



”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

Gérard Fleury, Romain Guidoux, Philippe Lacomme, Sylvie Rousset

► To cite this version:

Gérard Fleury, Romain Guidoux, Philippe Lacomme, Sylvie Rousset. ”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 Technique] RR-12-07, Université Blaise Pascal (Clermont Ferrand 2) (UBP). 2012. hal-02804185

HAL Id: hal-02804185

<https://hal.inrae.fr/hal-02804185>

Submitted on 5 Jun 2020

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

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

« 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

**Gérard Fleury, Romain Guidoux,
Philippe Lacomme, Sylvie Rousset**

Rapport de recherche LIMOS / RR-12-07

05 juillet 2012

AUTEURS

Gérard Fleury

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

Romain Guidoux

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

Philippe Lacomme

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

Sylvie Rousset

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
sylvie.rousset@clermont.inra.fr

RESUME

L'**obésité** et la **sédentarité** ne cessent de croître depuis plusieurs années. L'INRA dispose actuellement de méthodes coûteuses et/ou lourdes à mettre en œuvre afin d'estimer la dépense énergétique en conditions contrôlée de laboratoire ou en conditions habituelles de vie. L'objectif de ce projet est de pouvoir reconnaître les **activités physiques de faible et moyenne intensité** et d'estimer la **dépense énergétique** des volontaires en **conditions habituelles de vie**. Ceci est possible grâce aux **smartphones**, largement répandus dans la population, qui sont équipés d'**accéléromètres**. Les activités étudiées sont la marche, la course, la montée et la descente d'escaliers, les postures « assis » et « debout statique » ainsi que la conduite automobile. Pour atteindre cet objectif il a été proposé des méthodes d'analyse des flux de données des accéléromètres ainsi que de nouveaux algorithmes. Les pourcentages de reconnaissances des activités obtenus sont satisfaisants au regard des résultats des autres publications, lesquelles utilisent souvent plusieurs accéléromètres non-disponibles auprès du grand public. La conduite automobile est l'activité que le modèle a le plus de mal à reconnaître (36%), tandis que la course est reconnue à 97%. En moyenne, le modèle reconnaît 79,7% des activités réalisées. D'autre part, notre estimation de la dépense énergétique semble assez proche des estimations des capteurs de référence Actiheart (moins de 2% d'écart) et plus éloigné de celle du SenseWear Armband (environ 17%).

Le modèle devra prochainement être affiné et testé sur dix volontaires en conditions contrôlées.

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

ABSTRACT

Obesity and **sedentary lifestyles** are constantly increasing for many years. INRA currently uses expensive and/or complex methods in order to estimate energy expenditure in controlled conditions in laboratory 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**. This is possible thanks to **smartphones**, well-spread into the population, which are equipped of a triaxial **accelerometer**. The activities studied in this project are: walking, running, walking up stairs, walking down stairs, sitting, standing and driving a car. To reach this goal innovative mathematical tools have been introduced and new algorithms are proposed. The obtained recognition percentages are satisfactory compared to the results of other publications which often used several research-accelerometers unavailable to the general public. Car driving was the activity the most badly recognized (36%) and running the best recognized (97%). On average, the model recognized 79.7% of the activities made by the volunteer. Moreover, the estimation of the energy expenditure seemed to be quite close to the estimations of the reference sensors Actiheart (less than 2% of difference) and farther from SenseWear Armband estimation (about 17% of difference).

The next step consists in testing the model on the data of ten volunteers and improving it.

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

TABLE DES MATIERES

..... CONTEXTE SCIENTIFIQUE 7	
1.1	Le projet ActivCollector..... 7
1.1.1	Introduction..... 7
1.1.2	Historique 8
1.1.3	eMouve au sein d'ActivCollector..... 8
1.2	Contexte du projet eMouve..... 9
1.3	Etude algorithmique préliminaire..... 11
1.4	Intérêt scientifique de ce type de démarche..... 11
1.4.1	Contexte médico-social 11
1.4.2	Contexte des études à l'UNH 12
1.4.3	Intérêt d'une méthode d'étude non-invasive et peu coûteuse 14
1.5	Conclusion 14
..... CONTEXTE ET ETAT DE L'ART 17	
2.1	Contexte du projet eMouve..... 17
2.2	Etude des smartphones..... 17
2.2.1	Android..... 19
2.2.2	iOS..... 21
2.2.3	Windows Phone..... 23
2.3	Etat de l'art scientifique 23
2.3.1	Etat de l'art sur les applications smartphones existantes..... 23
2.3.2	Publications scientifiques 25
2.4	Conclusion 30
..... PROPOSITION D'UNE ARCHITECTURE LOGICIELLE 31	
3.1	Analyse..... 31
3.2	Architecture du système 33
3.3	Sécurité 34
3.4	Conclusion 35
..... PROPOSITION ALGORITHMIQUE 37	
4.1	Collecte des données 37
4.2	Traitement des données..... 38
4.2.1	Recherche d'un modèle mathématique indépendant de la position du téléphone 38
4.2.2	Peignage des données..... 42
4.2.3	Partitionnement de l'enregistrement 43
4.2.4	Recherche de segments d'activité et d'inactivité dans chaque partie..... 44
4.2.5	Analyse des segments..... 46
4.3	Conclusion 56
..... EXPERIMENTATIONS NUMERIQUES 57	
5.1	Configuration matérielle et logicielle 57
5.2	Population étudiée..... 57
5.3	Les données collectées..... 58
5.4	Détection des activités..... 58
5.5	Comparaison avec les précédentes publications..... 59
5.6	Qualité de l'estimation de la dépense énergétique 60
5.6.1	Calcul de la dépense énergétique totale estimée par Armband 60
5.6.2	Calcul de la dépense énergétique totale estimée par Actiheart..... 61
5.6.3	Calcul de la dépense énergétique totale estimée par notre modèle..... 63
5.7	Conclusion 66
..... CONCLUSION 67	

Contexte Scientifique

Cette section rappelle le contexte scientifique dans lequel s'inscrit le projet eMouve qui fait l'objet du présent document.

1.1 Le projet ActivCollector

1.1.1 Introduction

Le projet ActivCollector est un projet qui consiste à créer des outils de recueil, de traitement et de stockage des données automatisés et sécurisés à destination des biologistes afin de les assister dans leur travail. Ce système a pour vocation de faciliter la communication entre les médecins, les chercheurs et les volontaires (figure 1-1).

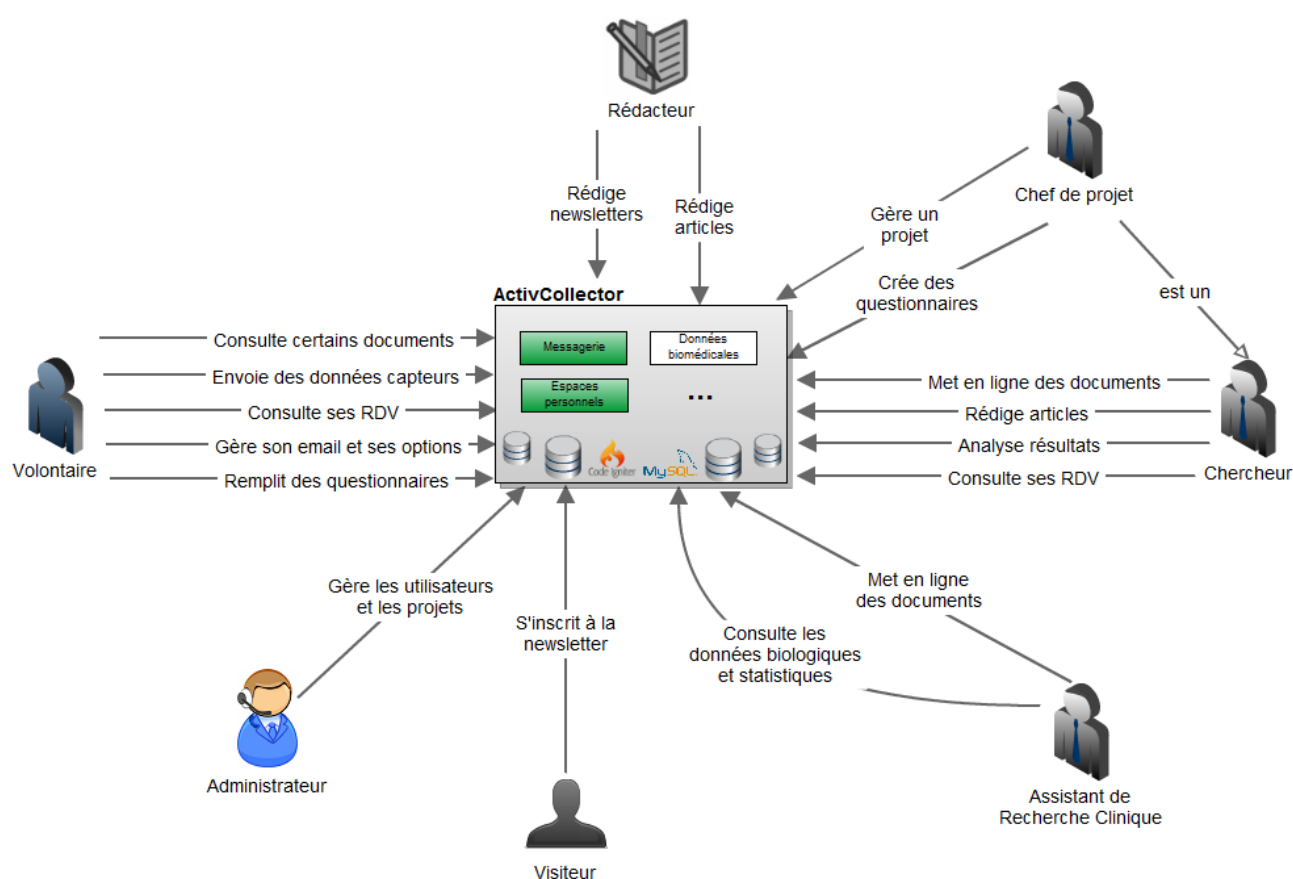


Figure 1-1 : Fonctionnalités et acteurs d'ActivCollector [GUI 11a]

Au 10/06/2012, le système se compose de 8 modules (soit terminés soit en cours de réalisation) dont la liste est présentée sur la figure 1-2. A terme, quatre autres modules devraient rejoindre les modules existants. ActivCollector utilise une gestion des utilisateurs et des volontaires reliée à des

bases de données. Plusieurs modules tels qu'« eMouve » et « Traçabilité » font partie d'un ensemble de modules relatifs aux capteurs. Par facilité, nous appellerons dans ce document « projet eMouve » le module du même nom.

Le site web d'ActivCollector est disponible à l'adresse suivante : <https://www3.clermont.inra.fr/activcollector>

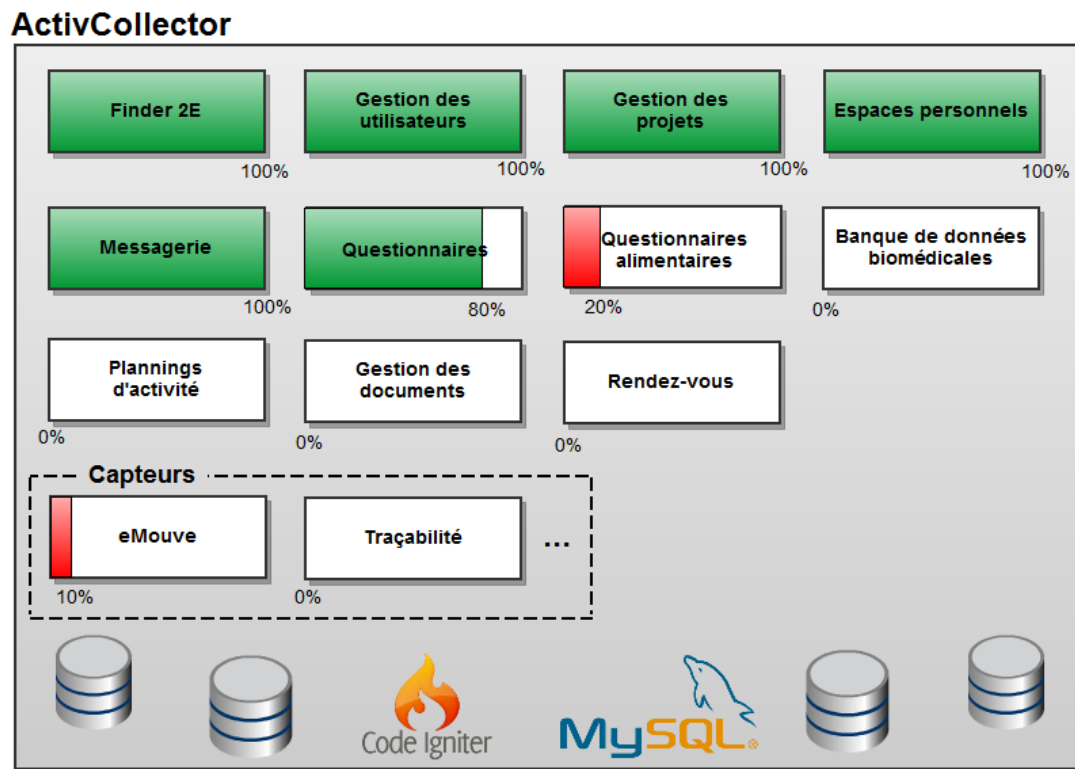


Figure 1-2 : Composition du système ActivCollector au 10/06/2012

1.1.2 Historique

Ce projet a été initié en 2009 par la création du logiciel de traitement statistique Finder2E [SPR 10] [LAS 10], dont une version gratuite est disponible à l'adresse suivante : <https://www3.clermont.inra.fr/ActivCollector/Finder2E/Presentation>

Il s'est poursuivi par le stage de Naima Kamèche et Olivier Roux [KAM 11] qui a abouti à la création du cahier des charges du système collaboratif d'ActivCollector. Le projet est actuellement maintenu par S. Rousset et R. Guidoux [GUI 11b].

1.1.3 eMouve au sein d'ActivCollector

Le projet eMouve s'intègre dans la partie de gestion de « Capteurs » d'ActivCollector, dont le but est de tirer parti de l'informatique « mobile » pour développer des techniques de collecte de données objectives et spontanées applicables en conditions habituelles de vie.

La faisabilité technique du projet a été réalisée en 2011 par des étudiants en projet sous la responsabilité de S. Rousset et P. Lacomme. Les documents réalisés sont disponibles à l'adresse suivante : <http://www.isima.fr/~lacomme/studentsL3.html>

Historiquement il s'agit du premier travail autour de cette problématique qui a inspiré par la suite la réflexion sur le module mobilité au sein d'ActivCollector.

1.2 Contexte du projet eMouve

Ce document est une mise en forme des comptes-rendus de réunion de l'année 2012 concernant le projet eMouve, qui est une collaboration entre l'INRA-Unité de Nutrition Humaine, le laboratoire de Mathématiques, le LIMOS et le CHU de Clermont-Ferrand. Entre les mois de janvier et juin 2012, plus de 25 réunions ont été réalisées sur cette thématique. Le travail présenté ici est une synthèse des discussions scientifiques ayant eu lieu.

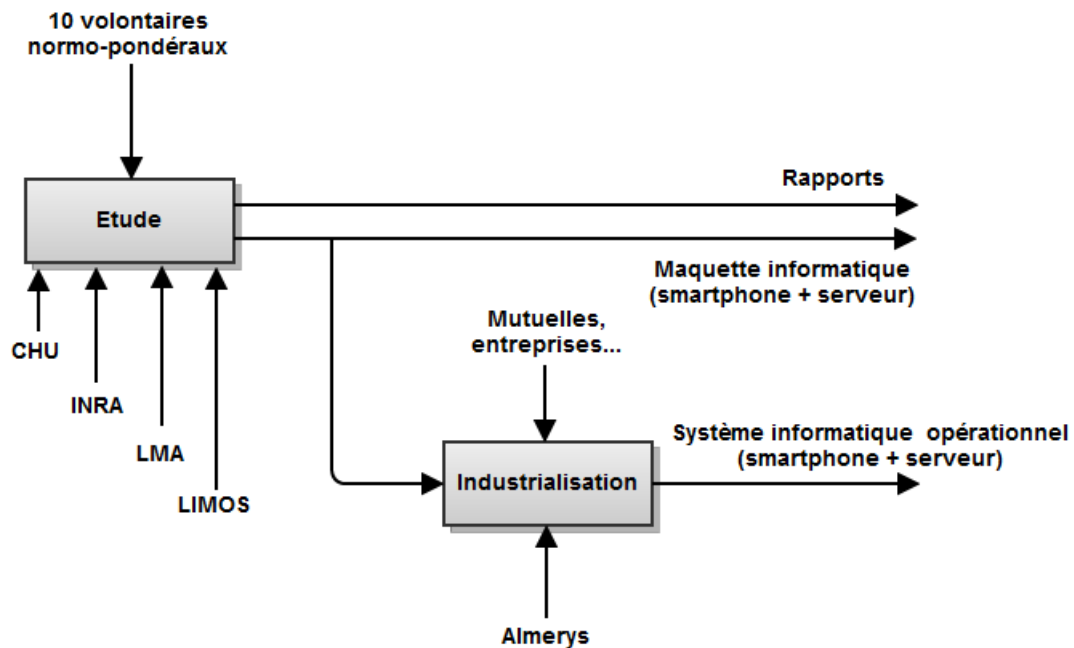


Figure 1-3 : Principales étapes du travail

Le travail se composera de deux grandes étapes (figure 1-3) :

1. La première, nommée « Etude », concernera le travail scientifique de conception, de recherche d'algorithmes et de validation des algorithmes. Cette étape sera essentiellement assurée par les quatre partenaires : LMA, INRA, LIMOS et CHU.

2. La seconde, nommée « Industrialisation », consiste, à partir de la maquette conçue, à développer un produit fini à destination des clients grands comptes (mutuelles, entreprises...). Cette étape concernera essentiellement la société Almerys.

Le travail scientifique à réaliser se décomposera en trois parties (figure 1-4) :

1. Une « **étude algorithmique préliminaire** » dont l'objectif est de réaliser un état de l'art des travaux précédents et de proposer des algorithmes pour smartphones permettant d'analyser l'activité physique. Les problèmes d'architecture du système informatique font aussi partie de cette étude préliminaire.
2. Une « **étude des algorithmes en laboratoire** » dont l'objectif est de valider les propositions sur un ensemble de 10 volontaires sains normo-pondéraux, et de comparer les performances de l'algorithme à prédire la dépense énergétique à celles des capteurs commercialisés (Armband et Actiheart).
3. Une « **étude en conditions habituelles de vie** » pendant laquelle l'estimation de la dépense énergétique donnée par le smartphone sera comparée aux capteurs Armband et Actiheart.

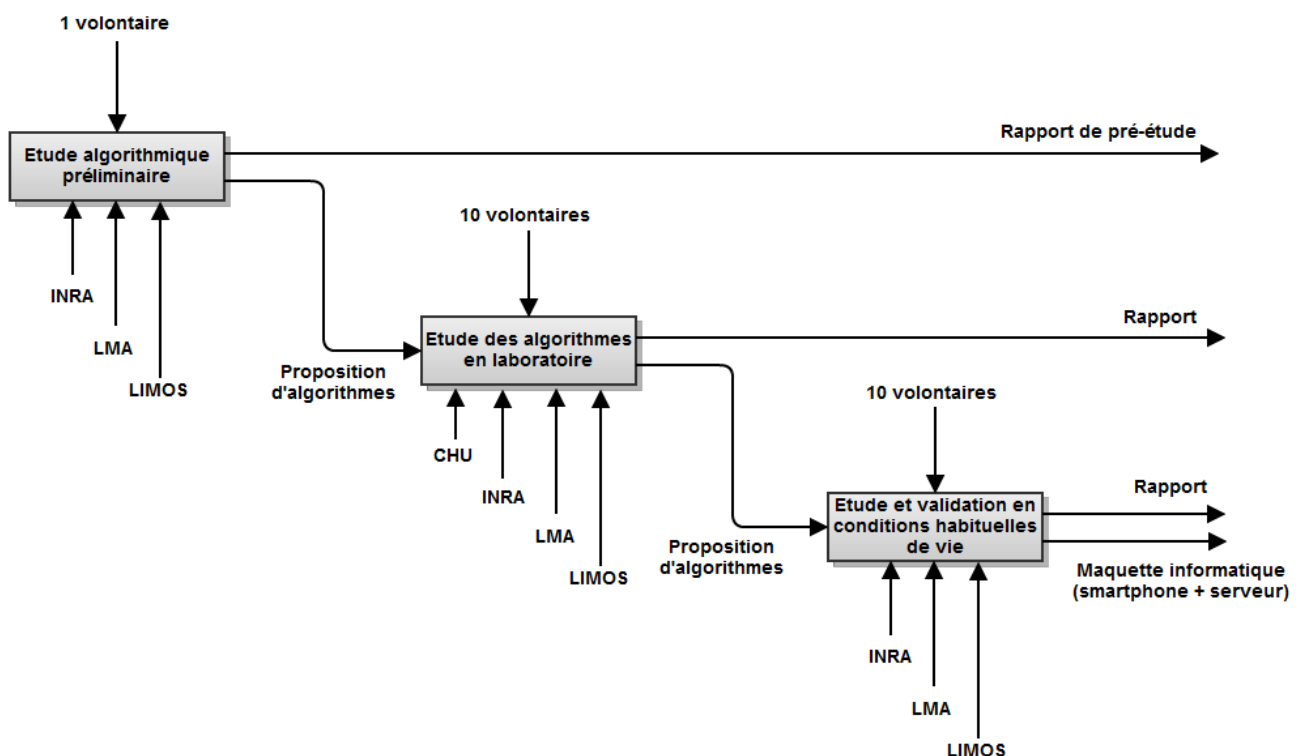


Figure 1-4 : Détails de l'étude

1.3 Etude algorithmique préliminaire

L'objectif est la reconnaissance d'activités physiques de faible intensité telles qu'on peut les retrouver dans les conditions normales de vie à son domicile et concernant uniquement une journée type « classique ». Sont donc exclues de l'étude les activités dont l'occurrence est très faible ou exceptionnelle telles que les activités sportives (tennis, vélo...). Une fois reconnues les différentes activités physiques, une évaluation de la dépense énergétique sera effectuée par une conversion en MET (pour « Metabolic Equivalent of Task », ou « Equivalent Métabolique d'Activité », est l'équivalent du métabolisme énergétique de repos).

La contrainte principale de l'étude consiste à proposer une approche spontanée qui modifie le moins possible les modes de vie et les habitudes des volontaires tout en conservant un investissement financier (achat de capteurs, de traceurs...) le plus réduit possible voire nul. Compte tenu de la diffusion très large des smartphones dans la population, il a été choisi de concevoir un système utilisant ces téléphones nouvelle génération pour la collecte des données.

1.4 Intérêt scientifique de ce type de démarche

1.4.1 Contexte médico-social

En France, l'épidémie d'obésité progresse de +5,9% par an depuis 12 ans, comme le montre la figure 1-5. Actuellement, plus de 6,5 millions de personnes adultes sont obèses et 14,4 millions de personnes sont en surpoids, ce qui correspond à une prévalence de l'obésité et du surpoids de 14,5% et 31,9%, soit 46,4% au total (figure 1-6).

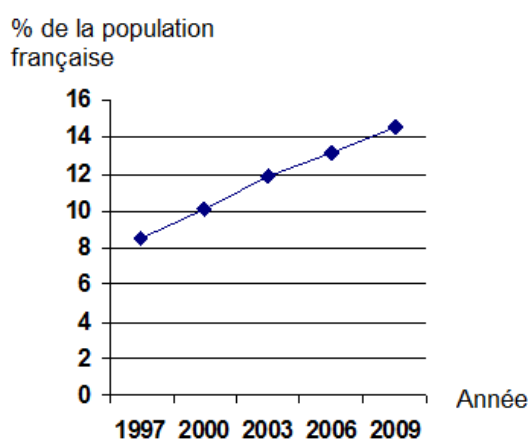


Figure 1-5 : Prévalence de l'obésité dans la population française de 1997 à 2009 [INS 09]

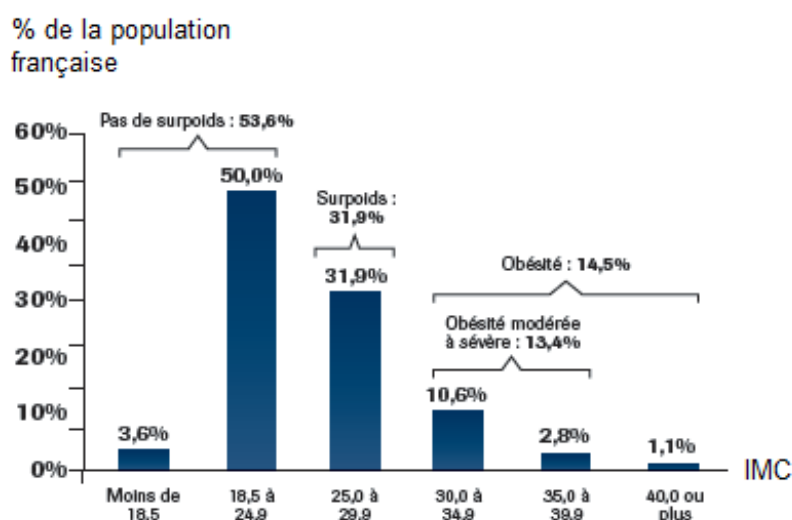


Figure 1-6 : Répartition des niveaux d'indice de masse corporelle dans la population française [INS 09]

L'augmentation la plus importante entre 2006 et 2009 concerne les 25-34 ans, avec +19.5%, contre +5.3% à +8.5% pour les autres tranches d'âge.

Les déterminants de la prise de poids sont à la fois comportementaux (sédentarité, alimentation riche en lipides et sucres raffinés), socio-économiques et psychologiques. L'obésité et le surpoids résultent d'un déséquilibre de la balance énergétique dû à un manque d'activité physique, c'est-à-dire à un déficit de la dépense énergétique et à un excès d'apports énergétiques.

Le manque d'activité physique et un temps élevé passé à des activités sédentaires sont des facteurs de risque majeurs de l'obésité et des maladies métaboliques associées (maladies cardio-vasculaires, diabète de type 2, cancer...). Pour préserver la santé des individus, les recommandations selon l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) seraient de consacrer au moins trente minutes quotidiennes à une activité physique et de diminuer son temps de sédentarité.

Enfin, les coûts économiques du surpoids et de l'obésité s'élèvent entre 2 à 7 % des coûts de santé, d'après les études internationales. Le budget annuel dédié à la prise en charge de l'obésité en France atteindrait de 10 à 15 milliards d'euros pour l'Assurance maladie. De plus, les coûts sociaux et les souffrances individuelles sont également énormes.

1.4.2 Contexte des études à l'UNH

Les études réalisées au sein de l'Unité de Nutrition Humaine nécessitent pour la majorité d'entre elles la collecte de données sur des volontaires et concernent dans la grande majorité des cas :

- L'activité physique que l'on cherche à mieux connaître et comprendre.
- Les comportements alimentaires que l'on cherche à mieux cerner.

Afin d'atteindre ces objectifs deux grandes stratégies sont possibles :

- Etudier les comportements en conditions contrôlées de laboratoire.
- Etudier les comportements en conditions habituelles de vie.

Chacune de ces deux stratégies possèdent un certain nombre de limitations et d'avantages qui sont résumés ci-dessous.

Lorsque les volontaires sont en laboratoire (**stratégie 1**), les personnels de recherche peuvent contrôler précisément l'activité physique en utilisant des matériels spécifiques. Ainsi, par exemple, on peut demander aux volontaires de séjourner dans une chambre calorimétrique (figure 1-7), dans laquelle ils sont amenés à réaliser des plannings d'activités détaillés. Ces chambres sont conçues pour contrôler le débit d'air et les concentrations d'oxygène (O_2) et de dioxyde de carbone (CO_2), de sorte qu'en étudiant les échanges gazeux on puisse en déduire la dépense énergétique du volontaire selon le principe de calorimétrie indirecte [WEI 49]. Toutefois on n'appréhende qu'une partie de la réalité correspondant à des comportements en environnement « contrôlé » et ce genre d'étude donne des résultats qu'il est parfois difficile d'extrapoler.

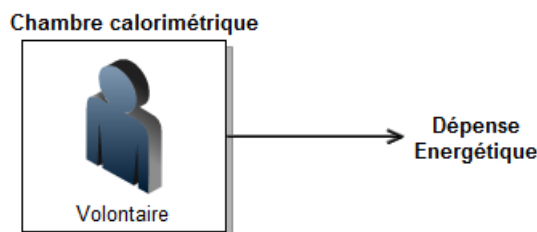


Figure 1-7 : Principe des chambres calorimétriques

Lorsque les volontaires sont en conditions habituelles de vie (**stratégie 2**), la collecte des données les concernant passe par le remplissage de feuilles de suivi (le plus souvent manuel) sur leurs habitudes alimentaires ou leurs activités. Cela génère un travail supplémentaire (répétitif) et l'adhésion des volontaires peut être difficile dans la durée. Un autre moyen de collecte consiste à les équiper de capteurs spécifiques (tels qu'Armband) qui enregistrent automatiquement des données et qui libèrent le volontaires de nombreuses contraintes. Toutefois cette solution se heurte à un manque de disponibilité de ces capteurs et à leur coût. Notons aussi qu'il s'agit d'appareils dont le simple port est contraignant dans la vie ordinaire (douche, transpiration, etc) telle que l'on cherche à l'appréhender. Une autre solution consiste à faire ingérer au volontaire de l'eau doublement marquée contenant deux traceurs (figure 1-8). Cette méthode est cependant très coûteuse et ne donne qu'une estimation sur la totalité de la période (de 10 à 14 jours) : elle ne donne aucune information sur une journée et/ou demi-journée d'un volontaire.

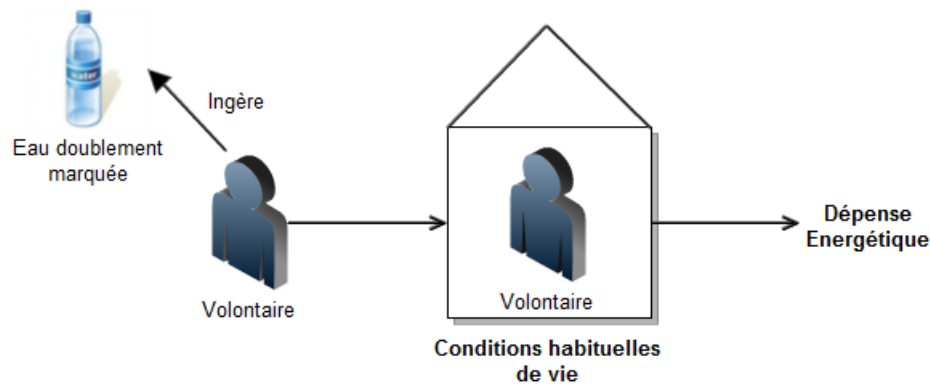


Figure 1-8 : Principe de l'eau doublement marquée

1.4.3 Intérêt d'une méthode d'étude spontanée et peu coûteuse

Comme l'a montré le point précédent, les procédures d'estimation de la dépense énergétique sont coûteuses (port de capteurs valant de 800€ à 1500€) et/ou contraignantes (séjour en chambre calorimétrique, questionnaires) et/ou invasives (ingestion d'un traceur comme l'eau doublement marquée).

L'intérêt de développer une méthode d'étude spontanée, ne demandant pas l'intervention de l'utilisateur, peu onéreuse et accessible au grand public est donc très fort.

Dans cette optique, l'utilisation des smartphones représente une approche :

- Peu chère et accessible au grand public car les smartphones sont très répandus dans la population. Le seul surcoût éventuel pourrait être le prix de l'application à télécharger.
- Spontanée car le smartphone se porte de manière habituelle, par exemple dans la poche du pantalon ou à la ceinture.
- Non contraignante, car les seules actions requises sont le démarrage et l'arrêt de l'application smartphone, par exemple le matin et le soir.

1.5 Conclusion

Les smartphones sont en réalité de petits ordinateurs très répandus dans la population qui offrent une possibilité nouvelle de collecte de données en conditions habituelles de vie sans être onéreux (la plupart des personnes possèdent déjà un smartphone) ni intrusif (tout un chacun porte un smartphone sans que cela n'entrave ses mouvements ni ses déplacements). Le but de l'étude est donc d'étudier comment ces appareils grand public peuvent être un outil de collecte de données dans des études en conditions normales de vie pour mieux appréhender la dépense énergétique.

L'utilisation de tels appareils permet d'envisager un dialogue régulier (par exemple journalier) avec les volontaires ou les futurs usagers d'un tel système.

Contexte et état de l'art

L'objectif de cette section est de présenter le contexte de l'étude et les différents travaux de la littérature en mettant en évidence leurs limitations.

2.1 Contexte du projet eMouve

La suite du document concerne exclusivement la partie « Etude Algorithmique Préliminaire » qui constitue la première étape de réalisation du projet eMouve (figure 2-1).

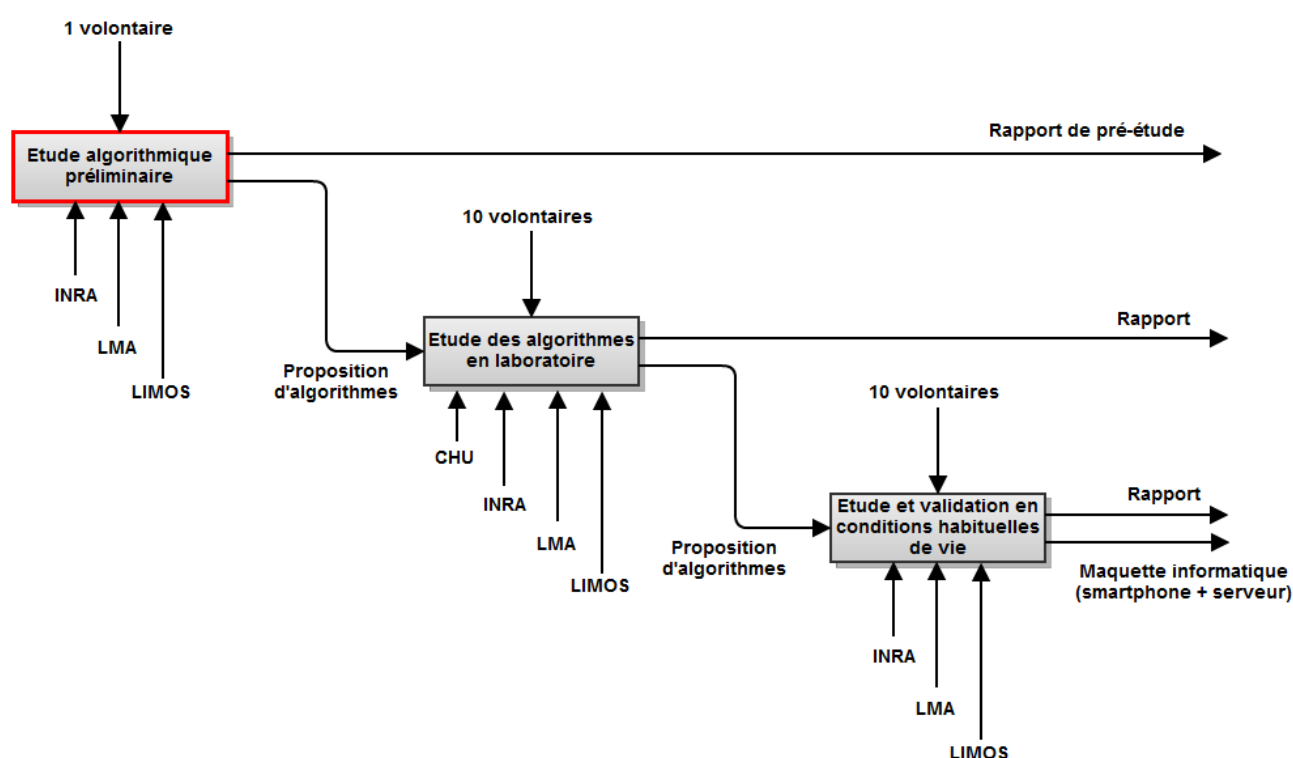


Figure 2-1 : Etapes de l'étude

2.2 Etude des smartphones

Un smartphone est un téléphone mobile qui possède une bonne puissance de calcul et qui propose de nombreuses fonctionnalités autres que la téléphonie telles que la possibilité de naviguer sur Internet, la consultation de mails, la gestion d'un agenda, etc. Ces fonctionnalités sont fournies par des applications qui sont l'équivalent de logiciels sur un ordinateur personnel. Les applications peuvent fonctionner sans Internet (comme les jeux par exemple) ou bien récupérer et échanger des informations avec un serveur via le réseau Edge ou 3G (comme la météo, les actualités, le programme TV, etc).

Un smartphone possède également un système d'exploitation, de la même manière qu'un ordinateur. Les trois principaux systèmes sont actuellement Android, iOS et Windows Phone.

Comme le montrent les figures ci-dessous, Android ne cesse de gagner des parts de marché et est même devenu, en 2011, le système d'exploitation le plus vendu.

En France cependant, iOS possède encore une bonne avance, bien qu'Android ne cesse de progresser.

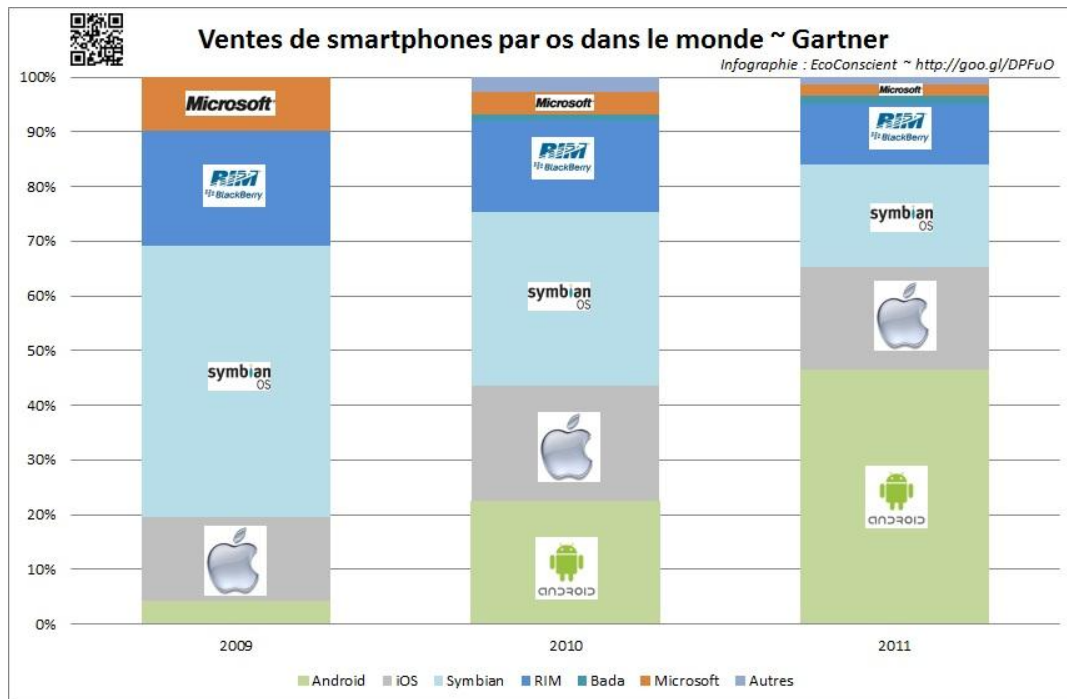


Figure 2-2 : Evolution des parts de marché dans le monde, de 2009 à 2011 [ECO 11]

Il faut noter que Symbian, le système de Nokia, est en chute constante et mis de côté par son constructeur [FRA 11]. Quant à RIM, c'est la société qui produit les smartphones BlackBerry, équipés du système d'exploitation du même nom.

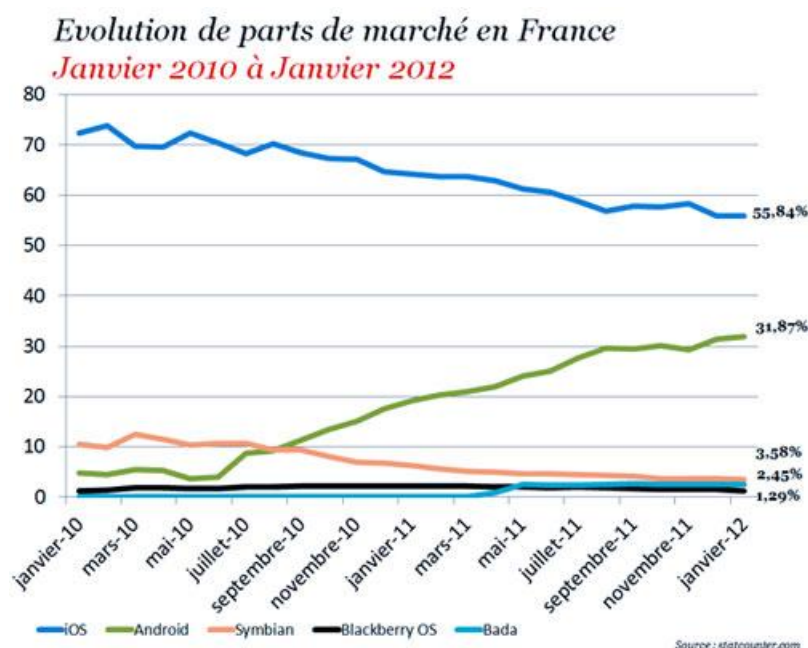


Figure 2-3 : Evolution des parts de marché en France, de 2010 à 2012 [HTC 12]

2.2.1 Android

Android est un système d'exploitation open source développé par Google, basé sur un noyau Linux. Il équipe non seulement des smartphones mais aussi des tablettes tactiles.

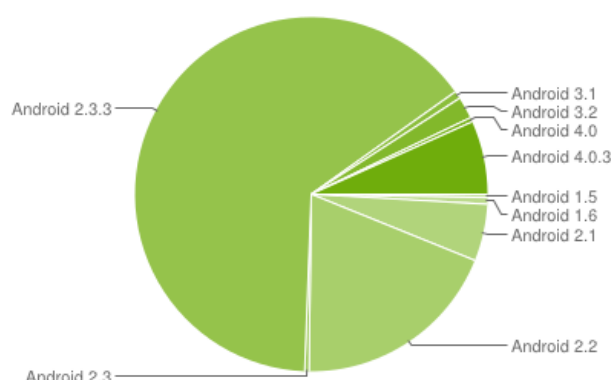


Figure 2-4 : Part des différentes versions d'Android au 02/07/2012 [AND a]

Comme le montre la figure 2-4, la grande majorité des utilisateurs sont équipés de la version 2.x d'Android. Très peu utilisent de vieilles versions (1.x) et les nouvelles (3.x et 4.x).

Pour pouvoir toucher un grand nombre de personnes tout en utilisant des fonctionnalités récentes d'Android, une application doit donc être développée pour une version d'Android supérieure ou égale à 2.2.

Les téléphones équipés de ce système d'exploitation sont nombreux. On trouve par exemple le « HTC Sensation », le « LG Optimus 3D » ou encore le « Samsung Galaxy S ».

Néanmoins, tous les téléphones vendus avec Android doivent respecter certaines contraintes matérielles, comme par exemple :

- L'écran doit faire 2,5" et 100 dpi (points par pouce) minimum, avoir un ratio compris entre 4:3 et 16:9, avoir un écran tactile et des pixels carrés.
- Utiliser Open GL 1.0 ou supérieur.
- Posséder des capteurs tels qu'un GPS, un accéléromètre triaxial de fréquence supérieure ou égale à 50 Hz ou encore une boussole.
- Permettre l'utilisation du WiFi et de la téléphonie.

Ces contraintes sont légèrement différentes selon la version d'Android.

Il faut aussi savoir que les possesseurs de smartphones équipés d'Android ne peuvent pas tous migrer eux-mêmes vers la dernière version d'Android. En effet, les constructeurs (« LG », « Samsung » ...) et les opérateurs peuvent ajouter une surcouche, ce qui implique que les mises à jour d'Android sont proposées par les constructeurs / les opérateurs.

Les mesures fournies par l'accéléromètre sont exprimées en mètres par seconde (m/s^2), selon les axes montrés sur la figure 2-5.

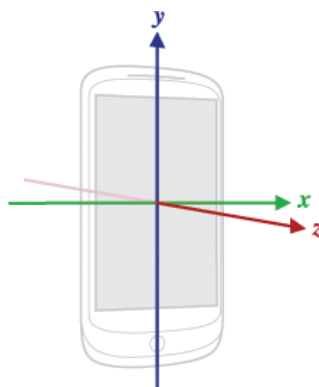


Figure 2-5 : Axes de l'accéléromètre d'un smartphone Android [AND b]

Etant donné que la fréquence d'acquisition des données diffère selon le téléphone, nous avons réalisé quelques tests sur des smartphones de marques HTC et Samsung. Certains réagissent correctement aux différents modes d'acquisition (« normal », « interface graphique », « jeu » et « le plus rapide »), alors que d'autres (ici le Nexus S) ont toujours la même fréquence (figures ci-dessous).

		Galaxy Teos	HTC Wildfire	Nexus S	HTC Desire
Allumé	Normal	4,17	4,00	49,51	4,36
	UI	8,43	12,00	49,51	11,90
	Game	16,93	22,20	49,51	23,33
	Fastest	109,42	38,40	49,51	47,27
En veille	-	Données nulles (0)	Aucune donnée	6,06	Aucune donnée

Figure 2-6 : Fréquences (en Hz) des accéléromètres de téléphones Android

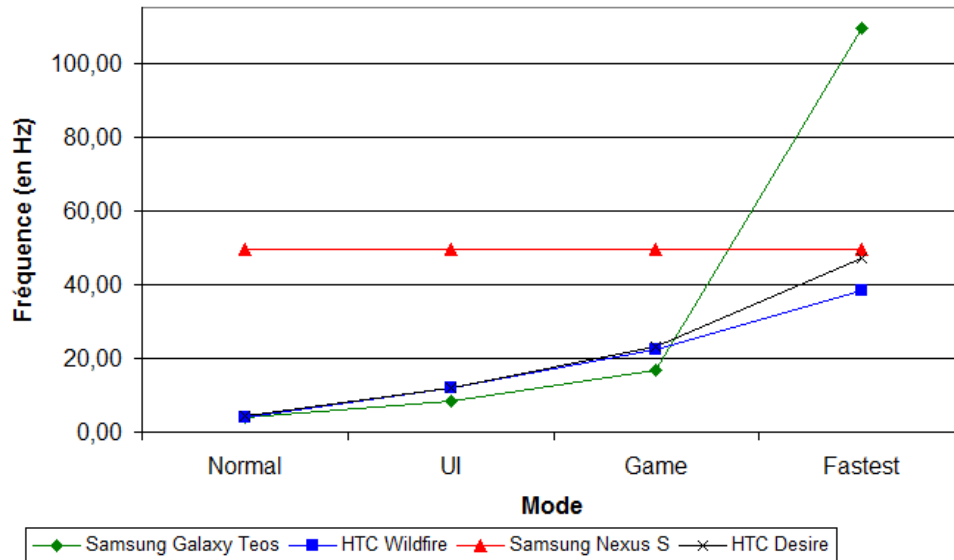


Figure 2-7 : Graphique des fréquences des accéléromètres de téléphones Android

D'autre part, nous avons remarqué durant ces tests que 3 des 4 téléphones ne renvoient aucune valeur exploitable lorsqu'ils sont en mode veille (figure 2-6), et ce malgré le fait que le programme demande au processeur de rester actif.

2.2.2 iOS

iOS est le système d'exploitation qui équipe les smartphones produits par Apple : les « iPhone ».

A la différence d'Android, son code source est propriétaire et seuls les appareils Apple sont équipés d'iOS :

- Les baladeurs numériques « iPod ».
- Les smartphones « iPhone ».
- Les tablettes « iPad ».

Bien que plusieurs versions d'iOS existent, tout possesseur d'un appareil Apple peut décider de migrer (gratuitement) vers la dernière version, qui est actuellement iOS 5. La figure 2-8 montre l'utilisation des différentes versions d'iOS début octobre 2011. On remarque que la version 3 n'est presque plus utilisée, mais que la version 4 était encore la plus répandue à cette date.

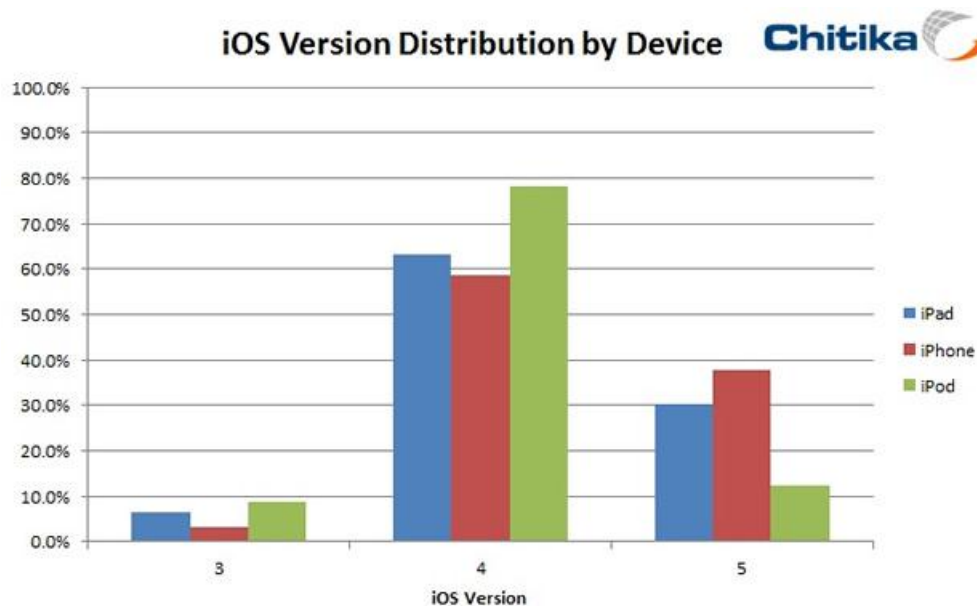


Figure 2-8 : Part des versions d'iOS début octobre 2011 [IPH 11]

Les iPhone, comme les téléphones Android, disposent de capteurs tels qu'un accéléromètre triaxial (figure 2-9). Par contre, à la différence d'Android, les mesures sont exprimées en g, c'est-à-dire par rapport à la gravité. Il faut donc convertir nous-mêmes ces valeurs en mètres par seconde (m/s^2), sachant que $1g \approx 9.81m/s^2$.

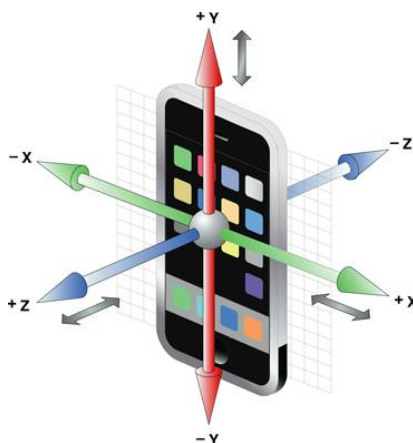


Figure 2-9 : Axes de l'accéléromètre d'un iPhone [APP a]

La fréquence, quant à elle, est aussi réglable. A la différence d'Android, il est possible de déterminer soi-même la fréquence voulue, étant donné qu'iOS n'est utilisé que sur des appareils Apple. La fréquence maximale est de 100 Hz [APP a].

En revanche, lorsque le téléphone passe en mode veille l'accéléromètre n'envoie plus aucune valeur. L'astuce habituelle utilisée par les développeurs qui consiste à jouer un son muet afin d'empêcher le téléphone de passer en veille profonde ne semble pas régler le problème dans le cas de l'accéléromètre.

D'autre part, d'après la documentation d'Apple, il ne semble pas possible de créer une tâche de fond qui relève les valeurs d'accélérométrie. En effet, seules les activités audio (audibles), de localisation, de voix sur IP, d'actualités et de communication avec un accessoire externe sont autorisées [APP b].

2.2.3 Windows Phone

Windows a aussi développé des systèmes d'exploitation pour les smartphones, le dernier en date étant « Windows Phone ». Plusieurs versions du système existent, mais Windows Phone 7 est la première capable de gérer, entre autres, un accéléromètre triaxial. Les axes de ce dernier sont positionnés de la même façon que les smartphones équipés d'Android ou d'iOS (figure 2-10).

Tout comme l'iPhone, les valeurs sont mesurées en g.



Figure 2-10 : Axes de l'accéléromètre d'un smartphone Windows Phone 7 [AND 10]

D'après la documentation de Microsoft, la fréquence peut atteindre au moins 500Hz, car c'est la valeur par défaut [MSD 12].

2.3 Etat de l'art scientifique

2.3.1 Etat de l'art sur les applications smartphone existantes

Les applications smartphone existantes que nous avons trouvées prennent quasiment toutes la forme d'un coaching sportif. Seule une d'elles s'intéresse aux activités physiques de faible intensité.

Les applications s'utilisent lorsque l'on pratique un sport de fond tel que le jogging, la randonnée ou le vélo, et c'est à l'utilisateur d'activer et de désactiver manuellement l'application. Ces applications utilisent le GPS pour tracer le chemin parcouru par l'utilisateur, calculer leur vitesse et estimer leur dépense énergétique durant l'activité suivie.

D'autres applications comme « SportsTrackLive » [SPO] (figure 2-11) vont plus loin et requièrent des capteurs externes afin de pouvoir mesurer la fréquence cardiaque (capteurs Polar ou Zephyr HxM), le rythme de respiration ou la température de la peau (capteur Zephyr BioHarness). Ces capteurs envoient des informations au smartphone par liaison Bluetooth.

Seule l'application Sensorfit [SEN], qui vient d'être commercialisée en mars 2012, détermine la durée et l'intensité des activités physiques, ainsi que la dépense énergétique. L'intensité est classée selon 5 niveaux :

1. Très faible.
2. Faible.
3. Moyenne.
4. Elevée.
5. Très élevée.

Nous n'avons cependant trouvé aucune application qui reconnaisse les activités pratiquées par l'utilisateur. Toutes sont des applications de suivi et / ou de coaching, ou de reconnaissance d'intensité.

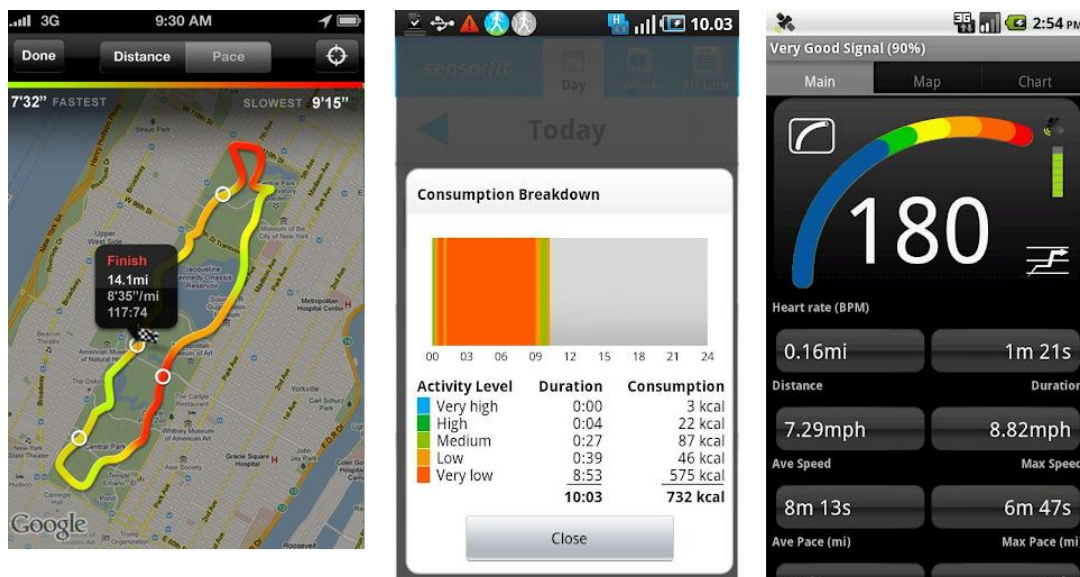


Figure 2-11 : Applications « Nike+GPS » [NIK], Sensorfit [SEN] et « SportsTrackLive » [SPO]

2.3.2 Publications scientifiques

Concernant la littérature scientifique internationale, plusieurs auteurs se sont intéressés à la reconnaissance des activités physiques, très récemment.

Les travaux de Peng et al.

[PEN 11] ont travaillé avec quatre accéléromètres triaxiaux Nintendo Wiimote, fixés aux chevilles et aux poignets des sujets. Leurs données étaient envoyées à un appareil mobile (PDA ou smartphone) par Bluetooth pour y être traitées afin de reconnaître les activités des sujets. Les activités qu'ils ont essayé d'analyser sont la marche lente, la marche rapide, le fait de marcher en s'arrêtant souvent pour regarder quelque chose (comme dans un magasin par exemple), et les mouvements erratiques.

Pour cela, ils ont « peigné » les données à 100 Hz, puis ont calculé plusieurs variables telles que des moyennes, des déviations, des transformées de Fourier rapides DC, ou des fréquences dominantes. C'est avec ces variables qu'ils ont construit leur modèle mathématique. L'implémentation du modèle sur le PDA a été pensée de façon à ne pas consommer trop de mémoire, point faible des appareils mobiles.

Ils ont constaté que leurs résultats sont meilleurs en utilisant les 4 accéléromètres qu'en n'en utilisant qu'un seul. En utilisant leur modèle nommé « two-step model » (TSM), le taux de précision de reconnaissance des activités varie de 80.91% à 99.98% en utilisant respectivement 4 et 20 variables (figure 2-12).

Ils comparent leurs résultats avec ceux du modèle « first-order utility » (FOU). Le modèle TSM est moins précis que le modèle FOU avec 4 variables (80.91% contre 83.16%), mais TSM est plus précis à partir de 8 variables (90.25% contre 87.88% pour 8 variables).

Selected feature subset		Feature selection		SVM training		Activity recognition	
		Memory used	Running time (s)	Number of SVs	Running time (s)	Precision (%)	Updating time (ms)
	4	149.6 KB	1413	432	1832	80.91	130
T	8	155.5 KB	1452	417	1941	90.25	130
S	12	161.5 KB	1451	331	2025	99.94	120
M	16	167.4 KB	1513	312	2147	99.95	120
	20	173.4 KB	1568	307	2289	99.98	120
	4	11.62 MB	2068	1895	59	83.16	130
F	8	11.62 MB	4498	1708	52	87.88	130
O	12	11.62 MB	6092	1695	58	90.02	131
U	16	11.62 MB	7392	1348	52	95.35	131
	20	11.62 MB	10166	1288	55	96.85	129

Figure 2-12 : Résultats utilisant les 4 accéléromètres, sur 3 sujets [PEN 11]

Les travaux de Vinh et al.

[VIN 10] se sont intéressés surtout aux activités routinières et impliquant le haut du corps. En effet, les activités sur lesquelles les auteurs se sont concentrés étaient la prise de repas (le déjeuner étant différencié du dîner), les trajets d'un endroit à un autre (en voiture, mais en prenant en compte de courtes périodes de marche) et le travail de bureau (majoritairement assis, avec de petites périodes de marche ou debout).

Les données qu'ils ont utilisées proviennent d'un jeu de données mis à disposition par [HUY 08]. Elles ont été acquises pendant 7 jours continus (exceptés les temps de sommeil) de la vie d'un unique sujet, mesurées par deux accéléromètres triaxiaux placés au poignet dominant et dans la poche droite du pantalon, au niveau de la hanche. Ces accéléromètres ont délivré les données à la fréquence de 100 Hz, mais ces dernières ont été peignées à 2.5 Hz.

La solution proposée par [VIN 10] consiste à utiliser un algorithme d'apprentissage : les champs semi-markoviens conditionnels aléatoires.

Dans l'ensemble, leurs résultats (figure 2-13) ont été meilleurs que ceux de 3 autres publications citées par eux. La seule activité pour laquelle ils sont moins bons est le dîner, ce qu'ils expliquent par le fait que, durant le deuxième jour d'enregistrement des données, le sujet interrompait sa routine en marchant ou en portant des objets.

	Baseline (HMM)	Huynh et al.	Ulf Blanke et al.	Our method
Routines	Precision/Recall (%)	Precision/Recall (%)	Precision/Recall (%)	Precision/Recall (%)
Dinner	88.60/27.30	56.90/40.20	85.27/ 90.48	78.43/71.57
Commuting	72.60/31.50	83.50/71.10	81.77/82.36	86.57/86.86
Lunch	84.40/80.70	73.80/70.20	84.56/90.04	91.86/91.57
Office	89.20/91.10	93.40/81.80	98.12/93.63	97.00/ 96.71

Figure 2-13 : Résultats comparés à ceux de trois autres études [VIN 10]

Les travaux de Kwapisz et al.

[KWA 10] ont collecté des données d'accélérométrie grâce à des smartphones Android. Ils ont ainsi développé leur propre application et l'ont testée sur 3 téléphones : le Nexus One, le HTC Hero et le Motorola Backflip. La fréquence d'acquisition est de 20 Hz, et ils ont récolté des données auprès de 29 sujets. Les activités analysées sont la marche, la course, la montée d'escaliers, la descente d'escaliers, la position assise et la position debout statique (figure 2-14).

	Walk	Jog	Up	Down	Sit	Stand	Total
%	37,2	29,2	12	10,2	6,4	5	100

Figure 2-14 : Répartition des activités traitées [KWA 10]

Les auteurs ont découpé leur flux de données en segments de 10 secondes (soit 200 mesures). Ce découpage n'a pas fait l'objet d'une recherche de période optimale. Ils ont aussi testé les modèles avec des segments de 20 secondes, mais les résultats étaient environ 2 fois moins bons.

A partir des données récoltées, ils ont pu calculer 43 variables qui sont en fait des variantes de 6 variables de base : moyenne, déviation standard, temps entre les pics, distribution par segment, différence absolue moyenne, accélération de la résultante moyenne. Ils ont ensuite testé 3 algorithmes de classification par apprentissage issus d'un livre traitant de la fouille de données [WIT 05] : les arbres décisionnels, la régression logistique et les réseaux de neurones multicouches.

Il a été très facile aux auteurs d'identifier les postures « assis » et « debout statique », car le téléphone a été placé d'une façon précise dans la poche des sujets, au niveau de la jambe (figure 2-15).

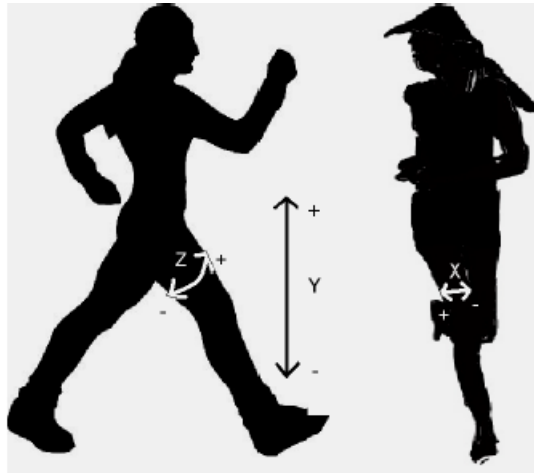


Figure 2-15 : Position du smartphone lors du port par les sujets [KWA 10]

Pour les autres activités, il s'avère qu'aucun des 3 algorithmes n'est constamment le meilleur, mais globalement ce sont les réseaux de neurones qui sont les plus efficaces (figure 2-16). En revanche, les algorithmes se trompent souvent lorsqu'il s'agit de distinguer la montée d'escaliers de la descente. Pour cela, les auteurs ont proposé de fusionner ces activités. Malgré cela, les escaliers restent l'activité la plus difficile à reconnaître.

	% of Records Correctly Predicted			
	J48	Logistic Regression	Multilayer Perceptron	Straw Man
Walking	89.9	<u>93.6</u>	91.7	37.2
Jogging	96.5	98.0	<u>98.3</u>	29.2
Upstairs	59.3	27.5	<u>61.5</u>	12.2
Downstairs	<u>55.5</u>	12.3	44.3	10.0
Sitting	<u>95.7</u>	92.2	95.0	6.4
Standing	<u>93.3</u>	87.0	91.9	5.0
Overall	85.1	78.1	<u>91.7</u>	37.2

Figure 2-16 : Résultats obtenus avec les 3 modèles, et comparaison avec un modèle de base [KWA 10]

Les travaux de Lee et al.

[LEE 11] se sont intéressés à la reconnaissance d'activités physiques en temps réel grâce à un unique accéléromètre triaxial, dans le cadre de relevés de vie personnels. Leur publication porte sur 2 aspects : la reconnaissance des activités et l'estimation de la dépense énergétique.

Les activités qu'ils ont choisies d'identifier sont la marche, la montée d'escaliers, la descente d'escaliers, la conduite automobile, la position debout statique et la position allongée.

L'accéléromètre est fixé au niveau du sternum et relié à un ordinateur portable porté en bandoulière (figure 2-17). C'est sur cet ordinateur que sont effectués les calculs. Les données ont été récoltées à une fréquence de 20 Hz.



Figure 2-17 : Positions de l'accéléromètre et de l'ordinateur portable [LEE 11]

Deux modèles ont été établis et testés sur 20 sujets : l'un est sujet-dépendant et l'autre sujet-indépendant. Tous deux sont dépendants de la position de l'accéléromètre.

La première étape consiste à calculer des variables telles que l'écart-type, l'entropie spectrale ou des corrélations pour reconnaître un état statique ou dynamique. Trois autres variables sont ensuite calculées, des coefficients autorégressifs, des angles d'inclinaison et la surface de grandeur du signal, afin de déterminer plus précisément les activités.

Les activités statiques sont les positions « couché » et « debout », et les activités dynamiques sont la « marche », la « montée » et la « descente d'escaliers » et la « conduite automobile ». Leurs résultats moyens sont présentés sur la figure 2-18.

	Lying	Standing	Walking	Upstairs	Downstairs	Driving	Overall
Subject-independent recognition	99,56	97,17	86,43	90,16	93,69	97,58	94,10
Subject-dependent recognition	99,56	97,90	92,83	93,66	96,95	97,97	96,48

Figure 2-18 : Précisions moyennes (en %) des deux modèles [LEE 11]

Conclusion

La majorité des publications repose donc sur l'utilisation d'appareils de recherche parfois coûteux et/ou non accessibles au public. Beaucoup utilisent aussi plusieurs accéléromètres et/ou tentent de reconnaître des activités à faible dépense énergétique ou de très faible durée comme le brossage de dents, les repas, etc.

La publication de [KWA 10] se distingue néanmoins des autres car l'acquisition des données ne se fait qu'avec l'accéléromètre d'un smartphone Android.

En revanche, toutes les publications étudiées utilisent des algorithmes d'apprentissage pour reconnaître les activités physiques ou sédentaires.

		[PEN 11]	[VIN 10]	[KWA 10]	[LON 09]	[BAO 04]	[LEE 11]	Nous
Nombre de sujets		3	1	29	24	20	20	?
Dépendant de la position des accéléromètres		OUI	?	OUI	?	?	OUI	NON
Nombre de variables		186	?	43	19	?	7	
Acquisition des données	Smartphones			x				x
	Appareils de recherche		x			x		
	Accéléromètres du marché	Nintendo Wiimote			Philips Activity Monitor		SerAccel v5	
	Nombre d'accéléromètres	4	2	1	1	5	1	1
	Nombre d'axes des accéléromètres	3	3	3	3	2	3	3
Activités	Assis			x		x		x
	Allongé						x	
	Debout statique			x		x	x	x
	Marche			x	x	x	x	
	Marche lente	x						x
	Marche normale							x
	Marche rapide	x						x
	Course			x	x	x		x
	Ascenseurs					x	x	x
	Escaliers			x		x	x	x
	Vélo				x	x		
	Voiture		x		x		x	x
	Autres	Mouvements erratiques	Repas, travail de bureau		Sports	TV, brossage de dents, aspirateur ...		
Nombre d'activités	3	4	6	5	20	6	8	
Traitement	Fréquence des données	100 Hz	2,5 Hz	20 Hz	20 Hz	76,25 Hz	20 Hz	6 Hz
	Sur smartphone	x						
	Sur une autre machine		x	x	x	x	x	x
Résultats	Min	80,91% 4 variables	78,43% Dîner	12,30% Descente d'escaliers	49,40% Vélo	41,42% Stretching	86,43% Marche	-
	Max	99,98% 20 variables	97% Bureau	98,30% Course	94,30% Voiture	97,49% Travail sur PC	99,56% Position allongé	-
	Moyenne	94,21%	88,47%	84,97%	77,64%	83,90%	95,29%	-

Figure 2-19 : Tableau comparatif des publications

2.4 Conclusion

Les travaux réalisés précédemment nécessitent de contrôler en permanence la position du téléphone afin de proposer une reconnaissance des activités physiques cohérente. Cette contrainte limite le domaine applicatif. Notre travail consiste à proposer une approche nouvelle permettant une détection satisfaisante des activités indépendamment de la position du téléphone.

Proposition d'une architecture logicielle

Après avoir analysé les propositions réalisées dans les publications scientifiques, nous abordons la proposition d'une architecture logicielle et matérielle pour le module eMouve au sein d'ActivCollector.

3.1 Analyse

L'objectif général du projet est de créer un outil pour reconnaître automatiquement les activités physiques en conditions habituelles de vie.

Suivre et quantifier l'activité physique au cas par cas pour pouvoir interagir au quotidien avec la personne est en effet aujourd'hui une priorité pour améliorer la prévention et la prise en charge de la plupart des pathologies chroniques.

Comme l'a montrée l'étude [INS 09], la tranche d'âge qui a subi la plus forte croissance d'obésité entre 2006 et 2009 est celle des 25-34 ans, c'est-à-dire les jeunes. Il se trouve que dans le même temps, les jeunes sont aussi très consommateurs de nouvelles technologies, et plus particulièrement de smartphones. En effet, d'après une enquête de l'ARCEP publiée en décembre 2011, les deux tranches d'âge les plus équipées sont les 18-24 ans et les 25-39 ans, avec respectivement 35% et 30% de possesseurs de smartphones.

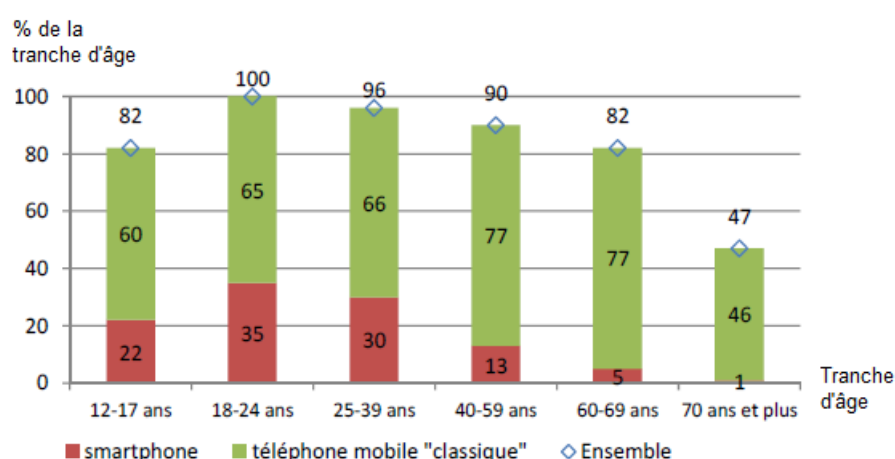


Figure 3-1 : Proportion de personnes disposant d'un mobile selon l'âge [ARC 11]

La vocation de ce projet est donc de prédire, dans les conditions normales de vie, le type et l'intensité des activités physiques réalisées en utilisant les données d'accélérométrie récoltées par le smartphone (figure 3-2).

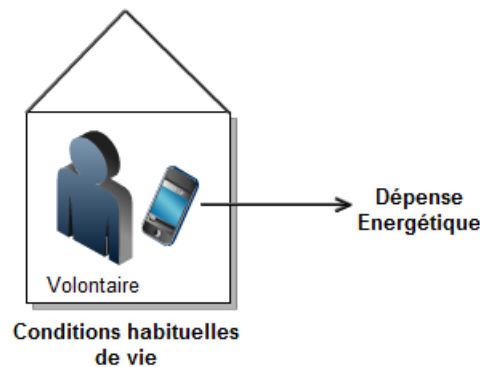


Figure 3-2 : Principe des smartphones

Comme les modèles publiés sont peu précis pour la prédiction du type et de l'intensité d'activité à partir de ces données, nous allons rechercher des modèles plus performants que nous validerons en conditions habituelles de vie à l'aide des capteurs ActiHeart et SenseWear Armband. Ce dernier fournit des résultats similaires à la calorimétrie indirecte (avec moins de 10% d'erreur sur une période de 24 heures).

Par ailleurs, l'envoi de questions sur le smartphone et le traitement des réponses, puis ensuite l'envoi de bilans (dépense énergétique et scores de qualité de vie) sur le téléphone constituerait une innovation technique d'importance pour relier l'activité physique et la qualité de vie, et pour comprendre/lever les freins de la sédentarité (figure 3-3).

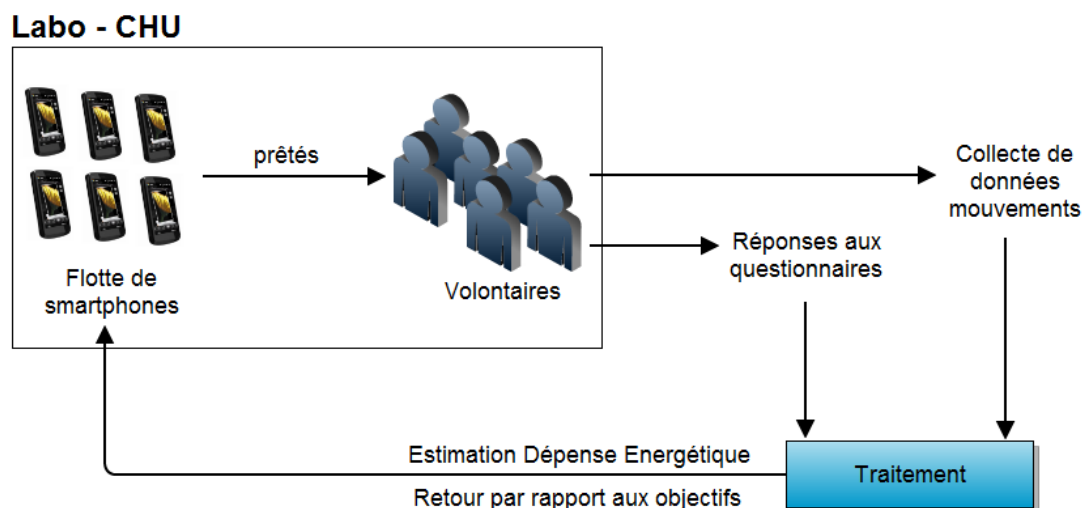


Figure 3-3 : Principe de fonctionnement de l'application [ROU 11]

L'envoi d'un bilan d'activité physique (écart entre objectifs et réalisation) fournira à l'utilisateur un point de comparaison et pourra le motiver à se rapprocher de son objectif au fil des semaines. Pour

valider ces innovations techniques, un test sur cinq volontaires sera envisagé pour s'assurer que la collecte et les calculs sont fiables. De plus, l'évolution du comportement d'activité physique des utilisateurs en réponse aux bilans de résultats déterminera l'efficacité d'un tel outil.

Afin que les utilisateurs aient le moins de contraintes possibles vis-à-vis de l'application, la reconnaissance des activités physiques devra être possible sans intervention spécifique de l'utilisateur lorsqu'il portera son smartphone :

- Dans une poche de son pantalon.
- Dans une poche au niveau de la poitrine.
- A la ceinture, dans un étui spécial pour smartphone.

3.2 Architecture du système

Comme ceci a été rappelé au début du document, le projet se déroule en deux grandes étapes. Tout d'abord, une phase de construction du modèle et d'expérimentation a lieu en laboratoire. L'application a pour vocation ensuite d'être diffusée vers le grand public par notre partenaire Almerys.

Comme ceci a été rappelé précédemment, le projet eMouve consiste à concevoir une nouvelle fonctionnalité au sein d'un système existant nommé ActivCollector. Ce projet est conçu comme un module d'un système collaboratif conçu par l'INRA-UNH : ActivCollector [KAM 11], [GUI 11b]. Ce système a pour objectifs :

- De permettre une meilleure interaction entre chercheurs et entre volontaires et chercheurs.
- De gérer les données biomédicales acquises via les projets de recherche clinique.

Le projet eMouve doit permettre à terme de récolter des données en conditions normales de vie.

Trois grandes étapes sont nécessaires à la réalisation de ce projet :

- La collecte de données d'accélérométrie par le smartphone.
- L'application du modèle mathématique permettant de reconnaître les activités physiques à partir des données d'accélérométrie.
- L'affichage d'informations utiles et pertinentes à l'utilisateur, telles que sa dépense énergétique, le temps passé sur chaque activité, savoir s'il est sédentaire ou non, etc.

Le point faible des smartphones est actuellement leur autonomie, c'est-à-dire la durée pendant laquelle ils peuvent être utilisés grâce à leur batterie. Cette autonomie est impactée par le taux d'activité du processeur, qui varie en fonction des besoins des applications (utilisation du réseau Internet, géolocalisation, calculs...), des capteurs (géolocalisation grâce au GPS, accéléromètre...) et de l'éclairage de l'écran.

En envoyant les données d'accélérométrie à un serveur (figure 3-4), on déporte ainsi la charge de calculs mathématiques nécessaire à la reconnaissance des activités physiques vers le serveur, et on gagne en autonomie sur le smartphone. De plus, le serveur possède une plus grande puissance de calcul, ce qui permet d'exécuter les calculs plus rapidement. La viabilité de cette architecture a été démontrée par [RAM 11], [MIC 11], ainsi que par [COU 11].

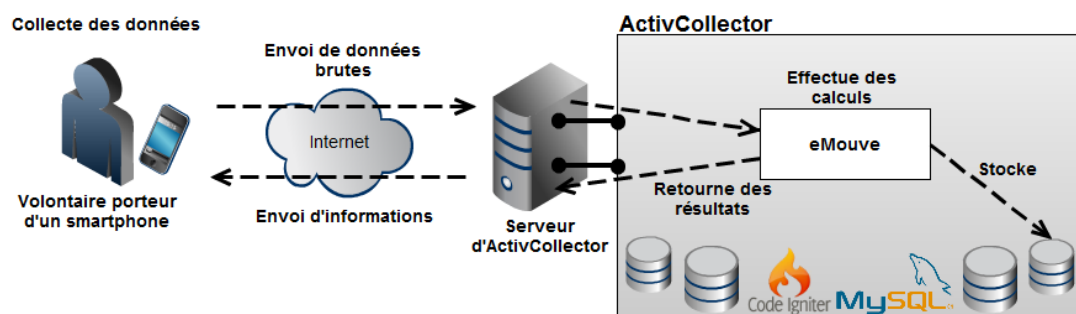


Figure 3-4 : Principe des échanges d'informations entre le smartphone et ActivCollector

Le module « eMouve » d'ActivCollector va permettre de collecter des données provenant de smartphones, de les traiter puis de les stocker dans une base de données d'ActivCollector, ce qui ouvre des perspectives afin de croiser des données provenant de différentes sources.

3.3 Sécurité

ActivCollector est un système conçu pour anonymiser les données liées aux volontaires. Ainsi, aucune information nominative n'est stockée dans la base de données, si ce n'est leur adresse email. Celle-ci est néanmoins cryptée avant d'être stockée dans la base de données. Par ailleurs, nous avons fait une demande d'autorisation pour ActivCollector auprès de la CNIL. La demande devrait être examinée au mois de juillet 2012.

Chaque volontaire est lié à un numéro dans la base de données. Toutes les données du volontaire sont ensuite liées à ce numéro. La correspondance entre le numéro et les données personnelles des volontaires ne se fait pas dans ActivCollector. C'est l'INRA-UNH qui gère un fichier de correspondance, uniquement accessible en réseau local.

3.4 Conclusion

L'architecture proposée tire parti de l'architecture modulaire d'ActivCollector et offre la possibilité de croiser les flux de données de diverses origines qui, à terme, seront stockées dans le système.

Cette architecture garantit l'anonymat des informations et assure un niveau de sécurité suffisant en tirant partie des modules précédemment développés dans ActivCollector (module « utilisateurs »).

Proposition algorithmique

Cette section aborde la proposition d'algorithmes de traitement de données chronologiques pour la détection d'activités physiques.

4.1 Collecte des données

Les données sont acquises avec un smartphone Android, grâce à une application développée pour l'occasion (figure 4-1). Celle-ci collecte les données puis les envoie régulièrement sur notre serveur afin que l'on puisse les traiter.

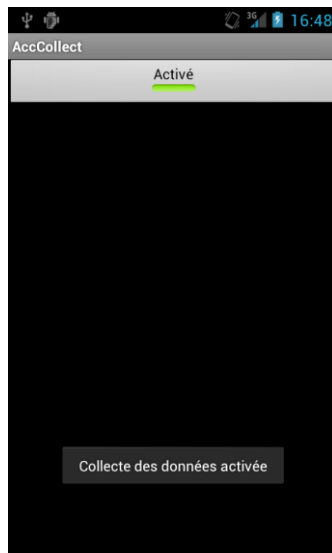


Figure 4-1 : Capture d'écran de l'application de collecte utilisée

Les données sont collectées en m/s^2 , et à chaque valeur est associée une date exprimée en millisecondes écoulées depuis le 1^{er} janvier 1970 à minuit UTC, ce qui permet de dater précisément la mesure.

La figure 4-2 montre un extrait de données reçues sur notre serveur :

Temps (en ms)	x (en m/s^2)	y (en m/s^2)	z (en m/s^2)
1331027908626	-1.8579005	3.9456444	8.465898
1331027908646	-2.0494366	3.8881836	8.293514
1331027908669	-2.8538885	3.620033	9.097966
1331027908690	-2.7006595	3.8115692	9.404425
1331027908711	-1.7812861	3.7924154	9.251195
1331027908731	-1.1492168	3.9073372	8.619126
1331027908752	-1.2258313	3.9073372	7.8146744

Figure 4-2 : Extrait de données d'accélérométrie envoyées par le smartphone

La première colonne donne le temps auquel la mesure a été faite. Elle est suivie des valeurs des 3 axes x, y et z.

Enfin, les jeux de test ont été faits en portant le smartphone à 2 endroits différents :

- Dans une poche de pantalon, au niveau de la jambe.
- Dans un étui spécial, placé à la ceinture.

Il est en effet important de savoir si la position du smartphone sur le corps a des répercussions sur les algorithmes que nous allons mettre en place, et si oui, s'il est possible de les adapter.

4.2 Traitement des données

4.2.1 Recherche d'un modèle mathématique indépendant de la position du téléphone

La variable mathématique de base dont nous nous sommes servis est le module des 3 axes (x, y, z) ,

$M = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$, car il a la particularité d'être indépendant de la position du téléphone.

Cependant, durant nos expérimentations nous avons remarqué qu'en mettant le téléphone dans différentes positions nous avions des modules légèrement différents, ce qui se répercutait sur tous nos calculs et donnait des résultats erronés.

Notre hypothèse est que les axes de l'accéléromètre du smartphone ne sont pas étalonnés de façon identique (voir exemple figure 4-3). Nous avons tout d'abord regardé si les axes n'étaient pas orthogonaux, mais il s'avère qu'ils le sont bien.

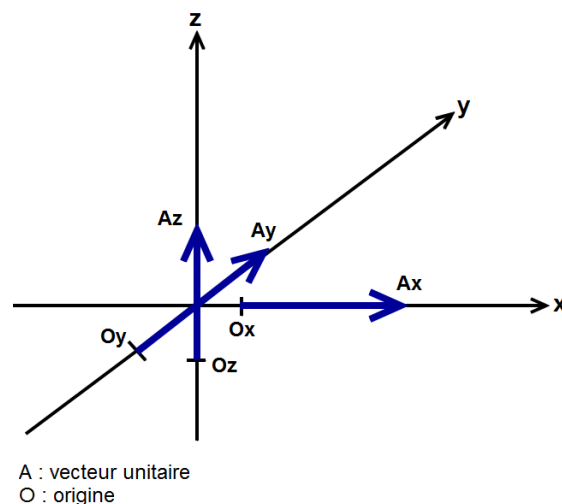


Figure 4-3 : Axes non centrés dans un repère

La solution proposée pour corriger cette erreur consiste à calculer un module $M = \sqrt{\alpha_x(x - 0_x)^2 + \alpha_y(y - 0_y)^2 + \alpha_z(z - 0_z)^2}$, où α_x , α_y , α_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, c'est-à-dire :

- A plat, axe z vers le bas.
- A plat, axe z vers le haut.
- Sur la tranche, axe x vers le bas.
- Sur la tranche, axe x vers le haut
- Debout, axe y vers le bas.
- Debout, axe y vers le haut.

Les coefficients α_x , α_y et α_z sont calculés par rapport aux unités des axes, et les coefficients 0_x , 0_y et 0_z sont calculés par rapport aux origines des axes.

Explication mathématique :

En plaçant le téléphone dans les 6 positions évoquées ci-dessus, on doit théoriquement avoir $\bar{x}_{haut} + \bar{x}_{bas} = 0$, $\bar{y}_{haut} + \bar{y}_{bas} = 0$ et $\bar{z}_{haut} + \bar{z}_{bas} = 0$. Il se trouve que ce n'est pas le cas.

Nous avons par exemple $\bar{x}_{haut} = 10.38949$ et $\bar{x}_{bas} = -10.1378$, ce qui donne

$$\bar{x} = \frac{\bar{x}_{haut} + \bar{x}_{bas}}{2} = 0.1258. \text{ On a ainsi } O_x = \begin{pmatrix} 0.1258 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}. \text{ On procède de même sur les deux autres axes.}$$

Le carré du module est calculé selon la formule suivante :

$\varphi(x, y, z) = \alpha_x(x - 0_x)^2 + \alpha_y(y - 0_y)^2 + \alpha_z(z - 0_z)^2$. Comme on peut remplacer une norme par un multiple sans changer la géométrie de l'espace, alors on peut fixer $\alpha_x = 1$ par exemple. On a donc : $\varphi(x, y, z) = (x - 0_x)^2 + \alpha_y(y - 0_y)^2 + \alpha_z(z - 0_z)^2$

On évalue α_y et α_z par les moindres carrés. Au repos, on souhaite que $\varphi(x, y, z)$ soit indépendant de la position du téléphone.

Les six positions du téléphone nous ont permis de connaître les vecteurs $\begin{pmatrix} \bar{x}_i \\ \bar{y}_i \\ \bar{z}_i \end{pmatrix}, 1 \leq i \leq 6$.

L'accélération de la pesanteur doit avoir la même mesure quelle que soit la position du téléphone, donc $\varphi(\bar{x}_1, \bar{y}_1, \bar{z}_1) = \dots = \varphi(\bar{x}_6, \bar{y}_6, \bar{z}_6)$, ce qui nous donne 5 équations à 2 inconnues :

D'où un système de la forme $Au = b$, avec :

$$A = \begin{pmatrix} (\bar{y}_1 - 0_y)^2 - (\bar{y}_2 - 0_y)^2 & (\bar{z}_1 - 0_z)^2 - (\bar{z}_2 - 0_z)^2 \\ (\bar{y}_2 - 0_y)^2 - (\bar{y}_3 - 0_y)^2 & (\bar{z}_2 - 0_z)^2 - (\bar{z}_3 - 0_z)^2 \\ (\bar{y}_3 - 0_y)^2 - (\bar{y}_4 - 0_y)^2 & (\bar{z}_3 - 0_z)^2 - (\bar{z}_4 - 0_z)^2 \\ (\bar{y}_4 - 0_y)^2 - (\bar{y}_5 - 0_y)^2 & (\bar{z}_4 - 0_z)^2 - (\bar{z}_5 - 0_z)^2 \\ (\bar{y}_5 - 0_y)^2 - (\bar{y}_6 - 0_y)^2 & (\bar{z}_5 - 0_z)^2 - (\bar{z}_6 - 0_z)^2 \end{pmatrix},$$

$$u = \begin{pmatrix} \alpha_y \\ \alpha_z \end{pmatrix}$$

$$\text{et } b = \begin{pmatrix} -(\bar{x}_1 - 0_x)^2 + (\bar{x}_2 - 0_x)^2 \\ -(\bar{x}_2 - 0_x)^2 + (\bar{x}_3 - 0_x)^2 \\ -(\bar{x}_3 - 0_x)^2 + (\bar{x}_4 - 0_x)^2 \\ -(\bar{x}_4 - 0_x)^2 + (\bar{x}_5 - 0_x)^2 \\ -(\bar{x}_5 - 0_x)^2 + (\bar{x}_6 - 0_x)^2 \end{pmatrix}$$

que l'on remplace par le système $A^T Au = A^T b$ à matrice carrée, ce qui donne l'approximation des moindres carrés pour $u = \begin{pmatrix} \alpha_y \\ \alpha_z \end{pmatrix}$.

Sur le téléphone avec lequel nous avons fait nos tests, nous avons les origines et les vecteurs unité suivants :

$$O_x = \begin{pmatrix} 0.1258 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad O_y = \begin{pmatrix} 0 \\ 0.1830 \\ 0 \end{pmatrix} \quad O_z = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0.1230 \end{pmatrix}$$

$$O_x A_x = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad O_y A_y = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 1.0642 \\ 0 \end{pmatrix} \quad O_z A_z = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 1.0703 \end{pmatrix}$$

Les coefficients associés à ce téléphone sont donc $\alpha_x = 1$, $0_x = 0.1258$, $\alpha_y = 1.0642$, $0_y = 0.1830$, $\alpha_z = 1.0703$ et $0_z = 0.1230$.

Dans la suite de ce document, sauf mention contraire, le terme module désigne le module corrigé.

Cette nouvelle façon de calculer le module nous permet certes d'utiliser les mêmes calculs quelle que soit la position du téléphone, mais il faut tout de même traiter indépendamment les parties du flux selon la position du téléphone.

La figure 4-4 montre un exemple d'enregistrement durant lequel l'utilisateur s'est servi de son téléphone deux fois. Il faudrait donc diviser ce flux en 3 parties, chacune d'entre elles correspondant à un changement de position du téléphone lorsque l'utilisateur remet son smartphone dans sa poche / à la ceinture. Cependant, il peut arriver que certaines parties soient trop courtes pour pouvoir être correctement analysées, comme la partie P3 sur l'exemple ci-dessous.

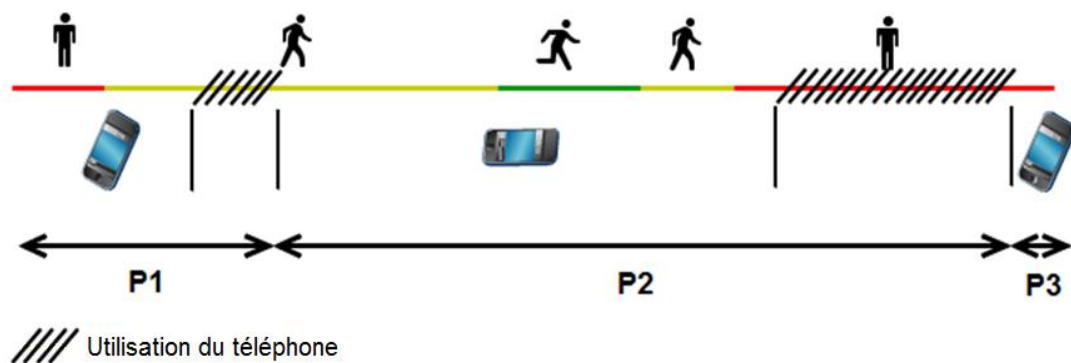


Figure 4-4 : Exemple d'un enregistrement où l'utilisateur se sert de son téléphone

Pour chaque partie, la première étape de l'analyse est de trouver des segments d'activité et d'inactivité au sens de l'accéléromètre. Ainsi, l'inactivité comprend la position assise, la position debout statique, la prise d'un ascenseur et parfois la conduite en voiture. Les activités comprennent la marche, la montée et la descente d'escaliers, la course lente et la conduite en voiture. Il faut noter qu'au sens de l'accéléromètre, la conduite en voiture peut être reconnue comme de l'inactivité ou de l'activité.

Chaque segment est ensuite analysé en utilisant différents outils mathématiques que nous détaillerons plus loin.

La figure 4-5 montre les différentes étapes nécessaires à l'obtention du temps passé sur chaque activité.

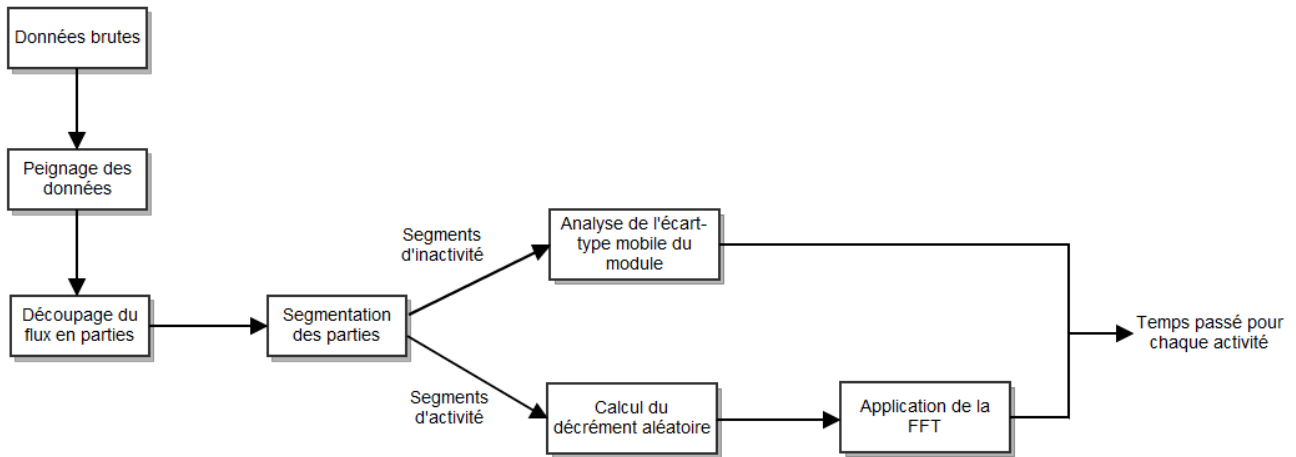


Figure 4-5 : Etapes d'analyse d'un flux de données

4.2.2 Peignage des données

Afin de pouvoir travailler avec une fréquence d'acquisition constante, les données brutes (c'est-à-dire transmises par l'accéléromètre) sont peignées pour que l'on n'ait plus qu'une seule fréquence de 6 Hz tout au long du fichier.

Cela permet d'autre part de pouvoir exploiter les données provenant de tout smartphone qui propose une fréquence d'acquisition de 6 Hz ou plus.

Explication mathématique :

Considérons que nos données sont de la forme $(t_i, \gamma_x(t_i), \gamma_y(t_i), \gamma_z(t_i))_{1 \leq i \leq N}$. On pose $\Delta t_i = t_i - t_{i-1}$.

Les traitements à appliquer pour peigner les données sont, dans l'ordre :

1. Eliminer les mesures prises à un même instant. Pour cela, il faut remplacer les $(t_i, \gamma_x(t_i), \gamma_y(t_i), \gamma_z(t_i))$ pour lesquels $t_i = t$ (ou « proches », c'est-à-dire $\Delta t_i \leq 20$ ms) pour plusieurs valeurs de i , par un seul élément $(t_i, \overline{\gamma_x(t_i)}, \overline{\gamma_y(t_i)}, \overline{\gamma_z(t_i)})$ où les accélérations sont remplacées par leur moyenne.
2. Remplacer les données $(t_i, \gamma_x(t_i), \gamma_y(t_i), \gamma_z(t_i))$ pour lesquelles Δt_i est compris entre 20 ms et 23 ms par les moyennes, de manière à obtenir des intervalles de temps d'environ 165 ms (soit $\approx 1/6$ de seconde).
3. S'il reste des intervalles de temps Δt_i trop grands, on les divise en deux : $(t_{i/2}, \gamma_x(t_{i/2}), \gamma_y(t_{i/2}), \gamma_z(t_{i/2}))$ et $(t_i, \gamma_x(t_i), \gamma_y(t_i), \gamma_z(t_i))$.

4.2.3 Partitionnement de l'enregistrement

Après avoir peigné les données, il faut trouver les éventuels changements de position du téléphone qui ont eu lieu durant l'enregistrement. L'idée est de repérer les variations des modules centrés. En effet, ceux-ci changent légèrement lorsque la position du téléphone change.

Pour cela on calcule, pour chaque trio de valeurs (x, y, z) , son module centré (qui est égal au module moins la moyenne du module durant l'enregistrement). Ensuite, pour chaque point P on calcule la moyenne des X valeurs précédentes (que nous appelons P) et la moyenne des X valeurs suivantes (que nous appelons S). On calcule ensuite la variation moyenne V au point P : $V = P - S$ (figure 4-6).

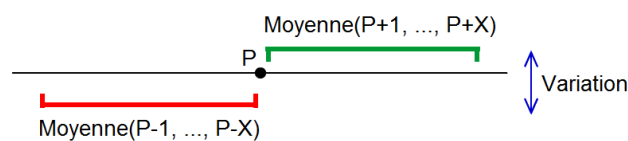


Figure 4-6 : Calcul de la variation moyenne du module centré au point P

La valeur de X est empirique. Nous avons choisi $X = 1500$ pour nos tests, car elle donne de bons résultats.

La figure 4-7 montre l'évolution des variations moyennes pour un enregistrement de test :

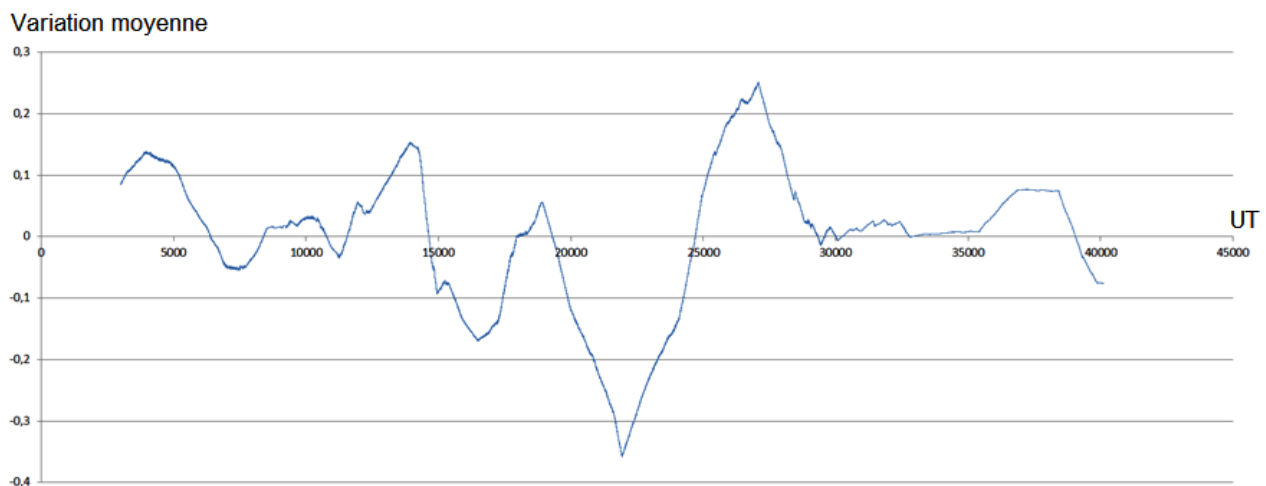


Figure 4-7 : Variations moyennes sur un enregistrement d'environ une heure

Il faut ensuite identifier les pics dont la valeur absolue est supérieure ou égale à deux fois la moyenne des variations, et dont la base (longueur de l'axe x correspondant au pic) est supérieure ou égale à $1,75X$. Les éventuels pics ainsi trouvés correspondent à un changement de position du téléphone.

Sur cet exemple, un seul pic est sélectionné : celui situé à l'unité de temps 21937, ce qui est extrêmement proche de la réalité puisque le changement a eu lieu à l'unité de temps 21947, soit $\frac{21947 - 21937}{6} = 1.67$ seconde plus tard.

4.2.4 Recherche de segments d'activité et d'inactivité dans chaque partie

Une fois les parties trouvées il faut, pour chacune d'elles, chercher des segments d'activité et d'inactivité au sens de l'accéléromètre.

Pour cela on calcule d'abord, sur une durée T assez longue, la moyenne du module $\gamma = \frac{1}{T} \int_0^T \|\vec{\gamma}(u)\|$ puis la vitesse selon la formule $V(t_{k+1}) = V(t_k) + \|\vec{\gamma}(t_{k+1})\| - \gamma$, ce qui signifie que la vitesse à l'instant $k+1$ est égale à la vitesse à l'instant k plus le module des 3 axes (x, y, z) à l'instant $k+1$, moins la moyenne du module.

Cette formule est la version discrétisée de l'intégrale suivante : $V(t_k) = \int_0^{t_k} \|\gamma(u)\| - \gamma du$. Notons que l'on a, par le choix de γ , $V(T) = V(0) = 0$.

Comme on a $\|\vec{\gamma}(t_{k+1})\| - \gamma = \frac{V(t_{k+1}) - V(t_k)}{t_{k+1} - t_k}$ et qu'il est important que $t_{k+1} - t_k$ soit constant et égal à l'unité de temps, il faut que les données soient peignées, comme expliqué précédemment.

Afin de pouvoir distinguer les phases d'activité des phases d'inactivité, nous avons calculé plusieurs autres variables :

- L'écart-type mobile, noté $s(t)$, qui représente l'agitation, c'est-à-dire l'énergie du signal. L'écart-type mobile est calculé à partir du module des trois axes (x, y, z) entre $t - k$ et $t + k$, avec $k = 6$ car la fréquence est de 6Hz.
- L'augmentation de la vitesse, c'est-à-dire l'accélération, notée $a(t)$.
- Le coefficient de corrélation linéaire à base mobile $r(t)$.

Explication mathématique du coefficient de corrélation linéaire :

Soient $y = ax + b$ et $x = a'y' + b'$ deux droites de régression qui « estiment » un nuage de points. Toutes deux passent par le centre de gravité $(\bar{x}, \bar{y})$ du nuage.

On a $\bar{y} = a\bar{x} + b$ avec $a = \frac{\text{cov}(x_i, y_i)}{\text{var}(x_i)}$.

La qualité de la régression est mesurée par le coefficient de corrélation linéaire $r(t) = \frac{\text{cov}(x_i, y_i)}{\sigma(x_i)\sigma(y_i)}$.

Comme $|\text{cov}(x_i, y_i)| \leq \sigma(x_i)\sigma(y_i)$, alors on a $-1 \leq r(t) \leq 1$.

$r(t)$ prend une valeur négative lorsque la pente de $v(t)$ est décroissante et une valeur positive lorsque la pente de $v(t)$ est croissante.

La figure 4-8 montre les variables calculées et leurs dépendances.

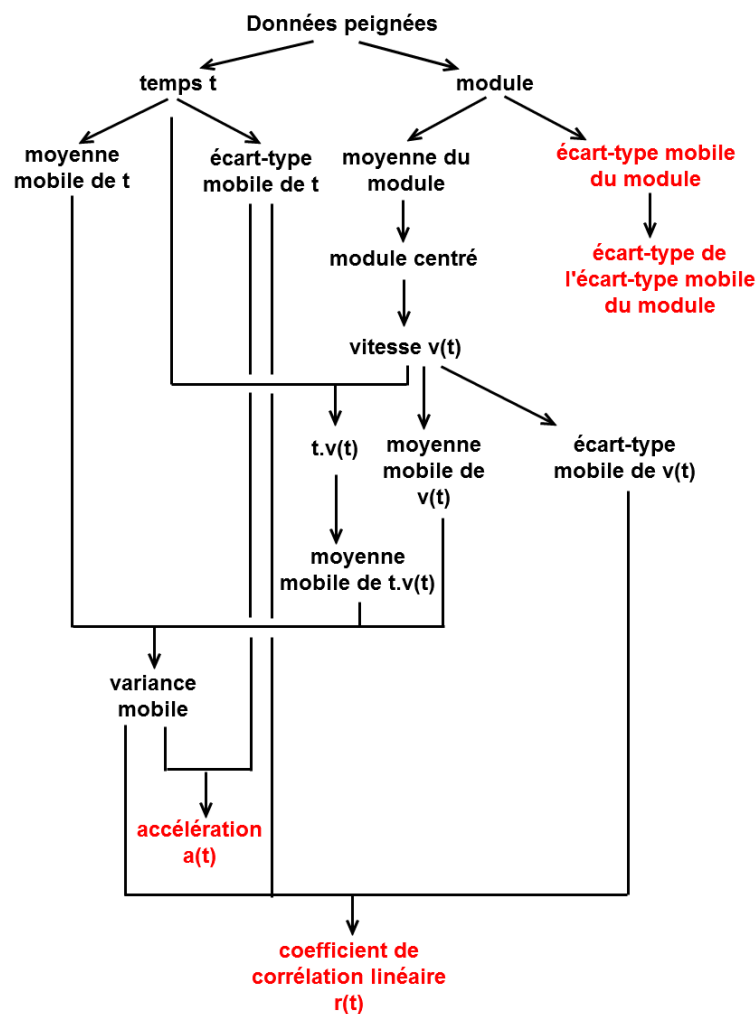


Figure 4-8 : Variables calculées à partir d'un enregistrement

La figure 4-9 représente les 3 variables $s(t)$, $a(t)$ et $r(t)$ sur un exemple d'enregistrement. On peut remarquer que l'inactivité, c'est-à-dire les positions « assis » et « debout statique », se caractérisent par un coefficient de corrélation linéaire négatif et proche de -1, et un écart-type mobile quasiment nul.

On notera aussi que la montée et la descente en ascenseurs sont reconnues comme étant de l'inactivité « debout statique ». Seuls quelques pics d'accélération permettent de détecter le départ et l'arrêt de l'ascenseur. Nous n'avons donc pas cherché à reconnaître spécifiquement les ascenseurs.

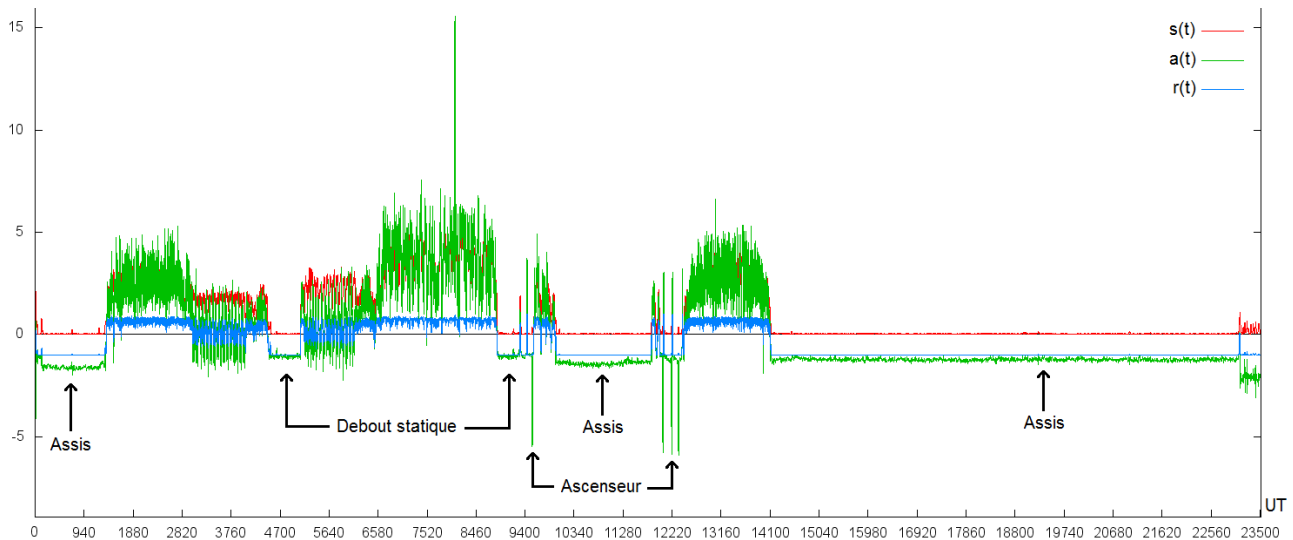


Figure 4-9 : Représentation graphique de $r(t)$ pour un jeu de tests d'une heure

L'algorithme utilisé pour repérer un segment d'inactivité prend en compte les caractéristiques suivantes :

- Des valeurs de $r(t)$ inférieures ou égales à -0,5. On tolère une valeur supérieure si elle est isolée.
- Une moyenne de $r(t)$ inférieure ou égale à -0,5.
- Un écart-type de $s(t)$ inférieur à 0,1, ce qui signifie que $s(t)$ fluctue peu.

Quant aux segments d'activité, ils sont définis simplement par les bornes des segments d'inactivité.

4.2.5 Analyse des segments

4.2.5.1 Analyse des segments d'activité

Les activités que nous cherchons à reconnaître sont :

- La marche, pour laquelle on peut distinguer :
 - La marche lente, que l'on pratique lorsqu'on fait du lèche-vitrine par exemple.
 - La marche dite normale, que l'on pratique tous les jours à une allure spontanée.

- La marche rapide, que l'on pratique lorsqu'on est en retard pour prendre son bus par exemple. Ce n'est donc pas de la marche sportive, ni de la course.
- La course.
- La montée d'escaliers.
- La descente d'escaliers.
- Les véhicules de transport, et notamment les déplacements en voiture.

Nous avons constaté qu'en calculant l'écart-type mobile (qui représente l'énergie du signal) à partir du module de chaque mesure (x, y, z) , on peut distinguer visuellement les différents types de marche. L'écart-type mobile de la marche normale est par exemple inférieur, en moyenne, à celui de la marche rapide, comme le montre la figure 4-10.

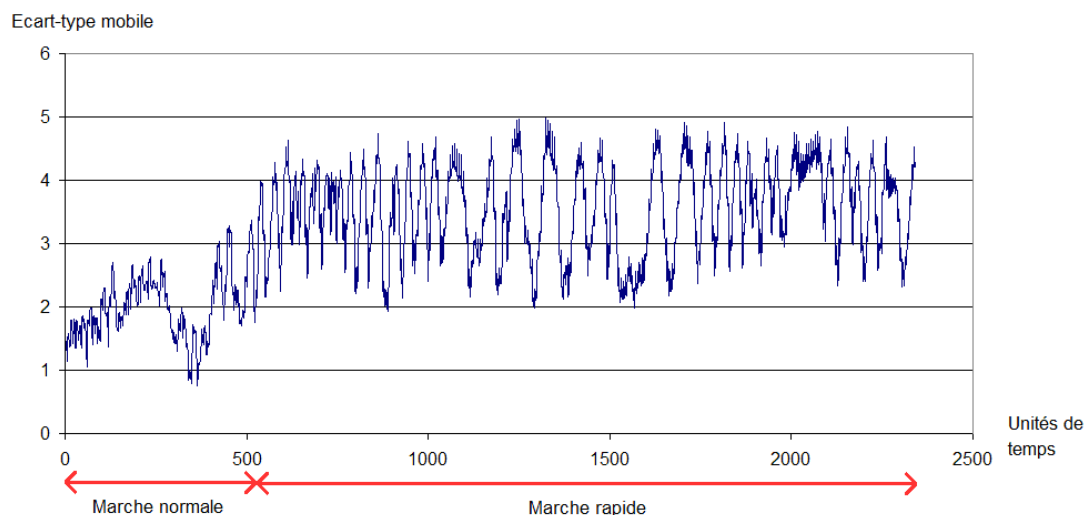


Figure 4-10 : Ecart-type mobile de la marche

La représentation graphique de l'écart-type mobile est très parlante visuellement mais n'est pas adaptée pour l'automatisation de la détection de la marche. Nous avons donc cherché un indicateur qui permettrait d'automatiser la détection de la marche.

Nous avons pensé à la transformée de Fourier, qui permet de détecter les phénomènes périodiques. Nous aurions aussi pu utiliser les ondelettes, qui sont plus précises, mais cela prendrait aussi plus de temps pour analyser les données. La transformée de Fourier rapide (FFT pour « Fast Fourier Transform ») est un algorithme qui discrétise la transformation, ce qui permet de faire le calcul très vite.

Le module des valeurs (x, y, z) est calculé à un instant précis alors que l'écart-type mobile est calculé sur une plage d'instant, ce qui lisse et supprime toutes les fonctions périodiques incluses

dans le signal et de période sous-multiple de la plage. Or la plage choisie doit être multiple de la seconde. La FFT calculée à partir des modules donne donc toutes les fréquences, alors qu'en calculant la FFT à partir des écarts-types mobiles il en manque, c'est pourquoi nous avons appliqué la FFT sur les modules.

La FFT s'applique sur un nombre de données tel que :

- La période couverte soit comprise entre 0.25 et 2 secondes, car un pendule de un mètre bat la seconde, c'est-à-dire que sa période est d'environ 1 seconde, ce qui correspond environ à la durée entre 2 pas de marche « normale ».

Il faut donc entre 3 et 12 unités de mesure sachant que la fréquence de collecte est de 6 Hz.

La période du pendule simple est $T = 2\pi\sqrt{\frac{L}{g}}$, avec L la longueur du pendule en mètres, ce

qui donne, pour une jambe de longueur $L = 1m$: $T \approx 6,28\sqrt{\frac{1}{9,81}} \approx 2s$.

- Le nombre de valeurs soit une puissance de 2.

Si le nombre de données de l'activité étudiée n'est pas une puissance de 2, il est possible de les compléter en les rendant périodiques.

Par exemple, si on a 4090 données, on peut les compléter en ajoutant les 6 premières à la fin, ce qui donne $2^{12} = 4096$ valeurs (figure 4-11).

1	5,00740398
2	5,09073847
3	5,04845715
4	5,04401543
5	5,044804
6	5,10018858
7	5,24020076
8	5,38131321
9	5,4611907
10	5,50144432
...	...
4088	5,15334565
4089	5,06068983
4090	4,89683035
4091	5,00740398
4092	5,09073847
4093	5,04845715
4094	5,04401543
4095	5,044804
4096	5,10018858

Figure 4-11 : Création, par périodisation, d'un échantillon de 4096 valeurs à partir de 4090 valeurs

La FFT permet, pour chaque valeur, d'obtenir un nombre complexe z de la forme $z = x + yi$ où x est la partie entière et y la partie imaginaire. On calcule ensuite, pour chaque complexe, son module $\sqrt{x^2 + y^2}$ et la fréquence associée $f_i = \frac{i}{n}$ pour $1 \leq i \leq n$, avec n le nombre de valeurs utilisées pour le calcul de la FFT. Pour nos calculs, nous avons choisi $n = 64$, ce qui représente environ 10 secondes (figure 4-12).

1	Complexe issu de la FFT	Fréquence	Module du complexe
2	677,114772725415	0,015625	677,1147727
3	1,74522584363063+0,465860486912252i	0,03125	1,806333092
4	2,43599740810424-3,63065334677213E-002i	0,046875	2,436267953
5	2,19541214085966-0,390163686465874i	0,0625	2,229812138
6	2,11878497400793-0,941687398690372i	0,078125	2,318625654
7	2,0533011582489-0,12299130215676i	0,09375	2,056981407

Figure 4-12 : Calculs sur les complexes issus de la FFT

Afin de trouver ce qui peut caractériser les trois types de marche qui nous intéressent, nous avons isolé chacune des activités afin de leur appliquer la FFT. Les deux figures ci-dessous représentent respectivement les FFT de la marche lente, de la marche normale et de la marche rapide effectuées sur un même jeu de données.

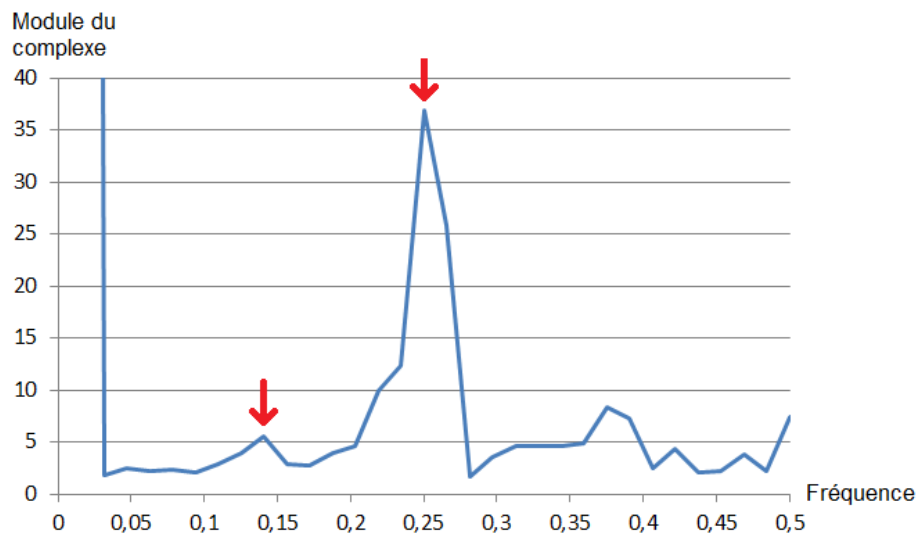


Figure 4-13 : Spectre de fréquences de la marche lente

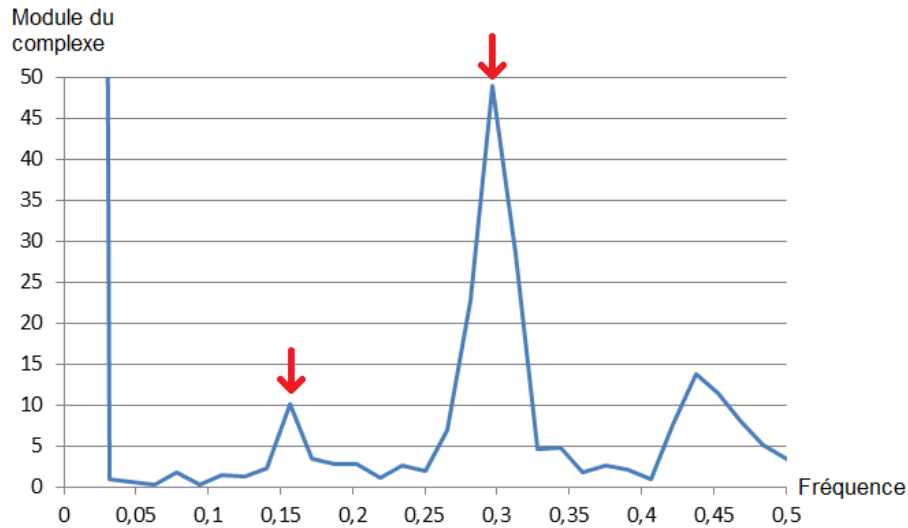


Figure 4-14 : Spectre de fréquences de la marche normale

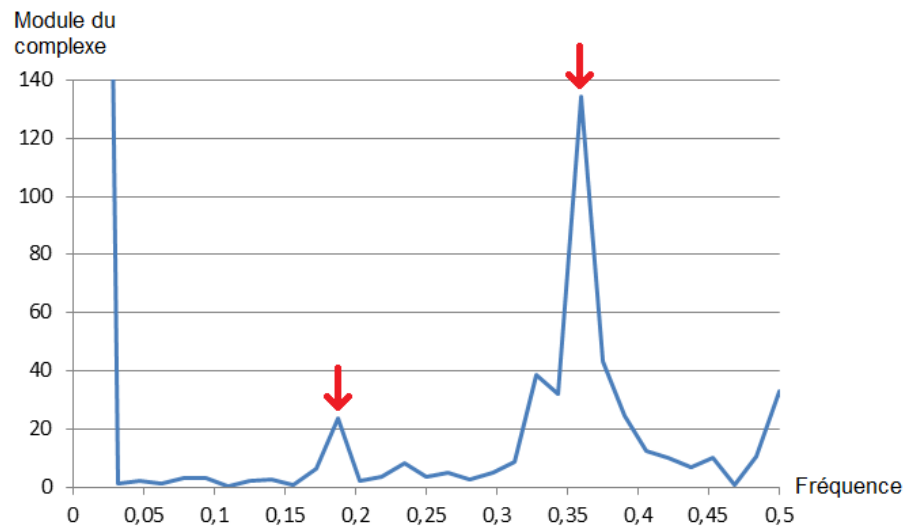


Figure 4-15 : Spectre de fréquences de la marche rapide

Seules les fréquences de 0 à 0.5 sont représentées car le spectre est symétrique.

Preuve mathématique :

Etant donné que le signal réel f est T -périodique (avec T naturel non nul) on a, pour t entier,

$$F(f)(z) = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^{T-1} f(t) e^{i2\pi tz} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T f(t) e^{i2\pi tz} \quad \text{et} \quad F(f)(1+z) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T f(t) e^{i2\pi t(1+z)} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T f(t) 1^t e^{i2\pi tz} = F(f)(z),$$

donc $F(f)$ est 1-périodique.

$$\text{Enfin } F(f)(-z) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T f(t) e^{-i2\pi tz} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T f(-t) e^{i2\pi tz} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T f(T-t) e^{i2\pi tz} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T f(t) e^{i2\pi tz} = F(f)(z) \quad \text{donc}$$

$F(f)(1-z) = F(f)(z)$. Donc, la représentation graphique de $F(f)$ est symétrique par rapport à $z = \frac{1}{2}$.

De plus, la période T observée est inférieure à 2 secondes, c'est-à-dire à $2 * 6 = 12$ valeurs, car la fréquence d'échantillonnage est de 6 Hz. Or on sait que la fréquence est définie par $f = \frac{1}{T}$, donc on a $T \leq 12$ d'où $f \geq 0.08$ ce qui donne $0.08 \leq f \leq 0.5$.

Sur chaque figure on constate deux pics caractéristiques qui se déplacent légèrement et dont la valeur est significativement différente selon le type de marche observé. Nous pensons que les deux pics correspondent à la pose du pied sur le sol et la répercussion sur le genou.

Pour la **marche lente** (figure 4-13) on trouve :

- Un premier pic à la fréquence de 0.141, ce qui correspond ce qui correspond à $\frac{T}{6}$ secondes, avec $T = \frac{1}{0.141}$ le nombre d'unités de temps, soit $\frac{1}{0.141 * 6} = 1.182$ seconde.
- Un second pic à 0.25, ce qui correspond ce qui correspond à $\frac{1}{0.25 * 6} = 0.667$ seconde.

Pour la **marche normale** (figure 4-14) on trouve :

- Un premier pic à la fréquence de 0.156, ce qui correspond ce qui correspond à $\frac{1}{0.156 * 6} = 1.068$ seconde.
- Un second pic à 0.297, ce qui correspond ce qui correspond à $\frac{1}{0.297 * 6} = 0.561$ seconde.

Et pour la **marche rapide** (figure 4-15) on trouve :

- Un premier pic à 0.188, ce qui correspond à $\frac{1}{0.188 * 6} = 0.887$ seconde.
- Un second pic à 0.36, ce qui correspond ce qui correspond à $\frac{1}{0.36 * 6} = 0.463$ seconde.

Comme on pouvait s'y attendre, plus la marche est rapide, plus les pics apparaissent à de grandes fréquences, ce qui signifie qu'ils apparaissent plus tôt dans le domaine temporel. On peut aussi remarquer qu'il y a un facteur 2 entre les fréquences correspondant aux deux pics pour chaque type de marche.

Nous avons appliqué la même méthode pour la course. La FFT fournit aussi des résultats satisfaisants. En effet, en plus des 2 pics déjà observés dans le cas de la marche, un troisième apparaît à une fréquence très proche de 0.5 (figure 4-16).

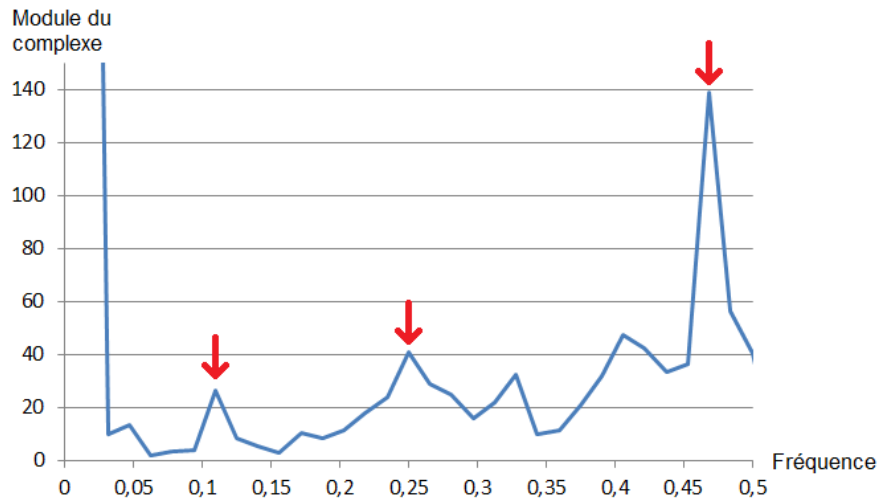


Figure 4-16 : Spectre de fréquences de la course

Quant aux escaliers, la FFT ne permet pas pour le moment de les distinguer de la marche normale. En effet, dans les deux cas on a 2 pics caractéristiques, le premier légèrement après 0.15, l'autre à environ 0.3 (figure 4-17 & figure 4-18).

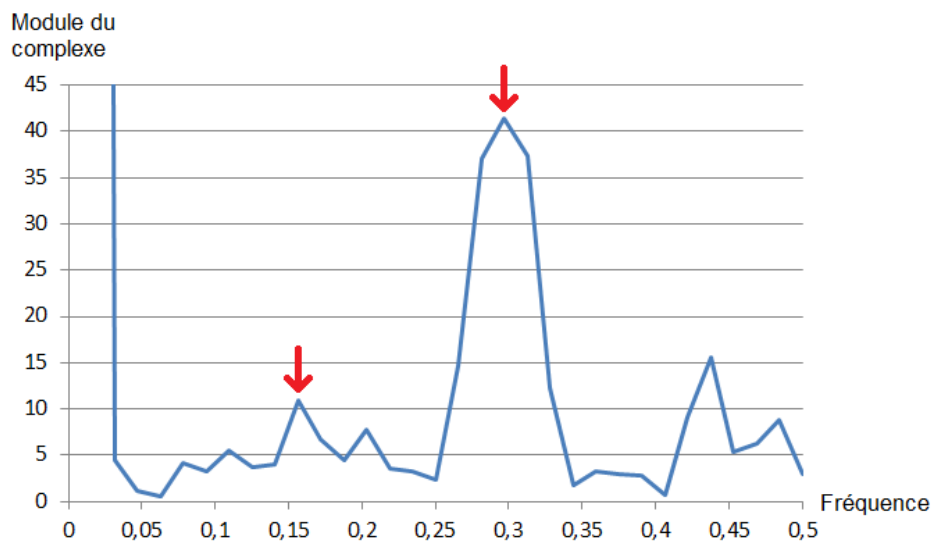


Figure 4-17 : Spectre de fréquences de la montée d'escaliers

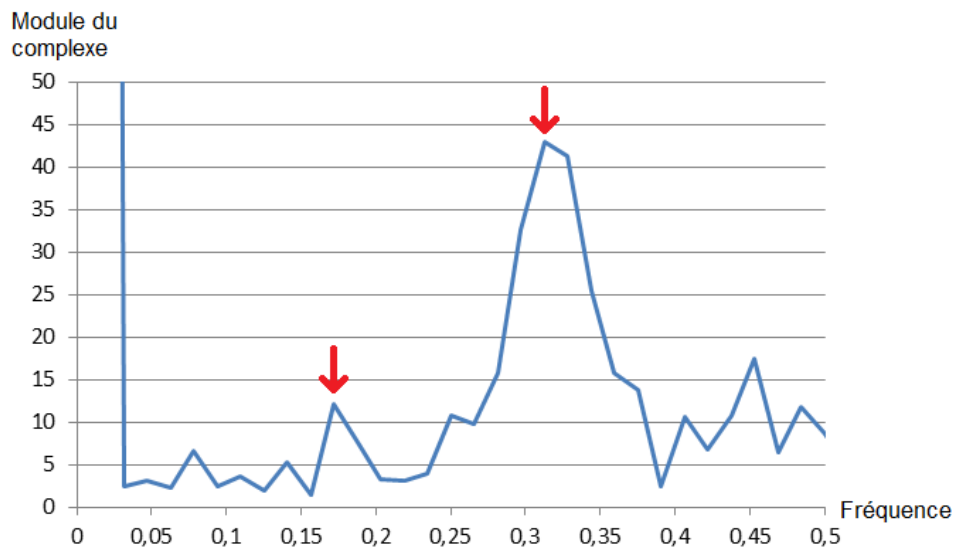


Figure 4-18 : Spectre de fréquences de la descente d'escaliers

Confondre la descente d'escaliers avec la marche normale est négligeable, car la dépense énergétique de ces deux activités est du même ordre. En revanche, il est impératif de distinguer la montée d'escaliers, la dépense énergétique associée étant supérieure à celle de la marche normale.

Durant notre phase d'expérimentation, afin de pouvoir travailler plus rapidement et sur plus de données, nous avons créé un logiciel (figure 4-19) qui, à partir d'un fichier de données d'accélérométrie envoyé par le téléphone, calcule le module pour chaque trio de valeurs (x, y, z). Le logiciel effectue ensuite des FFT sur une fenêtre glissante de 64 valeurs.

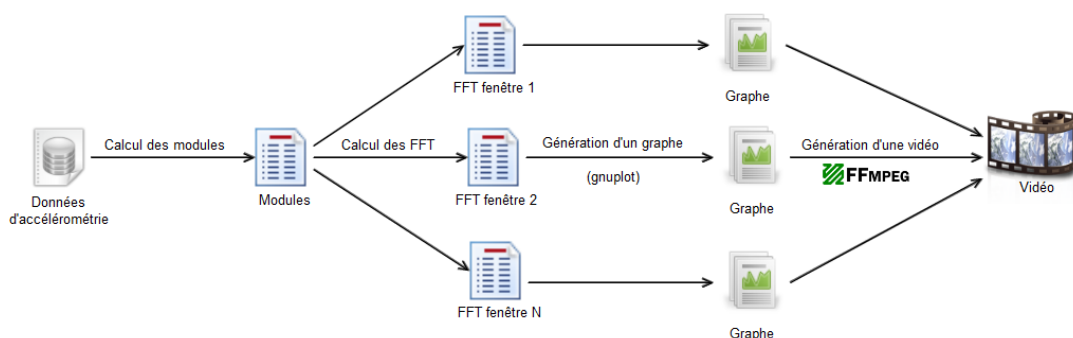


Figure 4-19 : Travail réalisé par le logiciel de calcul de FFT

Afin de pouvoir visualiser facilement les graphes correspondants aux résultats de la FFT, le programme génère une image pour chaque fenêtre grâce à l'outil Gnuplot [GNU], puis crée un film à partir des images (figure 4-20).

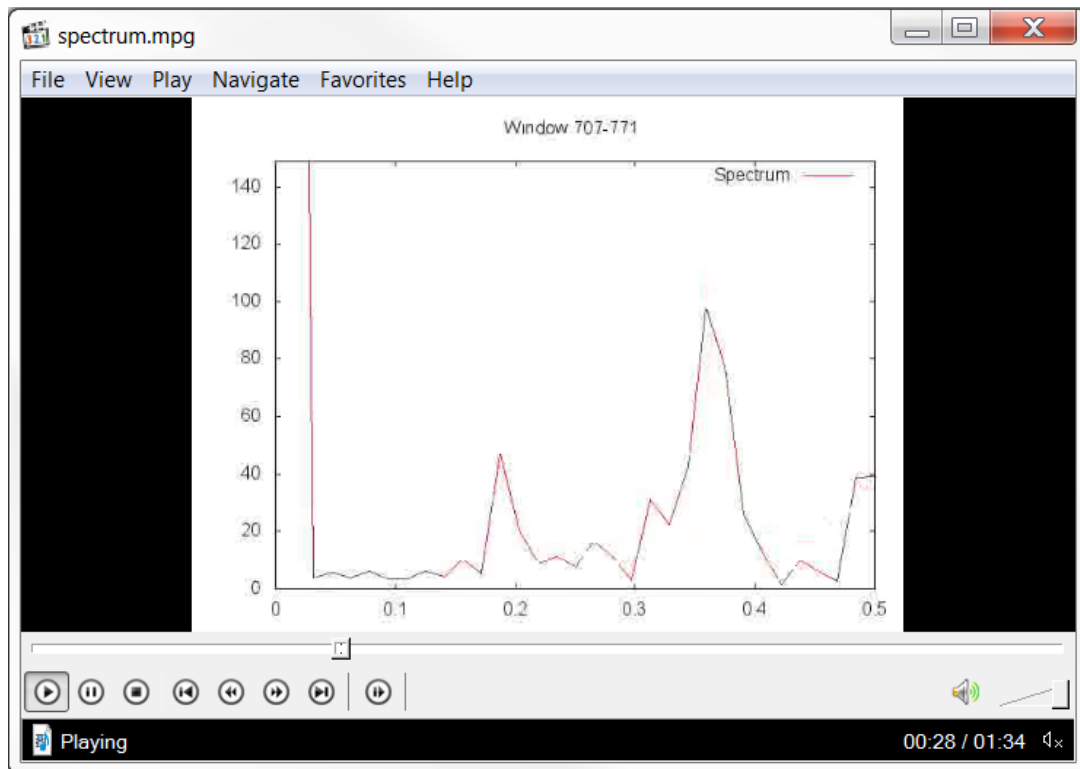


Figure 4-20 : Exemple de vidéo générée par le logiciel, sur des données de marche

4.2.5.1 Analyse des segments d'inactivité

Les segments d'inactivités peuvent être composés de périodes :

- En position assise.
- En position debout statique.
- En voiture.

Il va de soi que l'on accepte que le temps passé en voiture soit assimilé à du temps passé en position assise (avec la même dépense énergétique).

Pour détecter ces trois types d'inactivité, nous avons cherché à exploiter l'écart-type mobile $s(t)$ du module. En effet, les positions « assise » et « debout statique » se caractérisent toutes deux par une fluctuation de $s(t)$ très faible, mais légèrement supérieure dans le cas où le sujet est debout, comme le montre la figure 4-21 tirée d'un de nos enregistrements.

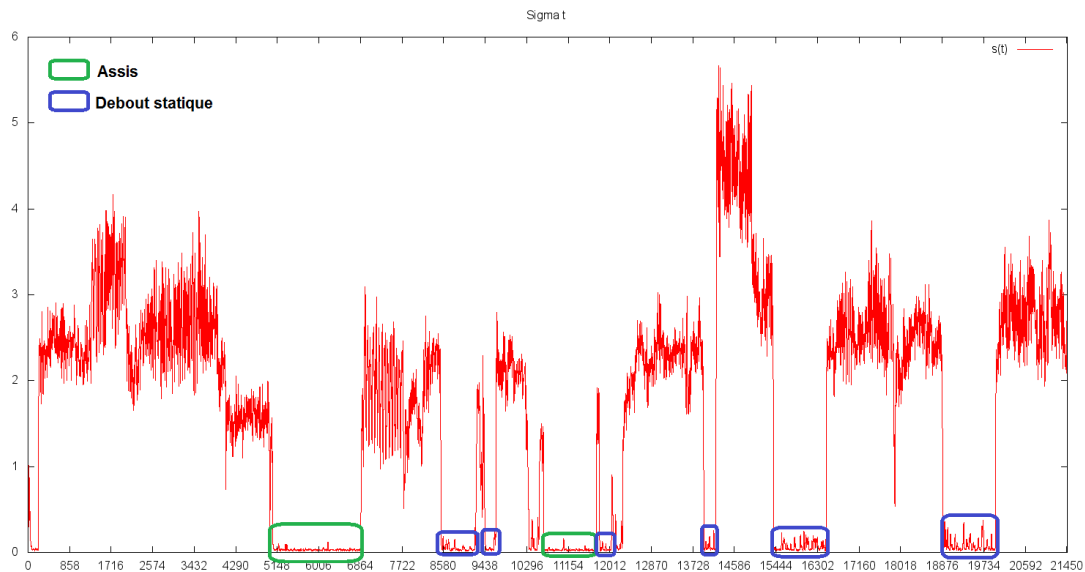


Figure 4-21 : Représentation graphique de l'écart-type mobile

La première idée a donc été de regarder l'écart-type de l'écart-type mobile sur un segment d'inactivité. Cependant, nous n'avons pas réussi à trouver de relation entre le type d'inactivité et la valeur de cet écart-type qui soit valable pour tous les enregistrements.

Nous avons ensuite regardé, à partir de l'écart-type mobile, la densité (c'est-à-dire le pourcentage) de valeurs qui sont au-dessus d'un certain seuil (déterminé de façon empirique). Après divers tests, nous avons pris la valeur seuil 0.15, qui semble donner les meilleurs résultats pour distinguer les positions assise et debout statique.

La figure 4-22 présente l'écart-type mobile (sigma) d'un segment où le volontaire était assis, et la figure 4-23 présente le sigma d'un segment où le volontaire était debout. Les densités de points supérieurs à 0.15 valent respectivement 0.055% et 25.62% pour les positions assise et debout statique.

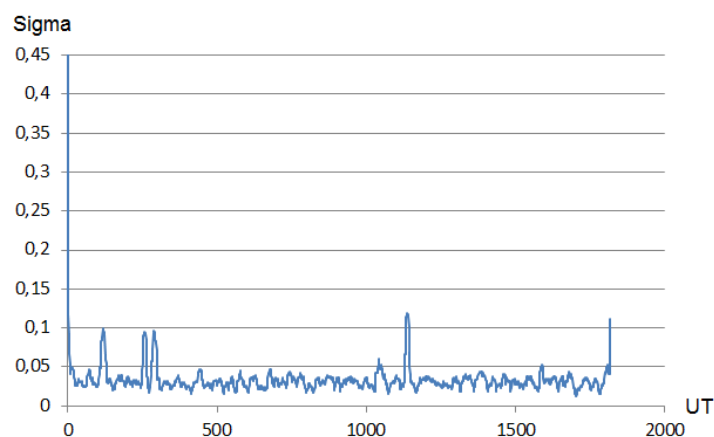


Figure 4-22 : Ecart-type mobile d'un segment où le volontaire est assis

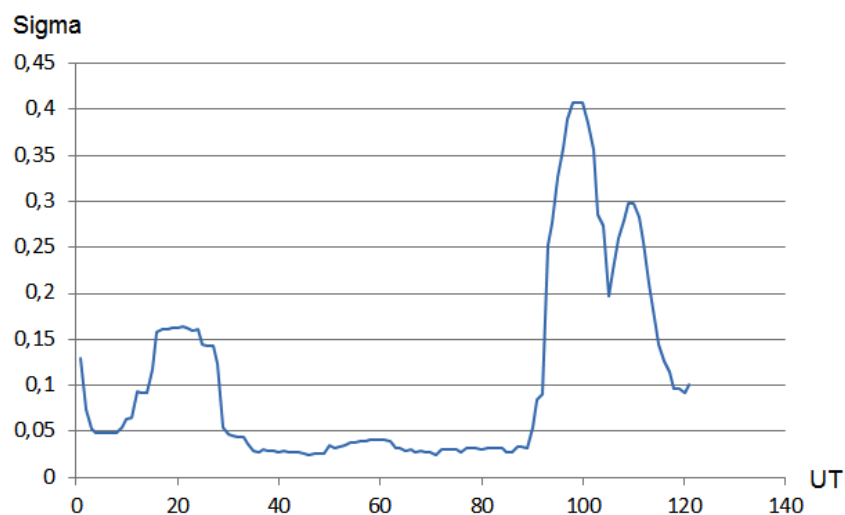


Figure 4-23 : Ecart-type mobile d'un segment où le volontaire est debout

Nous avons défini qu'un segment d'inactivité correspond à :

- La position assise si $densité \leq 0.1$.
- La position debout si $0.1 < densité < 0.3$.
- De la voiture si $0.3 \leq densité \leq 1$.

4.3 Conclusion

La proposition algorithmique que nous faisons permet de détecter, sur les jeux de données dont nous disposons, la plupart des activités à l'exception de la montée des escaliers. La détection des escaliers doit faire l'objet d'études supplémentaires.

Expérimentations numériques

Cette section propose quelques résultats sur l'évaluation de la dépense énergétique par les algorithmes proposés et qui est comparée aux capteurs spécialisés Armband et Actiheart.

5.1 Configuration matérielle et logicielle

La figure 5-1 représente le processus de test que nous avons appliqué durant notre étude. Les jeux de tests ont été acquis avec un téléphone « Samsung Nexus S » équipé du système d'exploitation Android 4.0.3.

Celui-ci transfère les données d'accélérométrie à ActivCollector via Internet, lequel traite les données et stocke les résultats dans sa base.

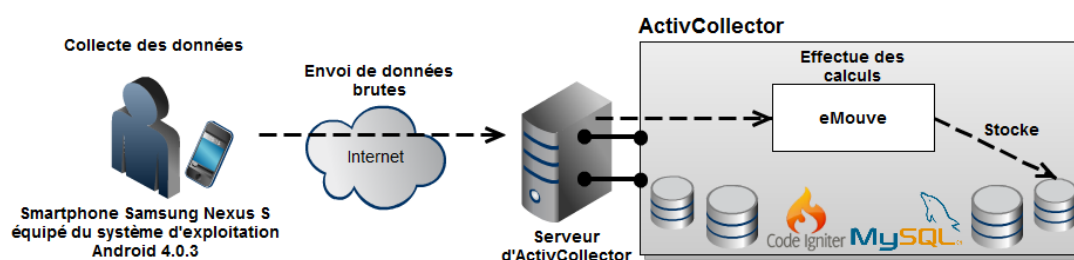


Figure 5-1 : Processus de test sur un volontaire équipé d'un « Nexus S » Android 4.0.3

Toutes nos expériences ont été réalisées à partir de cet unique téléphone. Il se peut que les accéléromètres d'un autre smartphone du même modèle donnent des résultats différents. Nous ne pouvons donc pas extrapoler nos résultats à d'autres téléphones.

5.2 Population étudiée

Nous avons testé notre algorithme sur un seul sujet masculin, de 25 ans, normo-pondéral. Ce sujet a participé à deux enregistrements :

- Le premier d'une heure environ.
- Le second coupé en 2 parties d'une heure chacune environ.

Lors de ces enregistrements, le volontaire portait aussi 2 capteurs de référence pour estimer la dépense énergétique : SenseWear Armband et Actiheart. Ils n'ont cependant fonctionné correctement que pour le premier enregistrement.

5.3 Les données collectées

Etant donné que le « Nexus S » fait partie des smartphones qui n'ont qu'une seule fréquence d'acquisition des données d'accélérométrie quel que soit le mode choisi (normal, jeu, ...), nos jeux de test mélangent 2 fréquences différentes :

- 50 Hz, soit 1 valeur toutes les 0.02 seconde, lorsque l'écran est allumé.
- 6 Hz, soit 1 valeur toutes les 0.17 seconde, lorsque le téléphone est en veille.

Les données collectées sont téléchargeables à l'adresse suivante : <https://www3.clermont.inra.fr/ActivCollector/emouve/data.7z>

5.4 Détection des activités

Nous avons testé notre modèle mathématique sur 2 jeux de données d'une heure et deux heures environ, respectivement.

Il est possible de déterminer la précision d'un modèle de 2 manières différentes :

- Soit en se basant sur la réalité : on regarde si les activités effectuées par le volontaire sont bien reconnues par le logiciel.
- Soit en se basant sur les résultats du logiciel : on regarde si ce qu'a reconnu le logiciel correspond bien à la réalité.

C'est cette dernière méthode de comparaison des résultats que nous utilisons car ce qui nous intéresse est de reconnaître la réalité à partir de ce que l'on mesure.

	Durée totale reconnue (en min)	Précision (en %)	Ecart-type (en %)
Assis	79,64	91,63	10,06
Debout	11,35	81,79	46,78
Voiture	8,32	35,88	21,28
Marche normale	71,75	75,07	9,22
Marche rapide	8,34	96,47	1,40
Course	1,69	97,20	0,00
Moyenne	-	79,68	-

Figure 5-2 : Précision de la reconnaissance des activités physiques

La figure 5-2 présente nos résultats sur 2 enregistrements, dont un est composé de 2 parties. Comme on peut le voir, le logiciel reconnaît très bien la course, la marche rapide et la position assise, avec une précision de plus de 90%. La position debout et la marche normale sont un peu moins bien reconnues, et la conduite automobile est l'activité que le logiciel a le plus de mal à reconnaître.

Cependant, il y a une très forte disparité de reconnaissance de la position debout et de la voiture parmi les enregistrements. De même, la position assise et la marche normale ont des écart-types un petit peu hauts.

5.5 Comparaison avec les précédentes publications

La figure 5-3 résume les résultats minimum, maximum et moyens obtenus par les différentes publications que nous avons étudiées ainsi que les nôtres.

Certaines activités sont peu reconnues, avec des pourcentages de reconnaissance de 12%, 36%, 41% et 49%, ce qui est insuffisant chez 4 des 6 publications.

	Min		Max		Moyenne
[PEN 11]	80,91%	4 variables	99,98%	20 variables	94,21%
[VIN 10]	78,43%	Dîner	97%	Bureau	88,47%
[KWA 10]	12,30%	Descente d'escaliers	98,30%	Course	84,97%
[LON 09]	49,40%	Vélo	94,30%	Voiture	77,64%
[BAO 04]	41,42%	Stretching	97,49%	Travail sur PC	83,90%
[LEE 11]	86,43%	Marche	99,56%	Position "allongé"	95,29%
Nous	35,88%	Voiture	97,20%	Course	79,68%

Figure 5-3 : Comparaison des résultats des publications

Nous pouvons voir qu'en moyenne nous faisons mieux que [LON 09], et que nous sommes assez proches de [KWA 10] et [BAO 04]. Il faut cependant préciser qu'aucune de ces publications n'a indiqué si les pourcentages de détection étaient basés sur les résultats qu'ils ont obtenus ou sur la réalité. Pour notre part, nous nous sommes basés sur les résultats de notre logiciel.

La figure 5-4 présente 3 séries de données pour chaque publication : les résultats minimum, maximum et moyens obtenus par une activité ou l'ensemble des activités. Les meilleurs résultats de chaque série sont mis en évidence en vert, et les moins bons en rouge.

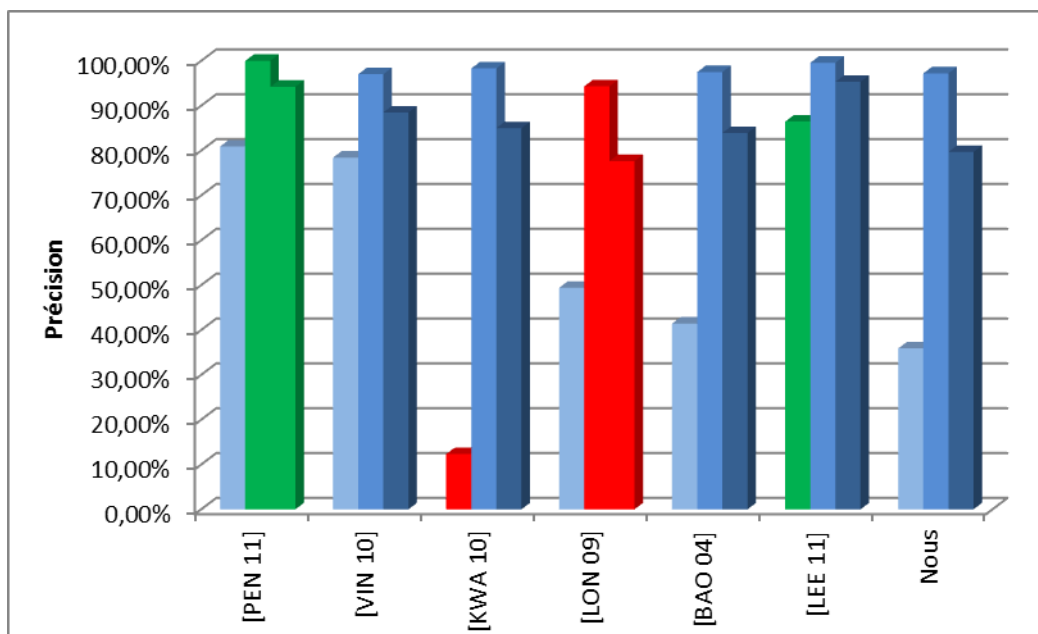


Figure 5-4 : Comparaison pourcentages de reconnaissance des activités dans 6 publications

5.6 Qualité de l'estimation de la dépense énergétique

Nous n'avons pu exploiter les données des capteurs Armband et Actiheart qu'à partir d'un seul un des 2 enregistrements que nous avons réalisés. La comparaison de la dépense énergétique totale estimée par ces capteurs et par notre modèle ne porte donc que sur une heure d'enregistrement.

5.6.1 Calcul de la dépense énergétique totale estimée par Armband

Le capteur Armband permet d'obtenir, minute par minute, la dépense énergétique totale (DET) exprimée en kcal/min ainsi que le nombre de MET (équivalent métabolique) de l'activité (figure 5-5). Un MET représente la dépense énergétique de repos d'une personne allongée et à jeun.

Heure synchronisée	MET	DET (kcal/min)
13:04:00	1,2058	1,4039
13:05:00	1,2010	1,3982
13:06:00	2,7638	3,2177
13:07:00	2,9457	3,4295
13:08:00	3,7452	4,3602
[...]		
14:04:00	1,0996	1,2802
14:05:00	1,0389	1,2095
14:06:00	1,2421	1,4461
14:07:00	1,2151	1,4146
14:08:00	1,0990	1,2795
Total	142,6083	166,0278

Figure 5-5 : Extrait des données renvoyées par le capteur Armband

On peut remarquer qu'il existe une relation de proportionnalité entre le nombre de METs et la DET. Pour le volontaire à l'origine de cet enregistrement, le coefficient est égal à 1,1642.

Durant l'enregistrement d'une heure et 5 minutes, le volontaire a eu une activité d'une intensité moyenne de 142,61 MET, ce qui correspond à $\frac{142.61}{65} = 2.194$ MET/min en moyenne. La dépense énergétique totale correspondante, calculée par Armband, est de 166,03 kcal.

5.6.2 Calcul de la dépense énergétique totale estimée par Actiheart

Le capteur Actiheart calcule aussi la dépense énergétique totale à partir de l'activité physique estimée DE_{AP} minute par minute, du métabolisme de repos et de la thermogénèse (énergie dépensée pour gérer et stocker les nutriments).

Ainsi, $DET = DE_{AP} + DE_{MR} + Thermogénèse$, où DE_{MR} est la dépense énergétique du métabolisme de repos. On sait aussi que $MET = \frac{DE_{AP} + DE_{MR}}{DE_{MR}}$ et que la thermogénèse vaut environ 10% de DET . On a donc $DET = MET * DE_{MR} + Thermogénèse$, et donc $DET = \frac{MET * DE_{MR}}{0.9}$. DE_{MR} est calculée à partir des équations de Schofield par Actiheart (figure 5-6).

Age	Homme	Femme	Unité
< 3	$0,167 * P + 1517,4 * T - 617,6$	$16,252 * P + 1023,2 * T - 413,5$	kcal / j
3-10	$19,59 * P + 130,3 * T + 414,9$	$16,969 * P + 161,8 * T + 371,2$	kcal / j
10-18	$16,25 * P + 137,2 * T + 515,5$	$8,36 * P + 465 * T + 200$	kcal / j
18-30	$0,063 * P + 2,896$	$0,062 * P + 2,036$	MJ / j
30-60	$0,048 * P + 3,653$	$0,034 * P + 3,578$	MJ / j
> 60	$0,049 * P + 2,459$	$0,038 * P + 2,755$	MJ / j

P Poids en kg

T Taille en m

Figure 5-6 : Equations de Schofield pour estimer le métabolisme de repos [SCH 85]

Etant donné que le volontaire qui a produit notre enregistrement pèse 70 kg pour 1 mètre 77 et qu'il est âgé de 25 ans, alors $DE_{MR} = 0.063 * 70 + 2.896 = 7.31 \text{ MJ / j}$, soit $DE_{MR} = 7.306 * 238.846 = 1745.01 \text{ kcal/j}$, soit encore $DE_{MR} = \frac{1745.01}{24 * 60} = 1.21 \text{ kcal/min}$. Cela signifie que pour ce volontaire, 1 MET vaut 1.21 kcal/min.

Le capteur Actiheart donne aussi, minute par minute, une estimation du nombre de MET. On peut donc aussi calculer *DET* à partir de ces valeurs.

Heure synchronisée	DE AP (cal/min)	MET	DET (kcal/min) (basée sur DE AP)
13:04:00	0	1	1,3465
13:05:00	0	1	1,3465
13:06:00	434,09	1,4	1,8288
13:07:00	2021,53	2,7	3,5926
13:08:00	2305,29	2,9	3,9079
[...]			
14:04:00	0	1	1,3465
14:05:00	0	1	1,3465
14:06:00	12,96	1	1,3609
14:07:00	0	1	1,3465
14:08:00	0	1	1,3465
Total		142,1	191,2468

Figure 5-7 : Extrait des données renvoyées par le capteur Actiheart, et calcul de la *DET*

On peut remarquer que l'intensité moyenne du volontaire évaluée par l'Actiheart est de 142,1 MET, ce qui correspond à $\frac{142.1}{65} = 2.186$ MET/min en moyenne. Actiheart donne donc un résultat en MET très proche d'Armband.

La dépense énergétique estimée est, quant à elle, assez différente : 191,247 kcal/min pour Actiheart contre 166,03 kcal/min pour Armband, soit une différence de 15,19%. Actiheart est connu pour surévaluer la dépense énergétique des activités de faible intensité.

5.6.3 Calcul de la dépense énergétique totale estimée par notre modèle

La figure 5-8 présente les activités que notre modèle a reconnues pour ce même enregistrement (65 minutes).

Activité	Durée de reconnaissance (en min)
Assis	3,78
Marche normale	8,72
Assis	1,59
Marche normale	4,35
Marche rapide	1,86
Marche normale	0,53
Marche rapide	1,70
Marche normale	0,17
Marche rapide	0,46
Marche normale	0,13
Marche rapide	0,34
Marche normale	0,91
Assis	1,21
Assis	0,30
Debout	0,33
Marche normale	1,19
Assis	5,08
Marche normale	0,44
Voiture	0,20
Debout	0,42
Debout	0,48
Marche normale	4,72
Assis	24,99
Voiture	1,10
Total	64,98

Figure 5-8 : Activités reconnues par le logiciel

Afin de pouvoir estimer la dépense énergétique, nous nous sommes basés sur les valeurs de MET proposées par le site Compendium of Physical Activities [AIN 11]. Les valeurs de ce site sont des valeurs générales que l'on peut « corriger » pour les adapter aux caractéristiques (âge, poids, taille)

du volontaire : $MET_C = \frac{MET_G * DE_{MR}}{3.5 ml^{-1} kg^{-1} min^{-1}}$ avec MET_C la valeur de MET corrigée, MET_G la valeur générale de MET du Compendium et DE_{MR} la dépense énergétique du métabolisme de repos calculée grâce aux équations de Harris & Benedict (figure 5-9). Toutes ces valeurs sont exprimées en $ml.kg^{-1} min^{-1}$.

	Equation (kcal/j)
Homme	$66,473 + 5,0033 * T + 13,7516 * P - 6,755 * A$
Femme	$655,0955 + 1,8496 * T + 9,5634 * P - 4,6756 * A$

T = Taille en cm ; P = Poids en kg ; A = Age en années

Figure 5-9 : Equations de Harris & Benedict pour estimer le métabolisme de repos [HAR 19]

Ainsi, la DE_{MR} du volontaire vaut $DE_{MR} = 1745.79 \text{ kcal/j}$. Comme il faut que cette valeur soit exprimée en volume d' O_2 consommé par unité de poids et par minute ($ml.kg^{-1} \text{ min}^{-1}$) pour obtenir la valeur corrigée des METs, on doit appliquer la formule suivante :

$$kcal / j / 1440 = kcal / \text{min} ; kcal / \text{min} / 5 = L / \text{min} ; \frac{L / \text{min}}{P} 1000 = ml.kg^{-1} \text{ min}^{-1}, \text{ avec } P \text{ le poids en kg.}$$

On obtient donc, pour le volontaire étudié :

$$1MET = DE_{MR} = 1.212 \text{ kcal} / \text{min} = 3.463877183 \text{ ml.kg}^{-1} \text{ min}^{-1}.$$

La figure 5-10 présente les valeurs générales de MET du Compendium et les valeurs corrigées pour le volontaire.

	MET / min	MET corrigé / min
Assis	1,3	1,2866
Debout	2,3	2,2763
Voiture	1,3	1,2866
Inactivité inconnue	1,3	1,2866
Marche normale	3,5	3,4639
Marche rapide	4,3	4,2556
Activité inconnue	2,5	2,4742

Figure 5-10 : Valeurs générales et corrigées de MET pour différentes activités

On peut donc calculer le nombre de MET associé à chaque activité reconnue par notre modèle, et calculer la dépense énergétique totale correspondante (figure 5-11).

La valeur en MET d'une activité est le résultat du produit de la durée (en minutes) de l'activité par la valeur en MET corrigé de l'activité.

Quant à la DET, elle est calculée, activité par activité, à partir de la valeur en MET de l'activité et de la thermogénèse : $DET_{activité} = MET_{activité} * DE_{MR} + \text{Thermogénèse}$. Comme la thermogénèse

représente environ 10% de $DET_{activité}$, on a $DET_{activité} = \frac{MET_{activité} * DE_{MR}}{0.9}$.

Activité	Durée (en min)	Somme des MET	DET (en kcal)
Assis	3,78	4,87	6,55
Marche normale	8,72	30,20	40,67
Assis	1,59	2,05	2,76
Marche normale	4,35	15,06	20,28
Marche rapide	1,86	7,92	10,66
Marche normale	0,53	1,82	2,45
Marche rapide	1,70	7,22	9,73
Marche normale	0,17	0,59	0,79
Marche rapide	0,46	1,94	2,61
Marche normale	0,13	0,46	0,62
Marche rapide	0,34	1,45	1,96
Marche normale	0,91	3,17	4,26
Assis	1,21	1,55	2,09
Activité inconnue	0,06	0,16	0,21
Assis	0,30	0,38	0,51
Activité inconnue	0,05	0,12	0,17
Debout	0,33	0,74	1,00
Marche normale	1,19	4,11	5,53
Assis	5,08	6,53	8,80
Marche normale	0,44	1,51	2,03
Voiture	0,20	0,25	0,34
Activité inconnue	0,04	0,10	0,14
Debout	0,42	0,96	1,29
Activité inconnue	0,04	0,10	0,14
Debout	0,48	1,09	1,46
Marche normale	4,72	16,36	22,02
Assis	24,99	32,15	43,29
Activité inconnue	0,02	0,04	0,06
Voiture	1,10	1,42	1,91
Total	65,20	144,34	194,34

Figure 5-11 : Calcul de la dépense énergétique totale

Nous pouvons remarquer que l'estimation de l'intensité moyenne de l'activité est de $\frac{144.34}{65} = 2.22$ MET/min, ce qui fait une différence de 1,17% et 1,53% par rapport au Armband et au Actiheart, respectivement.

Par contre, notre estimation de la dépense énergétique totale est proche de celle de l'Actiheart (1,62%), mais plus éloignée de celle du Armband (17,05%).

5.7 Conclusion

Les premiers tests que nous avons réalisés montrent d'une part que nous arrivons à bien identifier la majorité des activités physiques, et d'autre part que nous pouvons estimer la dépense énergétique totale grâce aux valeurs de MET fournies par le Compendium et aux caractéristiques physiques du volontaire (taille, poids et âge).

Notre estimation de la dépense énergétique est à 17,05% de l'évaluation du capteur Armband et à 1,59% de l'estimation du capteur Actiheart.

Conclusion

En première analyse, on peut considérer que les outils mathématiques proposés sont satisfaisants et permettent de reconnaître la majorité des activités physiques de faible intensité initialement prévues. La seule activité dont la reconnaissance pose des problèmes est la montée d'escaliers, qui est confondue 100% du temps avec la marche normale.

D'autre part, les premiers tests montrent que le taux de détection des activités est satisfaisant par rapport aux autres publications. De même, l'estimation de la dépense énergétique totale donne des résultats assez proches de ceux obtenus par les capteurs de référence que sont SenseWear Armband et Actiheart. Les premières évaluations donnent un écart inférieur à 2% des valeurs estimées par le capteur Actiheart et un écart de 17% environ avec le Armband.

Les études ont été réalisées sur un seul jeu de données fourni par un seul volontaire. Elles ouvrent la voie à la deuxième partie du travail qui consiste à réaliser des « Etudes Algorithmiques en laboratoire » (étape 2 de la figure 6-1) ce qui nécessite une dizaine de volontaires.

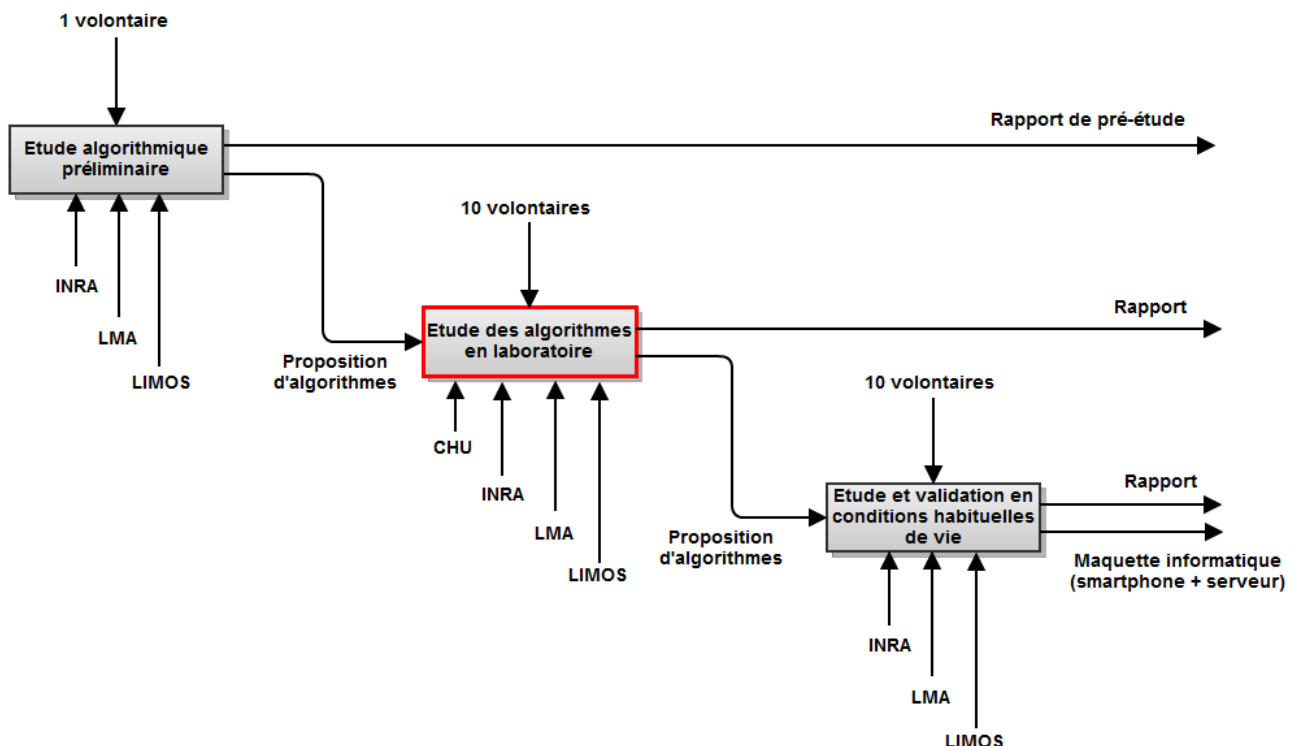


Figure 6-1 : Etapes de l'étude

LISTE DES FIGURES

Figure 1-1 : Fonctionnalités et acteurs d'ActivCollector [GUI 11a]	7
Figure 1-2 : Composition du système ActivCollector au 10/06/2012.....	8
Figure 1-3 : Principales étapes du travail.....	9
Figure 1-4 : Détails de l'étude.....	10
Figure 1-5 : Prévalence de l'obésité dans la population française de 1997 à 2009 [INS 09]	11
Figure 1-6 : Répartition des niveaux d'indice de masse corporelle dans la population française [INS 09].....	12
Figure 1-7 : Principe des chambres calorimétriques	13
Figure 1-8 : Principe de l'eau doublement marquée.....	14
Figure 2-1 : Etapes de l'étude.....	17
Figure 2-2 : Evolution des parts de marché dans le monde, de 2009 à 2011 [ECO 11]	18
Figure 2-3 : Evolution des parts de marché en France, de 2010 à 2012 [HTC 12].....	19
Figure 2-4 : Part des différentes versions d'Android au 02/07/2012 [AND a].....	19
Figure 2-5 : Axes de l'accéléromètre d'un smartphone Android [AND b].....	20
Figure 2-6 : Fréquences (en Hz) des accéléromètres de téléphones Android	21
Figure 2-7 : Graphique des fréquences des accéléromètres de téléphones Android	21
Figure 2-8 : Part des versions d'iOS début octobre 2011 [IPH 11].....	22
Figure 2-9 : Axes de l'accéléromètre d'un iPhone [APP a]	22
Figure 2-10 : Axes de l'accéléromètre d'un smartphone Windows Phone 7 [AND 10]	23
Figure 2-11 : Applications « Nike+GPS » [NIK], Sensorfit [SEN] et « SportsTrackLive » [SPO]	24
Figure 2-12 : Résultats utilisant les 4 accéléromètres, sur 3 sujets [PEN 11]	26
Figure 2-13 : Résultats comparés à ceux de trois autres études [VIN 10]	27
Figure 2-14 : Répartition des activités traitées [KWA 10]	27
Figure 2-15 : Position du smartphone lors du port par les sujets [KWA 10].....	28
Figure 2-16 : Résultats obtenus avec les 3 modèles, et comparaison avec un modèle de base [KWA 10].....	28
Figure 2-17 : Positions de l'accéléromètre et de l'ordinateur portable [LEE 11]	29
Figure 2-18 : Précisions moyennes (en %) des deux modèles [LEE 11]	29
Figure 2-19 : Tableau comparatif des publications.....	30
Figure 3-1 : Proportion de personnes disposant d'un mobile selon l'âge [ARC 11].....	31
Figure 3-2 : Principe des smartphones	32
Figure 3-3 : Principe de fonctionnement de l'application [ROU 11]	32
Figure 3-4 : Principe des échanges d'informations entre le smartphone et ActivCollector.....	34
Figure 4-1 : Capture d'écran de l'application de collecte utilisée.....	37
Figure 4-2 : Extrait de données d'accélérométrie envoyées par le smartphone.....	37
Figure 4-3 : Axes non centrés dans un repère.....	38
Figure 4-4 : Exemple d'un enregistrement où l'utilisateur se sert de son téléphone	41

Figure 4-5 : Etapes d'analyse d'un flux de données	42
Figure 4-6 : Calcul de la variation moyenne du module centré au point P	43
Figure 4-7 : Variations moyennes sur un enregistrement d'environ une heure	43
Figure 4-8 : Variables calculées à partir d'un enregistrement	45
Figure 4-9 : Représentation graphique de $r(t)$ pour un jeu de tests d'une heure	46
Figure 4-10 : Ecart-type mobile de la marche.....	47
Figure 4-11 : Création, par périodisation, d'un échantillon de 4096 valeurs à partir de 4090 valeurs	48
Figure 4-12 : Calculs sur les complexes issus de la FFT	49
Figure 4-13 : Spectre de fréquences de la marche lente.....	49
Figure 4-14 : Spectre de fréquences de la marche normale	50
Figure 4-15 : Spectre de fréquences de la marche rapide	50
Figure 4-16 : Spectre de fréquences de la course.....	52
Figure 4-17 : Spectre de fréquences de la montée d'escaliers	52
Figure 4-18 : Spectre de fréquences de la descente d'escaliers	53
Figure 4-19 : Travail réalisé par le logiciel de calcul de FFT	53
Figure 4-20 : Exemple de vidéo générée par le logiciel, sur des données de marche	54
Figure 4-21 : Représentation graphique de l'écart-type mobile	55
Figure 4-22 : Ecart-type mobile d'un segment où le volontaire est assis	55
Figure 4-23 : Ecart-type mobile d'un segment où le volontaire est debout.....	56
Figure 5-1 : Processus de test sur un volontaire équipé d'un « Nexus S » Android 4.0.3	57
Figure 5-2 : Précision de la reconnaissance des activités physiques.....	58
Figure 5-3 : Comparaison des résultats des publications	59
Figure 5-4 : Comparaison pourcentages de reconnaissance des activités dans 6 publications	60
Figure 5-5 : Extrait des données renvoyées par le capteur Armband.....	60
Figure 5-6 : Equations de Schofield pour estimer le métabolisme de repos [SCH 85]	61
Figure 5-7 : Extrait des données renvoyées par le capteur Actiheart, et calcul de la DET	62
Figure 5-8 : Activités reconnues par le logiciel	63
Figure 5-9 : Equations de Harris & Benedict pour estimer le métabolisme de repos [HAR 19]	64
Figure 5-10 : Valeurs générales et corrigées de MET pour différentes activités	64
Figure 5-11 : Calcul de la dépense énergétique totale	65
Figure 6-1 : Etapes de l'étude.....	67

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>)
- [BAO 04] Bao L. & Intille S. (2004), Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data. In *Lecture Notes Computer Science*, vol. 3001, pp 1-17.
(http://users.ece.cmu.edu/~bfrench/ewatch_files/papers/acceleromter_activity_recog/BaoIntille04.pdf)
- [COU 11] Cournollet T. & Fobis S. (2011) Réalisation d'un programme pour Windows Phone 7 pour le suivi de l'activité physique.
(<https://www3.clermont.inra.fr/ActivCollector/home/publications>)
- [GUI 11a] Guidoux R. & Rousset S. (2011), Demande de création d'un site Internet ActivCollector pour collecter des données issues de recherches menées chez l'Homme par l'UMR 1019 Nutrition Humaine INRA-Université d'Auvergne au sein de l'Unité d'Exploration en Nutrition du CRNH.
(<https://www3.clermont.inra.fr/ActivCollector/home/publications>)
- [GUI 11b] Guidoux R. (2011), Conception et réalisation d'un système de gestion centralisée des données issues de projets de recherche clinique en nutrition humaine. Rapport de stage d'ingénieur en informatique. ISIMA, Clermont-Ferrand. (<https://www3.clermont.inra.fr/ActivCollector/home/publications>)
- [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>
- [HUY 08] Huynh T., Fritz M. & Schiele B. (2008), Discovery of Activity Patterns using Topic Models. In *Proceedings of the 10th international conference on ubiquitous computing*, vol. 344, pp 10-19.
(<http://www.eecs.berkeley.edu/~mfritz/papers/ubicomp2008.pdf>)
- [INS 09] INSERM, TNS Healthcare & Roche (2009), Enquête épidémiologique nationale sur le surpoids et l'obésité.
(http://www.roche.fr/fmfiles/re7199006/cms2_cahiers_obesite/AttachedFile_10160.pdf)
- [MIC 11] Michel J. et Besson J. (2011) Elaboration d'une application iPhone et d'un site Internet pour le suivi de l'activité physique. Rapport de projet L3. Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand.
(<https://www3.clermont.inra.fr/ActivCollector/home/publications>)
- [KAM 11] Kamèche N. et Roux G. (2011), Développement du logiciel Finder2E pour le test des modèles de prédiction de la dépense énergétique et élaboration du cahier des charges du service web ActivCollector.
(<https://www3.clermont.inra.fr/ActivCollector/home/publications>)
- [KWA 10] Kwapisz J.R., Weiss G.M. & Moore S.A. (2010) Activity Recognition using Cell Phone Accelerometers. In *ACM SIGKDD Explorations*, vol. 12 (2), pp 74-82.
(<http://storm.cis.fordham.edu/~gweiss/papers/sensorKDD-2010.pdf>)

- [LAS 10] Lasnes M. (2010), Prédiction de la dépense énergétique Finder2E. Rapport de stage Licence L3 Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand.
(<https://www3.clermont.inra.fr/ActivCollector/home/publications>)
- [LEE 11] Lee M.W., Khan A.M., Kim T.S. (2011), A single tri-axial accelerometer-based real-time personal life log system capable of human activity recognition and exercise information generation. In *Personal and Ubiquitous Computing*, vol. 15 (8), pp 887-898.
(<http://www.springerlink.com/content/ek1103u4w88l8110/fulltext.pdf>)
- [LON 09] Long X., Yin B., Aarts R.M. (2009), Single-Accelerometer-Based Daily Physical Activity Classification. In *Proceedings of the 31st Annual International Conference of the IEEE EMBS*, Minneapolis, MN, USA, 2–6 September 2009, pp 6107-6110.
(http://www.extra.research.philips.com/hera/people/aarts/RMA_papers/aar09pu8.pdf)
- [PEN 11] Peng J., Ferguson S., Rafferty K. & Kelly P.D. (2011) An efficient feature selection method for mobile devices with application to activity recognition. In *Neurocomputing*, vol. 74, pp 3543-3552.
(<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925231211004309>)
- [RAM 11] Ramilijaona A., Fatnassi S. et Rajerison A. (2011) Développement Mobile sous Android 2.2. Rapport de projet de L3. Université Blaise Pascal. Clermont-Ferrand.
(<https://www3.clermont.inra.fr/ActivCollector/home/publications>)
- [ROU 11] Rousset S. (2011), Dossier de demande de bourse innovation thèse ou CDD.
(<https://www3.clermont.inra.fr/ActivCollector/home/publications>)
- [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>)
- [SPR 10] Spriet C. & Walter A. (2010), Traitement mathématique de données cardiaques : étape préliminaire de la prédiction de la dépense énergétique. Rapport de projet de l'ISIMA Filière F3, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand.
(<https://www3.clermont.inra.fr/ActivCollector/home/publications>)
- [VIN 10] Vinh-L.T., Lee S., Le H.X., Ngo H.Q., Kim H.I., Han M. & Lee Y. (2010) Semi-Markov conditional random fields for accelerometer-based activity recognition. In *Applied Intelligence*, vol. 35 (2), pp 226-241.
(<http://www.springerlink.com/content/m2784pk572750683>)
- [WEI 49] Weir J.B. d. V. (1949) New Methods for Calculating Metabolic Rate. In *J Physiol*, vol 109 (1-2), pp 1-9.
(http://www-personal.umich.edu/~kzelik/Indirect_Calorimetry_files/Weir%201949.pdf)
- [WIT 05] Witten I.H. & Frank E. (2005) Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques. 558p.
(<http://177.101.20.73/docs/wittenfrank.pdf>)

WEBOGRAPHIE

[AND a] Android Developers, Platform Versions [réf. du 02/07/12]

<http://developer.android.com/about/dashboards/index.html>

[AND b] Android Developers, SensorEvent [réf. du 11/06/12].

<http://developer.android.com/reference/android/hardware/SensorEvent.html>

[AND 10] Andy Beaulieu (2010), Physics Games in Silverlight on Windows Phone 7 [réf. du 11/06/12].

<http://www.andybeaulieu.com/Home/tabid/67/EntryID/194/Default.aspx>

[APP a] iOS Developer Library, Event Handling Guide for iOS [réf. du 11/06/12].

<https://developer.apple.com/library/ios/#DOCUMENTATION/EventHandling/Conceptual/EventHandlingiPhoneOS/MotionEvents/MotionEvents.html>

[APP b] iOS Developer Library, iOS App Programming Guide [réf. du 11/06/12].

http://developer.apple.com/library/ios/#documentation/iPhone/Conceptual/iPhoneOSProgrammingGuide/ManagingYourApplicationsFlow/ManagingYourApplicationsFlow.html#//apple_ref/doc/uid/TP40007072-CH4-SW3

[ARC 11] ARCEP (2011), L'ARCEP et le CGIET rendent publics les résultats de la 9ème enquête annuelle sur la diffusion, en France, des technologies de l'information et de la communication (téléphonie fixe et mobile, internet, micro-ordinateur), [réf. du 20/02/12].

[http://www.arcep.fr/index.php?id=8571&tx_gsactualite_pi1\[uid\]=1462&tx_gsactualite_pi1\[backID\]=1&cHash=037cff2413](http://www.arcep.fr/index.php?id=8571&tx_gsactualite_pi1[uid]=1462&tx_gsactualite_pi1[backID]=1&cHash=037cff2413)

[ECO 11] EcoConscient (2012), Vente de smartphones monde 2011 : Android équipe près d'1 smartphone sur 2 – (Gartner) [réf. du 02/03/12]. <http://www.eco-conscient.com/art-547-vente-de-mobiles-android-croite-de-600-au-premier-trimestre-2010.html>

[FRA 11] FrAndroid (2011), En France, Android est en forte progression, alors que Symbian et iOS passent sous la barre des 30% [réf. du 02/03/12]. http://www.frandroid.com/actualites-generales/66675_en-france-android-est-en-forte-progression-alors-que-symbian-et-ios-passent-sous-la-barre-des-30

[GNU] Gnuplot, [réf. du 30/02/12]. <http://www.gnuplot.info>

[HTC 12] HTC-Dev (2012), Android VS IOS « Part de marché en France » [réf. du 06/02/12].

<http://htc-dev.net/android-vs-ios-part-de-marche-en-france>

[IPH 11] iPhon, iOS 5 déployé sur plus d'un tiers des iPhone, iOS 4 reste très majoritaire [réf. du 11/06/12].

<http://www.iphon.fr/post/part-marche-ios-4-ios-5-ios-3>

[MSD 12] Microsoft MSDN (2012), How to: Get Data from the Accelerometer Sensor for Windows Phone [réf. du 11/06/12].

<http://msdn.microsoft.com/en-us/library/ff431810%28v=vs.92%29.aspx>

[NIK] Nike, Application NIKE+ GPS : Tirez le meilleur de vos courses. [réf. du 10/06/12].

http://nikeplus.nike.com/plus/products/gps_app

[SEN] Sensorfit [réf. du 14/06/12]. <http://sensorfit.com/en>

[SPO] SportsTrackLive [réf. du 09/06/12]. <http://www.sportstracklive.com>