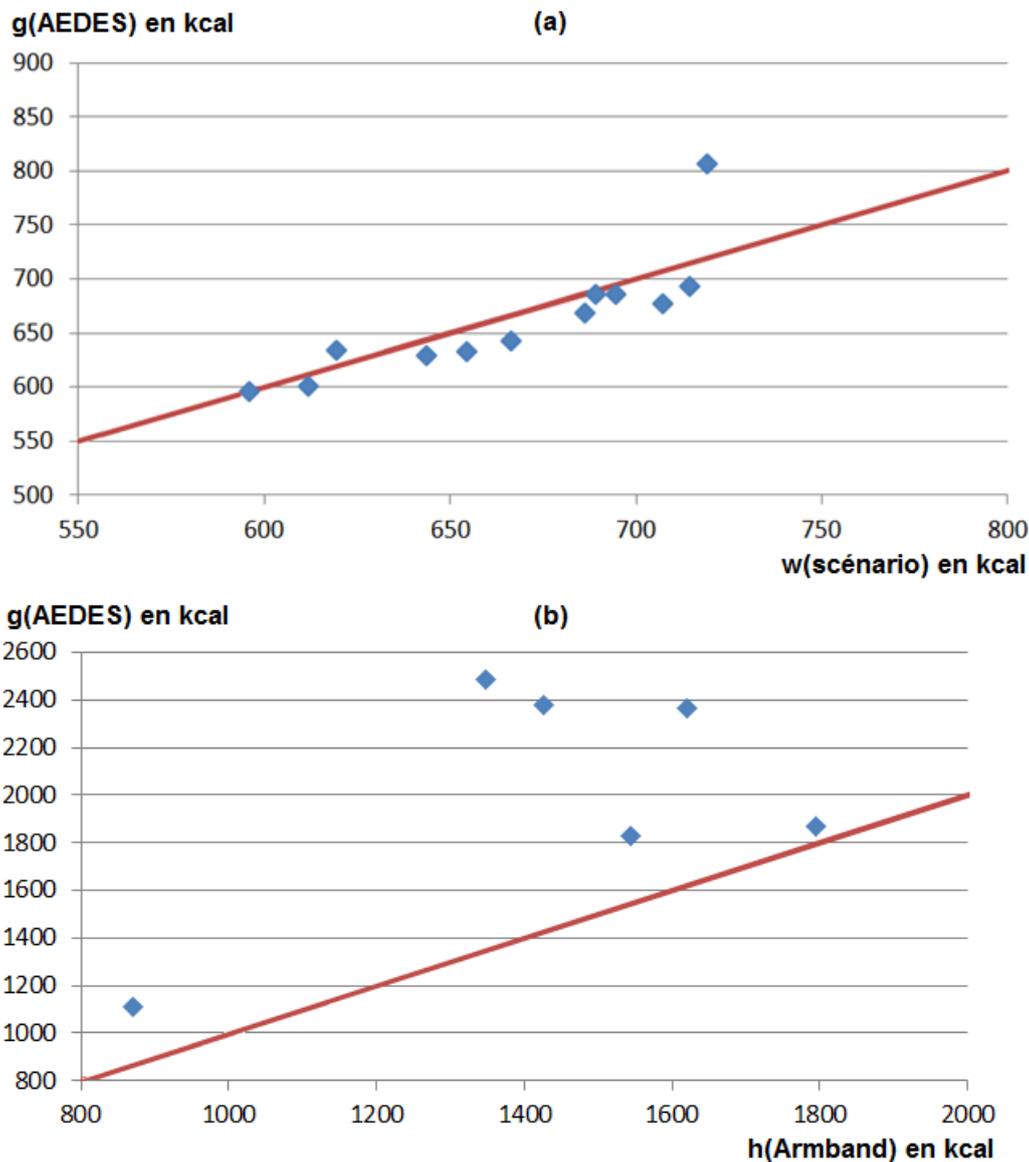


Figure 4-3 : Dépenses énergétiques estimées par  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0,K=1}(AEDES)$  en conditions contrôlées (a) et en conditions habituelles de vie (b) par rapport aux dépenses énergétiques de référence

Les coefficients  $\alpha$  et  $K$  utilisés dans la fonction  $f(AEDES)$  ont été déterminés de manière optimale pour les populations  $P$  et  $P'$  étudiées. Pour cela, le taux d'erreur de l'estimation de la dépense énergétique a été minimisé par les moindres carrés à l'aide du solveur disponible dans

Excel. Ainsi, les erreurs  $(DE_{référence} - f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha,K}(AEDES))^2$  ont été calculées pour chaque volontaire. Le solveur permet de déterminer les valeurs de  $\alpha$  et de  $K$  de façon à minimiser la somme des erreurs au carré  $\sum (DE_{référence} - f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha,K}(AEDES))^2$ .

Les coefficients obtenus par minimisation des moindres carrés sont :  $\alpha \approx 0.747$  et  $K \approx 1.132$ , ce qui donne la fonction  $f$  suivante :

$$f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(AEDES) = g(AEDES) \times \left(1 - 0.747 \times \frac{d}{24 \times 3600}\right) \times 1.132$$

Les coefficients trouvés sont optimaux pour les populations  $P$  et  $P'$  étudiées, comme le montre la figure 4-4.

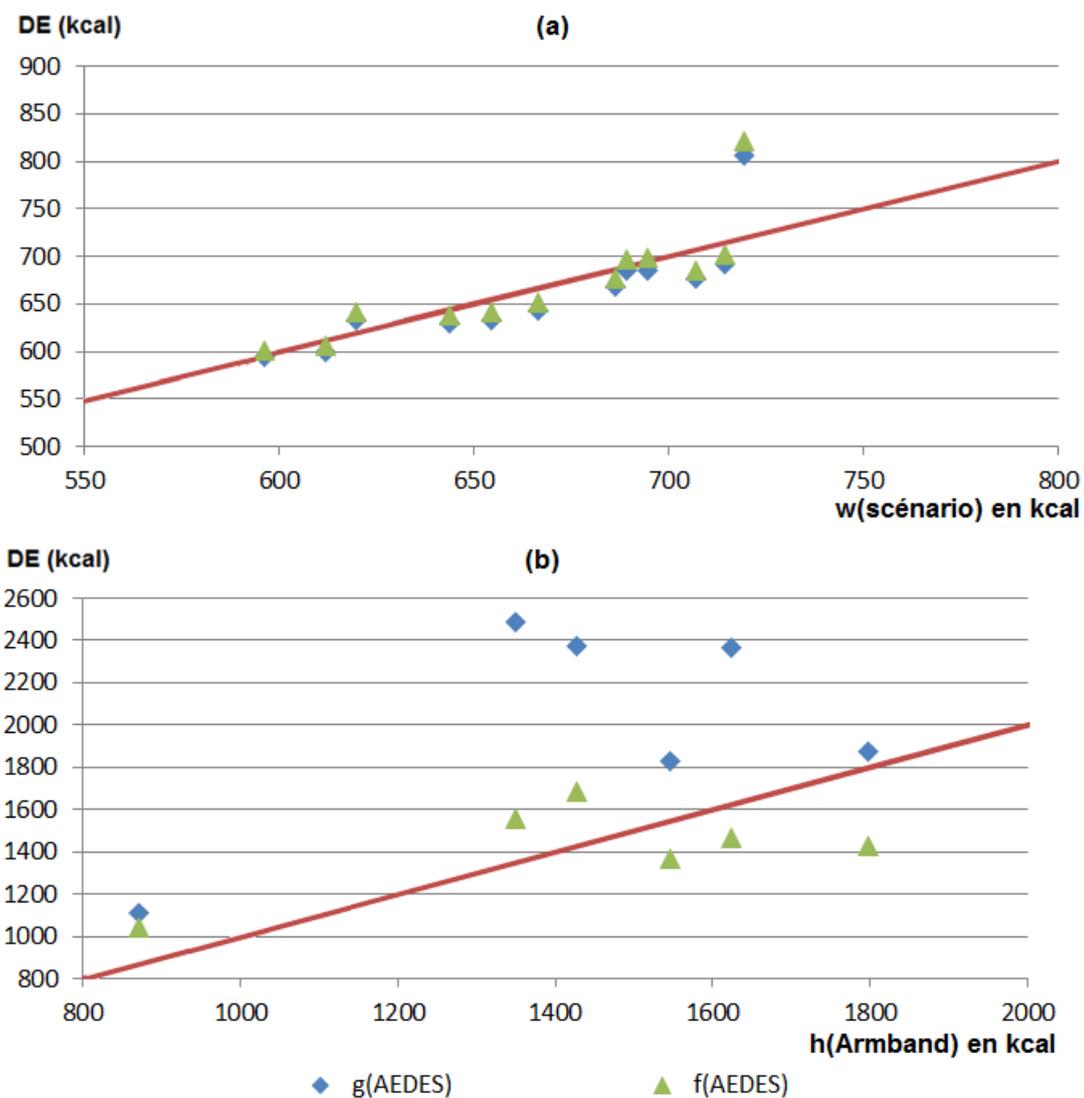


Figure 4-4 : Dépenses énergétiques estimées par  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(AEDES)$  en conditions contrôlées (a) et en conditions habituelles de vie (b) par rapport aux dépenses énergétiques de référence et à  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0,K=1}(AEDES) = g(AEDES)$

### 4.3 Expérimentation numérique

La fonction  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(AEDES)$  a été testée sur les volontaires en conditions contrôlées et sur les volontaires en conditions habituelles de vie.

#### 4.3.1 Résultats en conditions contrôlées

Les résultats en conditions contrôlées sont présentés sur la figure 4-5. Dans cette première étude, la référence était la dépense énergétique calculée grâce aux valeurs de MET publiées par [AIN 11] et aux scenarii expérimentaux propres à chaque volontaire [BOU 12]. Les taux d'erreur des fonctions  $h(Armband)$  et  $s(Actiheart)$  sont rappelés à titre de comparaison.

Contrairement aux figures précédentes, les résultats pour chaque volontaire sont indiqués sans valeur absolue. Les taux d'erreur sont donc calculés de la façon suivante :

$$\varepsilon = \frac{DE_{fonction} - w(scénario)}{w(scénario)}$$

Un taux d'erreur négatif signifie que la dépense énergétique est sous-estimée par rapport à la référence (ici le scénario). De la même manière, un taux d'erreur positif signifie que la dépense énergétique est surestimée.

Vol.	Sexe	$\bar{e}_P^{f(AEDES)}$	$\bar{e}_P^{h(Armband)}$	$\bar{e}_P^{s(Actiheart)}$
1	H	-1,95%	13,08%	-18,87%
2	F	-2,28%	2,75%	-18,22%
3	H	0,47%	0,55%	8,38%
4	F	0,76%	11,15%	-14,07%
5	H	-3,06%	0,52%	-9,66%
6	H	14,03%	-5,23%	-23,31%
7	F	-0,96%	5,26%	-2,43%
8	F	-1,50%	-3,52%	15,57%
9	H	1,15%	14,79%	18,48%
10	H	-1,86%	-3,26%	12,95%
11	F	3,52%	0,74%	-15,60%
12	F	-1,04%	14,87%	9,03%
<b>Moyenne</b>		<b>0,61%</b>	4,31%	-3,15%
<b>Moyenne</b>		<b>2,72%</b>	6,31%	<b>13,88%</b>
<b>Ecart-type</b>		<b>3,52%</b>	5,36%	<b>5,50%</b>
<b>Min</b>		<b>0,47%</b>	0,52%	<b>2,43%</b>
<b>Max</b>		<b>14,03%</b>	14,87%	<b>23,31%</b>

Figure 4-5 : Taux d'erreur d'estimation de la dépense énergétique des différentes fonctions par rapport à  $w(scénario)$ , en conditions contrôlées

On peut voir que la fonction  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(AEDES)$  permet un meilleur centrage des valeurs (0.61% contre 4.31% et -3.15% pour  $h(Armband)$  et  $s(Actiheart)$ , respectivement), un meilleur résultat

moyen et un écart-type plus faible, comme le montrent aussi les boîtes à moustaches de la figure 4-6.

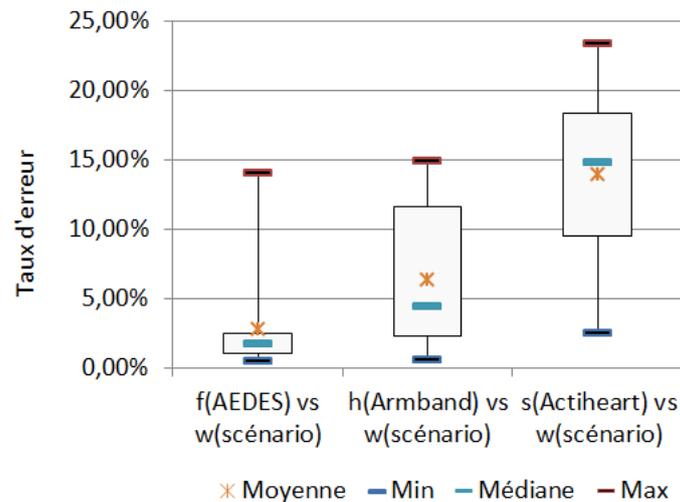


Figure 4-6 : Boîtes à moustaches des taux d'erreur d'estimation de la dépense énergétique des différentes fonctions par rapport aux scénarii expérimentaux, en conditions contrôlées

Il faut néanmoins rappeler que l'initialisation de l'Actiheart requiert la fréquence cardiaque de sommeil, qui n'a pas pu être mesurée pour les volontaires en conditions contrôlées. C'est donc la fréquence cardiaque de repos mesurée par le médecin lors de la visite d'inclusion qui a été utilisée. Or, on sait que ce paramètre d'initialisation est important pour l'estimation de la dépense énergétique. Il faut donc prendre des précautions lors de l'analyse des résultats de l'Actiheart.

#### 4.3.2 Résultats en conditions habituelles de vie

Etant donné que les scénarii expérimentaux rapportés par les volontaires en conditions habituelles de vie sont très hétérogènes et, dans certains cas, peu précis, il n'est pas judicieux de prendre ces scénarii comme seule référence, comme c'était le cas lors de l'étude en conditions contrôlées.

Les taux d'erreur ont donc été calculés par rapport à toutes les données disponibles (figure 4-7), à savoir :

- La dépense énergétique calculée à partir du scénario expérimental de chaque volontaire. Cette dépense énergétique est calculée de la même façon que décrite dans [FLE 12], c'est-à-dire en associant à chaque activité une intensité, exprimée en METs, et ajustée en fonction des caractéristiques personnelles des volontaires (telles que la taille, le poids, l'âge et le sexe).
- La dépense énergétique estimée par le capteur Armband.
- La dépense énergétique estimée par le capteur Actiheart.

En effet, il n'est pas possible de savoir quelle est la valeur la plus proche, pour chaque volontaire, de la dépense énergétique réelle.

Les travaux menés par [ROU 11] ont permis de montrer que les fonctions  $h(\text{Armband})$  et  $s(\text{Actiheart})$  fournissent des estimations de la dépense énergétique en conditions habituelles de vie avec une erreur de 8,3% et 11,6%, respectivement, par rapport à la méthode de référence (l'eau doublement marquée).

Vol.	Sexe	Référence : w(scénario)	Référence : h(Armband)	Référence : s(Actiheart)
1	F	-18,61%	-9,53%	8,43%
2	H	-17,53%	-20,40%	-44,25%
3	H	-5,37%	18,25%	6,04%
4	H	-23,33%	-11,69%	-36,28%
5	F	31,91%	19,94%	28,06%
6	F	-10,64%	15,49%	14,33%
<b>Moyenne</b>		-7,26%	2,01%	-3,94%
Valeurs absolues	<b>Moyenne</b>	17,90%	15,88%	22,90%
	<b>Ecart-type</b>	8,53%	4,09%	14,31%
	<b>Min</b>	5,37%	9,53%	6,04%
	<b>Max</b>	31,91%	20,40%	44,25%

Figure 4-7 : Taux d'erreur d'estimation de la dépense énergétique estimée par  $f(\text{AEDES})$  en conditions habituelles de vie, par rapport aux différentes références

Les résultats moyens sont acceptables sur cette population, car les activités pratiquées durant la première étude étaient contrôlées et avaient une durée minimale, tandis que dans cette étude les activités étaient libres et souvent brèves et discontinues. D'autre part, les conditions habituelles de vie impliquent des mouvements qui n'étaient pas présents dans l'étude en conditions contrôlées, telles que des rotations du buste, le fait que les volontaires se penchent pour saisir quelque chose, etc.

Les boîtes à moustaches liées à ces résultats sont présentées sur la figure 4-8. Etant donné que les coefficients  $\alpha$  et  $K$  de la fonction  $f(\text{AEDES})$  ont été calculés de façon à minimiser l'erreur par rapport à  $h(\text{Armband})$ , il est normal que ce capteur soit celui pour lequel les résultats de  $f(\text{AEDES})$  sont les meilleurs.

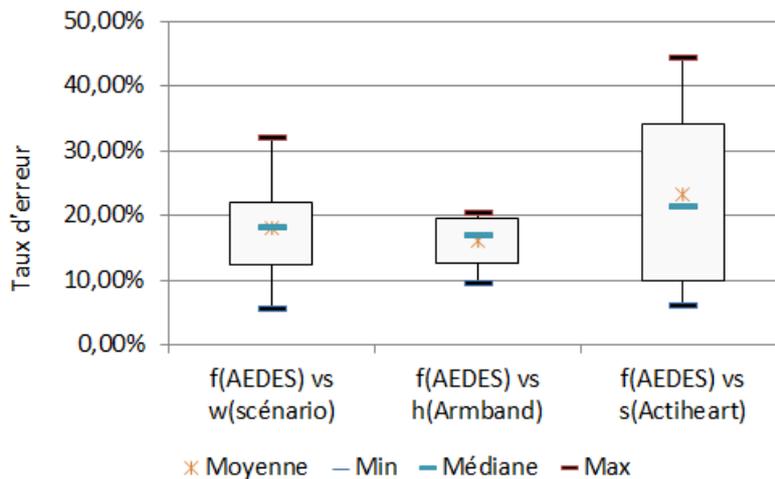


Figure 4-8 : Boîtes à moustache des taux d'erreur d'estimation de la dépense énergétique estimée par  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(AEDES)$  en conditions habituelles de vie, par rapport aux différentes références

#### 4.4 Conclusion

Les résultats de la fonction  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(AEDES)$  sont légèrement meilleurs en conditions contrôlées que lors de l'étude réalisée dans [BOU 12] (c'est-à-dire  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0,K=1}(AEDES)$ ). D'autre part, les résultats obtenus par cette même fonction sur les volontaires en conditions habituelles de vie sont assez satisfaisants étant donné que la nature des activités en conditions habituelles de vie est différente de celles en conditions contrôlées.

Il faut néanmoins rappeler que les coefficients  $\alpha$  et  $K$  de la fonction  $f(AEDES)$  sont calculés de façon à être optimaux pour les populations  $P$  et  $P'$  étudiées, mais qu'il sera nécessaire de les valider sur une autre population  $P''$  statistiquement identique à  $P'$ , en conditions habituelles de vie.

# Proposition d'une fonction $f(NRJSI)$

---

L'objectif de cette section est de proposer une nouvelle fonction  $f(NRJSI)$  qui utilise un estimateur  $g(NRJSI) = \frac{\sigma(\gamma) + 3}{4} \times P \times d$  qui permet d'estimer la dépense énergétique directement à partir de l'énergie du signal.

$$f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha,K}(NRJSI) = g_{x,y,z,t,d,P}(NRJSI) \times \left(1 - \alpha \times \frac{d}{24 \times 3600}\right) \times K$$

Les premiers tests montrent que l'énergie dépensée n'est pas linéaire. La dépense énergétique ne peut pas s'exprimer sous la forme énergie  $\times$  constante. On a choisi de l'exprimer comme l'énergie du signal  $\times$  constante 1 + constante 2. La constante 2 représente la dépense énergétique de repos, et la constante 1 la dépense énergétique liée aux mouvements du téléphone (c'est-à-dire la dépense énergétique liée à l'activité physique). Empiriquement, le choix de constante 2 =  $\frac{3}{4}$  (75%) et constante 1 =  $\frac{1}{4}$  (25%) conviennent bien. En effet, le métabolisme de repos et l'activité physique correspondent respectivement à environ 60% et 30% de la dépense énergétique totale, auxquels il faut ajouter la thermogénèse alimentaire (10% de la dépense énergétique totale).

## 5.1 Définition de l'estimateur $g(NRJSI)$

L'estimateur  $g(NRJSI)$  provient d'une formule dont la droite permet d'approximer au mieux les valeurs de dépense énergétique recueillies lors des études en conditions contrôlées et en conditions habituelles de vie.

L'estimateur proposé est le suivant :  $g(NRJSI) = \frac{\sigma(\gamma) + 3}{4} \times P \times d$ , avec :

- $\gamma$  le module des trois axes x, y et z, calculé de la même manière qu'expliqué dans [BOU 12], avec des coefficients téléphone-dépendants.
- $\sigma(\gamma)$  l'énergie du signal, c'est-à-dire l'écart-type du module.
- $P$  le poids du volontaire en kg.
- $d$  la durée d'enregistrement en secondes.

Les valeurs retournées par cet estimateur  $g$  ne sont pas exprimées en kilocalories, contrairement à l'estimateur  $g(AEDES)$  étudié dans le chapitre 4. C'est le coefficient  $K$  qui convertira les valeurs de  $g(NRJSI)$  en kilocalories.

## 5.2 Détermination optimale des coefficients $\alpha$ et $K$ pour les populations $P$ et $P'$

Comme expliqué dans le chapitre 4, la dépense énergétique de référence utilisée en conditions contrôlées est calculée à partir des scénarii expérimentaux réalisés par les volontaires [BOU 12]. Pour les volontaires en conditions habituelles de vie, il n'y a pas de référence précise. Néanmoins, les valeurs choisies comme référence pour la recherche des coefficients ont été celles du capteur Armband, qui fournit une estimation avec une erreur moyenne de 8,3% par rapport à la méthode de référence en conditions habituelles de vie (l'eau doublement marquée), selon [ROU 11].

Les coefficients  $\alpha$  et  $K$  utilisés par la fonction  $f(NRJSI)$  ont été déterminés de manière optimale pour les populations  $P$  et  $P'$  étudiées. Pour cela, le taux d'erreur de l'estimation de la dépense énergétique a été minimisé par les moindres carrés à l'aide du solveur disponible dans Excel. Ainsi, les erreurs  $(DE_{référence} - f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha,K}(NRJSI))^2$  ont été calculées pour chaque volontaire. Le solveur permet de déterminer les valeurs de  $\alpha$  et de  $K$  de façon à minimiser la somme du carré des erreurs  $\sum (DE_{référence} - f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha,K}(NRJSI))^2$ .

Les coefficients obtenus par minimisation des moindres carrés sont :  $\alpha \approx 0.486$  et  $K \approx 0.000713$ , ce qui donne la fonction  $f$  suivante :

$$f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(NRJSI) = g(NRJSI) \times \left(1 - 0.486 \times \frac{d}{24 \times 3600}\right) \times 0.000713$$

Ces coefficients sont optimaux pour les populations  $P$  et  $P'$  étudiées, comme le montre la figure 5-1.

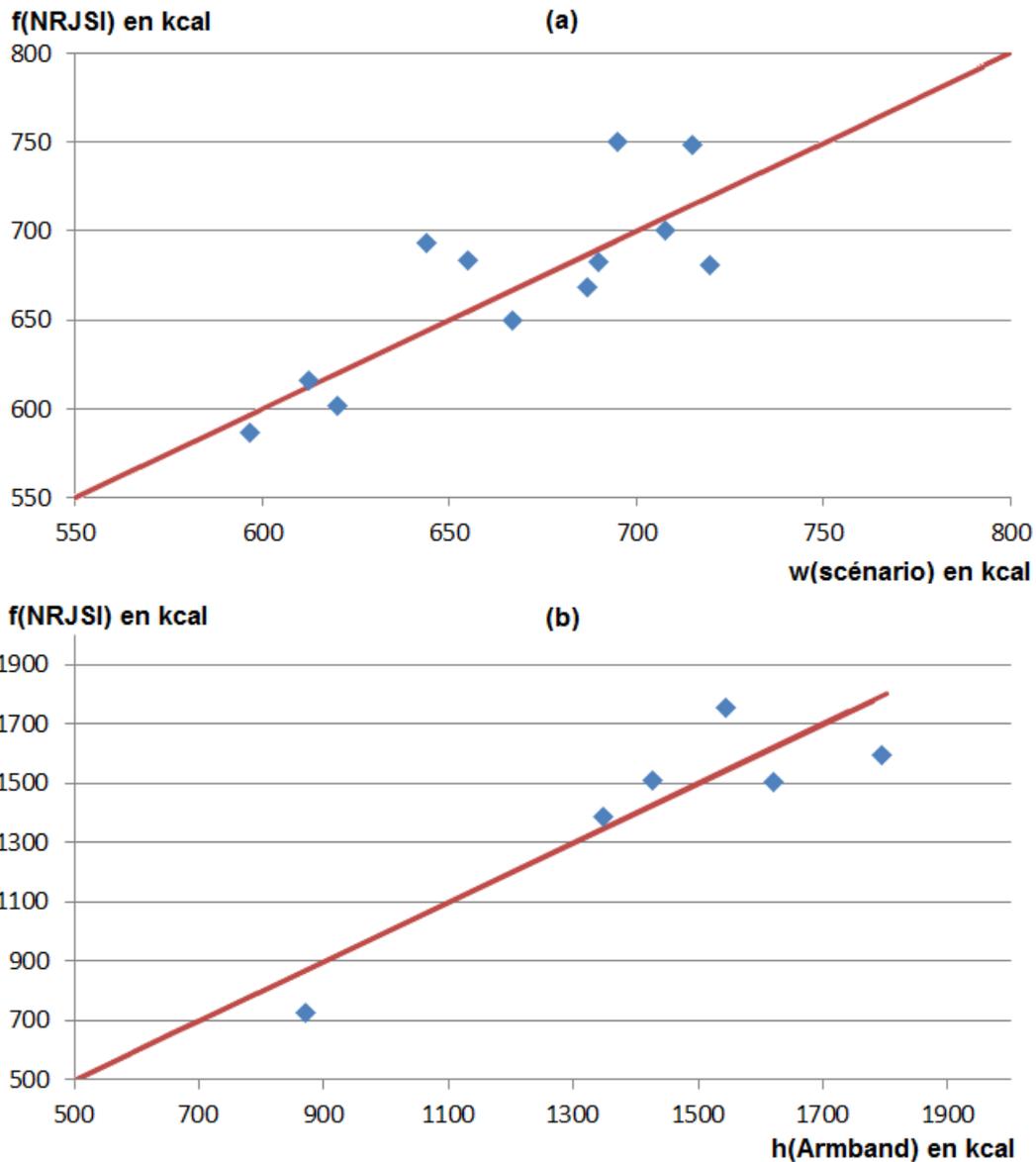


Figure 5-1 : Dépenses énergétiques estimées par  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}$  (NRJSI) en conditions contrôlées (a) et en conditions habituelles de vie (b), par rapport aux dépenses énergétiques de référence

### 5.3 Expérimentation numérique

La fonction  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}$  (NRJSI) étudiée dans ce chapitre a été testée sur les volontaires en conditions contrôlées et sur les volontaires en conditions habituelles de vie.

#### 5.3.1 Résultats en conditions contrôlées

Les résultats sur la population en conditions contrôlées sont présentés sur la figure 5-2. Dans cette première étude, la référence était la dépense énergétique calculée grâce aux valeurs de MET publiées par [AIN 11] et aux scénarii expérimentaux propres à chaque volontaire [BOU 12]. Les taux d'erreur des fonctions  $h(\text{Armband})$  et  $s(\text{Actiheart})$  sont rappelés à titre de comparaison.

Vol.	w(scénario)	f(NRJSI)	$\bar{e}_P^{f(NRJSI)}$	$\bar{e}_P^{f(AEDES)}$	$\bar{e}_P^{h(Armband)}$	$\bar{e}_P^{s(Actiheart)}$
1	654,49	683,68	4,46%	-1,95%	13,08%	-18,87%
2	666,39	649,97	-2,46%	-2,28%	2,75%	-18,22%
3	694,62	750,07	7,98%	0,47%	0,55%	8,38%
4	596,25	587,04	-1,54%	0,76%	11,15%	-14,07%
5	707,22	700,26	-0,98%	-3,06%	0,52%	-9,66%
6	719,30	680,86	-5,35%	14,03%	-5,23%	-23,31%
7	643,63	693,19	7,70%	-0,96%	5,26%	-2,43%
8	686,41	667,99	-2,68%	-1,50%	-3,52%	15,57%
9	689,48	682,33	-1,04%	1,15%	14,79%	18,48%
10	714,72	748,02	4,66%	-1,86%	-3,26%	12,95%
11	619,66	601,92	-2,86%	3,52%	0,74%	-15,60%
12	612,15	615,92	0,61%	-1,04%	14,87%	9,03%
	<b>Moyenne</b>		0,71%	0,61%	4,31%	-3,15%
Valeurs absolues	<b>Moyenne</b>		3,53%	2,72%	6,31%	13,88%
	<b>Ecart-type</b>		2,42%	3,52%	5,36%	5,50%
	<b>Min</b>		0,61%	0,47%	0,52%	2,43%
	<b>Max</b>		7,98%	14,03%	14,87%	23,31%

Figure 5-2 : Taux d'erreur des estimations de dépense énergétique par  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}$  (NRJSI),  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}$  (AEDES),  $h(Armband)$  et  $s(Actiheart)$ , par rapport à  $w(scénario)$  en conditions contrôlées

Les boîtes à moustaches montrent que les estimations de  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}$  (NRJSI) sont légèrement meilleures que celles de  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}$  (AEDES) en conditions contrôlées (figure 5-3).

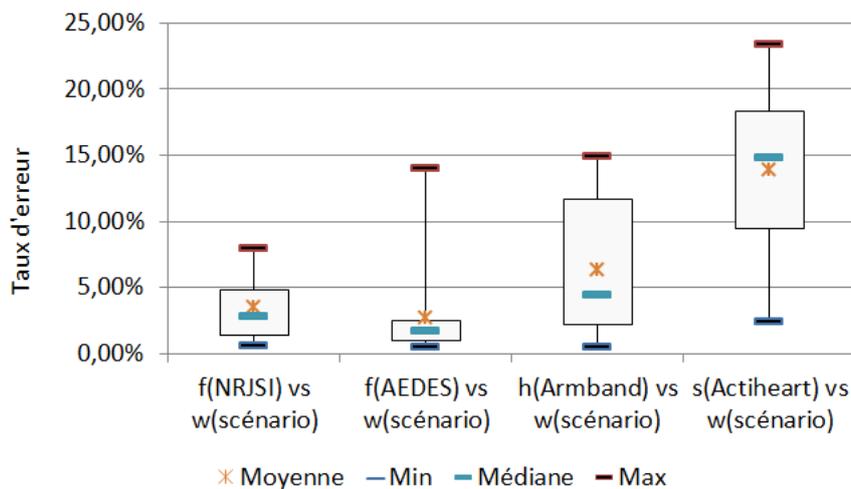


Figure 5-3 : Boîtes à moustaches des taux d'erreur des différentes estimations de dépense énergétique par rapport aux scénarii expérimentaux, en conditions contrôlées

Un test de Student apparié a été réalisé à partir des données de  $s(Actiheart)$ , de  $h(Armband)$ , de  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}$  (AEDES) et de  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}$  (NRJSI). Ce test permet de savoir avec quelle

probabilité il est possible d'affirmer que la différence entre deux taux d'erreur est significativement non nulle.

s(Actiheart)	h(Armband)	f(AEDES)	f(NRJSI)	s(Actiheart) - f(AEDES)	s(Actiheart) - f(NRJSI)	h(Armband) - f(AEDES)	h(Armband) - f(NRJSI)
18,87%	13,08%	1,95%	4,46%	16,91%	14,40%	11,13%	8,62%
18,22%	2,75%	2,28%	2,46%	15,94%	15,76%	0,47%	0,29%
8,38%	0,55%	0,47%	7,98%	7,91%	0,39%	0,08%	-7,43%
14,07%	11,15%	0,76%	1,54%	13,30%	12,52%	10,38%	9,60%
9,66%	0,52%	3,06%	0,98%	6,60%	8,68%	-2,54%	-0,47%
23,31%	5,23%	14,03%	5,35%	9,28%	17,96%	-8,80%	-0,11%
2,43%	5,26%	0,96%	7,70%	1,47%	-5,27%	4,30%	-2,44%
15,57%	3,52%	1,50%	2,68%	14,07%	12,88%	2,02%	0,84%
18,48%	14,79%	1,15%	1,04%	17,33%	17,44%	13,64%	13,75%
12,95%	3,26%	1,86%	4,66%	11,08%	8,29%	1,40%	-1,39%
15,60%	0,74%	3,52%	2,86%	12,09%	12,74%	-2,78%	-2,13%
9,03%	14,87%	1,04%	0,61%	7,99%	8,42%	13,83%	14,26%
			<b>Moyenne</b>	<b>11,16%</b>	<b>10,35%</b>	<b>3,59%</b>	<b>2,78%</b>
			<b>Ecart-type</b>	<b>4,74%</b>	<b>6,91%</b>	<b>7,20%</b>	<b>6,97%</b>
			<b>t</b>	<b>8,16</b>	<b>5,19</b>	<b>1,73</b>	<b>1,38</b>

Figure 5-4 : Calcul du test de Student à partir des données de s(Actiheart), h(Armband), f(AEDES) et f(NRJSI)

Les valeurs fournies par le test sont  $t_{s(Actiheart)-f(AEDES)} = \frac{11.16}{4.74/\sqrt{12}} = 8.16$  et

$t_{s(Actiheart)-f(NRJSI)} = \frac{10.35}{6.91/\sqrt{12}} = 5.19$  ce qui signifie, en lisant la table de la figure 5-5 (pour

$k = 12 - 1 = 11$  degrés de liberté), qu'il est vraisemblable (à 99.9%) que les erreurs de s(Actiheart)

et de  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(AEDES)$  d'une part, et de s(Actiheart) et  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(NRJSI)$  d'autre part,

soient significativement différentes. Ainsi, on peut affirmer que  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(AEDES)$  et

$f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(NRJSI)$  sont meilleures que s(Actiheart).

Probabilité P	0,50	0,40	0,30	0,20	0,10	0,05	0,02	0,01	0,001
t pour k = 11	0,7	0,88	1,09	1,36	1,8	2,2	2,72	3,11	4,44

Figure 5-5 : Extrait de la table de distribution de T (loi de Student) [WIK 12]

De la même façon, les valeurs  $t_{h(Armband)-f(AEDES)} = \frac{3.59}{7.20/\sqrt{12}} = 1.73$  et

$t_{h(Armband)-f(NRJSI)} = \frac{2.78}{6.97/\sqrt{12}} = 1.38$  montrent qu'il est peu probable que les erreurs de

$h(\text{Armband})$  et de  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(\text{AEDES})$  d'une part, et de  $h(\text{Armband})$  et  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(\text{NRJSI})$  d'autre part, soient significativement différentes en considérant un seuil de 5%.

### 5.3.2 Résultats en conditions habituelles de vie

Les résultats sur la population en conditions contrôlées sont présentés sur la figure 5-6. Dans cette seconde étude, trois références sont prises en compte : le scénario expérimental rapporté par les volontaires eux-mêmes ( $w(\text{scénario})$ ), et les estimations fournies par les fonctions  $h(\text{Armband})$  et  $s(\text{Actiheart})$ .

		Taux d'erreur (en %)		
Vol.	Sexe	Référence : $w(\text{scénario})$	Référence : $h(\text{Armband})$	Référence : $s(\text{Actiheart})$
1	F	-16,49%	-7,18%	11,25%
2	H	-7,85%	-11,06%	-37,71%
3	H	-15,29%	5,84%	-5,09%
4	H	-1,38%	13,60%	-18,04%
5	F	-8,63%	-16,92%	-11,30%
6	F	-20,30%	3,01%	1,97%
<b>Moyenne</b>		-11,66%	-2,12%	-9,82%
Valeurs absolues	<b>Moyenne</b>	11,66%	9,60%	14,23%
	<b>Ecart-type</b>	6,33%	4,75%	11,67%
	<b>Min</b>	1,38%	3,01%	1,97%
	<b>Max</b>	20,30%	16,92%	37,71%

Figure 5-6 : Taux d'erreur des estimations de dépense énergétique par  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(\text{NRJSI})$  en conditions habituelles de vie, par rapport au scénario et aux fonctions  $h(\text{Armband})$  et  $s(\text{Actiheart})$

On peut noter que les taux d'erreur sont peu élevés sur ces 6 volontaires : de 9.6% d'erreur moyenne à 14.2% selon la référence (figure 5-7).

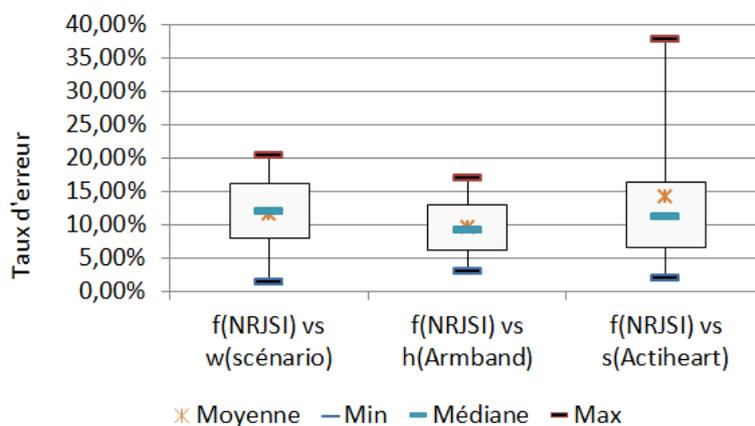


Figure 5-7 : Boîtes à moustaches des taux d'erreur d'estimation de la dépense énergétique par rapport au scénario et aux fonctions  $h(\text{Armband})$  et  $s(\text{Actiheart})$ , en conditions habituelles de vie

## 5.4 Conclusion

Les résultats obtenus à partir des 18 volontaires laissent à penser que la fonction  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(NRJSI)$  est à la fois précise et robuste. En effet, le taux d'erreur moyen est très faible en conditions contrôlées (3.53%), et satisfaisant en conditions habituelles de vie (9.60% par rapport à  $h(Armband)$ ).



# Analyse des performances des fonctions $f(\text{AEDES})$ et $f(\text{NRJSI})$

L'objectif de cette section est d'analyser les performances des deux fonctions proposées sur les populations  $P$  et  $P'$ .

## 6.1 Analyse en conditions contrôlées

La fonction  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(\text{NRJSI})$ , définie dans le chapitre 5, est équivalente à  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(\text{AEDES})$  en conditions contrôlées, comme le montre la figure 6-1.

Vol.	w(scénario)	f(AEDES)	f(NRJSI)	$\bar{e}_P^{f(\text{AEDES})}$	$\bar{e}_P^{f(\text{NRJSI})}$
1	654,49	641,70	683,68	-1,95%	4,46%
2	666,39	651,20	649,97	-2,28%	-2,46%
3	694,62	697,89	750,07	0,47%	7,98%
4	596,25	600,80	587,04	0,76%	-1,54%
5	707,22	685,57	700,26	-3,06%	-0,98%
6	719,30	820,25	680,86	14,03%	-5,35%
7	643,63	637,44	693,19	-0,96%	7,70%
8	686,41	676,13	667,99	-1,50%	-2,68%
9	689,48	697,41	682,33	1,15%	-1,04%
10	714,72	701,40	748,02	-1,86%	4,66%
11	619,66	641,44	601,92	3,52%	-2,86%
12	612,15	605,76	615,92	-1,04%	0,61%
<b>Moyenne</b>				<b>0,61%</b>	<b>0,71%</b>
<b>Moyenne</b>				<b>2,72%</b>	<b>3,53%</b>
<b>Ecart-type</b>				<b>3,52%</b>	<b>2,42%</b>
<b>Min</b>				<b>0,47%</b>	<b>0,61%</b>
<b>Max</b>				<b>14,03%</b>	<b>7,98%</b>

Figure 6-1 : Tableau récapitulatif des taux d'erreur lors de l'estimation de la dépense énergétique par  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(\text{AEDES})$  et  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(\text{NRJSI})$  par rapport à  $w(\text{scénario})$ , en conditions contrôlées

D'autre part, les plages d'erreur des deux algorithmes ne sont pas disjointes (cf figure 6-2). La différence n'est donc pas statistiquement significative et ne permet pas de conclure qu'une fonction est meilleure que l'autre.

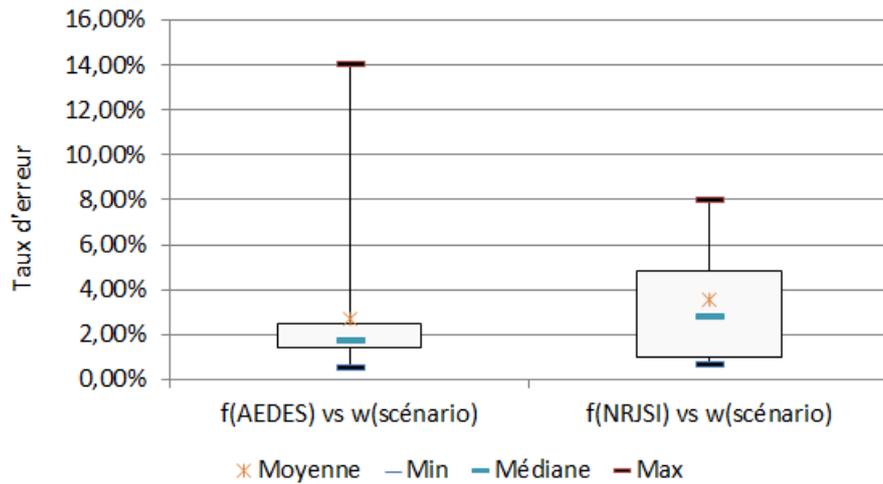


Figure 6-2 : Boîtes à moustaches des taux d'erreur de  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}$  (AEDES) et  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}$  (NRJSI) lors de l'estimation de la dépense énergétique en conditions contrôlées, par rapport à w(scénario)

## 6.2 Analyse en conditions habituelles de vie

Les résultats en conditions habituelles de vie ne pouvant pas être comparés seulement aux scénarii expérimentaux, les estimations des capteurs Armband et Actiheart sont elles aussi utilisés comme références, du fait de leur faible taux d'erreur en conditions habituelles de vie face à la méthode de référence : l'eau doublement marquée [ROU 11].

Les résultats obtenus en conditions habituelles de vie sont légèrement meilleurs avec  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}$  (NRJSI) qu'avec  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}$  (AEDES), quelle que soit la référence utilisée (figure 6-3).

Volontaire	f(AEDES)			f(NRJSI)		
	Réf. : w(scénario)	Réf. : h(Armband)	Réf. : s(Actiheart)	Réf. : w(scénario)	Réf. : h(Armband)	Réf. : s(Actiheart)
1	-18,61%	-9,53%	8,43%	-16,49%	-7,18%	11,25%
2	-17,53%	-20,40%	-44,25%	-7,85%	-11,06%	-37,71%
3	-5,37%	18,25%	6,04%	-15,29%	5,84%	-5,09%
4	-23,33%	-11,69%	-36,28%	-1,38%	13,60%	-18,04%
5	31,91%	19,94%	28,06%	-8,63%	-16,92%	-11,30%
6	-10,64%	15,49%	14,33%	-20,30%	3,01%	1,97%
<b>Moyenne</b>	-7,26%	2,01%	-3,94%	-11,66%	-2,12%	-9,82%
<b>Moyenne</b>	17,90%	15,88%	22,90%	11,66%	9,60%	14,23%
<b>Ecart-type</b>	8,53%	4,09%	14,31%	6,33%	4,75%	11,67%
<b>Min</b>	5,37%	9,53%	6,04%	1,38%	3,01%	1,97%
<b>Max</b>	31,91%	20,40%	44,25%	20,30%	16,92%	37,71%

Figure 6-3 : Tableau récapitulatif des taux d'erreur lors de l'estimation de la dépense énergétique par  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}$  (AEDES) et  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}$  (NRJSI) par rapport aux différentes références, en conditions habituelles de vie

Les boîtes à moustaches représentant ces résultats (figure 6-4) permettent de mieux voir les améliorations apportées par  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(NRJSI)$ .

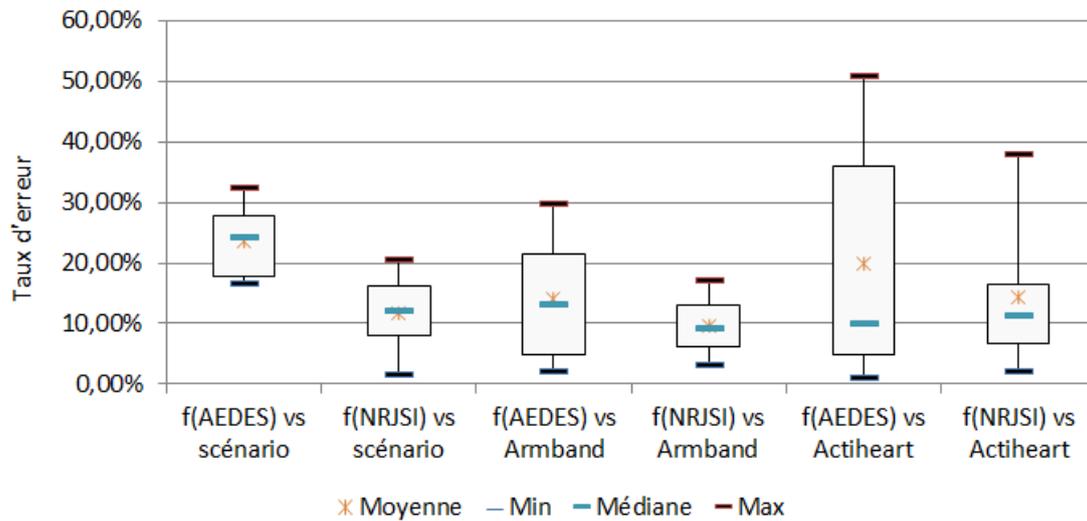


Figure 6-4 : Boîtes à moustaches des taux d'erreur de  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(AEDES)$  et  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(NRJSI)$  lors de l'estimation de la dépense énergétique en conditions habituelles de vie, par rapport aux différentes références

### 6.3 Conclusion

Les fonctions  $f$  proposées étant optimisées pour les populations  $P$  et  $P'$  de 18 volontaires utilisées, il sera nécessaire de valider les coefficients  $\alpha$  et  $K$  sur une nouvelle population  $P'' \neq P, P'$  statistiquement identique. La prochaine étape consistera donc à recruter 24 nouveaux volontaires en conditions habituelles de vie.



# Reconnaissance des activités physiques en conditions habituelles de vie par $g(AEDES)$

L'objectif de cette section est d'analyser la reconnaissance des activités physiques par l'estimateur  $g(AEDES)$  proposé dans [BOU 12], en conditions habituelles de vie.

## 7.1 Classification des activités physiques

Contrairement à l'étude en conditions contrôlées, la reconnaissance des activités ne peut pas être validée en conditions habituelles de vie. En effet, les scénarii expérimentaux des volontaires sont très hétérogènes, certaines personnes ayant noté plus précisément leurs activités que d'autres.

Il est néanmoins possible de classer les activités en trois grandes catégories :

- Les activités immobiles, qui sont pour  $g(AEDES)$  les positions assise et debout statique, les transports et les inactivités non reconnues par le logiciel.
- Les activités légères ou modérées, qui sont pour  $g(AEDES)$  les marches lente / normale et rapide, la course, la descente d'escaliers et les activités non reconnues par le logiciel.
- Les activités vigoureuses. Seules deux des activités figurant dans les scénarii expérimentaux entre dans cette catégorie : la montée d'escaliers et la course.

Les activités contenues dans ces catégories correspondent chacune à un nombre de METs, tel que définis dans [BOU 12] (figure 7-1).

	<b>MET</b>
Inactivité inconnue	1,40
Assis	1,40
Tramway	1,60
Debout	1,80
Voiture	1,95
Activité inconnue	2,80
Marche lente	2,80
Marche normale	3,50
Descente d'escaliers	3,50
Marche rapide	4,30
Course	6,00
Montée d'escaliers	6,40

Figure 7-1 : Valeurs de METs utilisées par  $g(AEDES)$  [BOU 12]

Les valeurs de MET générales associées à ces catégories sont donc :

- Activités immobiles : moins de 2 METs.
- Activités légères ou modérées : de 2 à 6 METs.
- Activités vigoureuses : 6 METs ou plus.

Ce sont ces valeurs de METs, personnalisées en fonction des caractéristiques des volontaires, qui ont servi pour connaître le temps passé dans chaque catégorie, selon les capteurs Armband et Actiheart (qui estiment les METs minute par minute).

Les résultats ont été obtenus en calculant le temps passé dans chaque catégorie par rapport au temps total (en %). Par exemple l'évaluation par  $g(AEDES)$  du temps passé immobile est de  $\frac{d_{immobilité}^{g(AEDES)}}{d_{total}^{g(AEDES)}} \%$  du temps total.

## 7.2 Résultats en conditions habituelles de vie

La figure 7-2 fait apparaître les écarts de l'estimateur  $g(AEDES)$  par rapport à chaque source d'informations (qui sont : le scénario expérimental, le Armband et l'Actiheart), pour chaque catégorie d'activités.

Ainsi, par exemple, l'écart entre les résultats retournés par le scénario et  $g(AEDES)$  est

$$\Delta = \left( \frac{d_{immobilité}^{g(AEDES)}}{d_{total}^{g(AEDES)}} - \frac{d_{immobilité}^{scénario}}{d_{total}^{scénario}} \right).$$

		Activités immobiles [1 MET ; 2 METs[			Activités légères et modérées [2 METs ; 6 METs[			Activités vigoureuses [6 METs ; ∞[		
Vol.	Sexe	Scénario	Armband	Actiheart	Scénario	Armband	Actiheart	Scénario	Armband	Actiheart
1	F	-26,02%	-15,50%	-27,31%	25,95%	15,42%	27,23%	0,08%	0,08%	0,08%
2	H	-8,82%	7,22%	34,77%	14,54%	-1,26%	-28,80%	-5,72%	-5,96%	-5,96%
3	H	-32,97%	-17,98%	-26,32%	33,63%	17,98%	26,32%	-0,66%	0,00%	0,00%
4	H	-5,02%	2,17%	5,42%	5,15%	-2,17%	2,20%	-0,12%	0,00%	-7,62%
5	F	-42,97%	12,60%	6,95%	42,92%	-12,64%	-6,69%	0,05%	0,05%	-0,26%
6	F	-36,72%	-25,58%	-30,45%	36,83%	25,58%	30,45%	-0,12%	0,00%	0,00%
<b>Moyenne</b>		-25,42%	-6,18%	-6,16%	26,50%	7,15%	8,45%	-1,08%	-0,97%	-2,29%
<b>Moyenne</b>		25,42%	13,51%	21,87%	26,50%	12,51%	20,28%	1,12%	1,01%	2,32%
<b>Ecart-type</b>		14,05%	7,51%	11,42%	13,08%	8,59%	11,35%	2,07%	2,21%	3,20%
<b>Min</b>		5,02%	2,17%	5,42%	5,15%	1,26%	2,20%	0,05%	0,00%	0,00%
<b>Max</b>		42,97%	25,58%	34,77%	42,92%	25,58%	30,45%	5,72%	5,96%	7,62%

Figure 7-2 : Ecart de classification des activités par l'estimateur  $g(AEDES)$ , par rapport aux scénarii expérimentaux, au Armband et à l'Actiheart

On peut noter que les classifications des activités retournées par  $\overline{g(AEDES)}$  sont en moyenne proches de celles du Armband pour les activités « immobiles » et « légères et modérées » (13.51% et 12.40% en moyenne, respectivement). En moyenne,  $g(AEDES)$  sous-estime la durée des activités immobiles et surestime celle des activités légères et modérées. On remarque qu'Armband fournit des écarts plus modestes de classification qu'Actiheart (13.5% et 12.5% vs 21.9% et 20.2%, respectivement) pour les activités immobiles et légères.

Concernant la catégorie « activités vigoureuses »,  $g(AEDES)$  a souvent estimé, comme le Armband, qu'il n'y en avait pas. Il est néanmoins impossible d'apporter la moindre conclusion sur cette catégorie, car trop peu de données sont disponibles.

La figure 7-3 montre les boîtes à moustaches des activités « immobiles » et « légères et modérées » par rapport aux capteurs Armband et Actiheart.

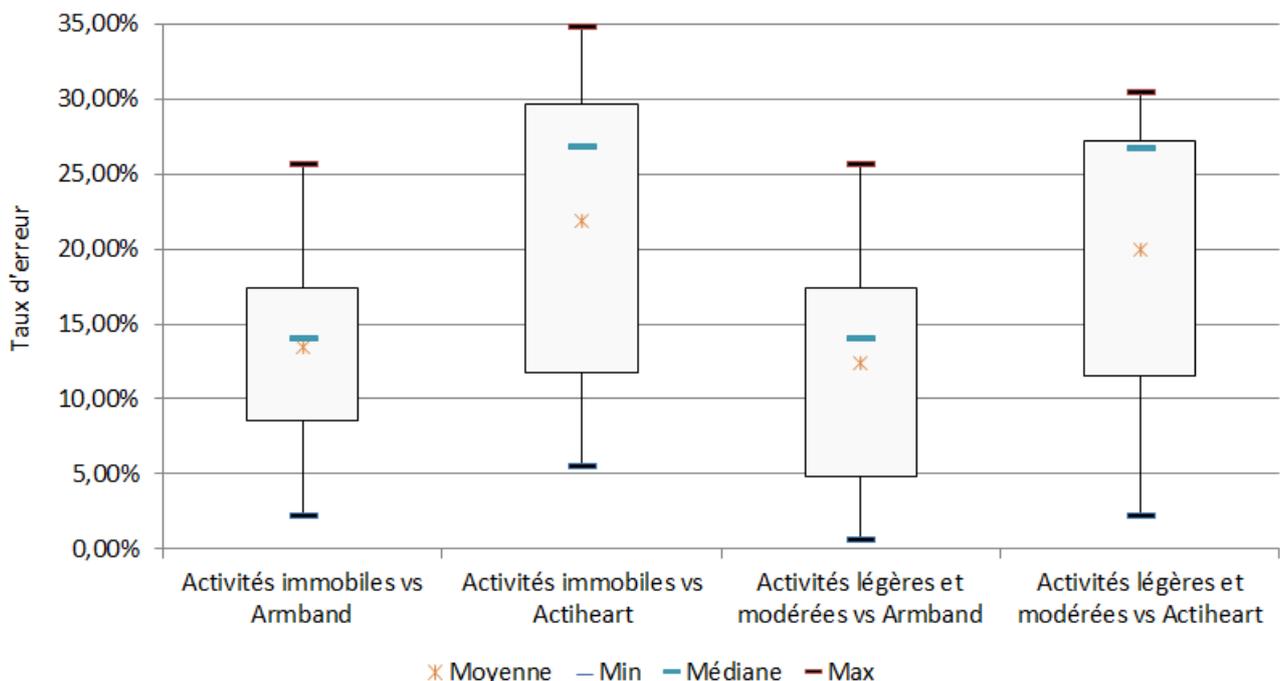


Figure 7-3 : Boîtes à moustaches représentant les écarts de l'estimateur  $g(AEDES)$  par rapport au aux capteurs Armband et Actiheart, pour les catégories d'activités « immobiles » et « légères et modérées »

On peut noter que les activités retournées par  $\overline{g(AEDES)}$  sont globalement bonnes, surtout comparées au Armband. L'Actiheart a en effet des estimations plus éloignées de celles de  $\overline{g(AEDES)}$  et d'Armband.

La répartition moyenne des activités de cinq des six volontaires est présentée sur la figure 7-4. La répartition des activités est très proche pour chacun de ces volontaires, hormis le fait que le volontaire n°2 a effectué plus d'activités vigoureuses. Sans surprise, les activités immobiles sont

supérieures aux autres activités, et occupent les volontaires entre 60% et 70% de leur temps. Enfin, on peut remarquer que les capteurs Armband, Actiheart et l'estimateur  $g(AEDES)$  fournissent des estimations proches les unes des autres.

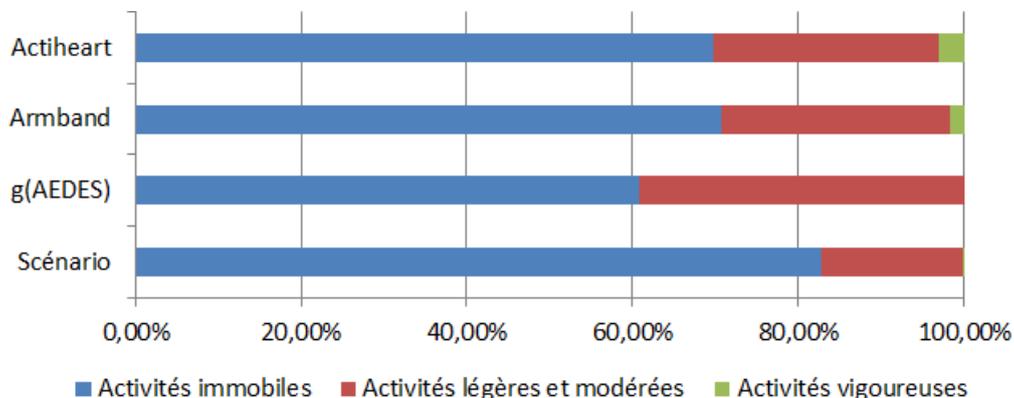


Figure 7-4 : Répartition moyenne des activités des volontaires 1, 2, 3, 4 et 6 par le scénario et les capteurs

Il est intéressant de noter le contraste entre ces cinq volontaires et la volontaire n°5 (figure 7-5). En effet, les trois capteurs s'accordent sur le fait que cette volontaire a fait beaucoup plus d'activités légères et modérées que les autres (l'immobilité ne représente qu'environ 20% à 30% pour cette volontaire, contre 60% à 70% pour les autres). Pourtant, la volontaire n°5 déclare, comme les autres volontaires, avoir fait beaucoup d'activités sédentaires. Ce n'est pas ce qu'ont révélé les capteurs, ce qui laisse à penser que le relevé des activités par les volontaires comporte une part de subjectivité.

Il faut cependant préciser que pour cette volontaire, seules 5h30 environ ont pu être exploitées, contre 12h30 en moyenne pour les cinq autres volontaires.

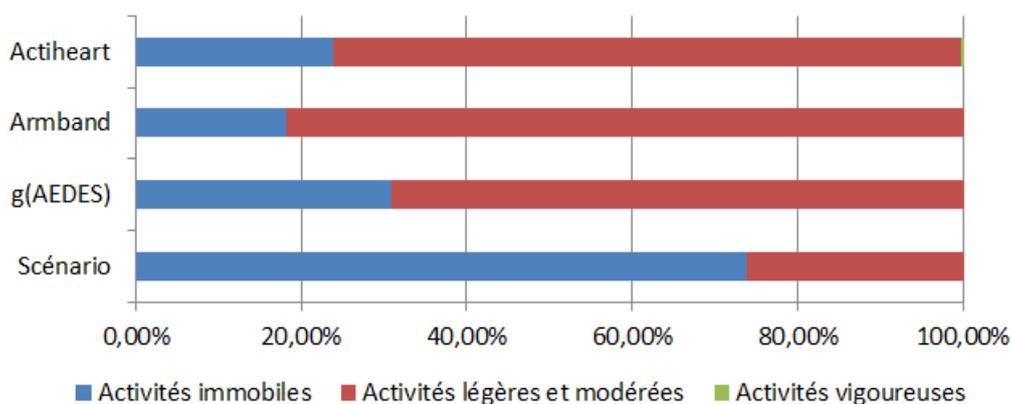


Figure 7-5 : Répartition des activités de la volontaire n°5 par le scénario expérimental et les capteurs

### 7.3 Conclusion

La classification des activités immobiles, légères et modérées par l'estimateur  $g(AEDES)$  proposé dans [BOU 12] est proche de la classification réalisée par le capteur Armband ( $13.51\% \pm 7.51\%$  et  $12.40\% \pm 8.74\%$ ), qui est le capteur qui estime le mieux la dépense énergétique en conditions habituelles de vie selon [ROU 11]. Etant donné le peu de données activités classées comme vigoureuses durant le protocole, il n'est pas possible de conclure sur cette catégorie.



# Conclusion

---

Les fonctions d'estimation de la dépense énergétique proposées,  $f(AEDES)$  et  $f(NRJSI)$ , ont été évaluées sur deux populations  $P$  et  $P'$ , en conditions contrôlées et en conditions habituelles de vie. Sur cette dernière population, les résultats obtenus ont été comparés à toutes les références disponibles, à savoir :

- La dépense énergétique correspondant aux scénarii expérimentaux réalisés par les volontaires, notée  $w(scénario)$ .
- Les dépenses énergétiques estimées par deux capteurs de recherche, notées  $h(Armband)$  et  $s(Actiheart)$ .

Les résultats montrent que la fonction de prédiction de la dépense énergétique  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(AEDES)$  fournit, en moyenne, sur la population  $P'$  considérée (en conditions habituelles de vie), une estimation de la dépense énergétique à  $15.9\% \pm 4.1\%$  de la dépense énergétique estimée par le Armband et à  $22.9\% \pm 14.3\%$  de l'estimation d'Actiheart. Les résultats de la fonction  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(NRJSI)$  sont un peu meilleurs, avec par exemple une estimation à  $9.6\% \pm 4.8\%$  de l'estimation d'Armband sur cette même population.

Concernant la classification des activités physiques retournées par  $\overline{g(AEDES)}$ , les catégories « activités immobiles » et « activités légères et modérées » sont détectées correctement par rapport au Armband ( $13.5\% \pm 7.5\%$  et  $12.5\% \pm 8.6\%$ , respectivement). Il n'est en revanche pas possible de conclure sur la catégorie « activités vigoureuses », faute de données suffisantes.

Les 2 fonctions proposées pourraient être utilisées de façon complémentaire durant la phase d'industrialisation.

La prochaine étape consistera à évaluer les fonctions  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(AEDES)$  et  $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(NRJSI)$  sur une nouvelle population  $P''$  statistiquement identique à la population cible et à  $P$  et  $P'$ .



# LISTE DES FIGURES

Figure 1-1 : Principales étapes du travail [FLE 12] .....	8
Figure 1-2 : Principe des échanges d'informations entre le smartphone et ActivCollector [BOU 12].....	9
Figure 1-3 : Etude développée dans le présent rapport .....	10
Figure 1-4 : Travail réalisé durant l'étude clinique préliminaire.....	11
Figure 1-5 : Population recrutée par sexe et groupes d'âges quinquennaux.....	12
Figure 1-6 : Caractéristiques de la population recrutée pour les tests en conditions habituelles de vie.....	12
Figure 1-7 : Erreurs des fonctions par rapport aux dépenses énergétiques de référence [BOU 12].....	14
Figure 1-8 : Boîtes à moustaches représentant les taux d'erreur de chaque fonction [BOU 12] .....	14
Figure 1-9 : Taux de reconnaissance des activités physiques par l'estimateur $g(AEDES)$ [BOU 12].....	15
Figure 2-1 : Etapes de l'étude en conditions habituelles de vie.....	18
Figure 2-2 : Capteur Armband.....	19
Figure 2-3 : Port du capteur Actiheart sur le torse [ACT 12] .....	19
Figure 2-4 : Application installée sur le smartphone utilisé par 4 des 6 volontaires pour noter leurs activités .....	20
Figure 2-5 : Exemple de feuille remise aux volontaires pour noter leur scénario expérimental .....	20
Figure 2-6 : Durée d'enregistrement prise en compte pour chaque volontaire .....	21
Figure 3-1 : Deux exemples de périodes d'activité valides .....	25
Figure 3-2 : Un exemple de période d'activité invalide .....	25
Figure 4-1 : Axes non centrés dans un repère [FLE 12] .....	27
Figure 4-2 : Etapes de l'analyse des activités dans un flux de données.....	28
Figure 4-3 : Dépenses énergétiques estimées par $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0,K=1}(AEDES)$ en conditions contrôlées (a) et en conditions habituelles de vie (b) par rapport aux dépenses énergétiques de référence.....	29
Figure 4-4 : Dépenses énergétiques estimées par $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(AEDES)$ en conditions contrôlées (a) et en conditions habituelles de vie (b) par rapport aux dépenses énergétiques de référence et à $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0,K=1}(AEDES) = g(AEDES)$ .....	30
Figure 4-5 : Taux d'erreur d'estimation de la dépense énergétique des différentes fonctions par rapport à $w(scénario)$ , en conditions contrôlées.....	31
Figure 4-6 : Boîtes à moustaches des taux d'erreur d'estimation de la dépense énergétique des différentes fonctions par rapport aux scénarii expérimentaux, en conditions contrôlées .....	32
Figure 4-7 : Taux d'erreur d'estimation de la dépense énergétique estimée par $f(AEDES)$ en conditions habituelles de vie, par rapport aux différentes références .....	33
Figure 4-8 : Boîtes à moustache des taux d'erreur d'estimation de la dépense énergétique estimée par $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(AEDES)$ en conditions habituelles de vie, par rapport aux différentes références.....	34
Figure 5-1 : Dépenses énergétiques estimées par $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(NRJSI)$ en conditions contrôlées (a) et en conditions habituelles de vie (b), par rapport aux dépenses énergétiques de référence .....	37
Figure 5-2 : Taux d'erreur des estimations de dépense énergétique par $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(NRJSI)$ , $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(AEDES)$ , $h(Armband)$ et $s(Actiheart)$ , par rapport à $w(scénario)$ en conditions	

contrôlées.....	38
Figure 5-3 : Boîtes à moustaches des taux d'erreur des différentes estimations de dépense énergétique par rapport aux scénarii expérimentaux, en conditions contrôlées.....	38
Figure 5-4 : Calcul du test de Student à partir des données de $s(\text{Actiheart})$ , $h(\text{Armband})$ , $f(\text{AEDES})$ et $f(\text{NRJSI})$ .....	39
Figure 5-5 : Extrait de la table de distribution de T (loi de Student) [WIK 12].....	39
Figure 5-6 : Taux d'erreur des estimations de dépense énergétique par $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(\text{NRJSI})$ en conditions habituelles de vie, par rapport au scénario et aux fonctions $h(\text{Armband})$ et $s(\text{Actiheart})$ .....	40
Figure 5-7 : Boîtes à moustaches des taux d'erreur d'estimation de la dépense énergétique par rapport au scénario et aux fonctions $h(\text{Armband})$ et $s(\text{Actiheart})$ , en conditions habituelles de vie.....	40
Figure 6-1 : Tableau récapitulatif des taux d'erreur lors de l'estimation de la dépense énergétique par $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(\text{AEDES})$ et $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(\text{NRJSI})$ par rapport à $w(\text{scénario})$ , en conditions contrôlées .....	43
Figure 6-2 : Boîtes à moustaches des taux d'erreur de $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(\text{AEDES})$ et $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(\text{NRJSI})$ lors de l'estimation de la dépense énergétique en conditions contrôlées, par rapport à $w(\text{scénario})$ .....	44
Figure 6-3 : Tableau récapitulatif des taux d'erreur lors de l'estimation de la dépense énergétique par $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(\text{AEDES})$ et $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(\text{NRJSI})$ par rapport aux différentes références, en conditions habituelles de vie .....	44
Figure 6-4 : Boîtes à moustaches des taux d'erreur de $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.747,K=1.132}(\text{AEDES})$ et $f_{x,y,z,t,d,P}^{\alpha=0.486,K=0.000713}(\text{NRJSI})$ lors de l'estimation de la dépense énergétique en conditions habituelles de vie, par rapport aux différentes références .....	45
Figure 7-1 : Valeurs de METs utilisées par $g(\text{AEDES})$ [BOU 12] .....	47
Figure 7-2 : Ecart de classification des activités par l'estimateur $g(\text{AEDES})$ , par rapport aux scénarii expérimentaux, au Armband et à l'Actiheart.....	48
Figure 7-3 : Boîtes à moustaches représentant les écarts de l'estimateur $g(\text{AEDES})$ par rapport au aux capteurs Armband et Actiheart, pour les catégories d'activités « immobiles » et « légères et modérées » .....	49
Figure 7-4 : Répartition moyenne des activités des volontaires 1, 2, 3, 4 et 6 par le scénario et les capteurs .....	50
Figure 7-5 : Répartition des activités de la volontaire n°5 par le scénario expérimental et les capteurs .....	50

# BIBLIOGRAPHIE

- [AIN 11] Ainsworth BE., Haskell WL., Herrmann SD., Meckes N., Bassett DR., Tudor-Locke C., Greer J., Vezina J., Whitt-Glover MC. & Leon AS. (2011), 2011 Compendium of physical activities: a second update of codes and Met values. In *Medicine and Science in Sports and Exercise*, vol. 43 (8), pp 1575-1581.  
(<https://sites.google.com/site/compendiumofphysicalactivities>)
- [BLA 96] Black AE, Coward WA, Cole TJ & Prentice AM (1996), Human energy expenditure in affluent societies: an analysis of 574 doubly-labelled water measurements. In *Eur J Clin Nutr*, vol 50, pp 72-92.  
(<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/8641250>)
- [FLE 12] Fleury G., Guidoux R., Lacomme P. & Rousset R. (2012), « Etude algorithmique préliminaire » à la conception du module eMouve au sein d'ActivCollector : détection des activités physiques en conditions habituelles de vie à l'aide de smartphones. Rapport de recherche interne.  
(<https://www3.clermont.inra.fr/ActivCollector/home/publications#FLE12>)
- [BOU 12] Boualit R., Duclos M., Fleury G., Guidoux R., Lacomme P., Lamaudière N., Leclerc A. & Rousset R. (2012), « Etude des algorithmes » du module eMouve en conditions contrôlées : détection des activités physiques en conditions habituelles de vie à l'aide de smartphones. Rapport de recherche interne.  
(<https://www3.clermont.inra.fr/ActivCollector/home/publications#BOU12>)
- [HAR 19] Harris JA & Benedict FG (1919), A biometric study of basal metabolism in man. In *Carnegie Institute of Washington*.  
<http://archive.org/download/biometricstudyof00harruoft/biometricstudyof00harruoft.pdf>
- [JOH 12] Johnstone J.A., Ford P.A., Hughes G., Watson T., Mitchell A.C.S. & Garrett A.T. (2012), Field based reliability and validity of the Bioharness<sup>TM</sup> multivariable monitoring device. In *Journal of Sports Science and Medicine*, vol 11, pp 643-652.  
(<http://www.jssm.org/vol11/n4/10/v11n4-10text.php>)
- [ROU 11] Rousset S., Montaurier C., Normand S., Sauvinet V., Lacomme P., Boirie Y. & Morio B. (2011), Actiheart vs Armband for prediction of energy expenditure in controlled and free-living conditions. *Proceedings of the Second International Conference on Ambulatory Monitoring of Physical Activity and Movement*. 2011, May 24-27, Glasgow (UK).  
(<https://www3.clermont.inra.fr/ActivCollector/Finder2E/Presentation/inra/IcampamP11-18.pdf>)
- [SCH 85] Schofield WN (1985), Predicting basal metabolic rate, new standards and review of previous work. In *Hum Nutr Clin Nutr*, vol. 39 (suppl. 1), pp. 5-41.  
(<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/4044297>)



# WEBOGRAPHIE

[ACT 12] Bio-Lynx., *Introducing a New Version of Actiheart* [Site Internet], réf. du 19 octobre 2012. Canada.

<http://www.bio-lynx.com/actiheart.htm>

[WIK 12] Wikipedia, *Loi de Student* [Site Internet], réf. du 19 novembre 2012.

[http://fr.wikipedia.org/wiki/Loi\\_de\\_Student#Tableau\\_des\\_valeurs\\_du\\_quantile](http://fr.wikipedia.org/wiki/Loi_de_Student#Tableau_des_valeurs_du_quantile)