

Classification et Fusion de Données Actimétriques pour la Télévigilance Médicale : Elaboration etValidation Expérimentale chez la Personne Jeune et Agée

Pierre Barralon

▶ **To cite this version:**

Pierre Barralon. Classification et Fusion de Données Actimétriques pour la Télévigilance Médicale : Elaboration etValidation Expérimentale chez la Personne Jeune et Agée. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Joseph-Fourier - Grenoble I, 2005. Français. NNT : . tel-00011106

HAL Id: tel-00011106

https://theses.hal.science/tel-00011106v1

Submitted on 23 Nov 2005

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

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

École Doctorale Ingénierie pour la Santé,
la Cognition et l'Environnement

THÈSE

pour l'obtention du grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ JOSEPH FOURIER

Secteur de Recherche : Traitement du Signal et des Images

présentée et soutenue publiquement
le

28 Octobre 2005

par

Pierre BARRALON

CLASSIFICATION ET FUSION DE DONNÉES ACTIMÉTRIQUES POUR LA TÉLÉVIGILANCE MÉDICALE

Élaboration et validation expérimentale chez la personne jeune et âgée

Directeurs de thèse : Norbert NOURY et Nicolas VUILLERME

Composition du Jury

Président	Jean-Louis LACOUME	Professeur émérite des Universités, INPG-Grenoble, France
Rapporteurs	Guy DUMONT	Professeur des Universités, Université de la Colombie Britanique, Canada
	Gérard LYONS	Professeur des Universités, Université de Limerick, Irlande
Examinateurs	André DITTMAR	Ingénieur de Recherche, classe exceptionnelle, CNRS-Lyon, France
	Bijan NAJAFI	Chercheur à l'école Polytechnique Fédérale de Lausanne, Suisse
Directeurs	Norbert NOURY	Maître de Conférences, UJF-Grenoble, France
	Nicolas VUILLERME	Docteur es science, UJF-Grenoble, France

Laboratoire des Techniques de l'Imagerie, de la Modélisation et de la Cognition, TIMC - UMR CNRS 5525 Faculté de médecine de Grenoble, 38706 La Tronche cedex, France

Table des matières

Table des matières **2**

Liste des Figures **8**

Liste des Tables **14**

Remerciements **1**

I Présentation Générale **3**

1 Le contexte des personnes âgées **5**
1.1 Economique et Social 5
1.2 Isolement, fragilité, dépendance 6
1.2.1 L'isolement 6
1.2.2 La fragilité 6
1.2.3 La dépendance 7
1.3 L'autonomie 8
1.3.1 La grille ADL 8
1.3.2 La grille AGGIR 9
1.3.3 Les aides 9
1.4 Les besoins 10
1.5 Un risque particulier : la chute de la personne âgée 12
1.6 Ethique dans la recherche 13
1.6.1 Présentation générale 13
1.6.2 La télévigilance en tant qu'instrumentation du domicile 14
1.6.3 La télévigilance : un système d'information et de communication 14
1.6.4 Réflexion 15

2 Etat de l'art sur les solutions existantes **17**
2.1 Les aides en santé au domicile 17
2.1.1 Télé-consultation en santé mentale 17
2.1.2 Télémonitorage de la glycémie, du poids et de la tension . . . 18

2.1.3 Télémonitorage de la fonction respiratoire 18
2.1.4 Télémonitorage de la fonction cardiaque 18
2.1.5 Télémonitorage de la fonction rénale 19
2.1.6 Télémonitorage avec des vêtements "intelligents" 19
2.1.7 Evaluation et Gestion du risque d'escarre par un matelas actimétrique 20
2.1.8 Télésurveillance des pompes à morphine 21
2.1.9 Téléassistance par visiophonie 21
2.1.10 Les chambres et habitats intelligents 21
2.2 Conservation du lien social 23
2.2.1 La cravate Mobilthon 23
2.2.2 La Fondation Internationale PACE 2000 23
2.3 Qualité de vie et sécurité 23
2.3.1 Serviligne 23
2.3.2 Equipements de l'habitat proposé par Atral/Bienadom 24
2.3.3 Etude de l'activité à domicile 24
2.3.4 Prise en charge de la chute 25
2.4 Synthèse : avantages et limitations des solutions existantes 26

3 L'Habitat Intelligent pour la Santé 28
3.1 Etat de l'art des systèmes d'habitats intelligents pour la santé 29
3.2 L'équipe AFIRM : Acquisition, Fusion d'Information et Réseaux pour la Médecine 31
3.3 Système d'Information et de Communication de l'Habitat Intelligent pour la Santé 32
3.4 Habitat Intelligent pour la Santé 32
3.5 Les capteurs et leurs utilisations 33
3.5.1 Capteurs de données physiologiques 33
3.5.2 Capteurs d'activité 34
3.5.3 Conditions environnementales 35
3.5.4 Actionneurs et machines 35
3.6 Traitements et limites actuelles du HIS de Grenoble 36
3.6.1 Traitements sur les détecteurs volumétriques 37
3.6.2 Traitements des signaux sonores 38
3.6.3 Etat d'avancement relatif au capteur de chute 39
3.6.4 Fusion de données multicapteurs 40

4 Objectifs 41

II Méthodologie 43

5 Matériel et faisabilité 45
5.1 Choix du matériel . . . 45
5.2 Choix de l'emplacement du capteur . . . 46
5.3 Choix de la fréquence d'échantillonnage . . . 46
5.4 Format d'acquisition et conversion . . . 47

6 Etude de la reproductibilité des transferts 49
6.1 Méthode d'analyse . . . 49
6.2 Résultats . . . 53

7 Extraction des paramètres 55
7.1 Différentiation entre un comportement statique et dynamique . . . 55
7.1.1 Norme des accéléromètres . . . 56
7.1.2 Amplitude des fluctuations . . . 56
7.2 Dépense énergétique . . . 57
7.3 Calcul des postures . . . 58
7.3.1 Estimation des angles . . . 58
7.3.2 Quantification . . . 62
7.3.3 Combinaison . . . 63
7.4 Reconnaissance des périodes de marche . . . 63
7.4.1 Informations fréquentielles . . . 63
7.4.2 Information relative à l'amplitude du signal de marche . . . 64
7.4.3 Méthode monodimensionnelle . . . 65
7.4.4 Méthode multi-dimensionnelle . . . 66
7.4.5 Données de sortie . . . 67
7.5 Reconnaissance des transferts . . . 68
7.5.1 Etat de l'art relatif à la détection des transferts . . . 68
7.5.2 Détection . . . 70
7.5.3 Classification supervisée . . . 71
7.5.4 Calcul des grandeurs relatives aux critères d'exclusions . . . 80
7.6 Proposition d'un score d'activité . . . 84
7.6.1 Exemple d'une fonction $\mathcal{F}$ . . . 85
7.7 Synthèse sur l'extraction des paramètres . . . 86

8 Fusion des données multi-capteurs 87
8.1 Etat de l'art des différentes méthodes de fusion de données . . . 87
8.1.1 Définition . . . 87
8.1.2 Les théories utilisées . . . 88
8.1.3 Synthèse . . . 93
8.2 Analyse du problème de fusion de données d'activité . . . 94
8.2.1 Capteurs physiques/logiciels . . . 95

8.2.2 Choix des scénarii 95
8.2.3 Espace de discrimination 97
8.3 Méthode de fusion utilisée 99
8.3.1 Présentation de la méthode 100
8.4 Synthèse sur la fusion de données 104

III Expérimentations et Résultats 106

9 Validation du calcul des postures 108
9.1 Protocole expérimental 108
9.2 Expérimentation sur le roulis 109
9.2.1 Valeurs accélérométriques et estimations des angles 109
9.2.2 Erreurs d'estimations 110
9.2.3 Résultats sur la détermination des postures 111
9.3 Expérimentation sur le tangage 112
9.3.1 Valeurs accélérométriques et estimations des angles 112
9.3.2 Erreurs d'estimations 113
9.3.3 Résultats : postures 114

10 Expérimentations pour la détection de la marche 115
10.1 Protocoles expérimentaux 115
10.1.1 Pré-tests sur des sujets jeunes en bonne santé 115
10.1.2 Tests sur des sujets âgés 116
10.2 Résultats sur des sujets jeunes 117
10.2.1 Performance de la classification 117
10.3 Résultats sur 21 sujets âgés 118
10.3.1 Courbes avec FS = [0.7-2] Hz 119
10.3.2 Courbes avec FS = [0.3-2] Hz 120
10.4 Résultats sur 15 sujets âgés 123
10.5 Données de sortie 124
10.5.1 Affichage des résultats 124
10.5.2 Temps total de marche 126
10.6 Représentation temps-fréquence 126
10.6.1 Spectrogramme 127
10.6.2 Transformée en Ondelettes Continues 129

11 Expérimentations sur les transferts 130
11.1 Matrice de confusion 130
11.2 Conditions expérimentales chez des sujets jeunes 132
11.2.1 Protocole expérimental 132
11.2.2 Sujets 132
11.2.3 Exemple d'affichage de résultats 133

11.2.4 Performances . . . 133
11.3 Conditions expérimentales chez des sujets âgés . . . 135
11.3.1 Sujets . . . 135
11.3.2 Performances . . . 136
11.4 Scénario écologique chez des sujets jeunes . . . 137
11.4.1 Sujets . . . 137
11.4.2 Protocole expérimental . . . 137
11.4.3 Performances . . . 137
11.4.4 Les critères d'exclusions . . . 139
11.5 Scénario écologique chez des sujets âgés . . . 144
11.5.1 Performances . . . 144
11.6 Analyse de la durée des transferts . . . 145
11.6.1 Durées relatives . . . 145
11.6.2 Durées absolues . . . 149
11.7 Synthèse sur les transferts . . . 151

12 Expérimentations sur la fusion de données 152
12.1 Protocole expérimental . . . 152
12.1.1 Sujets jeunes . . . 153
12.1.2 Sujets âgés . . . 153
12.2 Principe de l'évaluation des performances . . . 153
12.2.1 Exemple pour le calcul de la sensibilité . . . 153
12.2.2 Exemple pour le calcul de la spécificité . . . 154
12.3 Performances sur des données réelles . . . 156
12.3.1 Indexation des scénarii . . . 156
12.3.2 Configuration de l'algorithme . . . 156
12.3.3 Pré-traitements . . . 158
12.3.4 Affichage des résultats pour un sujet . . . 158
12.3.5 Performances globales en fonction de $LFen$ . . . 160
12.3.6 Performances globales en fonction de ML . . . 162
12.3.7 Expérimentation sur des sujets âgés . . . 164
12.3.8 Synthèse sur l'expérimentation de la fusion de données . . . 165

IV Discussion Générale et Conclusion 166

13 Discussion Générale 167
13.1 Elaboration des méthodes . . . 169
13.1.1 Comportement statique-dynamique . . . 169
13.1.2 Estimation des postures . . . 169
13.1.3 Détection des périodes de marche . . . 170
13.1.4 Reconnaissance des transferts . . . 171
13.1.5 Score d'activité . . . 173

13.2 Fusion de données multi-capteurs 173
13.2.1 Du point de vue de la méthodologie 173
13.2.2 Du point de vue des expérimentations et des performances . . 174
13.2.3 Autres remarques 176

14 Conclusion et élargissements **178**
14.1 Conclusion 178
14.2 Elargissements 179

Bibliographie **181**

A Les droits de la personne âgée **192**
A.1 Traité sur la Constitution de l'Union Européenne 192
A.2 Charte des droits et libertés de la personne âgée dépendante 192

B Tables statistiques **196**

C Journée type d'une personne âgée **200**

D Questionnaires d'évaluation et de présentation des expérimentations au foyer logement de Domène **201**

E Fiches de validation des activités **205**

F Publications **207**
F.1 IEEE EMBS 2005 209

Table des figures

1.1 Pyramide des besoins de l'homme selon A. Maslow 11

2.1 Prototype d'un Vêtement de Télé Assistance Médicale Nomade 20

3.1 Architecture logique du système d'information 32
3.2 Plan du HIS et disposition des différents capteurs 36
3.3 Schéma fonctionnel de l'analyse du son dans l'HIS 38
3.4 Photo du capteur de chute 39
3.5 Positionnement du capteur sur la personne 39

4.1 Synoptique général du travail doctoral 42
4.2 Capteurs et informations collectés dans l'HIS lors du commencement de ce travail doctoral 44

5.1 Schéma de l'ADXL213. L'obtention de l'accélération est donnée en fonction du rapport cyclique 47

6.1 Réalisation de 30 (BtS-StS). La zone 1 correspond aux vitesses normales, la zone 2 aux vitesses rapides, et la zone 3 aux vitesses lentes . 50
6.2 10 BtS à vitesse normale superposés : valeurs de a_{AP} 51
6.3 10 BtS à vitesse normale après recalage 52
6.4 Moyenne ±écart-type de 10 BtS à vitesse normale 52
6.5 Valeur des écart-types (σ_i) en fonction des canaux 52

7.1 Détecteur d'activités statiques ou dynamiques 56
7.2 Classification entre des situations statiques et dynamiques. Aux 3 signaux accélérométriques est superposé le résultat de l'analyse. 57
7.3 Principe général de calcul des postures 59
7.4 Projection de la force gravitationnelle sur les accéléromètres. 59
7.5 Courbe de qualité de l'estimation des angles en fonction de la norme des accéléromètres 60
7.6 Vue latérale. AP : axe Antéro-postérieur, V : axe vertical. Les zones 1,2,3,4 sont indiquées par la valeur de l'axe AP. 62
7.7 Quantification des valeurs de roulis $\hat{R}$ 63

7.8 Quantification des valeurs de tangage $\hat{T}$ 63
7.9 Principe général de détection des périodes de marche 64
7.10 Synoptique du classifieur binaire d'activité : marche ou non marche. . 65
7.11 Déphasage entre les signaux antéropostérieur et vertical lors d'une séquence de marche 67
7.12 Signaux a_{AP} et a_V enregistrés lors de la réalisation d'un BtS puis StS 70
7.13 Signaux filtrés passe bas (Fc=**3 Hz**) 70
7.14 Asymétrie temporelle des pics accélérométriques sur a_{AP}. SI la $surface\,1 \geq surface\,2$ ALORS un BtS est détecté et inversement. 72
7.15 Modélisation des transferts par deux exponentielles 73
7.16 Décalage temporel entre le pic a_{AP}=a_V et le pic a_V=a_{AP} lors de la réalisation d'un BtS et StS 73
7.17 $S(\nu)$ pour $\phi_1 > \phi_2$ 75
7.18 $M(\nu)$ pour $\phi_1 > \phi_2$ 75
7.19 $X(\nu)$ pour $\phi_1 > \phi_2$ 75
7.20 $S(\nu)$ pour $\phi_1 < \phi_2$ 76
7.21 $M(\nu)$ pour $\phi_1 < \phi_2$ 76
7.22 $X(\nu)$ pour $\phi_1 < \phi_2$ 76
7.23 Evolution temporelle des couples (a_{AP} ;a_V) lors d'un BtS 76
7.24 Evolution temporelle des couples (a_{AP} ;a_V) lors d'un StS 76
7.25 Principe général de détection et classification des transferts par la méthode de polarisation 77
7.26 Fenêtre W = événement à analyser 77
7.27 Recherche précise du point de départ de la transition. Celui-ci est trouvé lorsque : $[AB] > S_{2D}$ 78
7.28 Fin de la transition trouvée 79
7.29 Résultat de la fermeture de l'ellipse 81
7.30 Grande diagonale estimée avec les deux méthodes : RL pour la Régression Linéaire en trait pointillé et EM pour l'Espace Maximal en trait plein 81
7.31 Divergence des deux méthodes (RL et EM) lors d'un StS. La méthode EM semble donner la meilleure estimation 81
7.32 Exemple d'ellipse ne correspondant pas à un transfert et dont la valeur de FE est faible 82
7.33 Estimation de la surface de la courbe fermée. Valeur estimée = 0.094 g^2 83
7.34 Surface estimée pour la variable "Niveau=2". Surface = 0.058 g^2 . . . 84
7.35 Surface estimée pour la variable "Niveau=8". Surface = 0.108 g^2 . . . 84
7.36 Définition et élaboration de l'actimomètre 86

8.1 Représentation graphique de la crédibilité et de la plausibilité 91
8.2 Choix de décision crédibiliste 92
8.3 Du capteur physique à la fusion des données 94

8.4 Projection des scénarii dans le sous-espace {localisation, plage horaire}. Les plages horaires sont représentées par leurs noyaux 99
8.5 Projection des scénarii dans le sous-espace {Stat/Dyn, Posture} . . . 99
8.6 Principe de fusion multi-capteur appliqué à notre problématique . . . 100
8.7 Description du tenseur d'ordre 3 : AS(NFen, Scénario, Capteur). "NFen" étant l'indice du signal segmenté, "Scénario", l'indice du scénario estimé et "Capteur", le capteur logiciel considéré 102
8.8 Matrice de confiance C. Les cellules grisées correspondent à des valeurs non nulles 103
8.9 Schéma global illustrant l'ensemble des travaux effectués au de ce travail doctoral et répondant à la problématique initiale : "comment évaluer de manière objective et automatique l'autonomie de la personne âgée à domicile" 105

9.1 Dispositif expérimental pour le calibrage des angles (roulis, tangage) 108
9.2 Exemple de rotation dans le plan sagittal 108
9.3 Signaux délivrés par les trois accéléromètres (V pour a_V, ML pour a_{ML} et AP pour a_{AP}) lors du calibrage dans le plan sagittal 109
9.4 Angles de roulis ($\widehat{R}$) calculés par les deux méthodes lors de l'expérimentation sur le roulis. 110
9.5 Angles de tangage ($\widehat{T}$) calculés par les deux méthodes lors de l'expérimentation sur le roulis 110
9.6 Erreurs sur l'estimation du roulis (ε_R) en utilisant la méthode arcosinus 110
9.7 Erreurs sur l'estimation du roulis (ε_R) en utilisant la méthode arctangente 110
9.8 Postures obtenues lors du calibrage du roulis. En abscisse, 1000 échantillons correspond à 50 secondes d'enregistrement à une fréquence d'échantillonnage de 20Hz 111
9.9 Signaux délivrés par les trois accéléromètres lors du calibrage dans le plan latéral 112
9.10 Angles de tangage ($\widehat{T}$) calculés par les deux méthodes lors de l'expérimentation sur le tangage. 112
9.11 Angles de roulis ($\widehat{R}$) calculés par les deux méthodes lors de l'expérimentation sur le tangage 112
9.12 Erreurs sur l'estimation du tangage (ε_T) en utilisant la méthode arcosinus 113
9.13 Erreurs sur l'estimation du tangage (ε_T) en utilisant la méthode arctangente 113
9.14 Postures obtenues lors du calibrage du tangage 114

10.1 Aperçu de la salle d'expérimentation 116
10.2 Installation du dispositif de collecte de données 116
10.3 Principe de la courbe ROC 117
10.4 Courbe ROC=f(τ) sur 5 sujets jeunes ; LFen = 60 ; FS = [0,7 ;2] Hz . 118
10.5 Courbe ROC=f(τ) sur 21 sujets âgés ; LFen = 40 ; FS = [0,7 ;2] Hz . 119

10.6 Courbe ROC=f(τ) sur 21 sujets âgés ; LFen = 80 ; FS = [0,7 ;2] Hz . 119
10.7 Courbe ROC=f(τ) sur 21 sujets âgés ; LFen = 60 ; FS = [0,7 ;2] Hz . . 120
10.8 Courbe ROC=f(τ) sur 21 sujets âgés ; LFen = 40 ; FS = [0,3 ;2] Hz . 120
10.9 Courbe ROC=f(τ) sur 21 sujets âgés ; LFen = 80 ; FS = [0,3 ;2] Hz . 120
10.10Courbe ROC=f(τ) sur 21 sujets âgés ; LFen = 60 ; FS = [0,3 ;2] Hz . 121
10.11Courbe de sensibilité et spécificité pour les 21 sujets analysés. 122
10.12Courbe ROC=f(τ) sur 15 sujets âgés ; LFen = 60 ; FS = [0,7 ;2] Hz . 123
10.13Signaux accélérométriques et décision de l'algorithme (Marche ou Non Marche) 124
10.14Fréquence de la marche détectée par le système 125
10.15Amplitudes des oscillations détectées par le système. 125
10.16Facteur de confiance relatif à la décision (Marche/Non Marche) . . . 125
10.17Analyse de la durée totale de la marche pour $tau = 40$ 126
10.18Analyse de la durée totale de la marche pour $tau = 20$ 127
10.19Valeurs de l'accéléromètre antéropostérieur lors d'une séance de marche comprenant plusieurs allers et retours. 127
10.20Transformée de Fourier à court terme (Short Time Fourier Transform -STFT-) pour une longueur de la fenêtre d'analyse de 30 échantillons 128
10.21Transformée de Fourier à court terme (Short Time Fourier Transform -STFT-) pour une longueur de la fenêtre d'analyse de 100 échantillons 128
10.22Daubechie d'ordre 4 129
10.23Résultats de la transformée en ondelettes continue. 129

11.1 Protocole expérimental des transferts (BtS-StS) 132
11.2 Courbe illustrant une partie des résultats donnés par l'algorithme des transferts lors d'une succession de transferts "assis-debout" - "debout-assis" 133
11.3 Taux de bonnes classifications classées par vitesse pour chacune des méthodes 134
11.4 Taux de bonnes classifications classées par sujet 135
11.5 Taux global de bonnes classifications classées par vitesse 136
11.6 Taux global de bonnes classifications classées par vitesse pour les 7 sujets jeunes 138
11.7 Fréquence normalisée des trois classes (BtS, StS, Autre) en fonction de la surface de l'ellipse 140
11.8 Fréquence normalisée des trois classes (BtS, StS, Autre) en fonction de la surface de la longueur de la grande diagonale 141
11.9 Fréquence normalisée des trois classes (BtS, StS, Autre) en fonction de la surface de l'angle de la grande diagonale 141
11.10Sous-espace {LGD ; Surface} 141
11.11Sous-espace {Surface ; Durée} 141

11.12Valeurs propres relatives à l'ACP sur la classification des transferts par rapports aux variables : SE, LGD, AGD, DT, FE 142
11.13Projection sur les deux premiers vecteurs propres 143
11.14Projection sur les deux premiers vecteurs propres. Mise en évidence de la classe "Autre" 143
11.15Taux global de bonnes classifications relatif à l'expérimentation sur des personnes âgées dans le cadre d'un scénario écologique. 144
11.16Durée des transferts (moyenne+écart-type) pour trois vitesses (lentes, normales et rapides). L'algorithme permet statistiquement de différencier ces trois classes 149
11.17Comparaison de la durée de chaque transfert estimé avec la référence 150
11.18Comparaison de la durée de chaque transfert estimé avec la référence 150

12.1 Exemple de signaux (référence et sortie du système de classification) obtenus lors de l'expérimentation sur la fusion de données. Indexation vis-à-vis du signal de référence 154
12.2 Exemple de signaux (référence et sortie du système de classification) obtenus lors de l'expérimentation sur la fusion de données. Indexation vis-à-vis du signal de sortie 156
12.3 Exemple d'interprétation d'un enregistrement pour la fusion de données. Sur l'axe des ordonnées sont mentionnés les scénarii effectués, en abscisse les scénarii interprétés. D : déplacement, E : élimination, H : habillement. Les scénarii en gras sont ceux dont l'interprétation est différent de la réalisation 157
12.4 Descriptif de la matrice ML 158
12.5 Affichage des paramètres extraits de l'actimomètre 159
12.6 Affichage des données issues des deux capteurs physiques (IR puis Actimomètre), résultat de la fusion de données et niveau d'accomplissement (NA) 160
12.7 Affichage simultané des scénarii détectés par le système (en haut) et ceux indexés par le sujet (en bas) 161
12.8 Sensibilité et spécificité de l'algorithme de fusion de données multicapteurs pour chaque scénario ; LFen=5s. La sensibilité tous scénarii confondus vaut 76.8% et la spécificité vaut 55.2% 162
12.9 Sensibilité et spécificité de l'algorithme de fusion de données multicapteurs pour chaque scénario ; LFen=15s. La sensibilité tous scénarii confondus vaut 70.8% et la spécificité vaut 72.9% 162
12.10Courbe ROC relative à la fusion de données et paramétrée par $LFen$. Le cercle correspond au meilleur compromis entre sensibilité et spécificité163
12.11Sensibilité et spécificité de l'algorithme de fusion de données multicapteurs pour chaque scénario ; LFen=10s et utilisation de ML_1 . . . 164

12.12Sensibilité et spécificité de l'algorithme de fusion de données multi-capteurs pour chaque scénario ; LFen=10s et utilisation de ML_2. . . 164
12.13Sensibilité et spécificité de l'algorithme de fusion de données évalué sur des sujets âgés ; LFen=10s et utilisation de ML_1 164
12.14Sensibilité et spécificité de l'algorithme de fusion de données évalué sur des sujets âgés ; LFen=10s et utilisation de ML_2. 164
12.15Synthèse de la sensibilité et spécificité de la méthode de fusion de données en fonction des conditions expérimentales et la population testée (jeunes ou personnes âgées) 165

13.1 Rappel des principales performances obtenues lors des différentes expérimentations 168
13.2 Principe de la fusion parallèle avec 2 valeurs pour la paramètre $LFen$ 174
13.3 Performance des scénarii en utilisant la matrice M_2 et le vecteur C'=(1 1 0.8 0.8 1 1) 175

14.1 Représentation des objectifs atteints par la fusion de données 180

Liste des tableaux

5.1 Exemple de données envoyées par l'actimomètre 48

6.1 Valeurs de $\overline{\sigma}$ ($m.s^{-2}$), paramètre de reproductibilité, évalués par sujet, vitesse et type de transfert (BtS ou StS) 53

8.1 Synthèse des différentes méthodes de fusion de données 94
8.2 Tableau présentant les capteurs (actuels ou potentiels) physiques et logiciels dans l'Habitant Intelligent en Santé de Grenoble 96
8.3 Description des 8 scénarii en fonction des 6 *capteurs logiciels* retenus 97
8.4 Complémentarité des capteurs physiques. $\emptyset$: aucun renseignement, P : renseignement partiel, $\surd$: renseignement quasiment total 100

9.1 Valeurs de μ et σ lors de la calibration du roulis 111
9.2 Valeurs de μ et σ lors de la calibration du tangage 113

10.1 Meilleures valeurs de sensibilité et spécificité pour 5 sujets jeunes. *FS* = [0,7 ;2] Hz et *LFen*=60 118
10.2 Meilleures valeurs de sensibilité et spécificité pour 21 sujets et FS = [0,7 ;2] Hz 119
10.3 Meilleures valeurs de sensibilité et spécificité pour 21 sujets et FS = [0,3 ;2] Hz 121
10.4 Comparaison des performances entre 21 et 15 sujets 123

11.1 Matrice de confusion 130
11.2 Performance de la classification des transferts dans des conditions expérimentales sur des sujets jeunes et en bonne santé 134
11.3 Performance de la classification des transferts dans des conditions expérimentales sur des sujets âgées 136
11.4 Performance de la classification des transferts dans des conditions écologiques sur des sujets jeunes et en bonne santé 137
11.5 Comparaison des performances selon que l'on utilise ou non des critères d'exclusion après la classification. Il est aussi mentionné les valeurs des seuils utilisés 139

11.6 Performance de la classification des transferts dans des conditions écologiques sur des sujets âgés 144
11.7 Durée des transferts (en secondes) 146
11.8 Tableau théorique pour le calcul de la variable de Fisher : F_{obs}. SCE : Somme des Carrés des Ecarts à la moyenne, N_G : nombre de groupe = 3, N_T : nombre total d'échantillons = 54, ddl : degré de liberté, CM : Carrés Moyens, F_{obs} : variable F résultant du calcul, $F_{thorique}$: valeur théorique de la distribution F. 147
11.9 Application numérique pour le calcul de la variable de Fisher : F_{obs}. * : données à 5%, ** : données à 1% 147
11.10EM : Ecart moyen et Dev : déviation, pour chaque catégorie de vitesse et pour les 3 sujets tests 150

12.1 Exemple de calcul de sensibilité relatif à la fusion de données 155
12.2 Exemple de calcul de spécificité relatif à la fusion de données 155
12.3 Gestion des données. Pour chaque sujet sont présentés l'heure d'enregistrement initial ainsi que les deux translations temporelles effectuées 158
12.4 Sensibilité et spécificité de l'algorithme de fusion pour différentes valeurs du paramètre $LFen$. Les cellules grisées correspondent au meilleur compromis entre sensibilité et spécificité 162

13.1 Illustration des effets du vecteur C' ; $LFen = 10s$; $M_{i,j} = M_2$ 175

Remerciements

Une thèse est rarement le fruit du travail d'une personne seule, isolée du monde : elle est le résultat de rencontres, d'échanges, de discussions. Je tiens donc à remercier tous ceux qui ont permis à mon travail de thèse d'être ce qu'il est.

Je remercie les membres de mon jury de thèse de m'avoir fait l'honneur d'évaluer mon travail :

- Monsieur Jean-Louis Lacoume, professeur à l'I.N.P.G., qui a accepté de présider ce jury. Je tiens également à le remercier de m'avoir transmis sa passion pour la recherche lors de mon stage de maîtrise dans son laboratoire ;
- Monsieur Guy Dumont, professeur à l'Université de Colombie Britanique (Canada), qui a rapporté mon mémoire et m'a permis par ses questions et remarques d'améliorer substansiellement celui-ci. Je lui exprime, par ailleurs, ma reconnaissance pour le PostDoc qu'il m'a proposé ;
- Monsieur Gérard Lyons, professeur à l'Université de Limerick (Irlande), qui a également été rapporteur de mon mémoire et dont les encouragements m'ont été précieux ;
- Messieurs André Dittmar, Directeur de Recherche au CNRS Lyon et Bijan Najafi, Professeur à l'école Polytechnique Fédérale de Lausanne (Suisse), qui ont accepté de participer à ce jury.

Je remercie tout spécialement mes deux directeurs de thèses qui ont grandement contribué à la réalisation et l'aboutissement de ce travail.

- Monsieur Norbert Noury, Maître de Conférence à l'Université Joseph Fourier de Grenoble, toujours disponible et de bonne humeur malgré un emploi du temps plus que chargé, qui a su m'encadrer tout en me laissant l'initiative. Au-delà de ces échanges scientifiques, nous avons également partagé d'agréables moments, on pourrait citer la plongée dans les eaux bleues de Cancun ou les virées à moto autour de Grenoble ;
- Monsieur Nicolas Vuillerme, Docteur Es Science, a toujours été présent et a grandement contribué à faire avancer et valider mes travaux, avec la motivation et la persévérance qu'on lui connaît.

Ma gratitude va également à Jacques Vaillant et au Foyer logement de Domène

sans lesquels la mise en place d'expérimentations avec des personnes âgées n'auraient pu être possibles.

Merci à mes co-bureaux pour leurs différentes contributions :
- Damien Fammarion (dit Flamme), toujours volontaires pour rendre service ("y a qu'a faire") et reprogrammer le capteur de chute pour mes expérimentations ;
- Christophe Villemazet (dit Pipou), le roi du "parseur" java (version 1.4.6.55b) et des idées géniales (permutation des touches du clavier, perforage de bouteilles en plastique, optimisation de fléchettes, ...) ;
- Gael le Bellego (dit Poups), qui sait trouver les mots justes pour initier un long débat avec Damien. Après de longues discussions, nous nous demandons toujours "où est Stern ?"
- David Auchère, toujours aware (auchère aware), aussi bien au labo, que lors de la descente de la Cèze en canoë ;
- Florence Thuderoz pour son étonnante sérénité et sa belle vision de la vie ;
- Anthony Fleury, nouveau thésard dans l'équipe, à qui je souhaite bonne chance, ainsi qu'a Audrey Serna et Abir Ghorayeb.

Un salut très amical à toute l'équipe de foot du TIMC avec laquelle nous avons échangé de bons ballons et de d'agréables moments.

Je tiens également à remercier les nombreux stagiaires Tchèques ou Irlandais, avec qui j'ai, de nouveau, pu constater que mon niveau d'anglais est proche de celui de la mer.

Je remercie aussi le soutien sans faille de ma famille et de mes proches. Une attention toute particulière pour ma femme, Alice, qui en plus de ses relectures, a accepté mes absences lors de la phase de rédaction. Merci Cindy, grâce à ton oeil de lynx beaucoup de fautes bien dissimulées ont été corrigées. Nicolas, j'espère que l'ascension vers le rendu de ta thèse ne sera pas une 7A ; bonne chance pour la soutenance que je ne pourrai pas voir en directe. A mes grands parents, également, pour s'être déplacés au laboratoire et effectués des expérimentations. Enfin, un incommensurable remerciement à mes parents sans qui je ne serai pas là, physiquement et intellectuellement. Merci pour votre confiance et votre soutien.

Je demande finalement à ceux que j'ai pu oublier dans cette page de bien vouloir m'excuser ; ils sont également dans mon coeur.

Première partie

Présentation Générale

Depuis une dizaine d'années, les domaines de recherche liés à la télévigilance médicale manifeste une grande activité, celle-ci, renforcée par une prise de conscience collective et une médiatisation importante. La thématique de télévigilance présente des enjeux politiques et de santé publique. Comme nous le verrons dans la première partie, la population des personnes âgées est en pleine évolution, présentant une forte croissance et faisant ainsi apparaître de nouveaux besoins. Afin de répondre à ces nouvelles attentes, il est nécessaire dans un premier temps de caractériser ces besoins de manière précise afin de proposer des outils (partie II) adaptés et dans un deuxième temps valider ces derniers lors de campagnes expérimentales (partie III).

Notre vision de la télévigilance n'est pas de "surveiller" mais de "veiller sur" les personnes prises en charge.

Les machines, un jour, pourront résoudre tous les problèmes, mais jamais aucune d'entre elles ne pourra en poser un !

Albert Einstein 1879-1955

Chapitre 1

Le contexte des personnes âgées

La télésurveillance médicale a pour vocation première de favoriser soit le maintien à domicile de personnes "fragiles" (Cf. §1.2.2), soit le retour à domicile d'une personne après hospitalisation. Le terme "fragile", volontairement général, englobe un large panel de populations présentant des aptitudes physiques ou psychologiques dégradées, telles les personnes âgés, les personnes présentant un handicap exigeant des moyens et une organisation adaptés à leurs besoins ou encore les sujets atteints d'une maladie neurodégénérative (maladie d'Alzheimer par exemple).

1.1 Economique et Social

Les personnes âgées forment une population en pleine mutation. Ceci provient de plusieurs facteurs : en premier lieu, l'évolution de notre société. Si un grand nombre de personnes âgées sont actuellement des retraités des Trente Glorieuses, nous assistons aujourd'hui à l'arrivée d'une population qui aura connu la précarité, la crise, des difficultés en matière de revenu, donc moins solvable.

Les relations familiales ont évolué. Il suffit de se reporter au nombre relativement élevé de personnes seules pour cause d'éloignement des enfants, pour en mesurer l'impact sur la situation des personnes âgées.

Les conditions de travail ont,elles aussi changé, et l'articulation entre le temps des études, le temps du travail, le temps de la retraite, se pose dans des conditions nouvelles d'accroissement de l'espérance de vie.

C'est enfin, l'arrivée d'une population d'immigrés et d'handicapés vieillissants.

Ainsi, cette population des plus de 65 ans est loin d'être homogène au point qu'on a pu écrire : "la personne âgée n'existe pas" [Messy, 1992]. C'est dans ce contexte que se pose la question de la reconnaissance et de la promotion des personnes âgées dans une société qui a une image trop souvent dévalorisée du vieillissement. Les personnes âgées ont des droits à faire prévaloir : le choix de son lieu de vie et de fin de vie, le droit à la sécurité physique, l'accès à des soins de qualité, l'exercice de sa citoyenneté, la prévention, l'accès à la culture, aux loisirs, au plaisir, et enfin le droit d'entretenir

un projet de vie. La mise en oeuvre de ces droits implique plus que le libre choix, le choix éclairé. Celui-ci suppose que soient développés des outils pour anticiper et évaluer les besoins, garantir une véritable équité entre les territoires, offrir une palette de services diversifiés à des coûts accessibles à tous.

1.2 Isolement, fragilité, dépendance

Cette partie se focalise sur la personne âgée et définit brièvement des troubles du vieillissement telles la fragilité, la dépendance, qui seront utiles pour éclairer la suite du document. Nous évoquerons aussi une des conséquences du contexte socio-économique qui touche bon nombre de personnes âgées : il s'agit de l'isolement.

1.2.1 L'isolement

L'isolement agit comme un facteur clé dans la problématique de maintien à domicile des personnes âgées, parce qu'aggravant la difficulté du maintien à domicile ou du retour à domicile après hospitalisation. Or le nombre de personnes seules est relativement élevé : en Rhône Alpes, selon une étude de la DREES (Direction de Recherches des Etudes, de l'Evaluation et des Statistiques), 307 582 personnes de plus de 60 ans vivent seules, soit 27% de la population totale des plus de 60 ans ce qui représente 52 420 personnes en Isère avec une majorité de femmes (39 599), soit un peu plus d'une personne sur quatre. Les proportions les plus élevées de personnes de plus de 60 ans vivant seules se trouvent dans les grandes villes de la Région : Lyon (37%), Grenoble (36%), Saint-Etienne (35%).

Fort de cette constatation, il est primordial d'agir et de proposer des solutions, de type Habitats Intelligents en Santé (Cf. Chapitre 3) par exemple, au sein des villes qui pourraient s'inscrire dans des opérations de "proximité sociale" et de mutualisation de moyens à l'échelle d'un quartier que l'on trouve dans le concept de "cantou éclaté" et "age village"[1].

1.2.2 La fragilité

L'allongement de l'espérance de vie s'accompagne, chez les personnes très âgées, d'un état dit de "fragilité" [Hamerman, 1999]. La notion de fragilité a surtout été traitée dans la littérature médicale et physiologique et devient populaire aussi dans les sciences sociales. S'il n'y a pas à ce jour de consensus sur la définition de fragilité, plusieurs tentatives s'appuient néanmoins sur la notion de diminution des réserves physiologiques au-dessous d'un certain seuil de fonctionnalité. De même, en psychologie et sociologie, le concept de ressource est fondamental pour comprendre l'ontogenèse (série de transformations que subit l'être vivant à partir de l'instant où il s'individualise

[1] http ://www.agevillagepro.com/Article/index.jsp ?ARTICLE_ID=4538

jusqu'à la sénescence et la mort) dans une perspective de développement.

La fragilité étant initialement considérée sous une perspective biologique et médicale, les conséquences les plus étudiées de la fragilité portent essentiellement sur le domaine de la santé physique. Même sans considérer d'autres aspects de la fragilité, ses définitions sont déjà nombreuses et complexes. En fait, l'"état de fragilité" comporte une multitude de manifestations et de symptômes, souvent différents selon les individus. La fragilité n'est donc pas une entité clinique mais plutôt une "constellation de conditions multiples" [Hamerman, 1999]. Même si la notion de fragilité est particulièrement utile en gériatrie pratique, celle-ci n'a pas actuellement de signification scientifique précise[Buchner et Wagner, 1992]. Par conséquent, malgré la multiplication des travaux sur la question, il n'existe pas, à ce jour, de définition consensuelle de la fragilité. Pourtant, de très nombreuses propositions ont été avancées. Parmi celles-ci, nous notons celle de Strawbridge et coll. [Strawbridge *et al.*, 1998], qui définissent la fragilité comme une forme de vulnérabilité aux défis de l'environnement, ou celle de Brown et coll. [Brown *et al.*, 1995] et de Powell[Powell, 1997], pour qui la fragilité correspond à une perte de résilience qui altère la capacité de l'individu à préserver un équilibre donné avec son environnement, ou encore celle de Rockwood [Rockwood, 1997], qui parle de difficultés à rétablir cet équilibre quand il est affecté. Parmi les définitions les plus citées, on trouve celle de Campbell et Buchner [Campbell et Buchner, 1997]. Selon ces auteurs, la fragilité correspond à un "état ou syndrôme qui résulte d'une réduction multi-systémique des capacités de réserves au point que plusieurs systèmes physiologiques s'approchent ou dépassent le seuil d'insuffisance. Par conséquent, la personne dite fragile présente un risque supérieur d'incapacité ou de mort même face à des perturbations externes mineures". Récemment, certains auteurs tentent de donner une "définition théorique de la fragilité" [Ghisletta *et al.*, 2003].

La fragilité n'est pas une maladie. Elle est néanmoins considérée comme un syndrôme prédictif de risques de mortalité, maladies, chutes [Speechley et Tinetti, 1991], institutionnalisation, hospitalisation. La fragilité peut être patente ou latente. Elle est par définition ,instable et souvent évolutive mais parfois réversible. En revanche, la fragilité n'est pas le vieillissement, ni la dépendance ; elle n'est pas secondaire à une pathologie donnée. On peut considérer selon la formule de Lebel [Lebel *et al.*, 1999], que "la fragilité est plus un risque qu'un état".

1.2.3 La dépendance

Selon la commission de terminologie auprès du Secrétariat d'Etat chargé des personnes âgées, "dépendance" a une double définition :

- Médicale : situation d'une personne qui, en raison d'un déficit anatomique ou d'un trouble physiologique, ne peut remplir des fonctions ou effectuer des gestes essentiels à la vie quotidienne,
- Sociale : subordination d'une personne à une autre personne ou à un groupe.

La loi n° 97-60 du 24 janvier 1997 instituant une Prestation Spécifique Dépendance définit la dépendance "comme l'état de la personne qui nonobstant les soins qu'elle est susceptible de recevoir, a besoin d'être aidée pour l'accomplissement des actes essentiels de la vie ou requiert une surveillance régulière". Le Comité des ministres du Conseil de l'Europe, dans sa Recommandation n° R (98) 9 du 18 septembre 1998[2] définit la dépendance comme un état dans lequel se retrouvent des personnes qui, pour des raisons liées au manque ou à la perte d'autonomie physique, psychique ou intellectuelle, ont besoin d'une assistance et/ou d'aides importantes afin d'accomplir les actes courants de la vie. Toutes les sections de la population peuvent se trouver affectées par la dépendance et pas uniquement les personnes âgées, même s'il est admis que les situations de dépendance tendent à s'accroître avec l'âge.

1.3 L'autonomie

Au regard de la définition de dépendance du paragraphe précédent, on désignera par "autonome", toute personne ne présentant aucune dépendance médicale et sociale.

De nos jours, l'autonomie d'une personne est évaluée lors d'un entretien avec un médecin. Lors de ce face à face, et suite à de nombreuses questions précises relatives au mode de vie du patient, un questionnaire est renseigné. Les médecins gériatres, s'accordent à utiliser les mêmes grilles dénommées *ADL* (Activities of Daily Living) [Katz *et al.*, 1963] pour Activités de la vie quotidienne et *IADL* [Katz *et al.*, 1963] (Instrumental Activities of Daily Living) pour les activités instrumentales/manuelles de la vie quotidenne. Cependant, on notera une petite variante en France où nombre de personnels soignants se basent sur une autre grille intitulée *AGGIR* [Vetel *et al.*, 1998] pour Autonomie Gérontologie Groupe Iso-Ressources. Une analyse de la littérature est présentée par Benaim [Benaim *et al.*, 2005].

D'une manière générale, les grilles ADL et AGGIR rendent compte plus particulièrement du type d'activité, de sa fréquence et du degré d'accomplissement de celle-ci.

1.3.1 La grille ADL

Cette grille comporte six critères dont chacun est renseigné selon trois états (Autonomie -1 point- Aide partielle -0,5 point- Dépendant -0 point-) :

- Hygiène
  Ne reçoit pas d'aide ou reçoit de l'aide uniquement pour se laver une partie du corps,
- Habillement
  Peut s'habiller sans aide à l'exception de lacer ses souliers,

[2] http ://cm.coe.int/ta/rec/1998/f98r9.htm

- Toilette
  Se rend aux toilettes, utilise les toilettes, arrange ses vêtements et retourne sans aide (peut utiliser une canne ou un déambulateur, un bassin ou un urinal pendant la nuit) à ses occupations,
- Transfert
  Se met au lit et se lève du lit et de la chaise sans aide (peut utiliser une canne ou un déambulateur) Continence Contrôle fécal et urinaire complet (sans accident occasionnel),
- Continence
  Contrôle fécal et urinaire complet (sans accident occasionnel),
- Alimentation
  Se nourrit sans aide (sauf pour couper la viande ou pour beurrer du pain).

Le score global s'étend donc de 0 (totalement dépendant) à 6 (totalement autonome).

1.3.2 La grille AGGIR

L'évaluation se fait sur la base de dix variables relatives à la perte d'autonomie physique et psychique. Seules ces dix variables, dites "discriminantes", sont utilisées pour le calcul du GIR :

- Cohérence : converser et/ou se comporter de façon sensée
- Orientation : se repérer dans le temps, dans les moments de la journée et dans les lieux
- Toilette : se laver seul
- Habillage : s'habiller, se déshabiller, se présenter
- Alimentation : manger les aliments préparés
- Élimination : assumer l'hygiène de l'élimination urinaire et fécale
- Transferts : se lever, se coucher, s'asseoir
- Déplacements à l'intérieur du domicile ou de l'établissement : mobilité spontanée, y compris avec un appareillage
- Déplacements à l'extérieur : se déplacer hors du lieu de vie à partir de la porte d'entrée sans moyen de transport
- Communication à distance : utiliser les moyens de communication, téléphone, sonnette, alarme...

1.3.3 Les aides

Rappelons que l'allocation personnalisée d'autonomie (APA) est entrée en vigueur le 1er janvier 2002 (lois du 20 juillet 2001 et du 1er avril 2003). Elle s'adresse aux personnes âgées de 60 ans ou plus dont le niveau de dépendance est évalué en GIR 1 à 4. L'ouverture des droits n'est pas soumise à des conditions de ressources, une

participation financière reste toutefois à la charge des bénéficiaires dès lors que leurs ressources sont supérieures à un plafond révisé périodiquement.

Selon les derniers chiffres communiqués par le ministère de la Santé, publiés dans le numéro 321 "Etudes et résultats" de juin 2004 de la DREES, 827 000 personnes bénéficiaient à fin mars 2004 de l'allocation personnalisée d'autonomie (APA), soit une augmentation de 4.4% par rapport au trimestre précédent.

Et de préciser que "les révisions ou renouvellements représentent la moitié des décisions favorables rendues par les conseils généraux au cours du premier trimestre 2004 et les nouvelles attributions l'autre moitié."

Au cours de ce trimestre, presque 8 nouvelles demandes sur 10 ont fait l'objet d'une décision favorable. Pour les 7% qui ont cessé de percevoir l'APA, il s'agit essentiellement de décès ou d'un changement d'APA (c'est le cas des personnes passant d'une allocation à domicile à une allocation en établissement). Fin mars, les bénéficiaires à domicile représentaient 58% des aides et ceux en établissement 42%.

Et d'ajouter que "le montant moyen du plan d'aide à domicile s'élève à 489 euros par mois. Il est plus faible en établissement, puisque le montant mensuel moyen du tarif dépendance des GIR 1 à 4 est de 378 euros. 45% des bénéficiaires de l'APA sont classés en GIR 4." A noter que pour la première fois depuis la mise en œuvre de l'APA, le nombre de bénéficiaires de l'aide ménagère a connu une légère augmentation au cours du 1er trimestre 2004.

1.4 Les besoins

Une description générique des besoins de la personne humaine a été proposée par Abraham Maslow [Maslow, 1954], qui définit l'homme comme un tout présentant des aspects physiologiques, psychologiques et sociologiques (sécurité, appartenance, reconnaissance) et spirituels.

Maslow détermine une hiérarchie des besoins selon une pyramide (Fig. 1.1) : la satisfaction des besoins physiologiques doit précéder toute tentative de satisfaction des besoins de protection (sécurité) ; lesquels doivent être satisfaits avant les besoins d'amour (appartenance), qui précèdent les besoins d'estime de soi (reconnaissance) ; au sommet de la pyramide se trouvent les besoins spirituels (dépassement).

Cette représentation est utile pour préciser les besoins de la personne lorsqu'il s'agit particulièrement de personnes âgées.

- Des besoins physiologiques.
  Les personnes âgées sont évidemment très handicapées par tous les déficiences sensorielles qui les coupent peu à peu du monde. Les problèmes de vue et d'audition sont majeurs sans parler évidemment de tout ce qui touche aux problèmes de mobilité et de sénilité. Cela comprend aussi le logement, la nourriture, les vêtements.

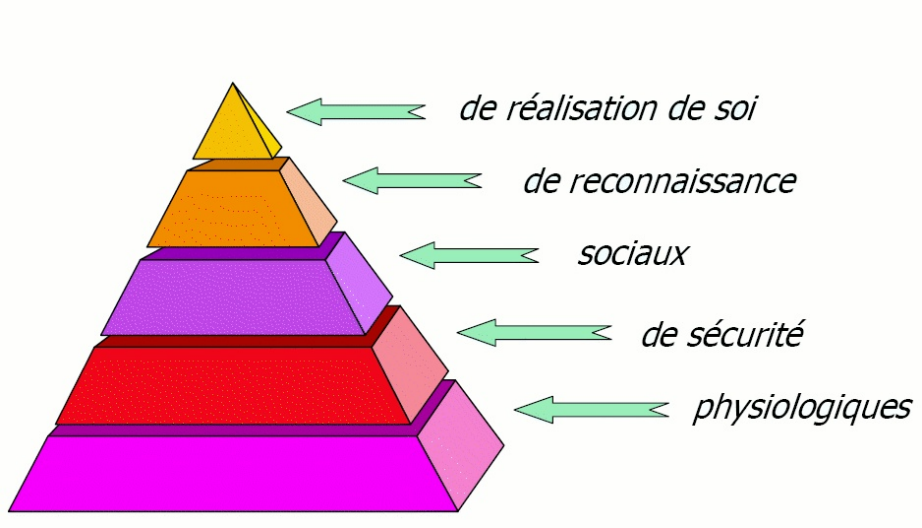


FIG. *1.1: Pyramide des besoins de l'homme selon A. Maslow*

– Des besoins de sécurité.
  Ces besoins sont divers, néanmoins, considérant que les chutes sont le phénomène le plus important, nous nous attarderons sur cette question. Mais ce niveau comprend aussi la sécurité des revenus, la sécurité physique (violence, délinquance, agressions) et la sécurité et stabilité familiale.

– Les besoins sociaux.
  Ce sont les besoins d'amour et de relation avec d'autres personnes. Ce sont les besoins d'appartenance à un groupe qu'il soit social, relationnel ou statutaire. Le premier groupe d'appartenance d'une personne est sa famille.

– Les besoins de reconnaissance.
  Il est le besoin de considération, de réputation et de reconnaissance, voire même glorification (honneur, médaille).

– Les besoins de réalisation de soi.
  Le besoin d'auto-accomplissement est le besoin de se réaliser, d'exploiter et de mettre en valeur son potentiel personnel dans tous les domaines de la vie. Ce besoin peut prendre des formes différentes selon les individus. Pour certains ce sera le besoin d'étudier, d'en apprendre toujours plus, de développer ses compétences et ses connaissances personnelles ; pour d'autres ce sera le besoin de créer, d'inventer, de faire ; pour d'autres ce sera la création d'une vie intérieure ... C'est aussi le sentiment qu'a une personne de réaliser sa vie en donnant un sens à son passage sur terre.

Evidemment cette représentation est très simpliste et n'a pour seul objet que

d'éclairer la réflexion. Elle ne pourrait à elle seule rendre compte d'une situation bien plus complexe. Elle attribue une hiérarchie des aspirations qui peut être discutable puisqu'elle considère certains besoins comme "inférieurs" alors que ceux-ci sont subjectifs. De plus, elle ne tient pas compte des liaisons inter-couches qui existent : la personne qui satisfait une "couche supérieure" peut à tout moment adopter une attitude qui lui fait privilégier une "couche inférieure".

1.5 Un risque particulier : la chute de la personne âgée

La chute est une situation bien connue de tous. C'est un événement très fréquent chez les enfants et les personnes âgées, un peu moins chez le sujet adulte. Les conséquences sont relativement moindres chez l'enfant que chez la personne âgée qui ne peut mettre en place des mécanismes de récupération ou d'amortissement efficaces [Vaillant, 2004]. Ainsi la chute chez la personne âgée est un phénomène de santé publique.

Phénomène donc bien connu mais qui n'a pas donné lieu à une définition précise. Flammarion propose dans [Flammarion, 2005] de détecter la chute libre : *mouvement initié par perte des points d'équilibre, dans un référentiel fixe, sans obstacle, et jusqu'au sol. Dans le cas des personnes âgées, il s'agit de chutes non volontaires et non provoquées par une tierce personne. On parle alors de chute "basse énergie", par opposition à la chute "haute énergie" initiée par le sportif.*

La chute représente, chez les personnes de plus de 65 ans, un réel problème, en particulier pour les personnes vivant seules ou à mobilité réduite. Le fait de tomber peut entraîner, non seulement des blessures physiques, mais aussi et surtout un traumatisme psychologique grave lorsque ces personnes sont amenées à rester longtemps sans assistance.

- Ampleur du problème
  - Plus d'une personne sur trois fait une chute chaque année, ce qui représente trois à cinq millions de personnes en France [Nevitt *et al.*, 1989] ;
  - Deux chutes sur trois ont lieu au domicile, lieu de vie de 95% des personnes âgées ;
  - Après une première chute, la probabilité de retomber est multipliée par vingt [Dargent-Molina et Bréart, 1995][Toussaint, 1997] ;
  - C'est un mécanisme majeur de décès accidentels si les conséquences de la chute ne sont pas traitées en temps voulu (9000 décès en 1996) ;
  - C'est un processus invalidant par ses conséquences physiques : en terme de fractures dans 6% des cas, et de traumatismes sévères dans 10% des cas. Ce phénomène touche environ 500 000 personnes chaque année.

  La fréquence des chutes augmente avec l'âge. Des données européennes

[Duval et Lebrun, 1999] indiquent le taux de chutes annuel pour chaque tranche d'âge. Il est de 35% pour des personnes âgées de 65 à 79 ans, de 45% pour la tranche 80 à 89 ans et de 55% pour les plus de 90 ans.

- Les causes
  - Causes iatrogènes : somnifères, tranquillisants, prise de neuroleptiques, automédication,
  - Causes pathologiques : trouble cardio-vasculaire et trouble locomoteur,
  - Causes neurologiques : vertiges, Parkinson,
  - Causes nutritionnelles (dénutrition, déshydratation).
- Les conséquences
  - Les conséquences psychologiques : anxiété après un choc émotionnel initial. Progressivement s'installe la peur de retomber, elle-même responsable d'une diminution des activités, d'un repli sur soi, voire d'un syndrôme dépressif.
  - Les conséquences traumatiques : fractures, contusions, hématome sous-dural post-traumatique.
  - Les conséquences psychomotrices : en l'absence de prise en charge rapide par la kinésithérapie, l'aggravation vers un état de dépendance est rapide.
  - Les conséquences économiques : elles sont estimées à 2,5 milliards d'euros, dont la moitié pour les soins, hospitalisations et prescriptions, et l'autre moitié pour les frais de rééducation et séjours en maison de repos. Pour toutes ces raisons, la chute est le premier problème de santé publique des personnes âgées [Koski *et al.*, 1996]. Une intervention plus rapide des secours réduit le niveau de coût des soins, le besoin en rééducation et favorise un retour à domicile plus tôt.

Face aux multiples besoins et problèmes énoncés précédemment, la technologie semble pouvoir apporter des réponses (dispositifs d'amortissement, dispositifs de détection, adaptation de l'environnement). Cela dit, il convient d'attacher une attention particulière quant aux avancées de la recherche et de la technologie. En effet, il ne s'agit pas de développer des produits dont le principal objectif serait financier. C'est pourquoi et comme nous avons essayé de le faire, il convient de bien évaluer les besoins des utilisateurs potentiels avant de développer et/ou commercialiser un produit. Cette approche nous semble la plus "éthiquement" correcte.

1.6 Ethique dans la recherche

1.6.1 Présentation générale

Le terme éthique englobe une multitude de concepts et, que l'on se place d'un point de vue juridique ou philosophique, les débats sont nombreux. Cette partie sur l'éthique se veut modeste et va tenter de synthétiser certains concepts.

L'éthique est un terme générique utilisé pour ce que l'on appelle en général "science

(étude) de la morale". En philosophie, un comportement éthique est de faire ce qui est "bien" ou "juste".

De manière générale, les "théories morales" évaluent sur différents plans :

1. l'Agent (éthique arétaïque) : *Qui dois-je être ?*
2. l'Acte de cet agent (déontologie) : *Mes actes sont-ils conformes aux normes indépendamment des conséquences.*
3. les Conséquences de cet acte (conséquentialisme [Gensler, 2002]) : *La valeur est portée sur la conséquence de mes actes. Par exemple : si tuer un homme pouvait sauver la vie de mille autres, devrais-je le faire ?*

1.6.2 La télévigilance en tant qu'instrumentation du domicile

L'instrumentation ubiquitaire est censée donner à chaque instant une "image" du patient. Celle-ci est traitée pour localiser géographiquement la personne, estimer son état physiologique voire psychologique. Il est donc possible d'effectuer un suivi de l'activité, au sens large, du patient. Le problème d'ensemble à prendre en considération est l'intrusion ou non dans la vie privée de la personne télésurveillée. Vis-à-vis de la loi (Loi N° 78-17 du 6 janvier 1978 relative à l'informatique, aux fichiers et aux libertés) [CNIL, 1978], la personne doit donc donner son consentement éclairé quant à la mise en place d'une telle installation et doit rester maître de la communication de ces données vers autrui. Dans le cas où la personne n'est pas en totale possession de ses moyens, la famille ou des proches peuvent donner leur accord.

1.6.3 La télévigilance : un système d'information et de communication

La télévigilance est un Système d'Information et de Communication (SIC) dans lequel un grand nombre d'informations circule entre le patient, les soignants et éventuellement la famille. Il faut donc veiller, d'un point de vue juridique, à certains points sensibles (base de données, cryptage, autorisation, traitement, diagnostic, ...).

Suivant l'éthique déontologique, "l'information doit circuler de manière sécurisée" (article 55 [CNIL, 1978]). La personne surveillée a un droit d'accès aux données la concernant (dossier médical)[3]. La consultation des informations par un tiers autorisé est soumise à une réglementation précise. L'article 66 [CNIL, 1978], de cette même loi, mentionne que les personnes appelées à mettre en œuvre le traitement de données ainsi que celles qui ont accès aux données sur lesquelles il porte sont astreintes au secret professionnel sous les peines prévues à l'article 226-13 du code pénal. Certains types de données sont considérées comme sensibles au regard de la loi (article 31 [CNIL, 1978]).

[3]LOI no 2002-303 du 4 mars 2002 relative aux droits des malades et à la qualité du système de santé

Il s'agit d'informations renseignant sur : les origines raciales, les opinions politiques, philosophiques ou religieuses et les appartenances syndicales.

En ce qui concerne notre thématique de recherche, on notera deux chapitres spécifiques de cette loi. Le chapitre IV : *Collecte, enregistrement et conservation des informations nominatives* et le chapitre IX : *Traitements de données à caractère personnel ayant pour fin la recherche dans le domaine de la santé.*

Le maintien à domicile des personnes âgées par des moyens technologiques soulève depuis quelques années une grande controverse avec la publication de nombreux articles qui ne sont hélas qu'un étalage d'opinions sans aucune évaluation objective. Très récemment Rialle [Rialle *et al.*, 2005] une méthodologie d'analyse éthique des technologies numériques basée sur l'analyse de différents axes (compétence professionnelle, efficience technique, sécurité-liberté, relation, transcendance). Une proposition, parallèle serait de se baser sur la méthode adoptée par le médecin lorsqu'il met en place une stratégie de soins. Il évalue alors non seulement les avantages et inconvénients d'une thérapie mais également les avantages et inconvénients de ne pas la prescrire.

1.6.4 Réflexion

Au regard de ce qui à été évoqué précédemment, une conduite éthique adaptée à ce genre de situation correspondrait à suivre un code déontologique (lois, règles de bonne conduite) visant, entre autre, à respecter les libertés individuelles.

Le rôle du chercheur (si tant est qu'il existe un définition du chercheur et de son rôle) est de faire progresser le savoir. Dans cette optique, toutes les démarches du chercheur pourraient être considérées comme éthiquement correctes. Cependant, et d'un point de vue conséquentialiste, il est tenu d'anticiper les conséquences de ses actes (recherche) : car une mauvaise utilisation (gouvernement, industriels, ...) d'une de ses découvertes pourrait amener à considérer la démarche du chercheur comme "contraire à l'éthique". Dans la thématique de télévigilance, une bonne démarche éthique serait de tout mettre en œuvre pour le bien (mais encore faut-il le définir) du patient par l'apport de nombreux avantages en anticipant et limitant d'éventuels désagréments.

De nombreux auteurs ont travaillés sur ces questions de technologie et de santé [Grémy, 1989][Hervé, 2000][Goujon et Dubreuil, 2001][Rialle *et al.*, 2005].

Il en ressort de nombreuses questions :

La télévigilance peut elle être considérée comme un acte médical ? Si tel est le cas, se justifie-t-elle alors sur ordonnance d'un médecin ? La télésurveillance sera-t-elle alors prescrite pour le "bien" de la personne ou pour des raisons collectives ? On entre alors dans les considérations "intérêts privés / intérêts publics". La personne peut-elle refuser ces "soins" ? Légalement, la réponse est oui.

Le rôle de la télésurveillance est de maintenir à domicile des personnes âgées ou convalescentes ; visant, respectivement, à retarder l'entrée des personnes âgées en institut (souhait de nombreuses personnes), et de raccourcir le séjour post-hospitalier.

Ces deux objectifs semblent vouloir améliorer la condition de vie de chacun. Cependant le maintien à domicile ne risque-t-il pas d'isoler la personne ?

La question est alors de savoir quelle est la place de la personne âgée dans notre société. Donc de s'interroger sur le vieillissement :

- De quelle manière ? (Télésurveillance oui/non)
- A quel prix ? (Technologie ubiquitaire, isolement, ...)
- Pourquoi ? (Est-ce nécessaire de repousser la vie à tout prix ?)

Chapitre 2

Etat de l'art sur les solutions existantes

Nous avons présenté, dans le chapitre précédent, les besoins relatifs aux personnes âgées. Ce chapitre est consacré aux solutions existantes pouvant répondre spécifiquement aux besoins énoncés et classées selon les trois premiers étages de la pyramide de Maslow (Fig. 1.1).

2.1 Les aides en santé au domicile

Les travaux sur les aides en santé à domicile ont débuté depuis une dizaine d'années dans le cadre de la télémédecine. On peut citer le suivi de grossesses à risque [Uzan *et al.*, 1989], la surveillance cardio-respiratoire néonatale, le suivi des diabétiques insulio-dépendants, la rééducation des cardiaques à domicile, les Systèmes télématiques pour l'organisation de l'hospitalisation à domicile [Noury, 1992]. Nous détaillons ci-après les projets français principalement, qui ont bénéficié réellement à des patients.

2.1.1 Télé-consultation en santé mentale

A Grenoble, des expériences de télé-consultation en santé mentale (entretiens psychologiques et tests psychométriques) avec des personnes âgées ont été effectuées au laboratoire interuniversitaire de gériatrie et de gérontologie (LI2G) en utilisant les moyens de visioconférences. Une étude a été menée avec des personnes âgées, entre un psychologue à Grenoble et des patients âgés vivant dans une institution à 40km. Une étude comparative entre entretien traditionnel et entretien en télé-consultation a été conduite chez 24 patients âgés de 74 à 95 ans (âge moyen de 86 ans) avec ou sans troubles cognitifs, avec les tests Mini-Mental State Exam (MMSE) et Clock-Face Test (CFT). Les scores de ces tests, en fonction du mode d'entretien, sont remarquablement corrélés (score MMSE par télé consultation légèrement inférieur). Un tel

dispositif peut alors permettre la prise en charge d'un plus grand nombre de patients et cela à moindre coût (pas de déplacements) au détriment, cependant, des relations humaines.

2.1.2 Télémonitorage de la glycémie, du poids et de la tension

Le projet Gluconet [Perréal, 2003] de France Télécom offre une solution de télé monitorage de la glycémie avec envoi automatique de SMS au médecin traitant. Deux expérimentations ont été menées, en particulier sur le suivi de données glycémiques, avec les CHU de Grenoble et de Toulouse. Gluconet permet au médecin spécialiste d'accéder quand il le souhaite aux données du patient. Celui-ci peut archiver et consulter ses données glycémiques sur le Web.

2.1.3 Télémonitorage de la fonction respiratoire

Le projet Téléport Paris-île de France (Centre Lorrain des Technologies de la Santé)[1], utilisant le dispositif MEDILINE DOM'O2 qui est composé d'un capteur d'observance placé sur les branches de lunettes d'oxygénothérapie, ainsi qu'un boîtier de télésurveillance qui est connecté sur une source d'oxygène.

2.1.4 Télémonitorage de la fonction cardiaque

Il existe plusieurs dispositifs :

- Le dispositif CARDOMEMO commercialisé par CARDIATEL. Il consiste en un boîtier que le patient pose sur son thorax et qui enregistre son électrocardiogramme et le transmet via un modem téléphonique inclus à un centre de traitement où des permanenciers médicaux apprécient la situation et prennent les décisions nécessaires. Le médecin cardiologue reçoit par fax dans un délai de cinq minutes après l'appel au centre, le tracé ainsi que son interprétation.

- Le système VISIOCOR, proposé par la société MEDIAG, à Montpellier qui réalise un électrocardiogramme standard à 12 dérivations. Le patient doit disposer d'un téléphone muni d'un modem. Le dispositif comprend trois électrodes sèches et des électrodes gélifiées classiques. Il ne pèse que 180 grammes. Il n'est doté que d'un seul bouton de commande, ce qui en facilite l'utilisation.

- Le projet TIISSAD[2] (Technologies de l'Information Intégrées aux Services des Soins A Domicile) commencé en novembre 1999 et terminé en novembre 2001,

[1] Télémédecine et maintien à domicile, Cahier Technique, juin 2003, page 10, http ://www.critttti.net/html/fr/global/articles/2003-10-telemedecine.pdf

[2] http ://www.loria.fr/projets/TIISSAD

a permis le développement d'applications visant l'insuffisance rénale, l'insuffisance cardiaque et la personne âgée.

- Le projet européen EPIMEDICS (Enhanced Personal, Intelligent and Mobile system for Early Detection and Interpretation of Cardiological Syndromes) a mené à la réalisation d'un dispositif électronique de taille réduite, le PEM, qui possède un moyen de communication.

2.1.5 Télémonitorage de la fonction rénale

Le projet DIATELIC[3], démarré en 1995 et fruit d'une collaboration entre les néphrologues de l'Association Lorraine pour le Traitement de l'Insuffisance Rénale (ALTIR) et les informaticiens du Laboratoire Lorrain de Recherche en Informatique et ses Applications (LORIA), permet la télésurveillance de la dialyse péritonéale continue en ambulatoire. Le patient, muni d'un poste informatique, fournit chaque jour ses paramètres physiologiques. Le néphrologue peut alors interroger la base de données pour suivre leur évolution. Le travail du médecin est allégé grâce à un système expert de pré-diagnostic générant des alarmes (par exemple en cas de problème d'hydratation).

2.1.6 Télémonitorage avec des vêtements "intelligents"

Il s'agit de vêtements sur lesquels différents capteurs ont été insérés afin de mesurer des grandeurs physiologiques en ambulatoire.

- Le gilet Visuresp, conçu par l'équipe PRETA (Gila Benchétrit du laboratoire TIMC) et commercialisé par la société RBI, à Meylan, est un système et un logiciel d'enregistrement non invasif de signaux ventilatoires, et de visualisation de ces signaux et des données physiologiques qui en sont extraites. Visuresp repose sur le principe de la pléthysmographie respiratoire par inductance qui permet à l'aide d'une spirale métallique cousue sur une bande plaquée autour de la poitrine, de mesurer les variations de sa section quand la personne respire. A l'aide de deux spires, l'une placée au niveau de l'abdomen et l'autre au niveau du thorax, on obtient deux signaux, dont une combinaison donne une bonne indication du volume d'air présent à chaque instant dans les poumons.

- Le vêtement intelligent VTAMN[4] [Noury *et al.*, 2004] "Vêtement de Télé Assistance Médicale Nomade" est un projet d'avant-garde conçu par un consortium de chercheurs et d'industriels. Il s'agit d'un vêtement de téléassistance médicale assez complet, constitué de fibres synthétiques spéciales intégrant une série de capteurs à électrodes sèches, un détecteur de chute, un actimètre, etc. Quelques

[3]http ://www.diatelic.com
[4]http ://www.tamtelesante.fr

prototypes de ce vêtement, ont été réalisés (Fig. 2.1) et évalués aux plans technologique et ergonomique sur quelques personnes.



FIG. *2.1: Prototype d'un Vêtement de Télé Assistance Médicale Nomade*

2.1.7 Evaluation et Gestion du risque d'escarre par un matelas actimétrique

Un matelas actimétrique est développé depuis plusieurs années par le Centre de Recherche du Service de Santé des Armées, à La Tronche, par le Dr A. Queyroy. Ce surmatelas actimétrique, nommé ACTIMAT© et commercialisé par la société INOVRA, France, a été expérimenté par les Dr P. Couturier et A. Franco du LI2G/UJF Grenoble et de l'Unité de Médecine Gériatrique et Réadaptation, du Département de Médecine Gériatrique et communautaire, du CHU de Grenoble. Ce surmatelas constitue un concept innovant car il permet de mesurer en continu l'activité spontanée des patients lors de l'alitement. Le développement récent d'un logiciel dans la prévention de l'escarre fournit des données actimétriques sur des périodes d'alitement prolongées. La durée d'alitement, le temps d'immobilité ou d'activité au lit sont calculés. Les mouvements sont reconnus automatiquement et distinguent les mouvements de petite et grande amplitude, complexes, et les retournements. Le calcul du risque utilise les données du patient, les scores des échelles ainsi que les données actimétriques.

On notera également de nombreux travaux visant à estimer la presssion entre deux surfaces [Dittmar *et al.*, 2004] afin d'anticiper les risques d'apparition d'escarres.

2.1.8 Télésurveillance des pompes à morphine

Un dispositif de télésurveillance des pompes à morphine est expérimenté par l'équipe de l'Unité Mobile de Soins Palliatifs (UMSP) du CHU Dupuytren de Limoges. Les paramètres (dose de base, dose de secours et intervalle de sécurité) de la pompe sont transmis par la ligne téléphonique à l'UMSP (les soignants libéraux ne pouvant bien souvent pas en assurer la surveillance par manque de pratique, d'où des difficultés pour maintenir les patients à domicile) où elles sont recueillies par un logiciel spécifique. A une heure déterminée, un soignant émet un appel téléphonique du domicile du patient vers l'UMSP afin de transmettre les données, en ayant la possibilité d'établir simultanément une communication vocale. La pompe, fabriquée par les laboratoires AGUETTANT, peut techniquement être réglée à distance, mais cette possibilité n'est pas exploitable actuellement en l'absence de cadre réglementaire.

2.1.9 Téléassistance par visiophonie

Le projet VISADOM est un système de téléassistance par visiophonie de type télévigilance ou télé contrôle. Les systèmes utilisant le téléphone sont néanmoins mieux acceptés, car ils mettent en oeuvre un objet familier, l'apprentissage de l'utilisation de nouvelles technologies étant souvent difficile chez les personnes âgées, notamment celles de 80 ans et plus. A Grenoble, le projet VISADOM est un partenariat entre France Télécom, le service de Gériatrie du Pr. Franco au CHU, et le Laboratoire Interuniversitaire de Gérontologie de Grenoble. Il permet l'établissement, à la demande, d'une liaison visiophonique entre le patient à son domicile et une salle d'HAD à l'hôpital, via le réseau Numéris existant. Une station visiophonique, dotée d'une caméra pilotable depuis le siège de l'HAD, est installée au domicile du patient, qui la manipule grâce à une télécommande. La personne peut ainsi être très rapidement mise en contact visuel avec un soignant lorsqu'elle en ressent le besoin. La communication peut aussi être initiée par l'équipe du service d'HAD, mais elle nécessite dans ce cas une acceptation de la part du malade avant d'être établie, ceci afin de préserver son intimité. Le patient peut ainsi être pris en charge 24 heures sur 24 par des équipes pluridisciplinaires.

2.1.10 Les chambres et habitats intelligents

Depuis quelques années se développe le concept général de "salle" ou "habitat intelligent" dans lequel il s'agit de concevoir des lieux d'habitation ou de travail (habitat privé, chambre hospitalière, bureau d'étude, ...) dotés de capteurs divers (détecteurs de présence, capteurs de son, micro-capteurs mobiles de signaux biologiques, microphones, caméras, etc.) gérés par un système informatique. Dans le domaine médico-social, l'"habitat intelligent" a pour but l'enregistrement de données médico-sociales, la détection de situations à risques (chutes, malaises, appels vocaux,...) et la transmission de ces informations au personnel en charge des soins et de la sécurité (en

particulier le "central de télésurveillance médicale").

- Le système GARDIEN [Steenkeste *et al.*, 2001] : Télésuivi de patients Alzheimer en chambre intelligente
  La collaboration scientifique qui lie l'unité 558 INSERM de Toulouse et le LI2G de Grenoble a permis de développer le système GARDIEN (Gérontologie Assistée par la Recherche et le Diagnostic des Incidents et des Errances Nocturnes) qui assure le télésuivi de patients Alzheimer dans leur chambre. GARDIEN a plusieurs objectifs : 1) déclencher une alarme en cas de chute ou de fugue du patient, 2) fournir une aide au diagnostic, grâce à l'étude du comportement moteur, dès les premiers symptômes d'une pathologie, 3) apprécier les effets d'un traitement sur le comportement moteur du patient. Ce système fonctionne à partir d'un réseau de capteurs à infrarouge passif, fixé au plafond de la chambre du patient, qui détectent les mouvements de la personne. Chacun des capteurs surveille une zone stratégique de la chambre (la porte, le lit, les toilettes et les dégagements autour du lit) ; un ordinateur distant gère, à intervalles réguliers, l'acquisition des données qui sont traitées par un logiciel d'intelligence artificielle.
- Le projet AILISA[5] [Noury, 2005a] : Dispositif de TIMC
  "Appartements adaptés à une longévité effective". Ce projet vise à mettre en place, dans des environnements contrôlés, des plates-formes pour l'évaluation médicale, technique et éthique, de technologies pour le maintien à domicile de certaines personnes âgées en situation de dépendance. Il se propose de créer et de pérenniser des lieux de validation qui permettront d'accumuler l'expérience et d'augmenter la connaissance en toute sécurité. Il adopte une attitude nouvelle en prenant en compte dès le début, la dimension éthique de la prise en charge de la santé par des moyens technologiques. Les partenaires de ce projet sont : Hôpital Charles Foix (Paris), Hôpitaux La Grave et Casselardit (Toulouse), CCAS de Grenoble, LRP-Laboratoire de Robotique de Paris, LIP6-Laboratoire d'Informatique de Paris 6, LEM-Laboratoire d'Ethique Médicale, Laboratoire de Physiologie du Mouvement (U483 INSERM), Hôpital Paul Brousse (Villejuif), la société RBI et Atral.
- "l'Habitat Intelligent pour la Santé" (HIS)
  Il a été développé au sein du laboratoire TIMC-IMAG dans le cadre du projet TIISSAD [6] et sera plus amplement décrit dans le chapitre 3.

[5]RNTS 2004-2006, responsable N. Noury
[6]http ://www.biomath.jussieu.fr/aim2001/aim01/

2.2 Conservation du lien social

2.2.1 La cravate Mobilthon

Mobilthon est un partenariat entre l'A.F.M. (Association Française contre les Myopathies) et France Télécom R&D. Le Mobilthon se présente sous la forme d'un sympathique foulard doté d'un microphone, d'un haut-parleur et de divers capteurs. Il a pour but la gestion de la simplification des communications et de la sécurité par des services accessibles en mode volontaire soit vocalement, soit tactilement, soit en mode automatique via les capteurs. Mobilthon permet de téléphoner quelles que soient les limitations physiques de la personne âgée et que celle-ci soit consciente ou non. Cette simple possibilité a un effet rassurant et donc bénéfique pour l'utilisateur qui ne craint plus de rester seul chez lui, ou de sortir seul. Cette composante favorise le maintien du lien social des personnes âgées et contribue à leur bien-être.

2.2.2 La Fondation Internationale PACE 2000

Cette fondation a pour mission de promouvoir de nouvelles solutions favorisant les liens entre jeunes et personnes âgées. Cette interaction régulière a pour but de rétablir un espace de communication entre ces tranches d'âge afin d'enrichir le patrimoine culturel de chaque génération. Lutter contre l'isolement de ces générations à travers la culture, c'est aussi promouvoir leur santé physique et mentale. La Fondation PACE 2000 a donc développé des outils nouveaux de communauté virtuelle notamment grâce aux nouvelles technologies de la communication. PACE 2000 [Bernard *et al.*, 2005] utilise deux modèles. Le premier est le "Village Virtuel Inter-générations" par visio-conférence (VVI) qui consiste au développement et à l'expansion nationale et internationale, d'un réseau de vidéo-conférence adapté aux besoins des utilisateurs. Le second modèle est le "Village Résidentiel Inter-générations" (VRI) visant la construction d'un modèle résidentiel pour personnes âgées et étudiants.

2.3 Qualité de vie et sécurité

2.3.1 Serviligne

Serviligne[7] est une plate-forme de surveillance permanente et de contrôle à distance de l'environnement des personnes à domicile. Son domaine essentiel est celui de la coordination des soins et services. On notera par exemple le portage de repas, la livraison des courses, la vente-livraison de produits médicaux, les services de confort (pédicure, coiffure), les relais médecin (en cas d'absence du médecin traitant généraliste), les démarches administratives et les relais transport des personnes (organismes spécialisés/véhicules équipés).

[7] www.serviligne.com

2.3.2 Equipements de l'habitat proposé par Atral/Bienadom

La société ATRAL propose des solutions spécifiques permettant d'améliorer la Sécurité, le confort et la vie quotidienne de la personne âgée à son domicile. Les produits d'aide au maintien à domicile proposés sont : 1) Système d'appel sonore du voisinage par boutons d'appel situés dans les endroits stratégiques de la maison. 2) Système d'appel téléphonique à distance. 3) Système d'ouverture de porte à distance par télécommandes radio pour la personne alitée ou ayant des difficultés à se déplacer. 4) Système d'ouverture à distance avec reconnaissance du visiteur (par interphone portatif radio) pour la personne alitée ou ayant des difficultés à se déplacer. 5) Système d'ouverture de porte par clavier "digicode" pour les "aidants" de la personne alitée ou ayant des difficultés à se déplacer, ou atteinte de surdité. 6) Système de maintien à domicile par port d'un bracelet sécurisé permettant des appels manuels ou automatiques et un suivi d'actimétrie de la personne âgée. L'opérateur du centre de surveillance ou le correspondant pouvant dialoguer en phonie avec la personne âgée. Prévoyance des chutes, des malaises, prévention possible par observations du cycle circadien, etc. 7) Téléphone avec "4 grosses touches" (photo d'identité) permettant d'appeler 4 numéros préenregistrés : arthrose, Parkinson, tremblements... 8) Amplificateur réglable, d'écouteur sur le combiné du poste de téléphone : surdité. 9) Système de sécurité Intrusion commandé par le verrou de la porte principale.

2.3.3 Etude de l'activité à domicile

L'Habitat Intelligent en Santé

Les dispositifs mis en place au sein de l'habitat permettent de suivre l'activité de la personne concernée. Une grande partie des travaux présentée dans cette thèse est consacrée à l'analyse et la détection des activités au domicile.

ACTIDOM

Financé par France Télécom R&D, ACTIDOM (ACtimétrie à DOMicile) rassemble les partenaires suivant : le CEA-LETI (mise à disposition d'une centrale d'attitude munie de trois accéléromètres et trois magnétomètres ainsi que le pré-traitement des données), le LI2G-GPSP UJF (mise en place du protocole expérimental et validation clinique), le TEAMLOG (développement d'un logiciel de gestion et supervision des données acquises) et le TIMC (analyse des signaux et élaboration d'algorithmes de traitement en vue d'obtenir des données utilisables par les médecins). L'objectif d'ACTIDOM est de mesurer l'activité des personnes âgées fragiles dans leur vie quotidienne afin de déterminer une évolution de leur état de dépendance.

Le Bracelet Aphycare

La société AphyCare Technologies[8] basée à Lannion, est issue d'un transfert de technologie. Elle a développé un "bracelet-sécurité". Il s'agit d'un système d'analyse ambulatoire multi capteurs porté au poignet, qui acquiert et traite à la fois des paramètres d'actimétrie, des paramètres physiologiques (fréquence respiratoire, fréquence cardiaque, température cutanée), et détecte les chutes. L'association de ces détecteurs en un même dispositif rend ce projet particulièrement novateur. Les données sont transmises par liaison radio sécurisée à un télétransmetteur branché sur une prise téléphonique au domicile. Les alertes sont réceptionnées par un centre de téléassistance.

Analyse de la voix

L'équipe GEOD du laboratoire CLIPS (Communication Langagière et Interactions Personnes Système), travaille sur le traitement des signaux acoustiques enregistrés par plusieurs microphones disposés dans un appartement, afin d'en extraire le maximum d'information. Suite à la détection d'un événement sonore, le système [Istrate, 2003] l'indexe soit comme un bruit soit comme un signal de parole. Lorsqu'il s'agit d'un bruit, une classification entre différentes classes préétablies indique s'il s'agit d'un bruit normal ou non et lorsqu'il s'agit d'un signal de parole, la reconnaissance d'appels de détresse ("au secours", "à l'aide", ...) ou de gémissements. Les deux projets qui ont permis de financer cette application sont les projets RESIDE-HIS[9] et DESDHIS (Détection de Situations de Détresse dans un Habitat Intelligent Santé) financés par l'ACI puis le RNTS.

Vivago

Le bracelet Vivago (Finlandais) est un bouton-téléalarme, muni d'un détecteur de port (si la personne l'ôte, on s'en aperçoit), qui mesure la température cutanée et des paramètres d'activité. L'évolution d'activité diurne-nocturne et les périodes de repos sont suivies sur écran et transmise vers un centre, vers les familles, etc. Lorsqu'il détecte une immobilité prolongée il transmet une alarme.

2.3.4 Prise en charge de la chute

Il y a deux façons complémentaires de traiter la chute : la prévention et la détection rapide de celle-ci.

[8] www.aphycare.com

[9] http ://www-clips.imag.fr/geod/User/dan.istrate/reside.htm

La prévention

La prévention efficace des chutes vise en premier lieu à déterminer les facteurs de risques sur lesquels on peut agir : inactivité physique, faiblesse musculaire, troubles de l'équilibre [Vaillant, 2004], troubles de la marche [Chapman et Hollands, 2005], chaussures adaptées, dangers de l'environnement et des facteurs de risques possiblement modifiables tels que les médicaments [Rockwood, 1997] [Neutel *et al.*, 2002] [Kallin *et al.*, 2004], les troubles de la vue... L'activité physique régulière, notamment les exercices d'équilibre, les exercices de marche et les exercices [Weedeteyn *et al.*, 2005] de renforcement musculaire, accompagnée d'une alimentation appropriée est le pilier le plus important dans la prévention des chutes.

On notera en particulier que lors d'un "Up-and-Go" test, il est possible de discriminer les chuteurs des non-chuteurs (durée du test, durée du transfert assis vers debout) [Nachtegaal, 2005].

La détection précoce de la chute

Le dispositif actuel le plus répandu est le bouton d'appel individuel (association Sud-Isère Téléalarme), porté au poignet ou en pendentif. Quand la personne l'actionne, elle est mise en communication avec un opérateur distant par interphonie ou par téléphonie. Ce système souffre de déclenchements intempestifs (faux positifs) mais également de situations d'urgence non traitées par défaut d'actionnement (faux négatifs). Mais rien n'est prévu pour identifier et signaler spécifiquement une chute.

Beaucoup de travaux ont été menés sur la détection de la chute mais peu de détecteurs ont vu le jour. On notera les travaux de Williams [Williams *et al.*, 1998b] [Williams *et al.*, 1998a], et le brevet de Depeursinge [Depeursinge *et al.*, 2001].

Actuellement il existe uniquement le bracelet Aphycare. Cependant on ne connaît pas la performance de ce capteur. Prochainement, le capteur de chute [Noury, 2001] [Noury *et al.*, 2003] développé dans l'équipe AFIRM du laboratoire TIMC de Grenoble pourrait voir le jour. Un transfert technologique est actuellement en cours [Flammarion, 2005].

2.4 Synthèse : avantages et limitations des solutions existantes

Les systèmes de télé-monitorage cités précédemment (glycémie, tension, fonction respiratoire, fonction cardiaque, fonction rénale, pompe à morphine, ...) agissent indépendamment des paramètres physiologiques. Les avantages pour le patient sont considérables, l'hospitalisation qui pouvait être nécessaire dans le passé et pouvait durer un ou plusieurs jours est remplacée par des petites manipulations quotidiennes pour recueillir les données.

Certains systèmes ne nécessitent pas d'être présent à son domicile, il s'agit des vêtements intelligents laissant ainsi au patient une plus complète liberté.

De tous ces outils, cependant, aucun ne renseigne sur le niveau d'activité globale du patient. Cette information est importante dans la mesure où elle peut rendre compte d'une amélioration ou dégradation du niveau de santé global et ainsi voir les effets positifs ou non, des systèmes de télévigilance utilisés.

Le projet ACTIDOM propose justement d'évaluer l'activité d'une personne à domicile grâce à un capteur embarqué. Il peut donc apporter un élément de réponse intéressant mais partiel. En effet, la centrale d'acquisition portée sur le buste délivre des informations fines (postures, état statique/dynamique, ...) d'activités physiques. A l'inverse, les Habitats Intelligents pour la Santé ne peuvent évaluer que grossièrement l'activité (déplacements).

Afin d'obtenir des renseignements sur une activité plus globale de type : repos (nuit), lever, élimination, prise des repas, il semble nécessaire de fusionner les informations issues de capteurs embarqués et d'environnement. Tel est l'objectif de ce travail doctoral qui propose une utilisation synergique et complémentaire des outils actuels.

Chapitre 3

L'Habitat Intelligent pour la Santé

La télésurveillance médicale (suivi médical à distance, télémonitorage médical, Home Health Care) est une branche de la télémédecine qui vise à redonner une vie autonome, dans leur domicile, à des personnes souffrant de diverses pathologies et handicaps qui devraient normalement les contraindre à une hospitalisation ou à un placement en institution spécialisée : patients souffrants de certaines maladies chroniques, handicapés, mais aussi personnes âgées dépendantes.

Ce domaine récent a donné lieu à beaucoup de recherches au cours des deux dernières décennies et a abouti à quelques développements de systèmes susceptibles de permettre le maintien à leur domicile de ces personnes : le concept d'Habitat Intelligent pour la Santé est issu de cette réflexion en matière de systèmes centrés sur le domicile. Pour prévenir les risques associés à l'absence de support médical "présentiel", des systèmes technologiques doivent être mis en œuvre pour offrir des réponses graduées, adaptées au cas par cas, tout en demeurant le moins invasif possible afin de ne pas interférer avec le mode de vie du sujet.

Les caractéristiques requises par ces systèmes de télésurveillance ont été abordées depuis très longtemps [Brownsell *et al.*, 1999][Noury, 1992]. Il est maintenant largement accepté que ces systèmes devront être ouverts, capables d'intégrer des technologies assez diverses, et en même temps suffisamment flexibles pour s'adapter au cas de chaque patient, et pour prendre en compte l'aspect dynamique de l'évolution de l'état de santé d'une personne.

Le concept d'habitat intelligent en santé est une "spécialisation" de celui des habitats intelligents (Smart Homes) qui intègrent déjà des capteurs et des actionneurs pour "suivre" les occupants, communiquer entre eux, et seconder intelligemment les occupants dans l'accomplissement des tâches journalières et répétitives.

3.1 Etat de l'art des systèmes d'habitats intelligents pour la santé

Plusieurs auteurs [Haigh et Yanco, 2002] [Rialle *et al.*, 2002] [Noury *et al.*, 2003] [Scanaill *et al.*, 2005] ont récemment tenté de faire un état de l'art des innombrables projets qui ont vu le jour dans le domaine de la télésurveillance médicale et des habitats intelligents pour la santé. Nous citons ici ceux qui ont en commun le recours à un monitorage passif pour détecter des comportements et déclencher des alarmes.

Togawa [Tamura *et al.*, 1988][Yamaguchi *et al.*, 1998][Ogawa et Togawa, 2000] fut l'un des premiers à monitorer les activités journalières du sujet (heures de coucher, de toilettes, de prise de repas) en même temps que certains paramètres physiologiques. Les données collectées sont transmises au personnel en charge, aucune alarme n'est déclenchée.

Inada et al [Inada *et al.*, 1992] ajoute la possibilité de mettre en contact la personne avec l'équipe de secours. En plus des variables physiologiques et des activités physiques, le système enregistre des informations plus subjectives.

Noury [Noury et Pilichowski, 1992] s'appuie le premier sur les nouvelles technologies de l'information et de la communication (le Minitel et la technologie des serveurs Videotex) pour mettre en réseau les domiciles, collecter à l'aide du "Biomaster" les variables physiologiques en même temps que des informations textuelles concernant le patient.

Richardson [Richardson *et al.*, 1993a] [Richardson *et al.*, 1993b] crée, dans l'"Adaptable Smart Home" (ASH), un réseau commun pour contrôler et monitorer des dispositifs à l'intérieur du logement comme depuis l'extérieur. Il rend ainsi les dispositifs plus faciles à utiliser et plus aidants.

Alyfuku et Hiruta [Alyfuku et Hiruta, 1993] ont déposé un brevet sur le monitorage passif de la personne.

Celler et al [Celler *et al.*, 1995] mesure le comportement et l'état de santé de la personne à partir de 18 capteurs : des détecteurs de présence pour estimer la mobilité dans le logement, des capteurs de conditions ambiantes, et d'autres capteurs qui monitorent l'utilisation des ressources (réfrigérateur, eau chaude). Tous ces capteurs sont interconnectés sur un réseau Echelon Lonworks et les données sont automatiquement transmises par modem vers un centre de télésurveillance pour y être traitées en différé.

Chan, Campo et Steenkeste [Chan *et al.*, 1995][Chan *et al.*, 1999] [Steenkeste *et al.*, 2001] au CHU de Toulouse, divisent la surface de leur chambre hospitalière en plusieurs zones fonctionnelles, à l'aide de capteurs volumétriques. Ils peuvent ainsi monitorer précisément l'environnement du patient et, par un apprentissage par réseau de neurones, ils parviennent à détecter de manière automatique certains événements tels que des sorties de lits, des fuites du patient et également comptabiliser les visites de l'infirmière.

Roth et al [Roth *et al.*, 1997] décrit l'expérience "Shahal" de télésurveillance de

malades cardiaques à domicile. Un enregistreur au domicile permet la transmission d'un ECG à 12 dérivations pour une analyse en temps réel à distance. La pression artérielle et les résultats de tests respiratoires sont également transmis. La porte d'entrée peut être déverrouillée à distance en cas d'urgence.

Leikas et al [Leikas *et al.*, 1998] décrit un système pour le monitorage des personnes démentes à domicile en utilisant de simples contacts de portes.

Mozer [Mozer, 1998] utilise dans la "Neural Netwok House" des réseaux de neurones pour apprendre les réglages environnementaux préférés des occupants et les utilise pour optimiser le système de gestion d'énergie tout en satisfaisant les exigences de l'utilisateur. Il ne prend pas en compte de paramètres physiologiques.

Williams et Doughty [Williams *et al.*, 1998a] ont développé, dans le cadre du projet "Carernet", une architecture générique de système d'information qui a été implémentée dans le projet "Midas" [Doughty *et al.*, 1999]. Une analyse du comportement du sujet permet de déclencher des alarmes en cas de sortie d'un profil type. L'implémentation met également en œuvre des systèmes de "reminders" utilisant la synthèse artificielle de parole.

Elger [Elger et Furugren, 1998] met l'accent sur l'assistance technique aux personnes à mobilité réduite, ou ayant des déficiences visuelles, auditives ou cognitives. Le démonstrateur "SmartBo" a été installé dans un appartement ordinaire pour en démontrer la simplicité.

Bonner [Bonner, 1998] a développé un autre démonstrateur, le projet "Assistive Interactive Dwelling (AID) House", et a commencé à s'intéresser aux problèmes d'éthique concernant la surveillance continuelle de la personne.

Van Berlo [Berlo, 1998] prend en compte les 71 recommandations du label "Dutch Senior Citizen Label" pour concevoir la "Smart Model House for Senior Citizen" en insistant sur la sécurité d'une part et sur le confort et les économies d'énergie d'autre part.

Sixsmith [Sixsmith, 2000] décrit un système qui bâtit un profil moyen d'activité à partir duquel il peut détecter les écarts au modèle et fabriquer automatiquement des messages d'alertes. Ce système, évalué sur 22 appartements, fut bien accepté par les personnes âgées comme par les aidants.

Glascock et Kutzik [Glascock et Kutzik, 2000] détectent automatiquement les ADL, sans déclenchement d'alarme, les données sont traitées en différé. Leur brevet couvre aussi la possibilité de générer un signal de contrôle à partir de l'observation des signaux.

Noury et Rialle [Noury *et al.*, 2000][Rialle *et al.*, 2001] ont construit au sein de la Faculté de Médecine de Grenoble un véritable appartement appelé "Habitat Intelligent pour la Santé" (HIS). Dans cet appartement circule un réseau domotique sur lequel sont connectés divers capteurs et actionneurs qui coopèrent entre eux et avec un système d'information reposant sur les technologies WEB et JAVA. L'architecture mise en place permet de mettre en réseau plusieurs "Habitats Intelligents pour la Santé (HIS)", recueillir les variables physiologiques et d'activité de la personne, détecter des

scénarios de situations anormales ou de crises à l'aide d'un système distribué à base d'agents intelligents, et agir sur l'environnement du domicile.

Maglaveras [Maglaveras *et al.*, 2001] a développé, dans le cadre d'un projet européen, l'architecture générique du système "Citizen Healthcare System (CHS)", en s'appuyant sur les technologies de programmation orientée objet, les réseaux locaux sans fils, et les standards d'échanges de dossiers électroniques médicaux (DICOM, SCP-ECG).

Plus récemment, les grands laboratoires de recherche et les industriels de dimensions internationales se sont intéressés à ce domaine et proposent leurs propres projets : le Georgia Tech Institute (Aware House [Kidd *et al.*, 1999]), le MIT ("MIT's House of the future" [Intille *et al.*, 2001]), l'Université de Whashington ("Assistive Cognition" [Kautz *et al.*, 2002]), la compagnie Honeywell ("Independent LifeStyle Assistant (ILSA)"), l'Université de Rochester-NY, au sein du projet "Center for future Health"[1] met en réseau des caméras vidéo et des PDA dans toutes les pièces du logement pour interagir de manière ubiquitaire avec les occupants.

Mais parmi tous ces projets, bien peu ont effectivement été évalués chez les personnes âgées [Richardson *et al.*, 1993a][Roth *et al.*, 1997][Berlo, 1998][Noury, 2005a] [Noury, 2005b], et encore moins sont arrivés au stade commercial (VIGIL[2], Sincere Kourien).

3.2 L'équipe AFIRM : Acquisition, Fusion d'Information et Réseaux pour la Médecine

L'équipe AFIRM[3] incluse dans le laboratoire TIMC-IMAG UMR 5525, est à l'origine de ce travail doctoral. Le domaine de recherche de cette équipe se situe au carrefour de deux mondes : celui de la mesure physique au moyen de capteurs de tout type d'une part, celui des sciences et technologies de l'information, de la communication et de la décision d'autre part. Cette multidisciplinarité fondatrice est mise au service d'un troisième monde, celui de la médecine, abordé essentiellement à travers sa dimension "télé" : télémédecine, télésurveillance médicalisée, aide au maintien de patients sur leur lieu de vie habituel.

Centré sur le patient et le médecin, l'objectif de recherche de l'équipe s'inscrit d'emblée dans la perspective actuelle d'évolution vers une société de l'information médicale. Les fondateurs de l'équipe sont sensibles aux questions d'éthique et socio-économiques de cette évolution. Issue à son origine du mariage entre le capteur intelligent (acquisition et traitement du signal - traitement et fusion des données) et le système d'information médicale (fusion pour la décision - diffusion et communication), l'activité de recherche inclut dans sa "boucle" une étude approfondie des besoins

[1] http ://www.futurehealth.rochester.edu/

[2] Vigil Health Management Inc., http ://www.vigil-inc.com

[3] http ://www-timc.imag.fr/AFIRM/index.php

des patients et des acteurs médicaux et non médicaux concernés.

Les différents travaux de l'équipe conduisent à un système global appelé Système d'Information et de Communication de l'Habitat Intelligent pour la Santé (SIC-HIS).

3.3 Système d'Information et de Communication de l'Habitat Intelligent pour la Santé

Il s'agit d'une architecture globale comprenant un Système d'Information et de Communication (SIC) permettant la mise en réseau de différents Habitats Intelligents pour la Santé avec le personnel soignant et les proches. Il est composé principalement :

- d'un serveur d'information : il est constitué d'un serveur de communication sur Internet, d'une base de données et d'un module de décision.

- de postes patients : ils sont situés aux domiciles des patients et permettent l'acquisition des données, les communications avec le serveur ainsi que la prise de décisions de premier niveau.

- de postes clients : ils communiquent avec le serveur WEB pour émettre des requêtes vers le système gestionnaire de bases de données répartie (SGBDR).

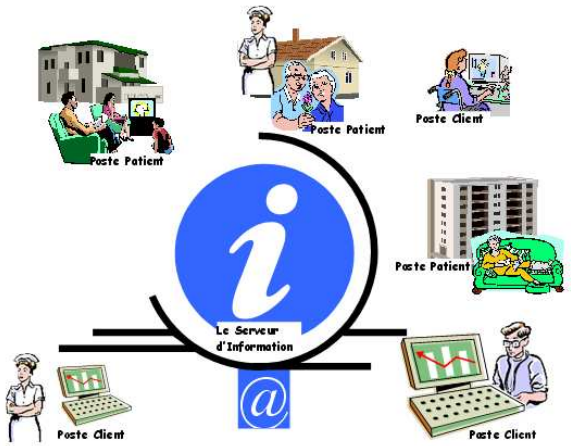


FIG. *3.1: Architecture logique du système d'information*

3.4 Habitat Intelligent pour la Santé

Un Habitat Intelligent pour la Santé (HIS) correspond à un "poste patient" de la figure 3.1. Il s'agit d'un habitat dans lequel sont disposés différents capteurs choisi

en fonction des besoins et contraintes de l'utilisateur. L'équipement du domicile peut être appréhendé suivant le modèle du corps humain qui met en œuvre une architecture d'intelligence distribuée. On y trouve des fonctions sensorielles ("affecteurs" : capteurs), d'actions et de réactions ("effecteurs" : actionneurs), et des fonctions intégratives qui réalisent l'analyse de l'information, le stockage et les prises de décisions. Le système nerveux central (encéphale et moelle épinière) s'appuie sur les axones et se charge des activités conscientes et des décisions vitales, ainsi que du traitement de toutes les informations qui requièrent une importante charge de traitement (vision, ouie, odorat). Parallèlement, le système nerveux périphérique (nerfs crâniens et périphériques) se charge de la communication avec les neurones afférents et efférents, et gère les activités réflexes (respiration, réaction à la sensation de brûlure). Le second système développe deux moyens de communication plus élaborés, basés sur les réseaux sympathiques et parasympathiques, des communications physiques au travers des ganglions et en même temps des liaisons "sans fils" à l'aide des neuromédiateurs chimiques. De même, dans l'équipement du domicile, on va retrouver des capteurs et des actionneurs, des réseaux de communication, et des dispositifs intelligents distribués pour s'occuper des fonctions réflexes (fonctions domotiques, alarmes) et des fonctions centrales (détection des modes d'activité, déclenchement des alertes).

3.5 Les capteurs et leurs utilisations

3.5.1 Capteurs de données physiologiques

Les signes vitaux essentiels sont bien identifiés depuis longtemps par les médecins et la liste des signaux accessibles depuis le domicile n'est pas limitée [Sixsmith, 2000].

Le poids est la variable qui se prête le plus aisément à une "auto mesure", les pèse-personnes du commerce sont d'une utilisation bien connue. Si le patient souffre de certaines formes d'handicaps mentaux ou physiques, on peut envisager l'automatisation de la prise de cette information, par exemple en pesant la personne dans son lit [Neuman, 1998] ou dans les toilettes [Canecaude, 1985].

La température centrale s'acquiert avec un simple thermomètre. Des thermomètres électroniques mesurent le rayonnement infrarouge de la surface du tympan (thermomètres tympaniques) ou du fond de la bouche. Ils ont totalement remplacé les dispositifs au mercure qui sont désormais interdits à cause de la toxicité du métal qu'ils renferment.

Les valeurs extrêmes de la tension artérielle (pressions systolique et diastolique), sont accessibles avec des dispositifs à brassards (sphygmomanomètres) qui se gonflent automatiquement. Ils nécessitent de respecter certaines conditions lors de la mesure (position de repos, compensation de la différence de hauteur entre le cœur et le site de mesure).

La saturation en oxygène du sang (Oxymétrie) permet d'évaluer la qualité de la ventilation de manière non invasive. Le procédé optique de la mesure évalue l'opacité

du sang aux extrémités des doigts, des orteils ou du lobe de l'oreille. Si cette valeur en instantané ne présente pas réellement de sens médical, son monitorage en continu, en particulier pendant le sommeil, peut permettre de détecter et de quantifier des anomalies telles que les variations excessives de fréquence ou les apnées obstructives du sommeil qui engendrent une fatigue de l'appareil respiratoire et cardiaque.

Le pouls, ou fréquence cardiaque, s'obtient de plusieurs manières. A partir du signal électrique cardiaque ("Electrocardiogramme -ECG") prélevé depuis 3 à 12 électrodes posées sur la peau, en des sites relativement précis, on peut déterminer l'intervalle de temps séparant 2 signaux typiques (complexes "QRS"). La période entre 2 battements cardiaques est plus simplement mesurable sur le signal acoustique amplifié par un stéthoscope. Enfin, comme la fonction du cœur est de pousser périodiquement le sang chargé d'oxygène dans le système vasculaire périphérique, on peut remonter à la fréquence cardiaque soit en évaluant la distance entre les instants successifs des pressions artérielles systoliques et diastoliques (tensiomètre), soit entre les extremums du taux d'oxygénation du sang (oxymètre). Toutefois le pouls instantané est rarement intéressant, sauf s'il dépasse ses limites inférieures (quelques battements par minute) ou supérieures (quelques battements par seconde), en revanche son enregistrement en continu permet d'observer les fluctuations.

Bien d'autres capteurs, également disponibles dans le commerce, permettent d'accéder à d'autres paramètres plus spécifiques de certaines pathologies tels que le taux de glycémie chez les diabétiques (Glucomètre) et la capacité respiratoire chez les asthmatiques (PeakFlow meter).

3.5.2 Capteurs d'activité

Il s'agit soit de détecter les stationnements et les déplacements du sujet dans son environnement (référentiel externe), soit de détecter ses postures (référentiel interne) et des événements tels que la chute.

Le sujet peut être repéré par des détecteurs volumétriques qui mesurent le rayonnement Infrarouge émis par la surface du corps ou bien qui détectent les ondes ultrasonores réfléchies. Dans le premier cas, seules des variations sont perçues, donc un sujet immobilisé n'est plus détecté, ce qui n'est pas le cas des ondes ultrasonores. Il est à noter que la présence dans un endroit peut être confirmée par l'absence dans les autres volumes. Enfin, de simples détecteurs de passages aux portes (contacts) permettent aussi de localiser le sujet. L'installation de capteurs au sol permet de situer le sujet avec plus de précision ("sols actimétriques") et de distinguer la présence d'un animal de compagnie.

Les postures corporelles (debout, penché ou allongé) peuvent être déterminées simplement avec un inclinomètre à bille (l'usage du mercure est maintenant prohibé), mais l'information délivrée par un accéléromètre à un ou plusieurs axes permet une plus grande précision sur l'inclinaison du corps, sa vitesse et son accélération [Depeursinge *et al.*, 2001] et permet même de détecter la chute du porteur

[Noury, 2001]. Les sols actimétriques sont également très prometteurs en ce sens puisqu'ils permettraient de distinguer une personne debout ou allongée par une simple différence de surface occupée au sol.

3.5.3 Conditions environnementales

Il est enfin nécessaire de monitorer les grandeurs environnementales du domicile dans la mesure où ces derniers ont d'une part une influence sur d'autres mesures (la température extérieure peut modifier la température corporelle du patient) et nous renseignent, d'autre part, quant au mode de vie du sujet : la température dans les pièces (thermomètre), la pression atmosphérique (baromètre), l'humidité relative (Hygromètre), la luminosité (Luxmètre), le niveau de bruits (sonomètre).

Certains paramètres d'environnement concernent également la sécurité du sujet : CO, gaz, (détecteurs de gaz), feu (détecteur d'incendie).

3.5.4 Actionneurs et machines

Le système d'appartements intelligents peut aisément profiter des technologies existantes en domotique pour faciliter l'accomplissement de certaines tâches par la personne. Par exemple, déverrouiller une porte en cas d'urgence, allumer ou éteindre les lumières, régler le niveau de chauffage.

De plus, des robots peuvent venir en aide à la personne pour effectuer certaines tâches journalières ("Assistive robotics"). D'importants travaux ont déjà débouché en ce qui concerne les "robots déambulateurs" qui permettent de sécuriser les déplacements de la personne ou de lui faciliter ses transferts "assis-debout" [Médéric *et al.*, 2004]. Aussi un bras manipulateur peut être monté sur la chaise roulante ou sur un robot mobile, pour actionner un interrupteur, manipuler un levier de porte ou bien saisir un objet. Des tâches plus élaborées peuvent être réalisées par ces "robot-aidants" : préparer un repas ou faire le ménage [Dallaway *et al.*, 1995], faire sa toilette [Topping, 1999]. Ces robots peuvent enfin être téléguidés ou bien pilotés par la voix ou le geste [Kazi *et al.*, 1998].

En fonction des pathologies, le système HIS devra également prendre en compte des "machines thérapeutiques" : pousse seringue, perfusion, machine de dialyse, mais aussi les piluliers.

Il est à noter que ces machines embarquent leurs propres capteurs et peuvent également participer à la tâche d'acquisition de données.

3.6 Traitements et limites actuelles du HIS de Grenoble

Un local du laboratoire TIMC a été entièrement équipé pour installer un Habitat Intelligent pour la Santé pilote, à des fins de simulation, d'expérimentation et de validation. Cette réalisation constitue un prototype d'appartement de type T1 (environ 30 m^2), comprenant les zones d'habitat classiques que sont la chambre, le séjour, la cuisine, les toilettes, la douche et un couloir. Une zone technique attenante à l'appartement a été ajoutée afin de recevoir le système informatique d'expérimentation du projet. Le plan de l'HIS est présenté sur la figure 3.2 illustrant par ailleurs la disposition des principaux capteurs.

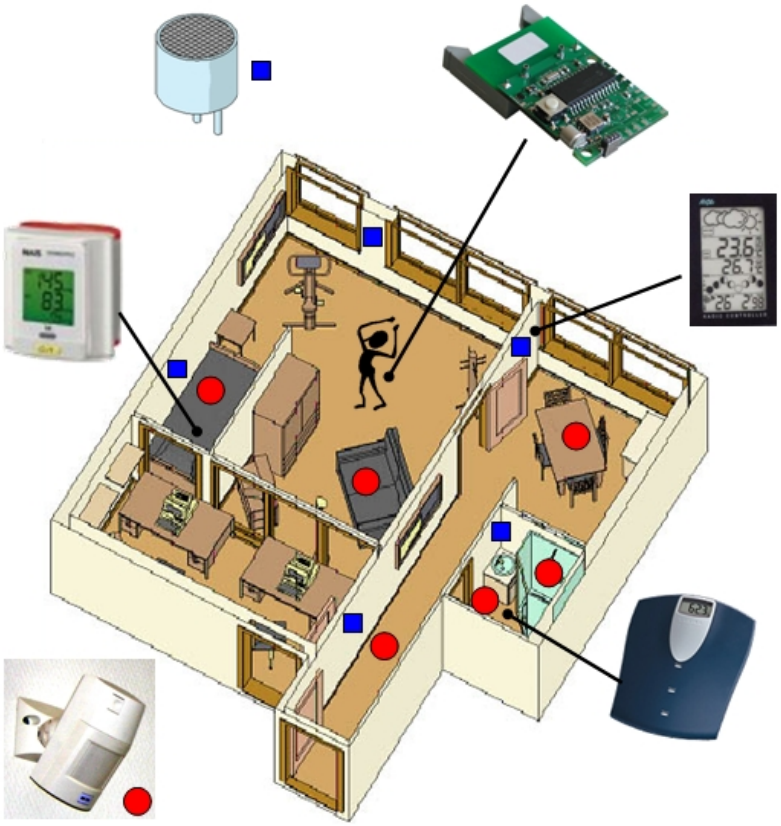


FIG. *3.2: Plan du HIS et disposition des différents capteurs*

Nous allons présenter les travaux de l'équipe réalisés sur le traitement des différents capteurs, les informations qui en sont extraites et les limitations qui apparaissent.

3.6.1 Traitements sur les détecteurs volumétriques

Les détecteurs infra-rouges sont disposés dans des emplacements adéquats dans l'appartement (fig. 3.2) qui peuvent indiquer la présence ou l'absence de la personne dans un des volumes de son espace de vie. Le traitement de ces informations de détection peut nous amener à connaître 2 familles d'informations : la première concerne la fréquentation des lieux auxquels sont associées des fonctionnalités bien précises (chambre à coucher, WC, salle de bains, ...), la seconde, qui peut traiter la globalité des informations indifférenciées des capteurs, concerne le taux de détection par unité de temps. Les 2 principaux travaux qui ont été menés dans l'équipe AFIRM se sont attaqués successivement à ces 2 aspects.

Gilles Virone, lors de ses travaux de thèse [Virone, 2003], s'est intéressé à la détection de ce qu'il a appelé les "rythmes circadiens d'activité" par analogie avec les rythmes circadiens biologiques et physiologiques qui animent l'être humain. Il établit une statistique de fréquentation de chacun des lieux surveillés par les capteurs IR, et ce pour chaque moment de la journée. Pour cela il accumule le temps passé dans chaque volume sur les 24 tranches horaires de la journée. En répétant cette opération sur une longue période d'observation (typiquement 70 jours), il dispose alors d'un échantillon statistique suffisant pour calculer pour chaque pièce et chaque tranche horaire, une moyenne et un écart-type. La simple visualisation graphique de ces paramètres suffit déjà à voir apparaître des maximums et des minimums de fréquentation pour chaque pièce et chaque tranche horaire, que l'on peut assimiler à des rythmes. Il utilise ensuite ces informations comme une base d'apprentissage et, à partir de l'écart-type, il fabrique 2 seuils de "sur" et "sous" fréquentation pour chaque volume et chaque tranche horaire. Cela lui permet alors de déclencher des alarmes sur l'écart de comportement. Il a développé une application informatique sous LabWin-CVI qui lui a permis de valider son hypothèse.

Au cours de ses travaux de Master, Gael Le-Bellego [Bellego *et al.*, 2005] s'est intéressé à l'analyse globale des détections de présence en construisant un pseudo signal temporel qui possède n niveaux distincts suivant le nombre n de capteurs implantés. Il s'attache alors à définir des paramètres caractéristiques de ce pseudo signal : l'agitation enregistrée successivement devant un même capteur, la mobilité qui ne prend en compte que les détections successives entre 2 capteurs distincts, la célérité lors du passage devant 3 capteurs successifs, mais aussi la probabilité conditionnelle d'être détecté par un capteur donné sachant que la personne est actuellement localisée dans un espace donné. Il comptabilise également les temps de présence dans chaque espace sur la base d'une période de 24 heures. La simple visualisation graphique des paramètres de mobilité et d'agitation fait déjà apparaître des "formants" caractéristiques de l'activité de la personne dans son espace de vie. Les algorithmes qu'il a implémentés sous MatLab, ont pu être testés sur de vraies données expérimentales relevées dans l'environnement d'une chambre hospitalière du service d'oncologie médicale du CHU de Grenoble (projet OncologHIS). On a ainsi pu caractériser l'activité de la personne, mais l'interprétation des résultats est encore en cours.

La suite logique de ces travaux est de combiner les 2 approches pour obtenir un outil qui renseigne à la fois sur les événements particuliers attachés à la fréquentation ou non d'un espace donné, et en même temps au niveau macroscopique sur l'ensemble des données collectées. Il faut, pour cela, développer un nouvel outil de représentation "temps-fréquence-spatial". Cette piste de recherche intéressante n'a pas été abordée dans mes travaux.

3.6.2 Traitements des signaux sonores

Istrate [Istrate, 2003] [Istrate *et al.*, 2005] propose un système d'analyse sonore, présenté à la figure 3.3. Chacun des 5 canaux sonores est associé à un processus de détection qui fonctionne en permanence. Dans le cas de détection d'un événement sonore, le signal est extrait et envoyé au système de segmentation "sons de la vie courante"/"parole". Après segmentation, soit le système de classification des sons de la vie courante, soit le système de reconnaissance des expressions de détresse est activé. Un son de la vie courante est classé parmi les 7 classes (claquement de porte, bris de verre, sonneries de téléphone, sons de pas, cris, vaisselle, serrures de porte). Si l'événement sonore est classé dans une classe de sons considérés comme "à risque", ou si une expression de détresse est reconnue, un message d'alarme est envoyé vers le PC "maître".

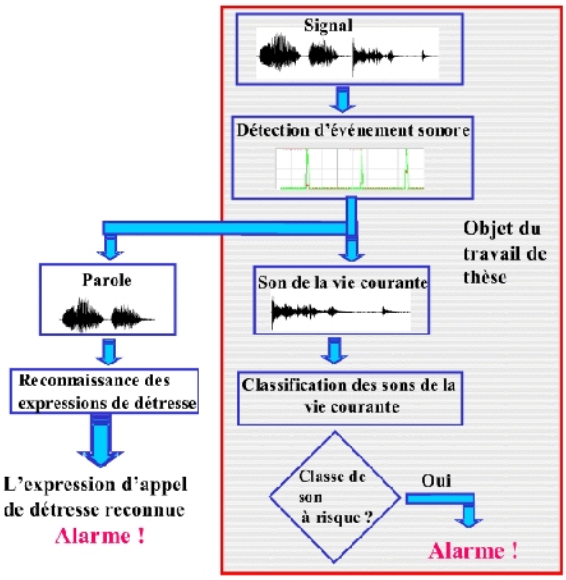


FIG. *3.3: Schéma fonctionnel de l'analyse du son dans l'HIS*

3.6.3 Etat d'avancement relatif au capteur de chute

Dans le cadre de ses travaux, l'équipe AFIRM a également développé et breveté un dispositif électronique de détection de la chute physique de la personne.

Le capteur

Le capteur actuel comprend :

- 2 accéléromètres AnalogDevices ADXL213 bi-axes. Disposés orthogonalement ils peuvent mesurer les accélérations antéro-postérieures, médio-latérales et verticales,
- Un détecteur de vibrations Assemtech MS24M,
- Un capteur de température intégré analogique MAXIM MAX6613,
- Un microcontrôleur : MICROCHIP PIC18LF252,
- La communication avec la base de téléassistance se fait via la wavecard, dernière génération de transceiver radio de la société Coronis-Systems.

L'assemblage final est illustré sur la figure 3.4

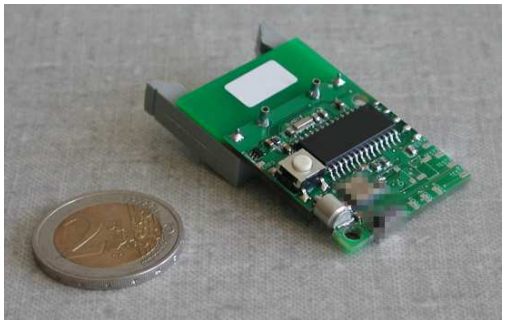


FIG. *3.4: Photo du capteur de chute*

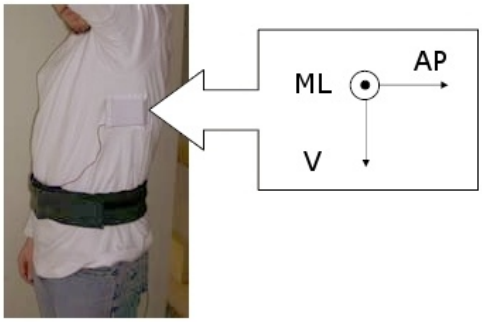


FIG. *3.5: Positionnement du capteur sur la personne*

Les performances

Comme nous l'avons mentionné au paragraphe 2.3.4, ce capteur détecte la chute avec une sensibilité et une spécificité de 80% [Noury *et al.*, 2003]. Les travaux actuels (transfert technologique) ont permis une miniaturisation du capteur, une diminution de la consommation (passage de 7 mA à 0.5 mA) et une amélioration des performances [Flammarion, 2005] (95% de sensibilité et de spécificité). La chute d'une personne étant un événement lourd de conséquences, il est impératif, pour ce dispositif, de présenter une sensibilité la plus accrue possible même au détriment d'une mauvais spécificité.

Limites et perspectives

Si le capteur actuel détecte la chute, il peut également remplir d'autres fonctions. Après une rapide étude bibliographique, et comme nous le verrons plus en détail dans le chapitre 5, le capteur, composé d'accéléromètres, est en mesure de donner des indications d'activité (posture, état statique/dynamique). Mes travaux de thèse se concentreront donc sur le traitement des signaux pour aboutir à ces informations.

Définition 3.6.1 (ACTIMÉTRIE)**.** *Mesure de l'activité motrice à l'aide d'un actimètre (sorte de montre portée sur le poignet), réalisée le plus souvent en ambulatoire pour apprécier les périodes de sommeil et d'activité.*

Dans notre situation, le capteur est porté sur le buste (Fig. 3.5). Plus qu'une simple détection binaire (inactivité/acivité), nos travaux permettront non seulement d'obtenir les fonctionnalités de l'actimètre (Cf. §7.1) mais aussi d'estimer les postures (Cf. §7.3), la marche (Cf. §7.4), les transferts (Cf. §7.5).

On définit alors :

Définition 3.6.2 (ACTIMOMÈTRE)**.** *Capteur embarqué permettant la mesure de l'ACTIvité et de la MObilité d'une personne.*

Il en découle alors :

Définition 3.6.3 (ACTIMOMÉTRIE)**.** *Mesures effectuées par un ACTIMOMÈTRE.*

3.6.4 Fusion de données multicapteurs

Cette opération consiste à utiliser conjointement les informations issues des différents capteurs afin d'élaborer une nouvelle information généralement de plus haut niveau et davantage pertinente (redondance de certains capteurs).

Récemment, Duchêne [Duchêne, 2004][Duchêne *et al.*, 2004][Duchêne *et al.*, 2002] a proposé des outils permettant l'extraction de motifs, dans des séquences temporelles multidimensionnelles et hétérogènes de manière non supervisée. Ceux-ci ont été validés sur différents types de données telles que : les déplacements, postures, niveau d'activité et fréquence cardiaque.

Glascok [Glascock et Kutzik, 2000] utilise de nombreux capteurs disposés sur les appareils ménagers (bouteille de pilule, porte de réfrigérateur, coffret de cuisine, ...). Cette approche utilise une multitude de capteurs ce qui implique indirectement un coût élevé d'installation et de maintenance. Notre approche se différencie de cette dernière par l'utilisation restreinte de capteurs.

Chapitre 4

Objectifs

Au regard des éléments mentionnés précédemment, il apparaît que la connaissance de l'état de santé global (état physique, psychologique) de la personne âgée à domicile est une information primordiale tant pour le patient et son entourage, que pour les institutions potentiellement concernées (hôpitaux, foyers d'accueil, ...) susceptibles d'intervenir à tout moment. Il est évident qu'un seul et unique système délivrant cette information n'existe pas. Nous avons référencé différentes approches dont chacune renseigne ou prend en charge une partie du problème (détection de chutes, surveillance de paramètres physiologiques). Dans le cadre de ce travail doctoral, et compte tenu des orientations de recherche du laboratoire, notre objectif principal consistait à évaluer des critères d'autonomie de manière objective et automatique. Il est important de noter qu'un tel critère est primordial dans la mesure où une décroissance de celui-ci est signe de perte d'autonomie du patient à domicile et va donc conditionner son avenir proche, à savoir, par exemple le passage plus fréquent de personnels soignants voire le placement en institution spécialisée.

Notre question de recherche est alors de savoir comment évaluer objectivement et automatiquement l'autonomie d'une personne à domicile de manière la moins intrusive ? Ou de manière indirecte, quels sont les paramètres à estimer pour obtenir cette information et avec quels capteurs ?

Pour répondre à ces questions, et comme nous l'avons vu au paragraphe 1.1, il est nécessaire de renseigner les critères relatifs aux grilles d'évaluations (ADL et/ou AGGIR) ou d'établir des scores d'activité.

La méthodologie générale est représentée sur le schéma de la figure 4.1 et le travail effectué est de deux natures, d'une part la proposition de méthodes contenues dans le rectangle dénommé "Analyseur d'activité" et d'autre part la mise en place et l'analyse de différentes expérimentations.

La suite du document s'articule donc de la manière suivante :

– La partie II, présentera dans un premier temps les différents traitements élaborés permettant d'extraire de l'actimomètre des informations de type (postures, déplacements, transferts) (boite α sur la figure 4.1) et dans un second temps, la

combinaison de ces données avec d'autres capteurs (boîte β sur la figure 4.1).

– La partie III, présentera les protocoles expérimentaux et performances des algorithmes présentés dans la partie II.

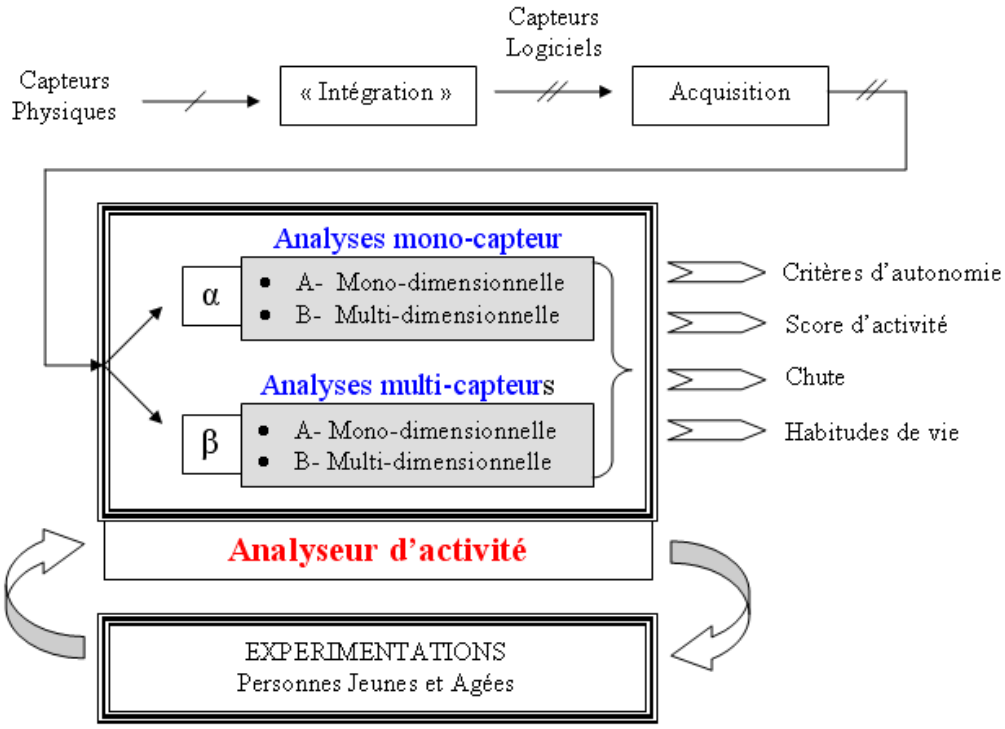


FIG. *4.1: Synoptique général du travail doctoral*

Deuxième partie

Méthodologie

Dans cette partie, seront présentées les méthodes mises en œuvre pour répondre à la problématique d'évaluation de l'autonomie de la personne de manière objective et automatique. Pour ce faire, les différents systèmes d'acquisition de données doivent, à terme, renseigner des critères de type ADL ou AGGIR. Ceux-ci étant de natures diverses et variées, l'accomplissement de cette tâche globale nécessitera donc la mise en place d'un procédé complexe faisant appel à différents modules de traitements spécifiques. Nous nous attacherons donc, dans un premier temps, à présenter les méthodes permettant d'extraire des informations telles la posture, la marche ou les transferts. Pour y parvenir, il faut disposer d'un capteur embarqué sur la personne. Le choix du type de capteur utilisé (accéléromètres) sera justifié.

Dans un second temps, nous développerons la méthode de fusion de données nécessaire pour évaluer certains des critères d'autonomie.

Au commencement de ce travail de recherche, les capteurs de l'Habitat Intelligent pour la Santé ainsi que les informations extraites par différents outils de traitement de signal sont représentées sur la figure 4.2

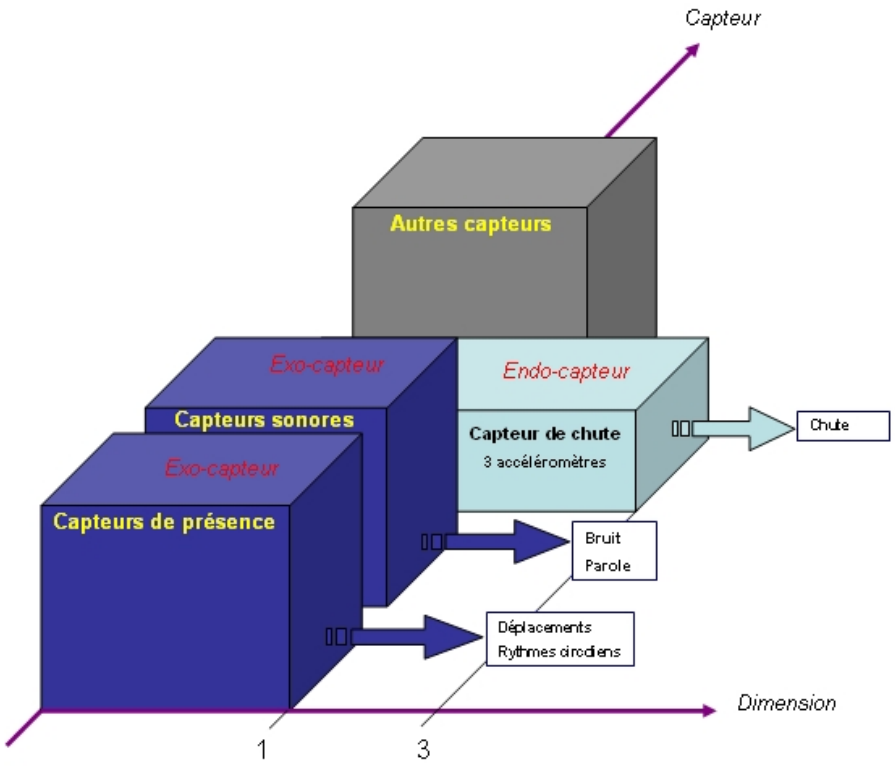


FIG. *4.2: Capteurs et informations collectés dans l'HIS lors du commencement de ce travail doctoral*

Chapitre 5

Matériel et faisabilité

A la fin du chapitre 4, nous avons défini les objectifs. Afin de les atteindre, la première étape consiste à extraire des information élémentaires, à savoir :

- les postures (assis, debout, couché),
- les périodes de marche,
- les transferts ("assis vers debout" noté BtS pour "Back to Sit", "debout vers assis" noté StS pour "Sit to Stand" et décubitus),
- l'évaluation quantitative de ces réalisations (rapidité, fréquence),
- une image de l'énergie dissipée.

5.1 Choix du matériel

Une importante gamme de capteurs fixés sur différentes parties du corps ont vu le jour : Extrait de [Mathie *et al.*, 2004] :

- *des commutateurs électromécaniques fixés au talon analysent la frappe des talons dans la démarche,*
- *des goniomètres mesurent des angles entre les segments du corps,*
- *des accéléromètres mesurent le mouvement des segments de corps,*
- *des podomètres et les actomètres mesurent des aspects du mouvement humain,*
- *des gyroscopes mesurent l'orientation des segments de corps.*

Parmi ceux-ci, les accéléromètres deviennent largement admis comme outils utiles pour l'évaluation du mouvement humain dans les aménagements et les environnements cliniques de libre-vie. En effet, ils offrent un certain nombre de caractéristiques souhaitables dans la surveillance du mouvement humain. Premièrement, ils permettent de déterminer la fréquence et l'intensité du mouvement [Meijer et al.*, 1991], et sont ainsi supérieurs aux actomètres ou aux podomètres, qui masquent ces informations. Deuxièmement, certains types d'accéléromètres peuvent être employés pour mesurer l'inclinaison du corps, les rendant supérieurs aux capteurs de mouvement qui n'ont aucune capacité de mesurer des caractéristiques statiques. Troisièmement,*

les perfectionnements des systèmes micro-électroméchaniques (MEMS) ont rendu possible la fabrication des accéléromètres miniaturisés et à prix réduit. Ces instruments démontrent également un degré élevé de fiabilité dans la mesure, avec peu de dérive dans le temps [Bouten et al.*, 1997a, Moe-Nilssen, 1998, Hansson* et al.*, 2001]. Dans cette configuration, il est envisageable d'utiliser de tels systèmes (embarqués et autonomes) pour une utilisation quotidienne permettant le suivi à long terme de certains paramètres physiologiques.*

De plus les accéléromètres intégrés sur substrat silicium permettent d'atteindre des consommations très réduites, utiles aux systèmes embarqués devant fonctionner très longtemps sur une pile de faible encombrement.

A la vue des arguments avancés par Mathie, le capteur de chute [Noury, 2001] développé au laboratoire peut étendre ses capacités et permettre un suivi des mouvements humain, que nous avons définit comme ACTIMOMETRE (3.6.2).

5.2 Choix de l'emplacement du capteur

Lors de la conception des premiers prototypes du capteur de chute, s'est posée la question du positionnement du capteur ou des capteurs sur la personne. Dans un soucis "d'acceptabilité", le choix d'un capteur unique avait été retenu ; quant à sa localisation sur la corps, le buste avait été retenu car celui-ci est un bon indicateur de la posture globale (contrairement au poignet pour le bracelet Aphycare) et présentait certains avantages que son concepteur voulait utiliser dans son algorithme de détection de la chute.

Cette position n'a donc pas été remise en cause lors de mes travaux pour deux raisons. La première étant la volonté d'utiliser un "produit" (prototype) existant (matériel et utilisation) et d'en étendre ses capacités. La deuxième raison étant que la connaissance de la position du buste nous renseigne d'avantage sur les activités du patient par rapport à des capteurs situés sur la cuisse, la tête ou le poignet. En effet le buste est l'endroit du corps présentant le plus d'inertie par rapport aux autres segments.

La position est donc celle illustrée sur la figure 3.5. Sous sa forme d'évaluation actuelle, le capteur est maintenu en position dans un T-shirt sur lequel a été cousue une poche de la taille du capteur.

5.3 Choix de la fréquence d'échantillonnage

Durant son utilisation, le capteur embarqué sur la personne enregistre trois accélérations :

1. Antéro-postérieure notée a_{AP},
2. Médio-latérale notée a_{ML},

3. Verticale notée a_V.

Cependant, l'objectif n'étant plus la détection de la chute, il a fallu redéfinir une valeur de la fréquence d'échantillonnage (Fe). Celle-ci est conditionnée par le théorème de Shannon qui définit :

$$F_E \geq 2 * F_{max}$$

Il suffit alors d'évaluer F_{max} relatif à notre problématique pour connaître la fréquence d'échantillonnage minimale.

Suite à une expérimentation reproduisant des activités de la vie quotidienne, une analyse spectrale a été effectuée et la marche est le mouvement présentant la plus grande fréquence. Celle-ci étant comprise entre 0,8 et 5 Hz [Bouten *et al.*, 1997a]. F_{max} est donc égal à 5 Hz, impliquant $F_E = 10Hz$. Afin de disposer d'une bonne définition du signal, nous fixons $F_E = 20Hz$.

5.4 Format d'acquisition et conversion

Dans sa version actuelle, le capteur effectue une mesure tridimensionnelle toutes les 50 ms. Les mesures prises ne sont pas directement les valeurs des accélérations en g mais le rapport cyclique d'un signal carré comme l'illustre la figure 5.1. Cette valeur est ensuite convertie en accélération par la formule suivante :

$$A(g) = (T_1/T_2 - 0.5)30\% \tag{5.1}$$

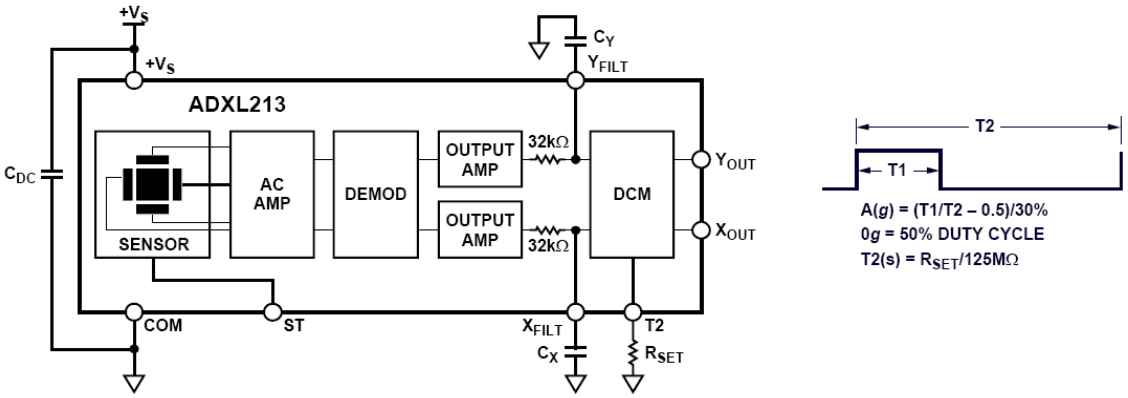


FIG. *5.1: Schéma de l'ADXL213. L'obtention de l'accélération est donnée en fonction du rapport cyclique*

Chaque triplet (trois accélérations) acquis est transmis à un ordinateur par liaison filaire sous le format suivant :

L'ensemble des valeurs sont ensuite converties en grandeurs décimales pour être converties. Partant du modèle donné par l'équation 5.1, nous obtenons :

	x	z	T_1	y	T_2
?	01AD	02A6	0360	01D1	037B
?	01AA	02A6	0360	01CE	0378
?	01AD	02A9	0360	01CE	037B
?	01B0	02A9	0363	01CE	037B
?	01AD	02A6	0363	01CB	037B

TAB. *5.1: Exemple de données envoyées par l'actimomètre*

$$a_{AP}(g) = \frac{x/T_1 - 0.5}{30\%} \tag{5.2}$$

$$a_V(g) = \frac{z/T_1 - 0.5}{30\%} \tag{5.3}$$

$$a_{ML}(g) = \frac{y/T_2 - 0.5}{30\%} \tag{5.4}$$

Un filtrage médian est systématiquement appliqué afin d'éliminer certaines mesures aberrantes provenant d'erreurs de transmission.

Chapitre 6

Etude de la reproductibilité des transferts

Afin de pouvoir détecter de manière automatique la présence de BtS ou StS dans une séquence, nous avons tout d'abord évalué la reproductibilité des signaux. On s'intéressera donc dans cette partie à analyser un indicateur de reproductibilité, $\overline{\sigma}$ défini ultérieurement, suivant différentes situations :

- transitions (Bts et StS) intra-sujet et intra-vitesse,
- transitions (Bts et StS) intra-sujet et inter-vitesse,
- transitions (Bts et StS) inter-sujet et intra-vitesse,
- transitions (Bts et StS) inter-sujet et inter-vitesse.

6.1 Méthode d'analyse

Les BtS et StS sont des mouvements s'effectuant principalement dans le plan sagittal [Papaxanthis *et al.*, 2003]. C'est pourquoi nous n'étudierons pas l'axe ML. De plus et de manière à simplifier l'étude de la reproductibilité des différents BtS et StS, nous nous sommes intéressés uniquement aux valeurs de a_{AP}. En effet, cet accéléromètre pointe vers l'avant du buste et a par conséquent (d'après la construction) une sensibilité plus grande que l'accéléromètre a_V vis-à-vis des mouvements que nous étudions.

Nous segmentons de manière grossière le signal (Fig. 6.1) en fenêtres temporelles contenant chacune un BtS ou StS. Le début et la fin d'une transition sont détectés respectivement lorsqu'une valeur de a_{AP} passe en dessous puis en dessus d'un seuil (S) fixé manuellement. Ces deux positions temporelles, N_b -l'échantillon de début- et N_e -l'échantillon de fin de transition-, permettent de créer une fenêtre temporelle correspondant à une transition en rajoutant au signal détecté les 30 échantillons précédant N_b et succédant N_e (soit 30×50ms = 1.5s) .

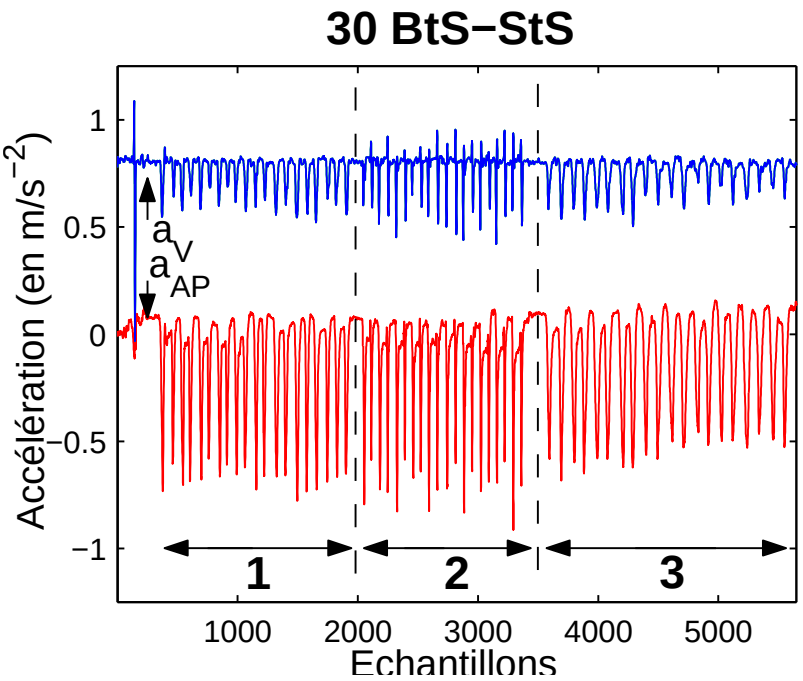


FIG. *6.1: Réalisation de 30 (BtS-StS). La zone 1 correspond aux vitesses normales, la zone 2 aux vitesses rapides, et la zone 3 aux vitesses lentes*

La figure 6.2 montre l'extraction automatique de dix BtS (vitesse normale) à partir du signal original (Fig. 6.1). L'ensemble des signaux est synchronisé sur le premier point d'ordonnée égale à -0.4 $m.s^{-2}$ (valeur du seuil S sur cette exemple). N_b est commun à tous les signaux, mais N_e est variable car la durée d'un transfert diffère d'une réalisation à une autre. Pour une meilleure représentation graphique, et pour la suite de nos traitements, les signaux sont ensuite complétés jusqu'à l'abscisse 100 par la dernière valeur du signal considéré.

A partir de cette segmentation grossière, nous avons procédé à un recalage temporel par intercorrélation.

Soit $\underline{\underline{X}}_{M\times N}$, la matrice contenant à chaque ligne les valeurs a_{AP} d'un BtS ou StS, de taille (M×N) avec M : le nombre de réalisations à recaler et N : la longueur du signal.

$$\underline{\underline{X}} = \begin{pmatrix} \underline{X}_1^T \\ \underline{X}_2^T \\ \vdots \\ \underline{X}_M^T \end{pmatrix} \underline{\underline{\triangle}} \begin{pmatrix} \underline{X}_1 \\ \underline{X}_2 \\ \vdots \\ \underline{X}_M \end{pmatrix} \tag{6.1}$$

Soit $\underline{X}_1^T$ le vecteur ligne correspondant à la première réalisation de a_X noté par la suite simplement $\underline{X}_1$ et considéré comme référence.

Nos signaux étant réels, l'intercorrélation $\Gamma_{\underline{X}_1\underline{X}_2}(k)$ pour le retard k est calculée

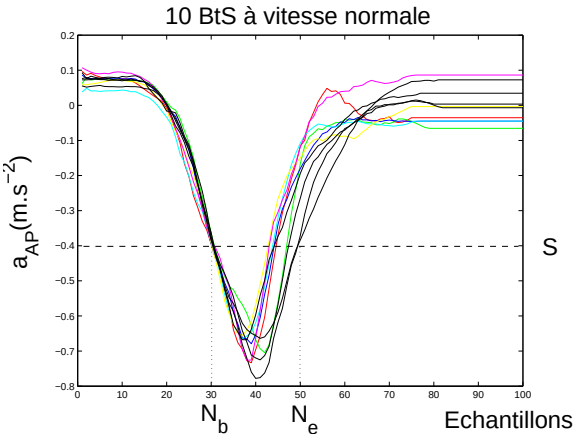


FIG. *6.2: 10 BtS à vitesse normale superposés : valeurs de* a_{AP}

comme suit :

$$\Gamma_{\underline{X}_1\underline{X}_2}(k) = \sum_{j=1}^{N} \underline{X}_1(j)\underline{X}_2(j+k) \tag{6.2}$$

Donc quel que soit $k \in$ [-N+1 ;N-1], on obtient le vecteur $\underline{\Gamma}_{\underline{X}_1\underline{X}_2}$. L'abscisse correspondant au maximum d'intercorrélation entre $\underline{X}_1$ et $\underline{X}_2$: $\max\left[\underline{\Gamma}_{\underline{X}_1\underline{X}_2}\right]$ nous donne le décalage temporel $T_s(1,2)$ en nombre d'échantillons, entre les deux signaux. Connaissant le déphasage, le vecteur recalé $\underline{X}_{2R}$ s'obtient par permutation circulaire, noté $\bigcirc$, de $T_s(1,2)$ échantillons de $\underline{X}_2$.

$$\underline{X}_{2R} \triangleq \bigcirc\left[\underline{X}_2, T_s(1,2)\right]$$

De manière générale, on a la matrice recalée ($\underline{\underline{X}}_R$) donnée par la formule suivante :

$$\underline{\underline{X}}_R = \begin{pmatrix} \underline{X}_1 \\ \underline{X}_{2R} \\ \vdots \\ \underline{X}_{MR} \end{pmatrix} \text{ avec } \left| \begin{array}{l} \underline{X}_{iR} = \bigcirc\left[\underline{X}_i, T_s(1,i)\right] \\ \forall i \in [2;M] \end{array} \right. \tag{6.3}$$

La figure 6.3 montre le résultat de ce traitement appliqué sur les signaux de la figure 6.2.

A partir de ce traitement, on calcule pour chaque abscisse (1 à N), une moyenne ($\mu_i \forall i \in [1;N]$) et un écart-type ($\sigma_i \forall i \in [1;N]$). La figure 6.4 présente simultanément : μ_i, $\mu_i + \sigma_i$ et $\mu_i - \sigma_i$.

La figure 6.5 illustre, pour sur notre example, la répartition des σ_i pour chaque canal i.

Afin d'évaluer et de pouvoir comparer la reproductibilité des différents types de

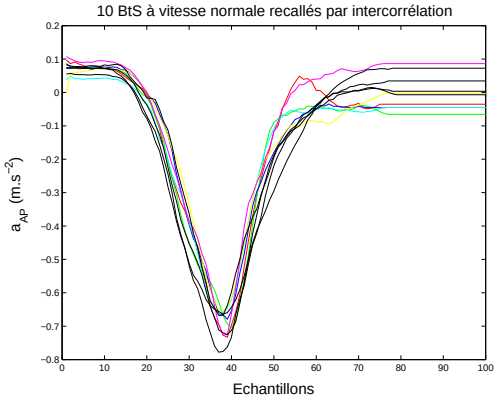


FIG. *6.3: 10 BtS à vitesse normale après recalage*

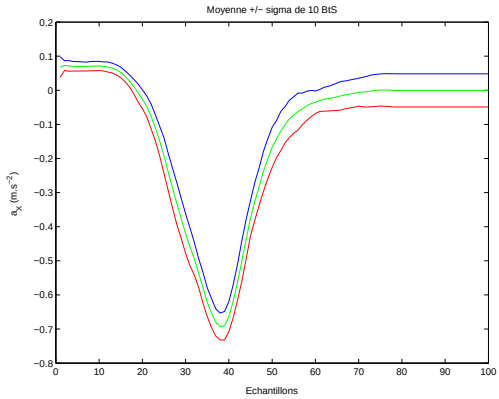


FIG. *6.4: Moyenne ±écart-type de 10 BtS à vitesse normale*

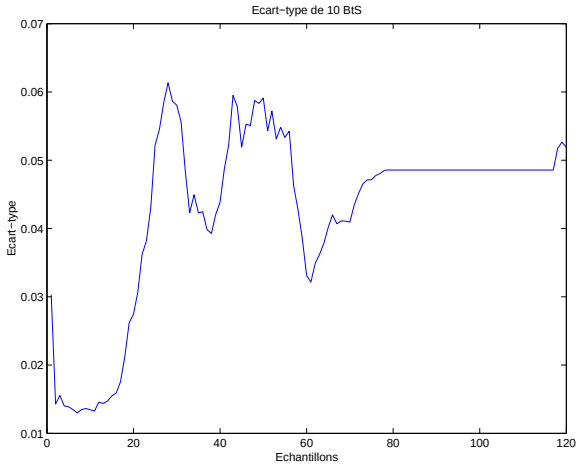


FIG. *6.5: Valeur des écart-types (σ_i) en fonction des canaux*

signaux nous calculons le paramètre $\overline{\sigma}$ définit par :

$$\overline{\sigma} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \sigma_i$$

qui vaut 0.0386 $m.s^{-2}$ pour notre exemple (moyenne du signal présenté sur la figure 6.5). Ce paramètre nous renseigne sur la dispersion moyenne des différentes réalisations d'une transition. Ainsi, plus $\overline{\sigma}$ sera petit et plus on pourra dire que les transitions observées sont reproductibles. A l'inverse lorsque $\overline{\sigma}$ sera grand les transitions évaluées seront qualifiées de peu reproductibles.

	BtS				StS			
Sujets \ Vitesses	normale	rapide	lente	3 vitesses	normale	rapide	lente	3 vitesses
1	0.0386	0.0296	0.0440	0.0705	0.0381	0.0307	0.0434	0.0700
2	0.0359	0.0290	0.0446	0.1255	0.0314	0.0263	0.0313	0.0882
3	0.0705	0.0406	0.0491	0.1226	0.0392	0.0424	0.0547	0.1335
4	0.0290	0.0318	0.0372	0.0588	0.0360	0.0273	0.0238	0.0681
5	0.0328	0.0322	0.0489	0.0829	0.0348	0.0306	0.0462	0.0932
6	0.0362	0.0434	0.0421	0.1340	0.0368	0.0389	0.0342	0.1417
7	0.0388	0.0402	0.0790	0.1246	0.0433	0.0401	0.0682	0.1144
8	0.0409	0.0220	0.0593	0.1089	0.0363	0.0344	0.0624	0.1149
9	0.0393	0.0294	0.0420	0.0670	0.0429	0.0328	0.0377	0.0720
10	0.0629	0.0405	0.0626	0.1088	0.0465	0.0400	0.0614	0.0944
1 - 10	0.1183	0.1406	0.1226	0.1669	0.1440	0.1329	0.1305	0.1670
moyenne	0.0425	0.0339	0.0509	0.0942	0.0386	0.0344	0.0463	0.0870

TAB. *6.1: Valeurs de $\overline{\sigma}$ ($m.s^{-2}$), paramètre de reproductibilité, évalués par sujet, vitesse et type de transfert (BtS ou StS)*

6.2 Résultats

Les résultats des différents calculs de $\overline{\sigma}$ sont présentés dans la table 6.1. Celle-ci se divise en deux parties qui présentent les mêmes calculs pour les BtS d'une part et les StS d'autre part.

- Pour chacun des dix sujets, on calcule $\overline{\sigma}$ pour chaque vitesse (normale, rapide, lente). Ces valeurs nous renseignent sur la reproductibilité intra-sujet et intra-vitesse (données noires sur fond blanc). On peut considérer que les données par sujet sont reproductibles pour une vitesse donnée. En effet la dispersion moyenne est seulement de 4% et ceci aussi bien pour les BtS que pour les StS. Cela montre clairement la performance du capteur à délivrer un même signal pour le même transfert. Il parait donc envisageable d'établir un algorithme de détection automatique des transferts BtS et StS.
- La colonne "3 vitesses" (données noires sur fond gris clair) calcule $\overline{\sigma}$ pour une même personne mais toutes vitesses confondues évaluant ainsi la reproductibilité intra-sujet et inter-vitesse. Par rapport aux valeurs précédentes, on note une dégradation significative du paramètre $\overline{\sigma}$: en moyenne 9% d'écart. Ceci est dû à la disparité temporelle des réalisations. L'algorithme de détection devra cependant être insensible à cette dispersion temporelle.
- Sur la dernière ligne (données noires sur fond gris foncé) $\overline{\sigma}$ est évalué pour chaque vitesse mais pour les dix sujets confondus (inter-sujet et intra-vitesse). Dans cette configuration $\overline{\sigma}$ est encore plus grand : 13% d'écart en moyenne. Cela est dû principalement à une différence d'amplitude du signal causée par le positionnement différent du capteur d'un sujet à un autre. Cependant le facteur vitesse intervient aussi : une vitesse "normale" varie d'un sujet à l'autre. L'algorithme devra donc s'affranchir au mieux de ce phénomène d'amplitude.
- Enfin, les données blanches sur fond noir, correspondent à $\overline{\sigma}$ pour tous les sujets

à toutes les vitesses donc inter-sujet et inter-vitesse. Ces valeurs (17%) montrent le double effet de dispersion et confirme les remarques précédentes.

Aux contraintes énoncées ci-dessus s'ajoute le fait que le signal accélérométrique (a_{AP}) d'un BtS est fortement semblable à celui d'un StS (Fig. 6.1). La différenciation entre un BtS et un StS ne peut donc se faire en utilisant une seule dimension : a_{AP} ou même a_V.

En résumé, les transferts sont très reproductibles pour un même sujet et une vitesse donnée, quoi qu'ils se dégradent pour des vitesses "rapides".

D'un sujet à l'autre la forme du signal reste caractéristique mais la dispersion est proche de 13%.

Il est donc envisageable de créer un algorithme permettant de détecter ces deux transferts parmi d'autres événements et ce pour une personne donnée. Il serait souhaitable de le rendre indépendant du sujet pour éviter de devoir effectuer une séquence d'apprentissage sur la personne. Il semble de plus être concevable de détecter si ce transfert s'est effectué à une vitesse lente, normale ou rapide. Ceci est intéressant afin d'évaluer plus précisément la qualité de ce transfert et éventuellement sa dégradation dans le temps pour un même sujet.

Chapitre 7

Extraction des paramètres

Nous venons de montrer durant les deux chapitres précédents, d'une part la capacité de l'actimomètre à analyser et délivrer des informations pertinentes relatives à l'activité du sujet porteur du système et, d'autre part, la reproductibité des signaux recueillis. Nous pouvons donc nous intéresser à l'analyse proprement dite des signaux enregistrés afin d'en extraire des paramètres de plus haut niveau telle que la quantité d'énergie dépensée, l'estimation des postures et le temps passé dans chacune d'elles, la détection des périodes de marche et enfin la détection et la différenciation des transferts (BtS et StS).

7.1 Différentiation entre un comportement statique et dynamique

Le rendement d'un accéléromètre idéal porté sur le corps humain provient de plusieurs sources [Bouten *et al.*, 1997a] :

1. de l'accélération de la gravité,
2. de l'accélération due au mouvement du corps,
3. des vibrations externes, non produites par le corps lui-même (embarquement dans un véhicule),
4. des accélérations dues au rebondissement de la sonde contre d'autres objets ou à la secousse de celle-ci sur le corps dû à un attachement lâche. Ceci se traduit par une résonance mécanique.

On peut donc distinguer deux grandes classes : la composante statique et dynamique. Cette section est donc dédiée à la mise en place de méthodes capables de différencier ces deux comportements. Nous présentons deux méthodes permettant d'obtenir ce résultat.

7.1.1 Norme des accéléromètres

La norme des accéléromètres est définie de la manière suivante :

$$|a| = \sqrt{a_{AP}^2 + a_V^2 + a_{ML}^2} \tag{7.1}$$

Dans le cas d'une situation statique, des différentes sources énoncées précédemment, seule la composante gravitationnelle est présente et égale à 1g. Quelle que soit donc l'orientation de l'actimomètre, cette accélération se projette sur les trois composantes et la norme $|a|$ sera alors égale à l'unité.

Dans toutes autres situations, à cette première composante s'additionnent d'autres accélérations induisant de fait $|a| \in \mathbb{R}^+ - \{1\}$.

Une méthode simple de distinction entre un comportement statique et dynamique est d'analyser la valeur de la norme $|a|$.

7.1.2 Amplitude des fluctuations

Cette méthode a été proposée par Veltink en 1996 [Veltink *et al.*, 1996]. Elle a été développée et évaluée pour un accéléromètre et repose sur le principe suivant : une situation statique, comme son nom l'indique, correspond à un état qui ne fluctue pas dans le temps. Donc si le signal enregistré par l'accéléromètre varie peu au cours du temps, cela correspond à une situation statique.

De manière plus précise, l'algorithme suit le schéma suivant :

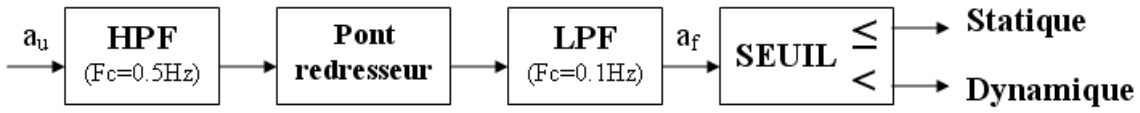


FIG. *7.1: Détecteur d'activités statiques ou dynamiques*

Le signal a_u issu d'un accéléromètre uniaxial porté par la personne est filtré passe-haut, redressé et filtré passe-bas pour obtenir le signal a_f. Une activité statique est détectée si le signal a_f est inférieur au seuil fixé, dans le cas contraire l'activité est considérée comme dynamique. Cela revient indirectement à appliquer un seuil sur l'écart-type du signal analysé.

Implémentation sur l'actimomètre

Nous avons programmé, sous Matlab, la méthode proposée par Veltink. Cependant, au lieu d'analyser un seul accéléromètre, nous appliquons cet algorithme aux trois accéléromètres disponibles sur notre système embarqué.

Ceci permet, potentiellement, de disposer d'une analyse plus fine. En effet, une activité dynamique (DYN) peut être détectée selon différents critères :

– au moins un des trois accéléromètres est DYN,
– au moins deux des trois accéléromètres sont DYN,
– les trois accéléromètres sont DYN.

La figure 7.2, présente les résultats obtenus sur un signal enregistré lors d'une expérimentation dans un foyer pour personne âgées (Cf. §10.1.2). Le signal résultat comporte trois niveaux différents :
– 0 : comportement statique sur les trois accéléromètres,
– 0.33 : comportement dynamique sur un seul axe,
– 0.66 : comportement dynamique sur deux axes,
– 1 : comportement dynamique sur les trois axes.

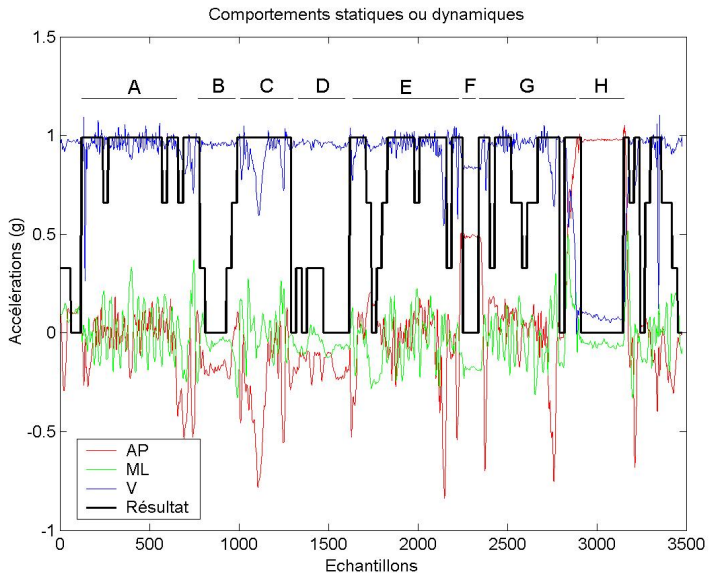


FIG. *7.2: Classification entre des situations statiques et dynamiques. Aux 3 signaux accélérométriques est superposé le résultat de l'analyse.*

La référence des actions effectuées est indiquée par les lettres situées au dessus des signaux. A : marche, B : assis à table, C : transfert StS puis préhension d'une bouteille dans le réfrigérateur puis BtS à table, D : assis à table, prise d'un verre d'eau, E : StS puis marche puis BtS sur le divan, F : assis dans le divan, G : StS puis marche puis BtS dans le divan, H : allongé sur le divan.

7.2 Dépense énergétique

La grandeur que l'on souhaiterait estimer, à partir des mesures effectuées par l'actimomètre, doit rendre compte de la dépense énergique du patient. L'un des premiers auteur à avoir étudié la relation entre un accéléromètre et l'énergie dépensé est

Montoye en 1983 [Montoye *et al.*, 1983].

Très récemment, Eisenmann [Eisenmann *et al.*, 2004] a proposé une méthode qui converti les données délivrées par un accéléromètre énergie ($kcal.min^{-1}$). Ceci pour un accéléromètre uniaxial Caltrac en utilisant les équations de Trost et al. [Trost *et al.*, 1998], et pour l'accéléromètre Manufacturing Technology Inc. (MTI) en utilisant la relation donnée par Sallis et al. [Sallis *et al.*, 1990]. Les tests sont effectués chez des enfants qui portent les systèmes à la taille.

Steele [Steele *et al.*, 2000] propose une mesure "Vector Magnitude Units" (VMU) définie par $VMU = \sqrt{a_{AP}^2 + a_{ML}^2 + a_V^2}^{15}$. Il utilise un accéléromètre Tritrac R3D porté sur la taille. Ses expérimentation portent sur des patients atteint de la maladie COPD(Chronic Obstructive Pulmonary Disease). La faisabilité de cet accéléromètre avait été démontré par Chen [Chen et Sun, 1997] en 1997.

Bouten [Bouten *et al.*, 1994, Bouten *et al.*, 1997b] présente les correspondances entre l'énergie dissipée et différentes métriques proposées. Les expérimentations portent sur la marche à différentes vitesses et plusieurs localisations du capteur sur le sujet.

Nous retenons le paramètre présenté dans [Bouten *et al.*, 1997a] car le capteur est porté **traduire counterweighted arm** et le paramètre IMA_{tot} (équation 7.2) a été validé sur des activités de la vie quotidienne qui correspondent tout à fait à notre cadre d'application. On citera les repas, la marche, le sommeil, la montée et descente d'escaliers, l'action de faire son lit, etc.

$$IMA_{tot} = \int_{t=t_0}^{t_0+T} |a_{AP}|dt + \int_{t=t_0}^{t_0+T} |a_V|dt + \int_{t=t_0}^{t_0+T} |a_{ML}|dt \tag{7.2}$$

7.3 Calcul des postures

Dans cette section, l'objectif est d'estimer à chaque instant (échantillon) la posture du patient. Dans notre contexte de travail, la connaissance de la posture ne nécessite pas un niveau de granularité fort. En effet, pour le suivi d'activité on souhaiterait que ce paramètre distingue au minimum les postures "debout", "assis", "allongé sur le dos", "allongé sur le ventre". Celles-ci sont intéressantes car elles nous renseignnte sur la condition physique du sujet. En effet, une personne souvent debout est plus physiquement apte qu'une autre souvent assise ou une troisième très souvent allongée.

Comme le montre la figure 7.3, l'estimation de la posture globale se segmente en plusieurs étapes :

7.3.1 Estimation des angles

La première étape consiste à évaluer l'inclinaison du buste dans deux plans orthogonaux (sagittal et frontal), nous renseignant respectivement sur le Roulis et le Tangage. Or, le capteur étant porté sous l'aisselle, les deux angles calculés nous informent uniquement sur l'inclinaison du buste. Il semble donc d'ores et déjà difficile

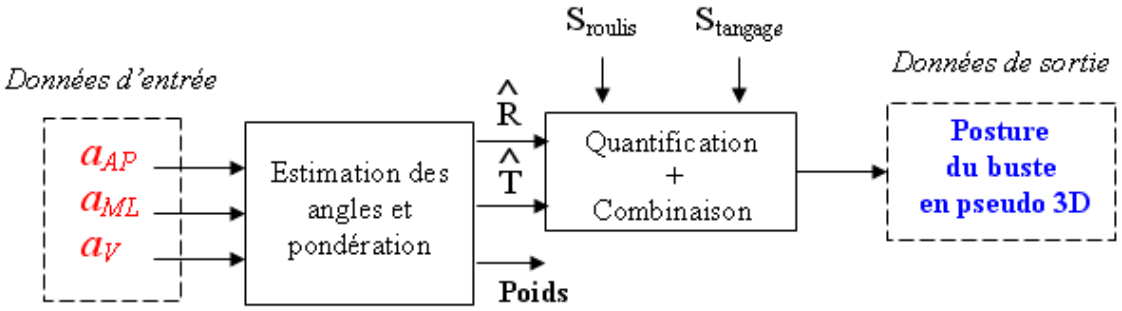


FIG. *7.3: Principe général de calcul des postures*

de différencier une personne se tenant debout d'une personne assise, car dans ces deux situations, le buste est quasiment vertical. C'est pourquoi nous avons développé une nouvelle méthode de détection et classification des deux transferts "se lever" (StS) et s'asseoir (BtS) (Cf. §7.5).

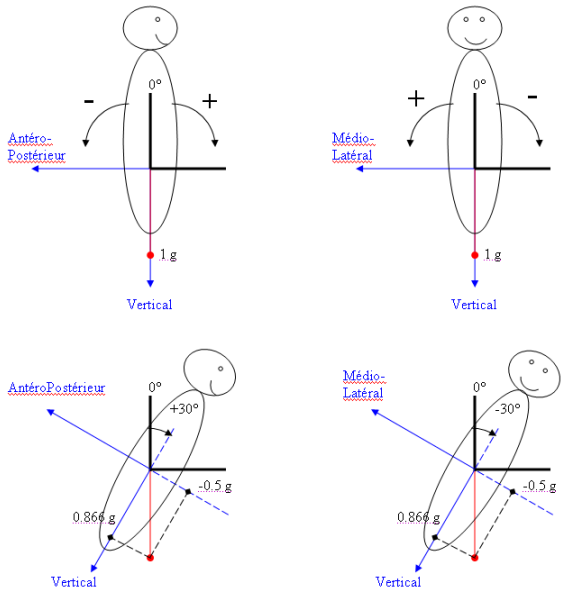


FIG. *7.4: Projection de la force gravitationnelle sur les accéléromètres.*

Pour remonter à l'orientation angulaire, à partir des projections du vecteur gravitationnel sur les axes du repère porté par la centrale embarquée (Fig. 7.4), il faut être en situation quasi-statique. Cela se traduit par la norme du vecteur de gravitation voisine de 1. Or dans de nombreuses situations de mouvements intentionnels (initiation/arrêt de la marche) une accélération dynamique s'ajoute à l'accélération statique [Veltink *et al.*, 1996].

Pour pallier aux éventuelles erreurs d'estimation liées au phénomène énoncé précédemment, Luinge et ses collaborateurs utilisent un filtre de Kalman pour estimer

la posture à partir d'un accéléromètre 3D [Luinge et Veltink, 2004]. Cette méthode présente une erreur d'estimation d'environ 2°. Au regard de l'utilisation, une estimation de l'inclination avec une telle précision (erreur d'environ 2°) n'est pas requise. En effet, et comme le montre la figure 7.3, suite à l'estimation des angles, nous procédons à une étape de quantification grossière (360° répartis en 6 classes présentées ultérieurement) qui ne nécessite donc pas une grande précision des données d'entrée.

Afin d'optimiser le temps de calcul pour l'estimation des inclinaisons, nous utilisons les outils trigonométriques. De plus, et pour palier aux erreurs d'évaluation des angles, nous avons mis en place un critère de "qualité" d'estimation des angles (QA) [Barralon *et al.*, 2005b]. La valeur de la norme (Cf. equation 7.1) des trois accéléromètres pondère à chaque instant l'estimation des angles de la manière suivante :

$$QA(|a|) = 1 - (|a| - 1)^2 \qquad \forall |a| \in [0; 2] \tag{7.3}$$

La figure 7.5 montre que le facteur de qualité est maximal, et égal à un, lorsque la norme $\mathcal{N}a$ vaut un, c'est à dire lors d'un comportement statique. A l'inverse QA diminue lorsque les valeurs de $\mathcal{N}a$ s'éloignent de l'unité donc lors de situations dynamiques dans lesquelles les valeurs d'angulation du buste sont entachées d'erreurs.

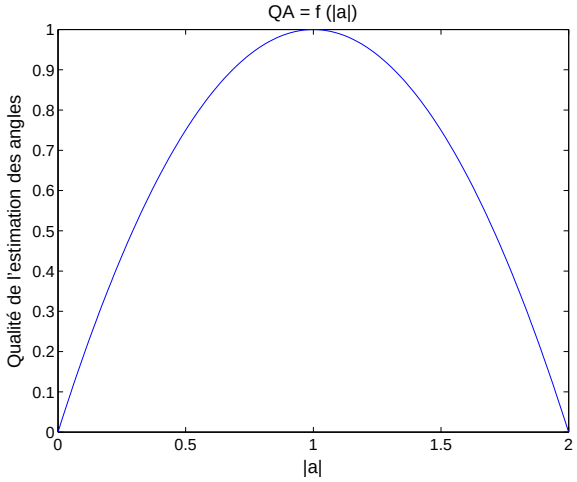


FIG. *7.5: Courbe de qualité de l'estimation des angles en fonction de la norme des accéléromètres*

Ayant pris des précautions quant à la pertinence des valeurs d'angulation, nous allons à présent expliciter la conversion des valeurs tri-accélérométriques en angles antéro-postérieur et médio-latéral. Nous définissions le buste droit verticalement comme référence (0°) dans les deux plans. Une inclinaison vers l'avant sera considérée comme positive dans le plan sagittal. De même une inclinaison vers la droite sera considérée comme positive dans le plan latéral (Fig. 7.4).

Nous présentons ci-dessous deux méthodes pour remonter à l'angle d'inclinaison à partir des valeurs des deux accéléromètres, la première utilise la fonction arcosinus et la seconde la fonction arctangente.

Méthode de l'arccosinus

Voici les formules permettant de déterminer l'angle de roulis.

– SI ($a_{AP} \leq 0$) ET ($a_V \geq 0$) ALORS

$$\widehat{R} = -90 + \frac{180}{\pi} * \arccos(a_{AP}) \tag{7.4}$$

Cette équation correspond à une inclinaison du buste pour l'intervalle $[0°; 90°]$.

– SI ($a_{AP} \leq 0$) ET ($a_V < 0$) ALORS

$$\widehat{R} = 270 - \frac{180}{\pi} * \arccos(a_{AP}) \tag{7.5}$$

Cette équation correspond à une inclinaison du buste pour l'intervalle $\in]90°; 180°]$.

– SI ($a_{AP} > 0$) ET ($a_V \leq 0$) ALORS

$$\widehat{R} = -90 - \frac{180}{\pi} * \arccos(a_{AP}) \tag{7.6}$$

Cette équation correspond à une inclinaison du buste pour l'intervalle $\in]-180°; -90°]$.

– SI ($a_{AP} > 0$) ET ($a_V > 0$) ALORS

$$\widehat{R} = -90 + \frac{180}{\pi} * \arccos(a_{AP}) \tag{7.7}$$

Cette équation correspond à une inclinaison du buste pour l'intervalle $\in]-90°; 0°[$.

Méthode de l'arctangente

– SI a_{AP} appartient à la zone "1" (Fig. 7.6) ALORS

$$\widehat{R}(\text{deg}) = -\frac{180}{\pi} * \arctan\left[\frac{a_{AP}}{a_V}\right] \tag{7.8}$$

– SI a_{AP} appartient à la zone "2" (Fig. 7.6) ALORS

$$\widehat{R}(\text{deg}) = 90 + \frac{180}{\pi} * \arctan\left[\frac{a_V}{a_{AP}}\right] \tag{7.9}$$

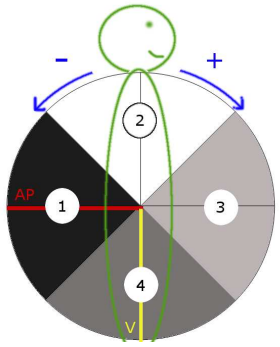


FIG. *7.6: Vue latérale. AP : axe Antéro-postérieur, V : axe vertical. Les zones 1,2,3,4 sont indiquées par la valeur de l'axe AP.*

– SI a_{AP} appartient à la zone "3" (Fig. 7.6) ALORS

$$\widehat{R}(\text{deg}) = -90 + \frac{180}{\pi} * \arctan\left[\frac{a_V}{a_{AP}}\right] \tag{7.10}$$

– SI a_{AP} appartient à la zone "4" (Fig. 7.6) ALORS

$$\widehat{R}(\text{deg}) = 180 - \frac{180}{\pi} * \arctan\left[\frac{a_{AP}}{a_V}\right] \tag{7.11}$$

Afin d'obtenir des valeurs d'angulation négatives lors de rotation vers l'arrière, nous appliquons la règle suivante :

$$SI\ \hat{\text{R}} \geq 180\ ALORS\ \widehat{R} = -(360 - \widehat{R})$$

Le calcul de l'inclinaison relatif au plan latéral, c'est-à-dire le tangage $\hat{P}$ est obtenu en remplaçant a_{AP} par a_{ML} dans les formules 7.8 à 7.11.

Corrections éventuelles

Lors d'une rotation vers l'avant la valeur de a_V diminue. Dans le cas où la personne est très inclinée, a_V est proche de zéro, le calcul du roulis sera donc entaché d'erreur car $\hat{R} \propto arctan\left[\frac{a_{AP}}{a_V}\right]$.

Lorsque l'on constate une différence d'inclinaison supérieure à 10° entre deux échantillons successifs, on conserve la valeur précédente. Un telle différence correspondrait à une rotation de 200° par seconde (pour une fréquence d'échantillonnage de 20 Hz) ; une telle situation est jugée impossible.

7.3.2 Quantification

La deuxième étape pour l'estimation de la posture, consiste à quantifier le roulis et le tangage chacun en six classes illustrées sur les figures 7.7 et 7.8. Sur celles-ci,

les seuils relatifs au roulis (S_{roulis}) et au tangage ($S_{tangage}$) ont été choisis de manière arbitraire.

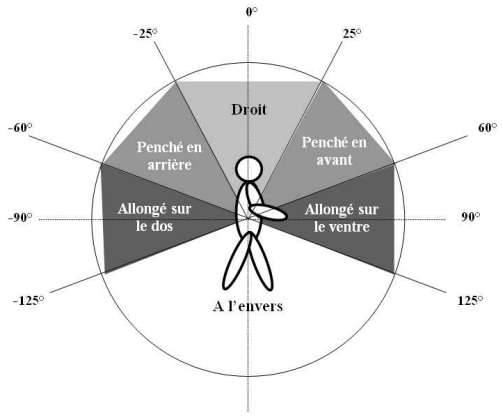


FIG. *7.7: Quantification des valeurs de roulis* $\hat{\mathrm{R}}$

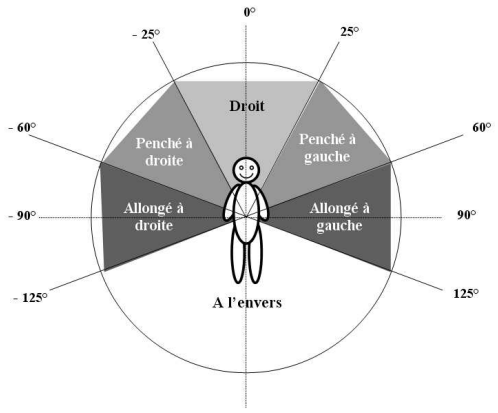


FIG. *7.8: Quantification des valeurs de tangage* $\hat{\mathrm{T}}$

7.3.3 Combinaison

La dernière étape combine les informations précédentes pour déterminer la posture globale en pseudo trois dimensions : droite, penchée (avant, arrière, droite, gauche, en avant et à droite, en avant et à gauche, en arrière et à droite, en arrière et à gauche), couchée (sur le ventre, sur le dos, sur la droite, sur la gauche) et la tête en bas.

7.4 Reconnaissance des périodes de marche

Après avoir présenté les méthodes permettant d'extraire les postures, nous allons à présent nous intéresser à extraire, dans une séquence d'enregistrements, les périodes de marche. Cette information à elle seule permet de renseigner le critère ADL de locomotion.

L'étude bibliographique relative à la détection de la marche, nous donne différents renseignements.

7.4.1 Informations fréquentielles

Les travaux de Bouten [Bouten *et al.*, 1997a] nous informe que pendant la marche, les fréquences des signaux sont généralement plus élevées sur l'axe vertical que sur les axes medio-latérales ou antéro-postérieurs. En effet, la marche est une succession de déséquilibres vers l'avant et latéralement. Le capteur embarqué sur le buste de la personne va donc pouvoir détecter deux types d'informations : soit les oscillations (de forme quasi-sinusoïdale) périodiques du buste, soit les impacts (signaux plutôt

impulsionnels) des pieds sur le sol. Il explique aussi que lors de la marche à vitesse normale la majeure partie de la puissance d'accélération, des parties supérieure du corps, s'étend de 0.8Hz à 5Hz.

Bouten a aussi démontrée que 99% de la puissance d'accélération pendant la marche avec les pieds nus est concentrée en-dessous de 15 Hz.

Dans la suite du document, nous utiliserons la définition suivante de la marche :

Définition 7.4.1 (MARCHE)**.** *On entend par période de marche, la succession de deux pas au minimum.*

7.4.2 Information relative à l'amplitude du signal de marche

L'amplitude des accélérations du buste durant la marche, s'étendent de -0.2 à 0.2 g sur l'axe antéropostérieur et de -0.3 à 0.8 g sur l'axe vertical [Cappozzo, 1982].

Ladetto [Ladetto *et al.*, 2000] effectue une analyse de la marche (longueur et fréquence du pas), mais ne présente pas une méthode permettant de détecter les phases de marche noyées dans un signal comprenant de la marche ainsi que d'autres activités.

Afin de détecter ces événements périodiques par morceaux (périodes de marche puis de non marche), nous allons utiliser des méthodes d'analyses fréquentielles (Fourier dans notre cas, mais on pourrait très bien penser aux ondelettes). Le principe général est illustré sur la figure 7.9.

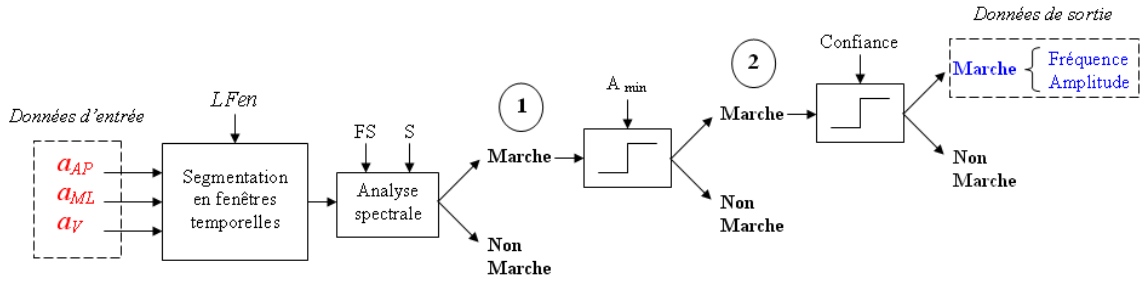


FIG. *7.9: Principe général de détection des périodes de marche*

Partant des données accélérométriques (a_{AP}, a_{ML}, a_V), les signaux sont alors segmentés, de manière arbitraire, en signaux de longueur temporelle *LFen*. Pour chacun d'eux, l'analyse du contenu spectral (avec les deux paramètres : *FS*, la fenêtre spectrale d'analyse et *S*, le seuil sur la densité spectrale de puissance) permet d'effectuer un premier tri de présence de "marche". Un seuil (A_{min}) est ensuite appliqué pour affiner la classification. Ceci à cause des séquences de posture verticale sans marche qui peuvent présenter un contenu spectral voisin de ce qui est recherché. Enfin un seuil sur le facteur de confiance peut être appliqué.

7.4.3 Méthode monodimensionnelle

L'analyse fréquentielle est appliquée sur un seul axe à la fois. Le principe est simple : si la personne portant le dispositif effectue plusieurs pas, son buste va osciller. La densité spectrale de puissance, relative à cette action, va alors présenter un pic à la fréquence de ces oscillations. L'amplitude de ce pic caractéristique dépend de plusieurs facteurs :

- L'amplitude du signal d'entrée (rapport signal sur bruit),
- La longueur du signal analysé ($LFen$),
- La nature du signal d'entrée.

La question est alors de savoir dans quel plan effectuer l'analyse. Moe-Nilssen [Moe-Nilssen et Helbostad, 2004] montre que la marche présente de fortes caractéristiques dans le plan sagittal. Notre étude s'est donc concentrée sur les deux composantes a_{AP} et a_V .

Les oscillations du buste d'avant en arrière vont se traduire sur a_{AP} par un signal relativement proche d'une sinusoïde alors que le signal a_V va donner une image de l'impact des pieds sur le sol qui se traduit par une forme plus impulsionnelle. Notre méthode de détection étant basée sur une analyse fréquentielle, il semble préférable de travailler en premier lieu sur le signal a_{AP} plus proche d'une sinusoïde.

Analyse de a_{AP}

La figure 7.10 présente de manière plus détaillée la détection de la marche à partir du signal a_{AP} . Le signal d'accélération antéro-postérieure est tout d'abord segmenté en fenêtres temporelles de longueur $LFen$. Sur chaque morceau de signal obtenu, une FFT est appliquée. Une analyse est alors effectuée sur la fenêtre spectrale FS, par exemple [0.3 ;2] Hz. L'algorithme cherche alors si la densité spectrale de puissance $|A(\nu)|^2$ présente un pic à une fréquence (ν_0) avec $\nu_0 \in FS$. Une période de marche est détectée si la valeur $|A(\nu_0)|^2$ est supérieure au seuil adaptatif S.

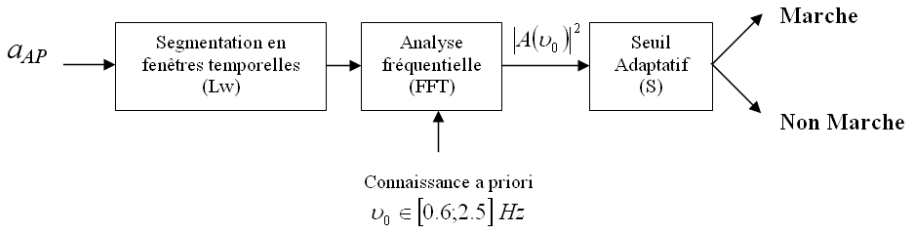


FIG. *7.10: Synoptique du classifieur binaire d'activité : marche ou non marche.*

Soit le signal d'entrée $a(t) = k\sin(2\pi\nu_0 t)$ de longueur ($LFen$), on peut montrer que :

$$|A(\nu_0)|^2 = \left[\frac{k.LFen}{2}\right]^2 \tag{7.12}$$

où $A(\nu) = TF\,[a(t)]$

Les oscillations du buste ne correspondent pas à de parfaites sinusoïdes mais dépendent de la démarche du sujet, l'amplitude de $|A(\nu_0)|^2$ sera systématiquement plus faible que $\left[\frac{k.LFen}{2}\right]^2$. Nous rajoutons donc à la formule 7.12 un coefficient ($\tau > 0$) au dénominateur et définissons (S) comme suit :

$$S = \frac{1}{\tau}\left[\frac{k.LFen}{2}\right]^2 \tag{7.13}$$

τ inclut l'atténuation provenant de l'aspect non sinusoïdal du signal et le fait que le seuil est une fraction de l'amplitude maximale.

Donc si $|A(\nu_0)|^2 \geq S$ la fenêtre analysée est classée comme étant une période de marche. Dans le cas contraire la fenêtre est répertoriée comme "non marche".

Remarque : Le fait de découper le signal en morceaux revient en fait à multiplier le signal temporel par une porte de longueur ($LFen$), convoluant de fait le spectre par un sinus cardinal. Cette distorsion, si elle s'avérait gênante, pourrait être atténuée en segmentant le signal temporel par une fenêtre de Hanning par exemple.

Analyse de a_{ML}

L'analyse précédemment illustrée peut s'appliquer de la même manière à l'accéléromètre a_{ML}. Nous présenterons dans le chapitre 10 les résultats de cet algorithme appliqué à la fois sur a_{AP} et a_{ML}.

7.4.4 Méthode multi-dimensionnelle

Afin de renforcer la détection de la marche, nous proposons d'utiliser conjointement les informations délivrées par a_{AP} et a_V. Lors de la marche, ces deux signaux ont des fréquences fondamentales égales mais les deux signaux sont déphasés comme le montre la figure 7.11. Celui-ci est du au décalage temporel qu'il existe entre le moment où le sujet "lance" son buste vers l'avant et le moment où un pied prend appel au sol.

Afin de prendre en compte la double information portée par a_{AP} et a_V , nous construisons le signal complexe : $s(t) = a_{AP}(t) + j * a_V(t)$. Le spectre $S(\nu) = TF[s(t)]$ d'un tel signal est décrit au paragraphe "Calcul de l'influence du déphasage sur le module du spectre" (page 75) et montre que le déphasage entre les deux signaux rend dissymétrique $|S(\nu)|$. Les pics fondamentaux de la marche (f_M et $-f_M$) présentent alors des valeurs différentes soit comme illustré sur la figure 7.19 soit comme présenté

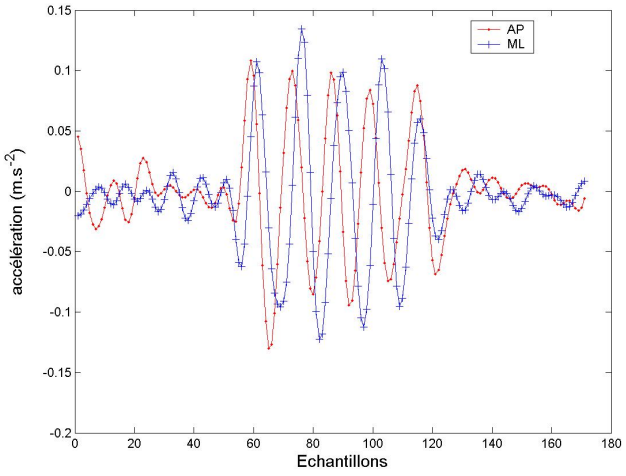


FIG. *7.11: Déphasage entre les signaux antéropostérieur et vertical lors d'une séquence de marche*

sur la figure 7.22.

La détection pic fondamental par un seuil peut donc être perturbée l'atténuation due au déphasage. Pour remédier à ce problème, nous "replions" le module du spectre et utilisons le seuil suivant le seuil S (Cf. équation 7.13) avec une nouvelle définition de "k" qui prend en compte l'amplitude des deux accéléromètres et tient compte dur "repliement" des fréquences négatives sur les fréquences positives.

$$S = \frac{1}{\tau}\left[\frac{k.LFen}{2}\right]^2 \tag{7.14}$$

avec $k = \frac{k_{AP}+k_V}{2} * 2$ où k_{AP} et k_V sont les amplitudes respectives de a_{AP} et a_V. La multiplication par 2 provient du fait que le spectre est replié, donc que la puissance double.

Dans la partie expérimentale (chapitre 10), nous présenterons les performances relatives aux trois méthodes exposées : détection à partir du signal a_{AP} (dénommée analyse sur AP), détection à partir du signal a_{ML} (dénommée analyse sur ML) et détection à partir du signal $a_{AP} + j * V$ (dénommée analyse sur AP+jV).

7.4.5 Données de sortie

Les données disponibles à la sortie de l'algorithme (Fig. 7.9) sont :

- un signal binaire (Marche ou Non marche) de même longueur que le signal d'entrée,
- la fréquence de la marche,
- l'amplitude maximale du signal sur la fenêtre analysée. Les amplitudes du buste peuvent être utiles pour décrire la démarche du sujet,

– un indice de confiance relatif à la qualité de la détection. Il est défini comme suit :

$$C = 1 - \frac{S}{|A(\nu_0)|^2} \tag{7.15}$$

En effet, plus $|A(\nu_0)|^2$ est grand (caractéristique de fortes oscillations) au plus C sera proche de 1. A l'inverse si $|A(\nu_0)|^2$ est très légèrement supérieur au seuil S (signal peu périodique), C sera proche de 0. Des résultats sont illustrés dans le chapitre 10.

7.5 Reconnaissance des transferts

Cette section expose les méthodes qui ont été développées pour l'extraction et la classification des transferts.

Définition 7.5.1 (TRANSFERT)**.** *On appelle TRANSFERT, le passage entre deux postures différentes. On notera en particulier le transfert entre assis et debout (StS : Sit to Stand), et debout vers assis (BtS : Back to Sit).*

De manière intuitive, il conviendrait de dire qu'il y a un transfert lorsqu'on passe d'une posture à une autre. Ceci étant, et comme nous l'avons vu au paragraphe §7.3, les postures estimées sont relatives au buste et par conséquent il est difficile de différencier les postures "assis" et "debout". Les deux transferts BtS et StS ne sont donc pas détectables de cette manière là. En revanche, le transfert "couché" vers "assis" est identifié par la succession "buste couché" puis "buste droit" car il n'est pas naturel de se lever de son lit sans passer par une position assise.

Dans cette partie, nous allons donc nous intéresser à l'extraction de ces deux transferts (BtS et StS) parmi le flux de données délivré par le capteur et ce, sans utiliser les informations de posture.

7.5.1 Etat de l'art relatif à la détection des transferts

Il y a environ une dizaine d'années, hors du contexte de la télémédecine, de nombreux travaux ont été menés afin de déterminer et comprendre les différents mécanismes intervenant lors de transitions posturales. Différentes pistes ont été exploitées :

Certains auteurs [Schot *et al.*, 2003][Papaxanthis *et al.*, 2003] [Tully *et al.*, 2005] utilisent les enregistrements vidéo ou des marqueurs disposés sur divers membres afin d'étudier les mouvements de chacun. Ces analyses mécaniques nous ont servi à connaître les différentes étapes présentes lors des transferts (BtS et StS) et ainsi comprendre l'allure des signaux accélérométriques recueillis lors de nos expérimentations.

Dans un autre registre, Millington [Millington *et al.*, 1992] couple les signaux émis par une plateforme de force avec ceux recueillis par électromyographie pour analyser les efforts survenant lors de transferts.

L'influence du type de chaise utilisée lors des transferts a été étudiée notamment par Wheeler [Wheeler *et al.*, 1985] et Burdett [Burdett *et al.*, 1985]. Deux éléments ont été démontrés : les personnes âgées ont plus de difficultés que les jeunes à se lever d'une chaise "standard". D'autre part, pour cette dernière population, deux types de chaises ont été testés et, étonnement, il semble plus difficile de se lever d'une chaise "spécialisée" que d'une chaise "standard". Récemment, Galumbeck [Galumbeck *et al.*, 2004] propose un système d'aide à la tache (transfert StS). De manière complémentaire, des tests ont récemment été menés afin d'évaluer l'influence de l'âge sur l'angulation du buste lors d'un transfert [Dubost *et al.*, 2005]. Les résultats montrent que les personnes âgées minimisent le mouvement du buste vers l'avant lorsqu'elles s'assoient afin de diminuer le risque de déséquilibre antérieur.

En fin des années 90, les premiers accéléromètres font leurs apparitions dans le domaine biomédical. Les premiers travaux utilisant les accéléromètres pour l'analyse des transferts sont ceux de Kerr [Kerr *et al.*, 1997]. Ils consistaient à décrire les transferts par les accélérations du buste et l'angulation du genou.

Suite à ces travaux "descriptifs", un nouveau champ de recherche s'est ouvert qui consiste à détecter, au moyen de différents systèmes embarqués, les mouvements de la vie quotidienne et en particulier les transferts.

De nombreux auteurs combinent l'utilisation d'un gyroscope avec un ou plusieurs accéléromètres pour détecter les transferts. Paraschiv-Ionescu [Paraschiv-Ionescu *et al.*, 2004] utilise trois centrales (2 accéléromètres sur le buste, un accéléromètre plus un gyroscope sur le cuisse et un gyroscope sur le tibia). Il détecte alors les transferts en utilisant les informations de la cuisse (passage d'une position verticale à horizontale) qu'il complète avec les accélérations du buste. L'utilisation de plusieurs capteurs judicieusements situés sur le corps permet une détection très fiable de ce genre d'événement (97.8% de sensibilité et 98.1% de spécificité).

Une autre approche consiste à n'utiliser qu'une seule centrale. C'est le cas de Najafi [Najafi *et al.*, 2002] [Najafi *et al.*, 2003] qui intègre un gyroscope et deux accéléromètres dans un boîtier qu'il dispose sur le buste de la personne. Les transferts sont détectés de la manière suivante : les accéléromètres du buste indiquent si la personne est allongée ou non. Si son buste est droit, la localisation temporelle du transfert et repérée lorsque le gyroscope présente une angulation suffisante. La classification entre un BtS ou StS est effectuée en calculant le déplacement vertical (un déplacement vers le bas correspondant à un BtS et inversement pour le StS). Pour les StS, les performances sont de 93%/82% (Se/Sp) et pour les BtS 82%/94%.

Notre stratégie technologique suit celle de Najafi dans la mesure où nous avons fait le choix de n'utiliser qu'un seul capteur embarqué sur la personne. Cependant, notre centrale possède uniquement 3 accéléromètres. Ce choix technologique a été effectué originellement dans un objectif de détection de la chute. Un des objectifs de ce travail était d'augmenter les capacités de ce dispositif sans en modifier l'architecture.

Après avoir parcouru les différentes approches de reconnaissance des transferts,

nous allons détailler la méthode que nous proposons. Comme tout système de reconnaissance nous procédons en deux étapes : une phase de détection suivie d'une étape de classification.

7.5.2 Détection

L'étape de détection consiste à extraire du flux de données des événements.

Définition 7.5.2 (ÉVÉNEMENT)**.** *On appelle ÉVÉNEMENT, une partie du signal qui est significativement différente de l'état de référence : à savoir le buste droit ($a_V = 1g$, $a_{AP} = a_{ML} = 0g$).*

D'après cette définition, les transferts (BtS et StS) sont des événements. En effet, lors de ces actions le buste s'éloigne de sa position la plus courante c'est-à-dire droite.

L'objectif de cette étape est d'isoler, dans une fenêtre d'observation (W), l'ensemble des triplets accélérométriques (a_{AP} ;a_V ;a_{ML}) correspondant à une transition posturale (BtS ou StS).

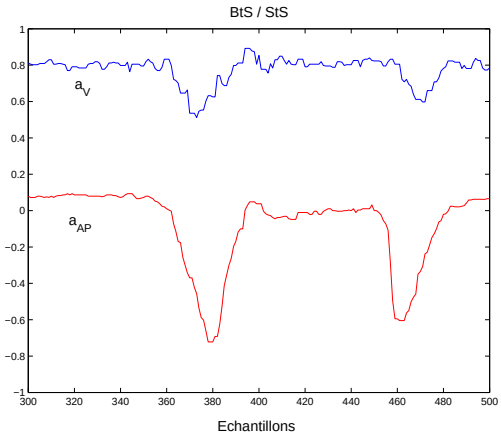


FIG. *7.12: Signaux a_{AP} et a_V enregistrés lors de la réalisation d'un BtS puis StS*

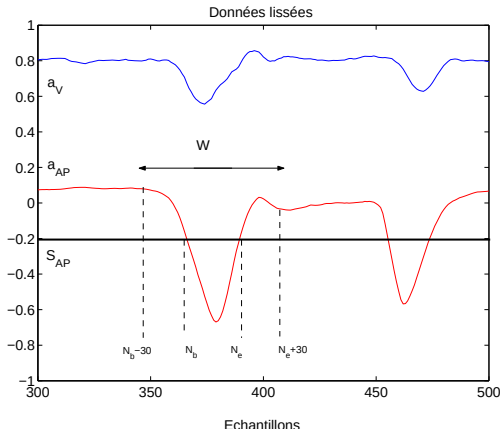


FIG. *7.13: Signaux filtrés passe bas (Fc=**3 Hz**)*

Partant du signal (exemple, sur la figure 7.12, d'un signal recueilli lors d'un BtS puis d'un StS), des événements sont détectés lorsque les valeurs sur l'axe antéro-postérieur franchissent un seuil S_{AP} (fig 7.13). Celui-ci est déterminé de manière automatique à partir d'une séquence d'apprentissage où la personne est debout et effectue quelques pas. On calcule la valeur moyenne μ_{AP} et l'écart-type σ_{AP} de ce signal d'apprentissage. On définit alors : $S_{AP} = \mu_{AP} - K\sigma_{AP}$ (K étant le paramètre à fixer). Cette relation correspond à la définition d'un événement durant lequel l'inclinaison du buste induit une accélération antéro-postérieure s'écartant significativement de la situation normale (buste droit).

Pour chaque pic détecté sur a_{AP}, on ajoute trente échantillons avant N_b et après N_e (soit $30 \times 50ms = 1.5s$) pour créer une fenêtre W de la manière suivante :

$$W = \begin{pmatrix} x_0 & \cdots & x_{29} & x_{N_b} & \cdots & x_{N_e} & \cdots & x_{N_e+30} \\ y_0 & \cdots & y_{29} & y_{N_b} & \cdots & y_{N_e} & \cdots & y_{N_e+30} \\ z_0 & \cdots & z_{29} & z_{N_b} & \cdots & z_{N_e} & \cdots & z_{N_e+30} \end{pmatrix}$$

où x=a_{AP}, y=a_{ML}, z=a_V.

Une fois cette étape terminée, les événements sont classifiés.

7.5.3 Classification supervisée

Ce classifieur reçoit en entrée les événements détectés dans la partie précédente (§7.5.2), c'est-à-dire un "morceau" de signal.

A-Méthodes mono-dimensionnelles

Les différentes méthodes développées et présentées dans cette sous-partie n'utilisent qu'une seule composante du signal global à savoir les valeurs antéropostérieures (a_{AP}).

- Asymétrie de la forme du pic a_{AP}
  Le morceau de signal à analyser est la fenêtre W issue de l'étape de détection (Cf. §7.5.2). Le signal antéropostérieur présenté sur la figure 7.16 présente une particularité qu'il nous a semblé utile d'exploiter. Il s'agit d'une asymétrie temporelle par rapport au minimum du pic accélérométrique. Celle-ci diffère selon le type de transfert (BtS, StS) effectué.
  En effet, on a constaté qu'un transfert "debout vers assis", commence par une flexion des jambes pour se rapprocher du support. Ce mouvement, nécessitant un grand contrôle moteur, s'effectue plus lentement que la deuxième étape du transfert qui consiste à appuyer le dos contre le dossier. A l'inverse, lors d'un transfert "assis vers debout", la première étape qui consiste à incliner son buste vers l'avant [Schot *et al.*, 2003] s'effectue rapidement. La deuxième étape comprenant la propulsion du bute vers le haut demande un effort musculaire soutenu et s'effectue spontanément moins rapidement [Papaxanthis *et al.*, 2003] [Tully *et al.*, 2005].
  Afin d'exploiter cette propriété pour classer chaque événement, nous procédons comme suit :
  Premièrement, nous parcourons le signal $a_{AP}(i)$ ($\forall i \in W$) et recherchons le minimum. Nous notons i_{min}^{AP} cette abscisse. Nous partageons alors W en deux.

$$\begin{aligned} s_1(i) &= W(1,i) \qquad \forall i \leq i_{min}^{AP} \\ s_2(i) &= W(1,i) \qquad \forall i > i_{min}^{AP} \end{aligned}$$

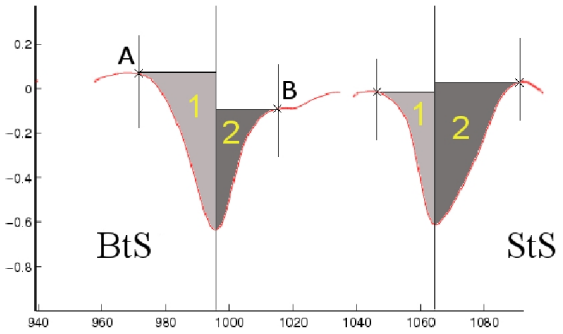


FIG. *7.14: Asymétrie temporelle des pics accélérométriques sur a_{AP}. SI la $surface\,1 \geq surface\,2$ ALORS un BtS est détecté et inversement.*

Deuxièmement, nous localisons les abscisses i^1_{max} et i^2_{max} correspondant respectivement au maximum $s_1(i)$ et $s_2(i)$. Les deux points trouvés vont délimiter la surface à calculer et sont repérés sur la figure 7.14 par les lettres "A" et "B". On a alors :

$$\begin{aligned} surface\,1 &= \sum_{i=i^1_{max}}^{N_1} |s_1(i) - s_1(i^1_{max})| \\ surface\,2 &= \sum_{i=1}^{i^2_{max}} |s_2(i) - s_2(i^2_{max})| \end{aligned}$$

avec N_1 la longueur des vecteurs s_1.

Comme le montre la figure 7.14, la décision entre un "BtS" ou un "StS" est prise de la manière suivante :

SI $surface\,1 \geq surface\,2$ ALORS "BtS"
SI $surface\,1 < surface\,2$ ALORS "StS"

- Module des pôles a_{AP}

  Nous allons à présent utiliser la même propriété énoncée ci-dessus mais proposons une autre méthode de classification. Les premières étapes de traitements sont les mêmes jusqu'à l'obtention des deux signaux $s_1(i)$ et $s_2(i)$. L'idée consiste à présent à supposer que l'on peut modéliser $s_1(i)$ et $s_2(i)$ par deux exponentielles : $s_1(i) = e^{\alpha_1 i}$ et $s_2(i) = e^{\alpha_2 i}$. Au regard des remarques biomécaniques énoncées précédemment et comme le montre la figure 7.15, α_1 est inférieur à α_2 lors d'un BtS et inversement lors d'un StS.
  En utilisant la représentation des pôles et des zéros, une exponentielle est représentée par un pôle. Un pôle réel proche du cercle unité à pour réponse impulsionnelle une exponentielle faiblement décroissante. A l'inverse un pôle réel p(i) proche de l'origine correspond à une exponentielle fortement décroissante.

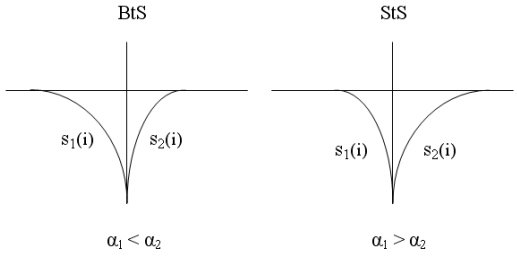


FIG. *7.15: Modélisation des transferts par deux exponentielles*

Le classifieur se présente alors de la manière suivante :

SI $|p_1| \leq |p_2|$ ALORS "BtS"

SI $|p_1| > |p_2|$ ALORS "StS"

Le problème est alors d'estimer la valeur des pôles relatifs à s_1 et s_2.

La méthode de Prony est une méthode d'identification paramétrique. Elle est basée sur une modélisation du signal observée comme une superposition de sinusoïdes amorties exponentiellement. Cette méthode disponible sous matlab, nous donne les pôles correspondant au signal analysé.

Il existe aussi la méthode de Pisarenko qui est basée sur les propriétés de la matrice d'auto-corrélation.

Nous venons de présenter deux méthodes mono-dimensionnelles permettant théoriquement de différencier les deux transferts BtS et StS. Les performances obtenues pour ces deux approches seront détaillées au chapitre 11. Le paragraphe suivant présente les méthodes multi-dimensionnelles que nous avons développées.

B-Méthodes multi-dimensionnelles

La figure 7.16 illustre les accélérations antéro-postérieures et verticales lors de la réalisation d'un BtS puis StS.

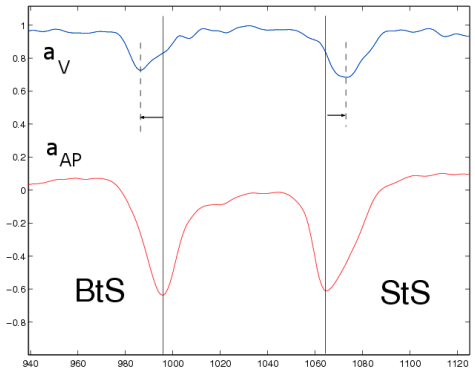


FIG. *7.16: Décalage temporel entre le pic a_{AP}=a_V et le pic a_V=a_{AP} lors de la réalisation d'un BtS et StS*

En observant les différences entre ces deux signaux, nous avons mis en place et éprouvé différentes méthodes de classification.

- Recalage par le minimum des pics a_{AP} et a_V
  Partant de la constatation qu'il existe un déphasage entre les pics a_{AP} et a_V, dont le signe change selon que l'on effectue un transfert debout vers assis ou assis vers debout, nous avons élaboré la méthode suivante.
  La portion de signal à analyser est la fenêtre W issue de l'étape de détection (Cf. §7.5.2). Nous parcourons le signal $a_{AP}(i)$ ($\forall i \in W$) et recherchons son minimum. Nous notons i^{AP}_{min} l'abscisse correspondante. Nous effectuons la même recherche sur les valeurs de a_V et notons i^{V}_{min} l'abscisse de ce nouveau minimum.
  On définit ensuite le déphasage entre ces deux courbes :

  $$\Delta\varphi = i^{AP}_{min} - i^{V}_{min}$$

  Comme le montre la courbe 7.16, $\Delta\varphi$ est positif lors d'un BtS. Inversement $\Delta\varphi$ sera négatif lors d'un StS.
  Le désavantage de ce classificateur est qu'il ne comprend que deux classes, n'excluant donc pas des événements qui pourrait être ni un BtS ni un StS. Cependant, l'avantage de cette méthode est la simplicité d'implémentation et la rapidité d'exécution qui permettent d'envisager une implémentation embarquée dans un système informatique "réduit" (microcontrôleur).

- Recalage par intercorrélation des signaux a_{AP} et a_V
  A l'instar de la méthode présentée ci-dessus, cette méthode repose sur la même constatation sur le déphasage. Cependant nous l'évaluons non pas en utilisant le minimum des deux pics (a_{AP} et a_V) mais par intercorrélation. Partant de l'équation 6.2, où à présent $X_1 = a_{AP}$ et $X_2 = a_V$.
  L'abscisse correspondant au maximum d'intercorrélation entre a_{AP} et a_V : $\max\left[\underline{\Gamma}_{a_{AP},a_V}\right]$ nous donne le décalage temporel $T_s(AP,V)$ en nombre d'échantillons. Comme précédemment, si le décalage $T_s(AP,V)$ est positif le système classera cet événement comme BtS, et comme StS s'il est négatif.
  L'intérêt supplémentaire de cette méthode vis-à-vis de la précédente réside dans l'estimation du déphasage. En effet, l'utilisation de l'intercorrélation assure une estimation prenant en compte la globalité des signaux et non un point unique.

- Asymétrie du module du signal complexe
  Soit $x(t)$ un signal réel. Le module de sa transformée de Fourier $|X(\nu)|$ est paire. Cependant, si l'on construit le signal complexe $x(t)$ de la manière suivante :

  $$x(t) = a_{AP}(t) + j \times a_V(t) \tag{7.16}$$

  $|X(\nu)|$ sera asymétrique. Ceci est du au déphasage entre la partie réelle et la

partie imaginaire.

Calcul de l'influence du déphasage sur le module du spectre

Afin de démontrer l'influence du déphasage sur le module du spectre d'un signal complexe, nous considérons le signal :

$$x(t) = a(t) + j\ b(t) \quad avec \quad \begin{array}{l} a(t) = sin(2\pi\nu_0 t + \phi_1) \\ b(t) = sin(2\pi\nu_0 t + \phi_2) \end{array}$$

La transformée de Fourier étant linéaire, on a :

$$\begin{aligned} X(\nu) &= TF\left[a(t)\right] + j\ TF\left[b(t)\right] \\ &= TF[s(t)] \times e^{j2\pi\nu\phi_1} + j\ TF[s(t)] \times e^{j2\pi\nu\phi_2} \\ X(\nu) &= S(\nu)\left] \left[e^{j2\pi\nu\phi_1} + j \times e^{j2\pi\nu\phi_2}\right] \end{aligned}$$

avec $s(t) = sin(2\pi\nu_0 t)$ et $S(\nu) = TF[s(t)]$

Par conséquent :

$$\begin{aligned} |X(\nu)| &= |S(\nu)\left] \left[e^{j2\pi\nu\phi_1} + j \times e^{j2\pi\nu\phi_2}\right]\right| \\ &= |S(\nu)|\ |\left[e^{j2\pi\nu\phi_1} + j \times e^{j2\pi\nu\phi_2}\right]| \\ |X(\nu)| &= |S(\nu)|\ M(\nu) \end{aligned}$$

$|S(\nu)|$ est ainsi modulé par $M(\nu)$.
Nous illustrons, à présent, le signal $M(\nu)$ selon les deux cas : $\phi_1 > \phi_2$ et $\phi_1 < \phi_2$.

1. Cas $\phi_1 > \phi_2$

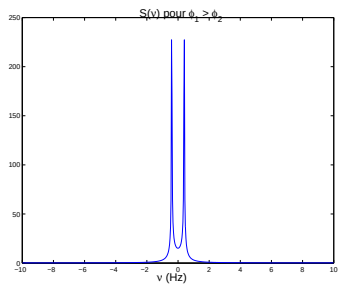


FIG. *7.17: $S(\nu)$ pour $\phi_1 > \phi_2$*

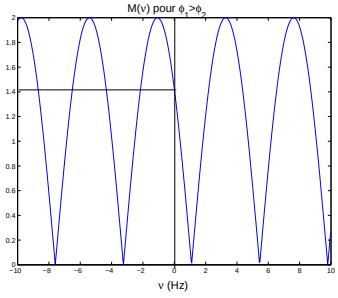


FIG. *7.18: $M(\nu)$ pour $\phi_1 > \phi_2$*

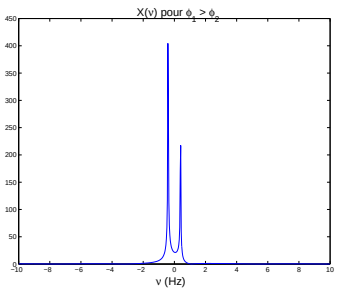


FIG. *7.19: $X(\nu)$ pour $\phi_1 > \phi_2$*

2. Cas $\phi_1 < \phi_2$

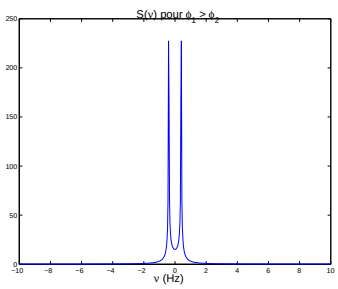


FIG. *7.20: $S(\nu)$ pour $\phi_1 < \phi_2$*

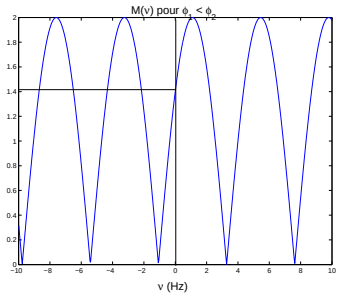


FIG. *7.21: $M(\nu)$ pour $\phi_1 < \phi_2$*

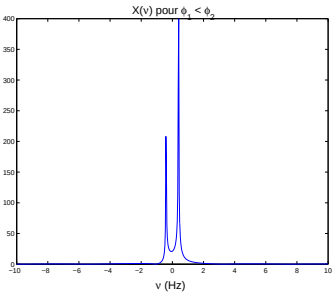


FIG. *7.22: $X(\nu)$ pour $\phi_1 < \phi_2$*

On voit alors qu'il est possible de classifier les BtS et StS à partir de cette méthode.

- Utilisation de la polarisation

  Nous allons enfin présenter une dernière méthode permettant d'analyser le déphasage présent entre les deux signaux accélérométriques lors des deux transferts BtS et StS.

  B - 1 - Le principe

  Le principe est le suivant : si l'on trace ces deux signaux (assimilable à une arche de sinusoïde) déphasés l'un en fonction de l'autre (Lissajous), on fait apparaître dans ce plan une ellipse. Le déphasage étant soit positif soit négatif ceci a pour effet de modifier le sens de parcours de l'ellipse. La figure 7.23 montre le résultat obtenu lors de la réalisation d'un BtS. On remarquera son sens de rotation anti-trigonométrique. A l'inverse l'ellipse obtenue durant un StS (Fig. 7.24) est parcourue dans le sens trigonométrique.

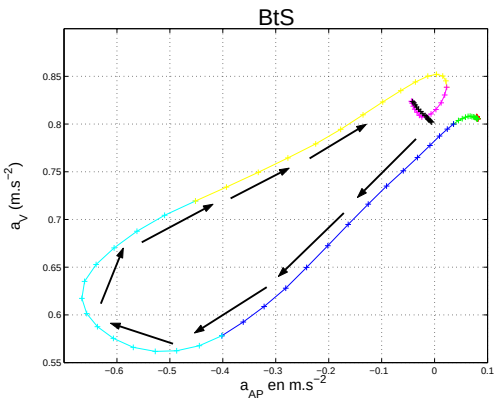


FIG. *7.23: Evolution temporelle des couples (a_{AP} ;a_V) lors d'un BtS*

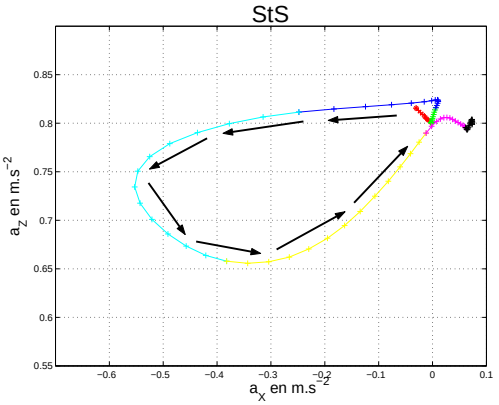


FIG. *7.24: Evolution temporelle des couples (a_{AP} ;a_V) lors d'un StS*

Pour utiliser cette caractéristique, l'algorithme mis en œuvre est illustré sur la figure 7.25. Sur celui-ci la partie "détection et segmentation" a été présentée au paragraphe 7.5.2 et envoie à la partie "classification" les événements à

classer. En sortie du classifieur, nous nous sommes aperçus que beaucoup d'événements référencés dans la classe "Autre" étaient étiquetés soit comme BtS soit comme StS. En d'autre termes, il arrive souvent que des morceaux de signaux ressemblent à une ellipse. Pour remédier à cela, nous avons rajouté un étage d'exclusion. Les critères utilisés sont alors :
– la Longueur de la Grande Diagonale (LGD),
– l'Angle de la Grande Diagonale (AGD),
– la Forme de l'Ellipse (FE),
– la Surface de l'Ellipse (SE),
– la Durée du Transfert (DT).
Cette étape consiste à analyser un BtS ou StS en sortie du classifieur. Celui est alors conservé ou transféré dans la classe "Autre".

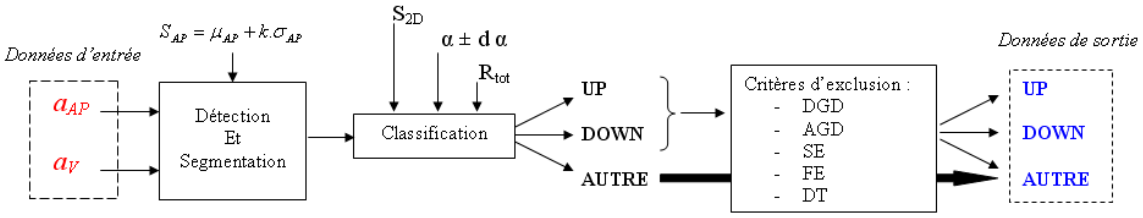


FIG. *7.25: Principe général de détection et classification des transferts par la méthode de polarisation*

B - 2 - Description

Considérons une fenêtre W illustrée sur la figure 7.26 et issue de l'étape de détection. L'objectif est d'analyser son sens de rotation et de trouver les points de départ et de fin de cette ellipse afin de connaître la durée du transfert.

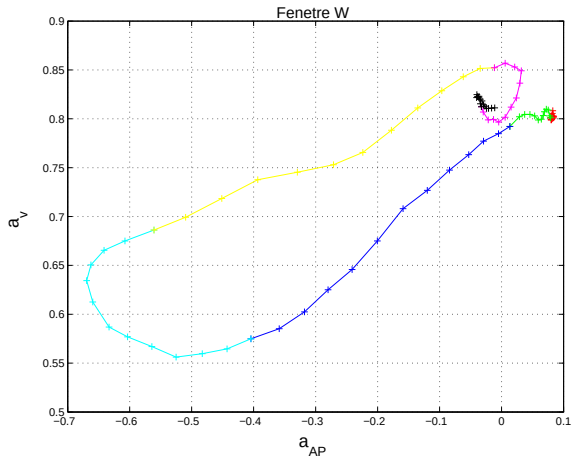


FIG. *7.26: Fenêtre W = événement à analyser*

La boite "Classification" de la figure 7.25 se subdivise donc en trois étapes (La

recherche du point de départ de la transition, la recherche de la fin de la transition et enfin la discrimination entre BtS et StS).

Recherche du départ de la transition

Afin de simplifier les notations nous remplaçons $a_{AP}(i)$ par x_i et $a_V(i)$ par z_i. La fenêtre W à l'entrée du classifieur a été segmentée de manière grossière lors de l'étape de détection. Nous recherchons donc de manière plus précise le point de départ de la transition N_{BT}. Pour cela nous prenons en compte les deux signaux x et z. Connaissant σ_x et σ_z, nous définissons un nouveau seuil (S_{2D}) dans le plan (a_V, a_{AP}) (Fig. 7.27) de la manière suivante :

$$S_{2D} = \sqrt{2}.\sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_z^2} \tag{7.17}$$

L'échantillon N_{BT} est alors détecté lorsque le triplet courant (x_i ;y_i ;z_i) s'éloigne significativement du premier point (x_0 ;y_0 ;z_0) : (sur la figure : [AB] > S_{2D}). Le point B, est donc le "$N_{BT}{}^{ième}$" échantillon de la fenêtre W et remplit la condition de distance.
De plus, les ellipses, correspondant à nos deux transferts, ont leurs diagonales principales orientées systématiquement dans la même direction (dans le plan (a_V, a_{AP})). Une fois la première condition remplie, un deuxième critère utilisant cette information d'orientation intervient. En effet, il faut que l'échantillon courant $(x_i; y_i; z_i)$ et le précédent $(x_{i-1}; y_{i-1}; z_{i-1})$ aient une orientation incluse dans l'intervalle $[\alpha - d\alpha; \alpha + d\alpha] = [190°; 250°]$ pour nos expérimentations. Sur la figure, l'orientation du segment [BC] ($\widehat{DCB}$) est de 220°.

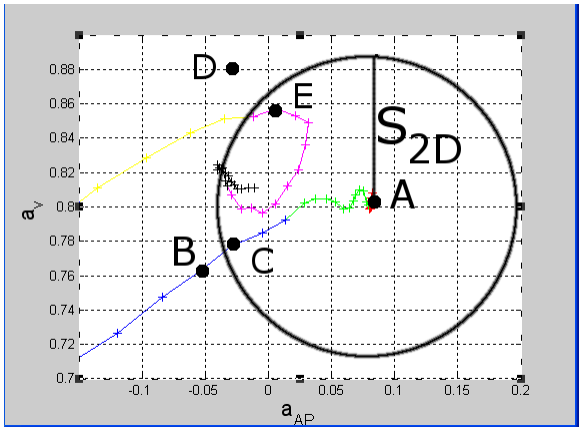


FIG. *7.27: Recherche précise du point de départ de la transition. Celui-ci est trouvé lorsque :* $[AB] > S_{2D}$

Recherche de la fin de la transition

Du couple de départ ($x_{N_{BT}}$,$z_{N_{BT}}$) (le point B sur la figure 7.27), nous parcourons la suite de l'ellipsoïde (Fig. 7.26). Le segment [BC] ayant fixé la direction

angulaire, en chaque couple suivant, nous calculons la différence angulaire algébrique et sommons celle-ci afin de connaître la rotation globale (θ).

Deux critères d'arrêt permettent de détecter la fin de la transition. Soit lorsque $\theta > 200^{\circ}$, soit lorsque $180^{\circ} < \theta \leq 200^{\circ}$ et que le couple courant est proche du couple initial (distance $< S_{2D}$). Si aucune de ces deux conditions n'est remplie l'événement analysé est classé comme "Autre". Sur notre exemple (Fig. 7.26), c'est la condition de distance qui a mis fin à l'exécution de l'algorithme. Le point E correspond à la fin du transfert et le numéro de cet échantillon est noté N_{ET}.
Nous obtenons ainsi la figure 7.28. Le transfert est extrait de la fenêtre W de départ.
Nous pouvons remarquer, qu'à cette étape du traitement, la durée du transfert (DT) est connue. Elle est donnée par :

$$DT(s) = \frac{N_{ET} - N_{BT}}{Fe} \tag{7.18}$$

avec Fe, la fréquence d'échantillonnage de l'actimomètre.

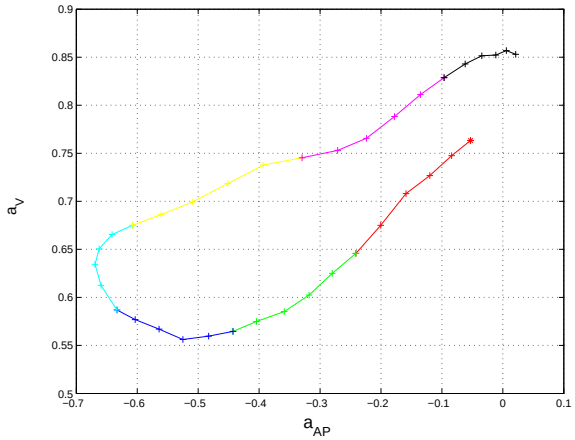


FIG. *7.28: Fin de la transition trouvée*

Discrimination entre BtS et StS
De cette dernière opération on obtient l'angle de rotation globale. Par un simple test de signe on peut déterminer s'il s'agit d'un BtS ou d'un StS. En effet lorsque $\theta > 0$, l'algorithme conclut sur un BtS et au contraire lorsque $\theta < 0$, il détecte un StS.

7.5.4 Calcul des grandeurs relatives aux critères d'exclusions

En appliquant cet algorithme lors de pré-tests, nous nous sommes très vite aperçus que la différentiation entre un BtS et un StS fonctionnait mais qu'un certain nombre d'événements référencés comme "Autre" étaient classés par le système comme l'un des deux transferts. Cela peut être le cas lorsque la personne enjambe un obstacle sur le sol ou bien lorsque, assise devant une table, elle attrape un objet disposé hors de sa portée.

Il a donc été nécessaire de modéliser et trouver des caractéristiques communes sur les transferts vis-à-vis de tout autre événement.

Voici les critères qui nous ont semblé pertinents d'évaluer.

- la Durée du Transfert (DT) :
  Ayant cette information à disposition (Cf. équation 7.18), c'est le critère le plus évident car il est connu qu'un transfert possède une durée limitée dans le temps. Prenons un exemple : en fixant la durée maximale d'un transfert à 4 secondes, on peut par exemple exclure la situation où une personne est assise et refait ses lacets (action qui peut durer une petite dizaine de secondes).
- Angle de la Grande Diagonale (AGD) :
  A la sortie du classifieur (Fig. 7.25), et si un transfert a été détecté, nous avons un signal semblable à celui illustré sur la figure 7.28. Une analyse visuelle de plusieurs BtS et StS dans le plan (a_V, a_{AP}) nous a permis de constater que l'ensemble des ellipses observées semblaient avoir leurs grandes diagonales orientées systématiquement dans la même direction. Nous avons donc utilisé cette propriété afin d'exclure des ellipses orientées différemment pouvant correspondre à des événements autres que des transferts.
  Nous procédons, avant toute chose, à la fermeture de l'ellipse. Cette opération consiste à relier de manière linéaire le point de départ (A) et le point final (E). Cette opération, grossière, permet d'obtenir une courbe fermée, à partir de laquelle nous pouvons estimer ses différentes caractéristiques (grande diagonale, surface). La figure 7.29 illustre le résultat de la fermeture.
  Nous pouvons à présent estimer la grande diagonale de l'ellipse analysée. Pour ce faire nous avons utilisé deux méthodes :

  1. La première consiste à appliquer une régression linéaire (RL) sur l'ellipse analysée.
  2. La seconde, une méthode que nous proposons, consiste à rechercher l'Espace Maximal (EM) entre les points de la courbe dans le plan (a_V, a_{AP}).

  La figure 7.30, illustre l'estimation de la grande diagonale par les deux méthodes exposées précédemment.
  Connaissant la grande diagonale, nous estimons son orientation. Une valeur de $0°$ correspond à une orientation verticale dans le plan (a_V, a_{AP}). Une rotation dans le sens "inverse trigonométrique" est comptée positivement.

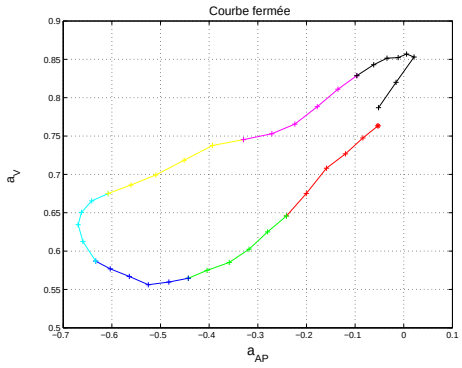


FIG. *7.29: Résultat de la fermeture de l'ellipse*

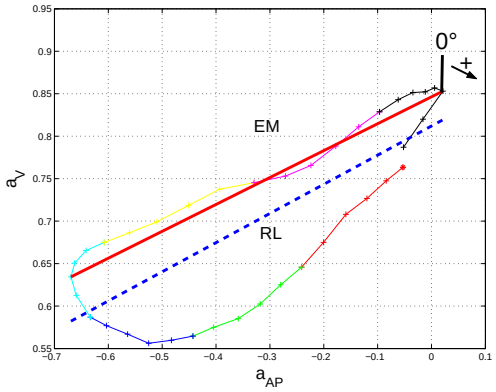


FIG. *7.30: Grande diagonale estimée avec les deux méthodes : RL pour la Régression Linéaire en trait pointillé et EM pour l'Espace Maximal en trait plein*

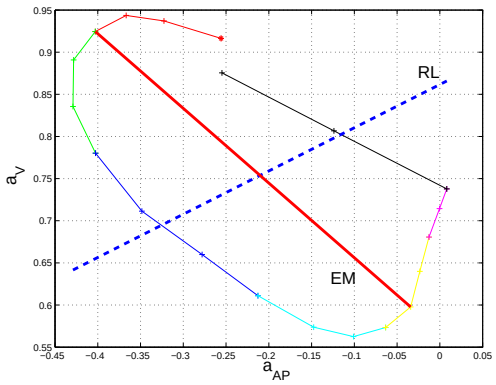


FIG. *7.31: Divergence des deux méthodes (RL et EM) lors d'un StS. La méthode EM semble donner la meilleure estimation*

Cependant, dans certains cas, il existe des divergences entre les deux méthodes comme le montre la figure 7.31.

- La Longueur de la Grande Diagonale (LGD) :
  A partir de la grande diagonale, nous pouvons également nous intéresser à sa longueur. Elle correspond à la longueur du segment estimé précédemment avec l'une des deux méthodes (RL ou EM).
- Forme de l'Ellipse (FE) :
  On entend pas forme de l'ellipse, la proportion de points de part et d'autre de la grande diagonale. On définit alors ce taux de la manière suivante :
  Soit $a_V^{GD} = \alpha.a_{AP}^{GD} + \beta$ l'équation de la grande diagonale estimée par la **méthode EM**. On dénombre le nombre de points de l'ellipse présentant des valeurs de a_V supérieures (ou inférieures) à la grande diagonale.

$$p = \sum_i 1 \text{ tel que } a_V(i) \geq a_V^{GD} \ \forall i \in \text{ellipse}$$
$$n = \sum_i 1 \text{ tel que } a_V(i) < a_V^{GD} \ \forall i \in \text{ellipse}$$

Finalement on obtient :

$$FE = \frac{p}{n+p} \ \ SI \ n \geq p \quad et \quad FE = \frac{n}{n+p} \ \ SI \ n < p \tag{7.19}$$

Illustration

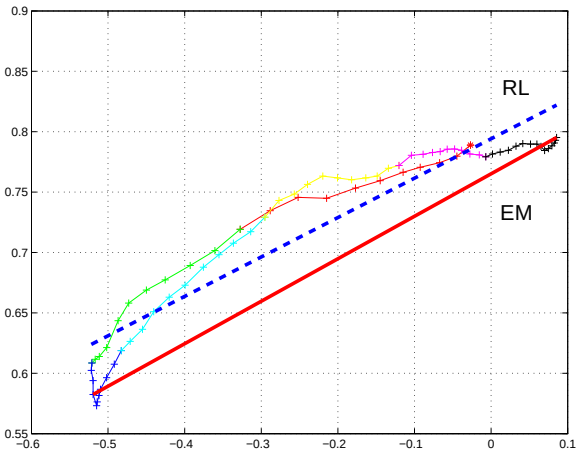


FIG. *7.32: Exemple d'ellipse ne correspondant pas à un transfert et dont la valeur de FE est faible*

La figure 7.32 illustre un événement qui n'est pas un transfert et dont la forme, très asymétrique par rapport à la grande diagonale, présente une valeur de FE faible.

- Surface de l'Ellipse (SE) :
  Afin d'estimer la surface de l'ellipse étudiée, une première étape consiste à inscrire au sein de celle-ci des rectangles. La surface est alors approchée par sommation des aires des différents rectangles comme le présente la figure 7.33. La valeur obtenue, exprimée en g^2, n'a aucune signification en elle même, seule la comparaison entre différentes surfaces estimées est intéressante.
  La recherche des rectangles comporte un paramètre réglable "Niveau" et suit le principe suivant :

  Soit l'évolution temporelle des doublets (a_{AP} et a_V).

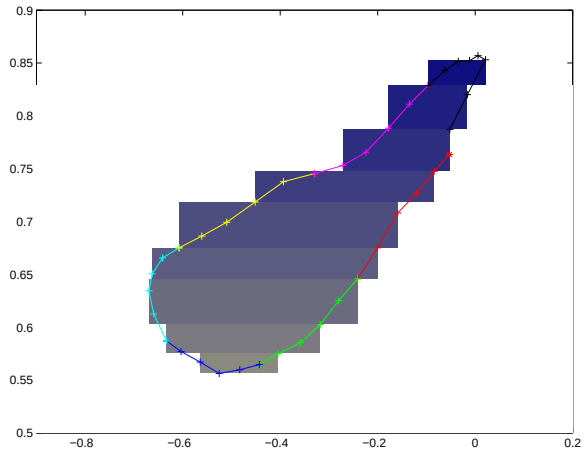


FIG. *7.33: Estimation de la surface de la courbe fermée. Valeur estimée = 0.094* g^2

a_{AP}	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	...
a_V	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	y_6	y_7	y_8	y_9	y_{10}	...

La première étape consiste à ordonner le tableau suivant les valeurs de a_V.

a_{AP}	x_5	x_2	x_9	x_8	x_4	x_{10}	x_1	x_3	x_7	x_6	...
a_V	y_5	y_2	y_9	y_8	y_4	y_{10}	y_1	y_3	y_7	y_6	...

avec $y_5 \leq y_2 \leq y_9 \leq y_8 \leq y_4 \leq y_{10} \leq y_1 \leq y_3 \leq y_7 \leq y_6 \leq \ldots$

La deuxième consiste à segmenter le tableau. La longueur est donnée par la valeur de la variable "Niveau".

a_{AP}	x_5	x_2	x_9	x_8	x_4	x_{10}	x_1	x_3	x_7	x_6	...
a_V	y_5	y_2	y_9	y_8	y_4	y_{10}	y_1	y_3	y_7	y_6	...

Pour le premier segment (Seg) on obtient les deux extrémités du rectangle en utilisant la règle suivante :

– premier point (PP) : $a_{AP}^{PP} = min(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$ et $a_V^{PP} = min(y_1, y_2, y_3, y_4, y_5)$

– second point (SP) : $a_{AP}^{SP} = max(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$ et $a_V^{SP} = max(y_1, y_2, y_3, y_4, y_5)$

On obtient finalement :

$$SE = \sum_{Seg} |a_{AP}^{PP} - a_{AP}^{SP}| * |a_V^{PP} - a_V^{SP}| \tag{7.20}$$

Influence de la variable "Niveau"

Le paramètre "Niveau" influe sur la qualité de l'estimation de la surface de l'ellipse.
Une faible valeur de celui-ci semblerait être optimale. Cependant, et comme le montre la figure 7.34, une trop faible valeur ("Niveau=2" par exemple) entraîne une sous-évaluation de la surface. En effet, si deux points successifs, sur a_V, ne sont pas de part et d'autre de la grande diagonale, l'estimation est erronée.
A l'inverse, une forte valeur de la variable "Niveau", entraîne une sur-évaluation de la surface comme l'illustre la figure 7.35.

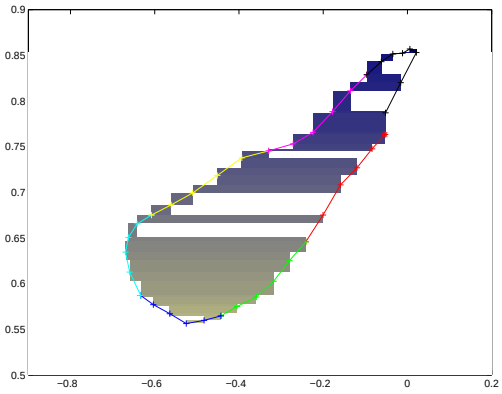


FIG. *7.34: Surface estimée pour la variable "Niveau=2". Surface = 0.058 g^2*

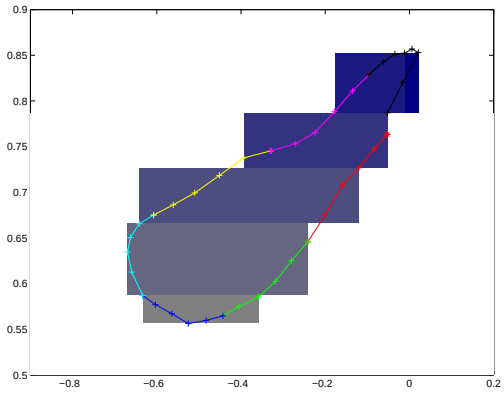


FIG. *7.35: Surface estimée pour la variable "Niveau=8". Surface = 0.108 g^2*

Afin de savoir si ces paramètres (DT, AGD, LGD, FE, SE) sont tous nécessaires et d'exclure ceux qui sont redondants, nous avons appliqué une ACP sur la totalité des critères d'exclusion.

7.6 Proposition d'un score d'activité

Nous venons de proposer et présenter différents outils de traitement du signal adaptés aux signaux délivrés par l'actimomètre afin d'en extraire des informations de plus haut niveau : le comportement statique ou dynamique, la posture du buste en pseudo-3D, les périodes de marche, les transferts (BtS ou StS). Partant de là, nous proposons la définition d'un score d'activité (SA) fonction des paramètres énoncés précédemment et défini globalement par l'équation 7.21.

Plus ce score sera proche de 1 et plus la personne présentera une activité physique élevée. A l'inverse un score proche de 0 sera caractéristique d'une personne immobile, grabataire.

$$SA(t) = \mathcal{F}[M(t), P(t), T(t), DMT(t), D(t)] \tag{7.21}$$

avec M(t) : le temps de marche effectué,
P(t) : le temps passé dans chaque posture,
T(t) : le nombre de transferts,
DMT(t) : la durée moyenne des transferts,
D(t) : le temps considéré comme comportement dynamique.

La fonction $\mathcal{F}$ décrit la manière dont chaque composante concoure à l'évaluation de SA. Elle doit être définie avec des experts afin d'exprimer une grandeur cohérente du point de vue des gériatres par exemple.

7.6.1 Exemple d'une fonction $\mathcal{F}$

Nous présentons un exemple de la fonction $\mathcal{F}$. Celle-ci est issue du bon sens et ne prétend, en aucun cas, être la fonction optimale. Ce score SA, pourrait être évalué à la fin de chaque journée de la manière suivante (Cf. équation 7.22) :

$$SA(t) = [C_P * R_P(t)] + [C_D * R_D(t)] + \left[C_M * \frac{M(t)}{M_{ref}}\right] + \left[C_T * \frac{T(t)}{T_{ref}}\right] + \left[C_{DMT} * \frac{DMT_{ref}}{DMT(t)}\right] \tag{7.22}$$

Avec $C_M + C_P + C_T + C_{DMT} + C_D = 1$, les coefficients qui pondèrent les grandeurs (marche, posture, transfert, durée des transferts, comportement statique ou dynamique). En effet, si l'on souhaite considérer la marche comme plus significative, en terme d'activité, que la durée moyenne des transferts, on choisira $C_M > C_{DMT}$.

Dans l'équation 7.22, M_{ref} est une valeur de référence considérée comme "très bonne" en terme d'activité (par exemple, 1 heure cumulée de marche dans la journée). Le rapport $\frac{M(t)}{M_{ref}}$ correspond alors à un pourcentage de cette aptitude optimale. Evidemment si $M(t) > M_{ref}$ le rapport $\frac{M(t)}{M_{ref}}$ est bloqué à 1.

Il en va de même pour T_{ref} (valeur de référence relative au nombre de transferts quotidien), sa valeur peut être de 10 transferts (BtS ou StS) dans la journée. Une personne effectuant 6 transferts dans la journée est alors considérée comme moins "active" (physiquement) qu'une autre, réalisant 12 transferts quotidiennement.

Le même système d'évaluation est appliqué pour le paramètre "Durée Moyenne des Transferts". Pour une personne âgée, on pourrait choisir $DMT_{ref} = 2s$. Cette durée correspond à un transfert effectué de manière rapide. Est alors considéré comme plus actif physiquement, tout individu présentant une durée moyenne des transferts faible.

$R_P(t) \in [0, 1]$: "Réalisation de la variable Posture". Ce peut être le rapport entre le temps passé dans une posture autre que couché sur le temps total (24h).

$R_D(t) \in [0, 1]$: "Réalisation de la variable Dynamique". Ce peut être le rapport entre le temps cumulé de comportements dynamiques sur le temps total (24h).

7.7 Synthèse sur l'extraction des paramètres

Les méthodes développées ci-dessus ajoutent au capteur de chute initial d'autres fonctionnalités telles que la détection de situations statiques ou dynamiques, l'estimation des postures, la détection des périodes de marche ainsi que la détection et classification des transferts (BtS et StS). A partir de cela nous avons proposé un score d'activité (SA) reflétant un niveau globale d'aptitude physique.

L'ensemble des ces informations est illustré sur la figure 7.36 et complète le schéma de la figure 4.2.

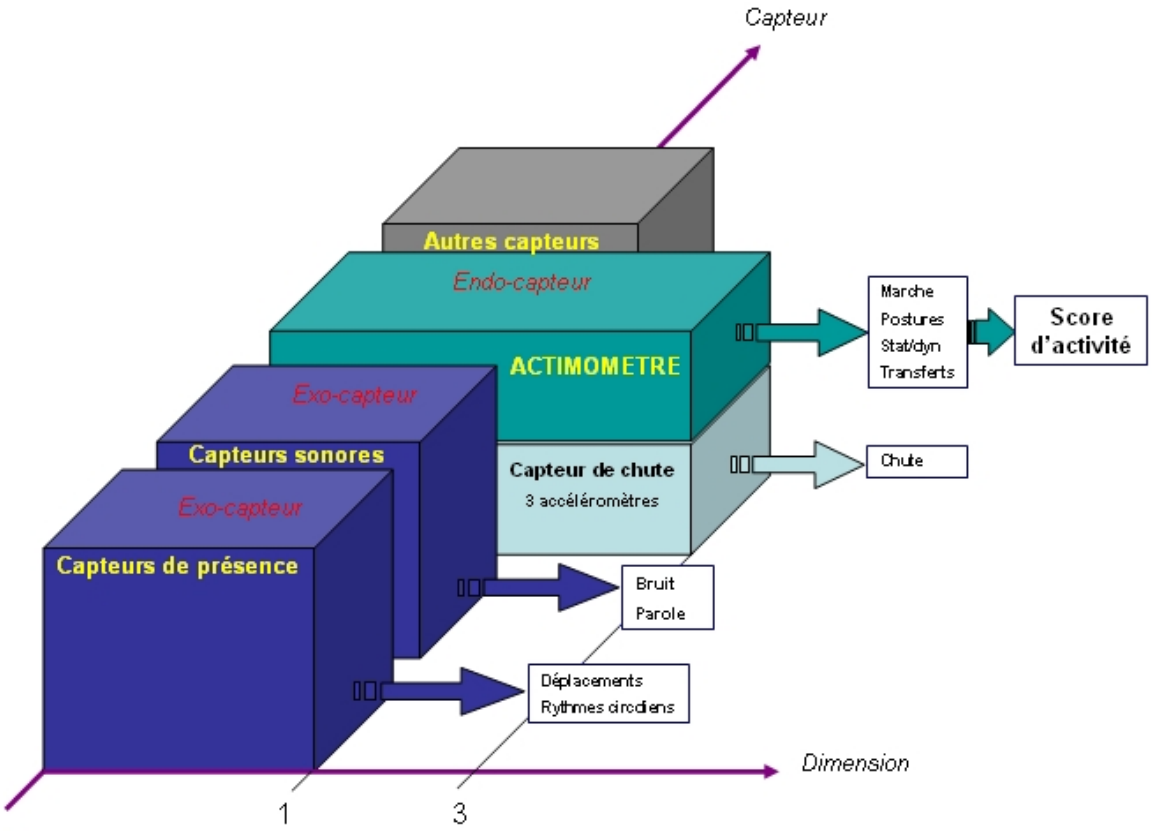


FIG. *7.36: Définition et élaboration de l'actimomètre*

Chapitre 8

Fusion des données multi-capteurs

La fusion de données multi-capteur est une discipline en pleine expansion et ce grâce aux avancées technologiques qui ont permis la mise sur le marché d'une multitude de capteurs de très petites tailles et bas coûts.

8.1 Etat de l'art des différentes méthodes de fusion de données

Avant de présenter les différentes approches permettant de fusionner des informations, nous allons expliciter les avantages d'une telle opération et justifier son utilisation dans notre cadre de recherche.

8.1.1 Définition

La fusion de données, terme générique d'un ensemble de techniques, peut être définie comme "un processus permettant de combiner au mieux un ensemble de données multi-sources, éventuellement hétérogènes, pour une information résultante de meilleure qualité". Dans le cas d'aide à la décision, la décision résultante se doit d'être la meilleure possible compte tenu des informations disponibles. Les sens exacts des mots "meilleure" et "qualité" dépendront de l'application considérée. La fusion de données (brutes ou éventuellement pré-traitées) permet de gérer une multitude d'informations, complémentaires[1], redondantes[2] et incomplètes, issues de sources hétérogènes, afin d'obtenir la "meilleure" connaissance possible de l'environnement de décision étudié.

Dans un processus de fusion, quatre phases principales sont enchaînées successivement :

[1]Des sources complémentaires donnent des informations de caractéristiques différentes sur l'objet observé

[2]Des sources redondantes donnent des informations de même nature sur l'objet observé

1. Représentation homogène et recalage des informations pertinentes : les données à fusionner sont souvent hétérogènes, il est impossible de les combiner sous leur forme initiale. On est alors amené à rechercher un espace de représentation commun dans lequel les différentes informations pertinentes disponibles renseignent sur une même entité. Un premier traitement consiste donc à transformer certaines de ces informations initiales, en informations équivalentes dans un espace commun, dans lequel s'effectuera la fusion,
2. Modélisation des connaissances : chaque jeu de données propre à chaque source n'est pas forcément exploitable en tant que tel, notamment si l'information fournie est très imparfaite, et ne donne qu'un aspect de la réalité. Cependant, même imparfaite, toute information peut apporter de la connaissance sur l'état du système. Donc, une étape essentielle du processus de fusion consiste à modéliser et à évaluer la connaissance apportée par chaque source. Elle est couplée au choix d'un cadre théorique adapté,
3. Fusion : c'est à ce niveau du processus que l'opération de fusion proprement dite est réalisée. Les informations recalées et modélisées sont combinées selon une règle de combinaison propre au cadre théorique choisi. Observons notamment que la fusion d'informations contradictoires doit permettre de gérer les conflits potentiels entre les diverses sources,
4. Décision par choix d'une stratégie : la fusion doit permettre de choisir l'information la plus vraisemblable, au sens d'un certain critère, parmi toutes les hypothèses possibles. En ce sens, la fusion de données aboutit bien souvent à une classification (affectation d'un ensemble de mesures aux hypothèses possibles). Le critère de décision dépend du cadre théorique dans lequel le processus de fusion a été développé, et de l'objectif à atteindre.

La principale difficulté de la fusion de données est de pouvoir modéliser et évaluer la connaissance apportée par chaque source afin de tirer le meilleur parti des informations disponibles. Cette opération consiste à exprimer l'imperfection de chaque information en fonction de la source dont elle est issue.

8.1.2 Les théories utilisées

Ce paragraphe présente des trois principaux courants de pensés relatifs à la fusion de données : probabiliste, évidentielle et possibiliste.

A-Fusion Probabiliste

- Modélisation de l'incertain
  Une probabilité P est définie de la manière suivante : $P : P(\Omega) \rightarrow [0, 1]$. On a alors pour $A \subset \Omega \rightarrow P(A)$ avec $P(\emptyset) = 0,\ P(\Omega) = 1$.

La propriété d'additivité donne

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$$

Par conséquent

$$P(A) = 1 - P(\overline{A})$$

La définition des probabilités conditionnelles

$$P(B/A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)}$$

nous conduit à la 1ère règle de Bayes

$$P(B/A) = \frac{P(A/B)P(B)}{P(A)}$$

Dans le cadre d'une partition totale de Ω par K éléments ($\Omega = \bigcup_{j=1}^{K} B_j$, $B_i \cap B_j = \emptyset$), le théorème des probabilités totales est donné par la relation suivante :

$$P(A) = \sum_{j=1}^{K} P(A/B_j)P(B_j)$$

Il en découle ainsi la seconde règle de Bayes :

$$P(B_j/A) = \frac{P(A/B_j)P(B_j)}{\sum_{j=1}^{K} P(A/B_j)P(B_j)}$$

- Règle de combinaison
  La fusion probabiliste est définit de la manière suivante :
  Soit deux capteurs délivrant des valeurs suivant deux variables aléatoires (A_1 et A_2). On cherche à savoir si ces deux valeurs permettent d'en conclure l'appartenance à la classe B. Connaissant les deux probabilités $P(A_1/B)$ et $P(A_2/B)$ et les deux événements étant conditionnellement indépendants, on a

$$P(A_1, A_2/B) = P(A_1/B)P(A_2/B)$$

De plus

$$\begin{aligned} P(A_1, A_2) &= \sum_{C \in \Omega} P(A_1, A_2/C)P(C) \\ P(A_1, A_2) &= \sum_{C \in \Omega} \frac{P(C/A_1)P(C/A_2)}{P(C)} P(A_1)P(A_2) \end{aligned} \tag{8.1}$$

Or

$$P(B/A_1, A_2) = \frac{P(A_1, A_2/B)P(B)}{P(A_1, A_2)}$$

En remplaçant $P(A_1, A_2)$ par l'équation 8.1 on obtient :

$$P(B/A_1, A_2) = \frac{P(B/A_1)P(B/A_2)/P(B)}{\sum_C P(C/A_1)P(C/A_2)/P(C)} \qquad (8.2)$$

- Décision
  Lorsque la totalité des probabilités conditionnelles (Cf. équation 8.2) sont évaluées, c'est dans la plupart des cas la règle du Maximum A Posteriori (MAP) qui est utilisée pour sélectionner la classe retenue.

B-Fusion Evidencielle

Historiquement, c'est Dempster [Dempster, 1967] qui propose une théorie de l'inférence statistique qui généralise l'inférence Bayésienne (pas d'a priori sur les paramètres). Viennent ensuite les travaux de Shafer [Shafer, 1976] qui propose des fonctions de croyance comme cadre général de représentation des incertitudes, englobant la théorie des probabilités comme cas particulier.

- Modélisation de l'incertain
  Soit l'ensemble de discernement Θ composé exhaustivement et exclusivement (monde fermé) de N hypothèses $(H1, H2, \cdots, H_N)$. On définit l'ensemble $2^\Theta = \{H1, \cdots, H_N, H1 \cup H2, \cdots, \Theta\}$: le référenciel de référence constitué de tous les singletons et toutes les unions possibles de Θ.
  Une structure de croyance élémentaire est la distribution $m : 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ d'une masse élémentaire parmi les éléments de 2^Θ, vérifiant :

$$m_\Theta(\emptyset) = 0 \text{ et } \sum_{A \subseteq \Theta} m_\Theta(A) = 1$$

  On peut interpréter $m_\Theta(A)$ comme la partie du degré de croyance placée exactement sur la proposition A.
  Les éléments de 2^Θ ayant une masse non nulle sont appelés éléments focaux de la structure de croyance. A partir d'une structure de croyance, il est possible de définir la crédibilité et la plausibilité de chaque proposition, qui sont l'expression respectivement de la borne inférieure et de la borne supérieure de la probabilité de cette proposition. Une structure de croyance correspond donc à une distribution d'intervalles de probabilités ; dans le cas particulier où la structure serait définie uniquement sur des singletons, la structure de croyance se confond avec une distribution de probabilités.
  La **crédibilité** mesure à quel point les informations données par une source soutiennent la proposition A. Elle est définit par l'équation 8.3.

$$Cr_\Theta(A) = \sum_{B \subseteq A} m_\Theta(B) \tag{8.3}$$

La **plausibilité** mesure à quel point les informations données par une source ne contredisent pas A. Elle est définit par l'équation 8.4.

$$Pl_\Theta(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m_\Theta(B) \tag{8.4}$$

Ces deux grandeurs sont liées par la relation suivante :

$$Pl_\Theta(A) = 1 - Cr_\Theta(\overline{A})$$

Elles sont illustrées graphiquement sur la figure 8.1.

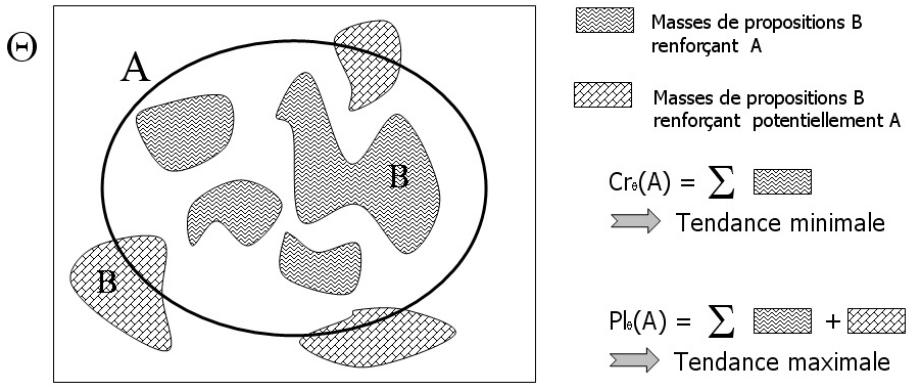


FIG. *8.1: Représentation graphique de la crédibilité et de la plausibilité*

- Règle de combinaison
  Des opérateurs de combinaison permettent de construire une structure unique de croyance m à partir de plusieurs structures indépendantes m_1 et m_2 définies sur le même ensemble de définition. La méthode de combinaison la plus connue est celle dite de Dempster-Shafer qui consiste à calculer :

$$\boxed{m^\Theta(C) = \frac{1}{1-K} \sum_{(A,B) \in (2^\Theta)^2 / A \cap B = C} m_1^\Theta(A) m_2^\Theta(B) \qquad \forall C \in 2^\Theta} \tag{8.5}$$

  Avec $K = \sum_{(A,B) \in (2^\Theta)^2 / A \cap B = \emptyset} m_1^\Theta(A) m_1^\Theta(B)$

  D'autres opérateurs de combinaison ont été définis, qui diffèrent principalement entre eux par l'interprétation donnée à l'intersection vide.

Remarque : estimation automatique des masses de croyances (**Cf. article revue Traitement du signal**)

- Décision
  Le cadre "évidentiel" propose plusieurs critères de décision impliquant différentes interprétation. Ce peut être le "maximum de crédibilité", "maximum de plausibilité" ou le maximum "pignistique".

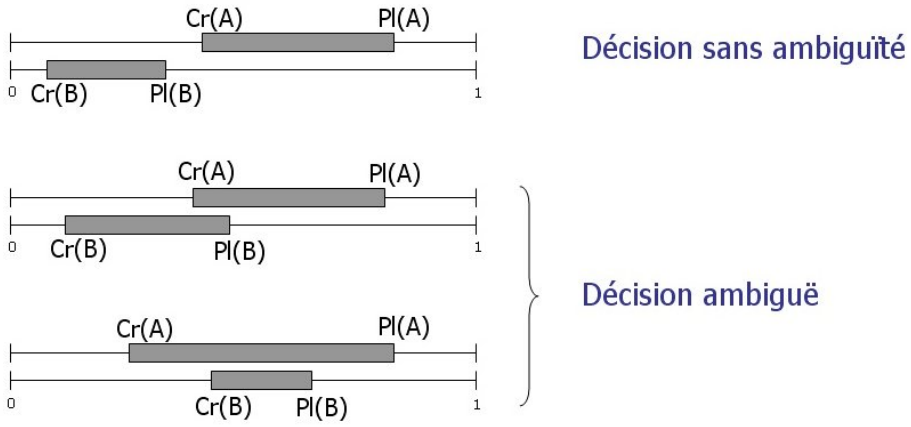


FIG. *8.2: Choix de décision crédibiliste*

C-Fusion possibiliste

- Modélisation de l'incertain
  La théorie des possibilités proposée par Zadeh [Zadeh, 1978], Dubois et Prade [Dubois et Prade, 1988] permet de tenir compte de l'imprécision des données ainsi que de l'incertitude à partir de deux fonctions de possibilité et de nécessité. Ces deux fonctions sont obtenues à partir des distributions de possibilités définies sur Θ par :

$$\pi : \Theta \rightarrow [0,1] \; Sup_{x \in \Theta} \pi(x) = 1$$

  Ces distributions donnent le degré d'appartenance au domaine Θ, qui n'est autre qu'un opérateur flou. Afin d'extraire l'imprécision et l'incertitude des données, deux fonctions spécifiques sont définies à partir de ces distributions. La fonction de possibilité est définie pour tout $A \in 2^{\Theta}$ par :

$$\Pi(A) = sup_{x \in A} \pi(x)$$

  La fonction de nécessité est donnée pour tout $A \in 2^{\Theta}$ par :

$$N(A) \equiv 1 - \Pi(\overline{A})$$

  où $\overline{A}$ représente l'événement contraire de A.

- Règle de combinaison
  Un des avantages de la théorie des possibilités est le nombre d'opérateurs de combinaison disponibles. Il est ainsi possible de combiner l'information issue des distributions de possibilité, à partir d'opérateurs de type t-norme, t-conorme, moyenne, sommes symétriques, etc. Le choix du type de combinaison reste cependant un problème délicat.
  Par exemple :

$$\pi(C/A \cap B) = \frac{min\left(\pi(C/A), \pi(C/B)\right)}{sup_C\left\{min\left[\pi(C/A), \pi(C/B)\right]\right\}} \tag{8.6}$$

8.1.3 Synthèse

Utilisation du cadre Probabiliste

- Optimal quand les sources sont parfaitement définies,
- Cadre contraint évitant des erreurs d'interprétations,
- A utiliser dès que l'on fusionne des mesures d'un capteur physique,
- Prise en compte des incertitudes de toute nature par extension des règles de Bayes,
- Ne permet pas de modéliser le raisonnement non additif (paradoxe d'Ellsberg).

Utilisation du cadre Evidenciel

- Formalisme recouvrant les Probabilités et les Possibilités,
- Modélisation ouverte à différents types d'information,
- Prise en compte de l'ignorance partielle,
- Nécessité de maîtrise du cadre théorique pour éviter des erreurs de modélisation,
- Difficulté du choix du bon modèle de combinaison.

Utilisation du cadre Possibiliste

- Cohérence avec les ensembles flous,
- Permet de modéliser le raisonnement humain,
- Prise en compte de l'ignorance partielle,
- Difficultés d'élaboration des ensembles flous et des mesures de possibilité.

Le tableau 8.1, présente différentes méthodes de fusion de données.

Il existe également des méthodes d'intelligence artificielle. On citera le "Case Based Reasoning" qui est une des méthodes de raisonnement analogique. Elle signifie "raisonner à partir de cas" ou d'expériences anciennes pour résoudre un problème,

Méthodes	Maximum de vraisemblance	Plus proche prototype	Frontières de décision
Classiques	Classifieur de Bayes Evidence, Possibilité Méthodes de Noyaux	AFD[1] k-plus proches voisins Nuées dynamiques supervisées	Segmentation Discrimination linéaire
Neuronales	Radial Basis Functions PMC[2]	AFD RCE[3]	réseaux ALN[4] PMC

TAB. *8.1: Synthèse des différentes méthodes de fusion de données*

critiquer des solutions ou expliquer des situations anormales.

8.2 Analyse du problème de fusion de données d'activité

Le choix de la méthode de fusion est conditionné par le cadre de l'étude, les données disponibles et les objectifs recherchés. La figure 8.3 représente et définit le processus de détection et de classification de scénarii.

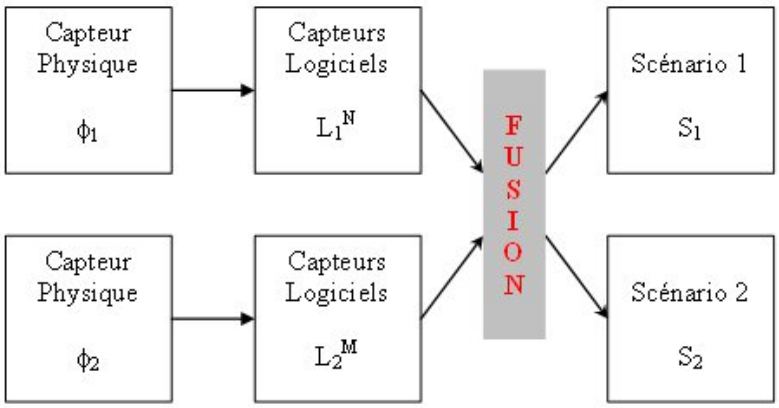


FIG. *8.3: Du capteur physique à la fusion des données*

En début de chaîne se trouvent *P capteurs physiques* (ϕ). Ils sont des entités matérielles : l'horloge de l'ordinateur (ϕ_1) qui collecte les données par exemple. A partir de ce *capteur physique*, peut être associé *N capteurs logiciels* (L_1^N), dans notre exemple,

[1]Analyse Factorielle Discriminante
[2]Perceptron MultiCouche
[3]Restricted Coulomb Energy, réseau de neurones artificiels développé par Léon Copper
[4]Adaptative Learning Networks

la "plage horaire" (L_1^1), la notion de "durée" (L_1^2), la différenciation "semaine/week-end" (L_1^3), la connaissance de la "saison" (L_1^4).

Les informations délivrées par les *capteurs logiciels* dépendent entièrement des valeurs enregistrées par le capteur physique associé. Elles peuvent être fiables à 100% ou présenter des erreurs dues au traitement entre le *capteur physique* et le *capteur logiciel*. On décide alors de définir une matrice de confiance ($C_{physique}^{logiciel}$) reliant ces deux types de capteurs :

$$C_{i,j} = \begin{pmatrix} C_{1,1} & C_{1,2} & \cdots & C_{1,N-1} & C_{1,N} \\ C_{2,1} & C_{2,2} & \cdots & C_{2,N-1} & C_{2,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ C_{P,1} & C_{P,2} & \cdots & C_{P,N-1} & C_{P,N} \end{pmatrix} \qquad \forall i \in [1,P] \text{ et } j \in [1,N] \qquad (8.7)$$

A partir des informations délivrées par l'ensemble des *capteurs logiciels*, l'objectif est la reconnaissance de scénarii (S). La problématique de ce travail étant le renseignement de critères d'autonomie, les scénarii sont pré-définis par la grille ADL (hygiène, habillement, toilette, transfert, continence, alimentation). La classification est, par conséquent, **supervisée**.

8.2.1 Capteurs physiques/logiciels

Nous avons recensé l'ensemble des données disponibles (ou potentiellement accessibles) dans l'HIS de Grenoble (Cf. tableau 8.2). A chaque *capteur physique*, est associé le(s) *capteur(s) logiciel(s)*.

8.2.2 Choix des scénarii

A la vue des capteurs disponibles, le scénario "hygiène" (Cf. §1.3.1) semble, a priori, extrêmement difficile à détecter. En effet, aucun de nos capteurs n'est capable de détecter si une personne parvient à se nettoyer correctement. De la même manière, le scénario "continence", est actuellement indétectable. On exclut donc ces deux scénarii.

A ces activités, il nous a semblé intéressant d'ajouter le scénario "déplacement à l'intérieur" appartenant à la grille AGGIR. Voici donc la liste exhaustive des scénarii retenus : REPOS, DETENTE, ELIMINATION, HABILLEMENT, PETIT DEJEUNER, DEJEUNER, DINER, DEPLACEMENT.

Capteurs Physiques	Capteurs logiciels
Temps (Horloge PC)	Plage horaire Durée Semaine/week-end Saison
Détecteurs IR (exo-capteur)	Présence dans un volume Localisation Agitation Direction de déplacement Vitesse déplacement
Actimomètre (endo-capteur)	Inclinaison angulaire Vitesse angulaire Accélération angulaire Statique/Dynamique Energie Marche Transferts Postures
Capteur de vibration (endo-capteur)	Porté/Non porté Statique/Dynamique ? Choc (de l'appareil, de la personne) ?
Luminosité intérieure	Eclairé/Sombre
Luminosité extérieure	Jour/Nuit
Température ambiante	Chaud/Froid (confort)
Température extérieure	Chaud/Froid
Température superficielle	Température de la personne (tendance) Porté/Non Porté ?
Hygrométrie	Humide/sec (confort)
Microphone (exo-capteur)	Localisation Parole/bruit Puissance sonore (confort, visite, télé)
Poids	Présence dans le volume où se situe la personne Poids
Tension artérielle	Tension artérielle (systolique/diastolique) Fréquence cardiaque Localisation (si fixe)
Oxymètre	Taux de saturation d'oxygène dans le sang Pouls Localisation (si fixe)

TAB. *8.2: Tableau présentant les capteurs (actuels ou potentiels) physiques et logiciels dans l'Habitant Intelligent en Santé de Grenoble*

8.2.3 Espace de discrimination

Dans le cadre de cette étude, et au vu des scénarii sélectionnés, la fusion n'utilisera pas la totalité des *capteurs logiciels* présentés dans le tableau 8.2. D'une part, parce que certains ne sont pas disponibles et d'autre part, afin de réduire l'espace d'analyse et simplifier le développement des traitements. Nous avons retenu les 6 *capteurs logiciels* suivants :

- plage horaire (PH),
- localisation (L),
- transferts (T),
- postures (P),
- statique/dynamique (SD),
- marche (M).

Dans cette configuration, le système d'analyse est "multi-capteur physique" (PC pour l'heure, détecteurs infrarouges, actimomètre) et multi-dimentionnel.

Le tableau 8.3 présente la projection des 8 scénarii dans l'espace des *capteurs logiciels*.

	Plage horaire	Localisation	Transferts	Postures	STAT DYN	Marche
Repos	[19h, 20h, 7h, 8h]	Chambre	Aucun	Allongée	STAT	Non
Détente	[9h, 10h, 17h, 18h]	Salon, Chambre	Aucun	∅	STAT	Non
Elimination	∅	WC	BtS, StS	Droit, Penchée	STAT	Non
Habillement	[7h, 8h, 9h, 10h]	Chambre, Salon, Douche, WC	Aucun	Droite, Penchée	DYN	Non
Petit déjeuner	[5h, 6.5h, 7.5h, 9h]	Cuisine	BtS, StS	Droite, Penchée	STAT	Non
Déjeuner	[10h, 11.5h, 12.5h, 14h]	Cuisine	BtS, StS	Droite, Penchée	STAT	Non
Diner	[16h, 18.5h, 19.5h, 21h]	Cuisine	BtS, StS	Droite, Penchée	STAT	Non
Déplacement	∅	2 pièces	Aucun	Droite, Penchée	DYN	Oui

TAB. *8.3: Description des 8 scénarii en fonction des 6* capteurs logiciels *retenus*

L'annexe A de la thèse de Florence Duchêne [Duchêne, 2004] décrit la journée type d'une personne âgée de 87 ans, veuve (Cf. annexe C). Celle-ci a été proposée par le docteur Pierre Rumeau, praticien hospitalier en gériatrie au CHU La Grave-Casselardit à Toulouse. Nous nous sommes donc inspiré de ces informations pour positionner (plage horaire) nos scénarii dans le sous-espace étudié.

Le scénario "repos" correspond au sommeil de la nuit. Il se réalise uniquement dans la chambre de 20h à 7h du matin, pour des postures allongées et un comportement statique. Les valeurs présentées pour la plage horaire "[19h, 20h, 7h, 8h]" correspondent respectivement au support inférieur, noyau inférieur, noyau supérieur et support supérieur d'un trapèze.

Le scénario de "détente" occupe un large espace dans $\mathbb{R}^6$ car il est définit pour les deux pièces "salon" et "chambre", en journée (9h à 17h), et pour un comportement statique.

Le scénario "élimination" peut survenir à n'importe quelle heure de la journée et se réalise uniquement dans les toilettes pour des comportement statiques.

Le "petit déjeuner", "déjeuner" et "dîner" se réalisent dans la cuisine à des horaires différents, respectivement autour de 7h, 12h et 19h. Des transferts sont attendus avant un comportement statique.

Le scénario de "marche" est défini pour n'importe quelle heure du jour et de la nuit. Il est caractérisé par une détection de la marche par l'actimomètre, un comportement dynamique et/ou un changement de pièce.

Regardons à présent la répartition des scénarii sélectionnés, non pas dans $\mathbb{R}^6$, mais dans différents sous-espaces.

Sous-espace $\mathbb{R}^2$: $\{Localisation,\ Plage\ horaire\}$

La figure 8.4 présente les occurences potentielles des 8 scénarii retenus projetés dans le sous-espace {localisation, plage horaire}. On notera d'ores et déjà qu'aux alentours de la plage horaire [8h,12h], plusieurs scénarii se superposent (détente, habillage, repos et élimination). De plus le sénario "déplacement" occupe tout ce sous-espace car il peut survenir dans toutes les pièces et à n'importe quelle heure. Il est donc impossible de les discriminer dans ce sous-espace décrit uniquement par les capteurs infrarouges et par le temps.

Sous-espace $\mathbb{R}^2$: $\{Stat/Dyn,\ Posture\}$

La figure 8.5 illustre la projection des scénarii dans le sous-espace {Stat/Dyn, Posture}.

A lui seul, l'actimomètre (avec la posture et l'activité statique ou dynamique), ne permet pas de distinguer les scénarii. La classification possible dans ce sous-espace est celle illustrée sur la figure 8.5. En revanche, si l'on tient compte du sous-espace précédent ({Localisation, Plage horaire}), le scénario "habillage" qui chevauchait le "repos", la "détente" et l'"élimination" devient séparable puisqu'il est le seul a présenter

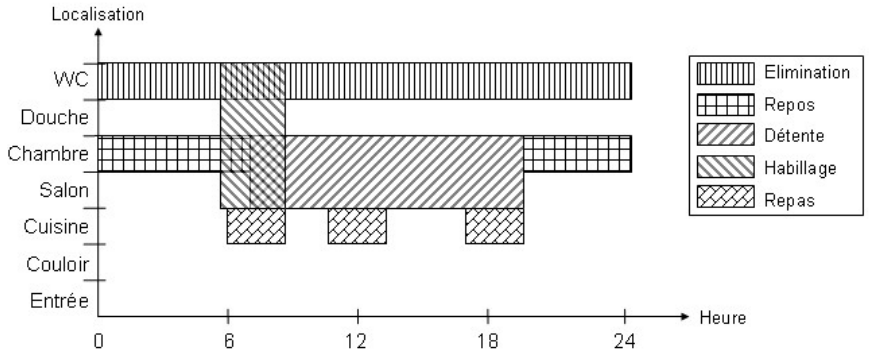


FIG. *8.4: Projection des scénarii dans le sous-espace {localisation, plage horaire}. Les plages horaires sont représentées par leurs noyaux*

un status dynamique. De plus, l'"habillage" se distingue du "repos" et de la "détente" grâce au paramètre de posture (buste allongé contre buste droit ou penché).

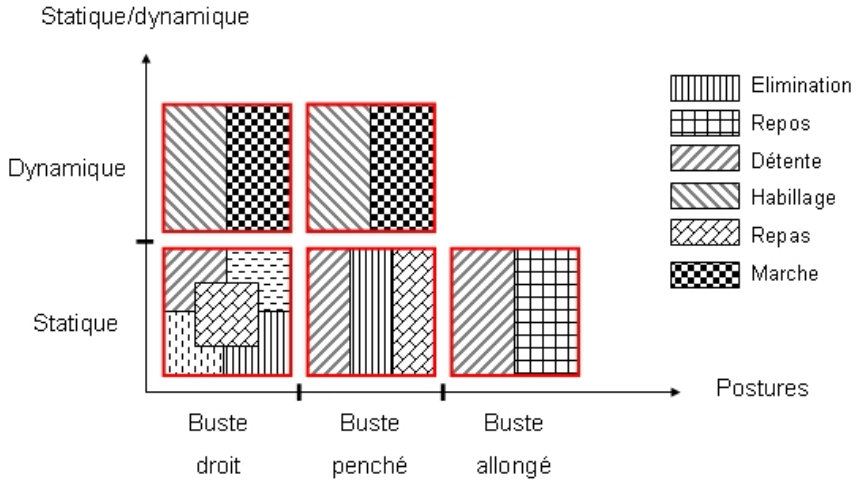


FIG. *8.5: Projection des scénarii dans le sous-espace {Stat/Dyn, Posture}*

De plus, l'actimomètre seul peut renseigner directement le scénario "Marche" et le scénario "Transferts" (critère de la grille AGGIR mais non retenu dans ce chapitre).

De manière synthétique, le tableau 8.4 illustre les capacités et limites de chaque capteur ainsi que les apports de la fusion de données.

8.3 Méthode de fusion utilisée

La méthode de fusion retenue est proche de la fusion probabiliste. Partant de l'équation 8.2, nous l'adaptons à notre problème.

Si nous prenons l'exemple du scénario "Repos".

	Repos	Détente	Elimination	Habillement	Petit Déjeuner	Déjeuner	Diner	Déplacement
IR seul	∅	∅	√	∅	∅	∅	∅	P
IR, Temps	P	P	√	P	P	P	P	P
ACTIMOMETRE Temps	P	P	∅	P	∅	∅	∅	√
ACTIMOMETRE, IR, Temps	√	√	√	√	√	√	√	√

TAB. *8.4: Complémentarité des capteurs physiques. ∅ : aucun renseignement, P : renseignement partiel, √ : renseignement quasiment total*

$$P(S_1/C_1) = \frac{\left[P(S_1/PL_1)P(S_1/L_1)P(S_1/T_1)P(S_1/P_1)P(S_1/SD_1)P(S_1/M_1)\right]/P(S_1)}{\sum_{i=1}^{8}\left[P(S_i/PL_1)P(S_i/L_1)P(S_i/T_1)P(T_i/P_1)P(S_i/SD_1)P(S_i/M_1)\right]/P(S_i)}$$

avec $C_1 = \{PL = PL_1, L = L_1, T = T_1, P = P_1, SD = SD_1, M = M_1\}$ et $PL_1 = [19h, 20h, 7h, 8h], L_1 = chambre, T_1 = \emptyset, P_1 = allongé, SD_1 = STAT, M_1 = Non$

Il est difficile d'évaluer l'ensemble des probabilités conditionnelles puisqu'elles sont fonction des habitudes de vie du sujet. C'est pourquoi nous proposons une méthode proche de Bayes.

8.3.1 Présentation de la méthode

La figure 8.6 illustre notre démarche de fusion de données multi-capteur. En entrée, nous disposons des informations délivrées par les capteurs logiciels (Temps, Localisation, Transferts, Postures, Statique/Dynamique et Marche).

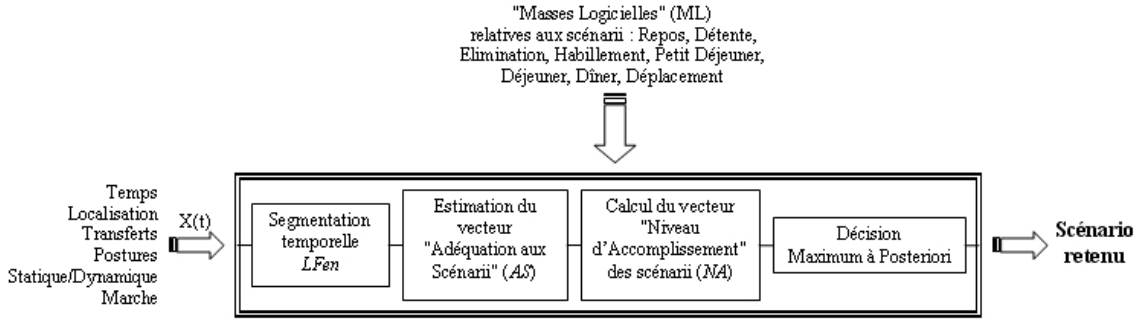


FIG. *8.6: Principe de fusion multi-capteur appliqué à notre problématique*

Comme nous l'avons expliqué précédemment, la classification est supervisée et les classes sont : "Repos", "Détente", "Elimination", "Habillement", "Petit Déjeuner", "Déjeuner", "Diner" et "Déplacement". Le système reçoit également en entrée la matrice

des "Masses Logiciels".

On appelle masses logiciels les poids affectés à chaque capteur logiciel et ceci pour chaque scénario. Nous avons choisi le terme "masse", car ces coefficients reflètent les contributions relatives de chaque capteur logiciel pour un scénario particulier.

Les lignes correspondent aux scénarii (8 dans notre étude) et les colonnes aux capteurs logiciels (6 dans notre cas). Nous définissons ML comme suit (Cf. équation 8.8) :

$$ML_{(8\times6)} = \begin{pmatrix} ML_{1,1} & \cdots & ML_{1,j} & \cdots & ML_{1,6} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ ML_{i,1} & \cdots & ML_{i,j} & \cdots & ML_{i,6} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ ML_{8,1} & \cdots & ML_{8,j} & \cdots & ML_{8,6} \end{pmatrix} \quad avec \quad \sum_{j=1}^{6} ML_{i,j} = 1 \quad \forall i \in [1,8] \tag{8.8}$$

Nous allons à présent expliciter les blocs de la figure 8.6.

Segmentation temporelle

La première étape consiste à segmenter le signal $X(t)$ en fenêtre de longueur $LFen$ échantillons. On appelle $X_{NFen}(t)$ le $NFen^{ime}$ segment de $X(t)$. Tous les $X_{NFen}(t)$ sont ensuite analysés afin d'estimer le tenseur d'ordre 3 "Adéquation aux Scénarii".

Adéquation aux scénarii

Cette étape compare les valeurs délivrées par les capteurs logiciels aux valeurs présentées dans le tableau 8.3 et affecte, pour chaque cellule, une valeur 0 lorsque la valeur n'est pas en adéquation avec la valeur attendue et 1 lorsque celle-ci est parfaitement en adéquation.

La figure 8.7 décrit le tenseur d'ordre 3 AS(NFen, Scénario, Capteur). "NFen" étant l'indice du signal segmenté, "Scénario", l'indice du scénario estimé et "Capteur", le capteur logiciel considéré.

Afin d'expliquer comment les différentes cellules (AS) sont renseignées, nous fixons $NFen = 1$ et $Scénario = repos$. Nous devons donc remplir le vecteur $AS_{1\times1\times6}$ (partie hachurée de la figure 8.7).

- la cellule 1 concerne la plage horaire. L'heure correspondant au milieu du segment $X_1(t)$ est comparée aux valeurs attendues (tableau 8.3) décrites par un trapèze. Le noyau de celui-ci délivre une valeur d'adéquation au scénario égale à 1 et des valeurs linéairement décroissantes sur les droites du supports,

- la cellule 2 correspond à la localisation. La pièce majoritairement occupée sur $X_1(t)$ est comparée à la pièce attendue (tableau 8.3) pour le scénario (dans

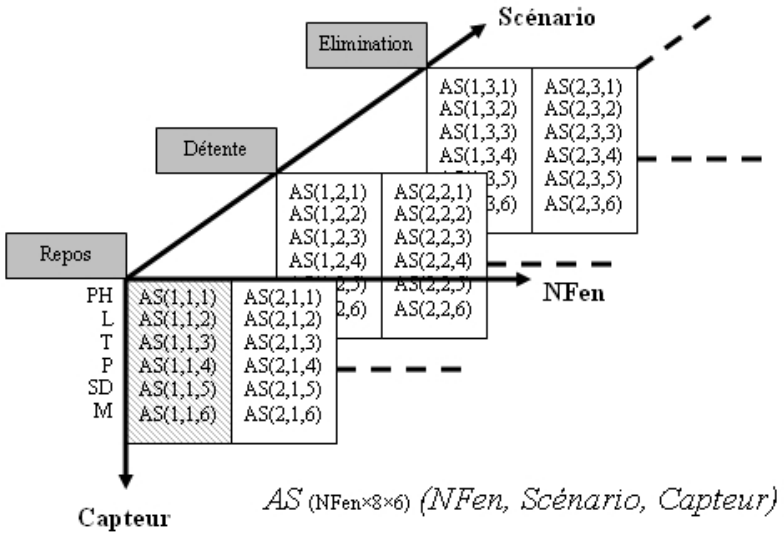


FIG. *8.7: Description du tenseur d'ordre 3 : AS(NFen, Scénario, Capteur). "NFen" étant l'indice du signal segmenté, "Scénario", l'indice du scénario estimé et "Capteur", le capteur logiciel considéré*

notre exemple : la chambre). La valeur retournée est 0 ou 1,

- la cellule 3 concerne les transferts. Le nombre de BtS et StS relatif à $X_1(t)$ est évalué et confronté à la situation escomptée (tableau 8.3). La valeur retournée est 0 ou 1,

- la cellule 4 correspond aux postures. La posture majoritaire (en durée) sur $X_1(t)$ est estimée et confrontée à celle(s) attendue(s) pour ce scénario (allongé dans notre exemple). La valeur d'adéquation au scénario est 1 si les postures coïncident et 0 sinon,

- la cellule 5 concerne le comportement statique ou dynamique. Le comportement majoritaire sur $X_1(t)$ est mis en relation avec le comportement attendu (statique dans notre exemple) et délivre 1 dans le cas d'une égalité et 0 sinon,

- la cellule 6 est relative à la marche. Si la durée majoritaire, de marche ou non marche, correspond à la situation attendue, la valeur vaut 1. Dans les autres cas elle vaut 0 .

Une fois ce tenseur dûment complété, nous pouvons calculer le "niveau d'accomplissement" de chaque scénario.

Niveau d'accomplissement

Nous définissons le niveau d'accomplissement du scénario S_i pour le segment X_{NFen} comme suit (équation 8.9) :

$$NA(S_i, NFen) = \sum_{k=1}^{6} AS(k, NFen, S_i) \times ML(S_i, k) \qquad \forall i \in [1, 8] \tag{8.9}$$

Pour $NFen = 1$, par exemple, nous obtenons le vecteur $NA_{(1,8)}$ dont les 8 éléments correspondent, respectivement, au niveau d'accomplissement des scénarii "Repos", "Détente", "Elimination", "Habillement", "Petit Déjeuner", "Déjeuner", "Diner" et "Déplacement".

Une fois la matrice NA calculée, il est éventuellement possible de prendre en compte la matrice $C_{i,j}$ (Cf. équation 8.7) qui reflète la confiance que l'on a en chaque capteur logiciel vis-à-vis de son capteur physique associé.

Dans notre situation, nous avons retenu 6 capteurs logiciels. Ceux-ci sont bijectifs par rapport aux capteurs physiques (Cf. tableau 8.2). La matrice $C_{i,j}$ n'est donc pas pleine comme le montre la figure 8.8.

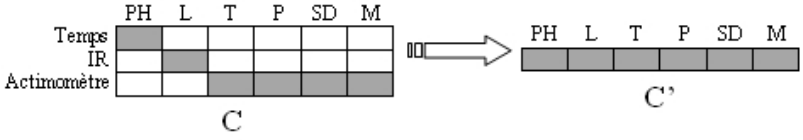


FIG. *8.8: Matrice de confiance C. Les cellules grisées correspondent à des valeurs non nulles*

On peut donc transformer la matrice C en un vecteur C' et définir un autre tenseur d'adéquation aux scénarii AS_C (Cf. équation 8.10) qui est la pondération de AS par C' :

$$AS_C(NFen, S_i) = diag(AS(NFen, S_i) \times C') \tag{8.10}$$

On obtient ainsi un autre niveau d'accomplissement (Cf. équation 8.11) :

$$NA'(S_i, NFen) = \sum_{k=1}^{6} AS_c(k, NFen, S_i) \times ML(S_i, k) \qquad \forall i \in [1, 8] \tag{8.11}$$

Remarque : l'utilisation du vecteur C' revient indirectement à configurer la matrice ML avec la somme des lignes différente de l'unité. $\sum_{j=1}^{6} ML_{i,j} \neq 1 \quad \forall i \in [1, 8]$

Décision

La décision s'effectue aussi bien sur *NA* que sur *NA'*. La règle est semblable au maximum a posteriori (MAP) et consiste, pour chaque segment X_{NFen}, à sélectionner le scénario présentant le niveau d'accomplissement le plus élevé.

En sortie de l'algorithme est donc disponible le scénario retenu ainsi que la valeur du niveau d'accomplissement associé. Cette dernière peut être utilisée comme un indicateur de confiance. En effet, un scénario présentant un fort de degré d'accomplissement signifie que bon nombre des critères le caractérisant ont été remplis.

Dans le cas où plusieurs scénarii présenteraient des niveaux d'accomplissement égaux, ceux-ci sont tous retenus comme solution possible. De plus, dans le cas où le meilleur scénario ne présenterait par un niveau d'accomplissement supérieur à 40%, nous avons décidé d'affecter, au segment de signal étudié, le label "Autre".

8.4 Synthèse sur la fusion de données

La méthode de fusion de données présentée ci-dessus a été développée pour répondre à la problématique initiale : l'évaluation de critères d'autonomie de la personne âgée à domicile et compléter les informations délivrées par l'actimomètre.

Le système de fusion de données peut être vu comme un méta-capteur tirant le meilleur partie de tous les capteurs sous-jacent. Il donc compléter le schéma de la figure 7.36. La figure 8.9 présente donc le système global d'évaluation des certains critères d'autonomie.

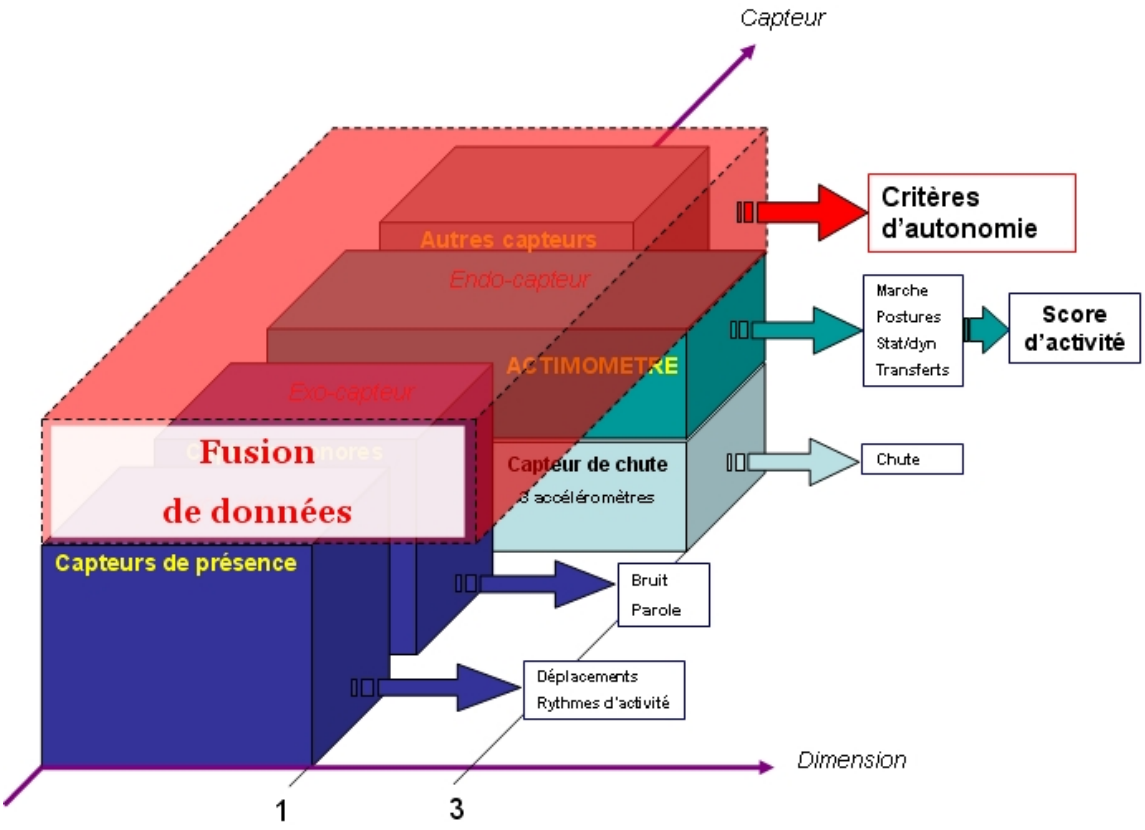


FIG. *8.9: Schéma global illustrant l'ensemble des travaux effectués au de ce travail doctoral et répondant à la problématique initiale : "comment évaluer de manière objective et automatique l'autonomie de la personne âgée à domicile"*

Troisième partie

Expérimentations et Résultats

Après avoir détaillé les différentes méthodes de traitement nécessaires au calcul des postures, à la détection de la marche ainsi qu'à la détection et classification des transferts, nous allons présenter les expérimentations mises en œuvres afin de les éprouver sur des données réelles pour évaluer les performances de chacune.

Le chapitre 9 exposera le protocole expérimental et les résultats relatifs à l'estimation des postures. Le chapitre 10 sera consacré à la validation des algorithmes de détection de la marche. Le chapitre 11 se focalisera sur l'évaluation des performances de classification des transferts. Enfin le chapitre 12 s'attachera à présenter les résultats relatifs à la fusion des données issues de différents capteurs (actimomètre, des capteurs de présence, ...).

La connaissance s'acquiert par l'expérience, tout le reste n'est que de l'information

Albert Einstein 1879-1955

Un expérience scientifique est ... une expérience qui contredit l'expérience commune

Gaston Bachelard 1884-1962

Chapitre 9

Validation du calcul des postures

Dans la section 7.3, nous avons présenté deux manières d'estimer les angles (roulis et tangage), la première utilisant l'arcosinus (équations 7.4 à 7.7) et la seconde ayant recours à l'arctangente (équations 7.8 à 7.11). Dans ce chapitre, nous présentons le protocole expérimental mis en œuvre pour confronter les valeurs d'angles calculées avec la réalité et les résultats relatifs à ces mesures.

9.1 Protocole expérimental

Le protocole expérimental est le suivant. Nous disposons le capteur sur la monture d'une lunette astronomique dont la partie supérieure est capable de pivoter selon deux axes de manière graduée. Nous fixons le capteur de manière à ce que les axes AP et ML coïncident avec les deux axes de rotation du pied. Pour ce faire, nous prenons comme repère visuel les composants ADXL213 et essayons de les aligner avec les axes de rotation. Cette étape approximative engendre des petites erreurs. Le capteur est alors dans une position initiale qui correspondrait à une personne dont le buste serait parfaitement vertical (Fig. 9.1)



FIG. *9.1: Dispositif expérimental pour le calibrage des angles (roulis, tangage)*



FIG. *9.2: Exemple de rotation dans le plan sagittal*

Une fois le dispositif en place, nous réalisons deux expérimentations correspondant respectivement à une rotation de roulis uniquement (360° en partant vers l'avant) puis de tangage uniquement (360° en partant vers la gauche). La rotation de la platine s'effectue à une vitesse "lente" et une courte pause est marquée tous les 5°.

9.2 Expérimentation sur le roulis

Cette première expérimentation consiste à orienter le capteur dans le seul plan sagittal.

9.2.1 Valeurs accélérométriques et estimations des angles

La figure 9.3 illustre les valeurs accélérométriques prises lors de cette expérimentation. Les petites "marches" correspondent aux pauses effectuées durant l'acquisition. Les premières valeurs enregistrées donnent $a_{AP}\#a_{ML}\#0$ et $a_V\#1$ (Fig. 9.3) qui correspond à un angle réel de roulis $\widehat{R} = 0°$.

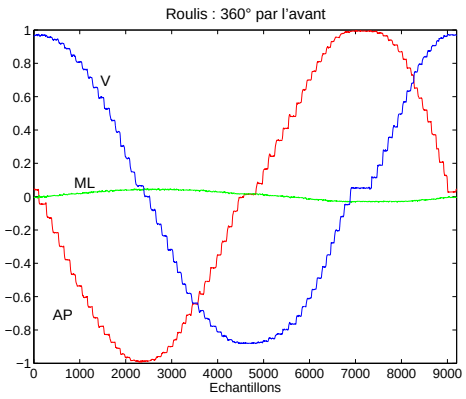


FIG. *9.3: Signaux délivrés par les trois accéléromètres (V pour a_V, ML pour a_{ML} et AP pour a_{AP}) lors du calibrage dans le plan sagittal*

Les résultats relatifs aux deux méthodes exposées est illustré ci-dessous. Les figures 9.4 et 9.5 présentent respectivement les angles de roulis et de tangage calculés pour chacun d'eux par les deux méthodes.

Il est intéressant de constater que les valeurs d'angles relatives au tangage son nulles lors de cette expérience. Cela est normal mais ce résultat est obtenu grâce aux corrections apportées lors du calcul (Cf. §"Corrections éventuelles" dans la section 7.3). Concernant les angles de roulis, les deux méthodes suivent le même profil. Il existe cependant des petites différences aux alentours des discontinuités du cosinus et de la tangente. Nous avons alors quantifié les erreurs d'estimation pour chaque méthode.

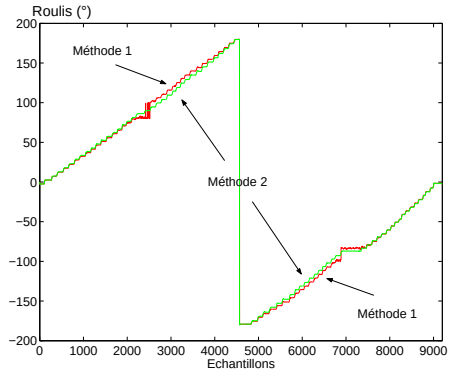


FIG. *9.4: Angles de roulis ($\widehat{R}$) calculés par les deux méthodes lors de l'expérimentation sur le roulis.*

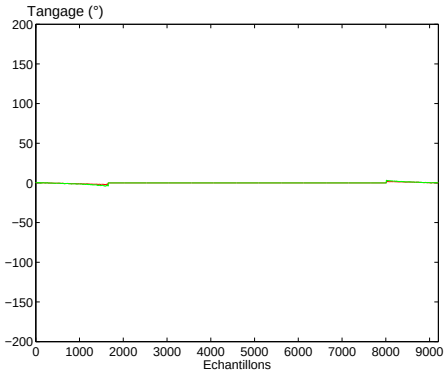


FIG. *9.5: Angles de tangage ($\widehat{T}$) calculés par les deux méthodes lors de l'expérimentation sur le roulis*

9.2.2 Erreurs d'estimations

Connaissant les angles réels de roulis grâce aux graduations du support, nous pouvons évaluer pour chaque palier (p) l'erreur de cette estimation. On notera $\varepsilon_R(p)$ l'erreur sur le roulis correspondant au palier p tel que

$$\varepsilon_R(p) = \widehat{R}^{estimé}(p) - \widehat{R}^{réel}(p) \tag{9.1}$$

Les erreurs d'estimation obtenues en appliquant la "méthode arcosinus" sont illustrées sur la figure 9.6 et celles relatives à la "méthode arctangente" sur la figure 9.7.

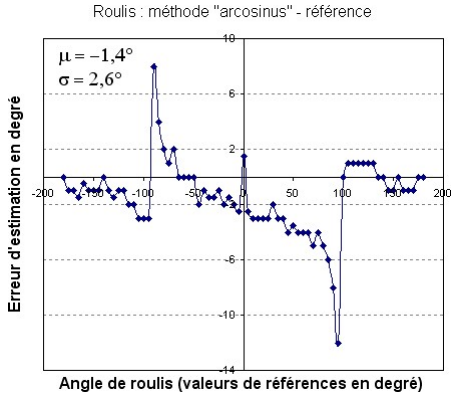


FIG. *9.6: Erreurs sur l'estimation du roulis (ε_R) en utilisant la méthode arcosinus*

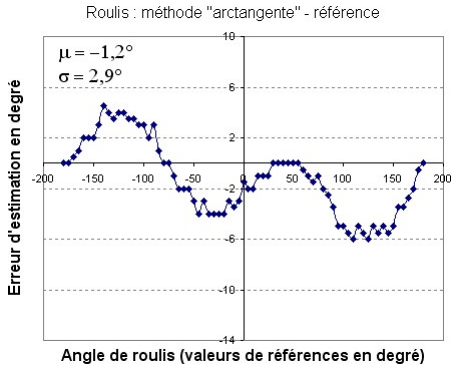


FIG. *9.7: Erreurs sur l'estimation du roulis (ε_R) en utilisant la méthode arctangente*

La figure 9.6 présente des erreurs importantes aux alentours de -90° et 90°. La figure 9.7, quant à elle, s'écarte des valeurs réelles de manière plus douce. Pour chacun des graphes, nous avons calculé la moyenne (μ_{ε_R}) et l'écart-type (σ_{ε_R}) de ces erreurs afin de pouvoir comparer la performance des deux méthodes d'estimation.

	μ_{ε_R}	σ_{ε_R}
Méthode arcosinus	-1.4°	2.6°
Méthode arctangente	-1.2°	2.9°

TAB. *9.1: Valeurs de μ et σ lors de la calibration du roulis*

En analysant les valeurs du tableau 9.1, nous pouvons remarquer que les moyennes sont négatives ce qui correspond à une erreur "systématique". Celle-ci peut être attribuée à un mauvais alignement du capteur sur le système de référence comme énoncé à la section 9.1. Les valeurs des écarts-types sont pratiquement les mêmes conférant aux deux méthodes les mêmes performances globales. Cependant, la méthode de l'arctangente donne des écarts absolus moins importants.

9.2.3 Résultats sur la détermination des postures

Pour le calcul des postures, nous avons choisit d'utiliser les angles estimés par la "méthode arctangente" car la dispersion des erreurs est plus régulière que son homologue. Suite aux valeurs de roulis et tangage estimées, nous appliquons la quantification de ceux-ci comme présenté au paragraphe "Quantification" de la section 7.3. Les deux angles (roulis et tangage) quantifiés en six classes sont enfin combinés pour déterminer la posture globale en "pseudo trois dimensions" (Fig. 9.8).

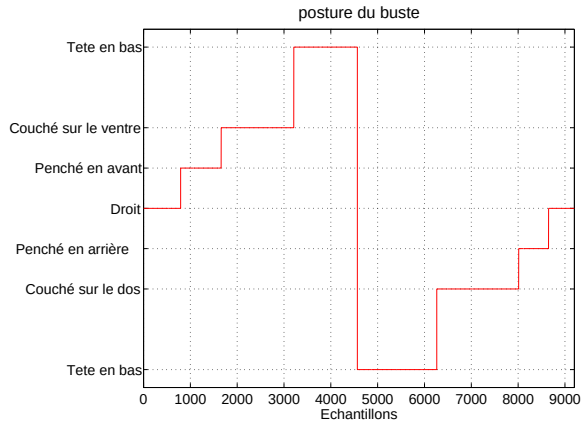


FIG. *9.8: Postures obtenues lors du calibrage du roulis. En abscisse, 1000 échantillons correspond à 50 secondes d'enregistrement à une fréquence d'échantillonnage de 20Hz*

La position initiale est effectivement "droite". S'en suit un passage par une posture "penché en avant", puis "allongé sur le ventre" et "la tête en bas". A ce moment là, le capteur a effectué une rotation de 180°. En tournant toujours dans le même sens, le retour à la position initiale donne les postures "couché sur le dos", "penché en arrière" et enfin "droit" de nouveau.

9.3 Expérimentation sur le tangage

Cette seconde expérimentation consiste à faire pivoter le capteur dans le seul plan frontal.

9.3.1 Valeurs accélérométriques et estimations des angles

La figure 9.9 illustre les valeurs accélérométriques prises lors de cette expérimentation. Les petits "plateaux" correspondent aux pauses effectuées durant l'acquisition. Les premières valeurs enregistrées donnent $a_{AP}\#a_{ML}\#0$ et $a_V\#1$ (Fig. 9.3) qui correspond à un angle réel de tangage $\widehat{T} = 0°$.

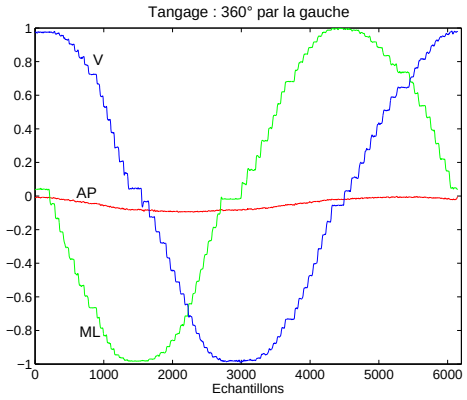


FIG. *9.9: Signaux délivrés par les trois accéléromètres lors du calibrage dans le plan latéral*

Les résultats relatifs aux deux méthodes exposées est illustré ci-dessous. Les figures 9.10 et 9.11 présentent respectivement les angles de roulis et de tangage calculés pour chacun d'eux avec les deux méthodes.

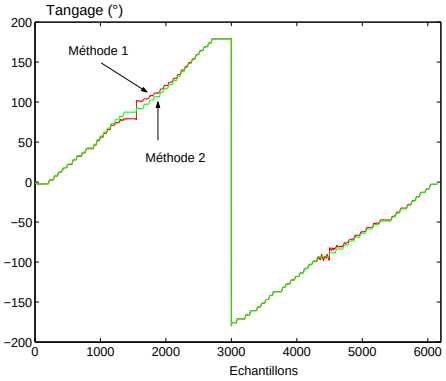


FIG. *9.10: Angles de tangage ($\widehat{T}$) calculés par les deux méthodes lors de l'expérimentation sur le tangage.*

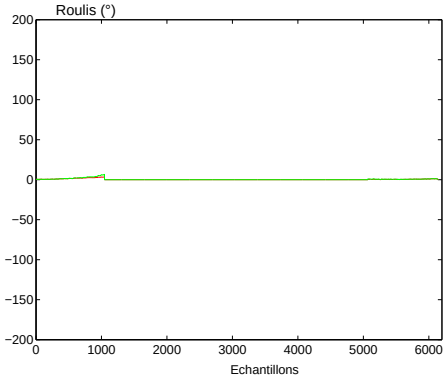


FIG. *9.11: Angles de roulis ($\widehat{R}$) calculés par les deux méthodes lors de l'expérimentation sur le tangage*

	μ_{ε_R}	σ_{ε_R}
Méthode arcosinus	-1.9°	2.3°
Méthode arctangente	-2.6°	1.0°

TAB. *9.2: Valeurs de μ et σ lors de la calibration du tangage*

9.3.2 Erreurs d'estimations

De la même manière, nous pouvons évaluer pour chaque palier (p) l'erreur d'estimation. On notera $\varepsilon_T(p)$ l'erreur sur le tangage correspondant au palier p tel que

$$\varepsilon_T(p) = \widehat{T}^{estimé}(p) - \widehat{T}^{réel}(p) \tag{9.2}$$

Les erreurs d'estimation obtenues en appliquant la "méthode arcosinus" sont illustrées sur la figure 9.12 et celles relatives à la "méthode arctangente" sur la figure 9.13.

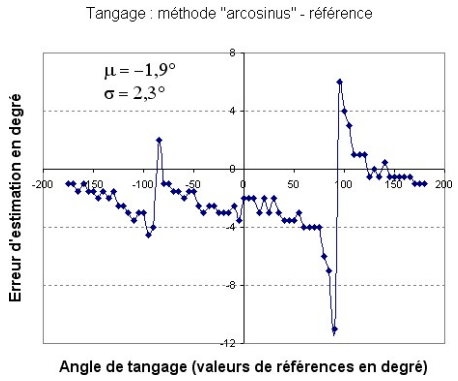


FIG. *9.12: Erreurs sur l'estimation du tangage (ε_T) en utilisant la méthode arcosinus*

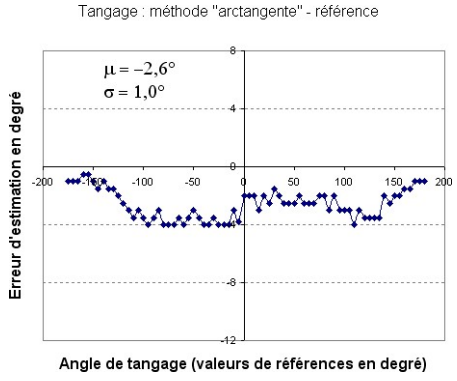


FIG. *9.13: Erreurs sur l'estimation du tangage (ε_T) en utilisant la méthode arctangente*

On notera, à nouveau, que la figure 9.12 présente des erreurs plus importantes aux alentours de -90° et 90°. La figure 9.13, quant à elle, s'écarte des valeurs réelles de manière plus douce. Pour chacun des graphes, nous avons calculer la moyenne (μ_{ε_R}) et l'écart-type (σ_{ε_R}) de ces erreurs pour comparer la performance des deux méthodes d'estimation.

Comme précédemment (§9.2.2), nous pouvons remarquer que les deux moyennes sont négatives ce qui correspond à nouveau à une erreur "systématique" due à un mauvais positionnement du capteur sur le système de référence. L'écart-type relatif à la deuxième méthode est faible montrant une bonne précision des estimations. La deuxième méthode est donc celle qui est retenue pour la suite.

9.3.3 Résultats : postures

A nouveau nous quantifions les angles de roulis et tangage puis les combinons pour obtenir les postures (Fig. 9.14).

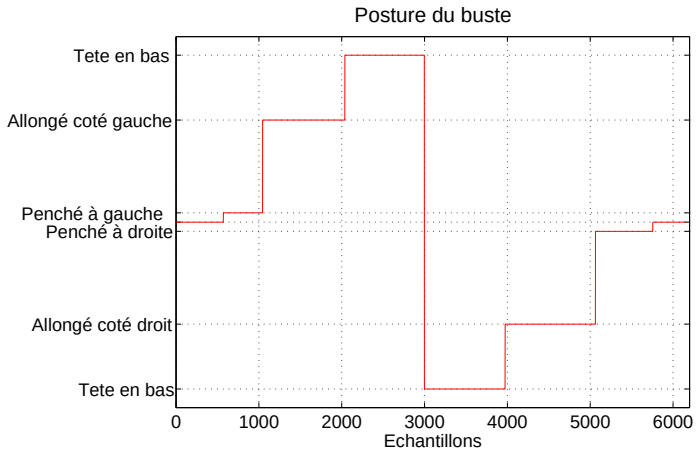


FIG. *9.14: Postures obtenues lors du calibrage du tangage*

Sur la figure 9.14, on notera la position initiale comme étant "droite". S'en suit un passage par une posture "penché à gauche" puis "allongé sur le côté gauche" et "la tête en bas". A ce moment là le capteur a effectué une rotation de 180°. En tournant toujours dans le même sens, le retour à la position initiale donne les postures "couché sur côté droit", "penché sur la droite" et enfin "droit" à nouveau.

Chapitre 10

Expérimentations pour la détection de la marche

Dans la section 7.4, nous avons présenté trois manières de détecter les périodes de marche noyées dans une séquence : soit à partir des valeurs a_{AP} , soit de a_V soit de a_{AP} et a_V simultanément.

10.1 Protocoles expérimentaux

Nous avons donc éprouvé ces trois méthodes sur deux expérimentations dont voici les protocoles.

10.1.1 Pré-tests sur des sujets jeunes en bonne santé

L'expérience consistait à effectuer plusieurs séquences de marche comprenant chacune cinq à six pas ; et ceci à vitesse préférentielle. Le sujet était équipé de l'actimomètre grâce à une ceinture toraxique (Fig. 3.5). L'ensemble des essais ont été enregistrés à l'aide d'une caméra numérique, les flux vidéos sont recalés sur les siqnaux accélérométriques à l'aide d'un saut vertical réalisé au début de chaque expérience. Ce signal très visible sur la vidéeo l'est aussi sur l'accéléromètre vertical : présence d'un pic très prononcé. Les temps de début et fin de marche sont indexés manuellement dans un fichier texte. Ces tests nous ont permis de pré-évaluer nos algorithmes sur des données réelles et d'observer rapidement les performances de classification.

Cette expérimentation a été effectuée sur 5 sujets jeunes, en bonne santé, de moyenne d'âge 30 ans.

10.1.2 Tests sur des sujets âgés

Ces tests se sont déroulés dans le foyer logement (LFPA LE PARC, 9 rue des lilas - 38420 Domène) de personnes âgées. Ceux-ci ont été organisés par le docteur et kinésithérapeute Jacques Vaillant. 21 personnes se sont prêtées volontaires (2 hommes et 19 femmes). La moyenne d'âge est de 79 ans ($\sigma = 7$ ans) de taille moyenne égale à 158cm ($\sigma = 9$ cm) et d'un poids moyen de 63 kg ($\sigma = 10$ kg). Chacune d'entre elles, et à tour de rôle, ont passé un entretien oral avec Monsieur Vaillant qui les a informées des objectifs et détails de la séance, a évalué leurs antécédents médicaux (personne chuteuse, prothèse du genou ou de la hanche, ...) et obtenu leurs consentements éclairés. Les formulaires utilisés sont disponibles en annexe D à la page 201.

Après l'entretien, chaque personne individuellement entrait dans une pièce d'une quinzaine de mètre carré dont l'intérieur est aménagé à la façon d'un studio. Celle-ci comprenait une table et des chaises, un divan, une bibliothèque, un coin cuisine (évier, réfrigérateur, placards) et une chaise avec accoudoirs (Fig. 10.1).



FIG. *10.1: Aperçu de la salle d'expérimentation*

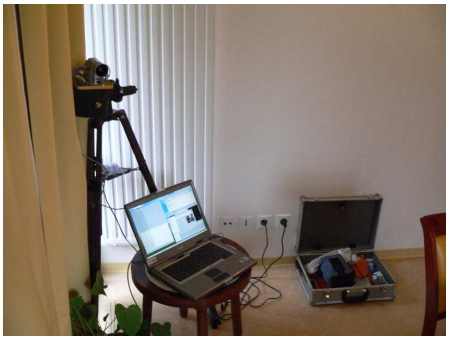


FIG. *10.2: Installation du dispositif de collecte de données*

Chaque sujet était équipé de l'actimomètre grâce à une ceinture toraxique (Fig. 3.5) et relié à un ordinateur potable qui collectait les données enregistrées (Fig. 10.2). La séance se découpait en trois phases :

1. Succession de transferts (BtS-StS).
   Ce protocole, relatif aux transferts, est décrit en 11.2.1.
2. Scénario écologique.
   Il consiste à reproduire une série d'activités normales de la vie quotidienne, comme par exemple marcher dans la pièce, s'asseoir dans le divan, aller chercher une bouteille dans le réfrigérateur, s'allonger sur le divan, etc. L'ensemble des tâches effectuées est répertorié dans l'annexe E à la page 205. Les données relatives à cette partie d'expérimentation seront utilisées aussi bien pour la détection des phases de marche que pour la détection et classification des transferts.
3. Succession de transferts (BtS-StS) à nouveau.

10.2 Résultats sur des sujets jeunes

L'évaluation des performances de détection de la marche passe par le calcul de la sensibilité et spécificité. Pour cela, et pour chaque enregistrement effectué, nous avons indexé (identification des débuts et fins de la marche) le signal au moyen des enregistrements vidéos. Ces deux temps sont respectivement repérés lorsque les épaules entrent en mouvement et lorsqu'elles s'arrêtent de bouger. Il est évident que cette étape apporte quelques déformations vis-à-vis de la réalité. La sensibilité et spécificité sont calculés échantillons pas échantillons. C'est à dire que tout échantillons est comparés à la réalité et rescencés comme Vrai Positif (VP), Vrai Négatif VN), Faux Positif (FP) ou Faux Négatif (FN). Nous obtenons ensuite :

$$Se = \frac{VP}{VP + FN} \qquad \text{et} \qquad Sp = \frac{VN}{VN + FP}$$

A partir de là, notre objectif est de parvenir à mettre au point un algorithme de détection à la fois très sensible et très spécifique. C'est un compromis difficile à atteindre puisque sensibilité et spécificité sont supplémentaires. La courbe ROC (de l'anglais Receiver Operator Characteristic curve) est un moyen d'exprimer la relation entre ces deux grandeurs. Dans notre cas, le paramètre sur lequel on peut agir est Tau (Cf. équation 7.12).

Plus la courbe ROC s'éloigne de la diagonale (figure 10.3) pour rejoindre l'angle supérieur gauche, plus l'algorithme est globalement "puissant". Sur cet exemple, A et B peuvent être les courbes ROC schématiques de deux méthodes de détection dont on souhaite choisir la meilleure. Quelle que soit la valeur de τ, A a une meilleure sensibilité et une meilleure spécificité que B.

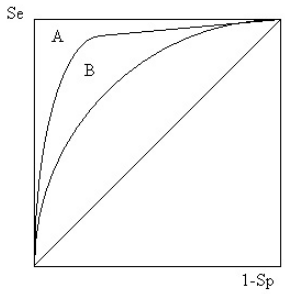


FIG. *10.3: Principe de la courbe ROC*

10.2.1 Performance de la classification

Comme on vient de le voir, c'est en agissant sur le paramètre τ que l'on peut améliorer rapport sensibilité/spécificité de notre algorithme de détection. Mais sa mise en œuvre dépend, en outre de trois paramètres : la longueur temporelle (échantillons) de la fenêtre d'analyse : *LFen*, le coefficient d'atténuation : τ et la connaissance a priori de l'intervalle spectral : *FS*.

Dans le cadre de ces pré-tests, nous présentons uniquement une courbe ROC (Fig. 10.4) où τ varie et *Lfen* et *FS* sont fixés. Sur celle-ci, le cercle noir indique les valeurs de τ donnant les meilleurs performances (ou meilleur compromis entre sensibilité et

spécificité) de classification dans le sens où nous l'avons présenté sur la figure 10.3 dont la légende est la suivante : AP, ML, $AP + j.V$, correspondent respectivement à une analyse de la marche effectuée sur l'accéléromètre antéropostérieur, médiolatéral et le signal complexe $AP + j.V$.

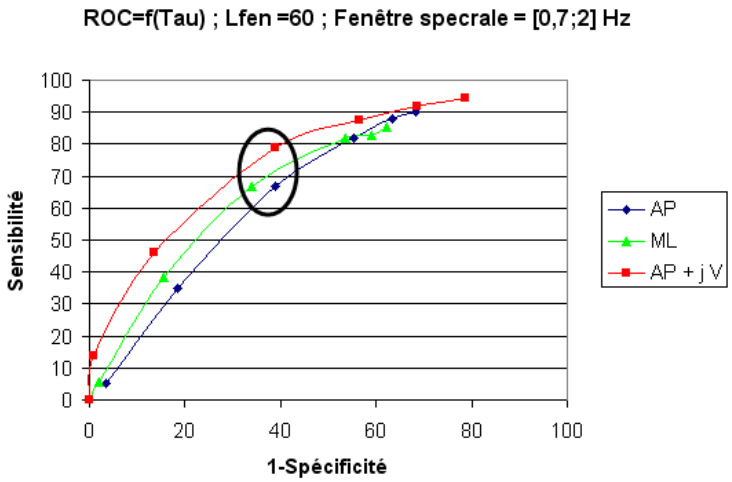


FIG. *10.4: Courbe ROC=f(τ) sur 5 sujets jeunes ; LFen = 60 ; FS = [0,7;2] Hz*

Le tableau 10.1 montre pour cette configuration particulière de *FS* et *LFen*, les valeurs de τ qui gênèrent la meilleure classification de chaque méthode.

	τ	1-Sp	Se	Sp
Analyse sur AP	20	38.8	66.6	61.2
Analyse sur ML	20	34.1	66.8	65.9
Analyse sur AP + j V	20	38.9	78.7	61.1

TAB. *10.1: Meilleures valeurs de sensibilité et spécificité pour 5 sujets jeunes.* FS *= [0,7;2] Hz et* LFen*=60*

On peut donc conclure que pour cette catégorie de sujets, la méthode la plus efficace est celle qui utilise à la fois les informations antéro-postérieures et verticales $(AP + jV)$.

10.3 Résultats sur 21 sujets âgés

Nous allons à présent appliquer les mêmes analyses aux expérimentations (dont le protocole est différent (Cf. §10.1)) réalisées sur 21 sujets âgés.

Comme nous venons de le voir dans le paragraphe précédent, l'algorithme est fonction de trois paramètres (*FS*, *LFen* et τ). Après une rapide exploration des performances, nous avons choisi :

- 2 valeurs de FS : [0.7 ;2]Hz et [0.3 ;2]Hz,
- 3 valeurs de $LFen$: 40, 60 et 80 (en nombre d'échantillons),
- 10 valeurs de tau : 2, 5, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 80, 100.

10.3.1 Courbes avec FS = [0.7-2] Hz

Les figures 10.5, 10.6 et 10.7 illustrent les performances obtenues sur 21 sujets âgés en fixant la fenêtre d'analyse spectrale égale à [0,7 ;2] Hz.

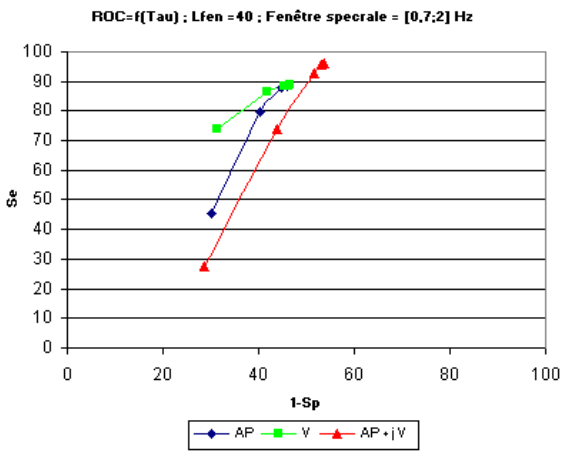


FIG. *10.5: Courbe ROC=f(τ) sur 21 sujets âgés ; LFen = 40 ; FS = [0,7 ;2] Hz*

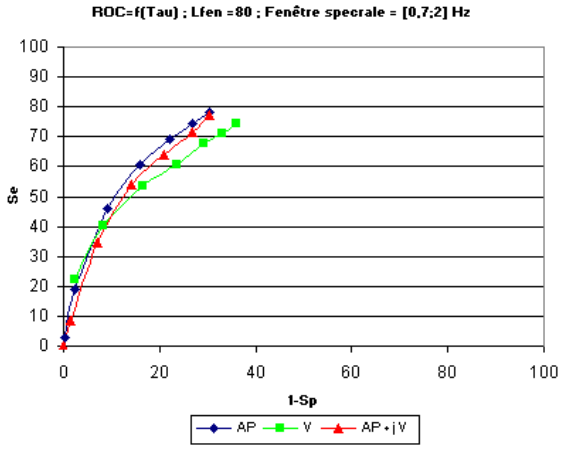


FIG. *10.6: Courbe ROC=f(τ) sur 21 sujets âgés ; LFen = 80 ; FS = [0,7 ;2] Hz*

Au regard de ces figures, la longueur de fenêtre, $LFen = 60$ (fig. 10.7), donne les meilleures conditions.

Pour cette longueur de fenêtre, $LFen = 60$, nous pouvons comparer les méthodes entre elles. Sur la figure 10.7, le cercle noir indique les valeurs de τ donnant les meilleurs performances de classification. Les valeurs sont données par le tableau 10.2 qui montre une équivalence des trois méthodes avec des performances de l'ordre de 77% de sensibilité et 73% de spécificité.

	τ	1-Sp	Se	Sp
Analyse sur AP	50	27.4	77.9	72.6
Analyse sur ML	30	26.4	77.1	73.6
Analyse sur AP + j V	40	26.2	76.9	73.8

TAB. *10.2: Meilleures valeurs de sensibilité et spécificité pour 21 sujets et FS = [0,7 ;2] Hz*

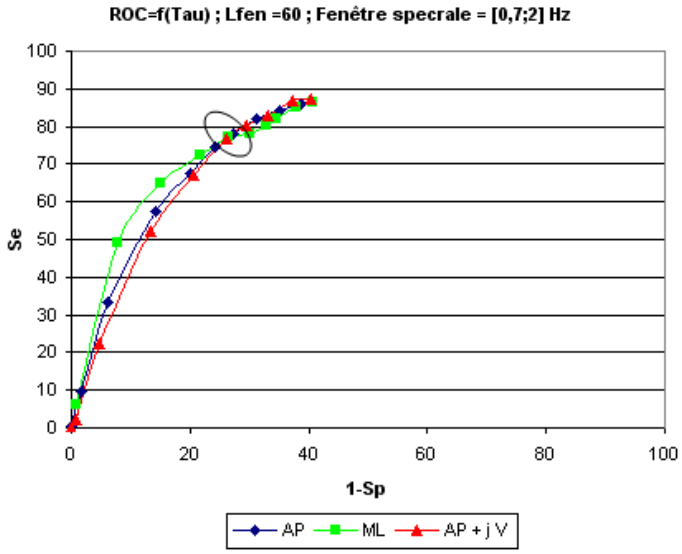


FIG. *10.7: Courbe ROC=f(τ) sur 21 sujets âgés ; LFen = 60 ; FS = [0,7 ;2] Hz*

10.3.2 Courbes avec FS = [0.3-2] Hz

A présent nous élargissons l'intervalle *FS*. Ceci afin de vérifier si des périodes de marche de plus basses fréquences auraient pu être omises. Les sujets étant des seniors, nous élargissons uniquement la borne inférieure car il est peu probable que cette population se déplace avec une fréquence d'oscillation du buste très élevée.

De la même manière, les figures 10.8, 10.9 et 10.10 illustrent les résultats de performances pour les trois longueurs de *LFen* : 40, 60 et 80 mais à présent en ayant fixé FS = [0.3 ;2] Hz.

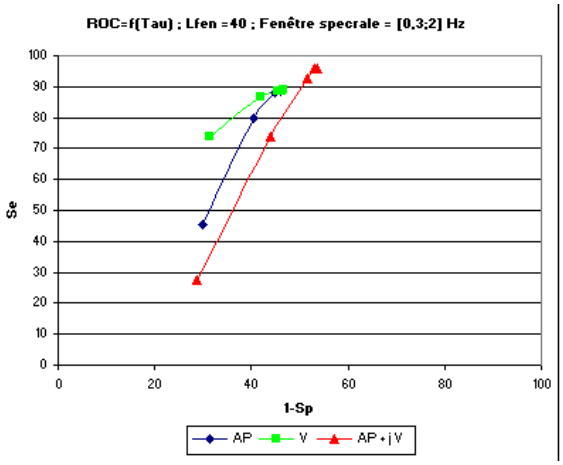


FIG. *10.8: Courbe ROC=f(τ) sur 21 sujets âgés ; LFen = 40 ; FS = [0,3 ;2] Hz*

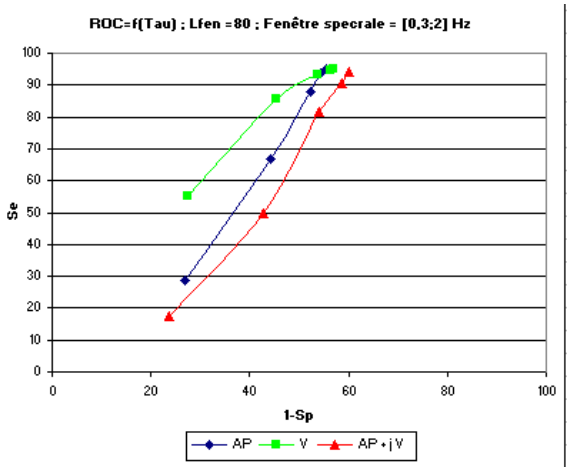


FIG. *10.9: Courbe ROC=f(τ) sur 21 sujets âgés ; LFen = 80 ; FS = [0,3 ;2] Hz*

De nouveau, entre les trois longueurs de fenêtre, $LFen = 60$ est la plus performante.

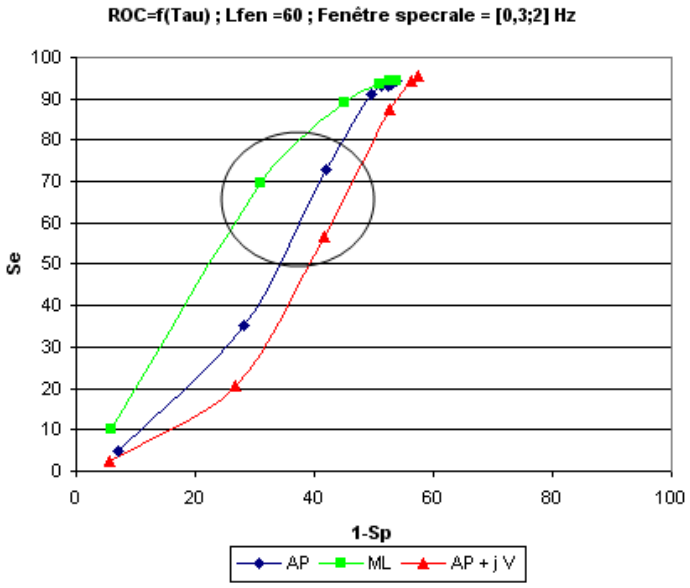


FIG. *10.10: Courbe ROC=f(τ) sur 21 sujets âgés ; LFen = 60 ; FS = [0,3 ;2] Hz*

Le tableau 10.3.2 montre pour cette configuration particulière de FS et $LFen$ les valeurs de τ qui génèrent la meilleure classification de chaque méthode.

	τ	1-Sp	Se	Sp
Analyse sur AP	30	41.9	72.7	58.9
Analyse sur ML	20	31.0	69.6	69.0
Analyse sur AP + j V	30	41.6	56.5	43.5

TAB. *10.3: Meilleures valeurs de sensibilité et spécificité pour 21 sujets et FS = [0,3 ;2] Hz*

Les valeurs du tableau 10.3.2 donne la méthode utilisant l'axe médio-latéral meilleure que les deux autres.

Comparons à présent les deux tableaux (10.2 et 10.3.2) afin de déterminer lequel des intervalles spectraux il faut choisir. Pour FS=[0.7 ;2]Hz on a en moyenne 77.5% de sensibilité et 73.5% de spécificité contre 69.6% 69.0% pour FS=[0.3 ;2]Hz. Donc sans aucune hésitation, la première fenêtre FS est à retenir.

Remarque : Pour information, la meilleure performance obtenue avec un intervalle $FS = [1; 2]Hz$ est lorsque $\tau = 50$. On a alors Se=71.4% et Sp=75.9%. Ceci est moins bon que pour $FS = [0.7; 2]Hz$.

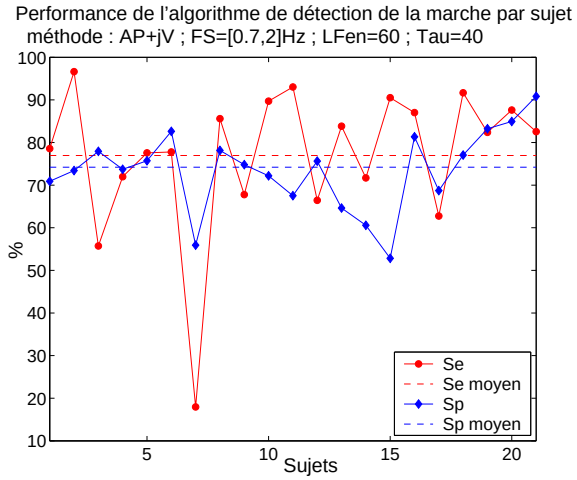


FIG. *10.11: Courbe de sensibilité et spécificité pour les 21 sujets analysés.*

Sur la figure 10.11 on remarque que certains sujets présentent de très mauvais résultats. En confrontant ces contres performances au "dossier médical" recueilli lors de l'entretien préliminaire, on se rend compte que celles-ci sont peuvent être attribuées à certaines pathologies comme par exemple une prothèse totale de hanche (PTH), ou une prothèse totale de genou (PTG), qui influent fortement sur la manière dont la personne se déplace.

Remarque : La question qui pourrait alors se poser : est-il possible de différencier une personne ayant une prothèse d'une autre ? Au stade de développement actuel de notre algorithme, il est difficile de pouvoir donner cette information. Les performances dégradées de la détection de marche chez ces sujets sont dues à un signal accélérométrique déformé de manière non constante dans le temps. Ceci implique une diminution du pic fondamental sur la densité spectrale de puissance et ainsi le passage sous le seuil de détection S (Cf. équation 7.13). Pour répondre à cette question, il faudrait mettre en place un protocole de test (que la personne pourrait éventuellement faire chez elle) qui consisterait à faire marcher la personne sur quelques dizaines de mètres. Le système en étant informé, ne procéderait plus à la détection ou non de la marche mais l'analyse de celui-ci : le signal est très périodique ou non ? La forme du signal est-elle proche d'un sinusoïde sur l'axe antéro-postérieur ? La durée des pas est-elle symétriques ?

On a donc décidé d'exclure de notre population d'analyse les six sujets munies de prothèses. La section 10.4 présente donc les sensibilités et spécificités obtenues pour 15 sujets ne présentant aucune PTH ou PTG.

10.4 Résultats sur 15 sujets âgés

A présent nous avons exclus les six sujets munis de prothèses. L'âge moyen est alors de 79 ans ($\sigma = 7$ ans) de taille moyenne égale à 158cm ($\sigma = 10$cm) et d'un poids moyen de 63kg ($\sigma = 11$kg).

De l'étude précédente, nous avons retenu les paramètres $FS = [0.7; 2]Hz$ et $LFen = 60$ comme étant les plus performants. La figure 10.12 illustre les nouvelles performances sur la population restreinte à 15 sujets.

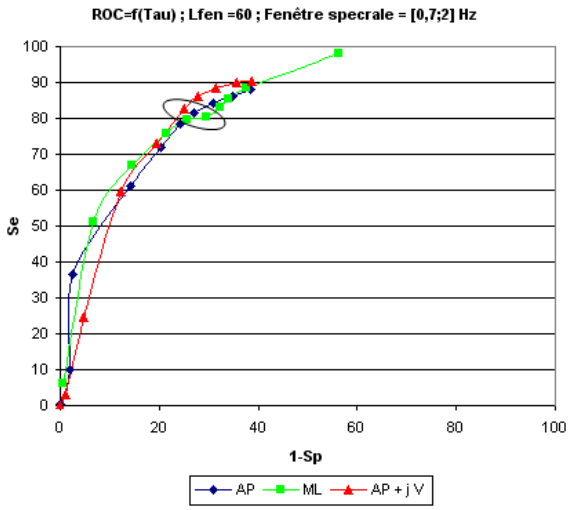


FIG. *10.12: Courbe ROC=f(τ) sur 15 sujets âgés ; LFen = 60 ; FS = [0,7;2] Hz*

Depuis cette courbe, nous relevons le meilleur compris entre sensibilité et spécificité et comparons ces résultats avec ceux obtenus pour 21 sujets (Cf. tableau 10.4).

	21 sujets		15 sujets	
	Se	Sp	Se	Sp
Analyse sur AP	77.9	72.6	81.6	72.9
Analyse sur ML	77.1	73.6	80.5	70.5
Analyse sur AP + j V	76.9	73.8	82.6	75.0

TAB. *10.4: Comparaison des performances entre 21 et 15 sujets*

On remarque alors logiquement que les grandeurs de sensibilité et spécificité augmentent, et atteignent respectivement 82.6% et 75.0% pour la méthode utilisant le signal complexe $AP + j.V$.

10.5 Données de sortie

Sur le schéma global de détection de la marche (Fig. 7.9), sont présentées les informations disponibles en sortie de l'algorithme. Il s'agit d'un signal binaire ("marche"/"non marche"), de la fréquence des oscillations et l'amplitude de celles-ci.

10.5.1 Affichage des résultats

- Classification "Marche"/"Non Marche"
  La figure 10.13 permet de visualiser les parties du signal détectées comme période de marche.

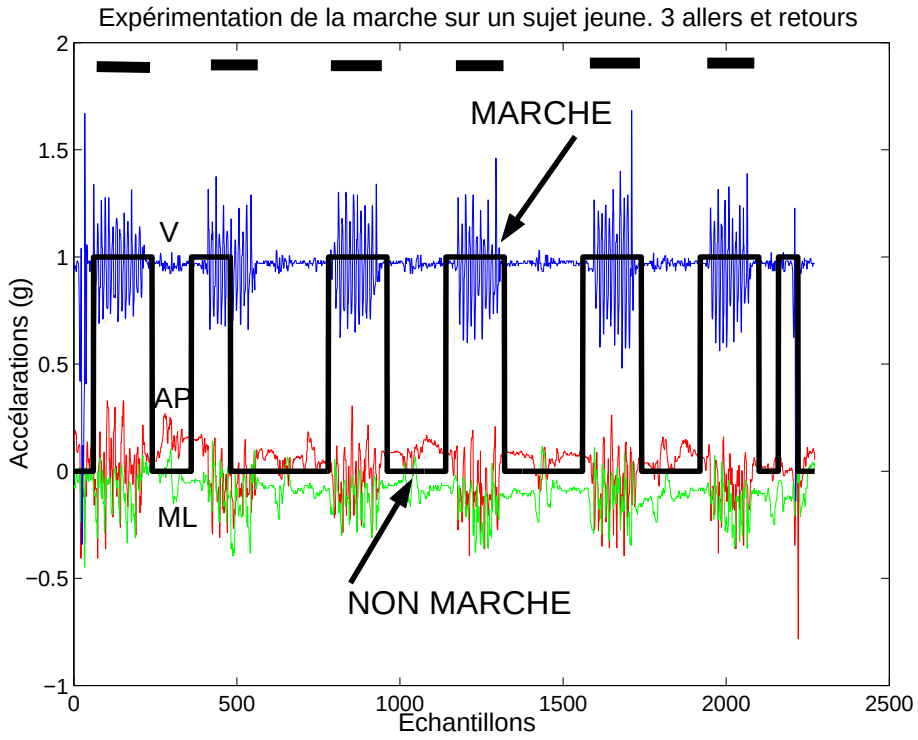


FIG. *10.13: Signaux accélérométriques et décision de l'algorithme (Marche ou Non Marche)*

Sur le signal de sortie, une valeur 0 correspond à la classe "non marche" et 1 à la classe "marche".On retrouve les différents phases de marche avec une pause entre chacune pour effectuer un demi tour et marquer une courte pause.

- Fréquence de la marche
  La figure 10.14, renseigne, pour chaque fenêtre temporelle, sur la fréquence des oscillations du buste détectées. Cette figure montre des fréquences comprises en 0.7 Hz et 1.6 Hz.

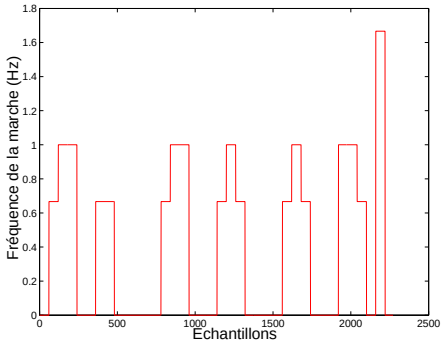


FIG. *10.14: Fréquence de la marche détectée par le système*

- Amplitude des oscillations du buste
  Sur la figure 10.15, il s'agit de l'amplitude du signal analysé et non l'amplitude angulaire du buste.

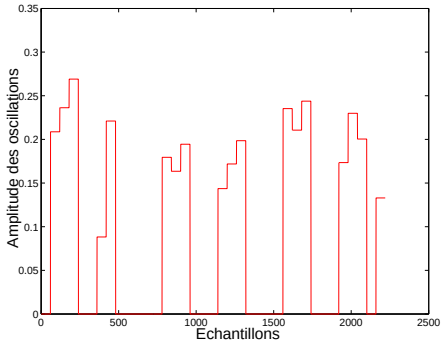


FIG. *10.15: Amplitudes des oscillations détectées par le système.*

- La figure 10.16 présente les résultats du facteur de confiance.

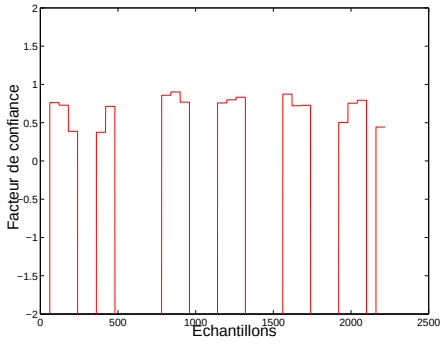


FIG. *10.16: Facteur de confiance relatif à la décision (Marche/Non Marche)*

10.5.2 Temps total de marche

En fonction des périodes de marche détectées (Fig. 10.13), il est très simple d'estimer la durée le temps total de marche effectué durant l'expérimentation. Cela consiste à sommer tous les échantillons de la classe "Marche" et à diviser le résultat par la fréquence d'échantillonnage.

La figure 10.17 illustre les résultats obtenus pour les 15 sujets âgés (sujets ne possédant aucune prothèse de genou ou de la hanche).

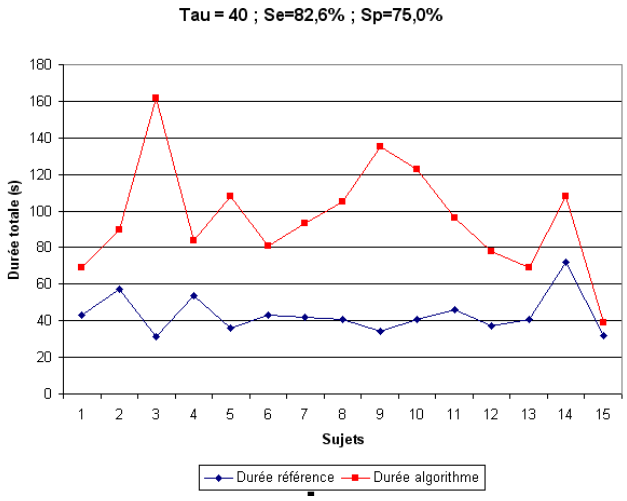


FIG. *10.17: Analyse de la durée totale de la marche pour tau* $= 40$

La courbe supérieure représente les durées totales de marche délivrées par l'algorithme. La courbe inférieure sont les durées de marche issues de l'indexation des enregistrements vidéo.

On notera que la courbe (Fig. 10.17), obtenue avec $\tau = 40$, présente des sensibilité et spécificité moyennes de 82.6% et 75.0% respectivement. Dans cette configuration, et pour tous les sujets, les durées totales de marche sont largement surestimées. Nous avons donc choisi de renouveler l'expérience avec une valeur de τ plus faible afin de diminuer la sensibilité au profit de la spécificité.

Nous obtenons à présent (Fig. 10.18) des durées totales de marche nettement plus proche de la réalité. Les sensibilité et spécificité moyennes sont alors de 59.5% et 87.7% respectivement.

10.6 Représentation temps-fréquence

Les signaux analysés présentent des caractéristiques fréquentielles qui évoluent au cours du temps. L'utilisation des représentations temps-fréquence est donc adaptée à cette situation.

Nous présentons uniquement des résultats afin de montrer l'intérêt de ces outils.

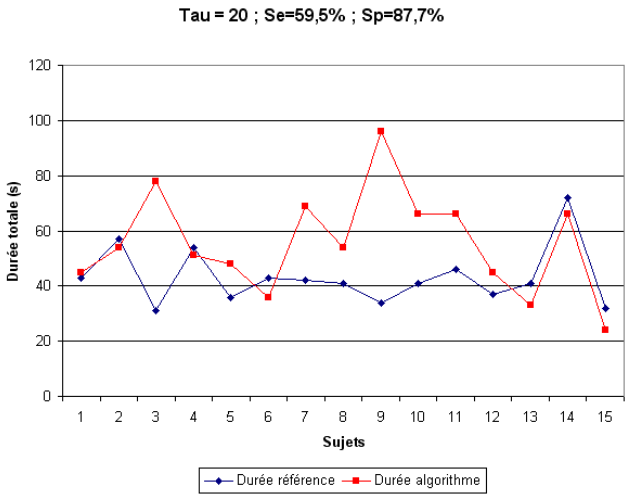


FIG. *10.18: Analyse de la durée totale de la marche pour tau* = 20

Le signal d'entrée est illustré sur la figure 10.19.

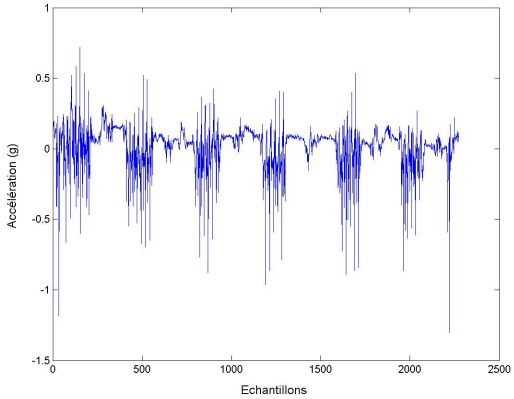


FIG. *10.19: Valeurs de l'accéléromètre antéropostérieur lors d'une séance de marche comprenant plusieurs allers et retours.*

10.6.1 Spectrogramme

La figure 10.20 montre un spectrogramme obtenu avec une fenêtre de pondération de Kaiser et une longueur de fenêtre (L) de 30 échantillons. Cette faible valeur de L entraîne une bonne localisation en temps mais une mauvaise représentation en fréquence.

La figure 10.21 montre un spectrogramme obtenu avec une fenêtre de pondération de Kaiser et une longueur de fenêtre de 100 échantillons. Contrairement à la configuration précédente, une plus grande valeur de L ($L = 100$), implique une mauvaise

localisation en temps mais une bonne résolution fréquentielle.

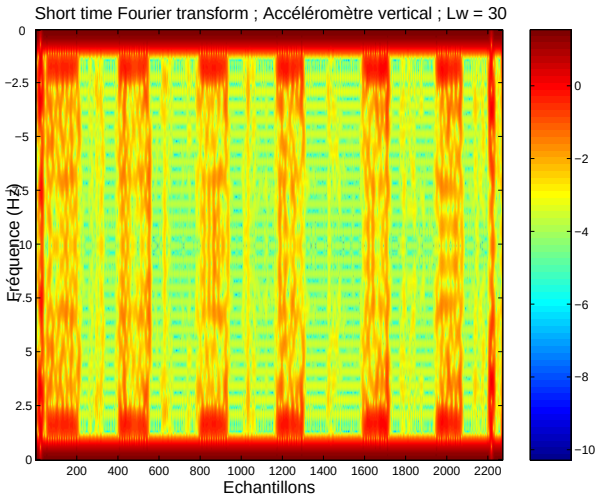


FIG. *10.20: Transformée de Fourier à court terme (Short Time Fourier Transform -STFT-) pour une longueur de la fenêtre d'analyse de 30 échantillons*

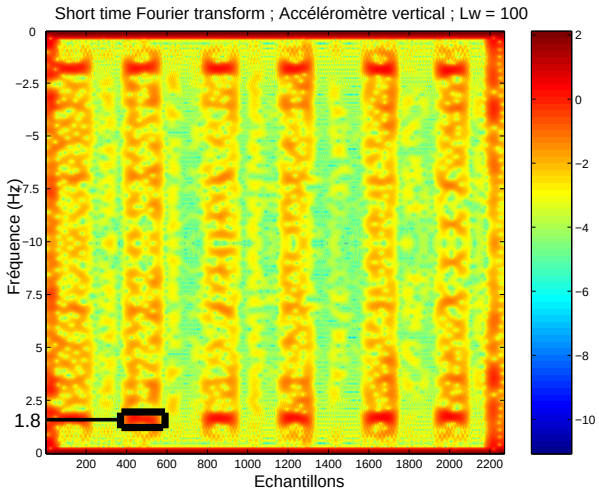


FIG. *10.21: Transformée de Fourier à court terme (Short Time Fourier Transform -STFT-) pour une longueur de la fenêtre d'analyse de 100 échantillons*

Sur ce dernier exemple, on peut lire sur la première période de marche une fréquence de 1.8 Hz. On pourrait donc envisager un système à deux étages : le premier, avec une faible valeur de L, pour détecter les débuts et fin de marche ; le second, avec une grande valeur de L, afin d'estimer précisément la fréquence de la marche.

10.6.2 Transformée en Ondelettes Continues

La transformée en ondelettes continues (TOC), dont la théorie a été faite par Grossmann et Morlet, transforme un signal à une dimension, le temps par exemple, en une fonction continue à deux dimensions : les positions auxquelles on accède par les translations et les échelles auxquelles on accède par les dilatations.

L'ondelette que nous avons utilisée dans cet exemple est Daubechie 4 (Fig. 10.22). Nous l'avons choisi car sa forme est proche du signal de marche (Fig. 7.11 page 67).

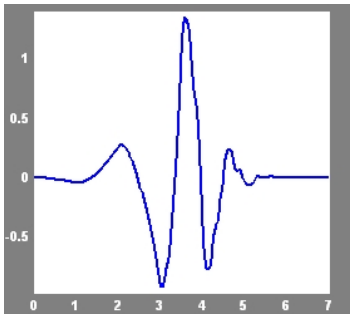


FIG. *10.22: Daubechie d'ordre 4*

La figure 10.23 présente le résultat de la transformation. L'abscisse correspond au temps et l'axe des ordonnées représente les échelles qui sont inverses aux fréquences. A partir de ces données, il est possible d'isoler les phases de marche.

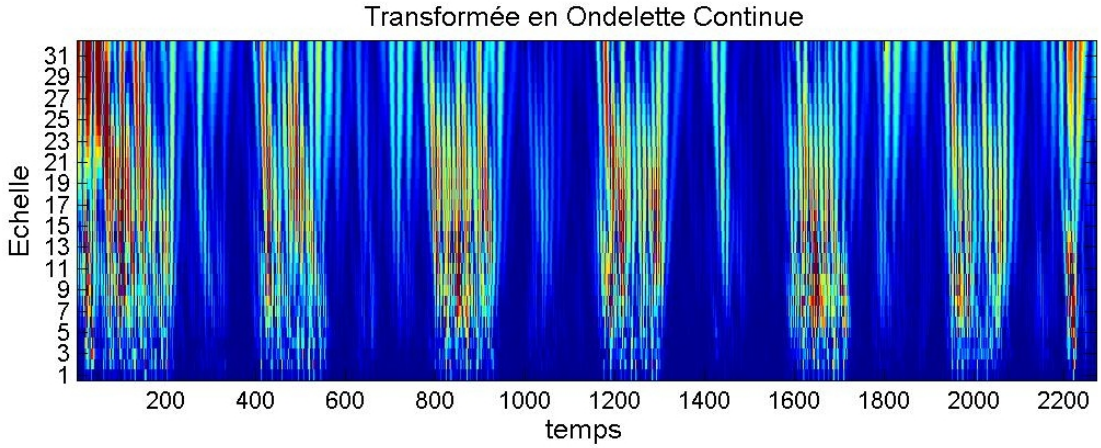


FIG. *10.23: Résultats de la transformée en ondelettes continue.*

Chapitre 11

Expérimentations sur les transferts

Ce chapitre présente les résultats relatifs à la détection et la classification des transferts. Il comprend la définition de l'outil d'évaluation des performances (matrice de confusion), un descriptif des protocoles expérimentaux ainsi que les résultats relatifs aux différentes expérimentations :

- transferts dans des conditions expérimentales sur de jeunes sujets,
- transferts dans des conditions expérimentales sur des personnes âgées,
- transferts lors d'un scénario écologique sur de jeunes sujets,
- transferts lors d'un scénario écologique sur des personnes âgées.

11.1 Matrice de confusion

Le classificateur utilisant la polarisation est supervisé et trie les événements selon trois classes (BtS, StS, Autre) pour la méthode utilisant la polarisation et en deux classes (BtS, StS) pour les autres. Afin d'évaluer les performances relatives à cette méthode, nous mettons en correspondance les résultats fournis par le classificateur et l'observation directe. Nous évaluons ensuite la matrice de confusion de dimension 3×3 et noté $C = \{c_{ij}\}_{1 \leq i \leq 3, 1 \leq j \leq 3}$ relative aux données analysées. Elle est définie de cette manière :

Référence \ Classificateur	BtS	StS	Autre
BtS	$C_{1,1}$	$C_{1,2}$	$C_{1,3}$
StS	$C_{2,1}$	$C_{2,2}$	$C_{2,3}$
Autre	$C_{3,1}$	$C_{3,2}$	$C_{3,3}$

TAB. *11.1: Matrice de confusion*

On définit alors :

1. Le taux global.
   Il correspond au ratio entre le nombre d'événements bien classés et le nombre total d'événements à classer et reflète les capacités de l'algorithme à bien reconnaître et classifier les données.

$$T_{global} = \frac{\sum_{i=1}^{3} C_{i,i}}{\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=1}^{3} C_{i,j}} * 100 \tag{11.1}$$

2. Le taux a priori.
   Si l'on considère chaque classe de référence individuellement, ce taux correspond au pourcentage théorique de chance d'obtenir une bonne classification.
   Prenons l'exemple des BtS, l'équation 11.2, nous informe que si l'on injecte un BtS à l'entrée du classificateur il a "$T_{a\ priori}(BtS)$" pourcentage de chance d'être classé comme un BtS.

$$T_{a\ priori}(BtS) = \frac{C_{1,1}}{\sum_{j=1}^{3} C_{1,j}} * 100 \tag{11.2}$$

   L'équation 11.3 correspond au pourcentage de chance de bien classifier un StS.

$$T_{a\ priori}(StS) = \frac{C_{2,1}}{\sum_{j=1}^{3} C_{2,j}} * 100 \tag{11.3}$$

   L'équation 11.4 correspond au pourcentage de chance de bien classifier tout autre événement qu'un StS ou BtS dans la classe "Autre".

$$T_{a\ priori}(Autre) = \frac{C_{3,1}}{\sum_{j=1}^{3} C_{3,j}} * 100 \tag{11.4}$$

3. Le taux a posteriori.
   Si on considère le système du point de vue des réponses fournies, lorsqu'il déclare qu'un événement appartient à la classe BtS (par exemple), il a raison dans "$T_{a\ posteriori}(BtS)$" pour cent des cas (Cf. équation 11.5).

$$T_{a\ posteriori}(BtS) = \frac{C_{1,1}}{\sum_{i=1}^{3} C_{i,1}} * 100 \tag{11.5}$$

   L'équation 11.6 correspond au pourcentage de chance qu'il y ait eu un StS dans

la réalité lorsque le système annonce un StS.

$$T_{a\ posteriori}(StS) = \frac{C_{2,2}}{\sum_{i=1}^{3} C_{i,2}} * 100 \tag{11.6}$$

L'équation 11.7 correspond au pourcentage de chance qu'il y ait eu un événement "Autre" dans la réalité lorsque le système annonce "Autre".

$$T_{a\ posteriori}(Autre) = \frac{C_{3,3}}{\sum_{i=1}^{3} C_{i,3}} * 100 \tag{11.7}$$

11.2 Conditions expérimentales chez des sujets jeunes

11.2.1 Protocole expérimental

Cette expérimentation consiste à faire effectuer une répétition de cycles "assis-debout" - "debout-assis". Entre chaque cycle, une courte pose est marquée.

La personne effectue une premiere phase de 10 cycles à vitesse préférentielle (normale) qui s'en suit d'une deuxième phase de dix cycles à vitesse rapide et se termine par une phase de 10 cycles à vitesse lente. Les transferts sont réalisés sur une chaise classique sans accoudoir (Fig. 11.1). L'ensemble de l'expérience est enregistré avec un camescope ; ceci afin de pouvoir comparer les sorties de l'algorithme avec une référence visuelle.

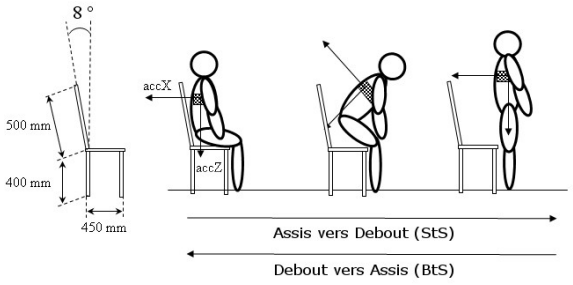


FIG. *11.1: Protocole expérimental des transferts (BtS-StS)*

11.2.2 Sujets

14 jeunes sujets en bonne santé dont la moyenne d'âge est de 31 ans avec un écart-type de 11 ans se sont portés volontaires pour réaliser cette expérimentation.

11.2.3 Exemple d'affichage de résultats

La figure 11.2 présente les résultats générés par l'algorithme de détection et classification des transferts. Sont représentés, les signaux d'entrées (valeurs accélérométriques de AP et ML), et le signal de sortie dont voici la légende :

- La valeur "-1" est la valeur de base, elle signifie que cette partie du signal n'a pas été analysée par l'algorithme. En d'autre terme, l'étape de détection n'a pas retenue cette partie du signal,
- Une valeur de "-0.7" indique que l'événement analysé a été classé comme "Autre",
- Une valeur de "0.1" indique que l'événement analysé a été classé comme "BtS",
- Une valeur de "0.4" indique que l'événement analysé a été classé comme "StS".

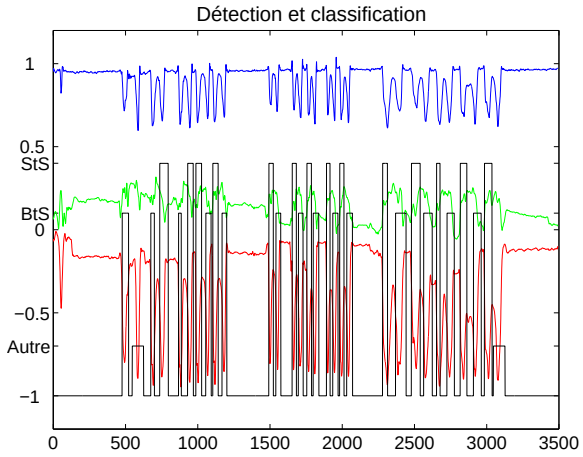


FIG. *11.2: Courbe illustrant une partie des résultats donnés par l'algorithme des transferts lors d'une succession de transferts "assis-debout" - "debout-assis"*

11.2.4 Performances

L'analyse des performances va se dérouler en deux temps. Nous présenterons, tout d'abord, les résultats "inter-sujets", puis ceux obtenus dans une configuration "intra-sujets".

Performance inter-sujet et par vitesse.

La performance inter-sujet signifie que l'on ne fait pas de distinction entre les sujets ; comme si tous les signaux appartenaient à une seule personne. Le paramètre qui varie est alors la vitesse de réalisation des transferts.

Le tableau 11.2, montre les taux de bonnes classification relatif à une population jeune exécutant des séries de BtS-StS. La première ligne de celui-ci correspond à la performance la plus globale, ne tenant pas compte de la vitesse. Les trois lignes

Méthodes	Polarisation	Spectre ℂ	Minimum	Intercorrélation	Poles	Asymétrie
Toutes les vitesses	89	96.6	90.5	85.8	59.5	89.1
Vitesse lentes	75.4	91.4	76.9	65.5	70.1	81.5
Vitesse normales	95.0	99.7	95.6	95.3	67.5	94.4
Vitesse rapides	96.1	99.7	98.9	95.4	39.9	89.1

TAB. *11.2: Performance de la classification des transferts dans des conditions expérimentales sur des sujets jeunes et en bonne santé*

suivantes s'attachent à présenter les résultats en fonction de chaque catégorie de vitesse.

La figure 11.3 illustre graphiquement les données du tableau 11.2.

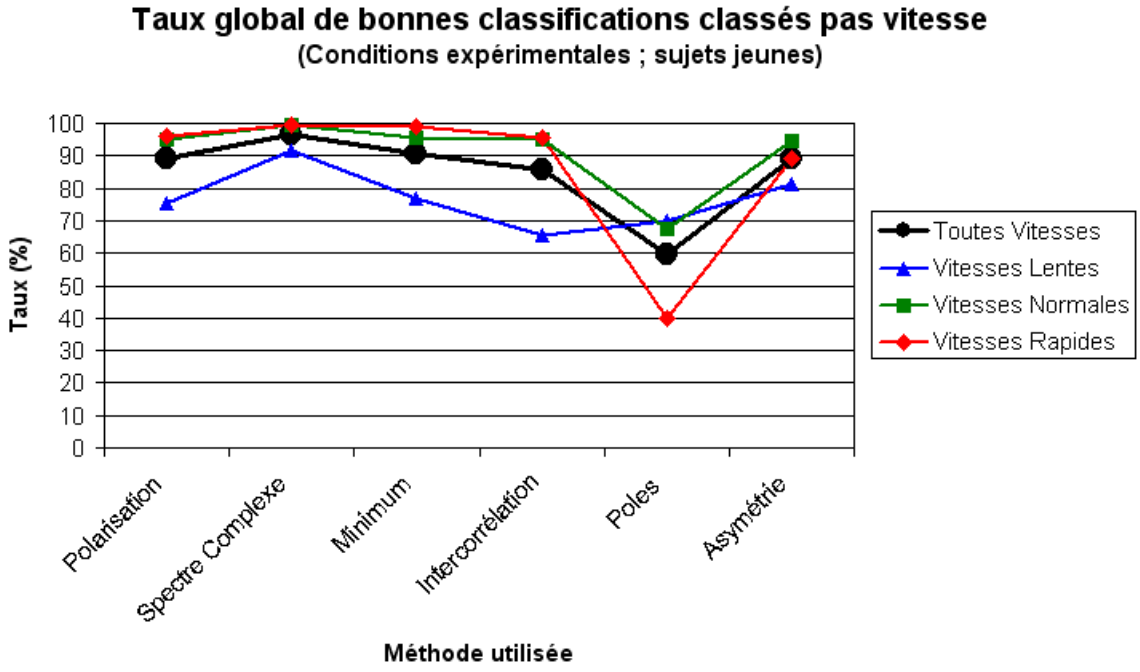


FIG. *11.3: Taux de bonnes classifications classées par vitesse pour chacune des méthodes*

Cette figure permet de mettre en évidence deux aspects :

– Quelle que soit la méthode de classification (hormis la méthode "pôles"), plus les vitesses sont rapides, meilleures sont les performances. Ceci a une explication. Lors d'un transfert rapide, la personne effectue très distinctement et successivement un mouvement du buste vers l'avant puis un mouvement vers le haut, créant de fait un des pics acélérométriques très prononcés et un déphasage entre ceux-ci relativement important. A l'inverse une personne effectuant un transfert lent va simultanément se penché vers et aller vers le haut. Ceci implique, sur le signal, des pics accélérométriques de faibles amplitudes avec un faible déphasage.

– La méthode utilisant les pôles est la moins performante. Cela indique que la forme du pic accélérométrique sur l'axe AP est finalement peu disymétrique par rapport au minimum du signal (Fig. 7.15).

Performance inter sujet et par vitesse.

A présent, nous nous intéressons aux performances intra-sujet qui signifie que l'on analyse les sujets individuellement sans tenir compte de la variable vitesse. La figure 11.4 présente donc les performances de chaque sujet et ce pour chaque méthode de classification.

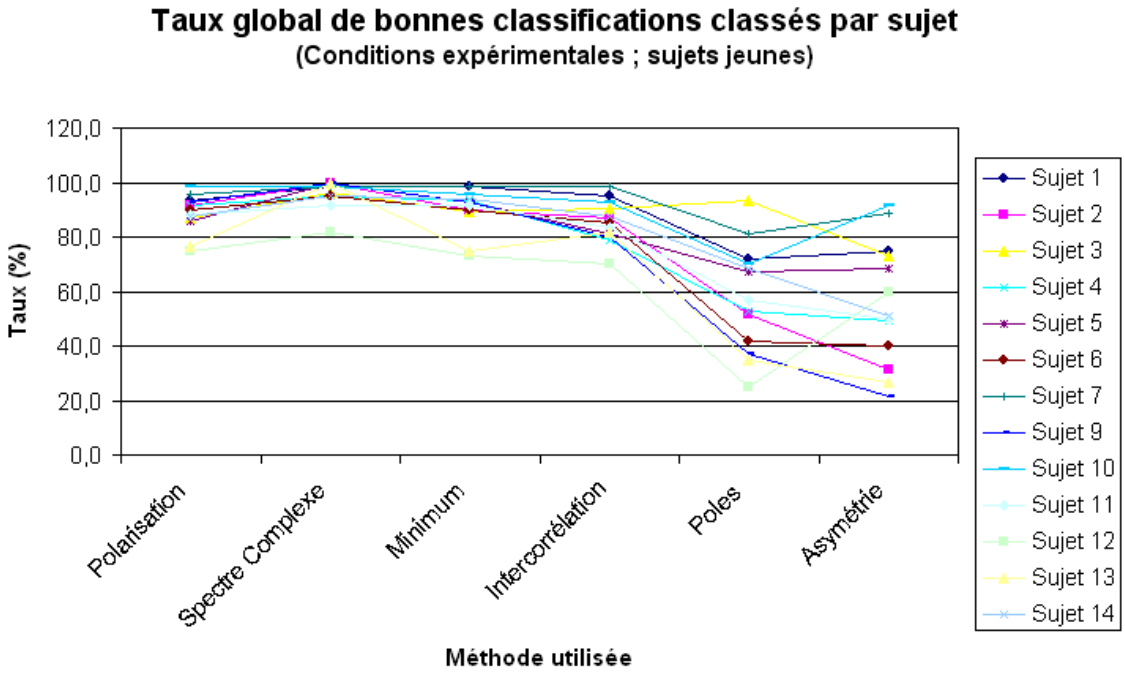


FIG. *11.4: Taux de bonnes classifications classées par sujet*

De cette courbe on peut en conclure que les quatre premières méthodes (polarisation, spectre complexe, recalage par le minimum et recalage par intercorrélation) présentent de bons résultats quel que soit le sujet alors que les deux dernières (pôles et asymétrie) voient leurs performances fonction du sujet considéré.

11.3 Conditions expérimentales chez des sujets âgés

11.3.1 Sujets

21 sujets âgés volontaires du foyer logement de Domène (Cf. §10.1.2) ont réalisés cette expérimentation.

11.3.2 Performances

Les performances de l'algorithme de classification sont présentées sur le tableau 11.3 et illustrées sur la figure 11.5.

Méthodes	Polarisation	Spectre $\mathbb{C}$	Minimum	Intercorrélation	Poles	Asymétrie
Toutes les vitesses	83.1	86.3	81.1	83.1	68.7	53.3
Vitesse lentes	71.7	84.4	74.3	71.7	74.0	59.3
Vitesse normales	85.8	85.6	78.4	85.8	69.5	56.5
Vitesse rapides	96.9	95.2	96.6	96.9	67.5	47.7

TAB. *11.3: Performance de la classification des transferts dans des conditions expérimentales sur des sujets âgées*

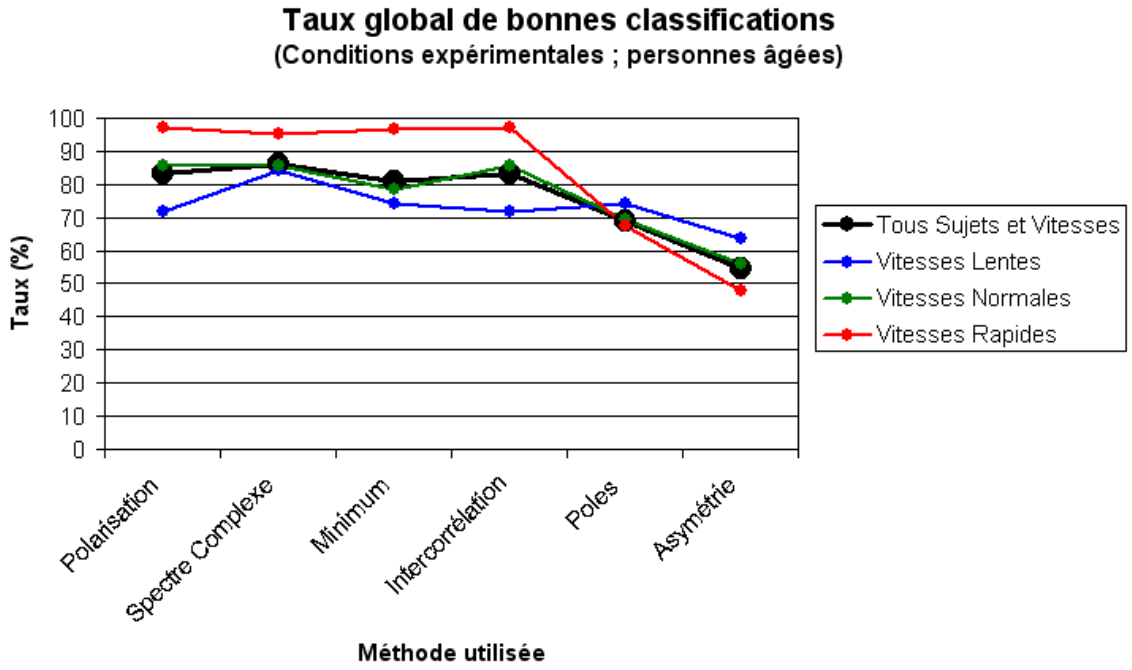


FIG. *11.5: Taux global de bonnes classifications classées par vitesse*

Discussion

De même que pour les sujets jeunes dans des conditions expérimentales (Fig. 11.3), les transferts rapides gênèrent de meilleures performances que les transferts lents.

Les sujets âgées, qui ont participé à ces tests, ont naturellement effectué des transferts à des vitesses globalement plus faibles que les sujets jeunes. Il est donc normal d'observer une un taux global (tous sujets et toutes vitesses confondus) de bonne classification plus faible pour les sujets âgés et ce pour les méthodes : polarisation,

spectre complexe, recalage par le minimum et recalage par intercorrélation). En ce qui concerne la méthode "asymétrie", celle-ci produit de très mauvais résultats pour les sujets âgés. Ceci s'explique en analysant la façon dont cette population effectue les transferts, à savoir un mouvement très régulier. Prenons l'exemple du STS. Les sujets âgés réalisent les deux étapes de ce mouvement (inclinaison du buste vers l'avant et redressement) à la même vitesse conférant ainsi au pic accélélérométrique AP, une très grande symétrie.

11.4 Scénario écologique chez des sujets jeunes

11.4.1 Sujets

7 jeunes sujets en bonne santé dont la moyenne d'âge est de 28 ans avec un écart-type de 7 ans se sont portés volontaires pour réaliser cette expérimentation.

11.4.2 Protocole expérimental

L'expérimentation s'est déroulé dans l'HIS (Cf. §3.4) de la faculté de médecine de Grenoble. Chaque sujet était équipé de l'actimomètre grâce à une ceinture toraxique (Fig. 3.5) et devait effectué des activités de la vie quotidienne (se déplacer dans l'appartement, prendre des objets sur une table ou dans le réfrigérateur, s'aliter, s'asseoir dans un fauteuil ou sur une chaise, ...). L'ensemble des essais ont été enregistrés à l'aide d'une caméra numérique.

11.4.3 Performances

L'ensemble de ces données ont été analysées par l'algorithme de détection et classification des transferts. Dans ce contexte de "scénario écologique", aucune contrainte n'est imposée au sujet d'expérience et en particulier aucune consigne sur la vitesse des transferts. Nous ne pouvons donc pas présenter les performances en fonction d'un critère de vitesse. Cependant, pour une analyse plus fine, nous présentons, en plus du taux global de bonne détection (Tableau 11.4 et Fig. 11.6), les taux *a priori* de chaque classe (BtS, StS, Autre).

Méthodes	Polarisation	Spectre $\mathbb{C}$	Minimum	Intercorrélation	Poles	Asymétrie
Taux global	56.1	36.4	38.8	47.7	27.3	18.2
$T_{a\ priori}(BtS)$	83.8	78.4	81.1	89.2	37.8	40.5
$T_{a\ priori}(StS)$	75.7	51.4	56.8	81.1	59.5	24.3
$T_{a\ priori}(Autre)$	25.9	0	0	0	0	0

TAB. *11.4: Performance de la classification des transferts dans des conditions écologiques sur des sujets jeunes et en bonne santé*

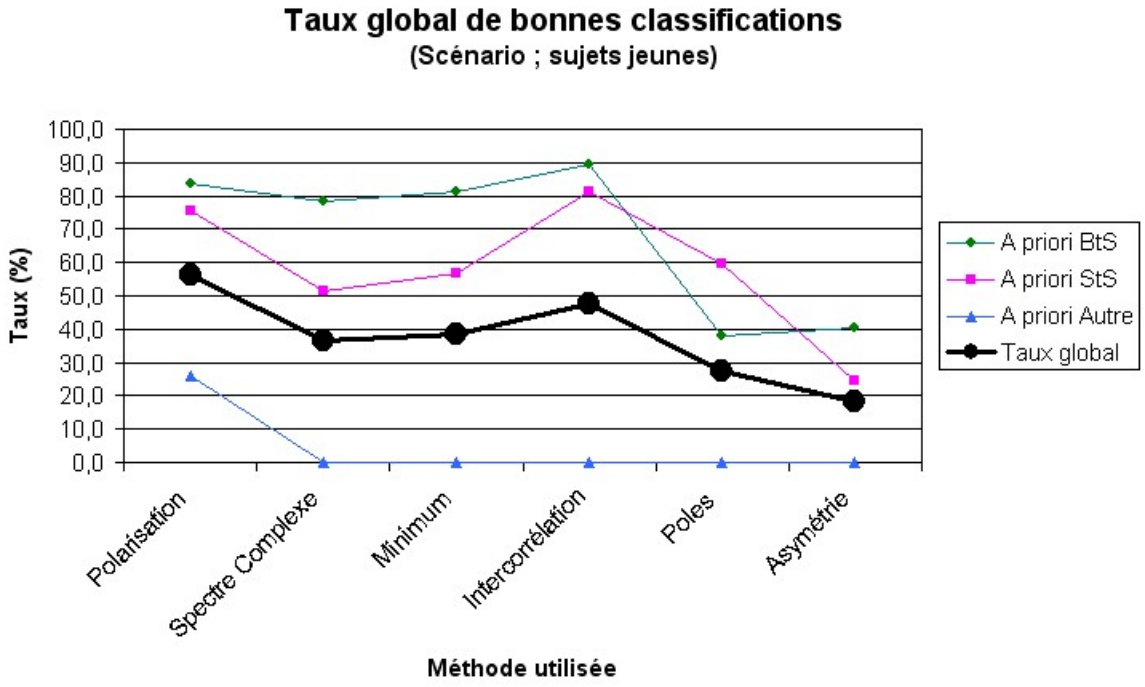


FIG. *11.6: Taux global de bonnes classifications classées par vitesse pour les 7 sujets jeunes*

Discussion

On remarque, tout d'abord, que le taux global, quelle que soit la méthode utilisée, présentent des performances beaucoup plus faibles (taux global de l'ordre de 56% pour la méthode "polarisation") que celles obtenues dans des conditions expérimentales sur des sujets jeunes (88% pour la méthode "polarisation").

Une explication est donnée si l'on s'intéresse aux taux *a priori* de chaque classe. Prenons l'exemple de la méthode "Polarisation". Celle-ci présente un taux global d'environ 56% correspondant aux événements bien classés. Le taux *a priori* relatif au BtS ($T_{a\ priori}(BtS)$) correspond à la probabilité que le système d'analyse détecte un BtS lorsqu'en entrée on injecte un BtS. Le taux *a priori* nous indique donc la performance de chaque classe prise indépendamment. Pour la méthode "polarisation" nous avons $T_{a\ priori}(BtS) = 83.8\%$, $T_{a\ priori}(StS) = 75.7\%$ et $T_{a\ priori}(Autre) = 25.9\%$. Il apparaît alors clairement que la classe "Autre" est celle qui dégrade le taux global.

Cette remarque est d'autant plus effective pour les autres méthodes utilisées puisque celles-ci sont des classifieurs binaires (BtS ou StS) donc $T_{a\ priori}(Autre) = 0\%$.

11.4.4 Les critères d'exclusions

Les effets des critères d'exclusions sur les performances

Ce paragraphe se concentre sur la méthode de classification utilisant la polarisation. Elle se distingue des autres car elle est la seule à délivrer trois classes de sortie (BtS, StS, Autre). L'avantage est très clair car il se peut que l'algorithme de détection injecte dans le classifieur un événement qui soit autre chose qu'un transfert (un choc sur capteur par exemple).

Les performances présentées dans le paragraphe précédent, présentait un $T_{a\ priori}(Autre) = 25.9\%$. Ce taux, bien que faible, a été obtenu en utilisant les critères d'exclusions détaillés au paragraphe 7.5.4.

Nous montrons ici (tableau 11.5) une comparaison des performances obtenues avec et sans critères d'exclusions.

	Sans critère	Avec critères
T_{global}	51.5	56.1
$T_{a\ priori}(BtS)$	91.9	83.8
$T_{a\ priori}(StS)$	83.8	75.7
$T_{a\ priori}(Autre)$	5.2	25.9
FE_{min}	0	0.03
SE_{min}	0	6.10^{-3}
SE_{max}	∞	0.25
LGD_{min}	0	0.15
LGD_{max}	∞	1.4
AGD_{min}	0	220
AGD_{max}	∞	275
DT_{max}	∞	7

TAB. *11.5: Comparaison des performances selon que l'on utilise ou non des critères d'exclusion après la classification. Il est aussi mentionné les valeurs des seuils utilisés*

Les résultats sont très marquants. Sans critère d'exclusion, le $T_{global} = 51.5\%$ et $T_{a\ priori}(Autre) = 5.2\%$ alors qu'avec les critères d'exclusions on obtient $T_{global} = 56.1\%$ et $T_{a\ priori}(Autre) = 25.9\%$.

Il est intéressant de remarqué que les taux *a priori* des BtS et StS sont plus élevés sans critère d'exclusion. Ceci signifie que certains BtS et StS sont rejetés alors qu'ils ne le devraient pas.

Remarque : hormis ce paragraphe tous les résultats de performance sont données avec les critères présentés dans le tableau 11.5.

Les valeurs seuils choisies pour les critères d'exclusion résultent d'une analyse des transferts dans les sous-espaces engendrés par les critères.

Analyse monondimensionnelle

Nous pouvons tout d'abord effectué une analyse monodimentionnelle sur chacun des critères. La figure 11.7 illustre les fréquences normalisées de chaque classe (BtS, StS, Autre) en fonction des valeurs de la surface de l'ellipse. Les données traitées comprennent l'ensemble des données recueillies : "conditions expérimentales" (jeunes et personnes âgées) ainsi que "scénario écologique" (jeunes et personnes âgées) soit une totalité de 2543 événements (BtS, StS ou Autre).

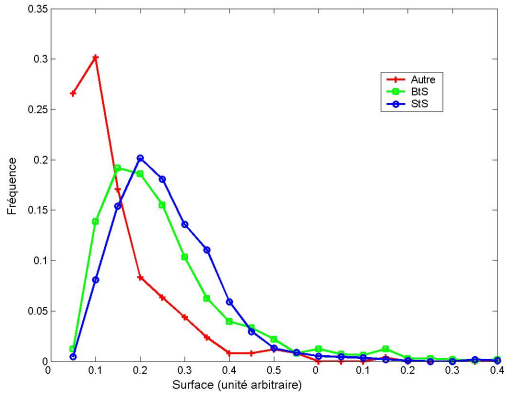


FIG. *11.7: Fréquence normalisée des trois classes (BtS, StS, Autre) en fonction de la surface de l'ellipse*

Nous remarquons qu'il est alors possible dissocier les transferts (BtS, StS) de la classe "autre" en choisissant un seuil $SE_{min} = 0.5$. Cette configuration a pour effet de rehausser $T_{a\ priori}(Autre)$ à 67.2%, mais au détriment de $T_{a\ priori}(BtS) = 59.5\%$ et $T_{a\ priori}(StS) = 59.4\%$. De manière globale on obtient alors $T_{global} = 62.9\%$. Bien que cette configuration délivre un meilleur résultat global (62.9%) que celui présenté au tableau 11.5, nous ne l'avons pas retenu car elle dégrade trop les taux relatifs aux BtS et StS.

De la même manière, nous avons analysé chaque critère d'exclusion, certains présentent de bons pouvoir discriminant, comme la longueur de la grande diagonale (Fig. 11.8), d'autres au contraire sont moins intéressants, comme l'angle de la grande diagonale (Fig. 11.9).

De la même manière, nous avons choisis de faibles valeurs de seuil afin de peu dégradé les sensibilités des transferts. Nous avons donc retenu $LGD_{min} = 0.15$, $LGD_{max} = 1.4$ pour la longueur de la grande diagonale.

Analyse bidimensionnelle

Il est également possible de projeter les trois classes dans des sous-espaces $\mathbb{R}^2$ afin d'éventuellement définir des seuils bidimensionnels (droite ou polynômes). Nous

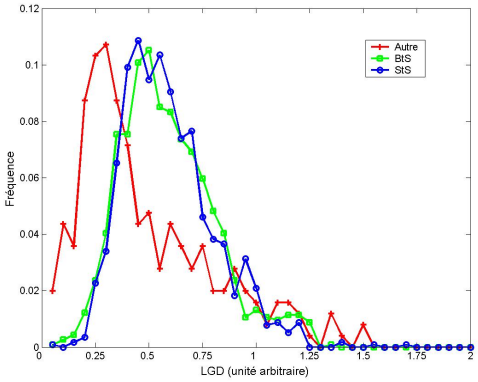


FIG. *11.8: Fréquence normalisée des trois classes (BtS, StS, Autre) en fonction de la surface de la longueur de la grande diagonale*

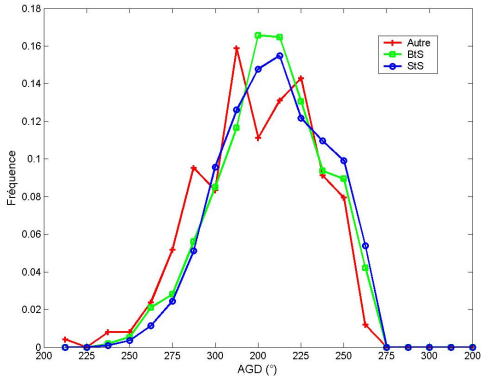


FIG. *11.9: Fréquence normalisée des trois classes (BtS, StS, Autre) en fonction de la surface de l'angle de la grande diagonale*

présentons uniquement les deux sous-espaces les plus intéressants. Il s'agit du sous-espace {LGD ; Surface} (Fig. 11.10) et {Surface ; Durée} (Fig. 11.11).

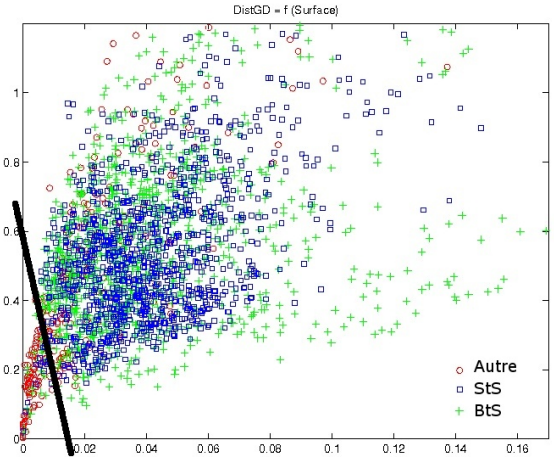


FIG. *11.10: Sous-espace {LGD ; Surface}*

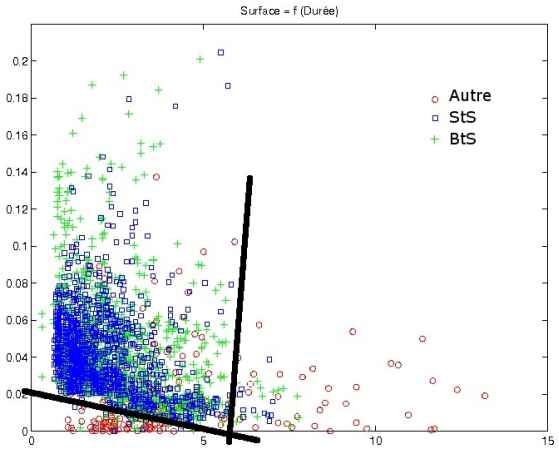


FIG. *11.11: Sous-espace {Surface ; Durée}*

Il est mentionné sur chacune des figures, les éventuelles seuillages linéaires (droite noire sur la figure) permettant d'exclure la classe "Autre".

L'effet de ces seuillages sur les performances de la classification n'a pas été testé.

Analyse en composantes principales

Un analyse plus globale consiste à effectuer une analyse en composantes principales (ACP) [Jackson, 1991]. Les critères pris en considération sont la surface, l'angle de la grande diagonale, la longueur de la grande diagonale et la durée. Les objectifs sont

d'une part de savoir si les critères utilisés sont redondants (tous nécessaires) et, d'autre part, d'éventuellement de détecter un autre espace de représentation permettant une meilleur exclusion de la classe "Autre" vis-à-vis des classes "BtS" et "StS".

La figure 11.12 montre les 5 valeurs propres issues de l'analyse en composantes principales. L'axe des ordonnées traduit le pourcentage de variance, ou indirectement, la quantité d'information (en pourcentage) apportée par chaque valeur propre. En d'autres terme, si nous choisissons de retenir uniquement la première valeur propre et que nous projetons les données sur le vecteur propre associé, 40% de l'information initiale sera retranscrite. En prenant en compte les deux premiers vecteurs propres, on conserve 68% de l'information totale.

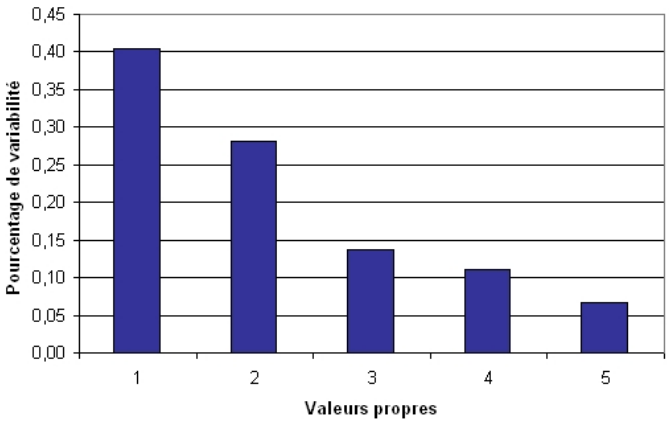


FIG. *11.12: Valeurs propres relatives à l'ACP sur la classification des transferts par rapports aux variables : SE, LGD, AGD, DT, FE*

La décroissance, pratiquement, linéaire des valeurs propres montre que les cinq variables analysées présentent toutes un intérêt et qu'il est donc nécessaire de conserver ces critères.

La figure 11.13 présente la projection sur les deux premiers vecteurs propres des l'ensemble des données.

Dans ce sous-espace espace, la distinction en la classe "Autre" et le reste n'est guerre plus évidente. Cependant, on peut remarquer que la plupart des événements "Autre" se situent dans la partie négative de l'axe 1 (Fig. 11.14). On pourrait donc envisager un facteur de confiance relatif à la détection des transferts. En effet, pour tout événement détecté appartenant au demi plan supérieur (Fig. 11.13) on pourrait attribuer un fort facteur de confiance. A l'inverse, un transfert localisé dans le demi plan inférieur se verrait affecté d'un facteur de confiance faible.

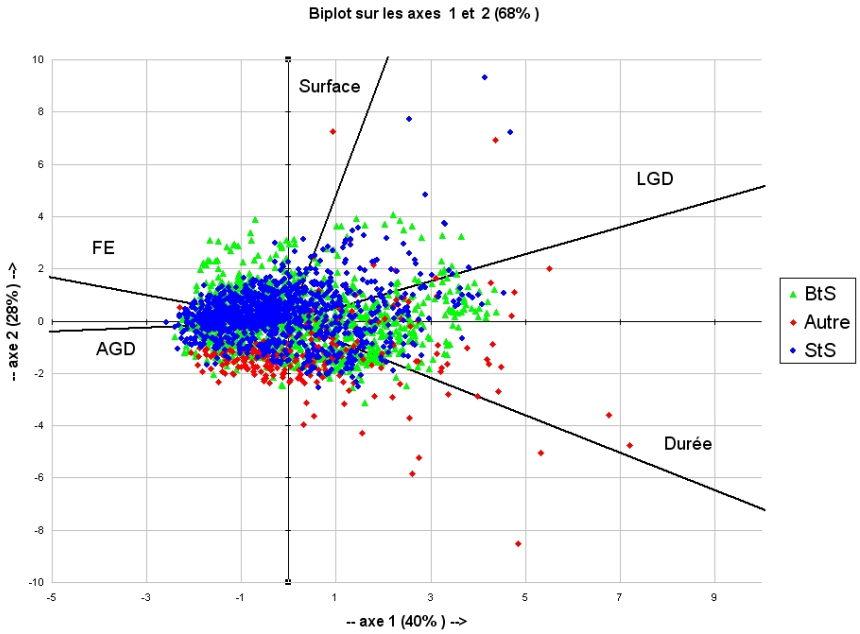


FIG. *11.13: Projection sur les deux premiers vecteurs propres*

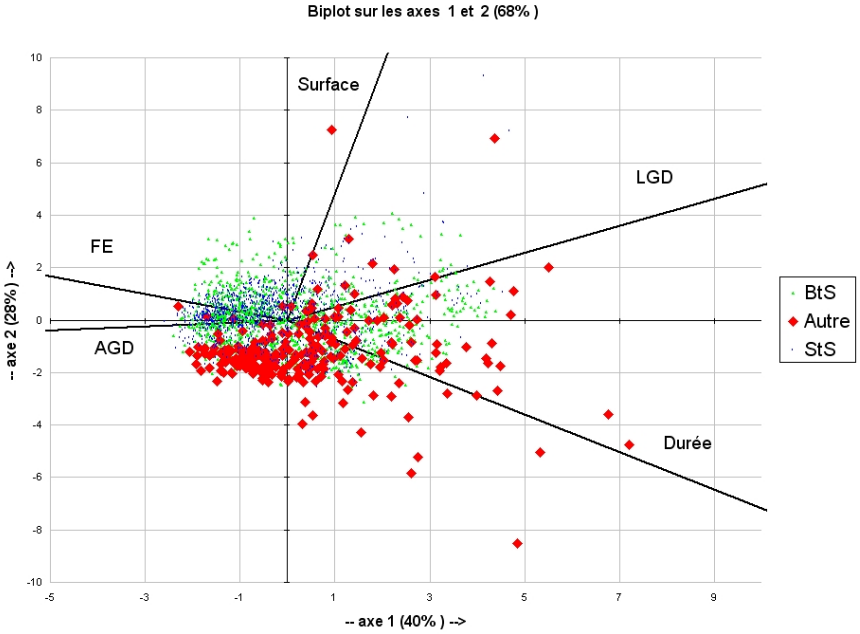


FIG. *11.14: Projection sur les deux premiers vecteurs propres. Mise en évidence de la classe "Autre"*

11.5 Scénario écologique chez des sujets âgés

Cette expérimentation fut réalisée sur 21 sujets âgés volontaires. Cette population a été présentée au paragraphe 10.1.2. L'objectif est d'évaluer si notre algorithme de détection et classification présente des performances équivalente aux expérimentations précédentes.

11.5.1 Performances

Le tableau 11.6 présente le taux global ainsi que les taux a priori de chaque classe relatif à cette expérimentation.

Méthodes	Polarisation	Spectre $\mathbb{C}$	Minimum	Intercorrélation	Poles	Asymétrie
Taux global	56.3	38.6	35.6	47.8	42.1	23.6
$T_{a\ priori}(BtS)$	80.0	81.9	76.2	78.1	64.8	42.9
$T_{a\ priori}(StS)$	48.3	57.1	52.0	95.9	88.8	42.9
$T_{a\ priori}(Autre)$	46.0	0	0	0	0	0

TAB. *11.6: Performance de la classification des transferts dans des conditions écologiques sur des sujets âgés*

La figure 11.15 relate graphiquement les résultats obtenus.

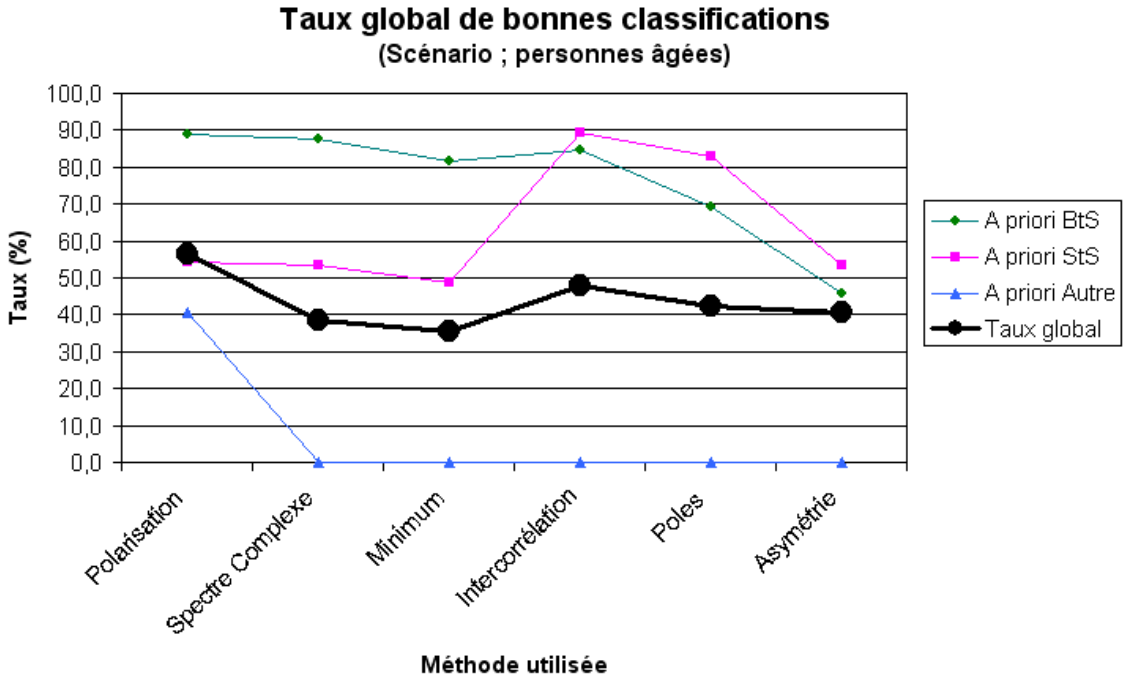


FIG. *11.15: Taux global de bonnes classifications relatif à l'expérimentation sur des personnes âgées dans le cadre d'un scénario écologique.*

Discussion

Il est très intéressant de remarquer que cette courbe de résultat est très proche de celle obtenue pour les sujets jeunes pour les mêmes scénarii écologiques (Fig. 11.6). C'est-à-dire que le taux global de la méthode de polarisation est meilleur que toutes les autres avec un taux voisin de 56%. De la même manière la méthode utilisant l'intercorrélation présente les meilleurs taux a priori relatifs aux BtS et StS. Nous notons également un plus faible taux a priori pour les StS vis-à-vis des BtS pour les trois premières méthodes de classification. Cela s'explique car nous nous sommes rendu compte au cours de l'ensemble des expérimentations qu'un certain nombre de sujet se lève de leur chaise en effectuant un très faible mouvement du buste vers l'avant lors de l'initiation du transfert, la stratégie étant de reculer les pieds sous la chaise et d'effectuer un mouvement vers uniquement vers le haut. Dans cette situation, seul un fort pic d'accélération est présent sur l'accéléromètre vertical et très peu de signal est enregistré sur l'axe antéropostérieur. Un tel signal engendre une ellipse très déformée, aplatie, ne correspondant pas aux critères recherchées. Il eut été intéressant de disposer d'un système de capture du mouvement afin d'observer les mouvements d'épaules lors de ces transferts "atypiques" et de les comparées aux résultats illustrés à la figure 1 de l'article de Papaxanthis [Papaxanthis *et al.*, 2003].

11.6 Analyse de la durée des transferts

Pour apprécier la pertinence de l'algorithme de détection des transferts, nous avons créé et analysé la matrice de confusion. Celle-ci nous renseigne sur la capacité à détecter et classer un événement. En sortie du classifieur, les durées des transferts sont disponibles. Cette information, très utile, est un indicateur de forme physique (Cf. §7.6). Il est donc nécessaire d'évaluer la pertinence de l'estimation de celles-ci.

11.6.1 Durées relatives

Lors des expérimentations dans des conditions expérimentales, la consigne était la réalisation de trois séries de transferts BtS-StS ; la première à vitesse normale (V_N), la deuxième à vitesse lente (V_L) et la dernière rapide (V_R). Donc, logiquement, les durées des transferts estimées par le système devraient respectivement être "normales" (D_N), "courtes" (D_C), "longues" (D_L).

L'analyse consiste à déterminer si l'algorithme délivre une réponse linéaire quant à la durée des transferts. En d'autres termes, si statistiquement : $D_C < D_N < D_L$. Pour cela, nous avons utilisé les données collectées lors d'expérimentations avec des sujets âgés effectuant un scénario écologique (Cf. §10.1.2).

Nous avons recueilli les résultats d'analyse et créé le tableau 11.7.

Celui-ci montre, pour chaque sujet, les durées moyennes de chaque classe de vitesse. Par exemple, le sujet a effectué les 20 premiers transferts (vitesse normale) avec

Sujets \ Durée	D_N	D_C	D_L
1	2.68	1.90	2.90
2	3.02	2.23	3.09
3	2.67	1.50	3.19
4	2.55	2.54	2.34
5	2.20	2.04	5.02
6	3.42	2.70	4.25
7	2.33	2.33	3.99
8	2.74	2.12	3.15
9	2.81	2.32	3.73
10	2.60	2.31	3.64
11	2.18	2.22	2.62
12	2.86	1.88	2.80
13	3.68	2.84	4.03
14	2.69	2.41	3.02
15	2.89	2.10	3.20
16	2.17	1.79	3.42
17	2.46	1.97	3.00
18	2.61	2.24	3.63
Moyenne	2.70	2.19	3.39

TAB. *11.7: Durée des transferts (en secondes)*

une durée moyenne de 2.68 s, les 20 transferts suivants (vitesse rapide) en 1.9 s et les 20 transferts avec une durée moyenne de 2.9 s. La dernière ligne est une moyenne des 18 sujets et montre que les transferts à vitesse normale s'exécutent globalement en 2.7 s, les rapides en 2.19 secondes et les lents à 3.39 s sur cette population (personnes âgées). Il semblerait qu'aux vues de ces premiers résultats, le système soit capable de différencier les vitesses "lentes" des "normales" et des "rapides".

ANOVA (ANalysis Of VAriance)

Afin de valider ces propos, nous avons réalisé une ANOVA sur l'ensemble des données soit 468 transferts.

Le tableau 11.8 présente les variables nécessaires au calcul F_{obs} : variable de Fisher. L'hypothèse que nous cherchons à tester est H0 : $D_N \neq D_C \neq D_L$.

En utilisant les données du tableau 11.7, l'application numérique donne les résultats présentés dans le tableau 11.9.

Nous relevons les valeurs de $F_{thorique}$ à 5% et 1% dans la table disponible en annexe B. On se rend compte que F_{obs} est supérieur à $F_{thorique}$ ($p<0.05$ et $p<0.001$). Il existe

Source de variabilité	SCE	ddl	CM	F_{obs}	$F_{thorique}$
Entre groupe	SCE_E	$ddl_E = N_G - 1$	$CM_E = \frac{SCE_E}{ddl_E}$	CM_E/CM_I	F_T
Intra groupe	SCE_I	$ddl_I = N_T - N_G$	$CM_I = \frac{SCE_I}{ddl_I}$		
Total	SCE_T				

TAB. *11.8: Tableau théorique pour le calcul de la variable de Fisher : F_{obs}. SCE : Somme des Carrés des Ecarts à la moyenne, N_G : nombre de groupe = 3, N_T : nombre total d'échantillons = 54, ddl : degré de liberté, CM : Carrés Moyens, F_{obs} : variable F résultant du calcul, $F_{thorique}$: valeur théorique de la distribution F.*

Source de variabilité	SCE	ddl	CM	F_{obs}	$F_{thorique}$
Entre groupe	13.03	2	6.51	28.3	3.19^{*} 5.03^{**}
Intra groupe	11.70	51	0.23		
Total	24.73				

TAB. *11.9: Application numérique pour le calcul de la variable de Fisher : F_{obs}. * : données à 5%, ** : données à 1%*

donc une différence significative entre D_N, D_C et D_L.

A présent, et afin de connaître la hiérarchie des trois vitesses, on applique un test supplémentaire :

- si les effectifs de chaque série sont les mêmes, on applique le test de Newman-Keuls,
- si les effectifs de chaque série ne sont pas les mêmes, on applique le LSD test (Least Significant Difference).

Dans notre cas, nous appliquons donc un test de Newman Keuls.

Test de Newman Keuls

Ce test évalue la différence entre deux séries de même effectif. Pour cela il faut :

1. classer les moyennes de chaque série par ordre croissant : $m_R < m_N < m_L$,
2. calculer les différences en valeur absolue des moyennes respectives :

$$\begin{aligned} |m_R - m_N| &= 0.51s \\ |m_R - m_L| &= 1.2s \\ |m_N - m_L| &= 0.69s \end{aligned}$$

3. Lire dans la table de Newman-Keuls (seuil à 5%), la valeur $q^{k,p}$ avec p = nombre

de moyennes et k le degré de liberté défini comme suit :

$$k = (N-1) - [(R-1) + (C+1)]$$

N étant l'effectif total, C le nombre de colonnes et R le nombre de rangées. Chaque amplitude (différence des moyennes) est alors comparée à

$$q^{k,p}\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}}$$

où σ^2 est la variance totale des données (0.46 s^2 dans notre cas) et n le nombre de valeur pour estimer les moyennes (18 dans notre cas).

4. Comparer les différences de moyennes. On commence par comparer celles présentant le plus grand écart. Il s'agit donc tester m_R et m_L, pour cela les trois moyennes entrent en considération puisque $m_R < m_N < m_L$. Donc la variable $p = 3$. Dans notre cas k=32. La table (Annexe B) nous donne $q^{30,3} = 3.49$. Nous avons alors :

$$q^{k,p}\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}} = 3.49\sqrt{\frac{0.46}{18}} = 0.56$$

d'où

$$|m_R - m_L| = 1.20 > 0.56$$

L'hypothèse $H0 : D_R = D_N = D_L$ est rejetée, donc $m_R \neq m_L$ et par conséquent

$$m_R < m_L \tag{11.8}$$

Il faut, à présent comparer m_L et m_N. Dans cette situation il y a 2 moyennes (donc p=2). Nous avons toujours k=32. La table nous donne $q^{30,2} = 2.89$. Nous avons alors :

$$q^{k,p}\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}} = 2.89\sqrt{\frac{0.46}{18}} = 0.46$$

d'où

$$|m_N - m_L| = 0.69 > 0.46$$

L'hypothèse $H0 : D_N = D_L$ est rejetée, donc $m_N \neq m_L$ et par conséquent

$$m_N < m_L \tag{11.9}$$

Enfin, il faut comparer m_R et m_N. Dans cette situation il y a 2 moyennes (donc p=2). Nous avons toujours k=32 donc $q^{30,2} = 2.89$ de nouveau. Nous avons également :

$$q^{k,p}\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}} = 2.89\sqrt{\frac{0.46}{18}} = 0.46$$

d'où

$$|m_R - m_N| = 0.51 > 0.46$$

L'hypothèse $H0 : D_R = D_N$ est rejetée, donc $m_R \neq m_N$ et par conséquent

$$m_R < m_N \tag{11.10}$$

Les trois équations 11.8, 11.9 et 11.10 permettent d'en conclure que

$$m_R < m_N < m_L \qquad \text{avec un risque de } 5\% \tag{11.11}$$

Nous pouvons donc affirmer que les trois catégories de vitesse de transferts sont significativement détectées par notre algorithme. Le résultat global est illustré sur la figure 11.16.

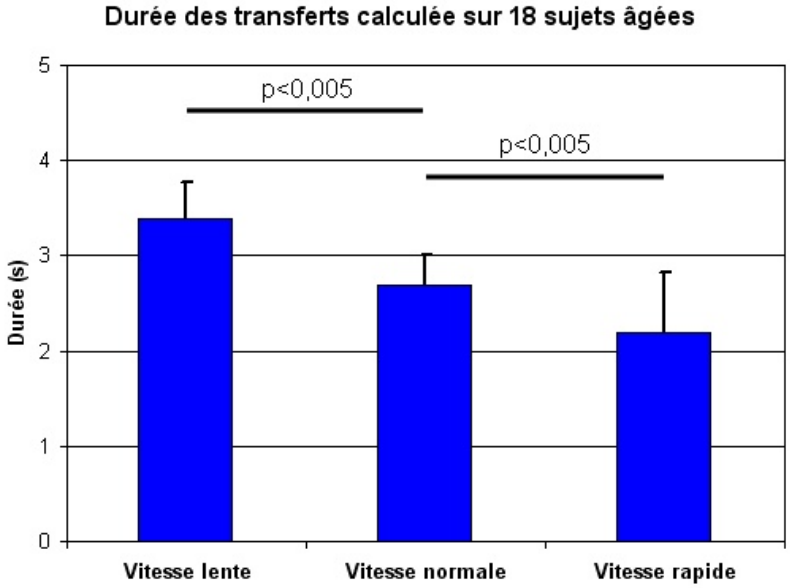


FIG. *11.16: Durée des transferts (moyenne+écart-type) pour trois vitesses (lentes, normales et rapides). L'algorithme permet statistiquement de différencier ces trois classes*

11.6.2 Durées absolues

L'objectif est d'étudier si la durée des transferts, estimée par notre algorithme, correspond à la durée réelle de ceux-ci. Pour ce faire, nous avons sélectionné 3 sujets de 23, 26 et 45 ans. Grâce aux enregistrements vidéo, nous avons indexé tous les transferts réalisés. Cela consiste à indiquer les moments de début et fin de chaque transfert. Afin de déterminer, sur l'enregistrement vidéo, le début et la fin d'un transfert, on se base sur le mouvement des épaules ; ainsi, un transfert débute dès que les épaules

du sujet commencent à s'incliner et s'arrête quand les épaules ont cessé de bouger [Papaxanthis *et al.*, 2003].

Statistiques descriptives

De ces informations, nous pouvons analyser visuellement la différence qu'il existe entre les résultats et la référence (Fig. 11.17). La figure 11.18 illustre les écarts entre ces deux grandeurs (algorithme et référence). Les courbes sont relatives à un seul sujet et comportent une cinquantaine de transferts.

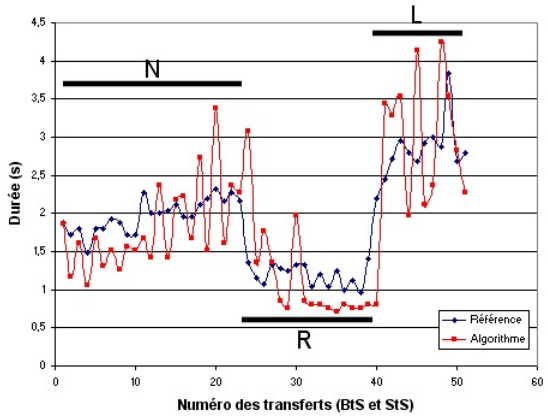


FIG. *11.17: Comparaison de la durée de chaque transfert estimé avec la référence*

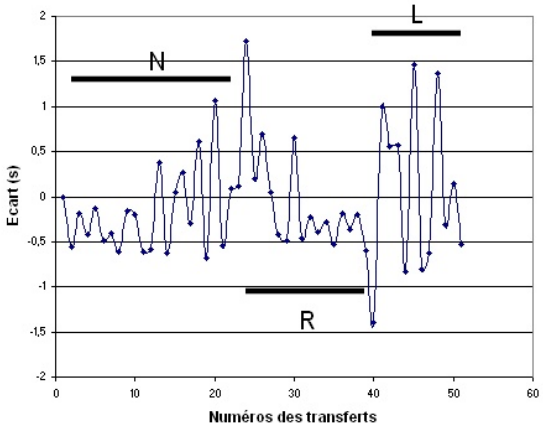


FIG. *11.18: Comparaison de la durée de chaque transfert estimé avec la référence*

A partir des données de la figure 11.18, nous calculons la moyenne des écarts pour chaque catégorie de vitesse et pour toutes les vitesses confondues. Nous estimons également l'écart-type (déviation) des écarts. Ces données sont présentées dans le tableau 11.10, et ce , pour les trois sujets.

	Sujet 1		Sujet 2		Sujet 3	
Vitesse	EM (s)	Dev (s)	EM (s)	dev (s)	EM (s)	dev (s)
Normale	-0.17	0.44	-0.4	0.32	0.57	-0.25
Rapide	-0.05	0.59	-0.2	0.32	-0.29	0.12
Lente	0.05	0.90	0.16	0.57	-0.32	0.49
Toutes vitesses	-0.08	0.63	-0.14	0.57	-0.28	0.39

TAB. *11.10: EM : Ecart moyen et Dev : déviation, pour chaque catégorie de vitesse et pour les 3 sujets tests*

Pour les 3 sujets, nous constatons que les moyennes des écarts sont globalement négatifs (-0.08s, -0.14s, -0.39s) indiquant que notre algorithme a tendance à sous-estimer la durée du transfert. Il est possible de corriger ce biais en réduisant la valeur du seuil

détectant le début de la transition S_{2D} (équation 7.17 page 78). Si les moyennes des écarts sont faibles, en revanches les écarts-types sont de l'ordre de la demi seconde.

11.7 Synthèse sur les transferts

Les différentes expérimentations sur la classification des transferts nous a permis d'évaluer les comportement de l'algorithme.

Les premières expérimentations, en condition expérimentale, nous ont permis de montrer l'efficacité des quatre méthodes (polarisation, spectre complexe, recalage par le minimum et recalage par intercorrélation). Ceci aussi bien pour les sujets jeunes (taux global $\simeq 90\%$) qu'âgés (taux global $\simeq 85\%$). Nous avons également constaté que, quelque soit la classe d'âge, les transferts rapides présentent de meilleurs performance.

La classifications des transferts réalisés lors de scénarii écologiques, montre naturellement une dégradation des performances (taux global de l'ordre de 50%), aussi bien pour les sujets jeunes qu'âgés. Au regard des taux a priori, ont se rend compte que cela est pricipalement du à une mauvaise sensibilité de la classe "Autre". C'est pourquoi nous avons mis en place des critères d'exclusion (SE, DT, AGD, LDG, FE) qui permettent un rehaussement du taux a priori de la classe "Autre".

Nous avons également montré que le système de classification permet de différencier les vitesses de transferts élevés des vitesses normales et lentes.

Chapitre 12

Expérimentations sur la fusion de données

Ce chapitre se concentre sur la présentation des résultats et performances relatifs à la méthode de fusion de données décrite à la section 8.3 (page 99). L'objectif est d'être en mesure de détecter les scénarii concourant à l'évaluation de l'autonomie de la personne télésurveillée, à savoir l'habillement, l'élimination, les transferts, la prise des repas pour les critères ADL et les déplacements répertoriés dans la grille AGGIR.

Afin de valider notre méthode, nous avons mis en place une série d'expérimentations dont voici le mode opératoire.

12.1 Protocole expérimental

Les expérimentations se sont déroulées dans l'HIS situé à la faculté de Médecine de Grenoble. Chaque sujet avait pour consignes de réaliser des scénarii pré-définis (REPOS, HABILLEMENT, DEPLACEMENT, ELIMINATION et PRISE DE REPAS) dans un ordre aléatoire. En plus de cela, le sujet avait pour mission d'annoter les débuts et fins des scénarii effectués. Ces informations servent de référence lors de l'évaluation des performances.

La réalisation de chaque scénario a été volontairement écourtée du fait du type d'analyse effectue. En effet, nous avons vu à la section 8.3, que la détection des scénarii à lieu sur des segments de signaux paramétrés par la variable $LFen$ de l'ordre d'une dizaine de seconde. Donc pendant les expérimentations une personne qui réalise le scénario "repos" (passage par toutes les postures allongés) en 1h ou en 10 minutes est équivalent. Cependant il est évident que enregistrement d'un 1h comporte éventuellement plus de variabilité qu'un de 10 minutes.

La durée totale d'expérimentation, par sujet, est variable d'une dizaine à une vingtaine de minutes.

Nous avons utilisé les capteurs physiques suivant :

– les détecteurs infrarouges situés dans l'HIS (Fig. 3.2 page 36),

– l'actimomètre disposé sur le buste du sujet (Fig. 3.5 page 39),
– l'horloge PC.

La classification supervisée comprenait les scénarii suivants : REPOS, DETENTE, HABILLEMENT, ELIMINATION, PETIT DEJEUNER, DEJEUNER, DINER, DEPLACEMENT et AUTRE.

Deux populations ont servi de test pour éprouver notre algorithmes.

12.1.1 Sujets jeunes

7 sujets d'âge moyen 27 ans (SD=7.3 ans) en bonne santé, ont été volontaires pour participer à ces expérimentations.

12.1.2 Sujets âgés

4 sujets d'âge moyen 78 ans en bonne santé, ont été volontaires pour participer à ces expérimentations.

12.2 Principe de l'évaluation des performances

La définition de l'évaluation des performances est fonction des objectifs que l'on cherche à atteindre. Dans notre étude, le but est de détecter des scénarii particuliers noyés dans un flux de données. L'évaluation précise du début et de la fin de chaque scénario n'est donc pas importante pour nous. Ce qui nous intéresse c'est avant tout de savoir si tel ou tel scénario s'est déroulé. Par exemple, il est important de détecter si la personne a dîner, mais il n'est pas nécessaire de connaître, à la seconde près, la durée de ce dernier. D'un point de vue pratique, cela serait d'ailleurs difficile d'indexer (référencer) un scénario avec autant de précision. Par exemple, comment déterminer, avec une grande précision, à quel moment la prise du repas commence. Est-ce lorsque la personne entre dans la cuisine, lorsqu'elle s'assoit à table ou lorsqu'elle ingère le premier aliment ?

Donc en terme d'évaluation des performances de détection, nous allons choisir une faible granularité de comparaison. Cela signifie qu'en aucun cas nous n'allons comparer chaque échantillon (pouvant être distant de 50 ms pour l'actimomètre) à la réalité. Afin d'expliquer le mode d'estimation des performances nous prenons un exemple (référence/résultat de la classification).

12.2.1 Exemple pour le calcul de la sensibilité

De manière générale, la sensibilité traduit la capacité du système d'analyse à bien détecter les éléments référencés. Dans notre situation, il s'agit de détecter de

manière correcte l'apparition des scénarii. La sensibilité est alors calculée comme suit : "lorsqu'un scénario type (S_t) se produit sur le signal de référence, nous recherchons si, dans l'intervalle de temps de ce scénario, le système l'a détecté au moins une fois". Si tel est le cas, il s'agit d'un "vrai positif" (VP).

Remarque : Nous n'imposons donc pas de contrainte sur le pourcentage de temps pendant lequel le bon scénario a été détecté.

Nous obtenons ainsi :

$$Sensibilité\ [S_e]\ (\%) = \frac{VP}{N_{tot}} \times 100 \tag{12.1}$$

avec N_{tot} : le nombre total de scénarii types présents dans le signal de référence.

L'exemple illustré sur la figure 12.1 montre deux signaux. Le premier correspond aux scénarii indexés par le sujet lui même (signal de référence représentant la réalité) et le second le résultat généré par le système de classification.

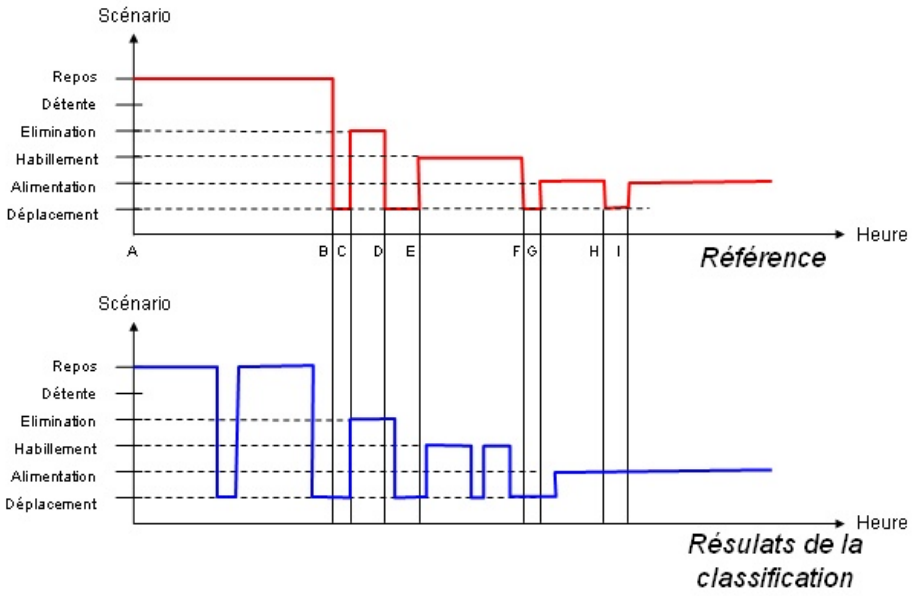


FIG. *12.1: Exemple de signaux (référence et sortie du système de classification) obtenus lors de l'expérimentation sur la fusion de données. Indexation vis-à-vis du signal de référence*

Le tableau 12.1 présente, pas à pas, le calcul de la sensibilité relatif à l'exemple illustré sur la figure 12.1.

La sensibilité obtenue est donc de $(\frac{8}{9} * 100)$, soit 88.9%.

12.2.2 Exemple pour le calcul de la spécificité

De manière générale, la spécificité traduit la capacité du système d'analyse à ne pas détecter d'autres éléments que ceux référencés. La spécificité est alors calculée

Scénario de référence	Début ; Fin	Détecté/Non détecté	VP ; N_{tot}
Repos	A ; B	oui	1 ; 1
Déplacement	B ; C	oui	2 ; 2
Elimination	C ; D	oui	3 ; 3
Déplacement	D ; E	oui	4 ; 4
Habillement	E ; F	oui	5 ; 5
Déplacement	F ; G	oui	6 ; 6
Alimentation	G ; H	oui	7 ; 7
Déplacement	H ; I	non	7 ; 8
Alimentation	I ; fin	oui	8 ; 9

TAB. *12.1: Exemple de calcul de sensibilité relatif à la fusion de données*

avec la philosophie suivante : "lorsqu'un scénario est détecté par le système, nous regardons si dans ce même intervalle de temps, ce scénario a vraiment eu lieu, au moins une fois, dans la réalité". Si tel est le cas il s'agit d'un "vrai positif" (VP') qui n'a pas la même signification que précédemment.

Nous obtenons ainsi :

$$Spécificité\ [S_t]\ (\%) = \frac{VP'}{N'_{tot}} \times 100 \tag{12.2}$$

avec, N'_{tot} : le nombre total de scénarii présent dans le signal de sortie.

La figure 12.2 montre les mêmes signaux que la figure 12.1 mais repéré, sur l'échelle des abscisses, par rapport au signal de sortie.

Le tableau 12.2 présente, pas à pas, le calcul de la spécificité relatif à l'exemple illustré sur la figure 12.2.

Scénario de référence	Début ; Fin	Détecté/Non détecté	VP' ; N'_{tot}
Repos	A ; B	oui	1 ; 1
Déplacement	B ; C	non	1 ; 2
Repos	C ; D	oui	2 ; 3
Déplacement	D ; E	oui	3 ; 4
Elimination	E ; F	oui	4 ; 5
Déplacement	F ; G	oui	5 ; 6
Habillement	G ; H	oui	6 ; 7
Déplacement	H ; I	non	6 ; 8
Habillement	I ; J	oui	7 ; 9
Déplacement	J ; K	oui	8 ; 10
Alimentation	K ; fin	oui	9 ; 11

TAB. *12.2: Exemple de calcul de spécificité relatif à la fusion de données*

La spécificité obtenue est donc de $(\frac{9}{11} * 100)$, soit 81.8%.

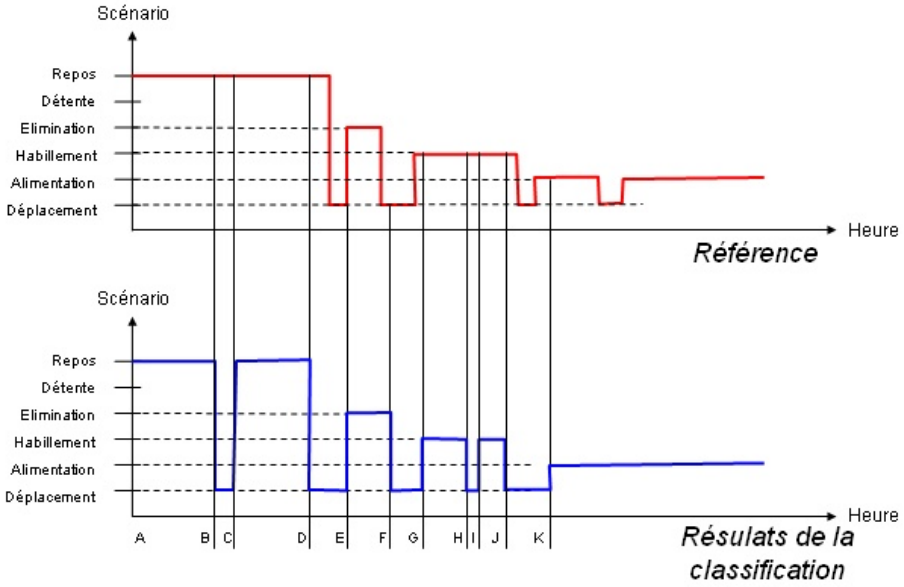


FIG. *12.2: Exemple de signaux (référence et sortie du système de classification) obtenus lors de l'expérimentation sur la fusion de données. Indexation vis-à-vis du signal de sortie*

12.3 Performances sur des données réelles

Avant de présenter les résultats proprement dis, nous décrivons les pré-traitements effectués sur les données issues des capteurs physiques.

12.3.1 Indexation des scénarii

Comme nous l'avons décrit dans la section "protocole expérimental" (12.1), chaque sujet a réalisé une succession de scénarii sur une période de dix à vingt minutes selon les sujets. Il n'est donc pas possible, au niveau de la plage horaire, que les scénarii "repos" et "déjeuner" soient corrects. Il a donc fallut pré-traiter les données afin de les rendre cohérentes du point de vue de ce paramètre (plage horaire).

Pour corriger cet effet, et afin d'accroître le volume de données à analyser, nous n'avons pas découpé chaque scénario et appliqué le décalage temporel adéquat, mais avons dupliqué et décallé l'ensemble de l'enregistrement à différents horaires.

L'interprétation (construction de la référence) des séquences est alors différente suivant sa localisation temporelle comme le montre l'exemple de la figure 12.3.

12.3.2 Configuration de l'algorithme

L'algorithme de fusion de données nécessite de définir les matrices ML (équation 8.8, page 101) et C' (Fig. 8.8, page 103).

Pour l'ensemble des résultats présentés, nous avons choisi $C' = (1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1)$. Cela

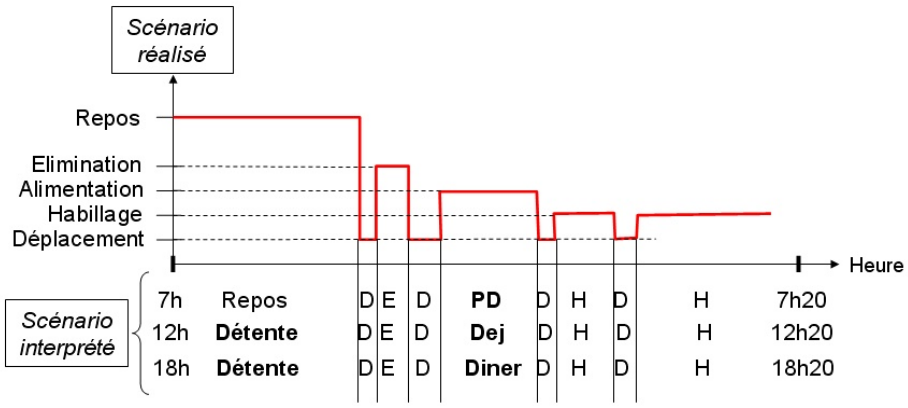


FIG. *12.3: Exemple d'interprétation d'un enregistrement pour la fusion de données. Sur l'axe des ordonnées sont mentionnés les scénarii effectués, en abscisse les scénarii interprétés. D : déplacement, E : élimination, H : habillement. Les scénarii en gras sont ceux dont l'interprétation est différent de la réalisation*

signifie que l'ensemble des conversions entre capteurs physiques et capteurs logiciels est "fiable" à 100%. Dans la réalité, nous savons bien que cela n'est pas le cas. En effet nous l'avons présenté aux chapitres 10 et 11, la détection de la marche et des transferts présentent des performances aux alentours des 75%. Cependant, et afin de pouvoir évaluer l'effet des valeurs de la matrice ML, nous excluons l'utilisation de C'.

D'un point de vue pratique, nous avons implémenté, sous Matlab, la formule 8.11 mais la définition de $C' = (1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1)$ entraîne, indirectement, l'utilisation de la formule 8.9.

Comme nous l'avons vu sur les figures 8.4 et 8.5, certains scénarii se discriminent plus facilement dans un sous-espace que dans un autre. Nous prenons donc en compte ces informations. Le scénario "élimination" se caractérise principalement par une présence dans les toilettes, nous allons donc attribuer une forte masse logiciel sur la localisation : $ML_1(3,2) = 0.55$. Dans le même esprit, le scénario marche est évidemment le mieux détecté par l'actimomètre donc une forte masse logiciel est allouée à $ML_1(8,6) = 0.5$. La détection de la marche ne caractérisant aucun autre scénario, nous avons donc attribuer des masses nulles sur le reste de la dernière colonne.

Ainsi de suite nous avons ainsi élaboré la matrice ML suivante :

Sur la figure 12.4, PH correspond à la plage horaire, L à la localisation, T à la détection des transferts, P à la posture, SD au comportement statique ou dynamique et M à la détection de la marche.

L'indice 1, relatif à ML, signifie qu'il s'agit d'un premier jeu de masse logiciel. Nous utiliserons par la suite un second jeu de masse ML_2.

$$ML_1 = \begin{pmatrix} 0.2 & 0.4 & 0.05 & 0.2 & 0.15 & 0 \\ 0.3 & 0.3 & 0.05 & 0.15 & 0.2 & 0 \\ 0 & 0.55 & 0.2 & 0.1 & 0.15 & 0 \\ 0.25 & 0.3 & 0.1 & 0.1 & 0.25 & 0 \\ 0.3 & 0.4 & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0 \\ 0.3 & 0.4 & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0 \\ 0.3 & 0.4 & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0.2 & 0.05 & 0.05 & 0.2 & 0.5 \end{pmatrix}$$

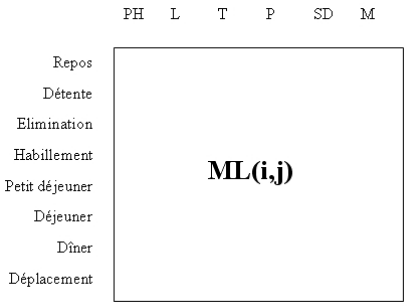


FIG. *12.4: Descriptif de la matrice ML*

12.3.3 Pré-traitements

Les performances que nous allons présenter portent sur 21 signaux issus de 7 sujets jeunes. Le tableau 12.3 montre les translations temporelles effectuées à partir des signaux originaux de chacun des sept sujets.

	Sujet 1	Sujet 2	Sujet 3	Sujet 4	Sujet 5	Sujet 6	Sujet 7
Original	16h30	17h00	17h00	17h00	17h00	12h00	15h00
Translations temporelles	7h30 12h30	5h00 12h00	7h00 12h00	12h00 23h00	8h00 12h00	8h00 22h00	7h00 12h00

TAB. *12.3: Gestion des données. Pour chaque sujet sont présentés l'heure d'enregistrement initial ainsi que les deux translations temporelles effectuées*

L'algorithme de fusion de données multi-capteurs présenté à la figure 8.3 (page 94), a été implémenté sous Matlab. Il est segmenté en trois grands blocs :

1. le premier comprend la sélection et l'ouverture des données recueillies par l'actimomètre, ainsi que celles générées par les détecteurs infrarouges,
2. le deuxième englobe l'extraction des paramètres relatifs à l'actimomètre, à savoir le calcul des postures, la détection de la marche, la classification entre les comportements statiques et dynamiques et la détection et classification des transferts (BtS et StS),
3. le dernier effectue, à proprement parlé, la fusion multi-capteur.

Pour chaque segment de signal analysé, l'algorithme délivre en sortie, le scénario retenu et le niveau d'accomplissement (NA) associé.

12.3.4 Affichage des résultats pour un sujet

Voici un exemple de courbes (Fig. 12.5) générées par le sujet Pierre B. aux alentours des 12h.

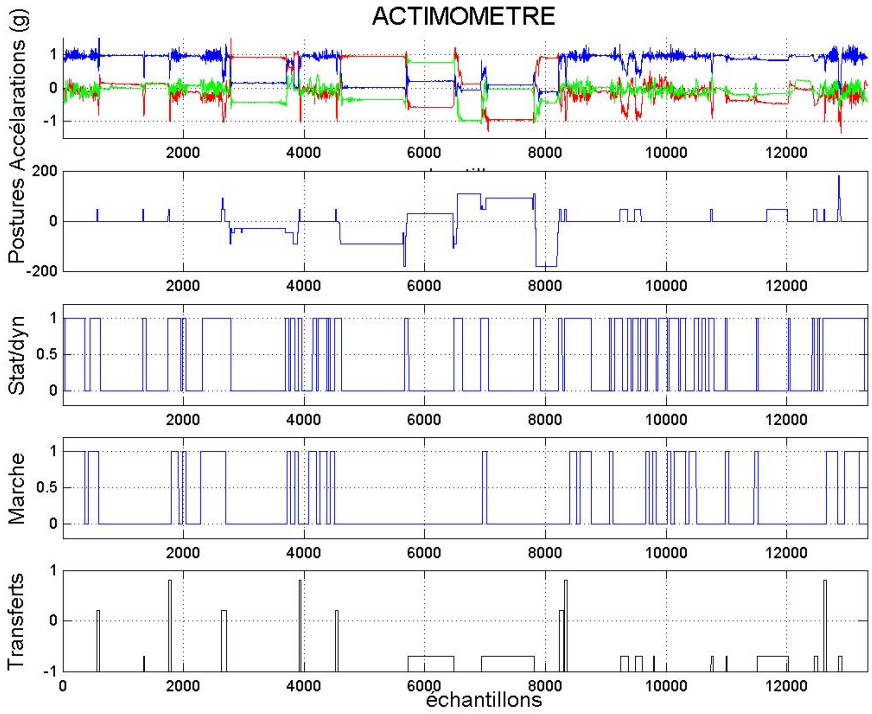


FIG. *12.5: Affichage des paramètres extraits de l'actimomètre*

Sur celle-ci, le tracé du haut correspond aux enregistrements des trois accéléromètres exprimées en $m.s^{-2}$.

Le tracé suivant traduit les postures du buste (0 : droit, 10 : penché à gauche, -10 : penché à droite, 30 : penché vers la droite et vers l'avant, -30 : penché vers la gauche et en arrière, 45 : penché vers l'avant, -45 : penché vers l'arrière, 60 : penché vers la gauche et en avant, -60 : penché vers la droite et vers l'arrière, 90 : allongé sur le ventre, -90 : allongé sur le dos, 110 : allongé sur le côté gauche, -110 : allongé sur le côté droit).

Le troisième tracé renseigne s'il s'agit d'un comportement statique ou dynamique, respectivement O et 1.

Le quatrième illustre les périodes de marche (1) ou de non marche (0).

Enfin, le dernier, correspond à la détection et classification des transferts (BtS et StS). La courbe affiche 0,2 lorsqu'il s'agit d'un transfert "debout vers assis", 0,8 lors d'un "assis vers debout" et -0,7 lorsqu'il s'agit d'autre chose qu'un transfert.

La figure 12.6 récapitule les enregistrements des deux capteurs physiques (IR et actimomètre) puis présente le résultat de la fusion des données avec le niveau d'accomplissement correspondant.

En utilisant les données générées par le système et celles indexées par le sujet de

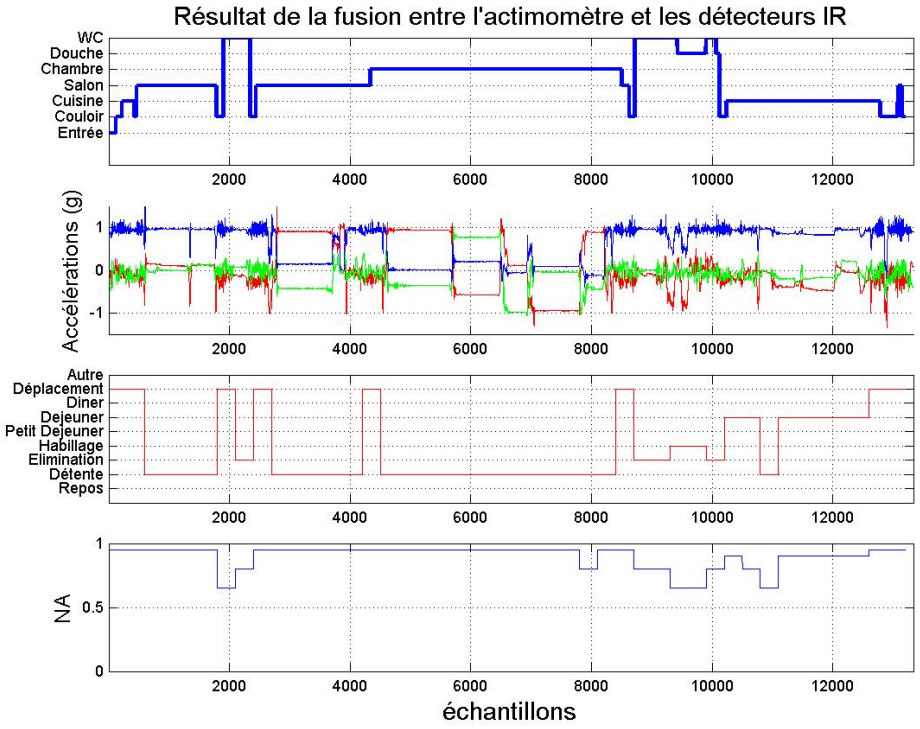


FIG. *12.6: Affichage des données issues des deux capteurs physiques (IR puis Actimomètre), résultat de la fusion de données et niveau d'accomplissement (NA)*

l'expérimentation nous pouvons évaluer la performance de chaque enregistrement. A partir de l'exemple illustré sur la figure 12.6, nous confrontons les scénarii détectés avec la référence (Fig. 12.7).

12.3.5 Performances globales en fonction de $LFen$

A présent, nous pouvons calculer la sensibilité et la spécificité globale en prenant en compte les 21 enregistrements. Nous estimons, dans le même temps, ces deux grandeurs de chaque scénario.

Les tracés 12.8 et 12.9 illustrent les performances de chaque scénario pour deux longueurs de fenêtre d'analyses ($LFen$) (Fig. 8.6 à la page 100) de 5 et 15 secondes. En abscisse : Rep=Repos, Dét=Détente, Eli=Elimination, Hab=Habillement, PD=Petit Déjeuner, Déj=Déjeuner, Din=Diner, Dép=Déplacement.

Plus la longueur de la fenêtre d'analyse ($LFen$) augmente, plus la sensibilité globale diminue et inversement la spécificité globale augmente (granularité plus faible). Cette tendance est vérifiée et illustrée par le tableau 12.4. En effet, une large fenêtre va masquer les scénarii de courtes durées, impliquant une baisse de la sensibilité et donc une augmentation de la spécificité. Ceci s'illustre très bien avec le scénario

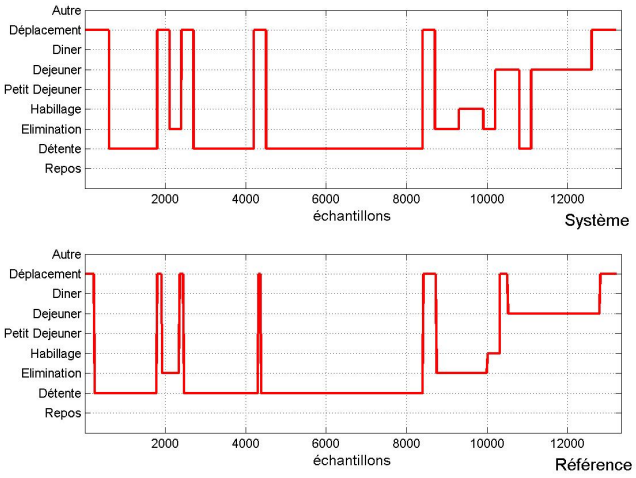


FIG. *12.7: Affichage simultané des scénarii détectés par le système (en haut) et ceux indexés par le sujet (en bas)*

"déplacement" (Dép).

Si l'on compare la performance de chaque scénario, on peut noter que le scénario "habillement" est celui le moins bien détecté et ce quelque soit la longueur de la fenêtre d'analyse ($LFen$). Cela peut s'expliquer car il intersecte avec beaucoup d'autres scénarii (Fig. 8.4, page 99, par exemple). Prenons un exemple. Si le sujet décide de s'habiller dans la chambre, aux vues des résultats, il est très probable que le scénario "habillement" soit en fait perçu comme "détente". Cela expliquerait donc pourquoi la spécificité du scénario "détente" soit relativement faible (environ 40%).

En revanche trois scénarii (élimination, déjeuner et dîner) sont détectés précisément.

Comme nous venons de le voir, l'un des paramètres important, du point de vue des performances de l'algorithme est $LFen$. Nous avons donc testé l'influence de celui-ci. Le tableau 12.4 recense les sensibilités et les spécificités obtenues pour différentes valeurs de $LFen$. Il est aussi mentionné le nombre d'éléments utilisés pour l'estimation de ces deux critères.

La figure 12.10 illustre les données présentes dans le tableau 12.4. De la même manière que pour l'analyse des performances de la marche, nous choisissons la valeur du paramètre $LFen$ graphiquement. Il s'agit du point le plus en haut à gauche de la courbe (Rappel Fig. 10.3) tout en conservant une sensibilité plus grande que la spécificité. La longueur de la fenêtre d'analyse correspondant à ces critères est $LFen = 10s$ et confère à l'algorithme 76,8% de sensibilité et 66.0% de spécificité.

Cette longueur de 10 secondes, qui semble être optimale, dépend directement du plus petit scénario à détecter car, comme nous l'avons vu précédemment une longue fenêtre d'analyse a tendance à masquer les courts scénarii. Dans notre configuration, le plus court scénario est la marche. Pour être détecté, c'est principalement le capteur

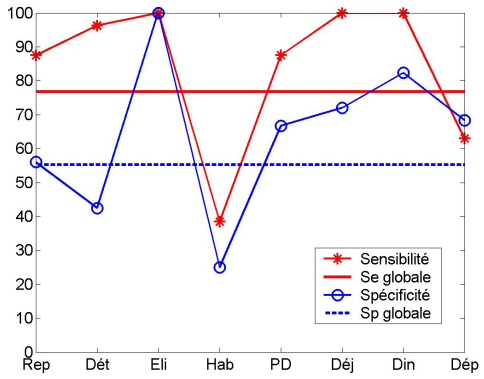


FIG. *12.8: Sensibilité et spécificité de l'algorithme de fusion de données multi-capteurs pour chaque scénario ; LFen=5s. La sensibilité tous scénarii confondus vaut 76.8% et la spécificité vaut 55.2%*

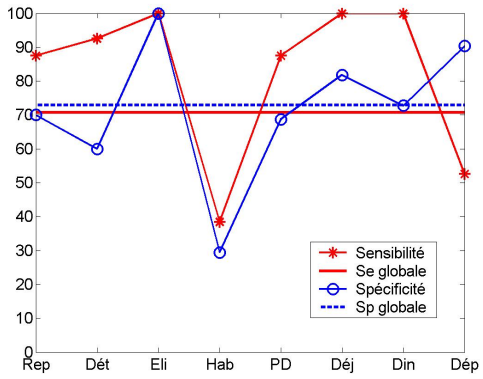


FIG. *12.9: Sensibilité et spécificité de l'algorithme de fusion de données multi-capteurs pour chaque scénario ; LFen=15s. La sensibilité tous scénarii confondus vaut 70.8% et la spécificité vaut 72.9%*

LFen(s)	VP ; N_{tot}	Sensibilité (%)	VP' ; N'_{tot}	Spécificité (%)	1-Spécificité
1	222 ; 267	83.1	770 ; 1813	42.5	57.5
2	216 ; 267	80.9	436 ; 949	45.9	54.1
5	205 ; 267	76.8	286 ; 518	55.2	44.8
10	205 ; 267	76.8	223 ; 338	66.0	34.0
15	189 ; 267	70.8	199 ; 273	72.9	27.1
20	161 ; 267	60.3	156 ; 210	74.3	25.7
25	149 ; 267	55.8	141 ; 179	78.8	21.2
30	140 ; 267	52.4	130 ; 168	77.4	22.6
45	136 ; 267	50.9	110 ; 129	85.3	14.7
60	98 ; 267	36.7	76 ; 87	87.4	12.6
120	81 ; 267	30.3	57 ; 61	93.4	6.6

TAB. *12.4: Sensibilité et spécificité de l'algorithme de fusion pour différentes valeurs du paramètre $LFen$. Les cellules grisées correspondent au meilleur compromis entre sensibilité et spécificité*

logiciel "marche" qui contribue et celui-ci doit majoritairement détecter des périodes de marche dans la fenêtre d'analyse. Avec une longueur de 10 secondes ($LFen$), environ 4 à 5 secondes de marche suffisent. Il se trouve, justement que c'est environ le temps nécessaire pour se déplacer d'une pièce à l'autre dans un appartement.

12.3.6 Performances globales en fonction de ML

Nous venons de le constater (Fig. 12.8 et 12.9) que le scénario "Habillement" présente un faible taux de bonne détection. Il est cependant possible d'influer sur la qualité de détection de ce scénario en modifiant les valeurs de la matrice ML. L'habillement se distinguant de la plupart des autres scénarii par son aspect dynamique (Fig. 8.5), nous définissons alors ML_2 en renforçant, pour le scénario "habillement",

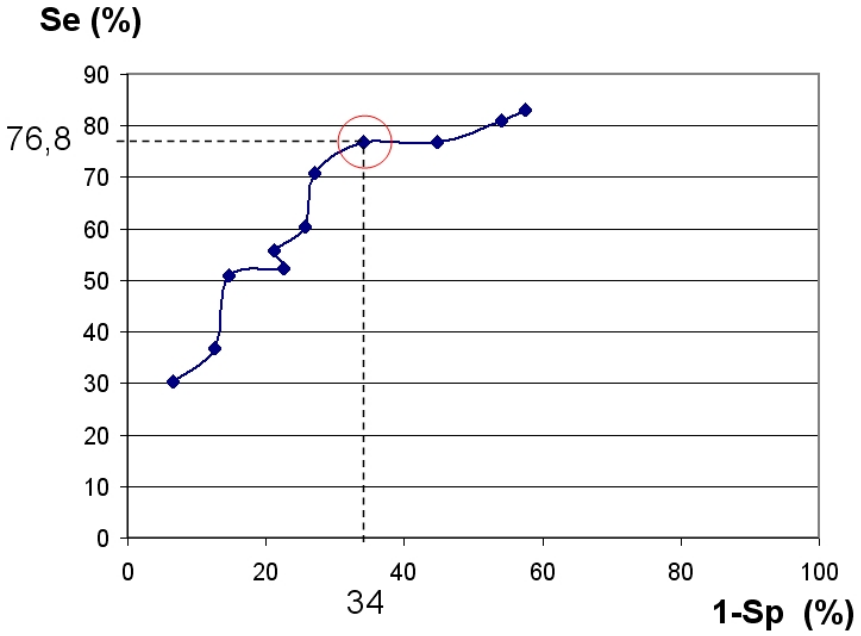


FIG. *12.10: Courbe ROC relative à la fusion de données et paramétrée par LFen. Le cercle correspond au meilleur compromis entre sensibilité et spécificité*

la masse logiciel "stat/dyn". Cette masse prend la valeur 0.45 au lieu de 0.25 (équation 12.3). Augmenter cette masse implique de fait la diminution d'une ou plusieurs autres. Nous choisissons d'atténuer la plage horaire $ML(4,1) = 0.15$ et la localisation $ML(4,2) = 0.2$.

$$ML_2 = \begin{pmatrix} 0.2 & 0.4 & 0.05 & 0.2 & 0.15 & 0 \\ 0.3 & 0.3 & 0.05 & 0.15 & 0.2 & 0 \\ 0 & 0.55 & 0.2 & 0.1 & 0.15 & 0 \\ \mathbf{0.15} & \mathbf{0.2} & 0.1 & 0.1 & \mathbf{0.45} & 0 \\ 0.3 & 0.4 & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0 \\ 0.3 & 0.4 & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0 \\ 0.3 & 0.4 & 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0.2 & 0.05 & 0.05 & 0.2 & 0.5 \end{pmatrix} \tag{12.3}$$

Nous ré-estimons alors les performances de fusion avec la matrice ML_2 et $LFen = 10s$. La figure 12.11 présente les sensibilité et spécificité des scénarii pour $LFen = 10s$ et avec ML_1. La figure 12.12 les mêmes résultats pour $LFen = 10s$ et avec ML_2.

On remarque alors, très clairement, que la sensibilité du scénario "habillement" passe de 38.5% (avec ML_1) à 69.2% (avec ML_2) et que la spécificité décroît légèrement de 22.2% à 20.2%. Les performances sont donc très nettement améliorées.

Ce gain en sensibilité se répercute légèrement sur la qualité de détection des autres scénarii. De manière globale, on avait avec ML_1 (76.8%, 66.0%) (sensibilité,spécificité) et on obtient (75.3%, 63.6%) avec ML_2.

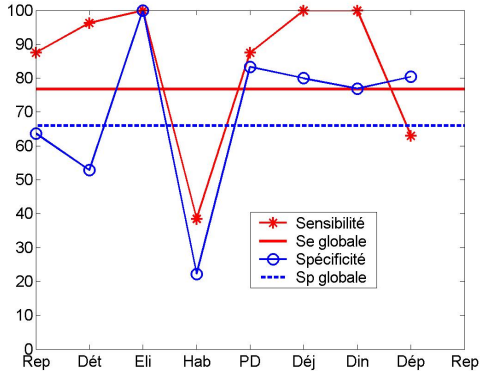


FIG. *12.11: Sensibilité et spécificité de l'algorithme de fusion de données multi-capteurs pour chaque scénario ; LFen=10s et utilisation de* ML_1

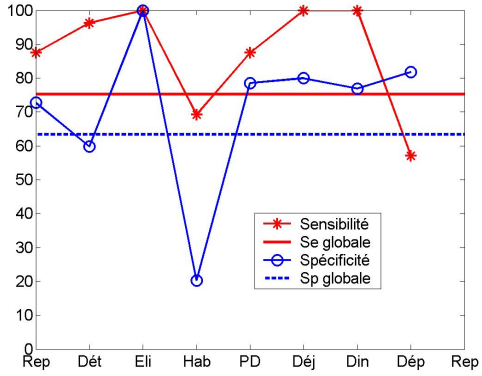


FIG. *12.12: Sensibilité et spécificité de l'algorithme de fusion de données multi-capteurs pour chaque scénario ; LFen=10s et utilisation de* ML_2.

12.3.7 Expérimentation sur des sujets âgés

Après avoir analysé l'influence des deux paramètres (*LFen* et *ML*), nous retenons *LFen=10s*. Quant à la matrice *ML*, nous présentons son effet sur la population des personnes âgées.

Les figures 12.13 et 12.14 présentent respectivement les performances de chaque scénario pour les matrices ML_1 et ML_2.

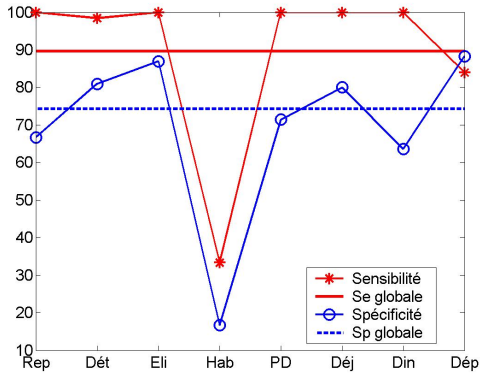


FIG. *12.13: Sensibilité et spécificité de l'algorithme de fusion de données évalué sur des sujets âgés ; LFen=10s et utilisation de* ML_1

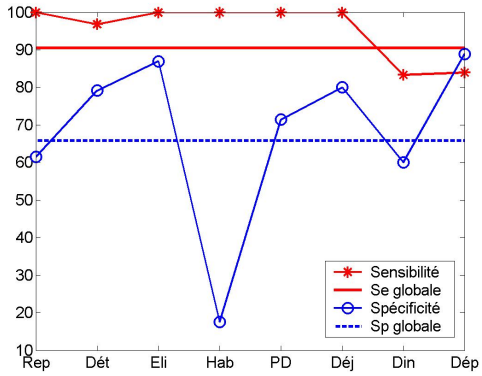


FIG. *12.14: Sensibilité et spécificité de l'algorithme de fusion de données évalué sur des sujets âgés ; LFen=10s et utilisation de* ML_2.

De la même manière que pour les sujets jeunes, la sensibilité et spécificité du scénario habillage est très nettement inférieur aux autres scénarii. Cependant, l'utilisation de la matrice ML_2 permet de rehausser la sensibilité. Cela, également, au

détriment des autres scénarii.

12.3.8 Synthèse sur l'expérimentation de la fusion de données

Dans le tableau 8.4 de la page 100, nous avons synthétiquement illustré l'intérêt d'utiliser plusieurs capteurs ; chacun, indépendamment, n'étant pas en mesure de détecter les scénarii proposés. C'est pourquoi nous avons eu recours à la fusion de ces données : deux capteur (infrarouge et actimomètre) dans notre démonstrateur.

Les résultats présentés dans les paragraphes précédents montrent la capacité de la méthode proposée à détecter et classifier les scénarii : REPOS, DETENTE, ELIMINATION, HABILLEMENT, PETIT DEJEUNER, DEJEUNER, DINER, DEPLACEMENT aussi bien sur des sujets jeunes qu'âgés comme le montre la figure 12.15. Au regard de cette dernière, il semblerait que la méthode de fusion de données soit mieux adaptée au personnes âgées, et ce quelque soit la matrice ML utilisée. Ceci est probablement dû au fait que les personnes âgées ont des comportements très distincts entre chaque scénario. Ceci nécessite, néanmoins une validation plus importante, car ce phénomène peut être la conséquence d'un échantillon d'individus relativement faible.

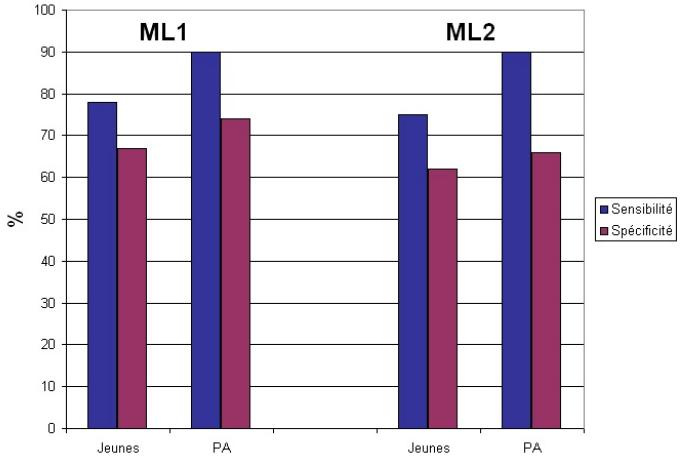


FIG. *12.15: Synthèse de la sensibilité et spécificité de la méthode de fusion de données en fonction des conditions expérimentales et la population testée (jeunes ou personnes âgées)*

Comme nous venons de le voir, la qualité de la classification dépend de deux facteurs : premièrement la longueur de la fenêtre d'analyse ($LFen$) et de la valeur des coefficients de la matrice ML. Parmi les configurations testées de ces deux variables, nous pouvons retenir $LFen = 10s$ et $ML = ML_1$ comme valeurs générant le meilleur compromis entre la sensibilité et la spécificité et présentant 90% sensibilité et 74% de spécificité.

Quatrième partie

Discussion Générale et Conclusion

Chapitre 13

Discussion Générale

De plus en plus de systèmes de télévigilance apparaissent sur le marché et répondent chacun à des problèmes spécifiques et bien diagnostiqués (surveillance de la pression artérielle, du taux de glucose, fréquence respiratoire, ...). Dans le cadre particulier de la télévigilance de personnes âgées, il existe des risques difficiles à prendre en charge par l'apport de technologiques, principalement la chute et la perte d'autonomie. Ces deux aspects très importants d'un point de vue clinique, sociologique et psychologique, sont cependant des champs de recherche relativement peu étudiés.

La chute est, par exemple, difficile à détecter car elle peut se réaliser de manière très différente suivant les patients. De plus, il est impossible, éthiquement, d'effectuer des expérimentations dans de réelles conditions pour valider un dispositif : on ne peut pas demander à des personnes âgées de chuter volontairement. Dans cette situation il est nécessaire "d'attendre" cet événement qui apparaît très rarement (au maximum une à deux fois par an).

L'analyse de l'autonomie et la détection d'une entrée en dépendance sont également un problème difficile car la décroissance de l'autonomie est bien souvent lente et non détectable. Dans cette situation, à partir de quels moments est-il nécessaire de déclencher des alarmes et sur quels critères ?

Les travaux de recherche de l'équipe AFIRM du laboratoire TIMC se sont attachés à développer ces deux problématiques. La détection de la chute est aujourd'hui possible grâce à un dispositif électronique embarqué breveté [Noury, 2001] et en cours d'industrialisation [Flammarion, 2005]. La centrale (Fig. 3.4) qui capture et analyse actuellement la cinématique du buste pour répondre à la problématique de la chute, présente un caractère évolutif de par les capteurs la constituant. A savoir la différenciation d'un comportement statique et dynamique, l'estimation des postures, la détection des périodes de marche, la reconnaissance des transferts, l'énergie développée. Ces paramètres, caractéristiques de l'activité et de la mobilité de la personne, nous ont amené à désigner ce capteur sous le terme d'ACTIMOMÈTRE (Cf. Définition 3.6.2). En couplant ces informations avec celles délivrées par d'autres capteurs nous avons montré qu'il était possible de renseigner certains critères des grilles ADL

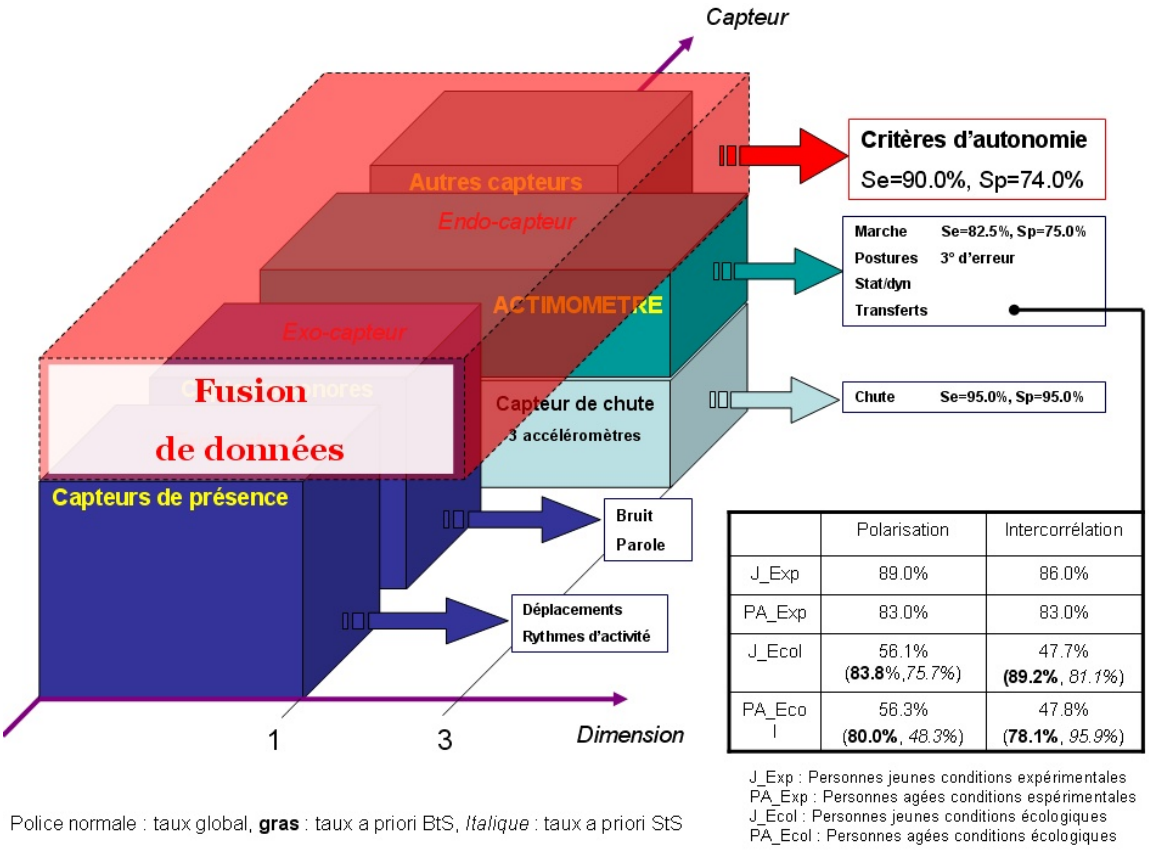
et AGGIR.

Nos travaux se sont alors orientés autour de deux axes :

- l'élaboration de méthodes permettant l'extraction de paramètres (statique-dynamique, postures, marche, transferts, score d'activité),
- la fusion multi-capteurs permettant la détection de scénarii de la vie quotidienne.

La discussion s'articule ainsi autour de deux points fondamentaux concernant d'abord l'**élaboration de méthodes** permettant l'extraction de paramètres, puis la **fusion multi-capteurs** permettant de répondre aux objectifs de la télésurveillance médicale de la personne en situation écologique.

Avant d'entamer la discussion, nous rappelons les principaux résultats obtenus (Fig. 13.1).



	Polarisation	Intercorrélation
J_Exp	89.0%	86.0%
PA_Exp	83.0%	83.0%
J_Ecol	56.1% (**83.8%**,*75.7%*)	47.7% (**89.2%**, *81.1%*)
PA_Ecol	56.3% (**80.0%**, *48.3%*)	47.8% (**78.1%**, *95.9%*)

J_Exp : Personnes jeunes conditions expérimentales
PA_Exp : Personnes agées conditions espérimentales
J_Ecol : Personnes jeunes conditions écologiques
PA_Ecol : Personnes agées conditions écologiques

Police normale : taux global, **gras** : taux a priori BtS, *Italique* : taux a priori StS

FIG. *13.1: Rappel des principales performances obtenues lors des différentes expérimentations*

13.1 Elaboration des méthodes

La discussion des méthodes d'extraction concerne successivement chaque capteur logiciel élaboré.

13.1.1 Comportement statique-dynamique

Cette information, qui consiste à classer un morceau de signal en un comportement statique ou dynamique, est largement utilisée dans les services de gériatrie sous la terminologie d'"actimétrie" (Cf. Définition 3.6.1). Comme nous l'avons présenté dans le paragraphe 7.1, le capteur que nous utilisons permet d'obtenir cette information. Cependant, il est important de noter que la localisation du capteur étant différente de celle retenue en actimétrie (le poignet), il serait intéressant de confronter ces deux outils lors d'une même expérience contrôle.

De manière originale, le matériel dont nous disposons (centrale munie de trois accéléromètres) nous permet d'aller plus loin et nous proposons une fonctionnalité supplémentaire par rapport aux actimètres classiques. Une analyse actimétrique multi-composantes permet d'effectuer la classification (STAT/DYN) sur les trois accéléromètres. Il est alors possible d'élaborer plusieurs stratégies d'analyse. Une activité dynamique peut être détectée si :

- au moins un des trois accéléromètres est DYN,
- au moins deux des trois accéléromètres sont DYN,
- les trois accéléromètres sont DYN.

Il peut, en outre, être intéressant d'évaluer si une personne présente plus d'activités dynamiques dans un plan ou dans un autre. Ceci en comparant la classification de l'axe antéropostérieur par rapport au médiolatéral. Une éventuelle dissymétrie peut être consécutive à un trouble physique (arthrose, prothèse de hanche ou de genou) et l'évolution de cette dissymétrie peut être un indicateur quant à l'accentuation ou la diminution de ce trouble.

Il est important de noter que cette classification est relative à une fraction de signal. Un paramètre important est alors la durée du signal analysé. Le choix de cette valeur influe sur la granularité d'analyse. En effet, une grande valeur permet de différencier les activités nocturnes/diurnes, alors qu'une valeur faible permet de détecter, dans la journée par exemple, des périodes de marches ou d'arrêt.

Il est donc possible d'envisager un système pyramidal comprenant différents niveaux d'analyses avec, respectivement, différentes longueurs de signaux examinés.

13.1.2 Estimation des postures

La connaissance des postures est utile à deux niveaux. A elle seule, elle nous renseigne, d'une part, sur les aptitudes physiques de la personne et sur des indicateurs de son mode de vie (personne souvent debout, assise ou allongée). Fusionnée avec

les capteurs de présence par exemple, elle permet, d'autre part, de différencier une personne assise dans son fauteuil ou à sa table.

Cette connaissance est issue d'un processus comprenant plusieurs phases. Le calcul de l'inclinaison du buste dans les deux plans sagittal et frontal donnent, tout d'abord, lieu aux angles de roulis et de tangage ; s'en suit une étape de quantification et de combinaison délivrant l'information de posture.

Les deux méthodes de calcul des angles de roulis et de tangage ont été éprouvées lors d'une expérimentation et nos résultats montrent un erreur globale est de l'ordre 3°. Cette erreur est satisfaisante pour l'application qui est la notre puisque ces valeurs sont ensuite quantifiées en 6 classes.

Il reste, cependant, quelques points restent encore a éclaircir :

- la validation du calcul des angles de roulis et tangage a été effectuée sur la monture d'une lunette astronomique. Les impulsions de rotation du capteur étaient très faibles. Une validation complémentaire dans des conditions réelles d'utilisation, c'est-à-dire avec la présence éventuelle d'une composante dynamique qui pourrait perturber quelque peu les résultats, serait souhaitable,
- l'expérimentation sur l'estimation des angles a été réalisée mais les résultats de postures n'ont donné lieu à aucune vérification autre que le "bon sens" (par exemple, sur la courbe 7.7 il est normal d'obtenir successivement les postures : droite, penchée en avant, allongée sur le ventre, la tête en bas, penchée en arrière et droite à nouveau). De plus, il serait intéressant de vérifier le choix et l'influence des seuils de quantification (Cf. section 7.3) sur le résultat des postures,
- enfin, les résultats de postures dépendent des valeurs des angles, qui dépendent à leur tour, de l'orientation du capteur. Si le capteur est mal positionné sur le buste de la personne, un biais, par rapport à la réalité, apparaît. Ceci peut décaler l'échantillon d'une classe lors de l'étape de quantification et donc modifier la posture estimée. De plus, et en imaginant un positionnement parfait du capteur, le problème est similaire dans le cas d'une personne âgée très "voutée". Bien qu'en posture droite, son buste soit incliné vers l'avant ce qui peut conduire l'algorithme à indiquer une posture "penché en avant".
  LA solution que nous envisageons pour résoudre ce problème serait de procéder, dès la mise en service du capteur sur la personne, à une calibration : la personne se tient droite pendant une seconde. Les postures sont ensuite estimées par des différences angulaires.

13.1.3 Détection des périodes de marche

Détection

Aux vues des résultats présentés, la meilleur méthode de détection des périodes de marche est celle utilisant les deux axes ($AP + jV$) permettant d'obtenir une sensibilité et spécificité de 78.7% et 61.1% pour des sujets jeunes et 82.6%, 75.0% pour

des sujets âgés. Il est bon de se rappelé comment ces résultats ont été obtenus. Pour chaque enregistrement effectué, nous avons indexé (identifier les débuts et fins de la marche) le signal au moyen des enregistrements vidéos. Ces deux temps sont respectivement repérés lorsque les épaules entrent en mouvement et lorsqu'elles s'arrêtent de bouger. Cette étape apporte quelques déformations vis-à-vis de la réalité. Concernant la détection, une décision (marche ou non marche) est prise pour tout le segment de signal analysé. S'il se trouve que le début de la marche commence au 2/3 du segment, la sensibilité et spécificité étant calculés échantillons pas échantillons, 1/3 des échantillons seront comptés comme mal classés. Ce choix d'estimation des performances est le plus strict. Il est évident qu'une évaluation semblable à celle appliquée pour les performances de la fusion de données aurait donnée des sensibilités et spécificités très proches de 100%.

Nous avons vu qu'il était possible d'élaborer d'autres méthodes de détection de la marche à partir des représentations temps-fréquence (Fig. 10.20 et 10.21) ou temps-échelle (Fig. 10.23).

analyse de la démarche

Une fois les périodes de marche détectées, il est envisageable de mettre en place une analyse plus fine de la démarche. Nous avons actuellement à notre disposition la fréquence de la marche et l'amplitude du buste correspondant. Il est possible d'ajouter un autre paramètre : l'asymétrie du pas.

13.1.4 Reconnaissance des transferts

Nous avons développé plusieurs méthodes de classification des transferts. La méthode de polarisation fait, actuellement, l'objet d'une soumise à la revue IEEE TNSRE [Barralon *et al.*, 2005a]. Les performances présentées au chapitre 11 révèlent un taux global de 60% dans le cadre d'activités de la vie quotidienne. Ce résultat peut paraître très faible comparé aux travaux de Najafi 87% [Najafi *et al.*, 2003]. Il est important de mentionné que la centrale que nous utilisons ne comporte pas de gyroscope, donc moins d'informations disponibles. L'avantage de la méthode proposée ne nécessite pas de gros calcul (ondelette, intégration) permettant, plus facilement, une implémentation dans un système embarqué (actimomètre) et donc une détection quasiment en temps réel.

Concernant l'étape de détection d'événements dans le signal global. Actuellement nous utilisons un seuil sur l'axe AP : $S_{AP} = \mu_{AP} - K\sigma_{AP}$ (Cf. §7.5.2) dans lequel il est nécessaire de connaître μ_{AP} et σ_{AP}. Ces deux grandeurs sont calculées à partir du signal recueilli lors d'une phase de calibration nécessaire pour chaque sujet. Afin de s'affranchir de cette étape, il pourrait être intéressant de mettre en place une procédure qui calculerait ces deux paramètres en sélectionnant de manière automatique des morceaux de signal durant l'expérimentation.

Dans le cas où la solution précédente ne pourrait être trouvée, il serait utile d'élaborer d'autres méthodes de détection. Nous avons exploré quelques pistes, notamment l'utilisation de la SVD, pour rechercher un motif de transfert dans le signal global, mais cela n'a pas donné de résultats satisfaisants. Une autre possibilité serait d'utiliser les outils développés par Duchêne [Duchêne, 2004] [Duchêne *et al.*, 2004] et en particulier une mesure de distance, basée sur la plus longue sous-séquence commune : Longest Common Subsequence (LCSS).

Concernant la classification des transferts (BtS, StS, Autre), plusieurs méthodes ont été proposées dans la section 7.5 (Polarisation, spectre complexe, recalage par intercorrélation, ...). Afin de renforcer la capacité du classifieur, il peut être envisageable de fusionner les décisions prises par chaque méthode avec un poids correspondant à la performance de chacune (Cf. tableau 11.4 page 137 pour les jeunes ou tableau 11.6 page 144 pour les personnes âgées). Cependant, le point faible de toutes ces méthodes est le manque de spécificité et en particulier une difficulté pour séparer les transferts (BtS, StS) de la classe "Autre".

De nombreuses méthodes de classification sont présentes dans la littérature. On notera particulièrement les "Séparateurs à Vaste Marge" (SVM-Support Vector Machines) qui sont basés sur un algorithme d'apprentissage avec, comme fonction de décision, un hyperplan dans un espace de grande dimension $\mathcal{D}$. A partir des données d'apprentissage $x_i, y_{ii=1...l}$, où $x_i \in \mathbb{R}^n$ et $y_i \in \{-1, 1\}$, l'algorithme consiste à représenter les points x_i dans cet espace $\mathcal{D}$ en utilisant une transformation non-linéaire, construite à partir d'une famille de fonctions. Les SVM sont des machines de discrimination binaires seulement. La généralisation de leur utilisation dans le cas multi-classe s'effectue de deux manières différentes : par stratégie de type "un contre les autres" ou "un contre un", et il existe également une manière de formaliser le problème en prenant en compte cet aspect multi-classes [Weston et Watkins, 1999].

On pourrait donc imaginer appliquer cet outil à nos données dans l'espace $\mathbb{R}^5$ composé de {LGD, AGD, FE, SE, DT} soit pour une classification binaire {Transferts, Autre}, soit pour une classification multiclasse {Bts, StS, Autre}.

Dans son article "Détection des activités quotidiennes à l'aide des séparateurs à Vaste Marge" [Loosli *et al.*, 2003], Loosli analyse des paramètres (moyenne mobile, variance mobile, minimum et maximum sur une fenêtre mobile. afin de déterminer les postures (assis, debout, en train de marcher, courir ou faire du vélo). Les paramètres utilisés par l'auteur sont des pistes à explorer afin de pouvoir extraire d'autres type d'informations. A ceux-là on peut rajouter le centroïde spectrale et le "nombre de passage par zéro" (NPZ).

13.1.5 Score d'activité

Les traitements effectués sur les signaux accélérométriques nous permettent d'obtenir des capteurs logiciels (postures, marche, transfert, ...). A partir de ces informations, nous proposons un score d'activité :

$$SA(t) = \mathcal{F}[M(t), P(t), T(t), DMT(t), D(t)]$$

Contrairement aux critères ADL ou AGGIR qui sont très généraux, le score proposé possède une granularité beaucoup plus forte puisqu'il comptabilise un grand nombre d'éléments (postures, marche, transferts, statique ou dynamique). Il reflète donc mieux les aspects physiologiques. De plus, ce score peut être adapté en fonction du type de patient et du type de syndrôme que l'on souhaite surveiller par la modification de la fonction $\mathcal{F}$.

13.2 Fusion de données multi-capteurs

Cette discussion va s'articuler autour de la méthode utilisée, d'une part et sur la validation expérimentale d'autre part.

13.2.1 Du point de vue de la méthodologie

La méthode globale de fusion de données multi-capteurs est illustrée sur la figure 8.6 (page 100). Elle consiste à mettre en concurrence, pour chaque segment temporel, 8 scénarii. Les valeurs prisent par les capteurs logiciels sont comparées aux valeurs attendues pour tous les scénarii (adéquation au scénario : AS). Suivant le scénario considéré, les capteurs logiciels n'ont pas la même influence. Nous avons donc défini une matrice (ML) tenant compte de cet aspect. Le niveau d'accomplissement (NA) pour tous les scénarii est calculé en fonction de ML et AS. Le scénario détecté est alors celui présentant le plus grand niveau d'accomplissement.

Les possibilités d'améliorations sont nombreuses. On peut envisager l'ajout d'un étage post-analyse qui pourrait comprendre différentes fonctionnalités :

- la vérification de la cohérence des scénarii détectés. Prenons l'exemple d'un segment "détente" présent au milieu de nombreux segments "déjeuner", une telle vérification permettrait d'éliminer ce genre d'artefact,

- le paramètre $LFen$ est fixé pour tout le signal enregistré. On pourrait imaginer un système segmenté en deux tâches parallèles, effectuant une analyse avec une faible valeur de $LFen$ impliquant une forte sensibilité aux scénarii de courtes durées (déplacement, élimination) et parallèlement une autre avec une valeur de $LFen$ plus élevée, donc plus sensible aux longs scénarii (repos, repas, détente) (Fig. 13.2),

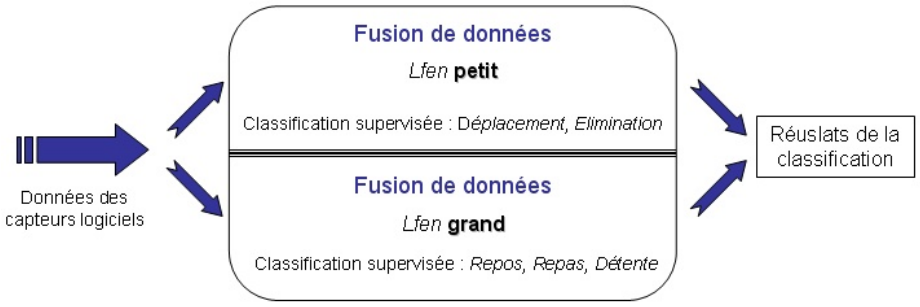


FIG. *13.2: Principe de la fusion parallèle avec 2 valeurs pour la paramètre LFen*

– aucune illustration ne l'a montré, mais si deux scénarii obtiennent le même niveau d'accomplissement, aucun choix n'est effectué. Une amélioration possible, dans cette situation, serait éventuellement de prendre en considération les scénarii passés et/ou futurs pour choisir l'un des deux.

– on peut également envisager la mise en place d'outils permettant, a posteriori, une meilleur localisation des débuts et fin de scénario. Ceci pourrait être fait par l'utilisation des transferts, ou d'une posture en particulier. Le début du scénario "repas" pourrait être défini comme étant le moment où la personne s'assoit à table. Le début du scénario "repos" serait identifié lors de la détection d'une posture allongée.

L'ensemble des propositions énoncées ci-dessus devrait contribuer à une meilleure détection des scénarii. Le travail qui reste à effectuer afin de renseigner les critères ADL ou AGGIR est d'évaluer, pour chacun d'eux si le sujet est autonome, ou non autonome.

13.2.2 Du point de vue des expérimentations et des performances

Les performances de détection et classification des scénarii dépendent des trois paramètres C', *LFen*, ML, et AS. Nous allons discuter chacun d'entres eux.

Vecteur C'

Tous les résultats présentés concernant la fusion utilisaient le vecteur C'=(1 1 1 1 1 1). Nous pouvons essayer de modifier celui-ci en tenant compte des performances de détection et classification des transferts (80% environ). On peut également diminuer

	C'=(1 1 1 1 1 1)	C'=(1 1 0.8 0.8 1 1)
Sensibilité (%)	75.3	78.3
Spécificité (%)	63.6	62.3

TAB. *13.1: Illustration des effets du vecteur C'; $LFen = 10s$; $M_{i,j} = M_2$*

la confiance relative au calcul des postures. La figure 13.3, illustre les résultats obtenus en utilisant la matrice M_2 et le vecteur C'=(1 1 0.8 0.8 1 1).

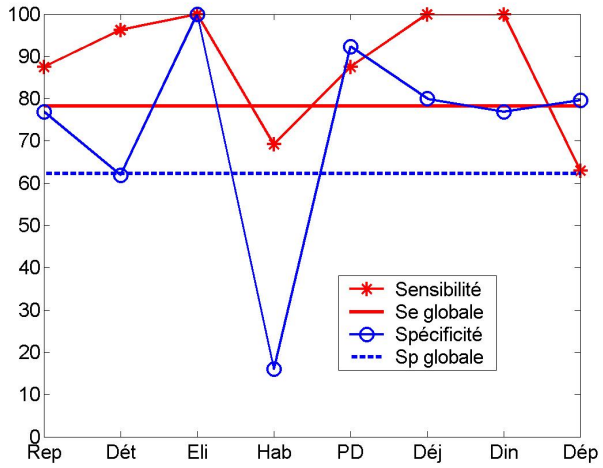


FIG. *13.3: Performance des scénarii en utilisant la matrice M_2 et le vecteur C'=(1 1 0.8 0.8 1 1)*

Ceci a pour effet de rehausser la sensibilité relative au scénario "déplacement" et d'augmenter la spécificité de toutes les prises de repas. Le tableau 13.1 compare les performances en fonction des valeurs de C' utilisées.

Longueur de la fenêtre d'analyse $LFen$

Comme nous l'avons mentionné au paragraphe 3.6.3 de la page 39, la performance des capteurs doit être ajustée en fonction des objectifs fixés. La question que l'on peut se poser est de savoir s'il est préférable de sélectionner une longueur d'analyse ($LFen$) correspondant à un système d'analyse plutôt sensible ou plutôt spécifique. Par défaut nous avons retenu le meilleur compromis entre ces deux grandeurs (Cf. §10.2.1 à la page 117). On rappelle qu'augmenter la valeur de $LFen$ diminue la sensibilité au profit de la spécificité.

Matrice ML

Le choix de la matrice ML conditionne également les performances de détection. Les valeurs attribuées à cette dernière ont été choisies au regard des espaces de discriminations et de règles de bons sens (par exemple le scénario élimination se produit uniquement dans les toilettes, nous conférons donc à la masse logiciel relatif au scénario "élimination" et au capteur logiciel "localisation", un fort poids). Une perspective possible serait d'élaborer un processus d'apprentissage des masses logiciels en fonction du patient et des scénarii à détecter.

Matrice AS

La matrice d'adéquation au scénarii (AS), contient les valeurs souhaitées de chaque capteur logiciel et pour chaque scénario. La "plage horaire", par exemple, a été renseignée grâce à la description de la journée type d'une personne âgée par le Docteur Rumeau. On pourrait envisager un réajustement de ces valeurs grâce au profil de déplacement délivré par les travaux de Virone [Virone, 2003] ou Le Bellego [Bellego *et al.*, 2005].

13.2.3 Autres remarques

Actuellement, les meilleures performances relatives à la fusion de données obtenues sont de l'ordre de 70% de sensibilité et de spécificité. Mais quand bien même elles seraient fiables à 100%, il est important de faire attention à l'interprétation ou l'utilisation des résultats de la fusion de données. Prenons un exemple, lorsqu'un scénario "déjeuner" est détecté, il n'est pas dit que la personne ait réellement ingérée des aliments. Quand le scénario "élimination" est vu par le système, la personne a-t-elle vraiment procédé à l'élimination ?

Dans un registre voisin, pour que le scénario "habillage" soit identifié, il est sous-entendu que le sujet doit porter le capteur avant même de s'habiller et durant toute l'activité. Dans ce cas précis, la notion d'ergonomie du système embarqué prend une grande place.

Des deux remarques précédentes, la question que nous nous posons est de savoir si des capteurs supplémentaires pourraient améliorer les performances ou mieux traduire la réalité ? Un capteur de luminosité situé dans la chambre pourrait renforcer et mieux localiser temporellement les début et fin du scénario "repos". Il est par ailleurs possible q'un capteur de poids situé sur la cuvette des toilettes puisse confirmer le scénario d'élimination, et que d'autres capteurs situés sous les chaises de la cuisine puisse valider la prise du repas. Ces possibilités seront testées dans un avenir proche. On peut ainsi laisser courir notre imagination et trouver une multitude de capteurs donnant accès à une meilleur granularité des scénarii à détecter. Les travaux de Glascock [Glascock et Kutzik, 2000] utilisent cette approche qui fait partie intégrante du domaine plus général de l'ubiquitous computing. Cette vision, bien qu'intéressante,

ne correspond pas au cadre et aux objectifs fixés, à savoir l'évaluation de critères d'autonomie pour le maintien de personnes fragiles à domicile. Dans ce contexte, il s'agit de proposer un outil, certes fiable, mais présentant un faible coût. A ce niveau, l'ajout de capteurs va à l'encontre de cette dernière contrainte. L'ensemble des travaux effectués montrent qu'il est possible de renseigner des critères d'autonomie en utilisant un nombre restreint de capteurs (un exo et un endo-capteur).

Du point de vue de la validation, le système global de reconnaissance des scénarii a été éprouvé sur sept sujets jeunes et en bonne santé et 4 personnes âgées. Les résultats montrent la capacité de la méthode à prendre en compte les informations issues de plusieurs capteurs pour en dégager une information plus "haut niveau" (critères d'autonomie). Il est, cependant, nécessaire à l'avenir, de le valider sur un plus grand nombre de sujets et durant une longue période temporelle afin d'analyser les fluctuations des paramètres estimés.

Chapitre 14

Conclusion et élargissements

14.1 Conclusion

Le travail de recherche présenté dans ce mémoire a consisté à éprouver un ensemble de méthodes d'analyses de signaux multicapteurs et multidimensionnels afin d'apporter des éléments de réponse au vaste problème de la télévigilance. En effet, dans le cadre de la vigilance à distance des personnes âgées à domicile, un très grand nombre de dispositifs ont vu le jour. Ceux-ci sont présentés dans la partie (I). Ils permettent le suivi de données physiologiques, la mise en relation avec du personnel soignant ou des proches et la sécurisation du logement. Cependant aucun d'entre eux n'est en mesure de fournir un indicateur relatif à l'autonomie de la personne, c'est-à-dire d'informer lorsque les systèmes mis en place deviennent insuffisants ou mal adaptés, impliquant bien souvent la mise en institution.

La partie (II), présente alors les méthodes de traitement du signal développées pour répondre à cette problématique. Le travail s'est déroulé en deux étapes de recherche.

La première, chapitre 7, a consisté à augmenter le potentiel du capteur de chute (système embarqué), à savoir, le calcul des postures, la différenciation entre un comportement statique et dynamique, la détection des périodes de marche, et la détection et classification des transferts. Ces nouvelles fonctionnalités nous ont conduit à définir ce capteur comme "actimomètre" c'est-à-dire "capable de mesurer l'activité et la mobilité". Nous avons également proposé la mise en place d'un score d'activité (SA).

La deuxième étape, chapitre 8, s'est attachée à mettre en place une méthode de fusion multicapeurs ayant pour objectif la détection des scénarii : repos, détente, élimination, habillement, petit déjeuner, déjeuner, dîner et déplacement.

L'ensemble des outils proposés dans la partie (II) ont été évalués sur des données réelles. Les résultats sont présentés dans la partie (III). Celle-ci explicite la qualité d'estimation des angles de tangage roulis ainsi que la posture estimée (chapitre 9), les performances de détection de la marche sur des sujets jeunes et âgés (chapitre 10), les performances relatives à la classification des transferts (BtS et StS) (chapitre 11) et

enfin les aptitudes du système de fusion de données à reconnaître les scénarii énoncés ci-dessus (chapitre 12).

De ces expérimentations, nous pouvons conclure :

- sur les transferts, que la classification des transferts en trois classes (BtS, StS et Autre) est légèrement supérieure chez des sujets jeunes ($T_{a\ priori}(BtS) = 83.8\%$ et $T_{a\ priori}(StS) = 75.7\%$ pour la méthode utilisant la polarisation) que sur des sujets âgés ($T_{a\ priori}(BtS) = 80.0\%$ et $T_{a\ priori}(StS) = 48.3\%$ pour la méthode utilisant la polarisation). Ces performances peuvent, très certainement, être augmentées en utilisant les résultats binaires (BtS/StS) délivrés par la méthode "d'intercorrélation" ($T_{a\ priori}(BtS) = 78.1\%$, $T_{a\ priori}(StS) = 95.9\%$ pour les sujets jeunes et $T_{a\ priori}(BtS) = 89.2\%$, $T_{a\ priori}(StS) = 81.1\%$ pour les sujets âgés),
- sur la détection de la marche, qu'elle semble d'avantage performante sur les sujets âgés sans prothèse (Se=82.6%, Sp=75%) que sur une population jeune (Se=75.87%, Sp=61.1%),
- sur la fusion de données, que la méthode proposée permet, avec un exo-capteur (IR) et un endo-capteur (actimomètre), de détecter des scénarii de la vie quotidienne avec une sensibilité et une spécificité de 90% et 74% respectivement.

De manière globale, il est donc possible, avec les détecteurs infrarouges et l'actimomètre, de renseigner des critères ADL ou AGGIR. La figure 14.1, représente ceux qui sont accessibles en appliquant les traitements développés tout au long de ce manuscrit. Afin de pouvoir renseigner de manière automatique la grille ADL, il reste à évaluer si la personne est autonome vis-à-vis de chaque critère. Par exemple, est-ce que la détection de quatre transferts dans la journée indique que le sujet est autonome sur ce critère précis ? Pour répondre à ce genre de question, il sera nécessaire de travailler en collaboration avec des médecins gériatres.

14.2 Elargissements

Les perspectives relatives à ces travaux se situent à différents niveaux.

Sur l'actimomètre, de nombreuses pistes restent encore inexploitées. Au niveau matériel : la miniaturisation est un élément majeur quant à l'acceptation du capteur. Une enquête auprès des personnes âgées se déroule actuellement. Bien qu'en cours d'industrialisation (donc de miniaturisation), celui-ci doit être très discret (l'intégration dans un vêtement étant une bonne option) et capable d'enregistrer ou d'envoyer les informations acquises à une fréquence de l'ordre de 20 Hz. Au niveau logiciel : la recherche d'algorithmes (postures, marche, énergie dissipée, ...) simples et robustes supportant d'être embarqués dans des systèmes disposants de faibles ressources (microcontrôleur) mais pouvant être placés sur la personne et donc délivrer une information "temps réel".

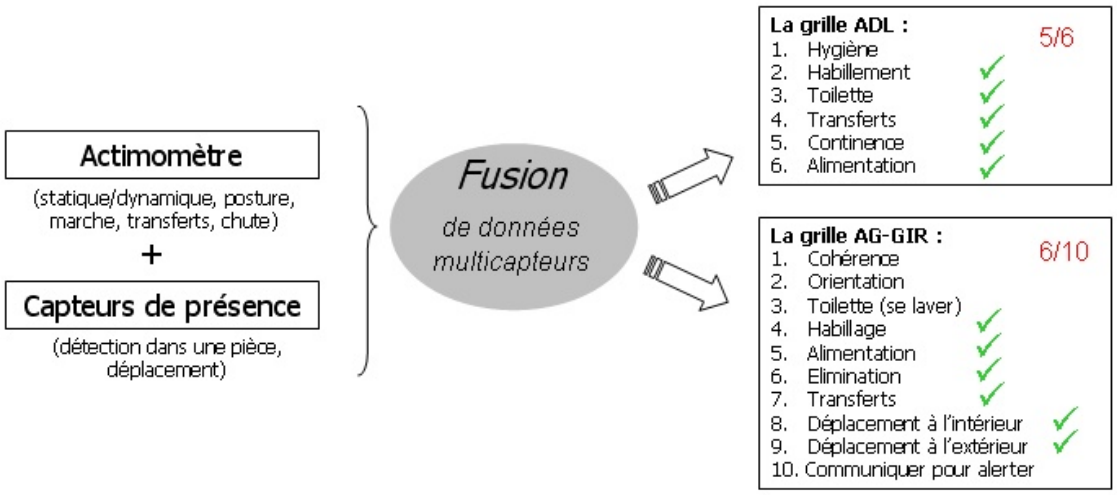


FIG. *14.1: Représentation des objectifs atteints par la fusion de données*

Sur le système global (HIS + actimomètre), deux campagnes de validations à grande échelle doivent être mises en œuvre. La première consisterait à mettre en situation le dispositif global pour une évaluation des performances de la fusion sur des données plus représentatives : à l'échelle d'une ou deux journées chez des personnes âgées. La seconde serait de mettre en place un suivi au long terme et d'observer l'évolution des critères ADL dans le temps. Les données enregistrées par l'actimomètre rendraient également possible le test de diverses fonctions $\mathcal{F}$ nécessaires pour le calcul du score d'activité SA. Pour mener à bien l'ensemble de ces validations, il est indispensable de disposer d'une référence qui permettrait d'associer une qualité et quantité d'activité à un degré d'autonomie. L'obtention d'une telle référence est néanmoins très difficilement accessible et nécessiterait soit la présence d'une personne 24h/24h au domicile du patient, soit un enregistrement vidéo. Ce dernier imposerait une interprétation a posteriori.

L'actimomètre peut être utilisé par une autre population que les personnes âges. Il pourrait, éventuellement, être utile pour le suivi de patients souffrant d'akathisie[1]

La méthode fusion de données proposée, ne se réduit pas aux capteurs et aux objectifs présentés durant cette étude. Il est tout a fait possible de coupler l'actimomètre avec un GPS offrant une télévigilance hors du domicile.

[1]Piétinement incessant qui accompagne souvent le syndrôme Parkinsonien. Forme de dyskinésie induite par les phénothiazines se traduisant par un besoin de bouger et par des mouvements incessants des jambes.

Bibliographie

[Alyfuku et Hiruta, 1993] Alyfuku, K. et Hiruta, Y. (1993). Networked health care and monitoring system. US Patent 5,410,471.

[Barralon *et al.*, 2005a] Barralon, P., Noury, N. et Vuillerme, N. (2005a). Ambulatory kinematic sensor to differentiate and qualify postural transitions : "back-to-sit" and "sit-to-stand". *IEEE Trans. Neural Syst. Rehab. Eng.*, (TNSRE-2005-00031). Submitted.

[Barralon *et al.*, 2005b] Barralon, P., Noury, N. et Vuillerme, N. (2005b). High level information extracted from a kinematic sensor to monitor physical activity. *In IEEE-EMBC*, pages 1703–6, Shanghai, China.

[Bellego *et al.*, 2005] Bellego, G. L., Noury, N., Virone, G., Mousseau, M., Laetitia, S., Mairesse, E. et Demongeot, J. (2005). Measurement and model of the activity of a patient in his hospital suite,. *IEEE Trans. on Information Technology in Biomedicine*. Sous presse.

[Benaim *et al.*, 2005] Benaim, C., Froger, J., Compan, B. et Pélissier, J. (2005). [The assessment of autonomy in elderly people]. *Ann Readapt Med Phys*, 48(6):336–40.

[Berlo, 1998] Berlo, A. V. (1998). A "smart" model house as research and demonstration tool for telematics development. *In 3rd TIDE Congress : Technology for Inclusive Design and Equality Improving the Quality of Life for the European Citizen*, Helsinki, Finland.

[Bernard *et al.*, 2005] Bernard, M., Fruhwirth, M., Boivin, D. et Rialle, V. (2005). Télé-gérontologie : six ans d'opérations du village virtuel inter-générations. vie et vieillissement. *VIE ET VIEILLISSEMENT*, 4:31–37.

[Bonner, 1998] Bonner, S. G. (1998). Assisted interactive dwelling house. *In 3rd TIDE Congress : Technology for Inclusive Design and Equality Improving the Quality of Life for the European Citizen*, Helsinki, Finland.

[Bouten *et al.*, 1997a] Bouten, C., Koekkoek, K., Verduin, M., Kodde, R. et Janssen, J. (1997a). A triaxial accelerometer and portable data processing unit for the assessment of daily physical activity. *IEEE Trans Biomed Eng*, 44(3):136–47.

[Bouten *et al.*, 1997b] Bouten, C., Sauren, A., Verduin, M. et Janssen, J. (1997b). Effects of placement and orientation of body-fixed accelerometers on the assessment of energy expenditure during walking. *Med Biol Eng Comput*, 35(1):50–6.

[Bouten *et al.*, 1994] Bouten, C., Westerterp, K., Verduin, M. et Janssen, J. (1994). Assessment of energy expenditure for physical activity using a triaxial accelerometer. *Med Sci Sports Exerc*, 26(12):1516–23.

[Brown *et al.*, 1995] Brown, I., Renwick, R. et Raphael, D. (1995). Frailty : constructing a common meaning, definition, and conceptual framework. *Int J Rehabil Res*, 18(2):93–102.

[Brownsell *et al.*, 1999] Brownsell, S., Williams, G., Bradley, D., Bragg, R., Catlin, P. et Carlier, J. (1999). Future systems for remote health care. *J Telemed Telecare*, 5(3):141–52.

[Buchner et Wagner, 1992] Buchner, D. et Wagner, E. (1992). Preventing frail health. *Clin Geriatr Med*, 8(1):1–17.

[Burdett *et al.*, 1985] Burdett, R. G., Habasevich, R., Pisciotta, J. et Simon, S. R. (1985). Biomechanical comparison of rising from two types of chairs. *Phys Ther*, 65(8):1177–83.

[Campbell et Buchner, 1997] Campbell, A. et Buchner, D. (1997). Unstable disability and the fluctuations of frailty. *Age Ageing*, 26(4):315–8.

[Canecaude, 1985] Canecaude, E. D. (1985). Device for weighing individuals on wc seat. European patent 0 854 357 A1.

[Cappozzo, 1982] Cappozzo, A. (1982). Low frequency self-generated vibration during ambulation in normal men. *J Biomech*, 15(8):599–609.

[Celler *et al.*, 1995] Celler, B. G., Earnshaw, W., Ilsar, E. D., Betbeder-Matibet, L., Harris, M. F., Clark, R., Hesketh, T. et Lovell, N. H. (1995). Remote monitoring of health status of the elderly at home. A multidisciplinary project on aging at the University of New South Wales. *Int J Biomed Comput*, 40(2):147–55.

[Chan *et al.*, 1999] Chan, M., Bocquet, H., Campo, E., Val, T. et Pous, J. (1999). Alarm communication network to help carers of the elderly for safety purposes : a survey of a project. *Int J Rehabil Res*, 22(2):131–6.

[Chan *et al.*, 1995] Chan, M., Hariton, C., Ringeard, P. et Campo, E. (1995). Smart house automation system for the elderly and the disabled. *In IEEE International conference on Systems, Man and Cybernetics*, pages 1586–1589.

[Chapman et Hollands, 2005] Chapman, G. et Hollands, M. (2005). Evidence for a link between changes to gaze behaviour and risk of falling in older adults during adaptive locomotion. *In* Elsevier, éditeur : *Gait and Posture*, volume 21, Suppl. 1.

[Chen et Sun, 1997] Chen, K. Y. et Sun, M. (1997). Improving energy expenditure estimation by using a triaxial accelerometer. *J Appl Physiol*, 83(6):2112–22.

[CNIL, 1978] CNIL (1978). Loi n° 78-17 du 6 janvier 1978 relative à l'informatique, aux fichiers et aux libertés. http ://www.cnil.fr/index.php ?id=301.

[Dallaway *et al.*, 1995] Dallaway, J., Jackson, R. et Timmers, P. (1995). Rehabilitation robotics in europe. *IEEE Transactions on rehabilitation engineering*, 3(1):35–45.

[Dargent-Molina et Bréart, 1995] Dargent-Molina, P. et Bréart, G. (1995). *Epidémiologie des chutes et des traumatismes liés aux chutes chez les personnes âgées.* Epidémiologique et Santé Publique.

[Dempster, 1967] Dempster, A. P. (1967). Upper and lower probability inferences based on a sample from a finite univariate population. *Biometrika*, 54(3):515–28.

[Depeursinge *et al.*, 2001] Depeursinge, Y., Krauss, J. et El-Khoury, M. (2001). Device for monitoring the activity of a person and/or detecting a fall. US Patent 6 201 476 B1.

[Dittmar *et al.*, 2004] Dittmar, A., Delhomme, G. et Gehin, C. (2004). Capteur, dispositif et procédé visant à mesurer la pression d'interface entre deux corps. Brevet n° fr04/02037, CNRS.

[Doughty *et al.*, 1999] Doughty, K., Isak, R., King, P., Smith, P. et Williams, G. (1999). Midas-miniature intelligent domiciliary alarm system : A practical application of telecare. *In 1st Joint BMES/EMBS Conf. Serving Humanity, Advancing Technology*, volume 2, Atlanta.

[Dubois et Prade, 1988] Dubois, D. et Prade, H. (1988). *Possibility theory : an approach to computerized processing of uncertainty.* Plenum Press, New York.

[Dubost *et al.*, 2005] Dubost, V., Beauchet, O., Manckoundia, P., Herrmann, F. et Mourey, F. (2005). Decreased trunk angular displacement during sitting down : an early feature of aging. *Phys Ther*, 85(5):404–412.

[Duchêne, 2004] Duchêne, F. (2004). *Fusion de données multicapteurs pour un systèeme de télésurveillance médicale de personnes à domicile.* Thèse de doctorat, Université Joseph Foruier de Grenoble.

[Duchêne *et al.*, 2004] Duchêne, F., Garbay, C. et Rialle, V. (2004). Similarity measure for heterogeneous multivariate time-series. *In 12th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, Vienna, Austria.

[Duchêne *et al.*, 2002] Duchêne, F., Rialle, V. et Noury, N. (2002). Télésurveillance médicale à domicile : Proposition d'une architecture pour un système de détection de situations critiques et de décision sur l'état d'un patient. *In 9 èmes Journées Francophones d'Informatique Médicale*, pages 451–461, Sherbrooke, Canada. Soqibs.

[Duval et Lebrun, 1999] Duval, C. et Lebrun, E. (1999). Accidents des personnes âgées : le grand coupable reste la chute. *La Revue du Praticien*, (468):1289–92.

[Eisenmann *et al.*, 2004] Eisenmann, J. C., Strath, S. J., Shadrick, D., Rigsby, P., Hirsch, N. et Jacobson, L. (2004). Validity of uniaxial accelerometry during activities of daily living in children. *Eur J Appl Physiol*, 91(2-3):259–63.

[Elger et Furugren, 1998] Elger, G. et Furugren, B. (1998). "smartbo" - an ict and computer-based demonstration home for disabled people. *In 3rd TIDE Congress : Technology for Inclusive Design and Equality Improving the Quality of Life for the European Citizen*, Helsinki, Finland.

[Flammarion, 2005] Flammarion, D. (2005). Microsystème embarqué pour la détection de la chute de la personne physique. industrialisation et transfert technologique. DRT Ingénierie de la Santé. Université Joseph Fourier de Grenoble.

[Galumbeck *et al.*, 2004] Galumbeck, M. H., Buschbacher, R. M., Wilder, R. P., Winters, K. L., Hudson, M. A. et Edlich, R. F. (2004). The Sit & Stand chair. A revolutionary advance in adaptive seating systems. *J Long Term Eff Med Implants*, 14(6):535–543.

[Gensler, 2002] Gensler, H. (2002). *Questions d'éthique, Une approche raisonnée de quelques perspectives contemporaines*, volume 30. Société de philosophie du Québec.

[Ghisletta *et al.*, 2003] Ghisletta, P., Girardin, M. et Guilley, E. (2003). Définition théorique et interdisciplinaire de la fragilité : Gérontologie. theoretical and interdisciplinary definition of frailty. *Médecine et Hygiène*, 61(2459):2253–54. ISSN 0025-6749.

[Glascock et Kutzik, 2000] Glascock, A. et Kutzik, D. (2000). Behavioral telemedicine : A new approach to the continuous nonintrusive monitoring of activities of daily living. *Telemedicine journal*, 6(1):33–44.

[Goujon et Dubreuil, 2001] Goujon, P. et Dubreuil, B. (2001). *Technology and Ethics - A European Quest for Responsible Engineering*. Peeters, Leuven.

[Grémy, 1989] Grémy, F. (1989). Human meaning of medical informatics : reflections on its future and trends. *Med Inform (Lond)*, 14(1):1–11.

[Haigh et Yanco, 2002] Haigh, K. Z. et Yanco, H. (2002). Automation as caregiver : A survey of issues and technologies. *In Proceedings of the AAAI-02 Workshop "Automation as Caregiver"*, pages 39–53. AAAI Technical Report WS-02-02.

[Hamerman, 1999] Hamerman, D. (1999). Toward an understanding of frailty. *Ann Intern Med*, 130(11):945–50.

[Hansson *et al.*, 2001] Hansson, G., Asterland, P., Holmer, N. et Skerfving, S. (2001). Validity and reliability of triaxial accelerometers for inclinometry in posture analysis. *Med Biol Eng Comput*, 39(4):405–13.

[Hervé, 2000] Hervé, C. (2000). *Ethique, Politique et Santé*. Presses universitaires de France.

[Inada *et al.*, 1992] Inada, H., Horio, H., Sekita, Y., Isikawa, K. et Yoshida, K. (1992). A study on a home care support information system. *In the Seventh World Congress on Medical Informatics*, pages 349–353.

[Intille *et al.*, 2001] Intille, S. S., Kukla, C., Stigge, B. et Bonanni, L. (2001). Merging the physical and digital in ubiquitous computing environments. Rapport technique, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, MIT Dept. of Architecture House_n Project.

[Istrate, 2003] Istrate, D. (2003). *Détection et Reconnaissance de sons pour la surveillance médicale*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble.

[Istrate *et al.*, 2005] Istrate, D., Castelli, E., Vacher, M., Besacier, L. et Serignat, J. F. (2005). Medical telemonitoring system based on sound detection and classification. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*. Accepted.

[Jackson, 1991] Jackson, J. (1991). *A User's Guide to Principal Components*. John Wiley and Sons, Inc.

[Kallin *et al.*, 2004] Kallin, K., Gustafson, Y., Sandman, P.-O. et Karlsson, S. (2004). Drugs and falls in older people in geriatric care settings. *Aging Clin Exp Res*, 16(4):270–6.

[Katz *et al.*, 1963] Katz, S., Ford, A., Moskowicz, R., Jackson, B. et Jafee, M. (1963). Studies of illness in the aged : the index of adl, a standardized measure of biological and psychosocial function. *JAMA*, 185:914–9.

[Kautz *et al.*, 2002] Kautz, H., Arnstein, L., Borriello, G., Etzioni, O. et Fox, D. (2002). An overview of the assisted cognition project. *In AAAI-02 Worskhop on Automation as Caregiver : The Role of Intelligent Technology in Elder Care*, pages 60–65.

[Kazi *et al.*, 1998] Kazi, Z., Chen, D., Beitler, M., Chester, D. et Foulds, R. (1998). *Speech and Gesture Mediated Intelligent Teleoperation*, volume 1458. Springer-Verlag, lecture notes in artificial intelligence : assistive technology and artificial intelligence édition.

[Kerr *et al.*, 1997] Kerr, K., White, J., Barr, D. et Mollan, R. (1997). Analysis of the sit-stand-sit movement cycle in normal subjects. *Clin Biomech (Bristol, Avon)*, 12(4):236–245.

[Kidd *et al.*, 1999] Kidd, C., Orr, R., Abowd, D., Atkesson, C., Essa, I., MacIntyre, B., Mynatt, E., Starner, T. et Newstetter, W. (1999). The aware home : A living laboratory for ubiquitous computing research. *In 2nd International Workshop on cooperative Buildings - CoBuild'99*, Pittsburgh, PA, USA.

[Koski *et al.*, 1996] Koski, K., Luukinen, H., Laippala, P. et Kivela, S. (1996). Physiological factors and medications as predictors of injurious falls by elderly people : a prospective population-based study. *Age Ageing*, 25(1):29–38.

[Ladetto *et al.*, 2000] Ladetto, Q., Gabaglio, V., Merminod, B., Terrier, P. et Schutz, Y. (2000). Human walking analysis assisted by dgps. *In GNSS 2000*.

[Lebel *et al.*, 1999] Lebel, P., Leduc, N., Kergoat, M., Latour, J., Leclerc, C. et F, F. B. (1999). *Un modèle dynamique de la fragilité*, volume 13. L'Année gérontologique.

[Leikas *et al.*, 1998] Leikas, J., Salo, J. et Poramo, R. (1998). Security alarm system supports independent living of demented persons. *Stud Health Technol Inform*, 48:402–5.

[Loosli *et al.*, 2003] Loosli, G., Canu, S. et Rakotomamonjy, A. (2003). Détection des activités quotidiennes à l'aide des séparateurs à vaste marge. *In* de Saint-Cyr, F. D., éditeur : *RJCIA2003 - 6eme Rencontres Nationales des Jeunes Chercheurs en Intelligence Artificielle*, pages 139–152. Presses Universitaires de Grenoble.

[Luinge et Veltink, 2004] Luinge, H. J. et Veltink, P. H. (2004). Inclination measurement of human movement using a 3-D accelerometer with autocalibration. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 12(1):112–21.

[Maglaveras *et al.*, 2001] Maglaveras, N., Koutkias, V., Meletiadis, S., Chouvarda, I. et Balas, E. A. (2001). The role of wireless technology in home care delivery. *Medinfo*, 10(Pt 1):835–9.

[Maslow, 1954] Maslow, A. (1954). The instinctoid nature of basic needs. *J Pers*, 22(3):326–47.

[Mathie *et al.*, 2004] Mathie, M. J., Coster, A. C. F., Lovell, N. H. et and, B. G. C. (2004). Accelerometry : providing an integrated, practical method for long-term, ambulatory monitoring of human movement. *Physiol Meas*, 25(2):R1–20.

[Médéric *et al.*, 2004] Médéric, P., Pasqui, V., Plumet, F. et Bidaud, P. (2004). Design of a walking-aid and sit to stand transfer assisting device for elderly people. *In ROMANSY ?04 : 15th CISM-IFToMM Symposium on Robot Design, Dynamics and Control*, St Hubert ? Canada.

[Meijer *et al.*, 1991] Meijer, G., Westerterp, K., Verhoeven, F., Koper, H. et ten Hoor, F. (1991). Methods to assess physical activity with special reference to motion sensors and accelerometers. *IEEE Trans Biomed Eng*, 38(3):221–9.

[Messy, 1992] Messy, J. (1992). *La personne âgée n'existe pas : une approche psychanalytique de la vieillesse*. Rivages.

[Millington *et al.*, 1992] Millington, P. J., Myklebust, B. M. et Shambes, G. M. (1992). Biomechanical analysis of the sit-to-stand motion in elderly persons. *Arch Phys Med Rehabil*, 73(7):609–17.

[Moe-Nilssen, 1998] Moe-Nilssen, R. (1998). Test-retest reliability of trunk accelerometry during standing and walking. *Arch Phys Med Rehabil*, 79(11):1377–85.

[Moe-Nilssen et Helbostad, 2004] Moe-Nilssen, R. et Helbostad, J. L. (2004). Estimation of gait cycle characteristics by trunk accelerometry. *J Biomech*, 37(1):121–6.

[Montoye *et al.*, 1983] Montoye, H. J., Washburn, R., Servais, S., Ertl, A., Webster, J. G. et and, F. J. N. (1983). Estimation of energy expenditure by a portable accelerometer. *Med Sci Sports Exerc*, 15(5):403–7.

[Mozer, 1998] Mozer, M. (1998). The neural network house : An environment that adapts to its inhabitants. *In AAAI Spring symposium on intelligent Environments*, pages 110–114.

[Nachtegaal, 2005] Nachtegaal, J. (2005). The use of trunk sway variables during the timed get up and go test to discriminate between elderly fallers and non-fallers. *In* Elsevier, éditeur : *Gait and Posture*, volume 21, Suppl. 1.

[Najafi *et al.*, 2002] Najafi, B., Aminian, K., Loew, F., Blanc, Y. et Robert, P. A. (2002). Measurement of stand-sit and sit-stand transitions using a miniature gyroscope and its application in fall risk evaluation in the elderly. *IEEE Trans Biomed Eng*, 49(8):843–51.

[Najafi *et al.*, 2003] Najafi, B., Aminian, K., Paraschiv-Ionescu, A., Loew, F., Büla, C. J. et Robert, P. (2003). Ambulatory system for human motion analysis using a kinematic sensor : monitoring of daily physical activity in the elderly. *IEEE Trans Biomed Eng*, 50(6):711–23.

[Neuman, 1998] Neuman, E. (1998). Weighing device for bedridden patients. European patent 0 854 357 A1.

[Neutel *et al.*, 2002] Neutel, C. I., Perry, S. et Maxwell, C. (2002). Medication use and risk of falls. *Pharmacoepidemiol Drug Saf*, 11(2):97–104.

[Nevitt *et al.*, 1989] Nevitt, M., Cummings, S. et Kidd, S. (1989). Risk factors for recurrent non-syncopal falls. a prospective study. *JAMA*, 261(18):2663–2668.

[Noury, 1992] Noury, N. (1992). *Système télématique pour l'organisation de l'hospitalisation à domicile*. Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier de Grenoble.

[Noury, 2001] Noury, N. (2001). Detecteur de chute d'une personne. Brevet n°01/12046, Universite Joseph Fourier de Grenoble.

[Noury, 2005a] Noury, N. (2005a). Ailisa : experimental platforms to evaluate remote care and assistive technologies in gerontology. *In Healthcom2005*, pages 155–160, Busan-Korea.

[Noury, 2005b] Noury, N. (2005b). Ailisa : plateformes d'évaluations pour des technologies de télésurveillance médicale et d ?assistance en gérontologie. *Journal Gérontologie et Société*. A paraître.

[Noury *et al.*, 2003] Noury, N., Barralon, P., Virone, G., Boissy, P., Hamel, M. et Rumeau, P. (2003). A smart sensor based on rules and its evaluation in daily routines. *In 25th Annual International Conference of the IEEE-EMBS*, pages 3286–3289, Cancun, Mexico.

[Noury *et al.*, 2004] Noury, N., Dittmar, A., Corroy, C., Baghai, R., Weber, J., Blanc, D., Klefstat, F., Blinovska, A., Vaysse, S. et Comet, B. (2004).

?wearable microsystems embedded in a cloth for remote monitoring of physiological signs and activity of a patient - the vtamn project. *Radiomatics Journal on Communication Engineering*.

[Noury *et al.*, 2000] Noury, N., Hervé, T., Rialle, V. et Virone, G. (2000). Monitoring behavior in home using a smart fall sensor and position sensors. *In IEEE-EMBS "Microtechnologies in Medicine & Biology*, pages 607–610, Lyon, France.

[Noury et Pilichowski, 1992] Noury, N. et Pilichowski, P. (1992). A telematic system tool for home health care. *In 14th Annual Intern. Conference of the IEEE-EMBS*, pages 1175–1177, Paris, France.

[Ogawa et Togawa, 2000] Ogawa, M. et Togawa, T. (2000). Attempt at monitoring healt status in the home. *In* Dittmar, A. et Beebe, D., éditeurs : *1st EMBS Special Topic Conference on Microtechnology in Medicine and Biology*, pages 552–556, Lyon, France. IEEE Computer Society Press.

[Papaxanthis *et al.*, 2003] Papaxanthis, C., Dubost, V. et Pozzo, T. (2003). Similar planning strategies for whole-body and arm movements performed in the sagittal plane. *Neuroscience*, 117(4):779–83.

[Paraschiv-Ionescu *et al.*, 2004] Paraschiv-Ionescu, A., Buchser, E., Rutschmann, B., Najafi, B. et Aminian, K. (2004). Ambulatory system for the quantitative and qualitative analysis of gait and posture in chronic pain patients treated with spinal cord stimulation. *Gait Posture*, 20(2):113–25.

[Perréal, 2003] Perréal, F. (2003). Gluconet : Télémédecine et suivi thérapeutique du patient diabétique. *In 12èmes Journées des Technologies de Communication Hospitalière*.

[Powell, 1997] Powell, C. (1997). Frailty : help or hindrance ? *J R Soc Med*, 90 Suppl 32:23–6.

[Rialle *et al.*, 2002] Rialle, V., Duchene, F., Noury, N., Bajolle, L. et Demongeot, J. (2002). Health "Smart" home : information technology for patients at home. *Telemed J E Health*, 8(4):395–409.

[Rialle *et al.*, 2001] Rialle, V., Noury, N. et Hervé, T. (2001). An experimental health smart home and its distributed internet-based information and communication system : first steps of a research project. *Medinfo*, 10(Pt 2):1479–83.

[Rialle *et al.*, 2005] Rialle, V., Rumeau, P. et Hervé, C. (2005). *Éléments pour une méthodologie d'analyse éthique des technologies d'aide au maintien à domicile de personnes en perte d'autonomie*. L'Harmattan. 183-202.

[Richardson *et al.*, 1993a] Richardson, S. J., Poulson, D. F. et Nicolle, C. (1993a). Supporting independent living through adaptable smart home (ash) technologies. *In Human Welfare and Technology : Papers from the Human Service Information Technology Applications (HUSITA) 3 Conference on Information Technology and the Quality of Life and Services*, pages 87–95.

[Richardson *et al.*, 1993b] Richardson, S. J., Poulson, D. F. et Nicolle, C. (1993b). User requirements capture for adaptable smarter home technologies. *In rehabilitation technology : proc of the 1st TIDE congress*, pages 244–248.

[Rockwood, 1997] Rockwood, K. (1997). Medical management of frailty : confessions of a gnostic. *CMAJ*, 157(8):1081–4.

[Roth *et al.*, 1997] Roth, A., Carthy, Z. et Benedek, M. (1997). Telemedicine in emergency home care–the 'Shahal' experience. *J Telemed Telecare*, 3 Suppl 1:58–60.

[Sallis *et al.*, 1990] Sallis, J. F., Buono, M. J., Roby, J. J., Carlson, D. et Nelson, J. A. (1990). The Caltrac accelerometer as a physical activity monitor for school-age children. *Med Sci Sports Exerc*, 22(5):698–703.

[Scanaill *et al.*, 2005] Scanaill, C. N., Carew, S., Barralon, P., N. Noury, D. L. et Lyons, G. M. (2005). *A Review of Approaches to Mobility Telemonitoring of the Elderly in their Living Environment (under revision).* Annals of Biomedical Engineering. under revision.

[Schot *et al.*, 2003] Schot, P. K., Knutzen, K. M., Poole, S. M. et Mrotek, L. A. (2003). Sit-to-stand performance of older adults following strength training. *Res Q Exerc Sport*, 74(1):1–8.

[Shafer, 1976] Shafer, G. (1976). *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton University Press.

[Sixsmith, 2000] Sixsmith, A. J. (2000). An evaluation of an intelligent home monitoring system. *J Telemed Telecare*, 6(2):63–72.

[Speechley et Tinetti, 1991] Speechley, M. et Tinetti, M. (1991). Falls and injuries in frail and vigorous community elderly persons. *J Am Geriatr Soc*, 39(1):46–52.

[Steele *et al.*, 2000] Steele, B. G., Holt, L., Belza, B., Ferris, S., Lakshminaryan, S. et and, D. M. B. (2000). Quantitating physical activity in copd using a triaxial accelerometer. *Chest*, 117(5):1359–67.

[Steenkeste *et al.*, 2001] Steenkeste, F., Bocquet, H. et M Chan, E. C. (2001). La mise en place d'une technologie pour observer le comportement nocturne des personnes âgées en institution. *ITBM-RBM*, 22(1):25–30.

[Strawbridge *et al.*, 1998] Strawbridge, W., Shema, S., Balfour, J., Higby, H. et Kaplan, G. (1998). Antecedents of frailty over three decades in an older cohort. *J Gerontol B Psychol Sci Soc Sci*, 53(1):S9–16.

[Tamura *et al.*, 1988] Tamura, T., Togawa, T. et Murata, M. (1988). A bed temperature monitoring system for assessing body movement during sleep. *Clin Phys Physiol Meas*, 9(2):139–45.

[Topping, 1999] Topping, M. (1999). The development of handy 1, a robotic system to assist severely disabled. *In Proc ICORR ?99 : the International Conference on Rehabilitation Robotics*, pages 244–249.

[Toussaint, 1997] Toussaint, B. (1997). Prévenir les chutes des sujets âgés. *Revue Prescrire*, 17.

[Trost *et al.*, 1998] Trost, S. G., Ward, D. S., Moorehead, S. M., Watson, P. D., Riner, W. et Burke, J. R. (1998). Validity of the computer science and applications (CSA) activity monitor in children. *Med Sci Sports Exerc*, 30(4):629–33.

[Tully *et al.*, 2005] Tully, E., Fotoohabadi, M. et Galea, M. (2005). Sagittal spine and lower limb movement during sit-to-stand in healthy young subjects. *Gait and Posture*. Sous presse.

[Uzan *et al.*, 1989] Uzan, S., Uzan, M., Salat-Baroux, J. et Sureau, C. (1989). [Fetal telemonitoring]. *J Gynecol Obstet Biol Reprod (Paris)*, 18(7):871–8.

[Vaillant, 2004] Vaillant, J. (2004). *Kinésithérapie et amélioration du contrôle de l'équilibre du sujet âgé : effets de traitements cognitifs, manuels et instrumentaux*. Thèse de doctorat, Sciences et Techniques des Activités Physiques et Sportives, Université Joseph Fourier.

[Veltink *et al.*, 1996] Veltink, P., Bussmann, H., de Vries, W., Martens, W. et Lummel, R. V. (1996). Detection of static and dynamic activities using uniaxial accelerometers. *IEEE Trans. Rehab. Eng.*, 4(4):375–85.

[Vetel *et al.*, 1998] Vetel, J., Leroux, R. et Ducoudray, J. (1998). [AGGIR. Practical use. Geriatric Autonomy Group Resources Needs]. *Soins Gerontol*, (13): 23–7.

[Virone, 2003] Virone, G. (2003). *Architecture et simulation du Système d ?Information Domotique-Santé intégré à domicile pour la détection de situations à risque et l ?aide à la décision*. Thèse de doctorat, 'Université Joseph Fourier.

[Weedeteyn *et al.*, 2005] Weedeteyn, V., Rijken, H. et van Lankveld, W. (2005). An exercice program can improve ostacle avoidance skills in elderly. *In* Elsevier, éditeur : *Gait and Posture*, volume 21, Suppl. 1.

[Weston et Watkins, 1999] Weston, J. et Watkins, C. (1999). Support vector machines for multiclass pattern recognition. *In Proceedings of the Seventh European Symposium On Artificial Neural Networks*.

[Wheeler *et al.*, 1985] Wheeler, J., Woodward, C., Ucovich, R. L., Perry, J. et Walker, J. M. (1985). Rising from a chair. Influence of age and chair design. *Phys Ther*, 65(1):22–6.

[Williams *et al.*, 1998a] Williams, G., Doughty, K. et Bradley, D. A. (1998a). A systems approach to achieving CarerNet–an integrated and intelligent telecare system. *IEEE Trans Inf Technol Biomed*, 2(1):1–9.

[Williams *et al.*, 1998b] Williams, G., Doughty, K., Cameron, K. et Bradley, D. (1998b). A smart fall and activity monitor for telecare applications. *In IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, volume 3, pages 1151–1154, Hong Kong, China.

[Yamaguchi *et al.*, 1998] Yamaguchi, A., Ogawa, M., Tamura, T. et Togawa, T. (1998). Monitoring behaviour in the home using positioning sensors. *In 20th annual IEEE conference on Engineering in Medicine and Biology*, pages 1977–1979, Hong Kong, China.

[Zadeh, 1978] Zadeh, L. (1978). Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy Sets and Systems*, (1):3–28.

Annexe A

Les droits de la personne âgée

A.1 Traité sur la Constitution de l'Union Européenne

Publié au Journal officiel de l'Union européenne n°C310 du 16 décembre 2004.

Article II-85 : *L'Union reconnaît et respecte le droit des personnes âgées à mener une vie digne et indépendante et à participer à la vie sociale et culturelle.*

A.2 Charte des droits et libertés de la personne âgée dépendante

- Type de document : <ARTICLE>
- Titre : Charte des droits et libertés de la personne âgée dépendante
- Collation : p. 29-36
- Notes : En 1987, la Fondation nationale de gérontologie et le Ministère des affaires sociales ont élaboré un texte important pour la reconnaissance des droits des personnes âgées dépendantes et l'organisation de leur protection : "La charte des droits et libertés de la personne âgée dépendante"
- Sujet/Mots-clés : Personne âgée dépendante, Droits,Protection, Charte
- Périodique : Extraits de documentation - ARRCO, n°99-12, 16-30 juin 1999

La vieillesse est une étape de l'existence pendant laquelle chacun doit pouvoir poursuivre son épanouissement. La plupart des personnes âgées resteront autonomes et lucides jusqu'au dernier moment de leur vie. L'apparition de la dépendance, quand elle survient, se fait à un âge de plus en plus tardif. Cette dépendance peut être due à l'altération de fonctions physiques et/ou à l'altération de fonctions mentales. Même dépendantes, les personnes âgées doivent continuer à exercer leurs droits, leurs

devoirs et leurs libertés de citoyens. Elles doivent aussi garder leur place dans la cité, au contact des autres générations dans le respect de leurs différences.

Cette Charte a pour objectif de reconnaître la dignité de la personne âgée devenue dépendante et de préserver ses droits.

ARTICLE I - CHOIX DE VIE

Toute personne âgée dépendante garde la liberté de choisir son mode de vie. Elle doit pouvoir profiter de l'autonomie permise par ses capacités physiques et mentales, même au prix d'un certain risque.

ARTICLE II - DOMICILE ET ENVIRONNEMENT

Le lieu de vie de la personne âgée dépendante, domicile personnel ou établissement, doit être choisi par elle et adapté à ses besoins. Des aménagements doivent être proposés pour lui permettre de rester chez elle. L'architecture des établissements doit être conçue pour répondre aux besoins de la vie privée. L'espace doit être organisé pour garantir l'accessibilité, l'orientation, les déplacements et garantir les meilleures conditions de sécurité.

ARTICLE III - UNE VIE SOCIALE MALGRÉ LES HANDICAPS

Toute personne âgée dépendante doit conserver la liberté de communiquer, de se déplacer et de participer à la vie de la société. La vie quotidienne doit prendre en compte le rythme et les difficultés des personnes âgées en situation de dépendance, que ce soit en institution ou au domicile.

ARTICLE IV - PRÉSENCE ET RÔLE DES PROCHES

Le maintien des relations familiales et des réseaux amicaux est indispensable aux personnes âgées en situation de dépendance. Le rôle des familles qui entourent de leurs soins leurs parents âgés dépendants 1 8 à domicile, doit être reconnu. Ces familles doivent être soutenues dans leurs tâches, notamment sur le plan psychologique.

ARTICLE V - PATRIMOINE ET REVENUS

Toute personne âgée dépendante doit pouvoir garder la maîtrise de son patrimoine et de ses revenus disponibles. Elle doit pouvoir en disposer conformément à ses désirs, sous réserve d'une protection légale, en cas de dépendance psychique. Il est indispensable que les ressources de la personne âgée soient complétées lorsqu'elles ne lui permettent pas d'assumer le coût des handicaps.

ARTICLE VI - VALORISATION DE L'ACTIVITÉ

Toute personne âgée dépendante doit être encouragée à conserver des activités. Développer des centres d'intérêt évite la sensation de dévalorisation et d'inutilité. La participation volontaire à des réalisations diversifiées et valorisantes doit être favorisée.

ARTICLE VII - LIBERTÉ DE CONSCIENCE ET PRATIQUE RELIGIEUSE

Toute personne âgée dépendante doit pouvoir participer aux activités religieuses ou philosophiques de son choix.

ARTICLE VIII - PRÉSERVER L'AUTONOMIE ET PRÉVENIR

La prévention de la dépendance est une nécessité pour l'individu qui vieillit. La vieillesse est un état physiologique qui n'appelle pas en soi de médicalisation. Une démarche médicale préventive se justifie, chaque fois que son efficacité est démontrée. Les moyens de prévention doivent faire l'objet d'une information claire et objective du public, en particulier des personnes âgées, et être accessibles à tous.

ARTICLE IX - DROITS AUX SOINS

Toute personne âgée dépendante doit avoir, comme tout autre, accès aux soins qui lui sont utiles. Aucune personne âgée ne doit être 1 9 considérée comme un objet passif de soins, que ce soit au domicile, en institution ou à l'hôpital. La tarification des soins doit être déterminée en fonction des besoins de la personne âgée dépendante et non de la nature du service ou de l'établissement qui la prend en charge.

ARTICLE X - QUALIFICATION DES INTERVENANTS

Les soins que requiert une personne âgée dépendante doivent être dispensés par des intervenants formés, en nombre suffisant. Une formation spécifique en gérontologie doit être dispensée à tous ceux qui ont une activité professionnelle qui concerne les personnes âgées.

ARTICLE XI - RESPECT DE LA FIN DE VIE

Soins et assistance doivent être procurés à la personne âgée en fin de vie et à sa famille. Lorsque la mort approche, la personne âgée doit être entourée de soins et d'attentions adaptées à son état. Le refus de l'acharnement ne signifie pas un abandon des soins mais doit, au contraire, se traduire par un accompagnement qui veille à combattre efficacement toute douleur physique et à prendre en charge la douleur morale.

ARTICLE XII - LA RECHERCHE : UNE PRIORITÉ ET UN DEVOIR

La recherche multi-disciplinaire sur le vieillissement et la dépendance est une priorité. Seule la recherche peut permettre une meilleure connaissance des déficiences et maladies liées à l'âge et faciliter leur prévention. Le développement d'une recherche gérontologique peut à la fois améliorer la qualité de vie des personnes âgées en situation de dépendance, diminuer leurs souffrances et les coûts de leur prise en charge.

ARTICLE XIII - EXERCICES DES DROITS ET PROTECTION JURIDIQUE DE LA PERSONNE

Toute personne en situation de dépendance devrait voir protégés ses biens mais aussi sa personne. Ceux qui initient ou appliquent une mesure de protection ont le

devoir d'évaluer ses conséquences affectives et sociales. La sécurité physique et morale contre toutes agressions et maltraitances doit être sauvegardée.

ARTICLE XIV - L'INFORMATION, MEILLEUR MOYEN DE LUTTE CONTRE L'EXCLUSION

L'ensemble de la population doit être informé des difficultés qu'éprouvent les personnes âgées en situation de dépendance. L'exclusion peut résulter aussi bien d'une surprotection infantilisante que d'un rejet ou d'un refus de la réponse aux besoins. L'information concerne aussi les actions immédiates possibles.

Annexe B

Tables statistiques

Tableau D – Seuil à 5% de la distribution F de Fisher.

f_2 \ f_1	1	2	3	4	5	6	8	12	24	>25
1	161.4	199.5	215.7	224.6	230.2	234.0	238.9	243.9	249.0	254.3
2	18.51	19.00	19.16	19.25	19.30	19.33	19.37	19.41	19.45	19.50
3	10.13	9.55	9.28	9.12	9.01	8.94	8.84	8.74	8.64	8.53
4	7.71	6.94	6.59	6.39	6.26	6.16	6.04	5.91	5.77	5.63
5	6.61	5.79	5.41	5.19	5.05	4.95	4.82	4.68	4.53	4.36
6	5.99	5.14	4.76	4.53	4.39	4.28	4.15	4.00	3.84	3.67
7	5.59	4.74	4.35	4.12	3.97	3.87	3.73	3.57	3.41	3.23
8	5.32	4.46	4.07	3.84	3.69	3.58	3.44	3.28	3.12	2.93
9	5.12	4.26	3.86	3.63	3.48	3.37	3.23	3.07	2.90	2.71
10	4.96	4.10	3.71	3.48	3.33	3.22	3.07	2.91	2.74	2.54
11	4.84	3.98	3.59	3.36	3.20	3.09	2.95	2.79	2.61	2.40
12	4.75	3.88	3.49	3.26	3.11	3.00	2.85	2.69	2.50	2.30
13	4.67	3.80	3.41	3.18	3.02	2.92	2.77	2.60	2.42	2.21
14	4.60	3.74	3.34	3.11	2.96	2.85	2.70	2.53	2.35	2.13
15	4.54	3.68	3.29	3.06	2.90	2.79	2.64	2.48	2.29	2.07
16	4.49	3.63	3.24	3.01	2.85	2.74	2.59	2.42	2.24	2.01
17	4.45	3.59	3.20	2.96	2.81	2.70	2.55	2.38	2.19	1.96
18	4.41	3.55	3.16	2.93	2.77	2.66	2.51	2.34	2.15	1.92
19	4.38	3.52	3.13	2.90	2.74	2.63	2.48	2.31	2.11	1.88
20	4.35	3.49	3.10	2.87	2.71	2.60	2.45	2.28	2.08	1.84
21	4.32	3.47	3.07	2.84	2.68	2.57	2.42	2.25	2.05	1.81
22	4.30	3.44	3.05	2.82	2.66	2.55	2.40	2.23	2.03	1.78
23	4.28	3.42	3.03	2.08	2.64	2.53	2.38	2.20	2.00	1.76
24	4.26	3.40	3.01	2.78	2.62	2.51	2.36	2.18	1.98	1.73
25	4.24	3.38	2.99	2.76	2.60	2.49	2.34	2.16	1.96	1.71
26	4.22	3.37	2.98	2.74	2.59	2.47	2.32	2.15	1.95	1.69
27	4.21	3.35	2.96	2.73	2.57	2.46	2.30	2.13	1.93	1.67
28	4.20	3.34	2.95	2.71	2.56	2.44	2.29	2.12	1.91	1.65
29	4.18	3.33	2.93	2.70	2.54	2.43	2.28	2.10	1.90	1.64
30	4.17	3.32	2.92	2.69	2.53	2.42	2.27	2.09	1.89	1.62
40	4.08	3.23	2.84	2.61	2.45	2.34	2.18	2.00	1.79	1.51
60	4.00	3.15	2.76	2.52	2.37	2.25	2.10	1.92	1.70	1.39
120	3.92	3.07	2.68	2.45	2.29	2.17	2.02	1.83	1.61	1.25
>120	3.84	2.99	2.60	2.37	2.21	2.10	1.94	1.75	1.52	1.00

f_1 correspond aux degrés de liberté de la plus grande variance.

Tableau E – Seuil à 1% de la distribution F de Fisher.

f_2 \ f_1	1	2	3	4	5	6	8	12	24	>25
1	4052.	4999.	5403.	5625.	5764.	5859.	5982.	6106.	6234.	6366.
2	98.50	99.00	99.17	99.25	99.30	99.33	99.37	99.42	99.46	99.50
3	34.12	30.82	29.46	28.71	28.24	27.91	27.49	27.05	26.60	26.12
4	21.20	18.00	16.69	15.98	15.52	15.21	14.80	14.37	13.93	13.46
5	16.26	13.27	12.06	11.39	10.97	10.67	10.29	9.89	9.47	9.02
6	13.74	10.92	9.78	9.15	8.75	8.47	8.10	7.72	7.31	6.88
7	12.25	9.55	8.45	7.85	7.46	7.19	6.84	6.47	6.07	5.65
8	11.26	8.65	7.59	7.01	6.63	6.37	6.03	5.67	5.28	4.86
9	10.56	8.02	6.99	6.42	6.06	5.80	5.47	5.11	4.73	4.31
10	10.04	7.56	6.55	5.99	5.64	5.39	5.06	4.71	4.33	3.91
11	9.65	7.20	6.22	5.67	5.32	5.07	4.74	4.40	4.02	3.60
12	9.33	6.93	5.95	5.41	5.06	4.82	4.50	4.16	3.78	3.36
13	9.07	6.70	5.74	5.20	4.86	4.62	4.30	3.96	3.59	3.16
14	8.86	6.51	5.56	5.03	4.69	4.46	4.14	3.80	3.43	3.00
15	8.68	6.36	5.42	4.89	4.56	4.32	4.00	3.67	3.29	2.87
16	8.53	6.23	5.29	4.77	4.44	4.20	3.89	3.55	3.18	2.75
17	8.40	6.11	5.18	4.67	4.34	4.10	3.79	3.45	3.08	2.65
18	8.28	6.01	5.09	4.58	4.25	4.01	3.71	3.37	3.00	2.57
19	8.18	5.93	5.01	4.50	4.17	3.94	3.63	3.30	2.92	2.49
20	8.10	5.85	4.94	4.43	4.10	3.87	3.56	3.23	2.86	2.42
21	8.02	5.78	4.87	4.37	4.04	3.81	3.51	3.17	2.80	2.36
22	7.94	5.72	4.82	4.31	3.99	3.76	3.45	3.12	2.75	2.31
23	7.88	5.66	4.76	4.26	3.94	3.71	3.41	3.07	2.70	2.26
24	7.82	5.61	4.72	4.22	3.90	3.67	3.36	3.03	2.66	2.21
25	7.77	5.57	4.68	4.18	3.86	3.63	3.32	2.99	2.62	2.17
26	7.72	5.53	4.64	4.14	3.82	3.59	3.29	2.96	2.58	2.13
27	7.68	5.49	4.60	4.11	3.78	3.56	3.26	2.93	2.55	2.10
28	7.64	5.45	4.57	4.07	3.75	3.53	3.23	2.90	2.52	2.06
29	7.60	5.42	4.54	4.04	3.73	3.50	3.20	2.87	2.49	2.03
30	7.56	5.39	4.51	4.02	3.70	3.47	3.17	2.84	2.47	2.01
40	7.31	5.18	4.31	3.83	3.51	3.29	2.99	2.66	2.29	1.80
60	7.08	4.98	4.13	3.65	3.34	3.12	2.82	2.50	2.12	1.60
120	6.85	4.79	3.95	3.48	3.17	2.96	2.66	2.34	1.95	1.38
>120	6.64	4.60	3.78	3.32	3.02	2.80	2.51	2.18	1.79	1.00

f_1 correspond aux degrés de liberté de la plus grande variance.

Tableau K – Valeurs critiques du test de Newman et Keuls au seuil 5%

k \ p	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
2	6.08	8.33	9.8	10.88	11.74	12.44	13.03	13.54	13.99	14.39	14.75	15.08	15.38	15.65	15.91	16.14	16.37	16.57	16.77
3	4.50	5.91	6.82	7.50	8.04	8.48	8.885	9.18	9.46	9.72	9.95	10.15	10.35	10.52	10.69	10.84	10.98	11.11	11.24
4	3.93	5.04	5.76	6.29	6.71	7.05	7.35	7.60	7.83	8.03	8.21	8.37	8.52	8.66	8.79	8.91	9.03	9.13	9.23
5	3.64	4.60	5.22	5.67	6.03	6.33	6.58	6.80	6.99	7.17	7.32	7.47	7.60	7.72	7.83	7.93	8.03	8.12	8.21
6	3.46	4.34	4.90	5.30	5.63	5.90	6.12	6.32	6.49	6.65	6.79	6.92	7.03	7.14	7.24	7.34	7.43	7.51	7.59
7	3.34	4.16	4.68	5.06	5.36	5.61	5.82	6.00	6.16	6.30	6.43	6.55	6.66	6.76	6.85	6.94	7.02	7.10	7.17
8	3.26	4.04	4.53	4.89	5.17	5.40	5.60	5.77	5.92	6.05	6.18	6.29	6.39	6.48	6.57	6.65	6.73	6.80	6.87
9	3.20	3.95	4.41	4.76	5.02	5.24	5.43	5.59	5.74	5.87	5.98	6.09	6.19	6.28	6.36	6.44	6.51	6.58	6.64
10	3.15	3.88	4.33	4.64	4.91	5.12	5.30	5.46	5.60	5.72	5.83	5.93	6.03	6.11	6.19	6.27	6.34	6.40	6.47
11	3.11	3.82	4.26	4.57	4.82	5.03	5.20	5.35	5.49	5.61	5.71	5.81	5.90	5.98	6.06	6.13	6.20	6.27	6.33
12	3.08	3.77	4.20	4.51	4.75	4.95	5.12	5.27	5.39	5.51	5.61	5.71	5.80	5.88	5.95	6.02	6.09	6.15	6.21
13	3.06	3.73	4.15	4.45	4.69	4.88	5.05	5.19	5.32	5.43	5.53	5.63	5.71	5.79	5.86	5.93	5.99	6.05	6.11
14	3.03	3.70	4.11	4.41	4.64	4.83	4.99	5.13	5.25	5.36	5.46	5.55	5.64	5.71	5.79	5.85	5.91	5.97	6.03
15	3.01	3.67	4.08	4.37	4.59	4.78	4.94	5.08	5.20	5.31	5.40	5.49	5.57	5.65	5.72	5.78	5.85	5.90	5.96
16	3.00	3.65	4.05	4.33	4.56	4.74	4.90	5.03	5.15	5.26	5.35	5.44	5.52	5.59	5.66	5.73	5.79	5.84	5.90
17	2.98	3.63	4.02	4.30	4.52	4.70	4.86	4.99	5.11	5.21	5.31	5.39	5.47	5.54	5.61	5.67	5.73	5.79	5.84
18	2.97	3.61	4.00	4.28	4.49	4.67	4.82	4.96	5.07	5.17	5.27	5.35	5.43	5.50	5.57	5.63	5.69	5.74	5.79
19	2.96	3.59	3.98	4.25	4.47	4.65	4.79	4.92	5.04	5.14	5.23	5.31	5.39	5.46	5.53	5.59	5.65	5.70	5.75
20	2.95	3.58	3.96	4.23	4.45	4.62	4.77	4.90	5.01	5.11	5.20	5.28	5.36	5.43	5.49	5.55	5.61	5.66	5.71
24	2.92	3.53	3.90	4.17	4.37	4.54	4.68	4.81	4.92	5.01	5.10	5.18	5.25	5.32	5.38	5.44	5.49	5.55	5.59
30	2.89	3.49	3.85	4.10	4.30	4.46	4.60	4.72	4.82	4.92	5.00	5.08	5.15	5.21	5.27	5.33	5.38	5.43	5.47
40	2.86	3.44	3.79	4.04	4.23	4.39	4.52	4.63	4.73	4.82	4.90	4.98	5.04	5.11	5.16	5.22	5.27	5.31	5.36
60	2.83	3.40	3.74	3.98	4.16	4.31	4.44	4.55	4.64	4.73	4.81	4.88	4.94	5.00	5.06	5.11	5.15	5.20	5.24
120	2.80	3.36	3.68	3.92	4.10	4.24	4.36	4.47	4.56	4.64	4.71	4.78	4.84	4.90	4.95	5.00	5.04	5.09	5.13
∞	2.77	3.31	3.63	3.86	4.03	4.17	4.29	4.39	4.47	4.55	4.62	4.68	4.74	4.80	4.85	4.89	4.93	4.97	5.01

p : nombre de populations

k : nombre de degrés de liberté

Annexe C

Journée type d'une personne âgée

Ci-dessous la journée type d'une dame âgée fragile de 87 ans, veuve, telle que proposée par Pierre Rumeau, praticien hospitalier en gériatrie au CHU La Grave-Casselardit à Toulouse.

- ▷ 6h30 — Réveil
- ▷ 6h45 — Lever
- ▷ 6h47 — **WC**
- ▷ 6h49 — Se lave les mains
- ▷ 6h52 — Enfile sa robe de chambre
- ▷ 6h54 — *Prépare son petit déjeuner* : Café au lait avec Nescafé et lait bouilli dans une casserole sur la gazinière
- ▷ 7h00 — **Prise du petit déjeuner**, avec deux tartines beurrées, pain de la veille ou biscottes et *médicaments*
- ▷ 7h30 — *Petite vaisselle*
- ▷ 7h35 — **WC**, selles
- ▷ 7h50 — **Toilette** : Visage, haut du dos, creux axillaires, dents et dentier
- ▷ 8h15 — *S'habille*
- ▷ 8h30 à 9h40 — *Courses* importantes ou *ménage*
- ▷ 10h00 — Messe
- ▷ 10h40 — Retour, achète le pain, prend et ouvre le courrier en rentrant
- ▷ 11h00 — *Prépare le repas* et met la table au salon – Télévision
- ▷ 11h45 à 12h30 — **Repas**
- ▷ 12h32 — *Vaisselle*
- ▷ 13h00 — Actualités puis feuilleton allemand, 5 minutes de pause aux **WC**
- ▷ 16h00 — Visite d'amis, thé, discussions
- ▷ 18h00 — *Papiers* si besoin, lecture du courrier (salon), puis *préparation du repas* du soir, léger, bouillon, yaourt
- ▷ 19h00 — **Repas** du soir devant la télévision
- ▷ 20h00 — *Coup de téléphone*, durée 30 minutes : enfants/ petits-enfants/ etc.
- ▷ 20h50 — **Toilette** du soir (rapide)
- ▷ 21h00 à 23h00 — Télévision, puis lecture au lit
- ▷ 22h00 — *Somnifère* Entre la télévision et le lit, passage aux **WC**
- ▷ Vers 4h00 — Un lever nocturne

Annexe D

Questionnaires d'évaluation et de présentation des expérimentations au foyer logement de Domène

QUESTIONNAIRE

NOM :……. Prénom :……. Age : ……ans

Taille : ……m…... Poids : …….kg : …….

Quels sont vos antécédents médicaux et chirurgicaux ?……
……..
……

Pratiquez-vous une activité physique ? OUI-NON

Si oui laquelle : ……

Prenez-vous des médicaments ? OUI-NON

Si oui lesquels : ……

Avez-vous déjà été victime d'une chute dans la rue ou à votre domicile ? OUI-NON

Si oui : - combien de fois :

- quelles en ont été les conséquences ?

Souffrez-vous d'une des pathologies suivantes ? (rayez la mention inutile)

- affection neurologique (syndrome cérébelleux, hémiplégie, maladie de Parkinson…)_ _ _ _ _ OUI-NON
- affection de l'appareil locomoteur (arthrose, fracture…) _ _ _ _ _ _ _ _ _ _ _ _ _ _ _ _ _ _ OUI-NON
- pathologie vasculaire (insuffisance veineuse majeure, artériopathie des membres inférieurs…) OUI-NON
- pathologie cardiaque _ OUI-NON
  (insuffisance coronarienne, infarctus du myocarde, troubles du rythme, déficience de valve…)
- affections podologiques (pied en varus équin, hallux valgus majeur…) _ _ _ _ _ _ _ _ _ _ _ OUI-NON
- affections cutanées (pied diabétique, escarre…) _ OUI-NON
- troubles de la compréhension _ OUI-NON
- perte de la sensibilité plantaire _ OUI-NON

NOTICE D'EXPLICATION DE L'ETUDE

Sujet de l'étude : étude de variables physiques traduisant l'activité et permettant de détecter les modifications d'activité et les chutes.

Vous allez participer à une étude concernant l'activité chez les personnes adultes.
Les mesures sont prises à l'aide d'un capteur d'accélération relié à un système informatique.

Une première prise de mesure s'effectue lors de la réalisation de relevés de chaise.

Une seconde série de mesure est faite lors de la réalisation d'activités usuelles **(à préciser).**

Enfin, une dernière prise de mesure, identique à la première est effectuée.

Les personnes participant à cette étude sont :
- des personnes âgées de plus de 18 ans,
- les personnes ayant accepté par la présente de participer à l'étude,
- les personnes ayant répondu au questionnaire ci-joint.

Les personnes ne participant pas à mon étude sont :
- les personnes n'ayant pas accepté de participer à mon étude,
- les personnes souffrant d'une pathologie n'autorisant pas.

Vous ne serez pas rémunéré(e) pour votre participation.

Je soussigné(e) M (Mme) ……., reconnaît avoir eu toutes les informations sur le protocole présenté par Monsieur Pierre BARALLON, dont le titre est : «**à préciser**».
Je suis informé(e) que ma participation est libre et que je peux ainsi quitter à tout moment cette recherche sans encourir la moindre pénalisation. J'ai pris connaissance que les données recueillies à mon égard lors de cette étude sont confidentielles et ne pourront être consultées que par une personne habilitée ou ayant reçu mon accord.
Les données de l'étude sont soumises à la loi informatique et liberté et je reconnais par la présente, donner mon consentement libre, éclairé, exprès en présence de Pierre BARRALLON

Fait à Domène, le ……

Grille AGGIR

Nom : …….
Prénom : …….
Date d'évaluation : …….

			Evaluation		
		Variables Discriminantes	**A**	**B**	**C**
1	Cohérence	Converser et se comporter de façon sensée par rapport aux normes admises			
2	Orientation	Se repérer dans le temps (jour et nuit, matin et soir), dans les lieux habituels ...			
3	Toilette	aire seul, en entier, habituellement et correctement sa toilette du haut et du bas. Il faut coter la toilette du haut (visage, tronc, membres supérieurs, rasage, coiffage) et du bas (régions intimes, membres inférieurs, pieds) puis de référer à: AA = A CC = C Autres = B			
4	Habillage	S'habiller seul, totalement et correctement. Il faut coter l'habillage du haut (bras, tête), du milieu (boutons, ceinture, bretelles..) et du bas (pantalon, chaussettes, bas, chaussures) puis se référer à : AAA = A CCC = C Autres = B			
5	Alimentation	S'alimenter seul et correctement. Il faut coter "se servir" (couper la viande, ouvrir un pot, se verser à boire, peler un fruit..) et manger et se référer à: AA = A CC = C BC = C CB = C Autres = B			
6	Elimination	Assure seul et correctement l'hygiène de l'élimination urinaire et anale. Il faut coter l'élimination urinaire et anale et se référer à: AA = A CC = C AC ou CA = C BC ou CB = C Autres = B			
7	Transferts	Se lève (du lit, du canapé, du sol), se couche et s'assoit seul			
8	Déplacements intérieurs	Se déplace seul (éventuellement avec canne, déambulatoire ou fauteuil roulant)			
9	Déplacements extérieurs	Dépasse seul le seuil de sa porte			
10	Communication à distance	Utilise les moyens de communication à distance (cris, téléphone, alarme..)			

Annexe E

Fiches de validation des activités

Expérimentations Actimétrie à Domène

Nom Prénom : .....
Date de naissance : .....
Poids : .....
Taille : .....
Indice ADL / AGGIR : .....
Date de passation du test : .....

5 UP – 5 DOWN – 3 VITESSES

Préférentielle	Rapide	Lente
☐1	☐1	☐1
☐2	☐2	☐2
☐3	☐3	☐3
☐4	☐4	☐4
☐5	☐5	☐5

SCENARIO « ECOLOGIQUE »

☐ *Saut de synchro*
☐ Marche
☐ S'asseoir sur une chaise
☐ Se lever d'une chaise
☐ Marche
☐ Prendre qqch dans le frigo
☐ S'asseoir sur une chaise
☐ Se lever d'une chaise
☐ Prendre les livres sur l'étagère

☐ Marche
☐ S'asseoir sur le canapé
☐ Se lever du canapé
☐ Se laver les mains
☐ Se coucher sur le canapé
☐ Se lever du canapé
☐ *Saut de synchro*

---

5 UP – 5 DOWN – 3 VITESSES

Préférentielle	Rapide	Lente
☐1	☐1	☐1
☐2	☐2	☐2
☐3	☐3	☐3
☐4	☐4	☐4
☐5	☐5	☐5

Annexe F

Publications

2005

P. Barralon, N. Noury, N. Vuillerme. "Classification of Daily Physical Activities from a Single Kinematic Sensor", in IEEE-EMBC, Shanghai, China, 1-4 Sep. 2005 (ISSN 1094-687X), pp. 1703-6.

P. Barralon, N. Noury, N. Vuillerme. "Ambulatory kinematic sensor to diferentiate and qualify postural transitions : back-to-sit and sit-to-stand". IEEE Trans. Neural Syst. Rehab. Eng., (TNSRE-2005- 00031). Submitted.

N. Noury, P. Barralon, D. Flammarion, "Preliminary Results on the Study of Smart Wearable Antennas", in 27th IEEE-EMBS2005, Shangai, 1-4 Sep. 2005, pp. 1582-5.

P. Barralon, N. Noury, N. Vuillerme "High level information extracted from a kinematic sensor", in proc. 17th conf. of the international Society for Posture and Gait Research, Marseille (France), Gait and Posture, Vol. 21, Sup. 1, June 2005 (ISSN 0966-6362), p. S143.

C. Ni Scanaill, S. Carew, P. Barralon, N. Noury, D. Lyons, and G. M. Lyons, "A Review of Approaches to Mobility Telemonitoring of the Elderly in their Living Environment," Annals of Biomedical Engineering, (under revision).

N. Noury, P. Barralon, D. Flammarion, N. Vuillerme, P. Rumeau, "An embedded microsystem for early detection pf the fall - methods and results", in proc. 17th conf. of the international Society for Posture and Gait Research, Marseille (France), Gait and Posture, Vol. 21, Sup. 1, June 2005 (ISSN 0966-6362), p. S117.

2004

N. Noury, P.Barralon, P. Couturier, F. Favre-Réguillon, R. Guillemaud, C. Mestais, Y. Caritu, D. David, S. Moine, A. Franco, F. Guiraud-By, M. Bérenguer, H. Provost, "ACTIDOM - A MicroSystem based on MEMS for Activity Monitoring of the Frail Elderly in their Daily Life" in 26th IEEE-EMBS2004, San Francisco, 1-5 sept 2004, pp.3305-3308.

N. Noury, P.Barralon, P. Couturier, F. Favre-Réguillon, R. Guillemaud, C. Mestais, Y. Caritu, D. David, S. Moine, A. Franco, F. Guiraud-By, M. Bérenguer, H. Provost, "A MEMS based MicroSystem for the Monitoring of the Activity of Frail Elderly in their Daily Life : The ACTIDOM Project" in 6th Inter. Workshop on enterprise networking and computing in Healthcare industry, Healthcom2004, Odawara-Japan, 28-29 Jun 2004, pp. 105-109.

N. Noury, P. Barralon, G. Virone, P. Rumeau, P. Boissy "Un capteur intelligent pour détecter la chute", in 3me colloque interdisciplinaire en instrumentation C2I 2004, ENS Cachan, Janvier 2004.

2003

N. Noury, P. Barralon, G. Virone, P. Boissy, M. Hamel, P. Rumeau, "A Smart Sensor Based on Rules and its Evaluation in Daily Routines", in IEEE-EMBC 2003, Cancun-Mexico, sept 2003, pp 3286-89.

N. Noury, G. Virone, P. Barralon, J. Ye, V. Rialle, J.Demongeot, "New Trends in Health Smart Homes", in Healthcom2003, Santa-Monica-Califonia, 6-7 Jun 2003, pp 118-127.

F.1 IEEE EMBS 2005

High Level Information Extracted from a Kinematic Sensor to Monitor Physical Activity

Pierre Barralon, Norbert Noury and Nicolas Vuillerme
Laboratoire TIMC-IMAG, Equipe AFIRM
UMR CNRS 5525
Faculte de Medecine
38706 LA TRONCHE, France
Pierre.Barralon@imag.fr

***Abstract*— This work was conducted in TIMC laboratory to develop methods able to monitor physical activities. In the framework of Health Smart Home, the purpose is to maintain and supervise elderly or fragile people at home. Activity and autonomy levels are important criteria to evaluate the health of the patient. The time spent in each postural state (lying, sitting, standing), the periods of walking and the number of postural transitions: sit-to-stand (StS), back-to-sit (BtS) give information about the patient's activity. The purpose of the current study is to detect these activities using an unique sensor made of three accelerometers, attached to the chest. First, this paper describes how each algorithm (posture, walk, postural transitions) works. Secondly, the results on real data are shown. An experiment with elderly subjects was carried out. Each subject performed daily activities (walking, sitting, lying down, ...) while wearing the sensor.**

I. INTRODUCTION

During the past ten years, the elderly population has increased dramatically in developed countries. This trend will undoubtedly increase the burden on specialized structures. The Health Smart Home concept [1] presents a solution to supervise elderly people at home. This system is designed to remotely monitor physiological parameters, such as cardiac frequency or arterial oxygen saturation, and launch alarms when necessary. It must also be able to perform fall detection [2], and evaluate the autonomy level of the patient, assuming that the daily physical activity is linked to the health status and quality of life [3]. The patient's autonomy may be estimated using the ADL (Activity of Daily living) scale [4]. Currently, it is subjectively evaluated by the physician during an interview. This task is operator-dependant, thus it would be preferable to perform it objectively using sensors and adapted data processing. Sensor selection and pertinent data (non invasive, low intrusiveness and with a good autonomy) delivers is therefore crucial. That's why we selected only one site for the sensor fixation. Interestingly, recent studies using different sensors attached to the chest, have demonstrated the possibility to distinguish fall activities from normal activities [5], to analyse gait [6] [7] and human motion such as postural transitions [8] [9] [10]. In this study, we will describe how to extract postures, walk and postural transitions data from a single sensor.

II. MEASUREMENTS AND METHODS

A. The sensor setup

The sensor used in the present study, (Fig. 1), is a "fall sensor" [1] developed in the TIMC laboratory. It includes three orthogonally oriented accelerometers (ADXL213, Analog Device). It is placed on the chest under one armpit. It produces: anteroposterior acceleration (a_{AP}), mediolateral acceleration (a_{ML}) and vertical down acceleration (a_V) data. The sampling frequency is adjustable according to the phenomenon studied. In our case, the fastest body movement occur when walking. The frequency of the signals range from 0.6 Hz to 2.5 Hz [6]

Consequently, to prevent aliasing problem, we follow the Shannon sampling theorem:

$$F_E \geq 2 * F_{max} = 5Hz$$

During our experiments, the sampling frequency was fixed to 20 Hz, to maintain a sufficient accuracy of our algorithm.

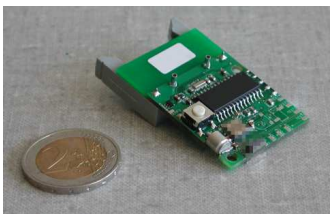


Fig. 1. Experimental setup of the fall sensor

B. Posture

To determine the global position of the sensor wearer, we first calculate the inclination of the chest and then quantify this value. For this application it not necessary to have a high precision on the inclination. That's why we don't use the method proposed by [11]. As the sensor is attached to the chest, the obtained data will only describe the inclination of the trunk. It is not possible to distinguish between the standing and sitting postures solely using trunk acceleration data, as the chest is vertical in both situations. Therefore we developed a new method to detect Sit to Stand (StS) and Back to Sit (BtS) transitions (Cf. §II-D) to distinguish these postures.

Estimation of the trunk's posture mainly consists in estimating chest orientations (roll and pitch) and quantifying these two values. The completed process is described below:

1) Static or dynamic condition
   Every sample period the sensor acquires three accelerations values (a_{AP}, a_{ML}, a_V). Then the modulus $|a|$ is computed:

$$|a| = \sqrt{a_{AP}^2 + a_V^2 + a_{ML}^2} \quad (1)$$

   If $|a|\#1$ it means that the gravitational acceleration is preponderant. In this situation the inclination can be calculated with low error using trigonometry. On the contrary, a modulus greater than one means that an additional acceleration due to movement (transfers, walk) is added. In this case using the trigonometric formula leads to errors. Therefore, we propose a "confidence factor" (*Cf*) associated to the orientation results.
2) Inclination estimation
   The Roll value $\hat{R}$ is determine using a_{AP} and a_V and is equal to zero when the trunk is vertical. A forward rotation is positive and a backward rotation is negative. In order to increase accuracy (accelerometer are more efficient in a specific range), we also compute the different arctan as follows:

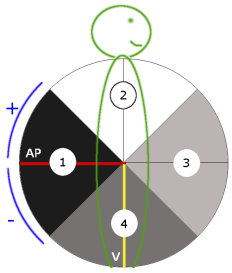


Fig. 2. Lateral view. AP: Anteroposterior axis, V: vertical axis. 1,2,3,4 are the areas to select the inclination formula.

- if a_{AP} belongs to area "1" (Fig. 2)

$$\hat{\mathrm{R}}(\mathrm{deg}) = -\frac{180}{\pi} * \arctan\left[\frac{a_{AP}}{a_V}\right] \quad (2)$$

- if a_{AP} belongs to area "2" (Fig. 2)

$$\hat{\mathrm{R}}(\mathrm{deg}) = 90 + \frac{180}{\pi} * \arctan\left[\frac{a_V}{a_{AP}}\right] \quad (3)$$

- if a_{AP} belongs to area "3" (Fig. 2)

$$\hat{\mathrm{R}}(\mathrm{deg}) = -90 + \frac{180}{\pi} * \arctan\left[\frac{a_V}{a_{AP}}\right] \quad (4)$$

- if a_{AP} belongs to area "4" (Fig. 2)

$$\hat{\mathrm{R}}(\mathrm{deg}) = 180 - \frac{180}{\pi} * \arctan\left[\frac{a_{AP}}{a_V}\right] \quad (5)$$

To obtain a negative value for a backward rotation, we apply the following law :

$$\textit{If } \hat{\mathrm{R}} \geq 180 \textit{ Then } \hat{\mathrm{R}} = -(360 - \hat{\mathrm{R}})$$

For the mediolateral plane, the pitch $\hat{P}$ is obtained by replacing a_{AP} by a_{ML} in the formula [2-5].

3) Confidence factor
   We define the confidence factor *Cf* as:

$$Cf(|a|) = -(|a| - 1)^2 \qquad \forall\, |a| \in [0; 2] \quad (6)$$

   The confidence factor is thus maximal (and equal to one) when $|a|\#1$ (Fig. 3). Cf decreases when $|a|$ deviates from one.

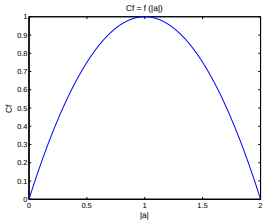


Fig. 3. Confidence factor (*Cf*) relation to $|a|$

4) Quantification
   Eventually, values of $\hat{R}$ are quantified according to the figure 4. The same process is applied for $\hat{P}$.

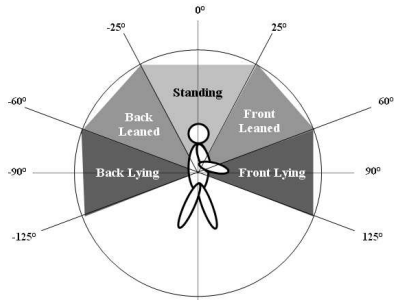


Fig. 4. Quantification of $\hat{R}$ values.

The quantifications of the two orthogonal planes are combined to give a pseudo three dimension inclination: standing, leaning (front, left, right, back, front and left, front and right, back and left, back an right), lying (front, back, left, right).

C. Detection of walk

Walking is a parameter which gives information about the mobility of the patient. In this part, we will describe how we detect walking from the accelerometric signals. The walking event occurs mainly in the sagittal plane [7] and is characterized either by the foot impacts on the floor (information on a_V) or by chest oscillations (information on a_{AP}). We detect walking using frequency analysis, and analyse the a_{AP} signal because the shape of a_{AP} signal is closer to a sinusoid than the shape of a_V.

For this purpose we propose the classifier scheme, depicted schematically in figure 5.

The anteroposterior acceleration is firstly segmented into temporal windows with a length (*Lw*), which can be adjusted. A FFT is applied on all of these windows and the magnitude

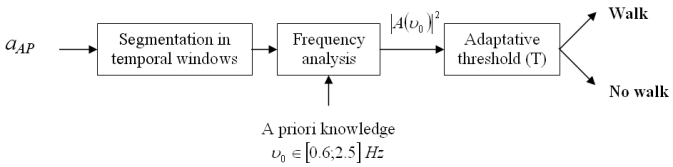


Fig. 5. Classifier of walk/no walk activities. The signal a_{AP} is segmented into temporal windows. The spectral analysis determines a peak amplitude value ($|A(\nu_0)|^2$) with a frequency (ν_0) included between 0.6 and 2 Hz. A walk activity is detected if the $|A(\nu_0)|^2$ is upper than an adaptative threshold otherwise an activity is deemed "no walk".

is analyzed. If we find a peak between 0.6 and 2.5 Hz (Cf. section II-A) we compare its amplitude value to an adaptative threshold (*T*). The later is a function of *Lw* and amplitude of a_{AP}. If the input signal is $a(t) = k\sin(2\pi\nu_0 t)$ with a window length (*Lw*), we can demonstrate that:

$$|A(\nu_0)|^2 = \left[\frac{k.Lw}{2}\right]^2 \tag{7}$$

where $A(\nu) = TF\,[a(t)]$

As the oscillations of the chest don't follow a perfect sinusoid but depend on gait, the amplitude of $|A(\nu_0)|^2$ will be always smaller than $\left[\frac{k.Lw}{2}\right]^2$. So we add a coefficient (τ) and define our threshold (*T*) as follow:

$$T = \frac{1}{\tau}\left[\frac{k.Lw}{2}\right]^2$$

τ includes the attenuation due to non-sinusoidal input signal and the fact that the threshold must be smaller than the amplitude of the peak.

If $|A(\nu_0)|^2 \geq T$ the analyzed windows are classified as "walk", while those $|A(\nu_0)|^2 < T$ are classified as "no walk".

D. Transitions

Transitions like Sit to Stand (StS), Back to Sit (BtS), lying down or lying up are interesting to evaluate the autonomy of the patient. There are several methods to detect postural transitions. As we have previously estimated the posture of the trunk (Cf. §II-B), we could detect a postural transition from the variation of the posture. However, the difficulty distinguishing between the standing and sitting (chest is vertical on both cases) postures remains.

To overcome this limitation, we developed a method to dynamically differentiate a BtS from StS, along with the transition duration [12].

III. RESULTS

In this section, we present the results for the postures estimation, "walk/no walk" classification and postural transitions (BtS, StS) differentiation.

A. Posture

In order to evaluate the validity of our algorithm, we performed an experiment in which both angles (roll and pitch) were precisely known. It consisted in performing a rotation of 360° in the sagittal and lateral plain. We present results for the sagittal plane below. At the beginning of the experiment (Fig. 6), the sensor orientation corresponds to a vertical posture and the roll value ($\hat{R}$) is zero (Fig. 7). We then applied linear forward rotation until returning to the initial position.

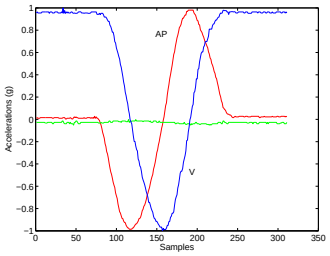


Fig. 6. a_{AP}, a_V, a_{ML} during roll calibration: rotation of 360° around ML axis.

Roll values (Fig. 7) are correct. They start at 0°, increase up to 180° then decrease to -180° and eventually increase back to 0°. The corresponding postures (Fig8) would have been correct if the sensor was worm.

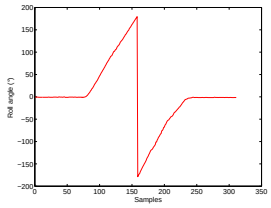


Fig. 7. Roll values: $\hat{R}$

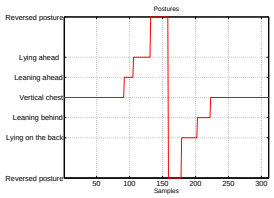


Fig. 8. Postures

To evaluate the performance of this algorithm, we calculated the difference *D(i)* between the reference of roll ($\hat{R}_{ref}(i)$) and the output of our algorithm ($\hat{R}_{algo}(i)$) for each sample (*i*).

$$D(i) = \hat{R}_{algo}(i) - \hat{R}_{ref}(i)$$

D(i) is the estimation error of the inclinaison characterized by a mean error $\mu = -1.25°$ (a systematic error) and a standard deviation $\sigma = 2.9°$ (precision of the estimation).

B. Detection of walk

To illustrate the results on walk detection, we present signals obtained during an experiment conducted in an institution for elderly. In this example, the patient sits down on the bed and then lies down. He waits a moment then stands up. Figure 9 shows a_{AP} and a_V corresponding to this situation and detection of walk activity.

For each segment of walk, we know the frequency thanks to ν_0 and the magnitude of the input signal (*k*) using $|A(\nu_0)|^2$ (Cf. equation 7).

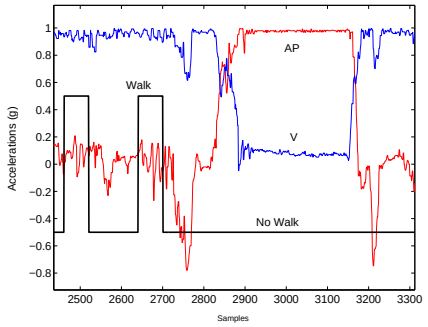


Fig. 9. a_{AP}, a_V and walk/no walk classification

The performance of the walking algorithm, was evaluated during an experiment where subjects walked 6 meters ten times and were video-recorded. Is $W_{ref}(n \times 1)$ is the binary reference vector and $W_{algo}(n \times 1)$ the binary output vector of our algorithm. With "1" corresponds to a walk activity, "0" for other situations and *n* the length of the signal. We apply the follow boolean operation:

$$W_{perf} = W_{algo}\ ET\ W_{algo}$$

to have the good detections. At last the ratio:

$$\frac{sum(W_{perf})}{sum(W_{ref})} * 100$$

gives us the performance of the good detections. For our experiments, this ratio is equal to 76%.

C. Transitions

From the same signal (Fig. 9) we have launched our algorithm to detect and classify the two postural transitions (BtS and StS). Results are illustrated on the figure 10.

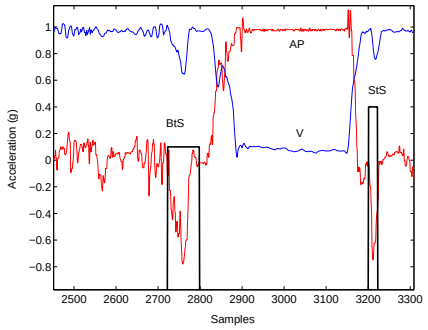


Fig. 10. Transfers: classification between BtS or StS

In [12], the global sensitivity is around 80%.

IV. CONCLUSION

We have demonstrated that it is possible to monitor some activities of elderly subjects using a single kinematic sensor (with only three accelerometers) attached to the chest. For instance we can identify different activities like walking, postural transitions (BtS, StS) and the time spent in each posture.

The inclination estimation is given with a standard error of 3° (Cf. §III-A). The negative mean value (-1.25°) is a systematic error (bias). It is a result of several misalignments (bad orientation of the PCB on the reference device, bad positioning of the IC -ADXL213- on the PCB and bad positioning of the accelerometers inside the IC). These characteristics are sufficient to estimate the postures.

With regard to the walk performance, it depends on τ value (Cf. §II-C). The greater is τ the lower will be the detector of "walk". The length of the analysis window (*Lw*) also influences the performance. If *Lw* is smaller than the period of the walk, no walk will be detected. If the window is to long, it can contain both "walk" and "no walk" activity. Thus, in this case the error of walk duration is approximatively *Lw*/2.

This low-power system (1mA for acquisitions at 20Hz) performs well monitoring of physical activities and is appropriate for long-term activity monitoring.

V. ACKNOWLEDGMENTS

The authors thank Damien Flammarion and the society BSE-INTERVOX (Bourgogne Services Electronique, France) which lead the development of the fall sensor.

REFERENCES

[1] N. Noury, "Detecteur de chute d'une personne." Universite Joseph Fourier de Grenoble" Brevet N01/12046, Sept. 2001.

[2] N. Noury, P. Barralon, G. Virone, P. Boissy, M.Hame, , and P. Rumeau, "A smart sensor based on rules and its evaluation in daily routines." *IEEE-EMBC*, pp. pp. 3286–3289, Sept. 2003.

[3] T. Wada, M. Ishine, T. Sakagami, K. Okumiya, M. Fujisawa, S. Murakami, K. Otsuka, S. Yano, T. Kita, and K. Matsubayashi, "Depression in japanese community-dwelling elderly–prevalence and association with adl and qol." *Arch Gerontol Geriatr*, vol. 39, no. 1, pp. 15–23, 2004.

[4] S. Katz, A. B. Ford, R. Moskowicz, B. A. Jackson, and M. W. Jafee, "Studies of illness in the aged: the index of adl, a standardized measure of biological and psychosocial function." *JAMA*, vol. 185, pp. 914–9, Sep 1963.

[5] G. Wu, "Distinguishing fall activities from normal activities by velocity characteristics." *J Biomech*, vol. 33, no. 11, pp. 1497–500, Nov 2000.

[6] M. Henriksen, H. Lund, R. Moe-Nilssen, H. Bliddal, and B. Danneskiod-Samse, "Test-retest reliability of trunk accelerometric gait analysis." *Gait Posture*, vol. 19, no. 3, pp. 288–97, Jun 2004.

[7] R. Moe-Nilssen and J. L. Helbostad, "Estimation of gait cycle characteristics by trunk accelerometry." *J Biomech*, vol. 37, no. 1, pp. 121–6, Jan 2004.

[8] B. Najafi, K. Aminian, F. Loew, Y. Blanc, and P. A. Robert, "Measurement of stand-sit and sit-stand transitions using a miniature gyroscope and its application in fall risk evaluation in the elderly." *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 49, no. 8, pp. 843–51, Aug 2002.

[9] B. Najafi, K. Aminian, A. Paraschiv-Ionescu, F. Loew, C. J. Bla, and P. Robert, "Ambulatory system for human motion analysis using a kinematic sensor: monitoring of daily physical activity in the elderly." *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 50, no. 6, pp. 711–23, Jun 2003.

[10] A. Paraschiv-Ionescu, E. Buchser, B. Rutschmann, B. Najafi, and K. Aminian, "Ambulatory system for the quantitative and qualitative analysis of gait and posture in chronic pain patients treated with spinal cord stimulation." *Gait Posture*, vol. 20, no. 2, pp. 113–25, Oct 2004. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1016/j.gaitpost.2003.07.005

[11] H. J. Luinge and P. H. Veltink, "Inclination measurement of human movement using a 3-D accelerometer with autocalibration." *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, vol. 12, no. 1, pp. 112–21, Mar 2004.

[12] P. Barralon, N. Noury, and N. Vuillerme, "Ambulatory kinematic sensor to differentiate and qualify postural transitions : "back-to-sit" and "sit-to-stand"," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehab. Eng.*, no. TNSRE-2005-00031, submitted.

Résumé

CLASSIFICATION ET FUSION DE DONNÉES ACTIMÉTRIQUES POUR LA TÉLÉVIGILANCE MÉDICALE

La prise en charge à domicile des personnes âgées rend nécessaire de disposer d'un outil d'évaluation de leurs autonomie. Les travaux effectués proposent une méthode globale évaluant certains critères d'autonomie jusqu'alors évaluées manuellement par un médecin.

Nous avons, dans un premier temps, développé des méthodes de détection et classification (postures, transferts, marche) appliquées à des signaux accélérométriques issus d'un système embarqué. Des expérimentations ont permis d'évaluer et valider les différents algorithmes sur des sujets jeunes et âgées.

Dans un second temps, l'objectif était de combiner ces informations avec celles recueillies par d'autres capteurs pouvant être présents dans l'appartement de la personne. Une méthode de fusion de données multicapteurs a été élaborée et validée. Elle permet d'évaluer cinq des six critères ADL.

Abstract

ACCELEROMETRIC DATA CLASSIFICATION AND FUSION IN THE FRAMEWORK OF TELEMONITORING

Remote monitoring of elderly at home requires adapted tools to assess their autonomy. This study proposes a package of methods to evaluate some autonomy criteria which is usually estimated by a doctor using a questionnaire.

Firstly, we developed methods of detection and classification (postures, transfers, walk) from an wearable sensor. Our algorithms were validated in experiments on young and elderly people.

Secondly, these data were combined with those collected by ambient sensors, installed in a smart environnement. Thus, a method of multisensor data fusion was elaborated and validated during experiments in this special environement. This monitoring system is able to detect autonomy criteria such as sleeping, relaxing, dressing, using the bathroom, breakfast, lunch, dinner and walking. It is, therefore, possible to evaluate five of the six criteria of the ADL scale.