

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE SAAD-DAHLAB DE BLIDA
FACULTE DES SCIENCES
DEPARTEMENT D'INFORMATIQUE



Mémoire réalisé par :

Mr. Benziadi Abderrahmane & Mr. Adjadj Walid

Pour l'obtention du diplôme de Master

Domaine: Mathématique et Informatique

Filière: Informatique

Spécialité: Génie des Systèmes informatiques

THEME :

Conception et réalisation d'une application pour la reconnaissance
du mouvement du corps humain via le dispositif SHIMMER
sensor.

Encadré par : Mr Kerdjadj Oussama

Supervisé par : Mr Cherif-Zahar Amine

Soutenu le : 23/06/2016,

devant le jury composé de :

Président :

Mr Nehal Djilali

Examineur :

Mme Ouahrani Leila

Année universitaire : 2015-2016

REMERCIEMENTS

Au terme de ce travail effectué au sein du centre de développement des technologies avancés CDTA, nous tenons à exprimer notre reconnaissance et nos remerciements les plus vifs :

Notre reconnaissance à Mr O.Kerdjidj, qui a accepté de nous encadrer au sein du CDTA et qui grâce à sa bienveillance, l'élaboration de ce travail a été menée à bien. Notre plus vive reconnaissance pour ses encouragements, ses conseils précieux et ses directives. Son aide si efficace avec beaucoup de compréhension a apporté beaucoup à ce travail. Nous lui adressons ici tout notre respect.

A vous Mr A.Cherif Zahar pour avoir supervisé notre travail avec minutie. Notre reconnaissance pour vos encouragements, vos conseils précieux avec lesquels vous avez examiné notre travail. Nous vous exprimons notre profonde gratitude.

Nous sommes redevables aux membres du jury de nous faire l'honneur de juger ce travail..

Nos sincères remerciements s'adressent également à toute l'équipe de la division télécom du CDTA pour leur aide amicale.

Nous tenons également à remercier, tous ceux qui ont contribué à la réalisation de ce travail.

De même à nos amis, et à tous nos camarades de notre promotion qu'ils retrouvent ici notre reconnaissance pour nous avoir soutenus et encouragés.

Dédicace

A ma mère,

Tu m'as donné la vie, la tendresse et le courage pour réussir. Tout ce que je peux t'offrir ne pourra exprimer l'amour et la reconnaissance que je porte.

En témoignage, je t'offre ce modeste travail pour te remercier pour tes sacrifices et pour l'affection dont tu m'a toujours entourée

A mon père,

L'épaule solide, l'œil attentif compréhensif et la personne la plus digne de mon estime et de mon respect.

Aucune dédicace ne saurait exprimer mes sentiments, que Dieu te préserve et te procure santé et longue vie



Abderrahmane.

Dédicace

Je dédie mon travail à ma famille avec tous mes sentiments de respect, d'amour, de gratitude et de reconnaissance pour tous les sacrifices déployés pour m'élever dignement et assurer mon éducation dans les meilleures conditions.

À Mr O.Kerdjidj qui nous a suivi au sein du CDTA et a partagé ces connaissances avec nous.

À Mr A.Charif Zahar qui nous a pris en charge et nous a beaucoup aidés tout au long de l'année.

À tous mes amis.



Walid.

Résumé

Dans ce projet, nous proposons une méthode de classification pour la reconnaissance des activités quotidiennes « courir », « marcher », « sauter ».....etc., ainsi que les chutes. Et cela en utilisant les signaux l'accéléromètre et le gyroscope inclus dans la plateforme multi-capteur SHIMMER SENSOR, pour cela on a mis à disposition une application assurant tout ce processus de l'acquisition de données à la détection de mouvements en temps réel.

Nous avons fait une collecte de données sur 22 sujets de tests effectuant sept types d'activités au total , puis on a fait l'extraction des paramétrés (Features) sélectionnées au préalable sur ces données pour établir notre base d'apprentissage , qui a servi à l'élaboration de deux modèles en suivant deux approches de classification supervisée : le K plus proches voisins (KNN), et les séparateurs à vaste marge SVM.

Les résultats obtenus après avoir testé les deux modèles ont montré que la première approche KNN a obtenu un taux de classification global de 96.8%, contrairement au SVM qui n'a obtenu que : 90%.

Mots clés : Classification, Plateforme multi-capteurs, Shimmer Sensor, Accéléromètre, Gyroscope , paramétrés ,KNN,SVM

Sommaire :

CHAPITRE 1 :	13
1-1 La reconnaissance des mouvements	14
1-1-1 Les différents types de systèmes pour la reconnaissance de mouvement :	15
1-1-2 Travaux relatifs sur les plateformes Multi-capteurs :	17
1-2 La classification, point essentiel dans la détection de mouvement	18
1-2-1 Présentation des classifieurs utilisés:	19
A - Le K plus proche voisin (KNN)	19
B - Les machines à vecteurs de support (SVM) :	21
1-2-2 Processus de la classification supervisée :	22
1-2-3 Indicateurs de performance d'un classifieur :	24
1-3 Choix de la plate-forme multi-capteurs pour le projet	25
1-3-1 Les différentes plateformes multi-capteurs disponible dans le marché :	25
1-3-2 Les critères de sélection de la plate-forme (SHIMMER SENSOR)	28
1-3-3 Les composants de la plate-forme SHIMMER :	29
A. L'accéléromètre :	29
B. Le gyroscope :	30
C. L'électrocardiogramme :	31
1-3-4 Le moyen de communication de la plate-forme SHIMMER SENSOR :	32
A. Le Standard Bluetooth :	32
B. Les différentes Couches du protocole :	32
1-4 Conclusion :	33
CHAPITRE 2 :	34
PARTIE I :	35
I.1 Phase d'apprentissage	35
I.1-1 Collecte des données :	35
A. Positionnement de SHIMMER sur le corps :	36
B. Environnement de l'acquisition de donnée :	37
C. Protocole d'acquisition pour les mouvements traités :	38
D. Représentation de données récoltées :	43
I.1-2 L'extraction des paramètres pour notre classifieur (features)	44
A. Les paramètres (features) :	45
B. Les paramètres choisis pour notre classifieur :	45

C. Extraction de paramètres :	47
I.1-3 La classification :	49
A. Les K plus proche voisin :	49
B. Machines à Vecteurs de Support (SVM)	51
C. Élaboration du modèle (Apprentissage)	53
D. Validation du modèle (Classifieur)	54
I.2 Déploiement du système.	55
I.2-1 Identification de l'activité humaine :	55
I.2-2 Autre traitement : ECG	55
A. Positionnement des électrodes de l'ECG	56
B. Calcul du rythme cardiaque à partir du signal ECG	58
Partie II :	60
II-1 Description de base :	60
II-2 Spécification des besoins :	60
A. Les besoins fonctionnels :	60
B. Les besoins non fonctionnels :	61
II-3 Description détaillé :	61
II-4 Identification des acteurs du système :	61
II-5 Les diagramme de cas d'utilisation :	62
A. Diagramme d'utilisation générale :	62
B. Les diagrammes d'utilisation détaillée :	62
II-6 Description des cas d'utilisation :	63
II-8 Conclusion :	69
CHAPITRE 3 :	70
3-1 Réalisation :	71
3-1-1 Environnement de travail :	71
A- Matériel :	71
B- Logiciel :	73
C- Le langage de programmation :	74
D- Les bibliothèques utilisées :	74
E- Logiciel pour le calibrage du dispositif « SHIMMER SENSOR » :	75
3-1-2 Présentation de l'application :	76
A. Interface d'accueil :	76

B. Interface utilisateur:	76
C. Interface « Training mode » :	77
D. Interface « Mouvement Detection » :	79
E. Interface « Choix du sujet » :	80
F. Interface « Configuration du classifieur » :	81
G. Interface « visualisation des données »	82
3-2 Expérimentations :	83
3-2-1 Collectes de données	83
3.2.3 Extraction des paramètres	84
3.2.4 Classification et test :	85
3-2-5 Discussion sur les résultats obtenus :	89
3-2-6 D'autres expériences :	89
3-3 Conclusion :	90
Conclusion générale :	91
<i>Bibliographie</i>	98

Table des figures :

FIGURE 1.1 – Quelques mouvements du corps humain	14
FIGURE 1.2 – Les étapes pour la détection de mouvement	14
FIGURE 1.3 – Personne faisant une chute capturé par caméra.	15
FIGURE 1.4 – Plancher Muni de capteurs ambiants	16
FIGURE 1.5 – Exemple de classification avec KNN.	20
FIGURE 1.6 – Classifieur binaire par SVM.	21
FIGURE 1.7 – Transformation d'espace à l'aide de la fonction noyau Φ	22
FIGURE 1.8 – Validation croisée à 5 Piles.....	23
FIGURE 1.9 – Matrice de confusion.	24
FIGURE 1.10 – Courbe ROC.	25
FIGURE 1.11 – Plate-forme SunSpot (Site SunSpotWorld).	26
FIGURE 1.12 – Plate-forme TELOS-B (Site Xbow).	27
FIGURE 1.13 – Plate-forme SHIMMER.	28
FIGURE 1.14 – exemple d'un signal accéléromètre d'une personne en marche.	29
FIGURE 1.15 – exemple d'un signal accéléromètre d'une personne assise.....	29
FIGURE 1.16 – exemple d'un signal Gyroscope pour le mouvement chute.	30
FIGURE 1.17 – exemple d'un signal Gyroscope pour le mouvement « sauter ».	30
FIGURE 1.18 – Caractéristiques d'un tracé électrocardiogramme.....	31

FIGURE 1.19 – exemple d’un signal ECG.	31
FIGURE 1.20 – Architecture de la pile de protocoles IEEE-802.15.1 Bluetooth.....	33
FIGURE 2.1 – Les principales étapes pour la conception de notre système.....	35
FIGURE 2.2 – Les différents postions de SHIMMER sur le corps humain	36
FIGURE 2.3 – Positionnement du dispositif SHIMMER SENSOR.....	37
FIGURE 2.4 – L’environnement de collecte de données et de tests	38
FIGURE 2.5 – Image d’un sujet effectuant l’activité : Laying.	39
FIGURE 2.6 – Image d’un sujet effectuant l’activité : Standing.	39
FIGURE 2.7 – Image d’un sujet effectuant l’activité : Sitting.....	40
FIGURE 2.8 – Image d’un sujet effectuant l’activité : Walking.....	40
FIGURE 2.9 – Image d’un sujet effectuant l’activité : Running.....	41
FIGURE 2.10 – Image d’un sujet effectuant l’activité : Jumping.....	41
FIGURE 2.11 – Image d’un sujet effectuant l’activité : FALL (chute).	42
FIGURE 2.12 – Exemple d’un fichier de DATA récolté en .csv.....	43
FIGURE 2.13 – Signaux des différentes activités.....	44
FIGURE 2.14 – Influence de la fenêtre de temps sur un signal de l’activité "Chute"	47
FIGURE 2.15 – Extraction de paramétrés sur une fenêtre de 2.5 secondes.	48
FIGURE 2.16 – Génération des données d’apprentissage.	49
FIGURE 2.17 – exemple d’une classification <i>KNN</i>	50
FIGURE 2.18 – Approche une-contre-reste avec des zones d’indécision.	52
FIGURE 2.19 – Approche un contre un avec la zone d’indécision	52
FIGURE 2.20 – Test du modèle par division de données.	54
FIGURE 2.21 – Reconnaissance de l’activité humaine.	55
FIGURE 2.22 – Emplacement des cinq électrodes.	56
FIGURE 2.23 – Emplacement des cinq électrodes.	57
FIGURE 2.24 – La méthode des 300.	58
FIGURE 2.25 – La méthode des 6 secondes.....	59
FIGURE 2.26 – Modèle de cas d’utilisation globale.	62
FIGURE 2.27 – Modèle du cas d’utilisation « Gestion des utilisateurs».	62
FIGURE 2.28 – Modèle du cas d’utilisation « Gestion des prises ».	63
FIGURE 2.29 – Modèle du cas d’utilisation « Faire une prise ».	63
FIGURE 2.30 – Diagramme de séquence « s’authentifier ».	64
FIGURE 2.31 – Diagramme de séquence « Faire une prise ».	65
FIGURE 2.32 – Diagramme de séquence « Gestion des sujets ».	66
FIGURE 2.33 – Diagramme de séquence « Gestion des prises ».	67
FIGURE 2.34 – Diagramme de classe.	68
FIGURE 3.1 – Caractéristique de l’ordinateur I.	71
FIGURE 3.2 – Caractéristique de l’ordinateur II.	71
FIGURE 3.3 – Shimmer sensor muni de sa ceinture.	72
FIGURE 3.4 – Les électrodes utilisées.	72
FIGURE 3.5 – Logiciel pour la configuration de « SHIMMER SENSOR ».	75
FIGURE 3.6 – Capture d’écran de la fenêtre d’accueil avant authentification.....	76
FIGURE 3.7 – Capture d’écran de la fenêtre principale.	77
FIGURE 3.8 – Capture d’écran de la fenêtre « Training Mode ».	78

FIGURE 3.9 – Capture d’écran de la fenêtre « Mouvement détection ».	79
FIGURE 3.10 – Capture d’écran de la fenêtre « Choix du sujet ».	80
FIGURE 3.11 – Capture d’écran de la fenêtre « Configuration du classifieur ».	81
FIGURE 3.12 – Capture d’écran de la fenêtre « Visualisation des données ».	82
FIGURE 3.13 – Matrice de confusion du KNN (en nombre d’échantillons).	85
FIGURE 3.14 – Courbe ROC du KNN.	86
FIGURE 3.15 – Matrice de confusion du SVM (en nombre d’échantillons).	87
FIGURE 3.16 – Courbe ROC du SVM.	88

Liste des tableaux :

TABLE 1.1 – Résumé des travaux sur les plates-formes multi-capteurs.	17
TABLE 1-2 : Les avantages de SHIMMER.	28
TABLE 2-1 : liste des labels.	53
TABLE 2-2 : Code couleur des électrodes de SHIMMER SENSOR.	56
TABLE 3-1 : Liste des sujets de test.	83
TABLE 3-2 : Sélection des paramètres.	84
TABLE 3-3 : Base d’apprentissage.	84
TABLE 3-4 : Matrice de confusion du KNN (en Taux de classification).	86
TABLE 3-5 : Matrice de confusion du SVM (en Taux de classification).	87

INTRODUCTION GENERALE

De plus en plus d'applications nécessitent l'application conjointe de techniques de traitement du signal et d'apprentissage automatique (Machine Learning) à des séries temporelles provenant de capteurs. Certains outils permettent d'accélérer le traitement de ce type de donnée en fournissant au sein d'un unique environnement de développement des outils de connexion directe aux capteurs et d'acquisition de données, ainsi qu'une gamme complète de méthodes d'analyse.

En effet ce progrès a donné naissance à plusieurs domaines d'application dont la détection de mouvements qui sera traité dans la suite de notre projet.

Cette reconnaissance d'activité nécessite l'extraction de données multiples, ainsi que leurs interprétations, et fait appel à des techniques d'analyse et de classification de données.

Les grandes lignes de ce projet, consistent à faire une détection de mouvements à partir d'une plate-forme multi-capteurs 'SHIMMER SENSOR' en utilisant les données extraites de celle-ci sur différents algorithmes d'apprentissage automatique pour arriver à la fin à un classifieur stable avec un taux de précision conséquent qui va être injecté à notre application pour assurer sa fonctionnalité principale qui est la reconnaissance de l'activité de la vie de tous les jours « courir », « marcher », « sauter ».....etc.

Ce travail entrera dans différents domaines d'application dont la surveillance à distance de l'activité d'individus nécessitant une assistance permanente.

De ce fait notre travail se divisera en trois parties, où nous présenterons dans le premier chapitre les différents moyens qui existent pour faire la détection de mouvements, afin de passer aux outils qu'on va utiliser qui sont la plate-forme SHIMMER SENSOR et l'apprentissage automatique tout en citant quelques travaux faits dans la littérature dans ce domaine. Ensuite dans le chapitre deux on passera à la phase de conception où on va détailler notre approche pour faire la classification, allons du prétraitement jusqu'à la prise de décision après avoir fait extraction des paramètres pour les injecter dans un algorithme de classification. Et on entamera dans le même chapitre l'analyse des besoins fonctionnels et non fonctionnels de l'application.

Enfin dans la dernière partie on exposera notre application avec les résultats de nos expérimentations et les performances qu'on a pu atteindre pour satisfaire au mieux les exigences de départ.

CHAPITRE 1 :

Etat de l'art

Introduction :

Ce chapitre se divise en trois parties, tout d'abord on va parler de la reconnaissance du mouvement tout en citant les différents systèmes disponibles pour la réalisation de celle-ci.

Ensuite on présentera la classification en donnant une brève description sur les deux classifieurs qu'on va utiliser dans la suite de notre projet, on parlera aussi du processus pour la création du modèle classifieur et des méthodes utilisées pour sa validation.

Et enfin on parle du choix de la plate-forme SHIMMER Sensor et de ses capteurs qu'on va utiliser pour faire notre détection de mouvement qui sont l'accéléromètre, le gyroscope et l'ECG.

1-1 La reconnaissance des mouvements

Ces dernières années, le problème de reconnaissance et de classification d'activités humaines a suscité l'intérêt des communautés de recherche, allant des neurosciences du mouvement, la biomécanique, l'informatique, l'électronique et les sciences de l'ingénierie. Et s'intègre dans plusieurs domaines d'application, que ce soit en médecine pour le suivi et l'assistance de personnes âgées, ou dans le domaine sportif ou différents types d'activités physiques sont étudiés.

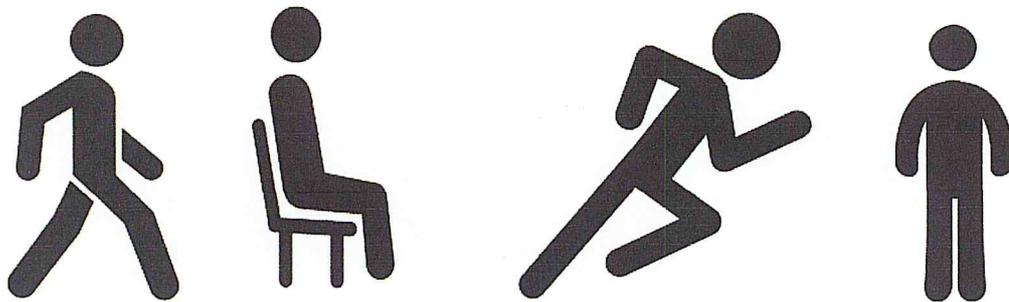


FIGURE 1.1 - Quelques mouvements du corps humain

Cette reconnaissance d'activité nécessite l'extraction de données multiples, l'interprétation automatique de ces données, et fait appel à des méthodes d'analyse et de classification de données pour arriver à faire la détection de l'activité humaine.

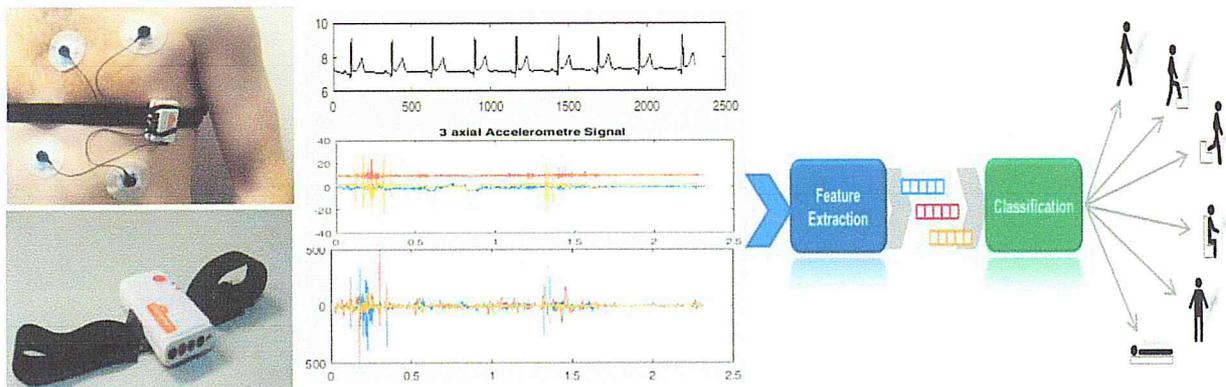


FIGURE 1.2 - Les étapes pour la détection de mouvement

1-1-1 Les différents types de systèmes pour la reconnaissance de mouvement :

Il existe différents systèmes dans le domaine de la reconnaissance des mouvements qui utilisent plusieurs types de sources de données, On peut citer des systèmes à base de :

- **Caméra Vidéo**

Les systèmes à base de caméra utilisent l'analyse d'image pour détecter les mouvements. De tels systèmes utilisent une seule caméra (kinect de microsoft [1]) ou plusieurs caméras [2] qui sont placées dans un emplacement fixe. Ces systèmes de vision sont capables de détecter le corps humain et les mouvements en utilisant la vision des algorithmes [3].



FIGURE 1.3 - Personne faisant une chute capturé par caméra.

Cette approche donne de bons résultats et les données recueillies sont faciles à lire, et sa mise en place est accessible à tous les usagers.

Malheureusement, les coûts d'acquisition de ces systèmes sont généralement supérieurs aux autres approches, en particulier lorsque plusieurs caméras sont utilisées en même temps.

Et quand il est nécessaire de surveiller plus d'une chambre la précision des systèmes visuels dépend du changement d'éclairage et des occlusions. Enfin pour que le système soit fonctionnel le patient doit être dans le champ de vue de la caméra.

- **Décor ambiant**

Dans cette approche, de multiples capteurs sont installés dans le décor et qui collectent les données lorsque l'utilisateur est proche d'eux, par exemple dans le plancher (FIGURE 1.4).

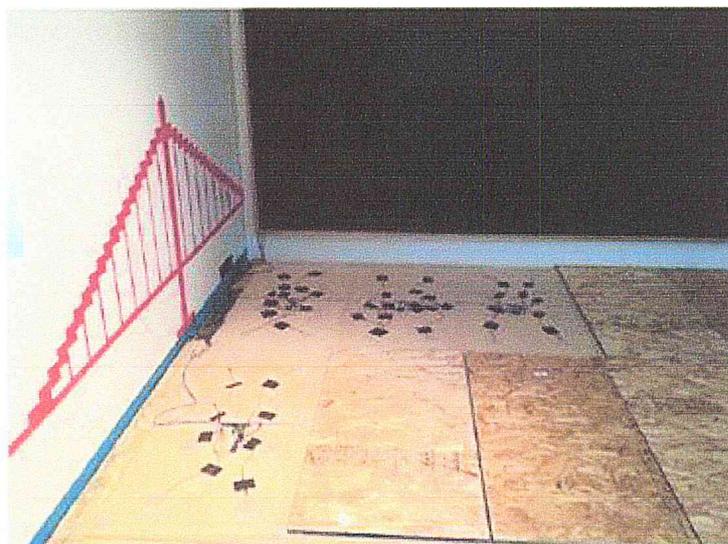


FIGURE 1.4 – Plancher Muni de capteurs ambiants

Contrairement à la première approche à base de caméra, il n'y a aucun risque d'espionnage sur les utilisateurs. Cette technologie est utilisée essentiellement pour détecter les chutes [4], grâce à la vibration du plancher qui permet de distinguer entre l'humain et les objets, mais n'arrive pas à différencier entre les différents mouvements.

Cette approche reste plus accessible que la première car les capteurs de vibration sont moins chères, mais présente le même désavantage : elle est limitée à une zone précise de plus elle ne prend toujours pas en compte les activités quotidiennes.

- **Plateforme Multi-capteurs**

Pour effectuer l'acquisition des données, les dispositifs disponibles dans le commerce (ceintures et montres pour la capture et le stockage de données) ne permettent pas d'offrir une grande flexibilité d'utilisation. Ces derniers répondent uniquement à certains types de besoins. En effet, les dispositifs sur étagère sont des solutions étudiées et destinées seulement pour un domaine particulier, le sport par exemple. Ils présentent également des limites dans

les types de capteurs intégrés. En outre, ces dispositifs ne sont pas programmables et présentent un manque de ressources matérielles pour le calcul et la transmission.

Afin de proposer une meilleure solution pour réaliser un suivi en continu, les capteurs en question doivent être intégrés dans des plates-formes communicantes et programmables.

Ces plateformes intègre plusieurs types de capteurs qu'on peut classer comme suit :

- Capteurs biophysiques : électrocardiogramme (ECG), électromyogramme (EMG), Galvanic Skin Response (GSR), Strain-Gauge
- Capteurs cinématiques 9 Degrees of Freedom (9DoF), cet ensemble de capteurs regroupe : un accéléromètre, un gyroscope et un magnétomètre ;
- Capteurs ambiants et de position : Passive Infra-Red (PIR), GPS, température, pression, etc.

Cette approche consiste à exploiter les données des capteurs pour reconnaître le type d'activité, et contrairement aux autres approches celle-ci n'est pas limité par la zone d'action puisque les plateformes sont portables et communiquent sans-fil, et sont beaucoup plus accessible.

1-1-2 Travaux relatifs sur les plateformes Multi-capteurs :

Il existe plusieurs travaux concernant la reconnaissance de l'activité humaine utilisant des systèmes multi-capteurs, et qui permettent d'identifier plusieurs types de mouvements humains, nous pouvons citer quelques-uns décrits dans le tableau 1.1.

Référence	Placement des capteurs	Activités Détectés
Karantonis et al.[5]	La Taille	Walking, Falling.
Mathie et al. [6]	La Taille	Walking, Sitting, Standing, Laying.
Yang et al. [7]	Le Poignet	Walking, Running, Scrubbing, Standing, Working at a PC.
Pirttikangas et al. [8]	Le Cou	Typing, Watching TV, Drinking
Parkka et al. [9]	Poignet, Poitrine	Laying, Sitting, Walking, Rowing
Olguin et al. [10]	Poignet, Poitrine, Hanche	Sitting, Running, Walking, Standing
Gjoreski et al. [11]	Poitrine	Laying, Sitting, Standing
Bonomi et al. [12]	Bas du dos	Walking, Running, Cycling
Cottone et al. [13]	//	Walking, Running, Standing

TABLE 1.1 – Résumé des travaux sur les plates-formes multi-capteurs

1-2 La classification, point essentiel dans la détection de mouvement

La classification entre dans le cadre de l'apprentissage automatique ou apprentissage statistique (machine learning). Champ d'étude de l'intelligence artificielle, concerne la conception, l'analyse, le développement et l'implémentation de méthodes permettant à une machine (au sens large) d'évoluer par un processus systématique, et ainsi de remplir des tâches difficiles ou impossibles à remplir par des moyens algorithmiques plus classiques [17]. Elle consiste à étiqueter chaque donnée en l'associant à une classe. Différents systèmes d'apprentissage existent, listés ci-dessous.

L'apprentissage supervisé : si les classes sont prédéterminées et les exemples connus, le système apprend à classer selon un modèle de classement ; on parle alors d'apprentissage supervisé (ou d'analyse discriminante). Un expert (ou oracle) doit préalablement étiqueter des exemples. Le processus se passe en deux phases. Lors de la première phase (hors ligne, dite d'apprentissage), il s'agit de déterminer un modèle des données étiquetées. La seconde phase (en ligne, dite de test) consiste à prédire l'étiquette d'une nouvelle donnée, connaissant le modèle préalablement appris. Parfois il est préférable d'associer une donnée non pas à une classe unique, mais une probabilité d'appartenance à chacune des classes prédéterminées (on parle alors d'apprentissage supervisé probabiliste).

L'apprentissage non supervisé : Quand le système ou l'opérateur ne disposent que d'exemples, mais non d'étiquettes, et que le nombre de classes et leur nature n'ont pas été prédéterminés, on parle d'apprentissage non supervisé ou clustering. Aucun expert n'est requis. L'algorithme doit découvrir par lui-même la structure plus ou moins cachée des données. Le partitionnement de données, data clustering en anglais, est un algorithme d'apprentissage non supervisé.

Le système doit ici cibler les données selon leurs attributs disponibles, pour les classer en groupe homogènes d'exemples. La similarité est généralement calculée selon une fonction de distance entre paires d'exemples. C'est ensuite à l'opérateur d'associer ou déduire du sens pour chaque groupe et pour les motifs (patterns en anglais) d'apparition de groupes, ou de groupes de groupes, dans leur « espace ». Divers outils mathématiques et logiciels peuvent l'aider. On parle aussi d'analyse des données en régression (ajustement d'un modèle par une procédure de type moindres carrés ou autre optimisation d'une fonction de coût). Si l'approche est

probabiliste (c'est-à-dire que chaque exemple, au lieu d'être classé dans une seule classe, est caractérisé par un jeu de probabilités d'appartenance à chacune des classes), on parle alors de « soft clustering » (par opposition au « hard clustering »).

1-2-1 Présentation des classifieurs utilisés:

Dans notre projet on va s'intéresser à la classification supervisée pour faire la détection de mouvements. En effet une grande partie des travaux faits dans la littérature (TABLE 1.1) se sont basés sur cette méthode de classification et qui ont aboutie a des résultats variant de 83% [8] à 98.7% [5] en taux de précision, et cela dépend des mouvements traités, et aussi de la stratégie de classification suivie, et parmi ces approches qui donnent de bons résultats on retrouve les méthodes d'apprentissage supervisé comme le K plus proches voisins(KNN), ou les séparateurs à vaste marge (SVM).

A- Le K plus proche voisin (KNN)

La méthode des k plus proches voisins (Knn k-nearest neighbor en anglais) [21], se base sur une comparaison directe entre le vecteur caractéristique représentant l'entité à classer et les vecteurs caractéristiques représentant des entités de référence.

La comparaison consiste en un calcul de distances entre ces entités. L'entité à classer est assignée à la classe majoritaire parmi les classes des k entités les plus proches au sens de la distance utilisée. Notons par $X_p = \{xp_0, xp_1, \dots, xp_n\}$ le vecteur caractéristiques de l'entier p , avec N le nombre de caractéristiques et par p et q deux entités à comparer. La distance usuellement employée par les classificateurs **Knn** est la distance Euclidienne, mais il existe quatre types de distances :

$$\text{Distance Euclidienne : } D(X_p; X_q) = \sqrt{\sum_{i=0}^N (X_{pi} - X_{qi})^2}$$

$$\text{Distance de Manhattan : } D(X_p; X_q) = \sum_{i=0}^N |(X_{pi} - X_{qi})|$$

$$\text{Distance de Minkowski : } D(X_p; X_q) = \sum_{i=0}^N ((X_{pi} - X_{qi})^r)^{\frac{1}{r}}$$

$$\text{Distance de Tchebychev : } D(X_p; X_q) = \max_{i=0}^N |(X_{pi} - X_{qi})|$$

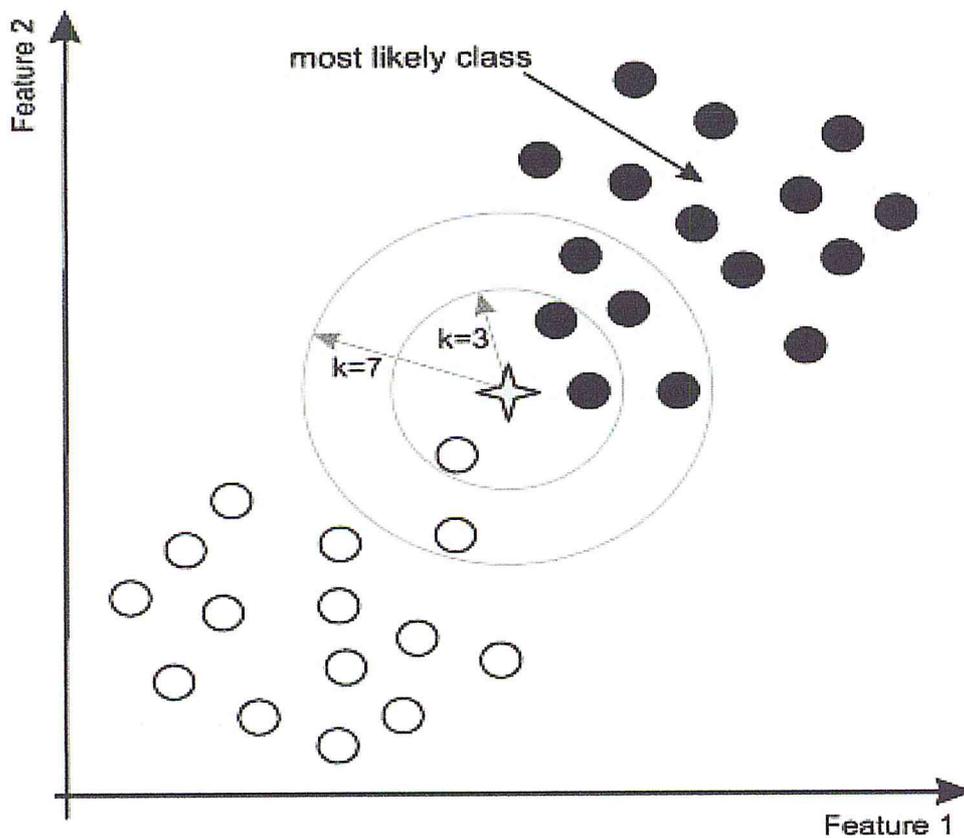


FIGURE 1.5 - Exemple de classification avec KNN.

B - Les machines à vecteurs de support (SVM) :

Parmi les méthodes à noyaux, inspirées de la théorie statistique de l'apprentissage de Vladimir Vapnik [22], les machines à vecteurs de support (SVM) constituent la famille la plus connue de ces méthodes. Cette approche est destinée à résoudre des problèmes de discrimination ou de régression (prédiction).

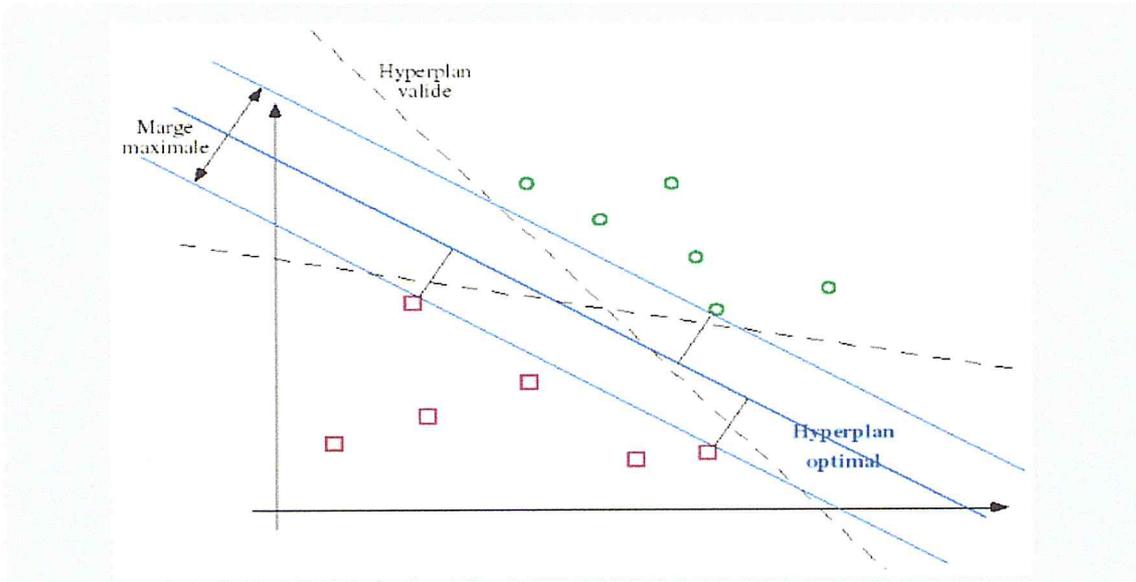


FIGURE 1.6 - Classifieur binaire par SVM.

Cette technique est une méthode de classification à deux classes qui tente de séparer les exemples positifs des exemples négatifs dans l'ensemble des exemples. La méthode cherche alors l'hyperplan qui sépare les exemples positifs des exemples négatifs, en garantissant que la marge entre le plus proche des positifs et des négatifs soit maximale, on parle alors de la marge maximale comme le montre la figure 1.6.

Cependant, dans la plupart des problèmes réels, ce n'est pas toujours le cas où les données sont linéairement séparables. Il est donc nécessaire de contourner ce problème (difficile de séparer n'importe quel jeu de données par un simple hyperplan). Si par exemple les données des deux classes se chevauchent sévèrement, aucun hyperplan séparateur ne sera satisfaisant. Dans ce but et selon [23], l'idée est de projeter les points d'apprentissage dans un espace de dimension plus élevée grâce à une fonction non-linéaire Φ qu'on appelle fonction noyau, L'espace ainsi obtenu est appelé espace des caractéristiques ou aussi espace transformé.

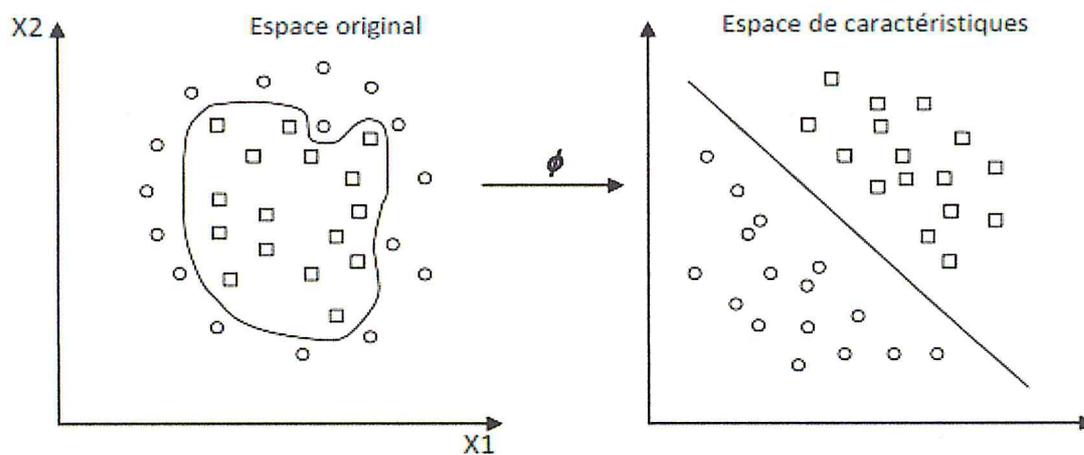


FIGURE 1.7 Transformation d'espace à l'aide de la fonction noyau Φ .

1-2-2 Processus de la classification supervisée :

Le processus de la classification passe par plusieurs étapes :

Phase I : l'apprentissage :

Il s'agit de choisir une stratégie de classification pour élaborer un modèle à partir de données récolté au préalable, elle se devise en plusieurs parties dont :

- La collecte de données : ça consiste à regrouper les données à traiter dans la classification.
- L'extraction des paramètres : consiste à appliquer un nombre de paramètres sur l'ensemble des données pour former des données homogènes, qui "se ressemblent" au sens d'un critère de similarité (distance, densité de probabilité, etc)) et où chaque donnée est associée à une classe.
- Application du classifieur : ça consiste à injecter les données créées après application des paramètres dans un classifieur.

Après cette phase notre modèle est prêt à être testé avant de le déployer.

Phase II : Validation et test du modèle

Il existe plusieurs méthodes pour tester et valider un classificateur, notamment en matière de performance et de pertinence des résultats, dont la validation croisée [24].

Il existe trois variantes de validation croisée :

- **Validation croisée avec Division des données d'apprentissage** (holdout method) :

Cette méthode consiste à diviser le jeu de données en deux sous-ensembles : l'ensemble d'entraînement et l'ensemble de test.

- **Validation croisée à K piles** (k-fold cross-validation) : Cette méthode est similaire à la première sauf que cette fois on divise l'échantillon original en k échantillons, puis on sélectionne un des k échantillons comme ensemble de validation et les $(k - 1)$ autres échantillons constitueront l'ensemble d'apprentissage. On calcule comme dans la première méthode le score de performance. Puis on répète l'opération en sélectionnant un autre échantillon de validation parmi les $(k - 1)$ échantillons qui n'ont pas encore été utilisés pour la validation du modèle. L'opération se répète ainsi K fois pour qu'en fin de compte chaque sous-échantillon ait été utilisé exactement une fois comme ensemble de validation.

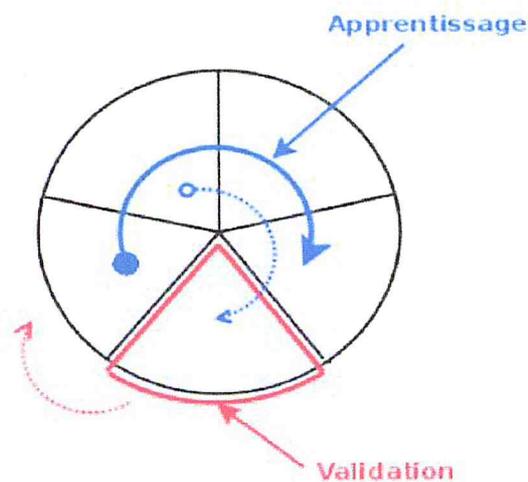


FIGURE 1.8 - Validation croisée à 5 Piles.

- **Leave-one-out cross-validation** : La troisième méthode est un cas particulier de la deuxième méthode où $K = N$, c'est-à-dire que l'on apprend sur $(N - 1)$ observations puis on valide le modèle sur la i ème observation, et l'on répète cette opération N fois [24].

1-2-3 Indicateurs de performance d'un classifieur :

Il existe plusieurs indicateurs qui permettent de mesurer et de visualiser la qualité d'un modèle en termes de performances et de précision, parmi ces indicateurs on retrouve :

- *La matrice de confusion :*

Dans la terminologie de l'apprentissage supervisé, la matrice de confusion est un outil servant à mesurer la qualité d'un système de classification [26].

Chaque colonne de la matrice représente le nombre d'occurrences d'une classe estimée, tandis que chaque ligne représente le nombre d'occurrences d'une classe réelle (ou de référence). Les données utilisées pour chacun de ces groupes doivent être différentes.

Un des intérêts de la matrice de confusion est qu'elle montre rapidement si le système parvient à classer correctement ou non.

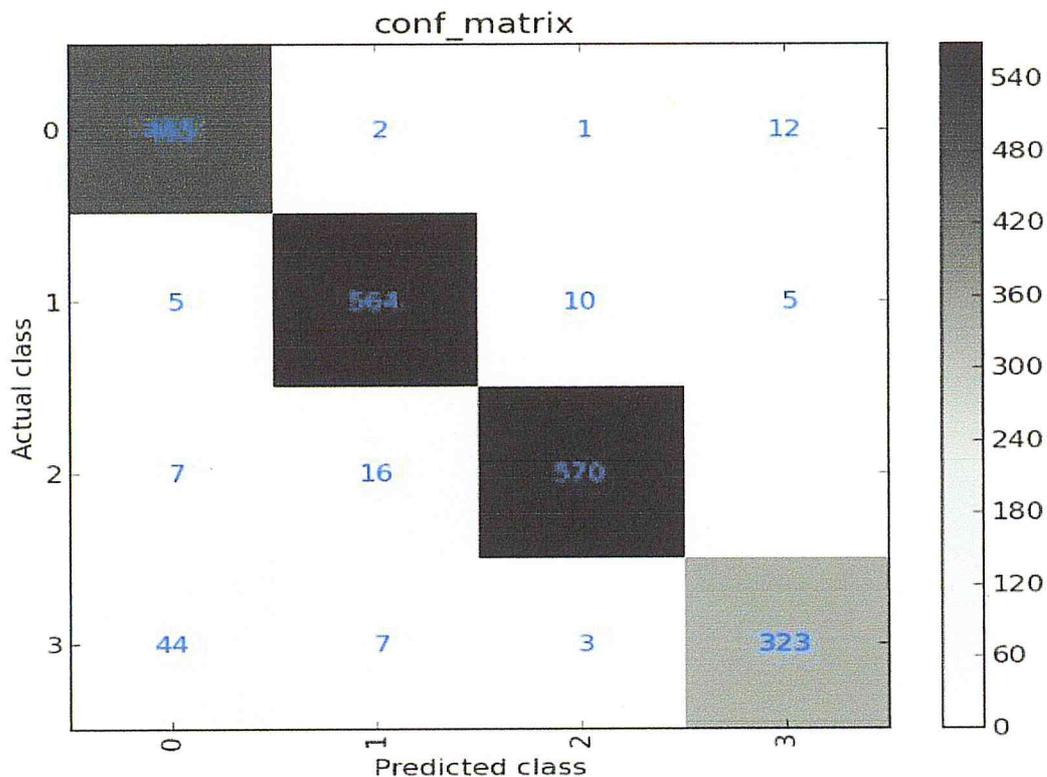


FIGURE 1.9 - Matrice de confusion.

- *Courbe ROC (Received Operating Characteristic) :*

Il est possible de visualiser les performances du classifieur sur ce que l'on appelle une courbe ROC. La courbe ROC est une représentation du taux de vrais positifs en fonction du taux de

faux positifs. Son intérêt est de s'affranchir de la taille des données de test dans le cas où les données sont déséquilibrées [27].

Cette représentation met en avant un nouvel indicateur qui est l'aire sous la courbe. Plus elle se rapproche de 1, plus le classifieur est performant.

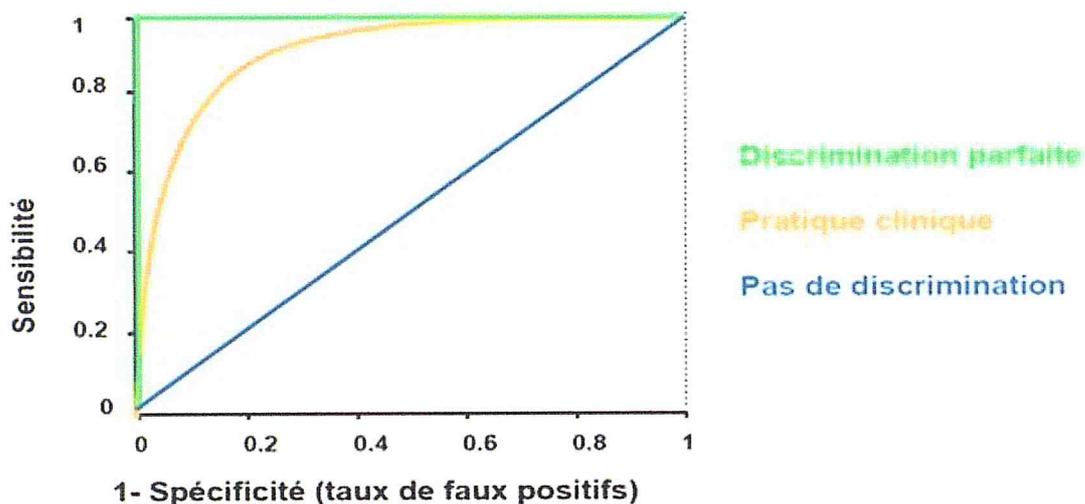


FIGURE 1.10 – Courbe ROC.

1-3 Choix de la plate-forme multi-capteurs pour le projet

1-3-1 Les différentes plateformes multi-capteurs disponible dans le marché :

- **Plate-forme de SunSPOT**

Les plates-formes de capteurs SunSPOT (Small Programmable Object Technology)¹ de Sun Microsystems permettent un développement d'applications embarquées basées sur le langage Java, est l'une des plates-formes les mieux dotées en ressources actuellement. Ses caractéristiques matérielles permettent de supporter une JVM (Java Virtual Machine)². Cette dernière permet l'exécution de différentes applications embarquées sous Java pour platesformes de capteurs. Sachant que cette plate-forme ne supporte aucun système d'exploitation, l'exécution du micro-code s'effectue directement dans la couche matérielle (micro-contrôleur).

¹ <http://www.sunspotworld.com/>

² <https://www.java.com>

Elle intègre les capteurs suivants :

- L'accéléromètre
- Des capteurs thermiques
- Capteurs de lumière

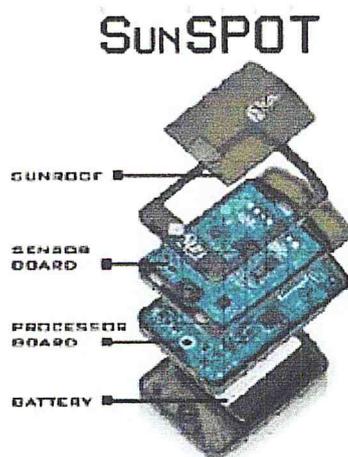


FIGURE 1.11 – Plate-forme SunSpot (Site SunSpotWorld).

- **Plate-forme de Crossbow**

Crossbow³ est l'une des seules firmes à avoir produit plusieurs générations de plates-formes de capteurs. La première génération est celle des plates-formes MICA. Ces plates-formes sont bâties sur un micro-contrôleur 8-bits de type Atmel ATmega 128L cadencé à 4 MHz. Cette génération intègre un module radio de type CC1000 compatible avec bluetooth, ainsi d'une batterie de type AA à 3.6 V. Deux générations de plates-formes de capteurs plus évoluées ont suivi la première génération, la deuxième génération étant les plates-formes MICA2/MICAZ/IRIS et la troisième génération étant la plate-forme IMOTE2. La dernière génération propose une plate-forme munie d'un CPU XScale cadencé à 416 MHz. Elle est plutôt destinée aux applications industrielles.

Elle intègre les capteurs suivants :

- L'hygromètre
- L'accéléromètre
- Le thermomètre

³ <http://www.xbow.com>

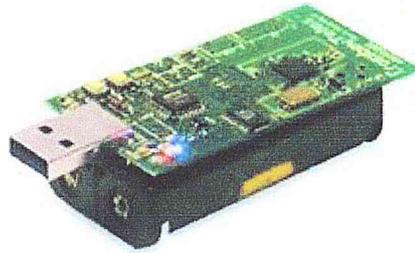


FIGURE 1.12 – Plate-forme TELOS-B (Site Xbow).

- **Plates-formes de capteurs (SHIMMER)**

SHIMMER (Sensing Health with Intelligence, Modularity, Mobility, and Experimental Reusability)⁴ est une plate-forme extensible qui partage plusieurs caractéristiques, Cette plate-forme est modulaire et peut intégrer des capteurs physiologiques et cinématiques. Son utilisation dans le domaine médical a été validée expérimentalement [14].

Souvent portée à travers une ceinture ou un strap, la plate-forme SHIMMER fait partie de la famille des capteurs portables (Wearable sensors), et ce contrairement aux autres plates-formes (Cross-bow, SunS-POT...) qui sont essentiellement destinées à des applications génériques. SHIMMER forme un bloc de dimensions 2.03 x 4.44 x 1.27 cm et son poids ne dépasse pas les 22 grammes. La plate-forme SHIMMER se caractérise, par un micro-contrôleur TJ. Cette plate-forme intègre un autre module radio de type Bluetooth. Elle inclut également une carte mémoire micro-SD d'une capacité de stockage de 2 GB. Cette carte permet de supporter jusqu'à 80 jours de stockage de données. L'alimentation est assurée par une batterie Lithium-Ion rechargeable qui délivre 280 mAh.

Elle intègre les capteurs suivants :

- L'électrocardiogramme (ECG)
- L'accéléromètre
- Le Gyromètre

Ainsi que d'autres capteurs externes⁵ intégrés à la carte mère grâce aux slots d'extensions.

⁴ shimmersensing.com

⁵ www.shimmersensing.com/shop/all-products/



FIGURE 1.13 – Plate-forme SHIMMER.

1-3-2 Les critères de sélection de la plate-forme (SHIMMER SENSOR)

Avec tout ce que SHIMMER propose comme capteurs et ressources notre regard s'est vite tourné vers cette dernière. Effectivement, le but de notre projet est la détection du mouvement du corps humain et la plate-forme SHIMMER remplit toutes les conditions nécessaires pour réaliser notre application avec la complémentarité de ces capteurs qui sont : l'électrocardiogramme, L'accéléromètre, et le Gyroscope, et cela n'est pas le cas des autres plateformes qu'on a vu précédemment qui proposent qu'une partie des capteurs nécessaires.

Argument par l'exemple :

En utilisant seulement l'accéléromètre on pourra dire si une personne est statique ou en mouvement, mais on ne pourra pas différencier entre deux personnes l'une est allongée et l'autre est debout, mais en utilisant le gyroscope en complément qui prend en compte l'orientation sur les axes, on pourra différencier entre ces mouvements.

En plus des ressources matérielles qu'elle fournit, elle présente des caractéristiques non négligeables, résumé dans le tableau suivant :

Caractéristique	Définition
Mobilité	C'est un dispositif sans fil donc plus mobile.
Modularité	Il contient plusieurs capteurs dans une seule plateforme.
Adaptabilité	Il peut être utilisé dans plusieurs domaines d'application.

TABLE 1-2 : Les avantages de SHIMMER.

1-3-3 Les composants de la plate-forme SHIMMER :

Dans cette partie on va détailler les composants de la plate-forme SHIMMER SENSOR.

A. L'accéléromètre :

L'accéléromètre sert à mesurer les mouvements humains, il doit pouvoir mesurer l'accélération selon 3 axes (X,Y,Z) afin de pouvoir refléter l'accélération réelle de la personne dans l'espace. Les signaux de l'accéléromètre peuvent être analogiques ou numériques.

Dans le langage courant, l'accélération s'oppose à la décélération et indique l'augmentation de la vitesse ou de la fréquence d'évolution d'un processus quelconque, elle est exprimée en M/S^2 .

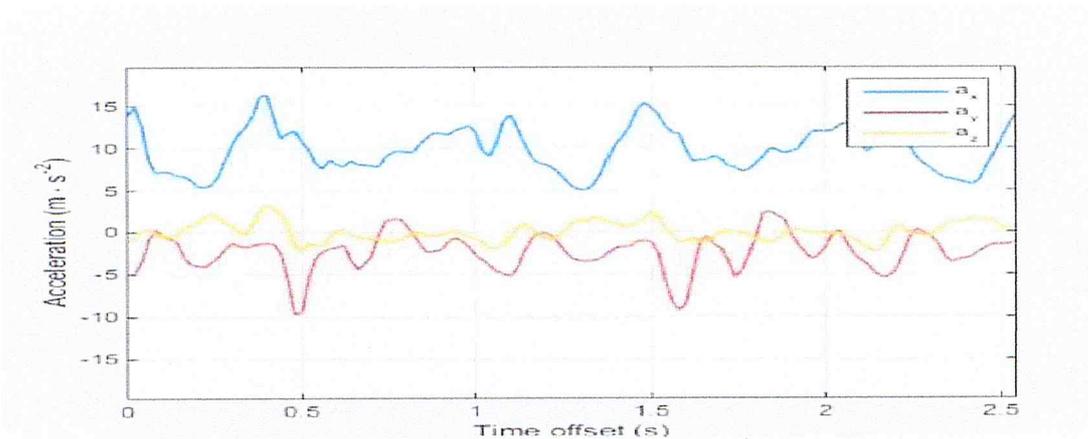


FIGURE 1.14 – exemple d'un signal accéléromètre d'une personne en marche.

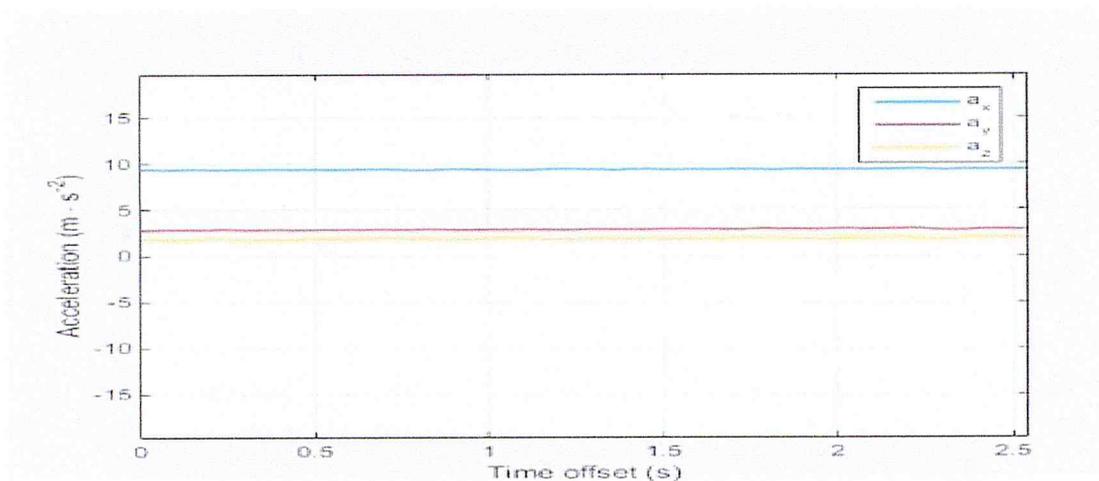


FIGURE 1.15 – exemple d'un signal accéléromètre d'une personne assise.

B. Le gyroscope :

Le gyroscope exploite le principe de la conservation du moment angulaire en physique (ou encore stabilité gyroscopique ou effet gyroscopique) et donne la position angulaire (selon un, deux ou les trois axes) de son référentiel par rapport à un référentiel inertiel (ou galiléen).

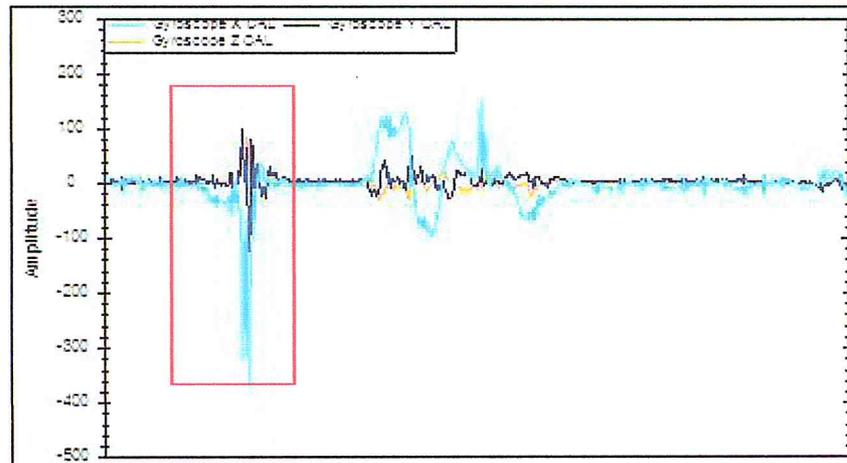


FIGURE 1.16 – exemple d'un signal Gyroscope pour le mouvement chute.

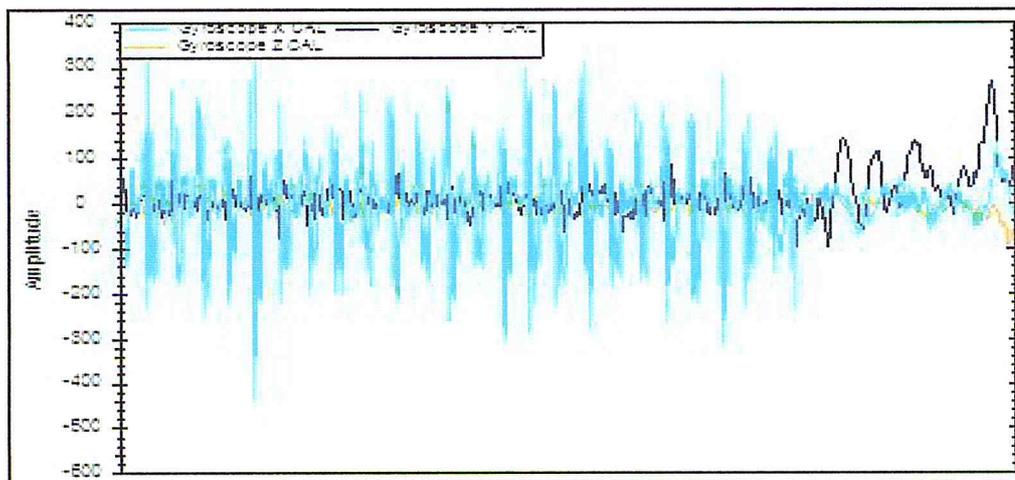


FIGURE 1.17 – exemple d'un signal Gyroscope pour le mouvement « sauter ».

C. L'électrocardiogramme :

Un électrocardiogramme (ECG) correspond à l'enregistrement de l'activité électrique du cœur, nécessaire à ses contractions. Pour cela, on dispose des électrodes au niveau des chevilles, des poignets ou sur la poitrine des patients.

Dans un tracé typique ECG, on peut remarquer cinq ondes caractéristiques. On les appelle P, Q, R, S et T.

- L'intervalle PR indique le temps nécessaire à la transmission de l'influx électrique du nœud sinusal des oreillettes jusqu'aux muscles ventriculaires
- Le complexe QRS marque la dépolarisation et la contraction ventriculaire
- L'intervalle QT correspond à la repolarisation ventriculaire globale
- L'onde T désigne la fin de la repolarisation ventriculaire.

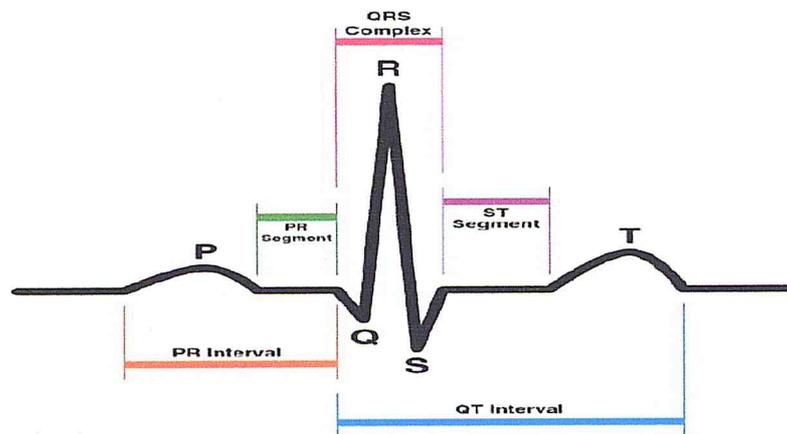


FIGURE 1.18 – Caractéristiques d'un tracé électrocardiogramme.

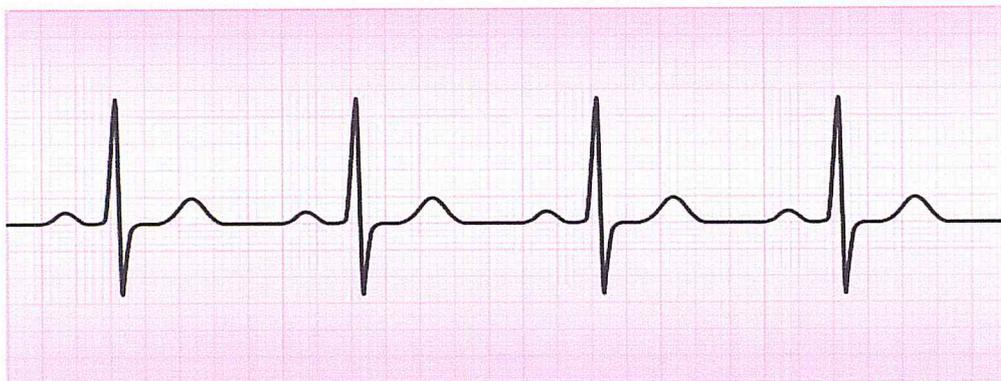


FIGURE 1.19 – exemple d'un signal ECG.

1-3-4 Le moyen de communication de la plate-forme SHIMMER SENSOR :

Hormis les capteurs que propose la plate-forme SHIMMER, elle offre un moyen de communication fiable qui est le Bluetooth, et ça sera l'outil far de notre application pour faire l'acquisition des données nécessaires à la suite de notre travail.

A. Le Standard Bluetooth :

Les spécifications IEEE ont été créées pour définir un standard de communication radio à courte portée, à bas coût et à basse consommation. L'objectif de ce standard est de proposer une alternative au câblage entre différents dispositifs avec une technologie sans fil, tout en maintenant un haut niveau en sécurité [15].

Le standard Bluetooth est destiné à un usage de communication sans fil dans des environnements supportant plusieurs utilisateurs. Bluetooth supporte jusqu'à 256 appareils connectés formant plusieurs WPAN appelés Piconets. Un Piconet est un réseau en étoile centré sur un maître (Master), ayant pour rôle d'initialiser et de maintenir ce réseau, et de sept esclaves (Slaves). La connexion de plusieurs Piconets forme un réseau Scatternet. Dans ce réseau, chaque maître gère ses esclaves.

B. Les différentes Couches du protocole :

Dans la pile de protocoles définie dans la spécification (Figure 1.13), on peut citer :

- **La couche L2CAP** (*Logical Link Control , Adaptation Protocol*) fournit des services de multiplexage des protocoles de la couche supérieure (*RFCOMM, SDP*). Elle permet aussi la segmentation et le réassemblage des paquets, le contrôle de flux et le support de qualité de service.
- **Le protocole SDP** (*Service Discovery Protocol*) permet la découverte du voisinage et des services disponibles.
- **RFCOMM** est un protocole de transport qui émule un port série au-dessus de la couche de protocole L2CAP. Plus de 60 connexions simultanées sont supportées par ce protocole pour émuler les 9 circuits de RS-232.

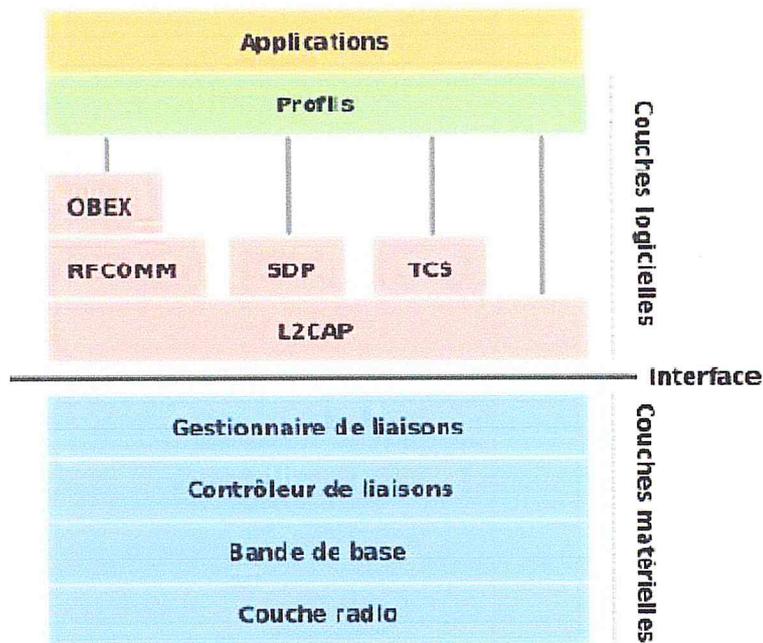
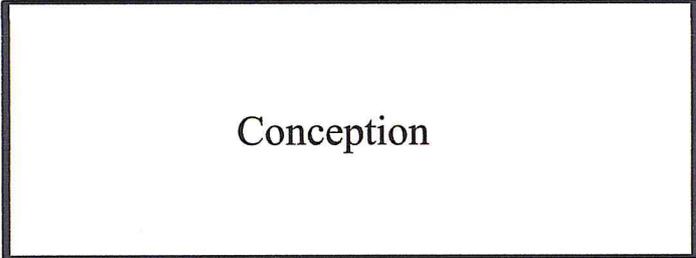


FIGURE 1.20 – Architecture de la pile de protocoles IEEE-802.15.1 Bluetooth.

1-4 Conclusion :

Dans ce chapitre on a vu le principe de la détection de mouvements et des outils disponible pour sa réalisation. Dans notre projet on va s'intéresser plus précisément à la plate-forme SHIMMER Sensor et de ses capteurs qui sont l'accéléromètre, le gyroscope et L'ECG et aux classifieurs KNN et SVM pour construire notre modèle de classification.

CHAPITRE 2 :



Conception

Introduction :

Ce chapitre se divise en deux parties, la première consiste à présenter les étapes qu'on a suivies pour faire la phase d'apprentissage pour arriver au modèle classifieur et le déploiement de ce dernier pour pouvoir faire la détection de mouvement, on parlera aussi des fonctions utilisées pour le calcul du rythme cardiaque. La deuxième partie sera consacrée à la description des besoins fonctionnels et non fonctionnels de notre application tout en donnant les diagrammes de cas d'utilisation de classe et de séquence.

PARTIE I :

C'est la partie la plus importante de notre travail. En effet dans cette partie on va détailler les étapes suivies pour concevoir notre approche pour la reconnaissance du mouvement de la collecte de données à la prise de décision pour arriver au modèle finale.

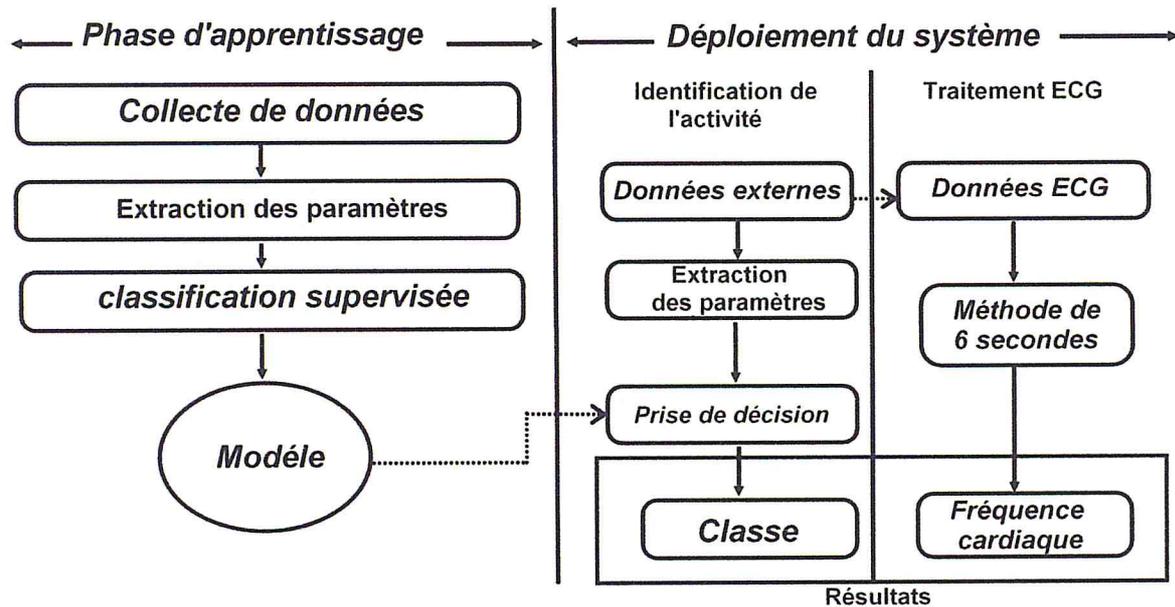


FIGURE 2.1 - Les principales étapes pour la conception de notre système.

I.1 Phase d'apprentissage

Cette phase consiste à concevoir notre modèle de classification à partir des données récoltées et déterminer les classes et les paramètres pour la réalisation de ce dernier.

I.1-1 Collecte des données :

Pour débiter le processus de reconnaissance de l'activité humaine, il faut faire en sorte que notre système puisse extraire les données sources de la plateforme SHIMMER grâce aux nombreux capteurs qu'offre cette dernière, dans notre travail on va étudier les signaux de l'accéléromètre et le gyroscope qui sont caractérisés par les 3 axes (X,Y,Z), et cela sur les différents types de mouvements fait par un sujet quelconque.

Il s'agit donc de collecter un flux constant de paquet reçu par le dispositif, où chaque paquet contient des informations sur les signaux à un instant 'T', après avoir reçu ces paquets dans un laps de temps bien défini « fenêtre de temps », vient la partie de représentation de toutes ces

informations telles sortes qu'elles soient compréhensibles, et exploitables lors des prochaines phases.

A. Positionnement de SHIMMER sur le corps :

La plateforme SHIMMER fait partie de la famille des "Wearable Sensors", car elle peut t'être portée à plusieurs endroits, tel que la poitrine, les bras, le poignet, ou les jambes (Figure 2.1). La position du dispositif à une très grande importance, et un impact direct sur les performances des mesures prises des capteurs, l'emplacement idéal de ce genre de plateforme fait l'objet d'un très grand débat comme nous le montre [16].

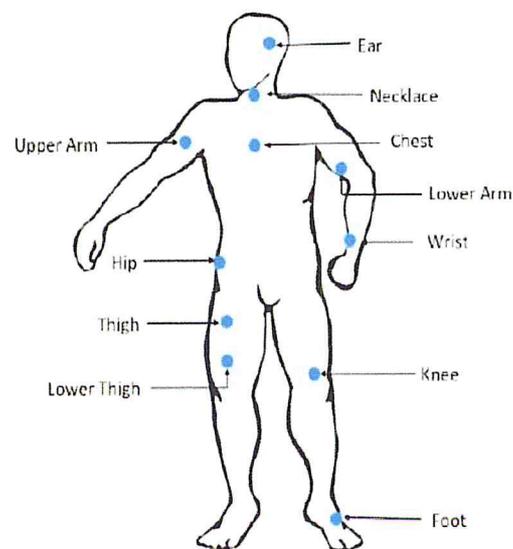


FIGURE 2.2 – Les différents postions de SHIMMER sur le corps humain

En se basant sur une étude [9] faites pour déterminer l'emplacement qui convient à notre travail l'emplacement choisi sera au niveau de la poitrine. Effectivement cette configuration permet de faire la distinction entre des activités différentes dynamiques ou statiques, et notamment les chutes.



FIGURE 2.3 – Positionnement du dispositif SHIMMER SENSOR.

B. Environnement de l'acquisition de donnée :

La collecte de données se fera au niveau du laboratoire (Division Télécommunication) situé au centre de développement des technologies avancées, il constituera notre environnement de travail, il est muni de tous les outils nécessaires pour appliquer notre protocole d'acquisition sur nos différents sujets, dont :

- **Une chaise** : Pour l'activité s'asseoir.
- **Un matelas** : Pour l'activité s'allonger et faire des chutes, Ainsi que limiter les dégâts qui peuvent surgir lors de la simulation.
- **Un tapis de course** : Cet outil peut éventuellement à faire des tests ou introduire d'autres activités.



FIGURE 2.4 – L'environnement de collecte de données et de tests

C. Protocole d'acquisition pour les mouvements traités :

Pour garantir une distribution équitable des données entre nos différentes classes, et obtenir de bons résultats lors des prochaines phases, nous avons mis en place un protocole de récolte de données qui définit les activités prises en compte, la durée de la collecte, et enfin sa manière de réalisation.

Ce protocole sera dicté et appliqué sur une vingtaine de sujets de tests qui définiront notre population de données pour la phase de « training ».

Les activités comprises dans ce protocole sont décrit comme suit :

Laying (s'allonger) : Le sujet s'allonge dans le matelas pendant 5 Secondes, et reste allongé pendant 30 secondes de plus.



FIGURE 2.5 – Image d'un sujet effectuant l'activité : Laying.

Standing (Debout) : En étant allongé, le sujet se met debout pendant 5 secondes, puis reste dans cet état pendant 30 secondes.

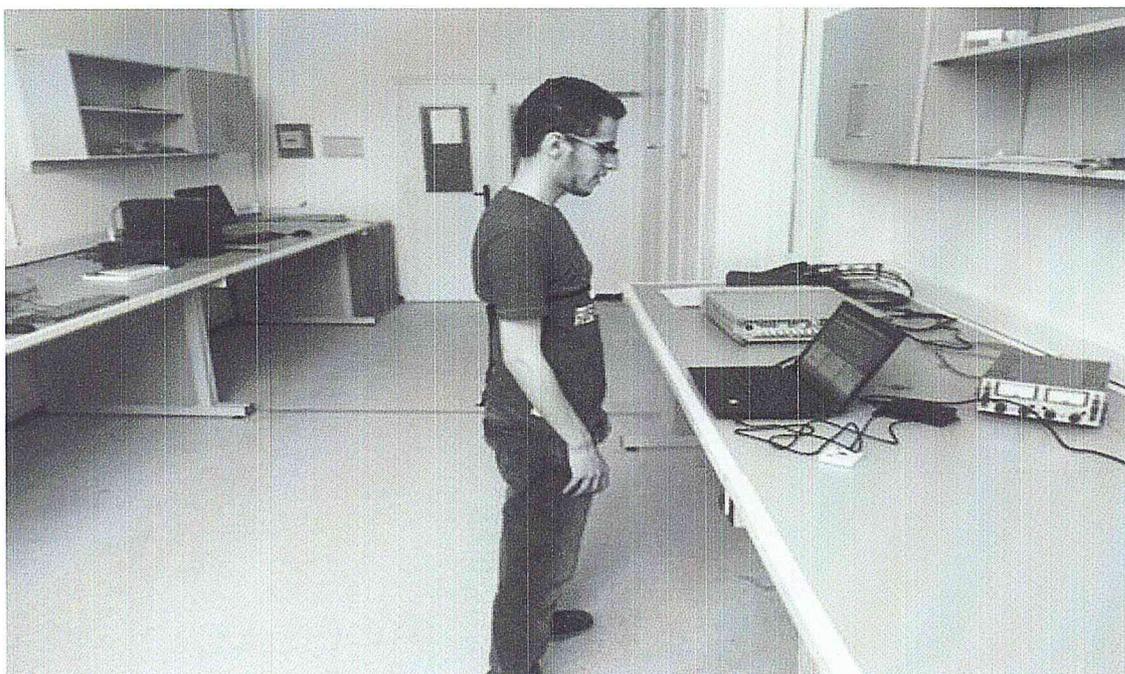


FIGURE 2.6 – Image d'un sujet effectuant l'activité : Standing.

Sitting (s'asseoir) : Le sujet s'assoit pendant 5 secondes, puis reste assis pendant 30 secondes.

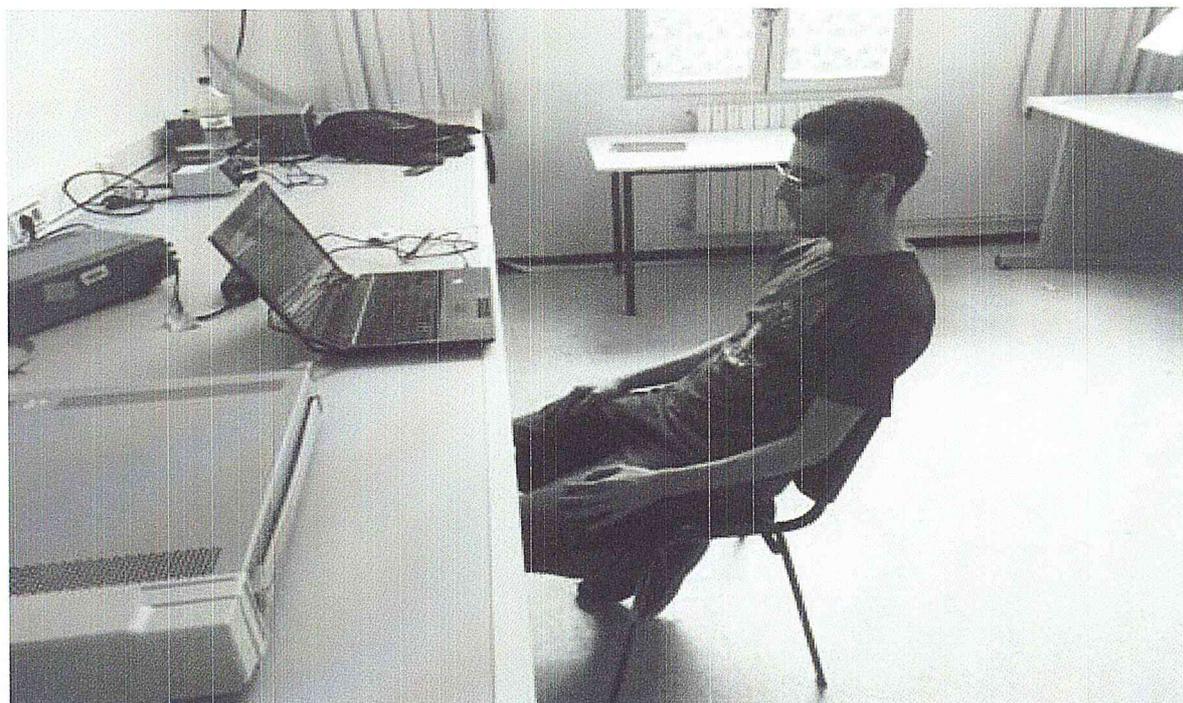


FIGURE 2.7 – Image d'un sujet effectuant l'activité : Sitting

Walking (marcher) : Le sujet marche pendant 5 secondes, puis refait la même action pendant 30 secondes.

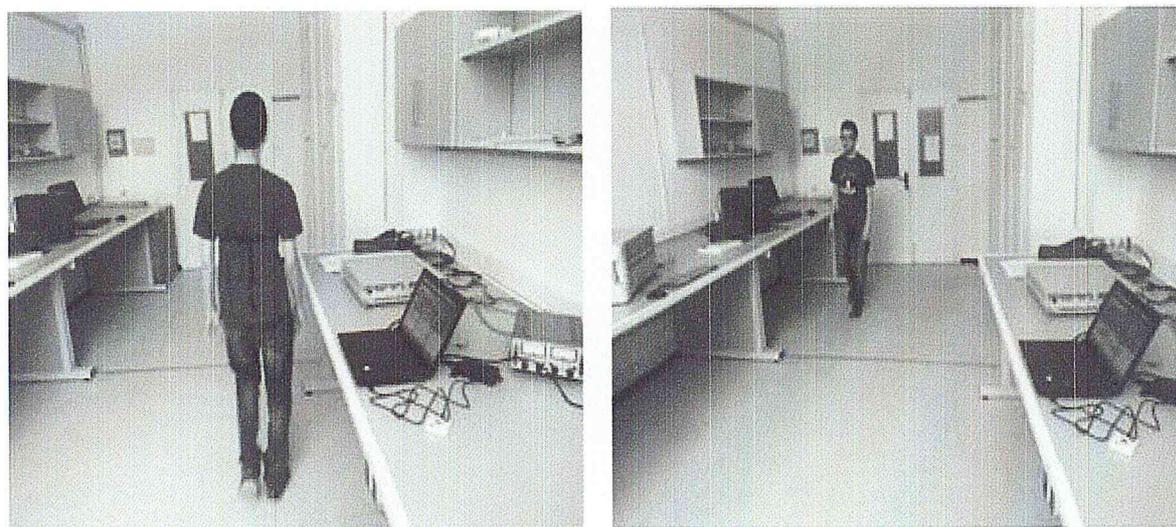


FIGURE 2.8 – Image d'un sujet effectuant l'activité : Walking.

Running (courir) : Le sujet cours pendant 5 secondes, puis refait la même action pendant 30 secondes.

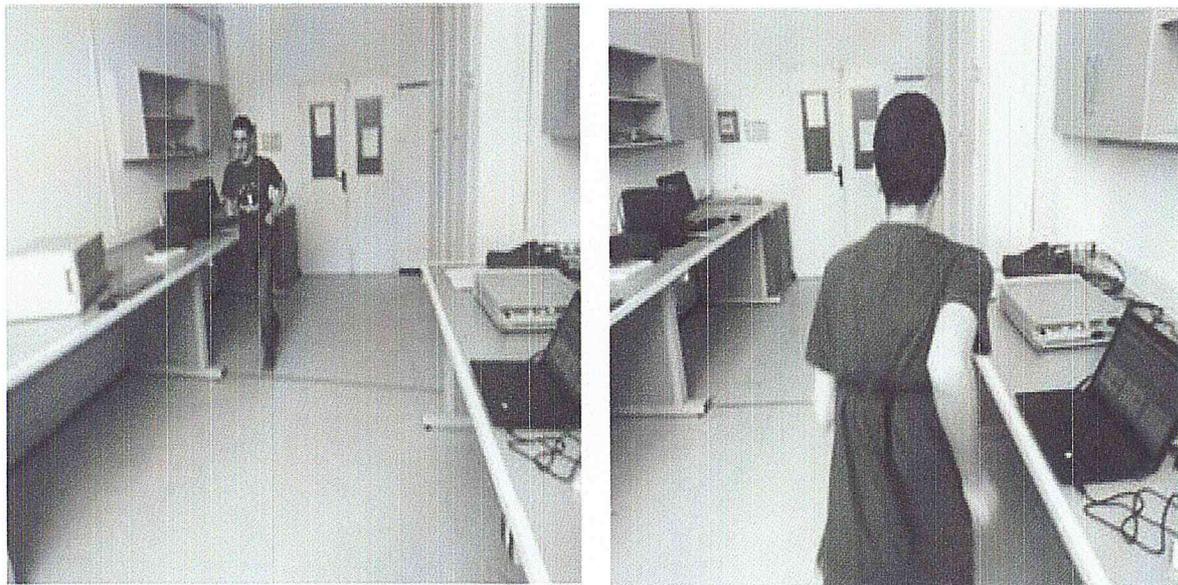


FIGURE 2.9 – Image d'un sujet effectuant l'activité : Running.

Jumping (sauter) : Le sujet fait un seul saut puis refait des sauts successifs pendant 10 secondes.

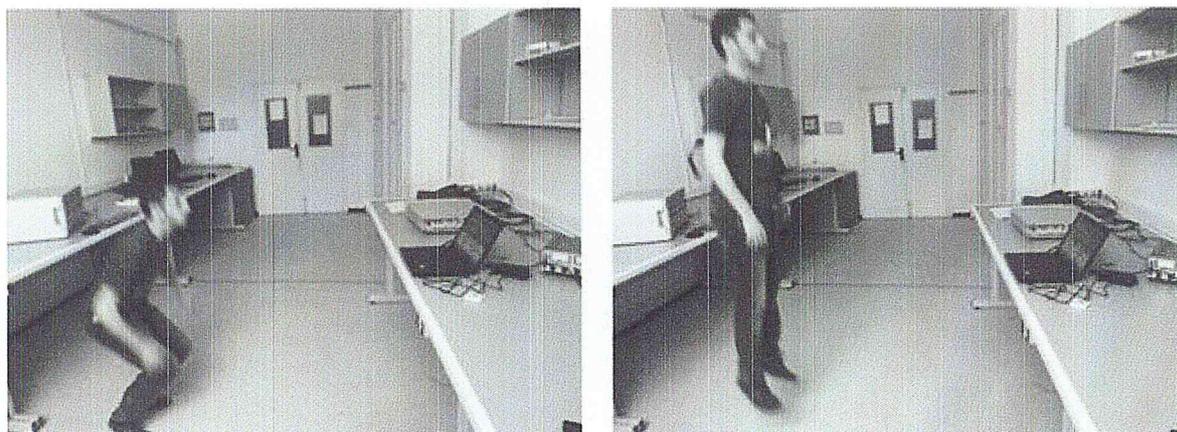


FIGURE 2.10 – Image d'un sujet effectuant l'activité : Jumping.

Fall (chute) : Le sujet simule deux chutes de 2,5 secondes chacune.



FIGURE 2.11 – Image d'un sujet effectuant l'activité : FALL (chute).

D. Représentation de données récoltées :

Chaque prise génère un fichier qu'on a représenté avec le modèle de fichier 'csv' (Comma-Separated Values).

En effet le modèle 'CSV' correspond fortement à nos données numériques, car c'est un format informatique ouvert représentant des données tabulaires sous forme de valeurs séparées par un délimiteur, souvent une virgule pour séparer ces données stockées où chaque ligne représente notre trame contenant des signaux à un instant donné comme nous le montre la figure 2.12.

Shimmer	Shimmer	Shimmer	Shimmer	Shimmer	Shimmer	Shimmer	Shimmer	Shimmer	Shimmer	Shimmer	Shimmer	Shimmer	Shimmer
Timestamp	Timestamp	Low Noise A	Gyroscope X	Gyroscope X	Gyroscope Y	Gyroscope Y	Gyroscope Z	Gyroscope Z					
RAW	CAL	RAW	CAL	RAW	CAL	RAW	CAL	RAW	CAL	RAW	CAL	RAW	CAL
no units	mSecs	no units	m/(sec^2)*	no units	m/(sec^2)*	no units	m/(sec^2)*	no units	deg/sec*	no units	deg/sec*	no units	deg/sec*
640	0	2053	-0,42168675	2082	-0,19277108	2858	-9,77108434	-124	-3,17557252	208	1,89312977	-9	0,13740458
1280	19,53125	2055	-0,39759036	2090	-0,21686747	2855	-9,73493976	-106	-3,3740458	221	1,61832061	-25	0,38167939
1920	39,0625	2064	-0,42168675	2082	-0,20481928	2853	-9,71084337	-137	-3,46564885	227	2,09160305	-13	0,19847328
2560	58,59375	2062	-0,42168675	2082	-0,18072269	2854	-9,72289157	-136	-3,46564885	227	2,07633588	-11	0,16793693
3200	78,125	2063	-0,40963855	2081	-0,19277108	2857	-9,75903614	-107	-3,2519084	213	1,63358779	-17	0,25954198
3840	97,65625	2063	-0,39759036	2090	-0,19277108	2857	-9,75903614	-111	-3,2519084	213	1,69465649	-20	0,30534351
4480	117,1875	2064	-0,42168675	2082	-0,20481928	2852	-9,69879518	-121	-3,41984733	224	1,84733824	-31	0,47338244
5120	136,71875	2065	-0,45783133	2085	-0,21686747	2855	-9,73493976	-137	-3,46564885	227	2,09160305	-5	0,07633588
5760	155,25	2055	0,40963855	2081	0,21686747	2857	9,75903614	119	3,20610687	210	1,81679389	-14	0,21374046
6400	175,78125	2062	-0,40963855	2081	-0,18072269	2856	9,74698795	117	3,35877863	220	1,78625954	-24	0,36641221
7040	195,3125	2064	-0,40963855	2081	-0,20481928	2851	-9,58674699	-135	-3,4351145	225	2,0610687	-7	0,10687023
7680	214,84375	2063	-0,40963855	2081	-0,19277108	2852	-9,69879518	-121	-3,41984733	224	1,84732824	-33	0,50381679
8320	234,375	2064	-0,42168675	2082	-0,20481928	2855	-9,73493976	-118	-3,32824427	218	1,80152672	-25	0,38167939
8960	253,90625	2064	-0,39759036	2090	-0,20481928	2855	-9,73493976	-113	-3,34351145	219	1,72319084	-16	0,27460910

FIGURE 2.12 – Exemple d'un fichier de DATA récolté en .csv.

I.1-2 l'extraction des paramètres pour notre classifieur (features)

Avant d'introduire la notion de caractéristiques aussi appelées paramètres (Features en anglais), nous allons vous présenter une comparaison des signaux d'accéléromètre et du gyroscope de l'activité (Marcher, courir, s'allonger, sauter, s'asseoir, ou faire une chute) pour mieux comprendre l'importance de ces particularités dans cette deuxième phase du processus.

Effectivement l'analyse visuelle des signaux (FIGURE 2.13) montre qu'ils sont différents, sur le nombre de pics, et aussi l'amplitude du signal pour chaque activité, il s'agit donc d'exprimer ces différences en des données caractéristiques, souvent représenté et calculer par des formules mathématiques. Et c'est en utilisant ces derniers propres à chaque type d'activité qu'on pourra distinguer et classifier les différentes activités humaines prises en charge par notre système.

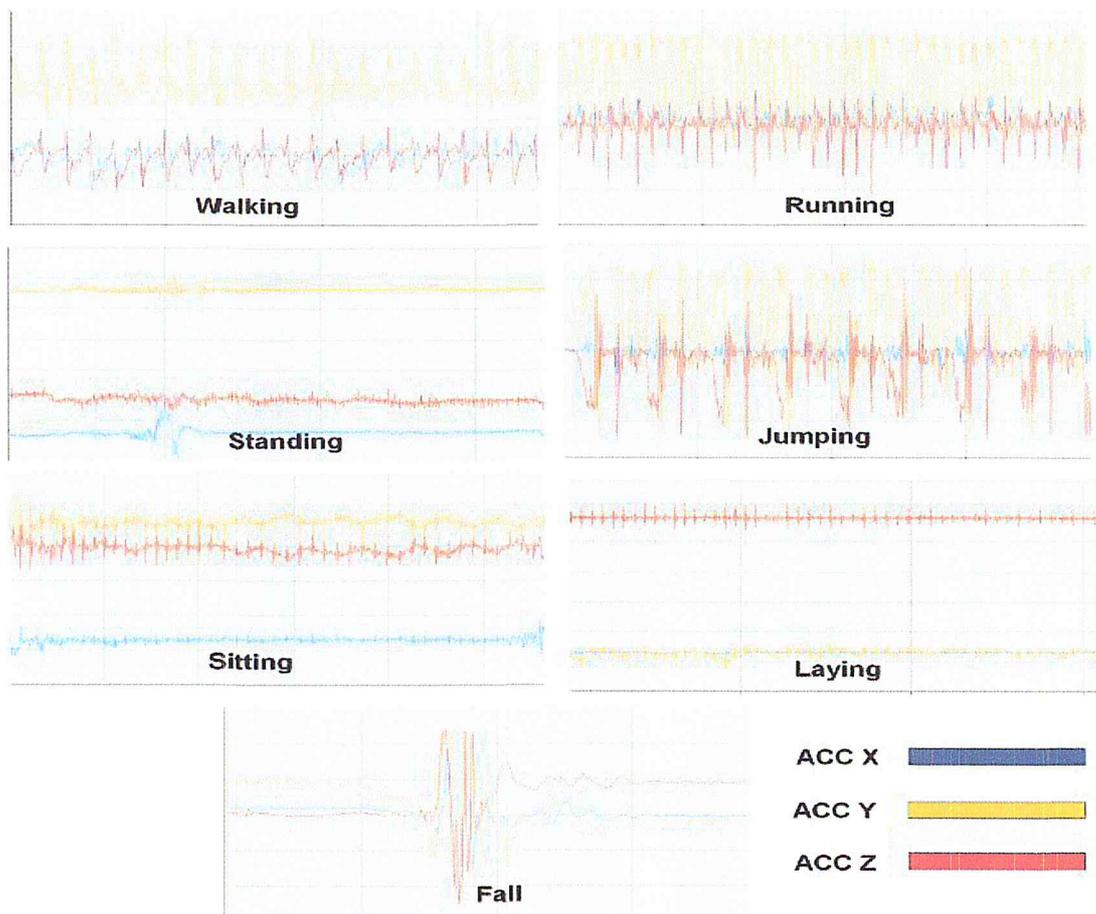


FIGURE 2.13 – Signaux des différentes activités.

A. Les paramètres (features) :

La plupart des algorithmes décrivent une instance individuelle dont la catégorie est à prédire en utilisant un vecteur de caractéristique de l'individu [17], des propriétés mesurables de l'instance. Chaque propriété est appelée une fonction, également connu dans les statistiques comme variable explicative (variable ou indépendante, bien que les caractéristiques peuvent être ou ne pas être statistiquement indépendantes). Les fonctions peuvent être diversement binaire (par exemple «mâle» ou «femelle») ; catégorique (par exemple "A", "B", "AB" ou "O", pour le type de sang) ; ordinal (par exemple «grand», «moyen» ou «petit») ; valeurs entières (par exemple le nombre d'occurrences d'un mot particulier dans un e-mail) ; ou valeurs réelles (par exemple, une mesure de la pression artérielle). Si l'instance est un signal, les valeurs des caractéristiques pourraient correspondre à son amplitude, sa moyenne, ou le nombre de pics sur un certain axe, ces valeurs sont souvent exprimées en "Double".

Dans le contexte de traitement de signal, il existe deux types de paramètres qu'on peut extraire de ce dernier :

- Temporelles (maximum, minimum..).
- Fréquentielles (transformé de fourrier ...).

B. Les paramètres choisis pour notre classifieur :

Pour notre travail nous avons opté pour des caractéristiques temporelles, car ils sont simples à calculer et extraire, en plus ils ne nécessitent pas un passage à l'espace fréquentielle à l'instar des caractéristiques fréquentielles qui nécessitent un temps de traitement bien supérieur. Et cela peut avoir un impact nocif sur notre système car il est destiné à fonctionner en temps réel.

Parmi ces caractéristiques que nous allons utiliser pour distinguer l'activité statique et dynamique on note :

- Maximum⁶ : c'est l'amplitude maximal que peut prendre le signal sur une fenêtre de temps sur les des axes (X,Y,Z).

⁶ <http://www.mathworks.com/help/matlab/ref/max.html>

$$Max = \max S_i \quad (2.1)$$

- Minimum⁷ : L'amplitude minimal que peut prendre le signal sur une fenêtre de temps sur les axe (X,Y,Z).

$$Min = \min S_i \quad (2.2)$$

- Mean⁸: C'est la moyenne des amplitudes d'un signal sur un des axes.

$$Mean = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i \quad (2.3)$$

- RMS (Root Mean Square)⁹ : C'est la racine carrée de la moyenne des valeurs sur une fenêtre de temps.

$$RMS_S = \sqrt{\frac{1}{N} (S_1^2 + S_2^2 + \dots S_n^2)} \quad (2.4)$$

- STD (Standard Deviation)¹⁰: Il est une mesure de dispersion de données, aussi connu sous le nom de moyenne quadratique.

$$STD_S = \sqrt{\frac{1}{N-1} (|S_i - \mu|)^2} \quad (2.5)$$

Avec μ est le Mean du signal sur son axe (équation 2.3).

- MAG (Magnitude)¹¹ : Il s'agit de convertir le signal sur ces trois-axes en un seul signal.

$$MAG_S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{(S_x i)^2 + (S_y i)^2 + (S_z i)^2} \quad (2.6)$$

⁷ <http://www.mathworks.com/help/matlab/ref/min.html>

⁸ <http://www.mathworks.com/help/matlab/ref/mean.html>

⁹ <http://www.mathworks.com/help/signal/ref/rms.html>

¹⁰ <http://www.mathworks.com/help/matlab/ref/std.html>

¹¹ <http://www.mathworks.com/help/matlab/ref/abs.html>

Une fois la sélection des paramètres effectuée et appliquée aux deux signaux (l'accéléromètre et le gyroscope), on obtient une structure de données appelée "Vecteur de paramètres", il s'agit donc de passer de l'espace "données" à l'espace "paramètres".

C. Extraction de paramètres :

La fenêtre de temps "Sliding window" est l'intervalle temporel pour l'extraction de paramètres sur les données, différentes fenêtres ont été utilisées dans la littérature, allant d'une fenêtre d'une seconde[18], deux secondes et demi[19], et finalement une très grande fenêtre de 10 secondes [20].

Les résultats ont montré que la fenêtre optimale pour le domaine de la reconnaissance de l'activité humaine est celle de **2.5 secondes**, et cela est dû au temps nécessaire pour effectuer une activité, effectivement une petite fenêtre de temps ne suffit pas pour distinguer toutes les caractéristiques des activités telles que : se mettre debout ou effectuer une chute (Figure 2.14).

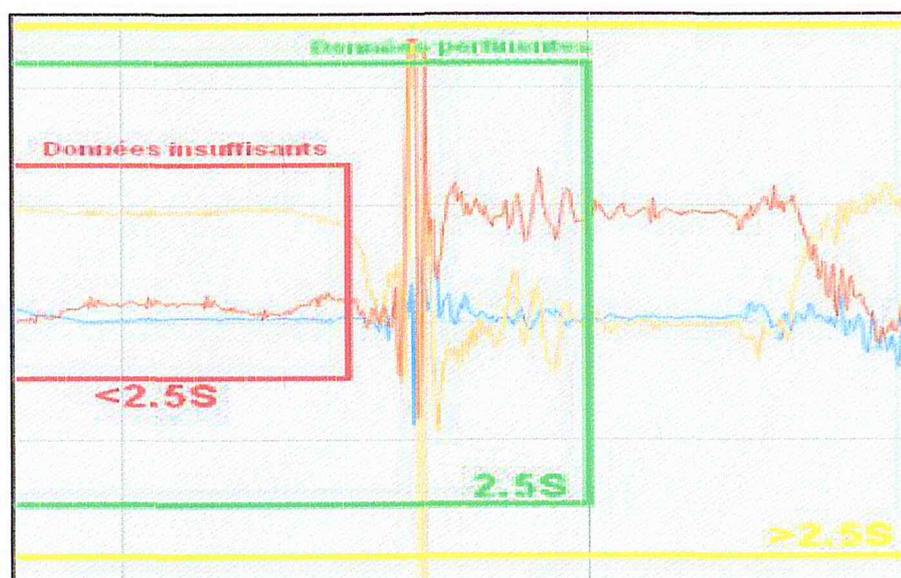


FIGURE 2.14 – Influence de la fenêtre de temps sur un signal de l'activité "Chute"

En revanche, une fenêtre trop grande induit à l'erreur car il existe des activités qui nécessitent un court laps de temps pour être achevées, exemple : le saut, la chute.

L'extraction des paramètres se fait donc sur une fenêtre de **2.5 secondes**, comme nous le montre la figure 2.14, dans ce processus un vecteur de paramètres à N dimensions est créé

selon les paramètres sélectionnés au préalable. De plus un label ou étiquette est ajouté au vecteur, et qui indique le type d'activité, cette étape va aider le classifieur à distinguer et organiser ces données.

Le nombre d'échantillons de données compris dans la fenêtre « 2.5 secondes » peut être calculé par la formule suivante :

$$\text{Nombre d'échantillons} = t * f \quad (2.7)$$

Où f est la fréquence d'échantillonnage du dispositif SHIMMER, qui s'exprime en hertz et représente le nombre d'échantillons transmis par seconde et t la fenêtre de temps.

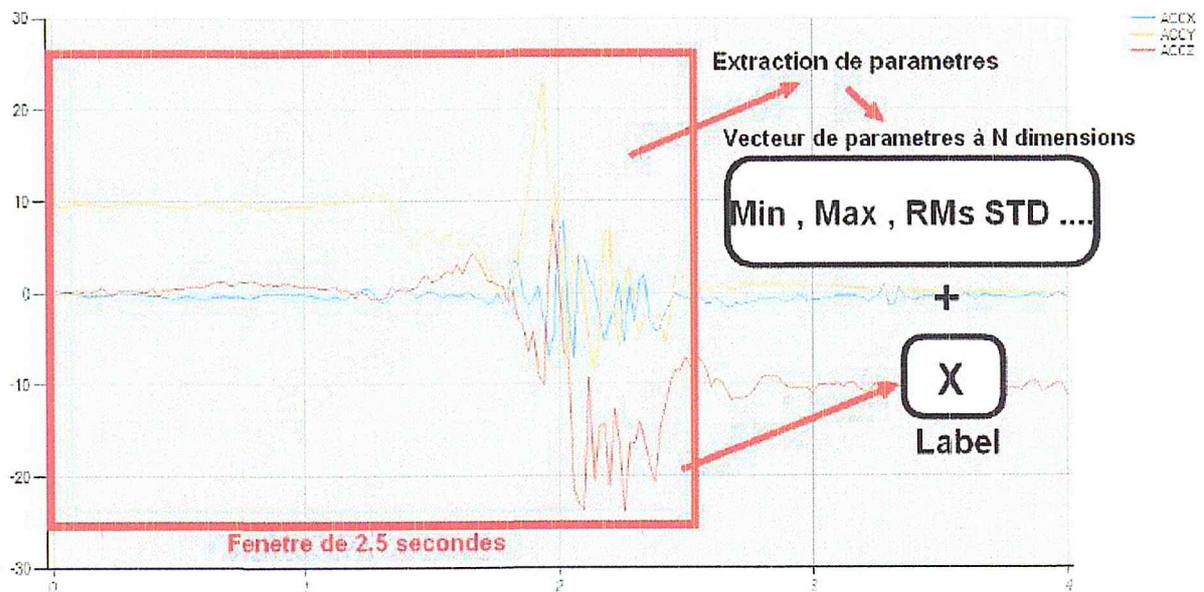


FIGURE 2.15 – Extraction de paramètres sur une fenêtre de 2.5 secondes.

Une fois l'extraction faite sur tout l'ensemble de données collectées, on obtient une liste de vecteurs de paramètres $P = \{P_0, P_1, \dots, P_n\}$ et des étiquettes $L = \{L_0, L_1, \dots, L_n\}$ comme nous le montre la figure 2.15, Ou chaque P à sa propre étiquette l . Cet ensemble est appelé données d'apprentissage et sera utilisé dans la création du modèle dans la phase suivante.

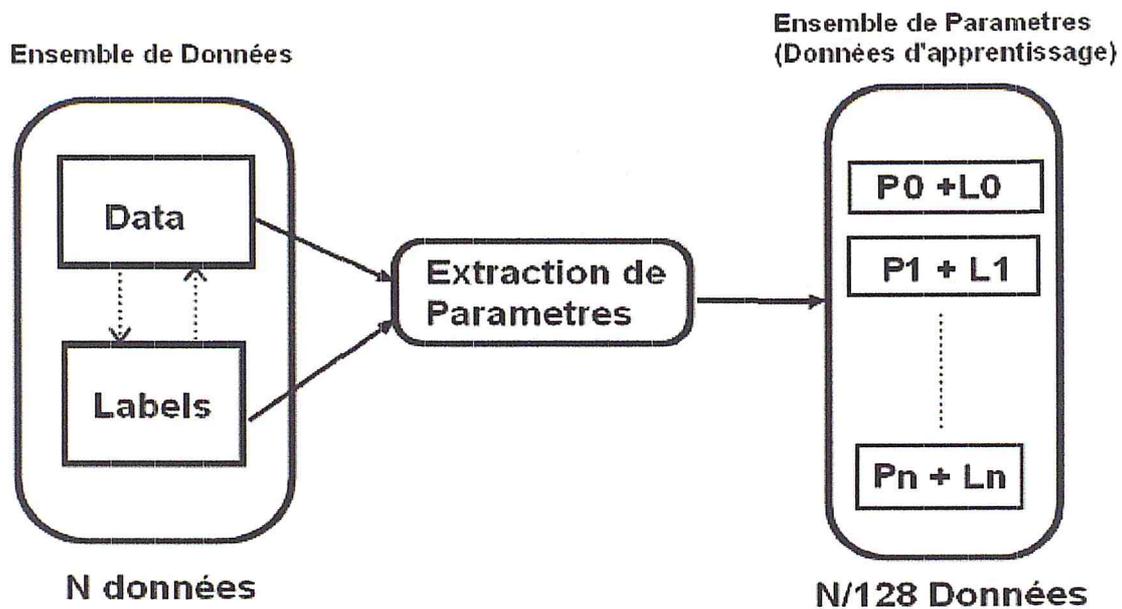


FIGURE 2.16 – Génération des données d'apprentissage.

I.1-3 La classification :

Dans cette partie on va voir en détaille les classifieur utilisé qui sont le KNN et le SVM.

A. Les K plus proche voisin :

Rappel sur le fonctionnement du classifieur avec le pseudo algorithme ci-dessous :

- Soit $L = \{(x', c) | x' \in \mathbb{R}^d, c \in C\}$ l'ensemble d'apprentissage.
- Soit x l'exemple dont on souhaite determiner la classe.

```

début
  pour chaque (exemple  $(x', c) \in L$ ) faire
    | Calculer la distance  $D(x, x')$ 
  fin
  pour chaque  $\{x' \in kppv(x)\}$  faire
    | compter le nombre d'occurrences de chaque classe
  fin
  Attribuer à  $x$  la classe la plus fréquente;
fin
  
```

Comme on a vu dans le chapitre un, il existe plusieurs types de distance pour faire la comparaison entre deux entités. Dans notre travail on a opté pour la distance euclidienne représentée dans la formule ci-dessous où x_i et x_j sont deux vecteurs :

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{ik} - x_{jk})^2}$$

Afin de mieux comprendre le fonctionnement de l'algorithme *KNN*, nous allons l'illustrer avec un exemple où on a deux classes, on pose les points noirs une classe "Marcher", et les points gris sont la classe "Courir" et on va déduire la classe d'un nouvel objet projeté dans l'espace.

Dans l'**exemple 1** de la (FIGURE 2.17) la classification est simple quel que soit le nombre de voisins choisis : le nouvel objet est noir donc le mouvement prédit est marcher.

En revanche dans l'**exemple 2**, tout dépend du nombre de voisins K choisis et de l'heuristique de classification. Pour $k = 1$, le nouvel objet est gris. Pour $k = 3$, si les trois voisins ont le même poids, alors le nouvel objet est noir. Par contre, si le poids est pondéré par l'inverse de la distance alors le nouvel objet peut être gris. Cela revient à pondérer l'affectation de classe avec la distance : plus un voisin est éloigné, plus son influence est faible.

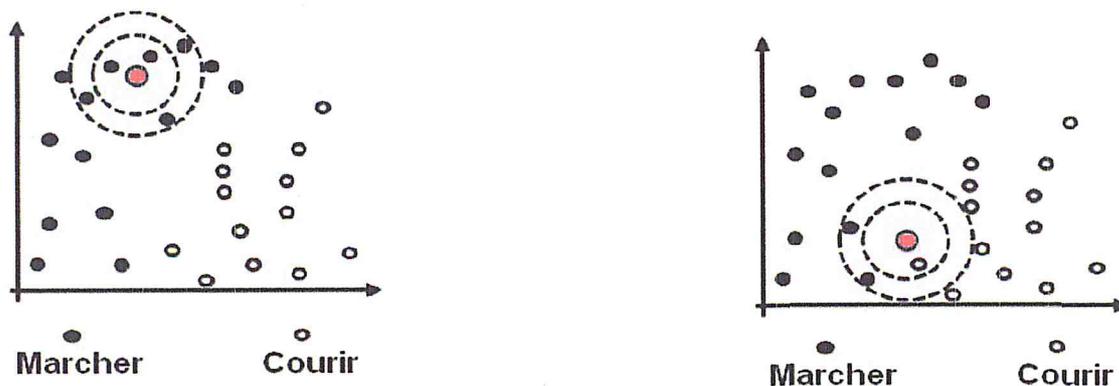


FIGURE 2.17 – exemple d'une classification *KNN*.

Les principaux inconvénients de cette méthode sont le nombre d'opérations nécessaires pour classer une entité, dans le cas d'une grande base de références ainsi que sa sensibilité au bruit présent dans les données d'apprentissage (donnée erronées), ainsi que l'influence du nombre de voisin K .

Choix du k :

Vu l'impact du nombre K pour le calcul de la classe majoritaire, on a proposé une solution en utilisant la validation croisée pour avoir le K le plus optimal montrer dans le pseudo-algorithme ci-dessous :

Algorithm 1 Calcul du K Optimal de la méthode K plus proche voisins

Entrées: N : Taille de données dans la Base d'apprentissage

Train : Données d'apprentissage (Vecteurs Caractéristiques)

X : référence au KNN .

List < Double > Accuracy .

Sorties: *Best* : Indice K

Tant Que $i < N$ **Faire**

$X = \text{CreateKNN}(\text{Train}, i)$: Construire le classifieur KNN avec le paramètre $K = i$

$\text{Accuracy.Ajouter}(\text{Tester}(X))$: test le taux de précision du Knn courant et l'ajoute aux résultats .

$i++$;

Fin Tant Que

$\text{Best} = \text{Accuracy.Getbest}()$: calcul l'indice K qui donne le taux optimal .

B. Machines à Vecteurs de Support (SVM)

Comme il a été cité dans le chapitre 1, Les séparateurs à vaste marge ont été développés pour traiter des problèmes binaires mais ils peuvent être adaptés pour traiter les problèmes multi-classes comme dans notre cas où on a plusieurs classes où chaque classe définit un type de mouvement.

Il existe principalement 2 types d'approches de classification multi-classe :

La méthode un contre tous : (appelée parfois one-versus-the-rest) consiste à construire M classifieurs binaires en attribuant le label 1 aux échantillons de l'une des classes et le label -1 à toutes les autres. En phase de test, le classifieur donnant la valeur de confiance (e.g la marge) la plus élevée remporte le vote.

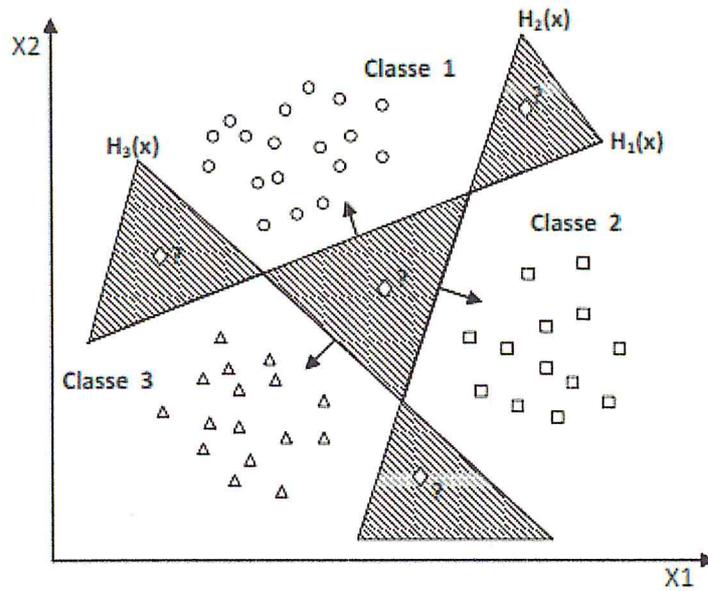


FIGURE 2.18 Approche une-contre-reste avec des zones d'indécision.

La méthode un contre un : consiste à construire $M(M-1)/2$ classifieurs binaires en confrontant chacune des M classes. En phase de test, l'échantillon à classer est analysé par chaque classifieur et un vote majoritaire permet de déterminer sa classe.

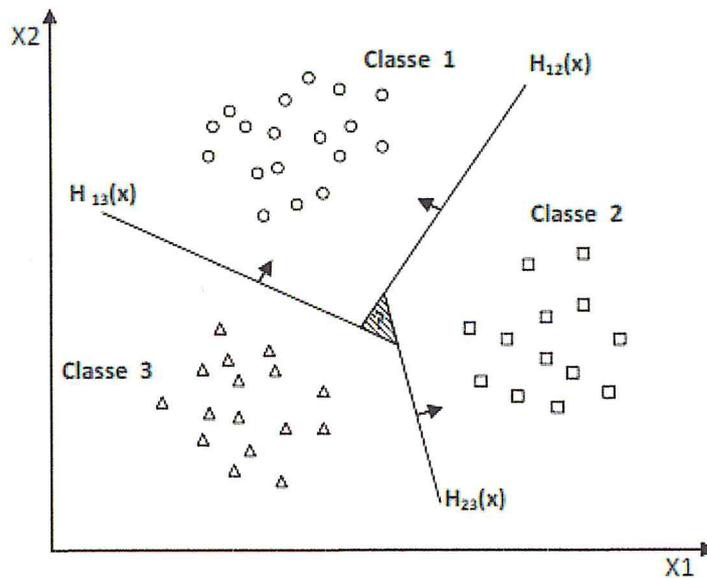


FIGURE 2.19 Approche un contre un avec la zone d'indécision

Dans [23] les auteurs montrent que la méthode "un contre un" a une meilleure précision que la méthode "un contre tous" dans 60% des cas,

De ce fait pour la suite de notre projet on a opté pour la méthode **un contre un**.

C. Élaboration du modèle (Apprentissage)

Comme le classificateur travail avec des données numériques, il est nécessaire d'affecter des étiquettes de la même nature que les vecteurs caractéristiques, les labels utilisés dans notre approche sont décrit dans le tableau suivant :

Activité	Label (étiquette)
Walking	0
Jumping	1
Running	2
Standing	3
Sitting	4
Layig	5
Fall	6

Table 2-1 : liste des labels.

L'élaboration du modèle ou classifieur à partir des données d'apprentissage, peut être décrite par ce pseudo-algorithme :

Algorithm 1 Elaboration du modèle

Entrées: *Train* : donnes d'apprentissage (Vecteurs Carctéristiques)

Labels : les étiquetes des données

N : taille de la base d'apprentissage

Sorties: *Classifieur X* : le modèle construit

Tant Que $i < N$ **Faire**

$V_{imp} = Train_i + Labels_i$; Affecter un label(type d'activité) au vecteur paramtres .

$X.apprendre(V_{imp})$: Ajouter le vecteur au classificateur comme donnée référence.

$i++$

Fin Tant Que

return *X* : Retourne le classificateur .

D. Validation du modèle (Classifieur)

Pour la validation de nos modèles on a utilisé la méthode de la validation croisée.

On entraîne notre algorithme sur le premier sous-ensemble de données généralement représentant 80% du jeu de données, le reste de données fera office de jeu de test. On obtient au final un indicateur de performance appelé "Taux de précision " (Accuracy en anglais)

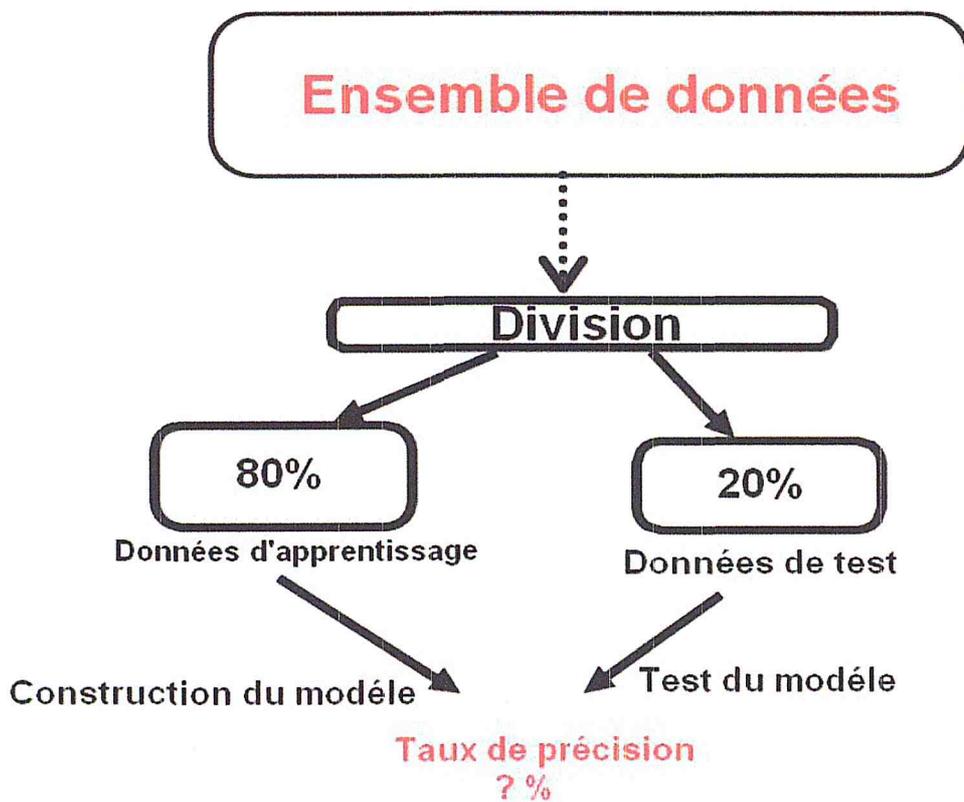


FIGURE 2.20 – Test du modèle par division de données.

I.2 Déploiement du système.

Maintenant que notre modèle est prêt on peut le déployer pour faire la détection de mouvement et ajouter la fonctionnalité de calcul du rythme cardiaque en complément.

I.2-1 Identification de l'activité humaine :

Une fois le modèle choisi et construit, il pourra faire la détection de l'activité humaine depuis les données reçues du dispositif SHIMMER en temps réel sur une fenêtre de **2.5 secondes**, le vecteur résultant sera envoyé au classifieur, qui va décider de la classe (activité) à affecter à ce dernier (Figure 2.21).

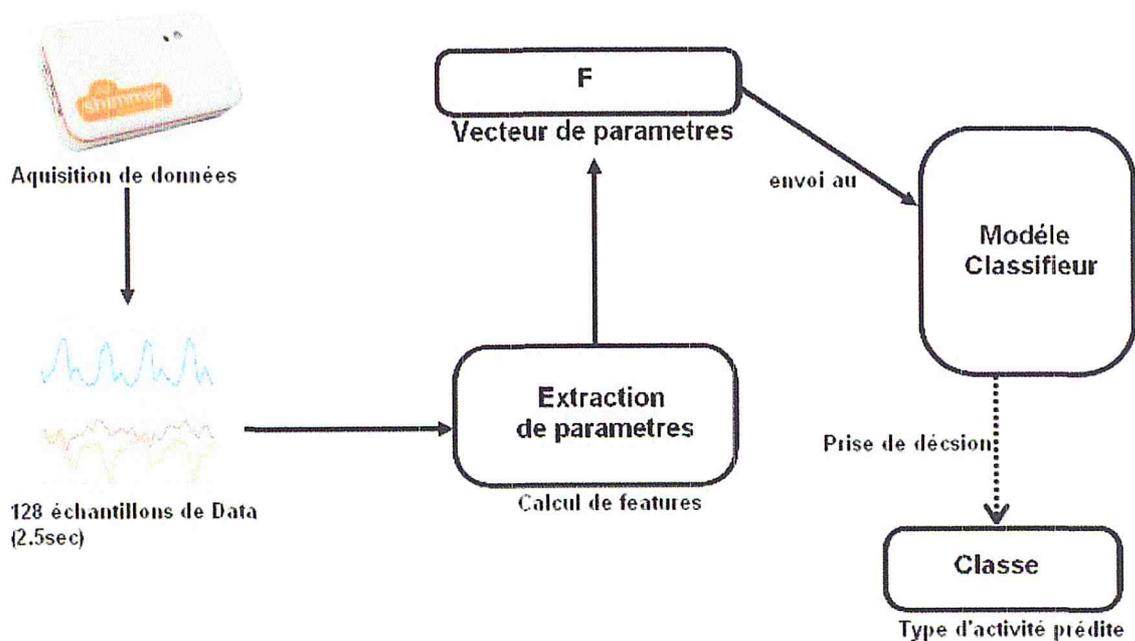


FIGURE 2.21 – Reconnaissance de l'activité humaine.

I.2-2 Autre traitement : ECG

Dans le contexte de l'électrocardiographie, le mot "Lead" est utilisé pour se référer au signal de la différence de tension entre les deux électrodes à savoir le signal produit par l'enregistreur ECG, Le dispositif SHIMMER offre une unité à 5 électrodes que nous allons

définir et montrer leur positionnement sur le corps humain à fin d'enregistrer un tracé ECG correct , et voir en revue les méthodes utilisées pour calculer le rythme cardiaque depuis ce dernier.

A. Positionnement des électrodes de l'ECG

Les 5 entrées l'unité de l'ECG de SHIMMER [28] sont étiquetées selon leurs placements suggérés, décrit dans ce tableau :

Lead	Position	Couleur
LA	Bras gauche	Noir
RA	Bras droit	Blanc
LL	Jambe gauche	Rouge
RL	Jambe gauche	Vert
Vx	Poitrine	Marron

Table 2-2 : Code couleur des électrodes de SHIMMER SENSOR.

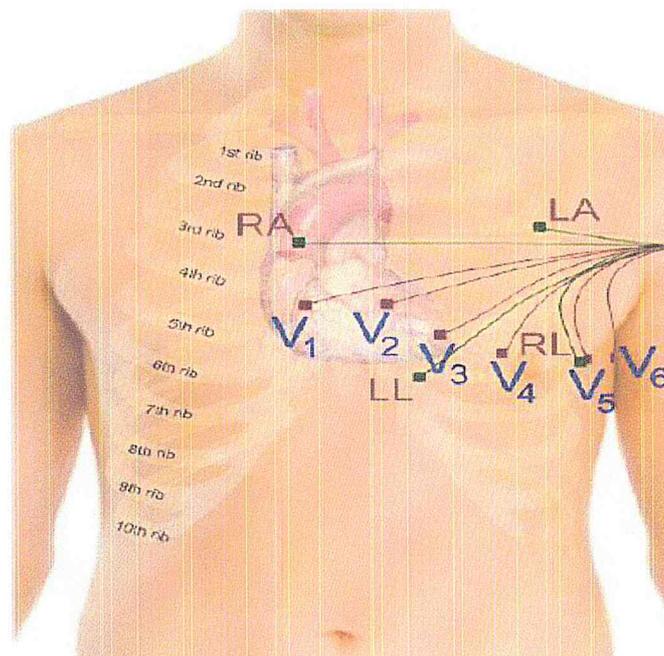


FIGURE 2.22 – Emplacement des cinq électrodes.

La Figure 2.22 montre un exemple de la façon dont les électrodes doivent être placées sur le corps. Les électrodes pour les conducteurs de branche bipolaires (LA, RA, LL et RL) sont représenté par des nœuds verts et des fils, tandis que les positions V1; V2; V3; V4; V5 et V6

pour les unipolaires, sont représentées par des nœuds et des fils bruns. Bien qu'il soit pratique courante de placer les électrodes des membres sur les bras / jambes, en fonction de leurs noms, en réalité, toutes les électrodes des membres peuvent être placées sur la poitrine.

La chose importante est que chaque électrode doit être placée sur le corps, à l'écart du cœur et dans la direction de l'articulation de la branche concernée. Par exemple, l'électrode de RA peut être placée n'importe où sur la poitrine aussi longtemps qu'elle est positionnée à une distance du cœur dans la direction de l'épaule droite,

L'électrode de référence (RL) peut être placée n'importe où sur le corps aussi longtemps qu'elle se trouve en dehors du triangle formé par les 3 autres électrodes des membres (par exemple RA, LA et LL). Ce positionnement permet la capture des ondes R [29].

L'électrode V_x peut être placée à l'une des positions $V1$; $V2$; $V3$; $V4$; $V5$ ou $V6$, en fonction des besoins de l'utilisateur, en prenant l'avis du médecin du SAMU présent dans le centre, il nous a montré la configuration idéale pour l'emplacement de notre électrode V_x dans la position $V3$ qui convient à nos besoins (FIGURE 2.23), quant aux autres ils sont souvent utilisés pour identifier les troubles cardiaques.



FIGURE 2.23 – Emplacement des cinq électrodes.

B. Calcul du rythme cardiaque à partir du signal ECG

La fréquence de l'ECG, c'est le nombre de complexes QRS (donc de dépolarisations des ventricules par une impulsion électrique) à chaque minute. Celle-ci correspond chez le sujet sain au nombre de battements cardiaques par minute [30]. La fréquence cardiaque normale varie entre 50-60 et 90-100 selon les auteurs. En dessous de 50-60 battements par minute, on parle de bradycardie, et au-dessus de 90-100 battements par minute, c'est une tachycardie.

Il existe trois méthodes de calcul de la fréquence cardiaque (FC) :

- *En utilisant la règle à ECG :*

En mesurant deux cycles à partir de la flèche indiquée sur la règle : On superpose la flèche sur une onde P ou R et on lit la fréquence cardiaque en regard de la deuxième onde P ou R après la flèche¹².

- *La méthode des 300 :*

C'est la plus rapide et la plus utilisée : En prenant pour principe que la fréquence cardiaque se mesure en beats/mn, sur un papier millimétré pour ECG, un petit carré correspond à 0,04 seconde et 60 secondes font 1500 petits carrés. Chaque bloc de 5 petits carrés est marqué en trait gras. On repère une onde R coïncidant avec un trait gras qui deviendra un multiple des autres traits gras suivants. Entre 2 traits gras il y a 5 petits carreaux¹³.

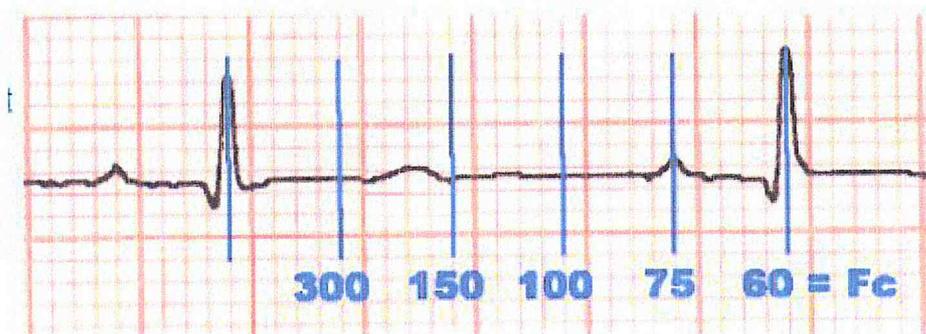


FIGURE 2.24 – La méthode des 300.

On visualise donc l'onde R qui coïncide au trait gras, départ des 1500, au prochain trait gras, on aura $1500=5$ soit 300, au suivant $1500=10$ soit 150 puis 100; 75; 60; 50; 43; 38; 33;30

¹² www.uvp5.univ-paris5.fr/UV_MED/ECG/DATAS/MODULE1/CalcFc.html

¹³ http://www.ednes.com/ecg_ex/anafreq1.html

L'onde R suivante permet d'indiquer la fréquence cardiaque en relation avec le trait gras correspondant.

- **La méthode des 6 secondes :**

Rapide et pratique pour les fréquences lentes ou irrégulières, il faut faire des repères toutes les 3 secondes, soit tous les 15 gros carrés. Deux intervalles (30 gros carrés) représentent 6 secondes.

On détermine le nombre de cycles par intervalle de 6 secondes et on le multiplie par 10 pour connaître le nombre de cycles pour 60 secondes soit la fréquence cardiaque par minute.

Comme nous le montre l'exemple 2.25 ci-dessous la fréquence estimée est $F_c = 10 * 7 = 70$.

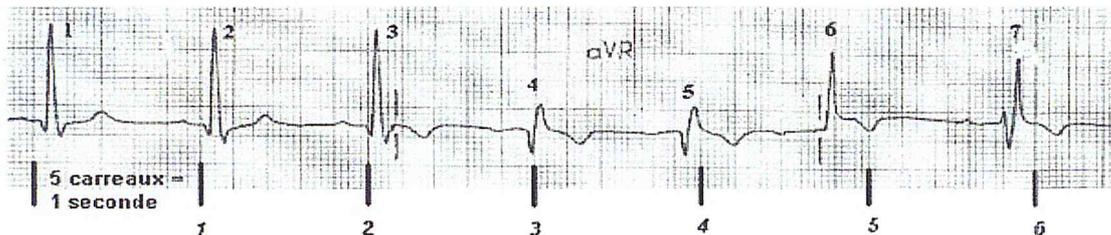


FIGURE 2.25 – La méthode des 6 secondes.

Cette méthode présente l'avantage d'être facile à implémenter, son fonctionnement est décrit dans ce pseudo algorithme :

Algorithm 2 calcul de la fréquence cardiaque

Entrées: $DATA_{ecg}$: (6 secondes) de données de l'ecg

N : nombre d'échantillon de $DATA_{ecg}$.

Sorties: HR : la fréquence cardiaque

$Max_{QRS} = \max DATA_{ecg}$

$Nb_{QRSFound} = 0$; Initialiser le nombre de Pics .

Tant Que $i < N$ **Faire**

Si $DATA_i == Max_{QRS}$ **Alors**

$Nb_{QRSFound} ++$;

$i = i + 5$; un petit bon dans le temps .

Fin Si

Fin Tant Que

$HR = Nb_{QRSFound} * 10$;

return HR

Partie II :

Comme le but de notre travail c'est la création d'une application, qui en plus de permettre de faire la détection de mouvement elle doit répondre à toutes les exigences des utilisateurs. De ce fait en vue de la réussite de l'application et sa future utilité, il est essentiel que nous parvenions à une vue claire des différentes fonctionnalités attendues. Nous présentons dans cette partie l'ensemble des besoins fonctionnels et non fonctionnels que notre application doit fournir et les différents cas d'utilisation dans notre système.

II-1 Description de base :

Ce projet consiste à réaliser une application qui permettra de faire :

- La détection des mouvements citée dans les chapitres précédents, tout en se basant sur un classifieur et une base d'apprentissage riche.
- Ajout de nouvelles données d'apprentissage à tout moment.
- Gestion des utilisateurs et des sujets avec un système administrateur.
- Consulter l'historique des prises faites par les sujets.

II-2 Spécification des besoins :

L'application envisagée doit satisfaire les besoins fonctionnels qui seront exécutés par le système et les besoins non fonctionnels qui perfectionnent la qualité logicielle du système.

A. Les besoins fonctionnels :

Les besoins fonctionnels ou besoin métiers représentent les actions que le système doit exécuter, il ne devient opérationnel que s'il les satisfait. Cette application doit couvrir principalement les besoins fonctionnels suivants :

- Gestion du droit d'accès de l'application.
- Gestion des sujets via une base de données.
- Faire une collecte de données à tout moment.
- Garder trace de toutes les prises faites par les sujets dans la base de données.
- Visualiser les prises des sujets.

B. Les besoins non fonctionnels :

Ce sont des exigences qui ne concernent pas spécifiquement le comportement du système mais plutôt identifient des contraintes internes et externes du système. Les principaux besoins non fonctionnels de notre application ce résumant dans les points suivants :

- Le code doit être clair pour permettre des futures évolutions ou améliorations.
- L'ergonomie : l'application offre une interface conviviale et facile à utiliser.
- La sécurité : l'application doit respecter la confidentialité des données.

II-3 Description détaillé :

Dans notre projet, on se propose de réaliser une application pour la détection de mouvement en se basant sur un classifieur choisis au préalable et interagira avec une base de données dans laquelle seront stockées les informations tels que :

- Les identifiants des utilisateurs.
- Les différentes tables participant à la gestion des sujets, en gardant trace de leurs activités.

Pour modéliser notre application on a utilisé le langage de modélisation objet qui est UML. La conception de notre application se base sur les diagrammes des cas d'utilisation(les acteurs, procédures d'administrateur), les diagrammes de classes et les diagrammes de séquences.

II-4 Identification des acteurs du système :

Un acteur représente un rôle joué par une personne qui interagit avec le système. Par définition, les acteurs sont à l'extérieur du système .Les acteurs se recrutent parmi les utilisateurs du système et aussi parmi les responsables de sa configuration et de sa maintenance. D'où, les acteurs potentiels qui risquent d'interagir avec l'application qui sont :

- L'utilisateur : C'est l'utilisateur final qui utilise l'application et il doit disposer d'un nom d'utilisateur et d'un mot de passe valide pour qu'il puisse accéder à cette dernière.
- Le sujet : C'est la personne sur laquelle on fait la détection de mouvement.

II-5 Les diagramme de cas d'utilisation :

Le diagramme de cas d'utilisation décrit les utilisations requises d'un système, ou ce qu'un système est supposé faire. Les principaux concepts de ce diagramme sont les acteurs, cas d'utilisation et sujets. Un sujet représente un système avec lequel les acteurs et autres sujets interagissent.

A. Diagramme d'utilisation générale :

Cette représentation nous permet d'avoir une vue globale sur les fonctionnalités du système.

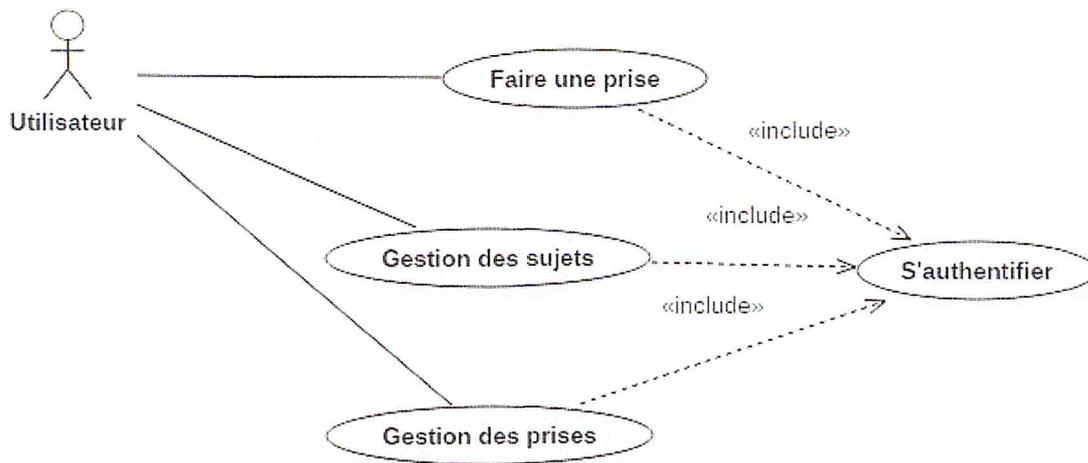


FIGURE 2.26 - Modèle de cas d'utilisation globale.

B. Les diagrammes d'utilisation détaillée :

On s'intéresse aux cas d'utilisation les plus pertinents.

B.1 Diagramme de cas d'utilisation « Gestion des sujets » :

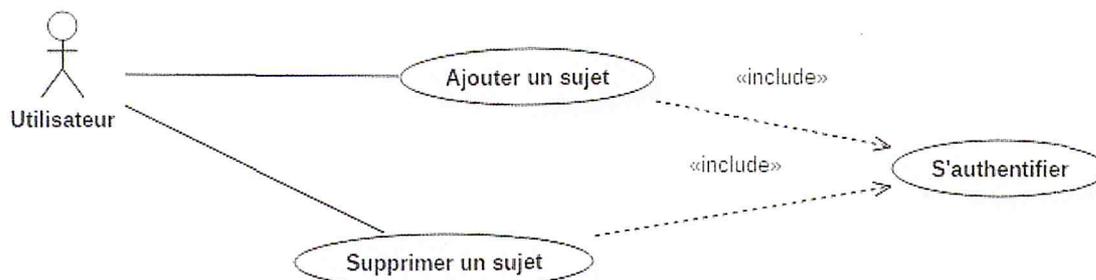


FIGURE 2.27 - Modèle du cas d'utilisation « Gestion des utilisateurs ».

B.2 Diagramme de cas d'utilisation « Gestion des prises » :

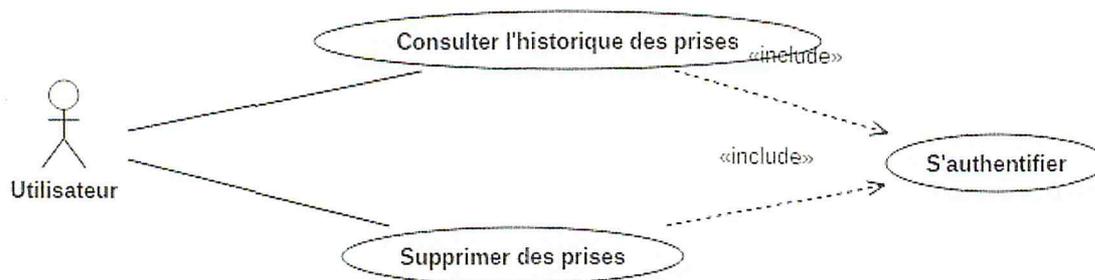


FIGURE 2.28 - Modèle du cas d'utilisation « Gestion des prises ».

B.3 Diagramme de cas d'utilisation « Faire une prise » :

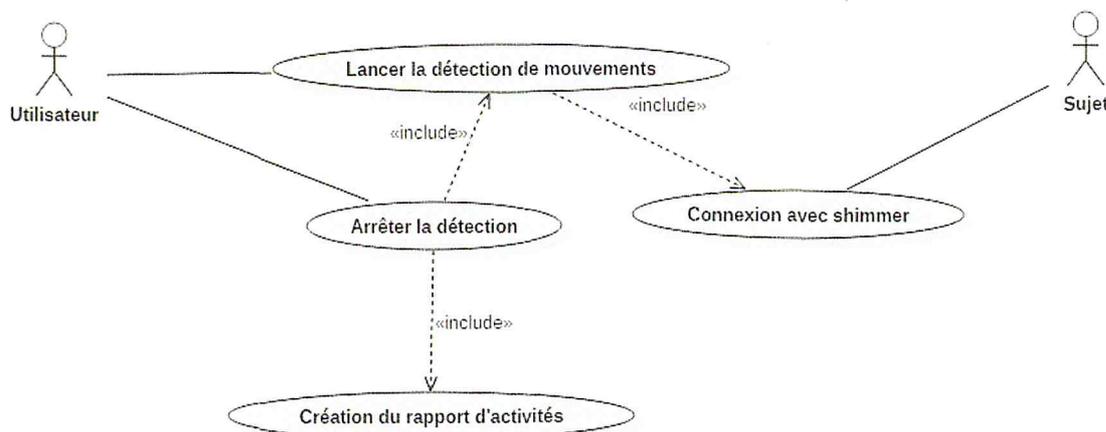


FIGURE 2.29 - Modèle du cas d'utilisation « Faire une prise ».

II-6 Description des cas d'utilisation :

Dans cette section on va donner une description textuelle de nos différents cas d'utilisation ainsi que leurs diagrammes de séquences.

A.1 Cas d'utilisation « S'authentifier » :

Acteurs : utilisateur, Administrateur.

Actions : Vérification du nom d'utilisateur et du mot de passe.

Pré condition : Avoir un Nom d'utilisateur et un mot de passe.

Post Condition : La session est ouverte pour l'utilisateur.

Intérêt : On veut avoir une application sécurisée pour éviter toute erreur.

Scénario principal (Succès) :

- L'utilisateur saisit le nom d'utilisateur et son mot de passe.
- Le système reconnaît l'utilisateur et son type de privilège.
- Un message de bienvenue est affiché.

Scénario secondaire (échec) :

- L'utilisateur saisit le nom d'utilisateur et son mot de passe.
- Le système ne reconnaît pas l'utilisateur.
- Un message d'erreur est affiché.

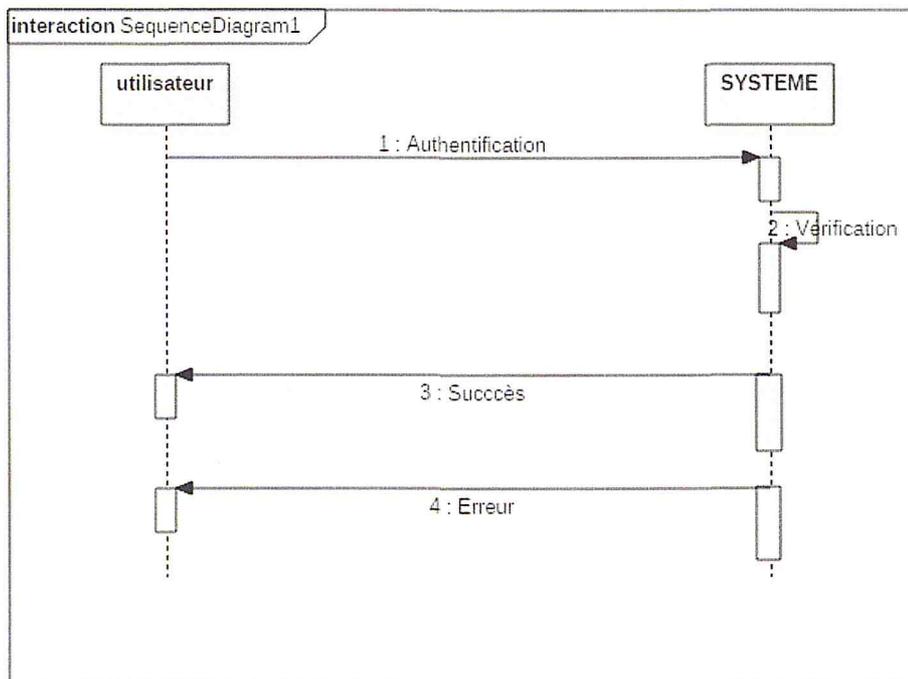


FIGURE 2.30 - Diagramme de séquence « s'authentifier ».

A.2 Cas d'utilisation « Faire une prise »:

Acteurs : Utilisateur, sujet.

Actions : Faire la détection de mouvement sur un sujet quelconque.

Pré condition :

- Connexion avec le dispositif SHIMMER.

Post condition :

- Lancer la détection de mouvement.
- Avoir un rapport de son activité.

Intérêt : la fonction principale de notre application c'est de faire la détection de mouvement et garder trace de l'activité du sujet dans la base de données.

Scénario principale :

- Le sujet met le dispositif.
- L'utilisateur connecte le dispositif SHIMMER SENSOR à l'application.
- Lancer la détection des mouvements.
- Avoir un rapport de son activité à la fin de la prise.

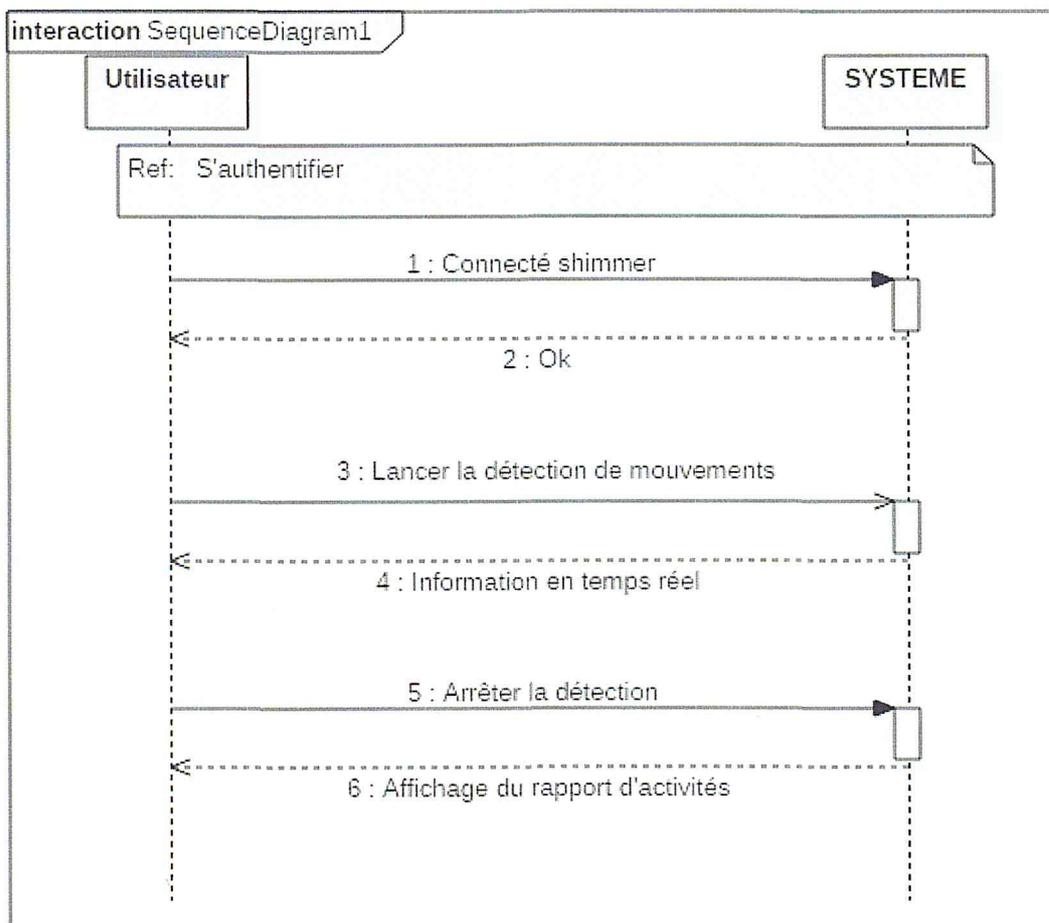


FIGURE 2.31 Diagramme de séquence « Faire une prise ».

A.3 Cas d'utilisation « Gestion des sujets » :

Acteurs : Utilisateurs.

Actions : Supprimer ou ajouter un sujet.

Pré Condition : authentification de l'utilisateur.

Post condition : un sujet est ajouté ou supprimé.

Intérêt : il est nécessaire de gérer cet aspect-là pour faciliter la consultation de l'historique des prises.

Scénario principal :

- S'authentifier.
- Voir la liste des sujets.
- Ajouter ou supprimer un sujet.

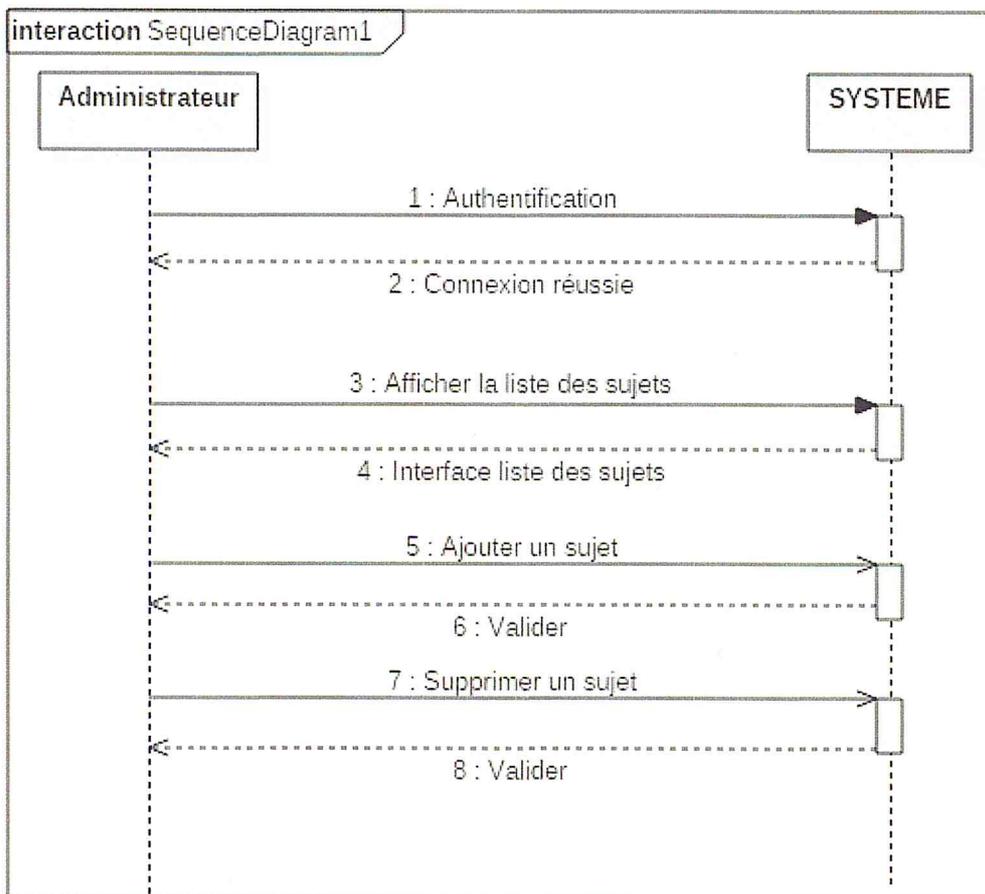


FIGURE 2.32 Diagramme de séquence « Gestion des sujets ».

A.4 Cas d'utilisation « Gestion des prises » :

Acteurs : Utilisateur

Actions : Avoir accès à la liste des sujets et consulter l'historique de leurs prises et pouvoir les supprimer à tout moment.

Pré condition : authentification de l'utilisateur.

Post condition : Journal des prises modifié.

Intérêt : cette partie est très importante car elle permet de consulter l'historique de tous les sujets ou de les retirer de la base de données.

Scénario principal :

- S'authentifier.
- Consulter l'historique des prises.
- Avoir le graphique de son activité (signal : accéléromètre et gyroscope).
- Supprimer une prise si nécessaire.

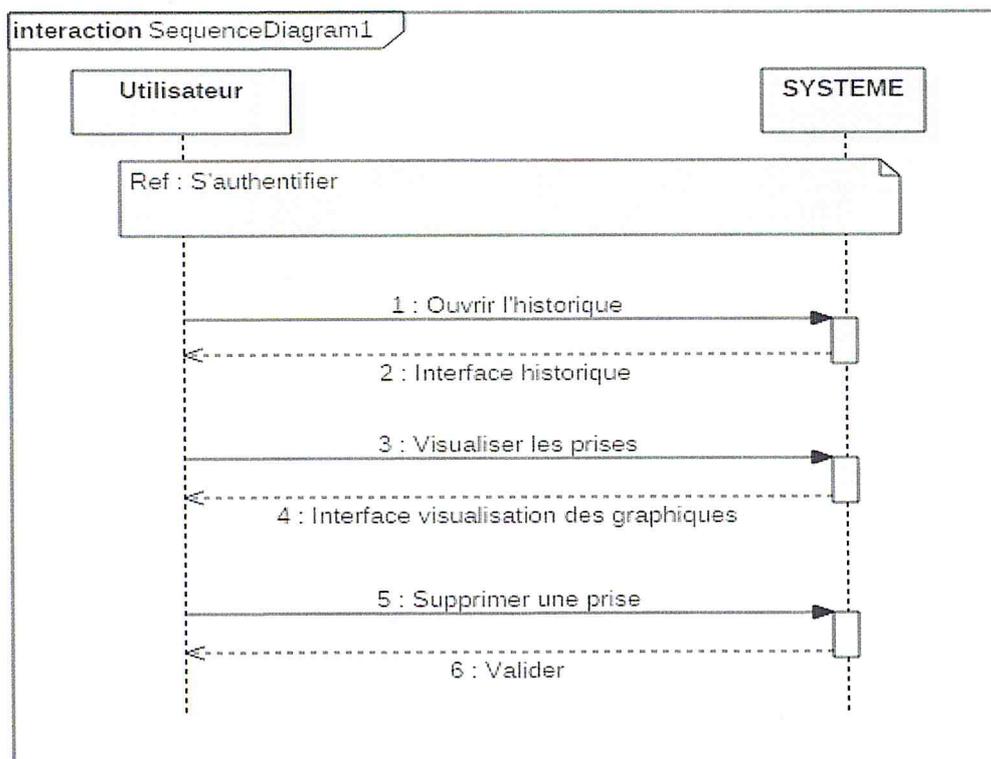


FIGURE 2.33 Diagramme de séquence « Gestion des prises ».

II-8 Conclusion :

Dans ce chapitre on a vu en détail les étapes qu'on a suivies pour faire notre classification. De l'acquisition de données à l'extraction des paramètres en utilisant un des classifieurs cités pour arriver à un modèle capable de faire la détection de mouvement.

Puis on a présenté les besoins fonctionnels et non fonctionnels du système avec une description des diagrammes des cas d'utilisation, de classe et de séquence.

L'architecture du système est devenue stable ce qui a permis de passer à la phase de construction (implémentation) pour présenter la solution réelle.

II-7 Le diagramme de classe :

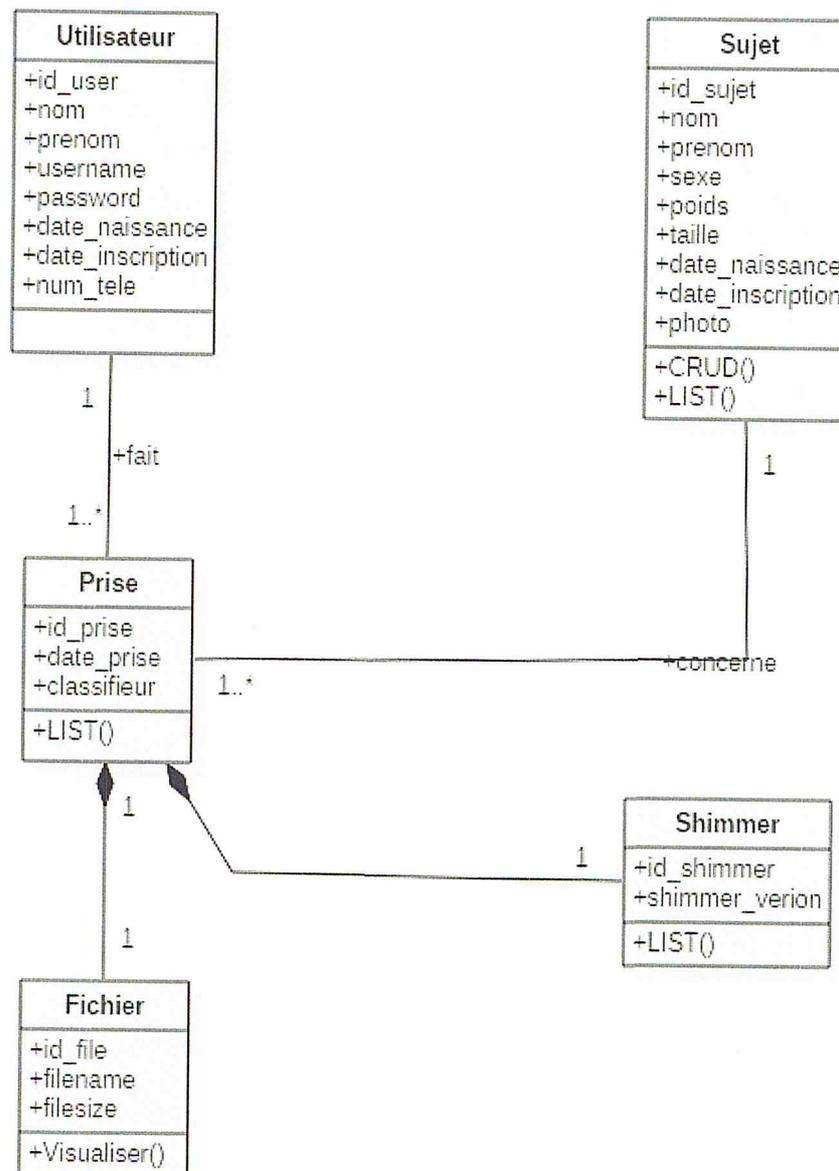


FIGURE 2.34 - Diagramme de classe.

CHAPITRE 3 :

Réalisation et expérimentations

Introduction :

Ce chapitre est consacré à la présentation de l'application et des outils utilisés pour sa réalisation. Nous expliquerons éventuellement nos choix techniques relatifs au classifieur utilisé tout en donnant une description des résultats aboutis par quelques imprime écrans.

3-1 Réalisation :

Dans cette section on fait un descriptif de notre application et des outils utilisés pour passer à l'étape suivante qui montrera les résultats obtenus.

3-1-1 Environnement de travail :

A- Matériel :

Ce projet a été fait par un binôme, n'ayant pas le même modèle d'ordinateur, nous avons élaboré cette application avec deux systèmes et ressources différents :

- Ordinateur 1 :

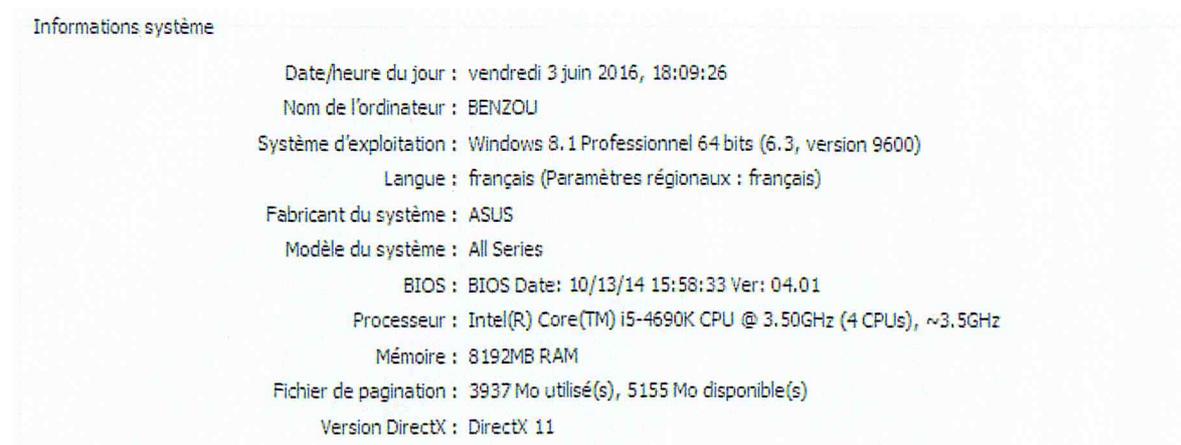


FIGURE 3.1 - Caractéristique de l'ordinateur I.

- Ordinateur 2 :



FIGURE 3.2 - Caractéristique de l'ordinateur II.

Plus l'outil principal de notre application qui est la plate-forme « SHIMMER SENSOR »,

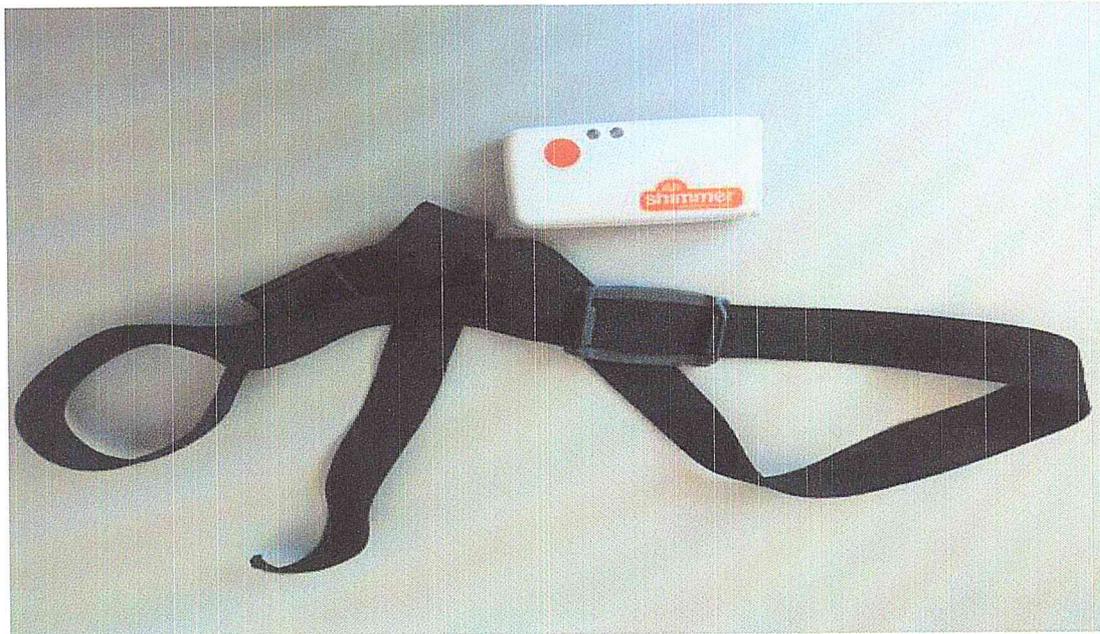


FIGURE 3.3 - Shimmer sensor muni de sa ceinture.

Et les patches d'électrodes pour la capture du signal ECG.

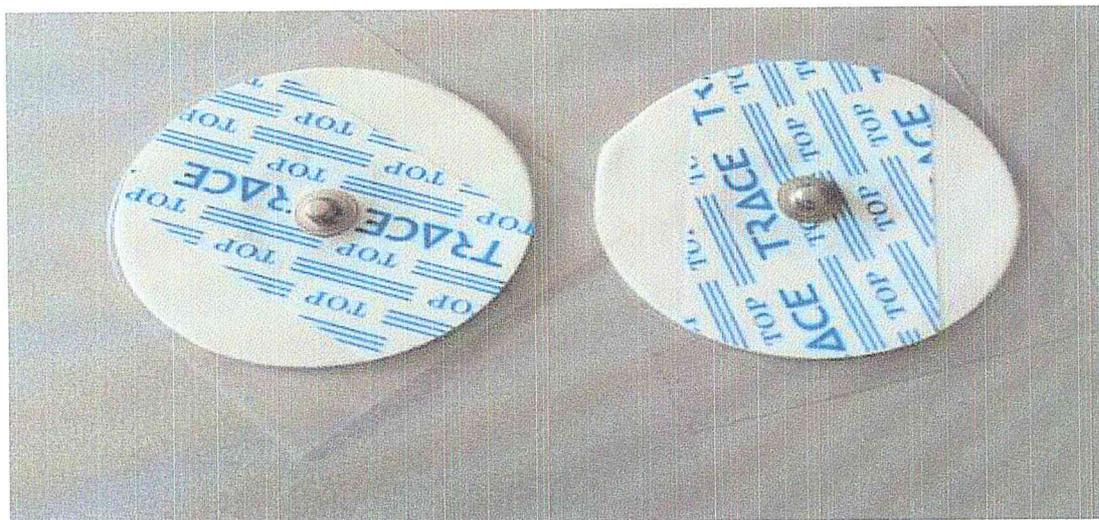


FIGURE 3.4 - Les électrodes utilisées.

B- Logiciel :

- Plateforme de développement « *Microsoft visual Studio 2013* » :

Visual Studio est un ensemble complet d'outils de développement permettant de générer des applications web ASP.NET, des services web XML, des applications bureautiques et des applications mobiles. Visual Basic, Visual C++, Visual C# utilisent tous le même environnement de développement intégré (IDE).

De ce fait le choix de cet IDE était une évidence, ce qu'il nous a facilité énormément la réalisation de notre application.

- Logiciel de gestion de la base de données « *MySql* »

MySQL est un système de gestion de bases de données relationnelles (SGBDR). Il est distribué sous une double licence GPL et propriétaire. Il fait partie des logiciels de gestion de base de données les plus utilisés au monde³, autant par le grand public (applications web principalement) que par des professionnels, en concurrence avec Oracle, Informix et Microsoft SQL Server.

Intérêt : Dans le cadre de notre projet, nous avons choisis « *MySql* » pour stocker et gérer les données de notre application. Dans cette base on distinguera toutes tables et les requêtes nécessaires pour l'exécution de l'application.

- Environnement de test « *Matlab* »

MATLAB (« matrix laboratory ») est un langage de programmation de quatrième génération émulé par un environnement de développement du même nom ; il est utilisé à des fins de calcul numérique. Développé par la société The MathWorks, MATLAB permet de manipuler des matrices, d'afficher des courbes et des données, de mettre en œuvre des algorithmes, de créer des interfaces utilisateurs, et peut s'interfacer avec d'autres langages comme le C, C++, Java, et Fortran.

Intérêt : On a utilisé cet outil pour confirmer notre choix de classifieur qui est le KNN (K-nearest-neighbor) en lui soumettant nos données récoltées sur les différents sujets, et avoir une vue sur sa précision qu'on exposera plus en détail dans la suite du chapitre.

C- Le langage de programmation :

C# : Le C# est un langage de programmation orienté objet, il est dérivé du C++ et très proche du Java dont il reprend la syntaxe générale ainsi que les concepts, y ajoutant des notions telles que la surcharge des opérateurs, les indexeurs et les délégués.

Intérêt : Outre sa robustesse et sa performance ; la sélection de C# est justifié par le fait qu'il :

- Utilise le concept orienté objet et s'apprête parfaitement à notre cas.
- Permet la création d'interfaces graphiques sophistiquées, essentiels pour la conception de l'interface graphique de notre application.
- Inclut le concept du modèle évènementiel. En effet il est capable de réagir à des évènements et permet de faire de la programmation évènementielle.

D- Les bibliothèques utilisées :

Dans cette section on va donner une brève description des bibliothèques essentielles utilisées pour l'aboutissement de notre projet.

- **ZedGraph :** c'est une bibliothèque de classe 'windows form' pour la création de différents types de graphes, disponible en source libre avec une documentation complète.

Intérêt : Nous permet de visualiser les signaux captés via SHIMMER en temps réel sur notre application, ce qui ajoutera plus de crédibilité à notre détection de mouvements.

- **32Feet :** c'est un projet pour la réalisation de réseau personnel comme le Bluetooth, accessible depuis .NET en version commerciale et non commerciale, propose une large gamme de bibliothèque pour établir la communication Bluetooth.

Intérêt : C'est la bibliothèque utilisée pour faire la communication entre SHIMMER et notre application.

- **ACCORD.NET :** c'est une framework learning écrits complètement en C#, et propose une large panoplie de classifieur.

Intérêt : On a utilisé cette bibliothèque pour implémenter notre classifieur.

- **Le SDK SHIMMER** : c'est le kit de développement fourni par le concepteur de SHIMMER SENSOR, qui va nous faciliter la communication entre SHIMMER et l'application avec ces outils pour le filtrage d'information.

E – Logiciel pour le calibrage du dispositif « SHIMMER SENSOR » :

C'est un outil fourni par le concepteur du dispositif qui permet de faire sa configuration dont :

- Le réglage de l'orientation des axes (X,Y,Z) pour tous ces capteurs (l'accéléromètre , le gyroscope ...etc.).
- Le réglage de la sensibilité des capteurs.
- Choix de la fréquence d'échantillonnage.
- Sauvegarder ces paramètres dans le dispositif.

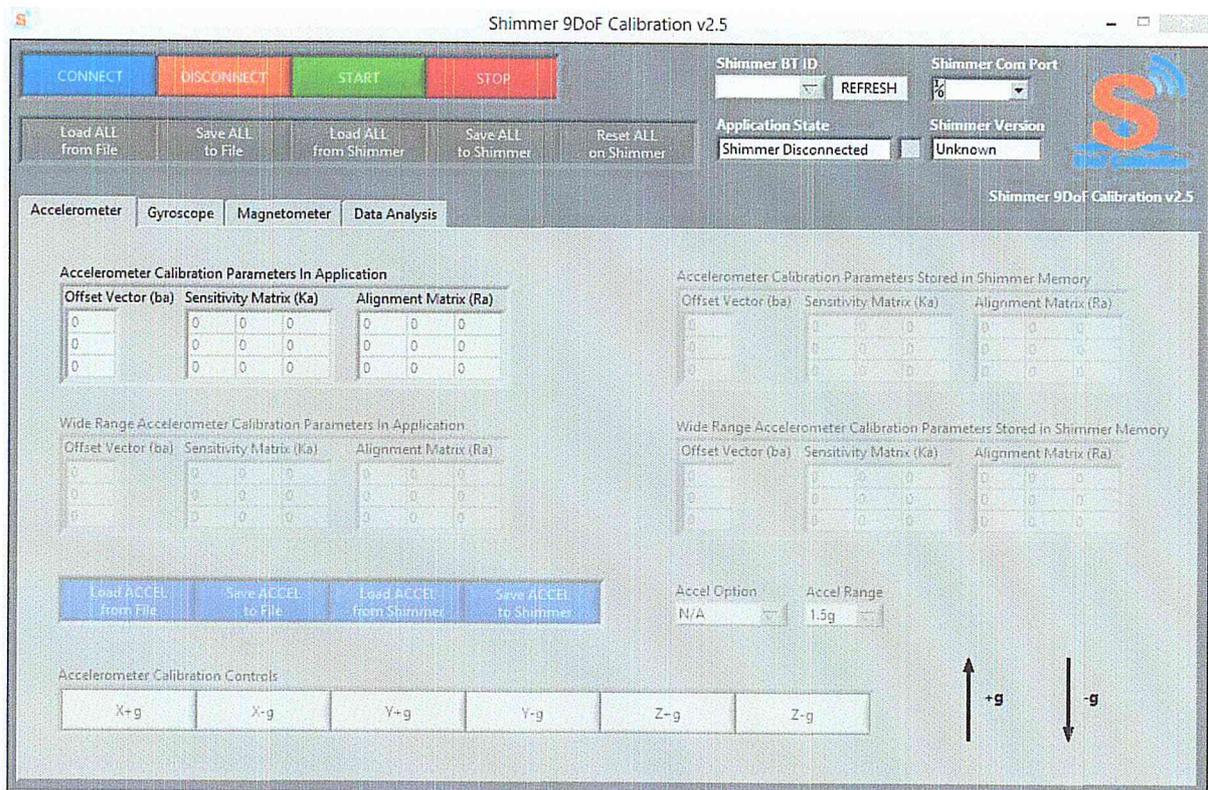


FIGURE 3.5 - Logiciel pour la configuration de « SHIMMER SENSOR ».

Une vidéo¹⁴ est disponible pour expliquer la démarche de la configuration étape par étape.

¹⁴ <https://www.youtube.com/watch?v=aI2WDecTtfs>

Le procédé de calibration de SHIMMER est décrit plus en détails dans [30].

3-1-2 Présentation de l'application :

Dans cette section on va faire une présentation de l'interface graphique de notre application et avoir une vue sur ce qu'elle propose comme fonctionnalité.

A. Interface d'accueil :

Cette interface présente le menu principal de l'application, c'est ce qui s'affiche en premier lors de l'ouverture de l'application.

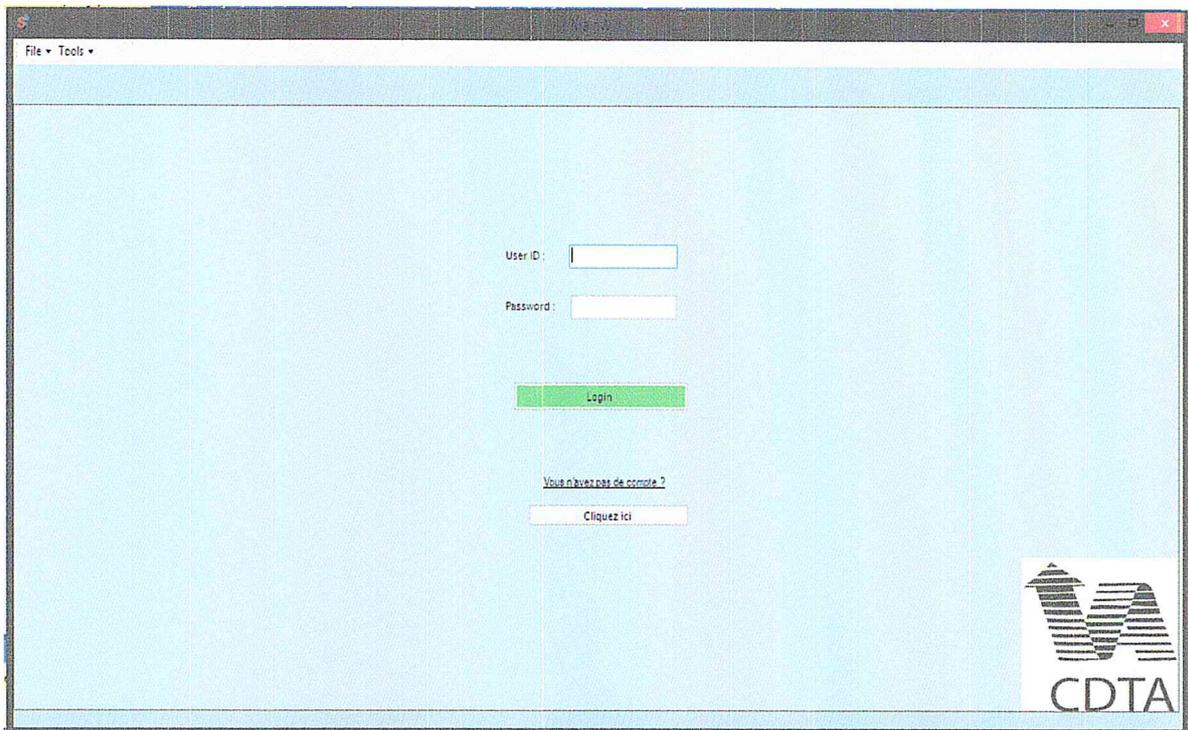


FIGURE 3.6 - Capture d'écran de la fenêtre d'accueil avant authentification.

B. Interface utilisateur:

Après que l'utilisateur se soit connecté avec de bons identifiants, il aura accès à la fenêtre suivante :

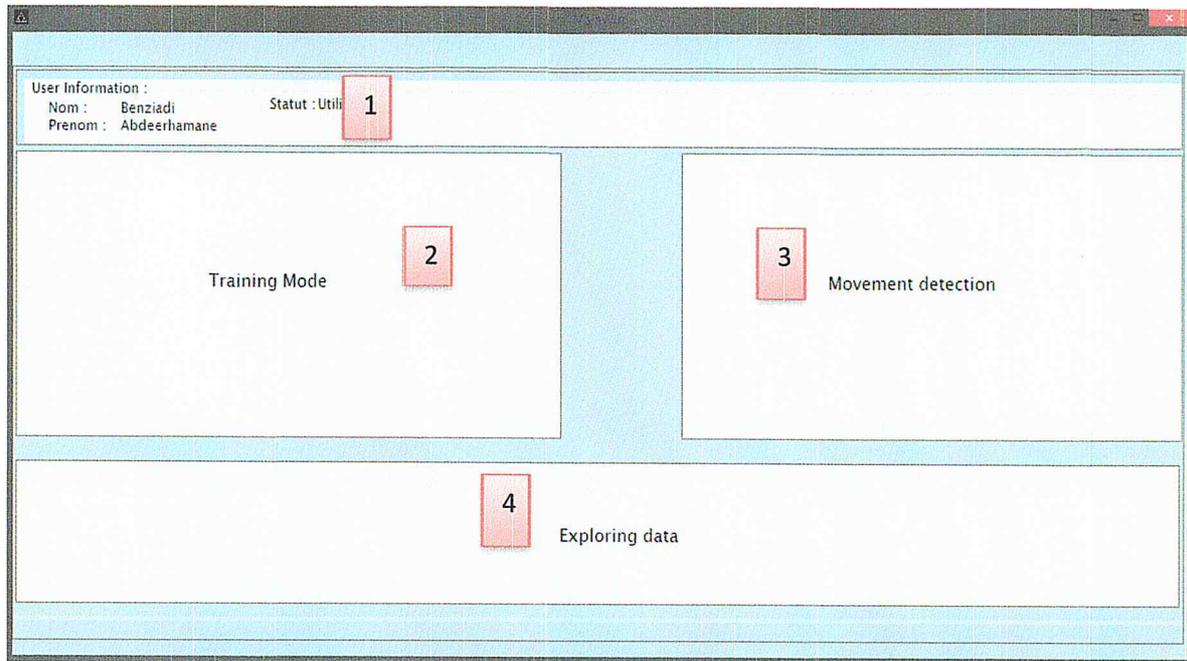


FIGURE 3.7 - Capture d'écran de la fenêtre principale.

- (1) : Les informations concernant l'utilisateur connecté.
- (2) : Accès à la fenêtre de « Training » pour enrichir la base de classification.
- (3) : Accès à la fenêtre « Détection de mouvements ».
- (4) : Accès à la fenêtre « Exploring data » qui permet de voir la liste des sujets et leurs prises, et visualiser graphiquement chaque prise.

C- Interface « Training mode » :

C'est la fenêtre pour faire la récolte de données pour chaque mouvement.

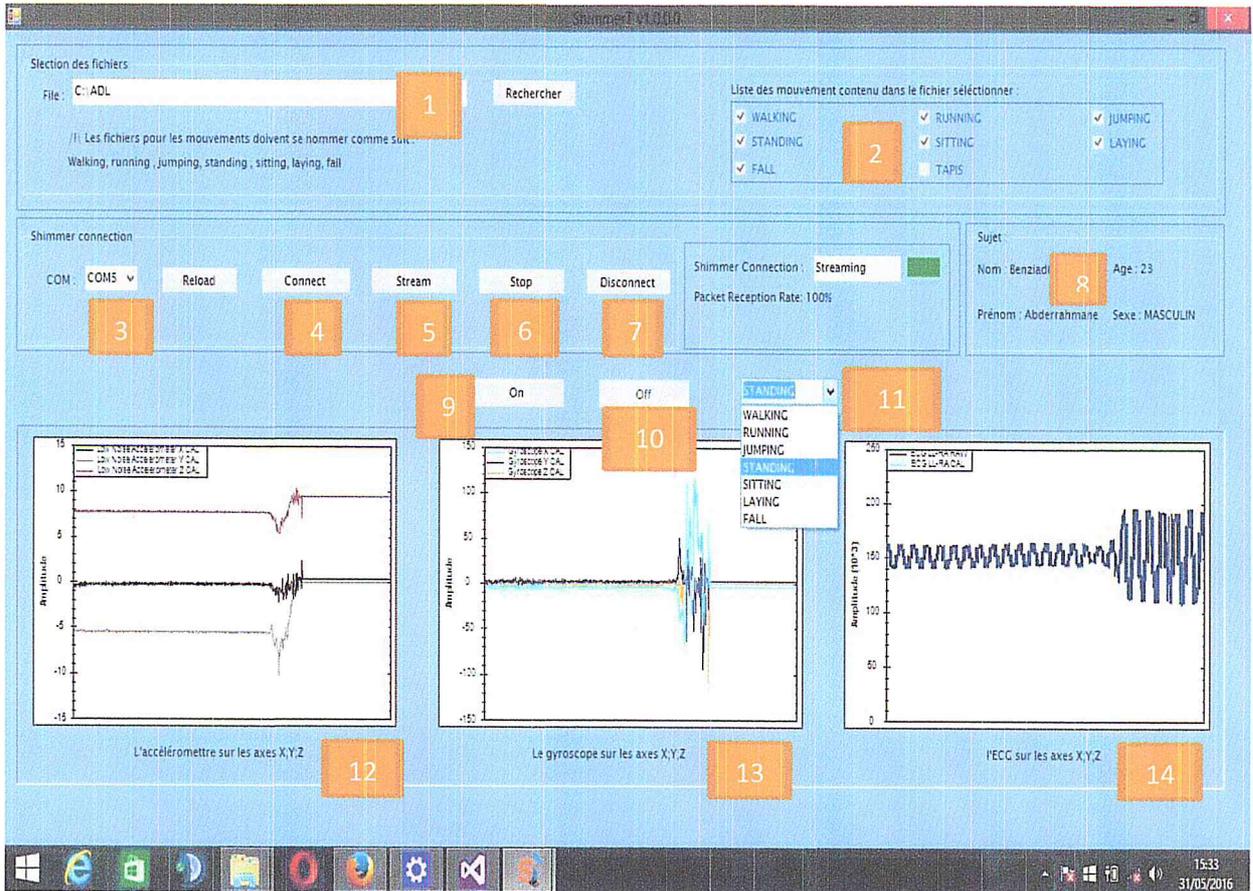


FIGURE 3.8 - Capture d'écran de la fenêtre « Training Mode ».

- (1) : Emplacement du fichier de données.
- (2) : Liste des mouvements disponible dans le fichier.
- (3) : COM port pour la communication Bluetooth avec le dispositif SHIMMER.
- (4) : Connecté SHIMMER à l'application
- (5) : Commencer le stream des données dans l'interface graphique.
- (6) : Arrêter le stream.
- (7) : Déconnecté le dispositif.
- (8) : Information sur le sujet.
- (9) : Commencer la collecte sur le mouvement.
- (10) : Arrêter la collecte.
- (11) : Choix su mouvement pour la collecte.
- (12) : Le signal de l'accéléromètre représenté graphiquement.
- (13) : Le signal du gyroscope représenté graphiquement.
- (14) : Signal ECG.

D- Interface « Mouvement Detection » :
C'est la fenêtre pour faire la détection de mouvement.



FIGURE 3.9 - Capture d'écran de la fenêtre « **Mouvement détection** ».

- (1) Connexion avec SHIMMER et début du stream, même principe que la (FIGURE 3.8)
- (2) Information sur le classifieur qui va être utilisé pour la détection de mouvement.
- (3) Bouton pour accéder à la configuration du classifieur.
- (4) Choisir la configuration par défaut pour l'un des classifieur, au lieu de le configurer soit même.
- (5) Information sur le sujet qui va faire la prise.
- (6) Commencer la détection de mouvements.
- (7) Arrêter la détection de mouvement.
- (8) Type du mouvement détecté à cet instant.
- (9) Rapport d'activité générer après l'arrêt de la détection.
- (10) Détection de chute.

E- Interface « Choix du sujet » :

Avant de faire une prise ou une récolte de donnée l'utilisateur ou l'administrateur doit choisir le sujet dans la base de données ou l'ajouter si nécessaire.

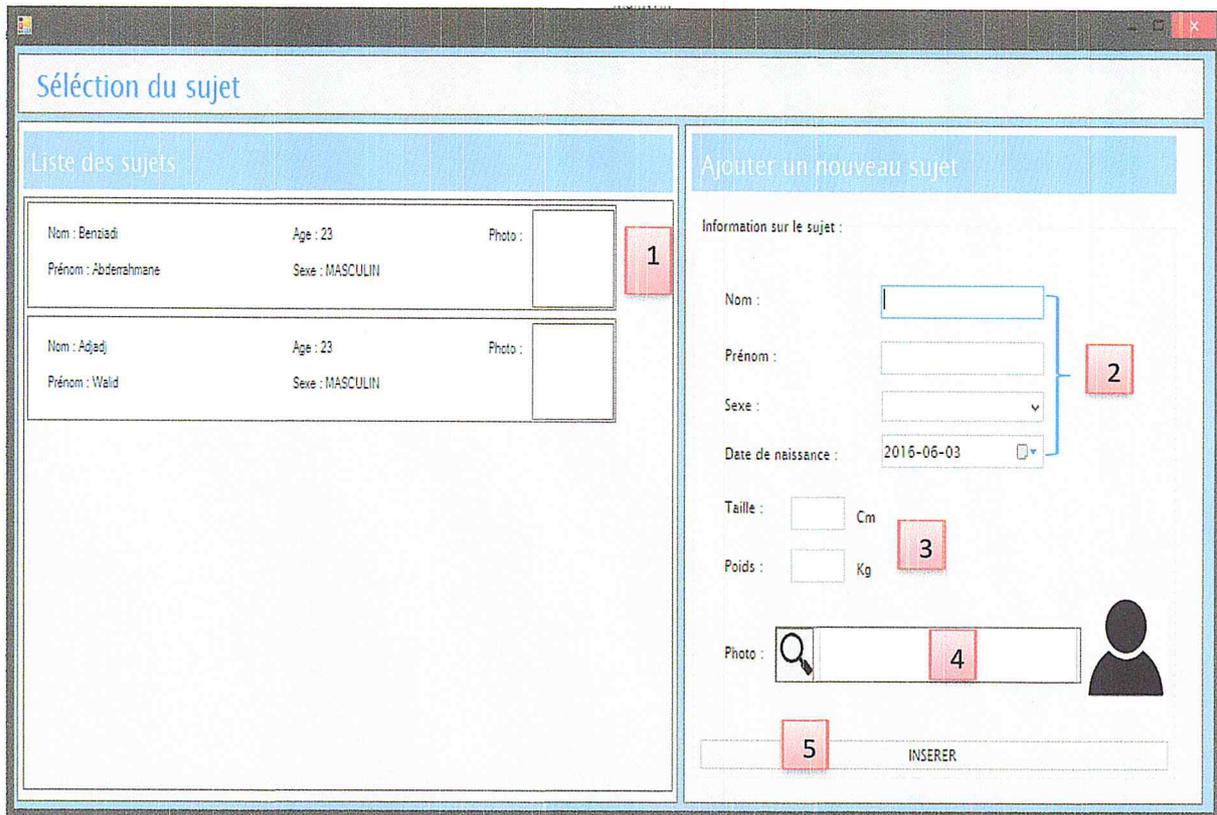


FIGURE 3.10 - Capture d'écran de la fenêtre « Choix du sujet ».

- (1) Liste des sujets présents dans la base de données.
- (2) Informations personnels du sujet.
- (3) Taille et poids du sujet.
- (4) Photo du sujet (pas obligatoire).
- (5) Insérer le sujet dans la base de données.

F- Interface « Configuration du classifieur » :

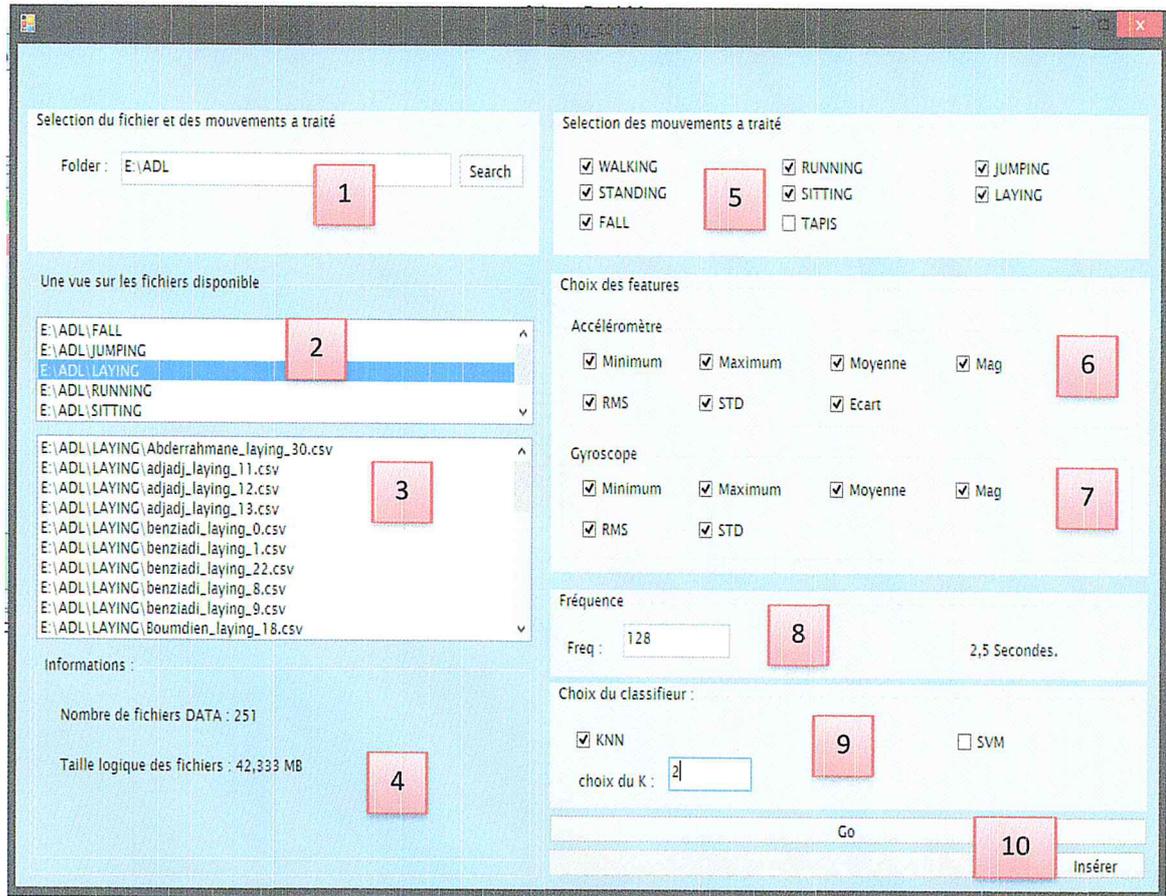


FIGURE 3.11 - Capture d'écran de la fenêtre « Configuration du classifieur ».

- (1) Emplacement du dossier qui contient les fichiers pour le training.
- (2) Liste des mouvements contenus dans le dossier (Chaque dossier représente un mouvement).
- (3) Liste des fichiers pour le mouvement sélectionné.
- (4) Information sur le dossier sélectionné.
- (5) Choix des mouvements à intégrer dans le classifieur.
- (6) Choix des paramètres pour l'accéléromètre.
- (7) Choix des paramètres pour le gyroscope.
- (8) Choix de la fenêtre de temps.
- (9) Choix du classifieur.
- (10) Faire l'extraction des paramètres et générer notre classifieur.

G- Interface « visualisation des données »

Dans cette fenêtre on pourra visualiser chaque prise faite par les sujets.

Elle dispose d'un classifieur par défaut, ce qui nous permettra de faire la détection sur une prise en mode 'off ligne'

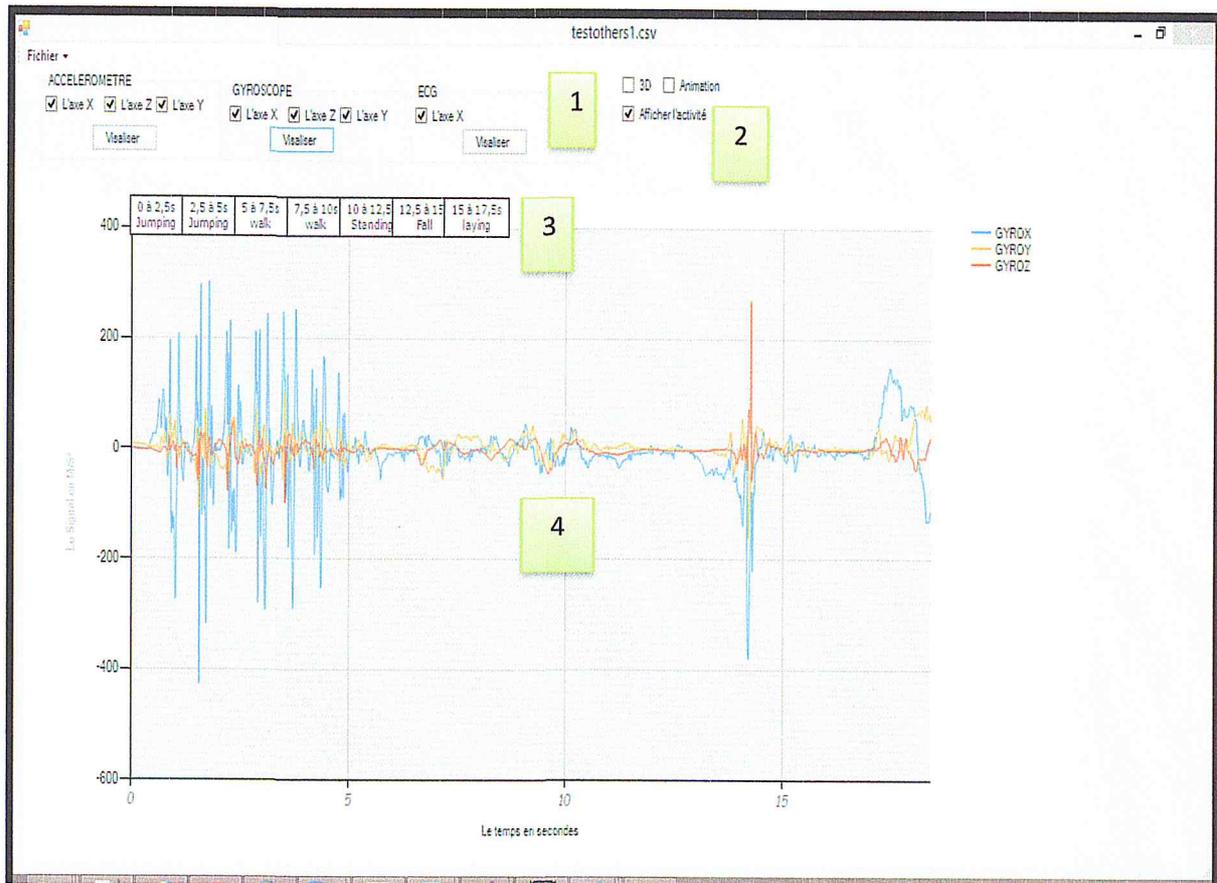


FIGURE 3.12 - Capture d'écran de la fenêtre « Visualisation des données ».

- (1) Choisir le signal à visualiser.
- (2) Afficher l'activité détectée sur le signal.
- (3) Liste des activités détectées par le classifieur.
- (4) Représentation graphique du signal choisit (gyroscope).

3-2 Expérimentations :

Dans cette partie nous allons montrer et analyser les résultats obtenus en appliquant le processus de classification et reconnaissance sur nos sujets.

3-2-1 Collectes de données

Tout d'abord, Nous avons commencé par faire la collecte de données sur **22** volontaires (**9** de sexe féminin et **13** de sexe masculin), qui ont effectué nos sept activités dans la salle de test. L'opération a permis de récolter **309** fichiers de données, enregistré sous le format ".CSV".

Sujet	Sexe	Age	Poids(Kg)	Taille(cm)
Adjadj	Masculin	23	75	1.80
Benziadi	Masculin	23	56	1.73
Kerdjidj	Masculin	33	73	1.78
Hakim	Masculin	29	71	1.79
Hamza	Masculin	28	73	1.80
Islam	Masculin	23	80	1.75
Larbi	Masculin	24	74	1.77
Rachid	Masculin	40	70	1.76
Boumediene	Masculin	35	70	1.78
Houcine	Masculin	27	75	1.79
Nacim	Masculin	26	73	1.82
Abderahmane	Masculin	28	72	1.81
Tahar	Masculin	30	75	1.80
Sujet 1	Féminin	28	65	1.70
Sujet 2	Féminin	31	67	1.68
Sujet 3	Féminin	30	62	1.73
Sujet 4	Féminin	26	61	1.70
Sujet 5	Féminin	22	63	1.72
Sujet 6	Féminin	35	63	1.75
Sujet 7	Féminin	27	68	1.69
Sujet 8	Féminin	26	61	1.71
Sujet 9	Féminin	33	60	1.70

Table 3-1 Liste des sujets de test.

3.2.3 Extraction des paramètres

Après avoir fait la collecte de données sur les différents sujets, nous avons fait l'extraction des paramètres sur ces données, les paramètres choisis sont démontrés dans la (Table 3-2).

Sur les deux capteurs (l'accéléromètre et le gyroscope), le vecteur de paramètre résultant de chaque traitement est sur 32 dimensions. L'ensemble de vecteur sera lui aussi stocker dans un fichier au format ".csv" avec ces labels relatif à l'activité correspondant à chaque vecteur paramètre (Table 3-3).

Paramètres	Capteur Concerné
Max	l'accéléromètre et le gyroscope sur leurs 3 axes (X,Y,Z)
Min	l'accéléromètre et le gyroscope sur leurs 3 axes (X,Y,Z)
Mean	l'accéléromètre et le gyroscope sur leurs 3 axes (X,Y,Z)
RMS	l'accéléromètre et le gyroscope sur leurs 3 axes (X,Y,Z)
STD	l'accéléromètre et le gyroscope sur leurs 3 axes (X,Y,Z)
Mag	L'accéléromètre et le gyroscope sur leurs 3 axes (X,Y,Z)

Table 3-2 Sélection des paramètres.

Activité	Label	Nombres d'échantillons (Fichiers)	Nombre de vecteurs de paramètres
Walk	0	37	357
Running	1	40	288
Jumping	2	80	141
Laying	3	41	330
Standing	4	61	383
Sitting	5	30	372
Fall	6	58	42

Table 3-3 Base d'apprentissage.

L'extraction de paramètres sur l'ensemble des données a permis d'obtenir 1252 vecteurs qui constituent notre base d'apprentissage utilisé pour construire le modèle afin de le tester et le déployer dans notre application.

3.2.4 Classification et test :

Après exportation des données vers **Matlab** pour les tester, et en appliquant une validation croisée (20% des données sont utilisés pour tester le modèle) sur nos deux approches KNN et SVM nous avons obtenu les résultats suivants :

- **Première approche : KNN**

Le **KNN** a donné un taux de précision globale (Accuracy) de : **96.8%**.

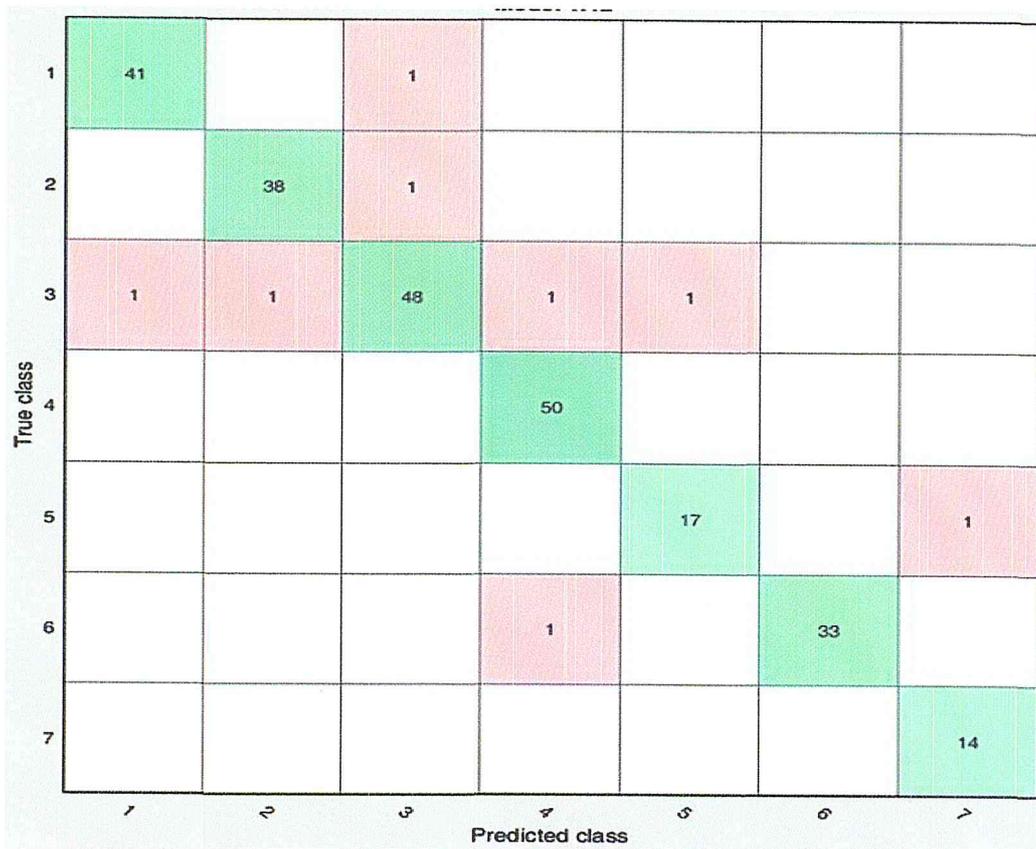


FIGURE 3.13 - Matrice de confusion du KNN (en nombre d'échantillons).

L'analyse des matrices de confusions (Figure 3.13 et le tableau 3.4) montre que le **KNN** a bien classifié les échantillons de tests, avec une moyenne de **96.8%**, et atteignent même les 100% pour la classe **Walking** et **Fall**. Mais seulement 92% pour la classe **Sitting**, où seuls quelques échantillons n'ont pas été bien prédits, et ont été confondus avec la classe **Standing**.

Laying	98%	0%	2%	0%	0%	0%	0%
Sitting	0%	97%	3%	0%	0%	0%	0%
Standing	2%	2%	92%	2%	2%	0%	0%
Walking	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%
Jumping	0%	0%	0%	0%	94%	0%	6%
Running	0%	0%	0%	3%	0%	97%	0%
Falling	0%	0%	0%	0%	0%	0%	100%
	Laying	Sitting	Standing	Walking	Jumping	Running	Falling

Table 3-4 Matrice de confusion du KNN (en Taux de classification).

La courbe ROC du *KNN* (figure 4.13) sur nos données a presque atteint le système parfait qui est de 1.

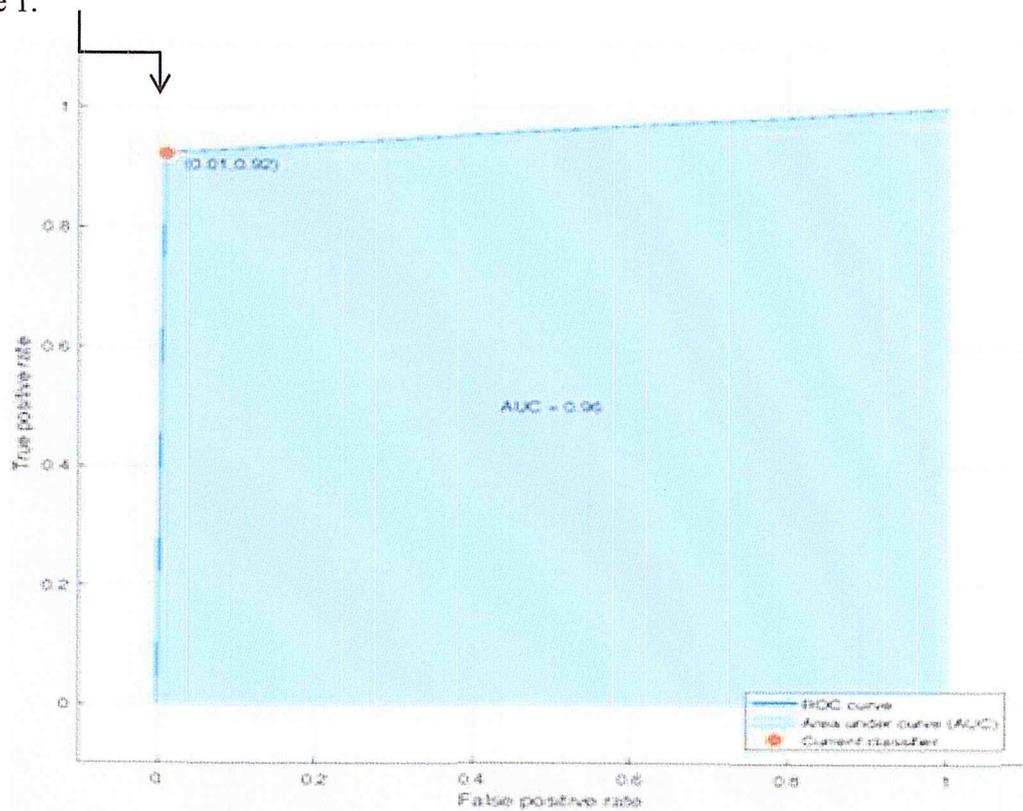


FIGURE 3.14 – Courbe ROC du KNN.

Deuxième approche : SVM

Contrairement à la première approche, le SVM a donné un taux de précision de seulement de : **90%**.

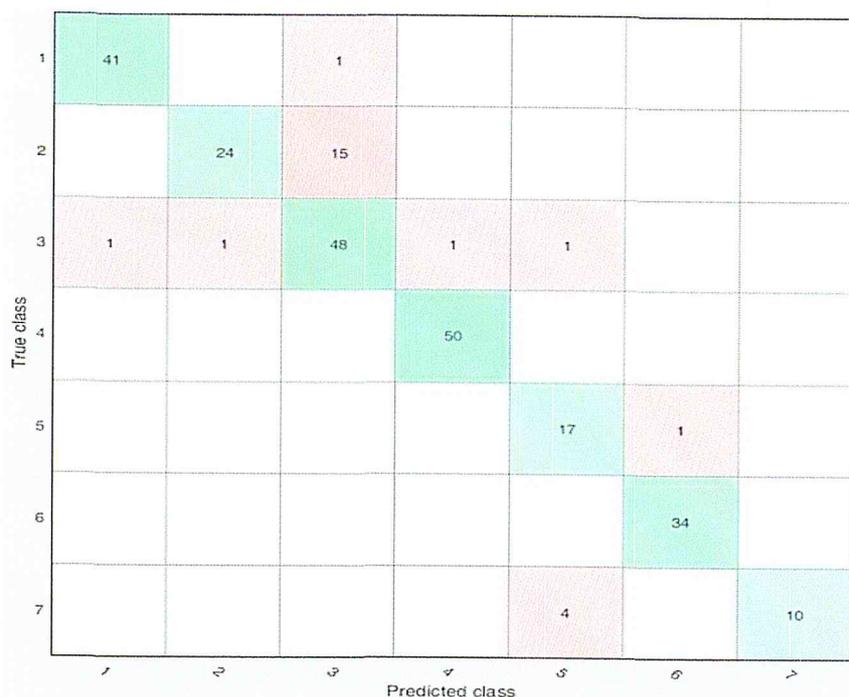


FIGURE 3.15 – Matrice de confusion du SVM (en nombre d'échantillons).

Laying	98%	0%	2%	0%	0%	0%	0%
Sitting	0%	96%	23%	0%	0%	0%	0%
Standing	2%	4%	75%	2%	5%	0%	0%
Walking	0%	0%	0%	98%	0%	0%	0%
Jumping	0%	0%	0%	0%	77%	3%	0%
Running	0%	0%	0%	3%	0%	97%	0%
Falling	0%	0%	0%	0%	18%	0%	100%
	Laying	Sitting	Standing	Walking	Jumping	Running	Falling

Table 3.5 Matrice de confusion du SVM (en Taux de classification).

L'analyse des matrices de confusion (Figure 3.15 et le tableau 3.5) montre une baisse dans le taux de précision global, et cela est dû au taux d'erreur entre la classification des échantillons des activités *Standing* et *Sitting*. Effectivement plus de **23%** de l'activité *standing* ont été confondu avec l'activité *Sitting* ce qui a donné un taux de précision de 75% comparé au classifieur *KNN* qui a donné plus de 92% de taux de précision. Nous remarquons aussi que le *KNN* a obtenu **100%** pour la classe *Jumping*, comparé à seulement 77% pour le *SVM* où il a confondu **18%** de ses échantillons avec la classe *Fall*.

Ainsi la courbe ROC (figure 3.15) montre une courbe moins performante que celle du *KNN*.

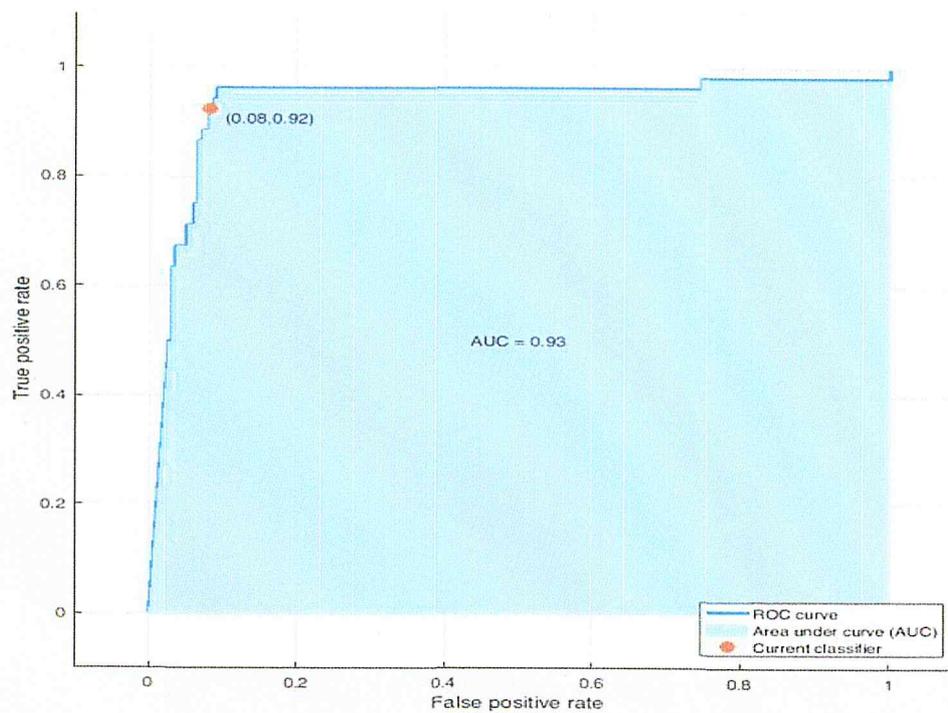


FIGURE 3.16 – Courbe ROC du SVM.

3-2-5 Discussion sur les résultats obtenus :

En comparant les résultats des deux approches, on remarquera que le classifieur KNN est le plus performant avec son taux de précision de 96.8% comparé au SVM qui a donné un taux de précision de 90% en utilisant notre base d'apprentissage et nos paramètres (Table 4-2). De ce fait il a été décidé qu'il soit notre classifieur par défaut pour notre application.

- Limitation 1 :

Cependant malgré son taux de précision de 96.8%, on a remarqué qu'il avait du mal à distinguer entre les 2 mouvements *Sitting* et *Standing*, vu les points communs qu'il y'a entre leurs signaux (accéléromètre et gyroscope).

Solution envisageable :

- Changer ou rajouter des paramètres supplémentaires.
- Regrouper les 2 mouvements en un seul mouvement « sujet statique ».
- Passer du modèle temporelle au modèle fréquentiel (ce qui va impliquer un plus grand temps de calcul ce qui va nuire à la détection en temps réel).
- Limitation 2 :

On a remarqué un autre problème au cours de nos tests c'est les transitions entre les mouvements, rappelons qu'après chaque 2.5 secondes (fenêtre de temps choisie) notre classifieur entre en action pour calculer la plus proche classe en utilisant les données récoltées pendant ce laps de temps. Donc le passage d'un mouvement à un autre peut être pris en compte dans les calculs et peut donner de faux résultats.

Solution envisageable :

- Réduire la fenêtre de temps, ce qui va ralentir l'application avec les calculs.
- Enrichir la base de données en rajoutant toutes les transitions possibles d'une activité à une autre.

3-2-6 D'autres expériences :

D'autres expériences ont été effectuées sur notre système, nous avons notamment tenté d'introduire deux nouvelles classes "Monter les marches" et "descendre les marches", nous avons fait la collecte de données sur les deux activités et l'avons ajouté à notre modèle. Nous avons noté un mauvais comportement du classifieur qui faisait la confusion entre "Walking" et "WalkingUpStairs".

3-3 Conclusion :

Dans ce chapitre on a exposé notre application et les fonctionnalités qu'elle propose, et on a vu notre étude sur le classifieur utilisé en montrant ces points forts et ces points faibles, et malgré les problèmes rencontrés notre application reste viable au déploiement assurant toutes les opérations attendues.

Conclusion générale :

Dans le cadre de notre stage effectué au sein du CDTA, nous avons conçu et réalisé une application capable de faire la détection de mouvement du corps humain en utilisant les capteurs du dispositif SHIMMER SENSOR, et en adoptant différents outils de conception et de développement.

Effectivement on a vu comment exploiter les données des capteurs de la plate-forme SHIMMER qui sont l'accéléromètre, le gyroscope et l'électrocardiogramme et les adapter à notre modèle classifieur.

D'un point de vue technique, ce projet a été très intéressant sur plusieurs axes. Premièrement avant ce stage nous ne possédions que des connaissances théoriques sur l'apprentissage automatique et plus précisément la classification supervisée. De l'extraction des données à la prise de décision on a pu acquérir une connaissance approfondie dans le domaine.

En effet ce projet nous a permis de bénéficier de nouvelles connaissances venues compléter celles que nous avons acquises tout au long de notre formation tout en étant dans un milieu professionnel.

Notre projet ne s'arrête pas à ce niveau puisque nous possédons plusieurs idées qui peuvent améliorer sa valeur.

En effet on peut connecter notre application au réseau pour améliorer l'aspect de l'assistance à distance vu les limites de la portée du Bluetooth, de ce fait on pourra suivre l'activité des personnes qui nécessitent une surveillance permanente.

On peut étendre l'application à la détection d'autres mouvements que ceux traités dans notre travail, et rendre notre base d'apprentissage plus riche ce qui va réduire le problème des transitions rencontrées au cours de nos expérimentations.

Finalement, on souhaite que nos efforts donnent une vie à ce projet et nous espérons qu'il reste ouvert à d'autres améliorations futures.

Annexes :

Domaines D'application des Plates-formes Shimmer :

En raison de sa flexibilité et son adaptabilité, la plate-forme Shimmer est utilisée dans plusieurs domaines :

- **Human Health Monitoring (Surveillance de la Santé des Hommes) :**

En médecine, la surveillance est l'observation d'une maladie, un état ou d'un ou plusieurs paramètres médicaux au fil du temps. Elle peut être réalisée en mesurant en continu de certains paramètres à l'aide d'un moniteur médical (par exemple, en mesurant en continu les signes vitaux d'un moniteur de chevet) et / ou en effectuant de façon répétée des tests médicaux (tels que la surveillance de la glycémie avec un glucomètre chez les personnes atteintes le diabète sucré). Transmettre des données à partir d'un moniteur à un poste de surveillance distant est connue comme la télémétrie par rapport télémétrie.

- **Activities of Daily Living (Activités de la vie quotidienne) :**

Activités de la vie quotidienne (ADLs ou ADL) est un terme utilisé dans les soins de santé pour faire référence à des activités d'auto soins quotidiens des gens. Le concept de ADL a été initialement proposé dans les années 1950 par le Dr Sidney Katz et son équipe à l'hôpital Benjamin Rose à Cleveland, et a été ajouté à et affiné par une variété de chercheurs depuis ce moment-là. [32] Les professionnels de santé utilisent souvent la capacité ou de l'incapacité d'une personne à effectuer des ADL comme une mesure de leur état fonctionnel .

- **Connected Health Solutions (Solutions de Santé connectées) :**

Les Solutions de Santé connectées sont un modèle de prestation de soins de santé qui utilise la technologie pour fournir des soins de santé à distance. il vise à maximiser les ressources de soins de santé et de fournir une augmentation, des possibilités flexibles pour les consommateurs de se livrer avec des cliniciens et de mieux gérer eux-mêmes leurs soins. Il utilise la technologie - exploitant souvent les technologies de consommation facilement

disponibles - pour fournir des soins aux patients en dehors de l'hôpital ou le cabinet du médecin.

"Connected Health" englobe des programmes dans la télésanté, les soins à distance (tels que les soins à domicile) et de la maladie et de la gestion du mode de vie.

- **Sports Science (La science des Sports) :**

La science des sports est une discipline qui étudie comment le corps humain en bonne santé fonctionne pendant l'exercice, et comment le sport et l'activité physique favorisent la santé du cellulaire aux perspectives du corps entier. L'étude des sciences du sport traditionnellement les domaines de la physiologie (physiologie de l'exercice), la psychologie (psychologie du sport), l'anatomie, la biomécanique, et la biochimie. Les scientifiques sportifs et les consultants de performance sont en nombre croissant de la demande et de l'emploi, avec l'accent mis de plus en plus dans le monde du sport sur la réalisation des meilleurs résultats possibles. Grâce à l'étude de la science et le sport, les chercheurs ont développé une meilleure compréhension sur la façon dont le corps humain réagit à l'exercice, la formation, des environnements différents et beaucoup d'autres facteurs.

- **Structural Monitoring :**

Le processus de mise en œuvre d'une détection de dommages et de la stratégie de caractérisation des structures d'ingénierie est appelée Structural Health Monitoring (SHM). Ici dommages est défini comme des changements à la matière et / ou des propriétés géométriques d'un système structurel, y compris la modification des conditions aux limites et la connectivité du système, qui nuisent à la performance du système. Le processus SHM implique l'observation d'un système au fil du temps en utilisant des mesures de réponses dynamiques échantillonnées périodiquement à partir d'un réseau de capteurs, l'extraction des dommages-sensibles caractéristiques de ces mesures, et l'analyse statistique de ces caractéristiques pour déterminer l'état de santé actuel du système. Pour long terme SHM, la sortie de ce processus est périodiquement mise à jour des informations concernant la capacité de la structure à remplir sa fonction à la lumière du vieillissement inévitable et la dégradation résultant des environnements opérationnels. Après les événements extrêmes, tels que les tremblements de terre ou explosion chargement, SHM est utilisé pour le dépistage rapide de l'état et vise à fournir, en temps quasi réel, des informations fiables quant à l'intégrité de la

<i>Classifieurs</i>	<i>Avantages</i>	<i>Inconvénients</i>
KNN	<p>Mise en œuvre très simple.</p> <p>Convergence indépendante de la distance.</p> <p>Possibilité de tenir compte des coûts.</p> <p>Apprentissage rapide.</p> <p>Méthode facile à comprendre</p>	<p>Complexité de l'algorithme de décision proportionnel à N.</p> <p>Méthode gourmande en place mémoire.</p> <p>Particulièrement vulnérable au fléau de la dimensionnalité.</p>
SVM	<p>Les SVM possèdent des fondements mathématiques solides.</p> <p>Décision rapide. La classification d'un nouvel exemple consiste à voir le signe de la fonction de décision $f(x)$.</p>	<p>Méthode gourmande en ressources matérielles.</p> <p>Dure à implémenter.</p>

Table 5-1 : comparatif entre KNN et SVM.

1 Présentation d'UML

1.1 Présentation synthétique d'UML :

UML (Unified Modeling Language) est né de la fusion des méthodes objet dominante tel que OMT (Object Modeling Technique), OOSE (Object Oriented Software Engineering) et Booch. Le principaux auteurs de la notation sont UML Grady booch, Ivar Jacobson et Jim Rumbaugh, puis normalisé par l'OMG (Object Management Group) en 1997 [URL]

UML est un moyen d'exprimer des modèles d'objet en faisant abstraction de leur implémentation, c'est-à-dire que le modèle fourni par UML est valable pour n'importe quel langage de programmation

1.2 Les digrammes d'UML :

UML définit des programmes structurels et comportementaux qui représentent respectivement des vues statiques et dynamiques d'un système. Les quatre types de diagrammes structurels sont :

- Le diagramme de cas d'utilisation :

Le diagramme de cas d'utilisation décrit la succession des opérations réalisées par un acteur. C'est le diagramme principal du modèle UML, celui qui assure la relation entre l'utilisateur et les objets que le système met en œuvre.

- Le diagramme de séquence :

Le diagramme de séquence représente la succession chronologique des opérations réalisées par un acteur, il indique les objets que l'acteur va manipuler, et les opérations qui font passer d'un objet à l'autre.

Dictionnaire de données :

- Classe utilisateur :

Nom	Type	Description
Id_user	attribut	Numéro de l'identifiant de l'utilisateur
nom	attribut	Nom de l'utilisateur
prenom	attribut	Prénom de l'utilisateur
username	attribut	Identifiant de l'utilisateur
password	attribut	Mot de passe de l'utilisateur
Date_naissance	attribut	Date de naissance de l'utilisateur
Date_inscription	attribut	Date d'inscription de l'utilisateur
Num_tele	attribut	Numéro de téléphone de l'utilisateur
CRUD()	méthode	Les méthodes de base (créer,rechercher,modifier,supprimer) de la classe utilisateur

- Classe sujet :

Nom	Type	Description
Id_sujet	attribut	Numéro de l'identifiant du sujet
nom	attribut	Nom du sujet
prenom	attribut	Prénom du sujet
sexe	attribut	Sexe du sujet
poids	attribut	Poids du sujet
taille	attribut	Taille du sujet
Date_inscription	attribut	Date d'inscription du sujet
Date_naissance	attribut	Date de naissance du sujet
photo	attribut	Photo du sujet
CRUD()	méthode	Les méthodes de base (créer,rechercher,modifier,supprimer) de la classe sujet
LIST()	méthode	Elle renvoie la liste des sujets.

- Classe Prise :

Nom	Type	Description
Id_prise	attribut	Numéro de l'identifiant de la prise
Date_prise	attribut	Date de la prise
classifieur	attribut	Le classifieur utilisé
LIST()	attribut	Revoie la liste des prises

- Classe Shimmer :

Nom	Type	Description
Id_shimmer	attribut	Numéro de l'identifiant de shimmer
Shimmer_version	attribut	La version de shimmer
LIST()	attribut	Revoie la liste des shimmer utilisé

- [16] Cleland, Kikhia, Boytsov, Hallberg, and Nugent, "Optimal placement of accelerometers for the detection of everyday activities," *Sensors*, 2013.
- [17] Alpaydin and Ethem, *Introduction to Machine Learning*.
- [18] Troiano, Berrigan, and Mâsse, "Physical activity in the united states measured by accelerometer," *Med Sci Sports Exerc.*, 2008.
- [19] U. of California, "Integrating data for analysis," *Anonymization, and Sharing*, 2012.
- [20] Reddy, Estrin, Hansen, and Srivastava, "Using mobile phones to determine transportation modes," *ACM Trans Sens Netw*, 2010.
- [21] Indyk and Motwani, "Approximate nearest neighbors," *Towards removing the curse of dimensionality*, 1998.
- [22] V.Vapnik, *Statistical Learning Theory*. 1998.
- [23] [15] C.-W. Hsu, C.-J. Lin, "A Comparison of Methods for Multi-class Support Vector," Article In: *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 13, Nr. 2 (2002) , p. 415--425.
- [24] T. Lei and L. Huan, "Cross-validation," 2013.
- [25] M. AndrewW, "Cross-validation for detecting and preventing overfitting," *School of Computer Science*, 2001.
- [26] Powers and D. M.W, "Evaluation : From precision, recall and f-measure to roc, informedness,markedness correlation," *Journal of Machine Learning Technologies* 2, 2011.
- [27] Stehman and Stephen, "Selecting and interpreting measures of thematic classification accuracy," *Remote Sensing of Environment*, 1997.
- [28] ShimmerSensor, "Ecg user guide v1.9," *shimmersensing.com*, pp. 6–8, 2016.
- [29] Oster, "Improving ecg trace quality," *Biomedical Instrumentation Technology*, pp. 219–222, 2000.
- [30] D. Hébert, "Formation sur le langage et la lecture d'un ecg destinée aux techniciens ambulanciers," *UCCSPU*, pp. 2–5, 2006.
- [31] F. F, G. U, and P. M, "Procedure for effortless in-field calibration of three-axis rate gyrosand accelerometers," *Sens. Mater*, 1995.
- [32] Noelker and Linda, *Sidney Katz, MD : A New Paradigm for Chronic Illness and Long-TermCare*. 2013.
- [33] Kaur and B. S, "Journal of civil structural health monitoring (shm)," 2013.