



**HAL**  
open science

# Système embarqué de capture et analyse du mouvement humain durant la marche

Cong Zong

► **To cite this version:**

Cong Zong. Système embarqué de capture et analyse du mouvement humain durant la marche. Automatique / Robotique. Université Pierre et Marie Curie - Paris VI, 2012. Français. NNT : 2012PAO66655 . tel-00839442

**HAL Id: tel-00839442**

**<https://theses.hal.science/tel-00839442>**

Submitted on 28 Jun 2013

**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.

UNIVERSITÉ PIERRE ET MARIE CURIE - PARIS 6  
ÉCOLE DOCTORALE SMAER

**T H È S E**

pour obtenir le titre de

**Docteur en Sciences**

de l'université Pierre et Marie Curie - Paris 6  
**Mention : Électronique - Robotique**

Présentée et soutenue par  
**Cong ZONG**

**Système embarqué de capture et analyse du  
mouvement humain durant la marche**

soutenue le 20/12/2012

devant le jury composé de :

<i>Rapporteurs :</i>	Philippe FRAISSE	-	Professeur à l'Université Montpellier 2
	Yacine AMIRAT	-	Professeur à l'UPEC
<i>Examineurs :</i>	Philippe THOUMIE	-	Professeur à l'UPMC
	Eric DESAILLY	-	Responsable de l'Unité d'Analyse du Mouvement
<i>Directeur:</i>	Philippe BIDAUD	-	Professeur à l'UPMC
<i>Encadrant:</i>	Xavier CLADY	-	Maître de Conférences à l'UPMC
<i>Invité :</i>	Mohamed CHETOUANI	-	Maître de Conférences à l'UPMC



# Résumé

Ces travaux de thèse sont consacrés à la définition et la mise en œuvre de systèmes multi-capteurs et d’algorithmes, embarqués sur un déambulateur et dédiés à la capture et l’estimation de la posture et du mouvement de son utilisateur durant la locomotion. Plusieurs expérimentations ont été menées afin d’évaluer quantitativement la qualité de la posture reconstruite obtenue. Un détecteur d’anomalies durant la marche a de plus été proposé afin d’évaluer le système, en termes d’application.

Dans ce mémoire, les paramètres du mouvement humain relatifs à la marche (pas, posture, équilibre) généralement utilisés pour l’analyse de la marche, sont d’abord introduits. Pour l’observation de tels paramètres, les médecins utilisent différents dispositifs. La plupart sont encombrants, ce qui limite leur usage au milieu hospitalier. Les systèmes multi-capteurs embarqués sur un déambulateur proposés permettraient d’obtenir des données quotidiennement, sur des distances de locomotion et des durées plus importantes. Deux architectures ont été développées successivement : la première est composée d’une caméra 3D et de deux capteurs infrarouges ; la seconde est composée de deux capteurs Kinect. Ces architectures sont utilisées pour estimer la posture du sujet et son activité locomotrice par recalage sur un modèle physique de mannequin virtuel 3D. La précision de la posture obtenue est améliorée en intégrant un module de prédiction du mouvement : il utilise une estimation de certains paramètres discrets de la marche (durée et longueur des pas) et un modèle de la marche assistée. Enfin, le développement d’un algorithme de détection de ruptures du rythme locomoteur nous permet de valider l’ensemble de l’approche par rapport à l’application finale : l’assistance au diagnostic. A partir d’un ensemble de mesures de distance, correspondant au rapport de vraisemblance généralisé calculé sur les positions relatives de chaque articulation et la vitesse du déambulateur déterminée par un odomètre, un modèle multi-dimensionnel d’une marche régulière est ensuite appris via un séparateur à vaste marge à une classe. Cet algorithme a été évalué sur la base d’un protocole de changement de rythme de marche.

Dans l’avenir, ce système pourra être intégré au robot d’assistance à la déambulation conçu dans le cadre du projet ANR MIRAS (Multimodal Interactive Robot of Assistance in Strolling).

## Mots clés

Architecture multi-capteurs, Déambulateur équipé, Capture de la posture humaine, Modèle de locomotion, Détection d’anomalies, Modèle prédictif de la marche assistée



# Abstract

This thesis is devoted to the definition and the implementation of multi-sensor systems which are embedded on a walker and dedicated to the capture and estimation of the posture and motion of the user during locomotion. Several experiments were conducted to evaluate quantitatively the quality of resulting reconstructed posture. An anomaly detector during walking has also been proposed to evaluate the system in terms of application.

In this thesis, the human motion parameters related to walking (step, posture, balance) generally used for gait analysis, are first introduced. In order to observe the parameters, doctors use different devices. Most of devices are bulky, which limit their uses only in hospitals. The multi-sensor systems embedded on a walker we proposed would provide daily data about longer distance of locomotion and duration. Two architectures have been developed in succession : the first one consists of a 3D camera and two infrared sensors, and the second one is composed of two Kinects. These architectures are used to estimate the posture of the subject and its locomotor activity by fitting on a 3d human body model. The accuracy of the position obtained is improved by integrating a motion prediction module : it uses an estimate of some discrete parameters of gait (e.g. step period and step length) and an assisted walking model. Finally, the development of an algorithm for rupture detection of locomotor rhythm allows us to validate the overall approach according to the final application, which is the diagnosis support. From a set of distance measure corresponding to the Generalized Likelihood Ratio (GLR) calculated on the relative positions of each joint and the speed of the walker determined by an odometer, a multi-dimensional model of a regular walking is then learnt through the One-Class Support Vector Machines (One-Class SVM). This algorithm has been evaluated by using the protocol of walking rhythm change.

In the future, this system can be integrated in the robot assisted walker designed within the framework of the ANR project MIRAS (Multimodal Interactive Robot in Support of Strolling).

## Keywords

Multi-sensor architectures, Walker equipped, Human pose capture, Model of locomotion, Anomaly detection, Walking assistant predictive model



# Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction générale</b>	<b>1</b>
1.1	Contexte et objectifs . . . . .	1
1.2	Aides techniques pour la mobilité . . . . .	4
1.3	Les robots personnels . . . . .	6
1.4	Problématique . . . . .	7
1.5	Organisation du document . . . . .	8
<b>2</b>	<b>Marche et équilibre postural chez l’humain</b>	<b>11</b>
2.1	Introduction à la modélisation et à l’analyse de la locomotion humaine . . . . .	11
2.2	Modèle mécanique du corps humain . . . . .	13
2.3	Le mouvement humain durant la marche . . . . .	16
2.3.1	La marche et l’importance de son analyse . . . . .	16
2.3.2	Équilibre orthostatique et dynamique de la posture . . . . .	25
2.4	Conclusion . . . . .	34
<b>3</b>	<b>Dispositif embarqué de capture du mouvement humain durant la marche</b>	<b>37</b>
3.1	Systèmes de capture du mouvement humain . . . . .	38
3.1.1	Systèmes non-visuels . . . . .	38
3.1.2	Systèmes visuels avec marqueurs . . . . .	40
3.1.3	Systèmes visuels (vidéo) sans marqueurs . . . . .	41
3.1.4	Bilan sur les systèmes de capture . . . . .	43
3.2	Propositions de dispositifs embarqués de capture . . . . .	45
3.2.1	Capteurs pour la capture du haut du corps . . . . .	45
3.2.2	Capture de la trajectoire des pieds . . . . .	50
3.2.3	Capture du mouvement absolu . . . . .	50
3.2.4	Calibrage des capteurs . . . . .	52
3.3	Conclusion . . . . .	56
<b>4</b>	<b>Reconstruction du mouvement humain</b>	<b>59</b>
4.1	Extraction des informations locales . . . . .	63
4.1.1	Capture du haut du corps . . . . .	63



4.1.2	Capture de la position des pieds . . . . .	70
4.2	Estimation de la posture . . . . .	76
4.2.1	Module d'observation . . . . .	76
4.2.2	Module de prédiction . . . . .	79
4.3	Résultats . . . . .	85
4.3.1	Protocole expérimental . . . . .	85
4.3.2	Résultats expérimentaux . . . . .	86
4.4	Conclusion . . . . .	96
<b>5</b>	<b>Détection des anomalies pour le diagnostic</b>	<b>99</b>
5.1	Diagnostic et Gestion de la Santé . . . . .	100
5.2	Quelles sont les anomalies ? . . . . .	101
5.3	Détection de rupture dans les signaux . . . . .	102
5.4	Méthode pour la détection d'anomalies . . . . .	104
5.4.1	Rapport de vraisemblance généralisé . . . . .	105
5.4.2	SVM à une classe . . . . .	107
5.4.3	Algorithme de détection d'anomalies . . . . .	110
5.5	Résultats . . . . .	112
5.5.1	Protocole expérimental . . . . .	112
5.5.2	Métriques d'évaluation . . . . .	113
5.5.3	Résultats expérimentaux . . . . .	116
5.6	Conclusion . . . . .	120
<b>6</b>	<b>Conclusion et perspectives</b>	<b>123</b>
6.1	Conclusions générales . . . . .	123
6.2	Perspectives . . . . .	125
	<b>Publications</b>	<b>129</b>
	<b>Table des figures</b>	<b>131</b>
	<b>Liste des tableaux</b>	<b>135</b>
	<b>Abréviations</b>	<b>137</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>139</b>

# Chapitre 1

## Introduction générale

### Sommaire

---

<b>1.1</b>	<b>Contexte et objectifs</b>	<b>1</b>
<b>1.2</b>	<b>Aides techniques pour la mobilité</b>	<b>4</b>
<b>1.3</b>	<b>Les robots personnels</b>	<b>6</b>
<b>1.4</b>	<b>Problématique</b>	<b>7</b>
<b>1.5</b>	<b>Organisation du document</b>	<b>8</b>

---

### 1.1 Contexte et objectifs

Il existe une multiplicité de pathologies conduisant à des troubles de la locomotion, et de la posture. Ces pathologies ont pour origine des atteintes du système nerveux central ou périphérique, du système ostéo-articulaire ou encore du système musculo-tendineux. Les étiologies sont diverses : congénitales ou acquises, traumatiques et accidentelles, dégénératives, etc.

Les déficiences motrices dans leur ensemble touchent 13,4% de la population, soit plus de 8 millions de personnes. Les atteintes peuvent être modérées liées tout simplement aux rhumatismes et à l'arthrose. Elles sont moins fréquemment liées à de grandes paralysies, tétraplégie, paraplégie, hémiplégie. Ces atteintes sévères concernent moins de 9% de l'ensemble des déficients moteurs (moins de 1% de la population). Ces limitations de réduction de la mobilité induites, affectent les jeunes (pour 1%) mais plus de la moitié des octogénaires et deux tiers des nonagénaires.

Actuellement, un français sur cinq a plus de 60 ans et près de 1/10 plus de 75 ans. Le

nombre de français de 75 ans et plus sera multiplié par 2,5 entre 2000 et 2040 [DR06]. Dans les populations âgées, de nombreuses autres pathologies sont responsables par ailleurs de troubles de l'équilibre, parmi lesquelles les troubles vestibulaires, cérébelleux et les ataxies. Des études épidémiologiques européennes ont rapporté des prévalences pour les ataxies héréditaires variant entre 9,3 et 1,6 cas pour 100 000 habitants. En France, plus de 850 000 personnes sont atteintes de la maladie d'Alzheimer [BC98] alors que 90 000 personnes souffrent des symptômes de Parkinson [Jan08].

Par ailleurs, un tiers des sujets âgés de plus de 65 ans et la moitié des plus de 85 ans font une à plusieurs chutes par an, ce qui représente plus de 2 millions de chutes par an en France. Les chutes du sujet âgé ont des conséquences graves en termes de morbidité et mortalité. Un sujet sur cinq qui chute après 65 ans pour raisons d'équilibre meurt dans l'année qui suit sa chute (cela représente 9 000 décès par an). La gravité des chutes ne tient pas seulement aux conséquences traumatiques, mais aussi aux conséquences psychomotrices et psychologiques, parmi lesquelles le syndrome postchute (phobie de la chute avec syndrome de déconditionnement du vieillard). Ces conséquences concourent à la perte d'autonomie, à la désinsertion sociale et au placement en institution. Ainsi près d'un million de personnes âgées ne quittent plus leur domicile après une chute.

Se pose alors le problème de la surveillance de ces personnes, de leur assistance et d'une manière générale de leur autonomie. On envisage aujourd'hui l'usage des technologies de la robotique pour mettre au point des dispositifs capables de réaliser un suivi de l'activité locomotrice des personnes, voire de leur apporter une assistance physique et/ou cognitive.

Dans ce contexte, la surveillance et l'assistance de la mobilité des personnes souffrant de troubles de l'équilibre ou de déficience locomotrice prend un intérêt tout particulier. L'enregistrement et l'analyse de l'activité motrice lors de la déambulation naturelle ou assistée des personnes, cela sur des durées plus ou moins longues, peut servir à fournir les paramètres spatiaux temporels de la marche et de la posture ainsi qu'à diagnostiquer des troubles de la marche d'origine neurologique, orthopédique, rhumatologique ou liée au vieillissement. Ces données peuvent être destinées aussi à quantifier les déficiences. Elles sont une aide à la décision thérapeutique, et permettent le suivi des patients. Ainsi, elles objectivent par exemple l'efficacité des traitements et les résultats fonctionnels obtenus au cours de programmes de rééducation. Un risque de chute peut possiblement conduire à une

prévention [SPDCP06].

Le risque de chute est plus directement corrélé à l'état d'équilibre sur système postural. La posturographie statique ou dynamique a pour but d'étudier la configuration du corps humain et les mécanismes de régulation d'équilibration à travers notamment l'examen de la trajectoire du Centre de Pression (CdP) des pieds au sol. Elle fournit une évaluation quantitative des troubles de l'équilibre et de la posture, en particulier chez les patients atteints de troubles vestibulaires et neurologiques ou chez les personnes âgées dans une perspective thérapeutique des troubles de l'équilibre et de la prévention de la chute. Elle peut servir à l'évaluation du bénéfice obtenu par différents gestes thérapeutiques sur l'équilibre d'une personne handicapée [SPDCP07].

La métrologie utilisée pour la marche cherche à extraire la durée de la phase d'appui, de la phase d'oscillation (période où un seul des deux pieds est en contact avec le sol), la longueur du pas (intervalle séparant les deux appuis du même pied), la largeur du pas (distance séparant les deux talons lors du double appui), la cadence (nombre de pas effectués par minute), et la vitesse de marche (nombre de pas par minute).

Classiquement, l'analyse de l'équilibre postural, qui comprend l'analyse de la configuration moyenne du système de corps en station debout et l'analyse de l'équilibre dynamique de ce système sur ses appuis, se fondent sur des systèmes d'analyse tridimensionnelle de la marche combinant les données spatio-temporelles du système de corps (systèmes de capture du mouvement), les données cinétiques (plates-formes de force) et les données électromyographiques).

La capture de tout ou partie des paramètres spatio-temporels de la marche et de la dynamique posturale de la personne peut s'envisager comme un moyen intégré à une aide technique (active ou passive) à la mobilité. Elle peut également être embarquée sur un système robotique assurant le suivi interactif de la personne pour que son activité motrice et en particulier la fonction locomotrice soient observables de manière robuste, sur de longues distances et dans différents contextes et activités.

Considérons dans un premier temps les aides techniques existantes et robots mobiles pouvant servir de support d'intégration à un dispositif de capture et d'analyse de la locomotion.

## 1.2 Aides techniques pour la mobilité

Les aides techniques sont généralement des cannes, des béquilles ou des déambulateurs [BM05] utilisés pour améliorer stabilité des personnes âgées pendant la marche dans leur vie quotidienne. Cependant, les aides techniques actuelles sont extrêmement rudimentaires. Les appareils, utilisés par des personnes fragiles (à risque de chute élevé notamment lors de la transition assis/debout), n'intègrent aucun système de surveillance. Un système de capture et d'analyse du mouvement humain pourrait être embarqué sur ces appareils et fournir une information en-temps réel sur l'état postural de la personne assistée dans sa locomotion.

Ces dernières années, des robots ont été proposés afin d'assister les personnes âgées ou les patients dans leur vie quotidienne [ARJ<sup>+</sup>08,MSFNC12].

On peut aussi penser qu'un tel système puisse équiper un déambulateur comme envisagé dans le projet MIRAS (*Multimodal Interactive Robot of Assistance in Strolling*). L'information sur l'état postural de la personne lors de sa mobilité assistée pourrait alors servir au diagnostic automatique d'anomalies. Ce déambulateur sera équipé de différents capteurs (par exemple, les capteurs d'effort seront installés aux poignets du robot). Les données fournies par ces capteurs sont donc dédiées à l'interaction multimodale entre le robot et le patient, permettant une interaction avec l'utilisateur basée sur la réaction aux mouvements volontaires (fonction d'assistance à la marche) et aux troubles physiologiques (fatigue, stress et perte d'équilibre) en observant l'état du patient, auxquelles le robot devra répondre de façon appropriée.

On connaît d'autres exemples de déambulateurs robotisés : *PAM-AID* [LNDH98] et *PAMM* [YSD03] développés pour le passé.

Le projet *PAM-AID* (*Personal Adaptative Mobility AID*) [LNDH98] constitue une aide à la mobilité pour les personnes ayant des déficiences visuelles en fournissant un support physique pour la marche. Sa fonction principale est la déambulation et la navigation sans collisions : le robot permet la détection d'obstacles pour des personnes ayant une déficience visuelle à l'aide des lasers et des capteurs infrarouges. Le *PAM-AID* connaît deux versions principales [LM00] : une version *self-propelled* (actif) et une version *user-pushed* (passif). Dans le cas du déambulateur actif, l'utilisateur n'a pas besoin de pousser le dispositif et a

un contrôle complet de sa vitesse.



(a) Démonstrateur actif



(b) Démonstrateur passif

Figure 1.1 – Différentes versions du PAM-AID



(a) *SmartCane*



(b) *SmartWalker*

Figure 1.2 – Prototype du *PAMM*

*PAMM* [YSD03] (*Personal Aid for Mobility and Monitoring*) fournit un système d'aide aux personnes âgées dans des cas normaux de sénilité, souffrant de pertes de mémoire, de désorientation, de manque de stabilité pendant la marche et nécessitant la surveillance des signaux vitaux tels que l'électrocardiogramme (ECG). Ce projet a été développé au MIT. Il est disponible en deux versions (voir la figure 1.2), un dispositif à base de canne (*PAMM SmartCane*) et un déambulateur intelligent (*PAMM SmartWalker*). Les deux appareils sont très similaires dans leur fonctionnement.

Trois types de capteurs sont utilisés pour assister la navigation à l'aide de dispositif : un sonar, une caméra CCD et capteurs de force. Le sonar installé sur l'avant de l'appareil est utilisé afin d'éviter les obstacles. La caméra CCD est utilisé pour détecter une marque apposée sur le plafond d'une installation structurée. Enfin, les capteurs de force installés sur la poignée du déambulateur sont utilisés pour capturer l'intention de l'utilisateur, le niveau de soutien et déterminer l'état de son équilibre.

### 1.3 Les robots personnels

Il existe également des robots personnels sans interface physique avec l'utilisateur sur lesquels des moyens de capture du mouvement et de la locomotion pourraient être mis en œuvre. Ces robots possèdent pour certain nombre des fonctions de navigation autonome de manière interactive avec son utilisateur. Ces fonctions exploitent des techniques de SLAM (*Simultaneous localization and mapping*), de localisation et de suivi de la personne. Un tel système a été mis au point récemment par C. Granata [Gra12]. D'autres robots peuvent être potentiellement équipés de ces mêmes fonctionnalités (par exemple, Pearl, CompanionAble, Morpha et Ava).



Figure 1.3 – Robots personnels : (a) Kompai (b) Pearl (c) CompanionAble (d) Morpha et (e) Ava

Le projet *Nursebot* [PMP<sup>+</sup>02], le robot Pearl, est conçu pour assister des personnes atteintes des troubles de l'orientation et de troubles de la mémoire, notamment chez les patients souffrant de la maladie d'Alzheimer. Il est équipé de capteurs sonar, de télémètres laser pour la navigation, de microphones pour la reconnaissance vocale, de haut-parleurs

pour la synthèse vocale, d'un écran tactile graphique et de systèmes de caméras pour l'identification du visage de l'utilisateur.

Le projet CompanionAble vise à mettre à disposition des utilisateurs une assistance médicale à distance à travers des centres de télésurveillance qui communiquent directement avec le système robotisé.

L'idée de base du projet Morpha [LPD<sup>+</sup>01] est d'équiper les assistants robotiques, en particulier les robots de service, de capacités de communication pour interagir et collaborer avec des utilisateurs humains d'une manière naturelle et intuitive.

Le robot Ava d'iRobot est un robot autonome doté de caméras PrimeSense (similaires aux Kinect), de télémètres laser et des sonars. Ces capteurs fournissent des moyens pour la navigation autonome.

## 1.4 Problématique

Les recherches développées dans ce mémoire visent à définir et qualifier un dispositif embarqué sur un support mobile de capture et d'analyse des informations spatio-temporelles de la marche ainsi que celles relatives à la posture et à son équilibre, ceci pour détecter les anomalies dans la marche.

Afin de concevoir ce système de surveillance, nous nous intéressons aux problèmes :

- du choix des capteurs pour la caractérisation du mouvement humain durant la marche ;
- d'extraction des paramètres de la marche et d'équilibre postural chez l'humain.

Afin de répondre au premier problème, nous introduirons les différents dispositifs de capture du mouvement humain utilisés actuellement. Dans notre recherche, le système de capture du mouvement humain sera embarqué sur un déambulateur et de ce fait devra satisfaire un certain nombre de contraintes liées à la géométrie du déambulateur. En considérant ces contraintes et l'application visée, deux dispositifs seront proposés.

Pour résoudre le second problème, nous nous fonderons sur un modèle 3D du corps humain sur lequel seront recalées les mesures, permettant de reconstruire le mouvement humain durant la marche afin d'analyser les activités de locomotion et l'état d'équilibre.



## 1.5 Organisation du document

Ce document est organisé en cinq chapitres (voir la Figure 1.4)

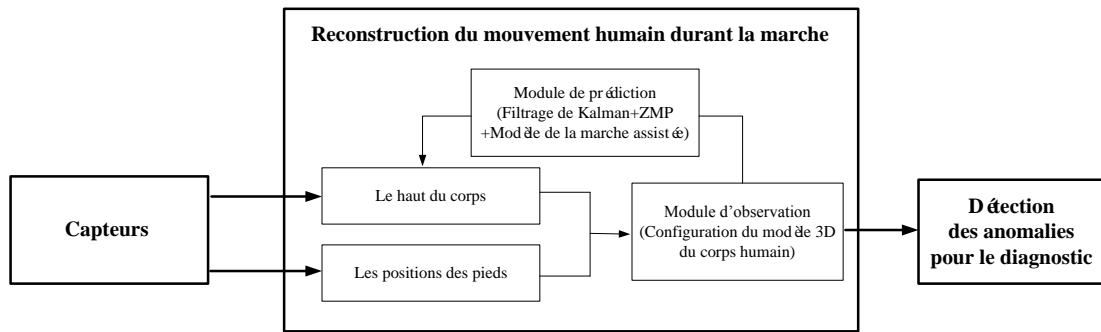


Figure 1.4 – Plan du mémoire

Le second chapitre introduit les paramètres nécessaires à l'analyse de la marche, la posture et l'équilibre et les modèles 3D du corps humain permettant de reconstruire et d'analyser le mouvement humain durant sa locomotion.

Le troisième chapitre présente les dispositifs de capture du mouvement humain et introduit le choix des capteurs embarqués appropriés à la capture du mouvement humain durant la marche.

Le quatrième chapitre présente les méthodologies développées pour reconstruire la posture et le mouvement humain. Elles se décomposent en deux étapes : l'extraction locale d'informations bas-niveau (positions articulaires) et l'estimation globale de la posture du corps. La seconde étape comprend deux modules : un module d'observation et un module de prédiction. Le module d'observation combine les informations du haut du corps et des pieds en utilisant un modèle anthropomorphique pour assurer la cohérence des mesures. Le module de prédiction fondé sur le modèle physique d'un mannequin virtuel permet d'améliorer l'estimation en utilisant un modèle de la marche assistée.

Le cinquième chapitre est consacré à un algorithme de détection automatique d'anomalies durant la marche. En combinant une métrique de distance, le rapport de vraisemblance généralisé (GLR), et les séparateurs à vaste marge à une classe (SVM-one-class), nous pouvons construire un modèle multi-dimensionnel de la marche. Les points éloignés du modèle

sont détectés comme les anomalies. Cet algorithme a été testé sur un ensemble de personnes et les résultats ont démontré l'efficacité de celui-ci.

La conclusion résume ce mémoire en rappelant l'apport de ce travail. Les perspectives des recherches y sont présentées pour élargir les champs applicatifs.



# Chapitre 2

## Marche et équilibre postural chez l'humain

### Sommaire

---

<b>2.1</b>	<b>Introduction à la modélisation et à l'analyse de la locomotion humaine . . . . .</b>	<b>11</b>
<b>2.2</b>	<b>Modèle mécanique du corps humain . . . . .</b>	<b>13</b>
<b>2.3</b>	<b>Le mouvement humain durant la marche . . . . .</b>	<b>16</b>
2.3.1	La marche et l'importance de son analyse . . . . .	16
2.3.2	Équilibre orthostatique et dynamique de la posture . . . . .	25
<b>2.4</b>	<b>Conclusion . . . . .</b>	<b>34</b>

---

### 2.1 Introduction à la modélisation et à l'analyse de la locomotion humaine

La qualité de vie des personnes dépend beaucoup de la capacité à réaliser des mouvements fonctionnels tels que marcher, s'habiller, s'alimenter ou avoir des activités physiques. La station verticale (posture érigée), la marche ou la déambulation sont des activités physiques essentielles pour la personne qui lui confère l'autonomie de déplacement.

Ces activités intéressent non seulement les membres inférieurs mais la totalité du corps. Posture, équilibre, et locomotion chez l'homme sont des problématiques de recherche clinique, mais aussi scientifique. Au niveau mondial, environ 12 000 références de publications indexées dans les bases de données internationales sont relatives à l'équilibre et la locomotion.

L'analyse de la marche a fait l'objet de très nombreux travaux et les méthodes se sont diversifiées au fur et à mesure du développement des technologies. Nous ne reviendrons pas ici sur l'évolution de ces techniques. Nous pouvons au besoin nous référer à plusieurs ouvrages [BAR94, WAT99, GIL04, Let09].

Comme nous le verrons, aujourd'hui le développement des méthodes ambulatoires rend plus accessible au clinicien ces techniques d'évaluation qualitatives et quantitatives de la marche normale et de ses troubles, et permet d'orienter et d'évaluer la prise en charge thérapeutique.

Borelli fut le premier à appliquer aux êtres vivants les lois mécaniques découvertes par Galilée ouvrage post-mortem : «*De motu animalium (1685)*». Il est considéré comme le fondateur de la biomécanique du corps humain en l'appréhendant comme un système mécanique polyarticulé soumis aux lois de la mécanique dans le but de comprendre les stratégies des activations musculaires.

Au XIX<sup>ème</sup> siècle, Muybridge réalise la première mesure du mouvement grâce à des séquences photographiques de chevaux à différentes allures «*The horse in motion, 1882* » et ouvre la voie à l'analyse de la locomotion humaine. Aussi, après la découverte des travaux de Muybridge [Muy04], Jules-Etienne Marey va utiliser la photographie du mouvement humain décomposé comme outil pour ses recherches et fonder le premier laboratoire de physiologie et pose les principes fondamentaux de l'analyse quantifiée de la locomotion commandée par le système nerveux central et le système nerveux périphérique.

Depuis lors, d'innombrables travaux ont porté sur la modélisation cinématique et dynamique du corps humain et sur l'identification des paramètres cinématiques du squelette humain, sur les propriétés inertielles du système musculo-squelettique, la dynamique et l'organisation de l'actionnement. Plusieurs ouvrages peuvent être considérés pour approfondir ces questions.

Comme pour tout système dont on cherche à observer et à caractériser l'état, nous nous appuyerons sur une description à travers un paramétrage, un modèle et des signaux d'entrée.

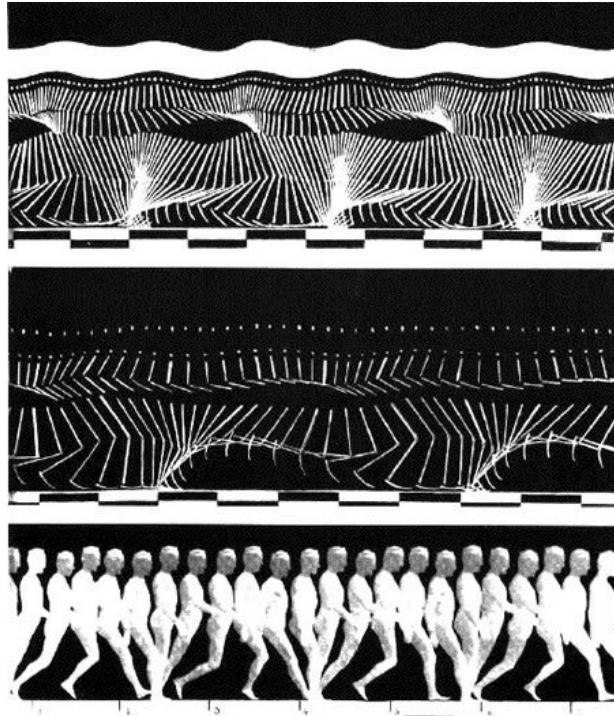


Figure 2.1 – Locomotion (Jules-Etienne Marey, 1870)

## 2.2 Modèle mécanique du corps humain

Nous utilisons un modèle 3D du corps humain (un mannequin numérique) pour la suite qui dérive du modèle **Human36** (la boîte à outils **HuMAns** [MWPG<sup>+</sup>]) et qui est constitué de 19 segments corporels modélisés par des corps rigides (7 pour la partie basse et 12 pour la partie haute) et de 16 articulations anatomiques. Les 36 degrés de liberté (ddl) du modèle **Human36** sont toutes des rotations correspondant à ces 16 articulations anatomiques (voir la Figure 2.3) : cheville (2 ddl), genou (1 ddl), hanche (3 ddl), thorax (3 ddl), sterno-claviculaire (2 ddl), épaule (3 ddl), coude (2 ddl), poignet (2 ddl) et tête (3 ddl). Également 6 ddl (trois rotations et trois translations) sont utilisés pour définir le système de coordonnées local au bassin, par rapport au système de coordonnées global.

Le système présente une topologie arborescente à partir d'un solide choisi comme la racine. Le corps racine étant mobile par rapport à un référentiel Galiléen, on parle de système à base mobile ou flottante.

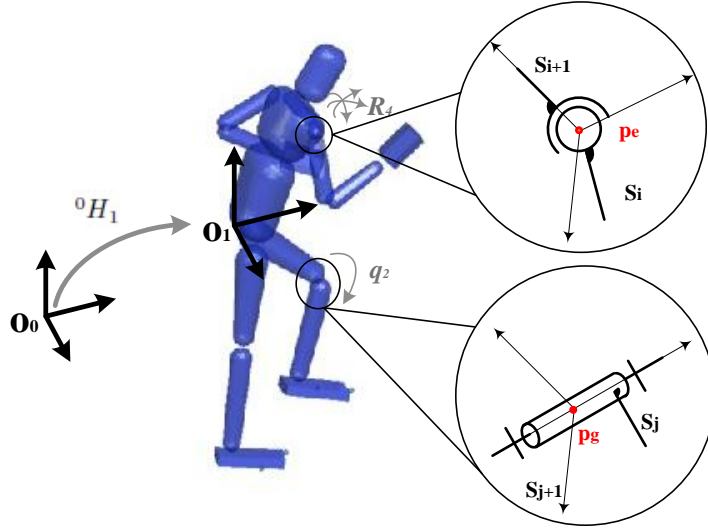


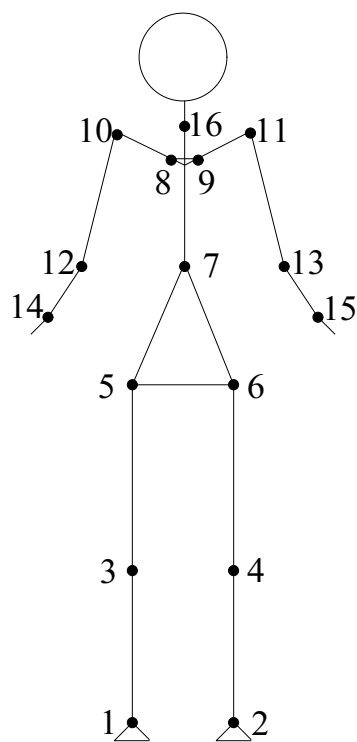
Figure 2.2 – Mannequin virtuel à 36+6 degrés de liberté

Un mannequin est présenté dans la figure 2.2, le bassin du mannequin constitue le corps racine. La configuration ou posture du mannequin est entièrement définie par la configuration du corps racine et des différentes articulations. La configuration du corps racine peut être représentée par une matrice homogène  ${}^0H_1 \in SE(3)$ , et celle des différentes articulations peut être représentée par des réels  $q_2 \in \mathbb{R}$  (pour les liaisons pivot) ou des matrices rotations  $R_4 \in SO(3)$  (pour les liaisons rotules). Nous noterons  $Q = ({}^0H_1, q_2, \dots, R_4, \dots)$  la famille paramétrant la configuration du mannequin. Les points  $p_e$  et  $p_g$  sont les positions d'un point de l'axe des articulations.

Le modèle **Human36** est mis en œuvre avec le logiciel Arboris [MBS05]. Ce logiciel est principalement utilisé pour les applications robotiques et l'étude de mouvements humains. Par exemple, il est utilisé pour reconstruire les trajectoires des articulations correspondant au mouvement assis-debout afin de comparer les forces d'inertie calculées à partir du mouvement reconstruit avec les forces de réaction du sol enregistrées [BSB06].

Les équations du mouvement d'un tel système sont obtenues par le formalisme de Lagrange écrit en termes de quasi-coordonnées (équations de Boltzmann-Hamel). Les équations sont de la forme [BBM09] :

$$M(Q) (\dot{\nu} - g(Q)) + H(Q, \nu)\nu = S(Q) \tau + \gamma_c \quad (2.1)$$



Les numéros des articulations	Les noms des articulations	ddl
1,2	Cheville	2
3,4	Genou	1
5,6	Hanche	3
7	Thorax	3
8,9	Sterno-claviculaire	2
10,11	Épaule	3
12,13	Coude	2
14,15	Poignet	2
16	Tête	3

Figure 2.3 – Architecture cinématique de **Human36**



où  $\boldsymbol{\nu} = [\mathbf{v}_{1/0}; \dot{q}_2; \dots; \text{vec}(R_4^T \dot{R}_4); \dots]$  est un paramétrage des vitesses du système,  $\dot{\boldsymbol{\nu}}$  est sa dérivée par rapport au temps.  $M(Q)$  est la matrice d'énergie cinétique totale du système,  $H(Q, \boldsymbol{\nu})$  est la matrice des effets non-linéaires et  $\mathbf{g}(Q)$  est l'accélération gravitationnelle. Le membre de droite fait apparaître les efforts généralisés relatifs aux paramètres. On distingue les efforts de contact  $\boldsymbol{\gamma}_c$  ainsi que les actions motrices  $S(Q)\boldsymbol{\tau}$ .

$$S(Q)\boldsymbol{\tau} = \begin{bmatrix} 0_{n_u \times 1} \\ \boldsymbol{\tau} \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

$S(Q)$  est une matrice qui représente les caractéristiques des actionneurs et  $\boldsymbol{\tau} \in \mathbb{R}^{n-n_u}$  est le vecteur d'entrées appliquées aux actionneurs.

Pour les systèmes à base flottante, la position par rapport à l'environnement n'est pas directement commandée, le système est par conséquent dit *sous-actionné*. Le rang de la matrice  $S(Q)$  est alors inférieur au nombre de degrés de liberté du système. Notons  $n_u$  le nombre de degrés de liberté non actionnés, ici égal à  $\dim(SE(3)) = 6$ .

## 2.3 Le mouvement humain durant la marche

Dans l'analyse du mouvement humain durant la marche, trois groupes de paramètres complémentaires sont importants : aux relatifs à la marche, le posture, et l'équilibre. Dans cette section, ces trois éléments seront détaillés.

### 2.3.1 La marche et l'importance de son analyse

La marche est le mode de locomotion le plus naturel de l'être humain. C'est une activité cyclique [Whi96] dont la cinématique est explicitée sur la Figure 2.4. La définition la plus simple consiste à dire qu'il s'agit d'un balancement alternatif des deux membres inférieurs. Puisque la marche permet le transport d'une personne d'un point à un autre et du maintien de son équilibre, la dynamique joue également un rôle important.

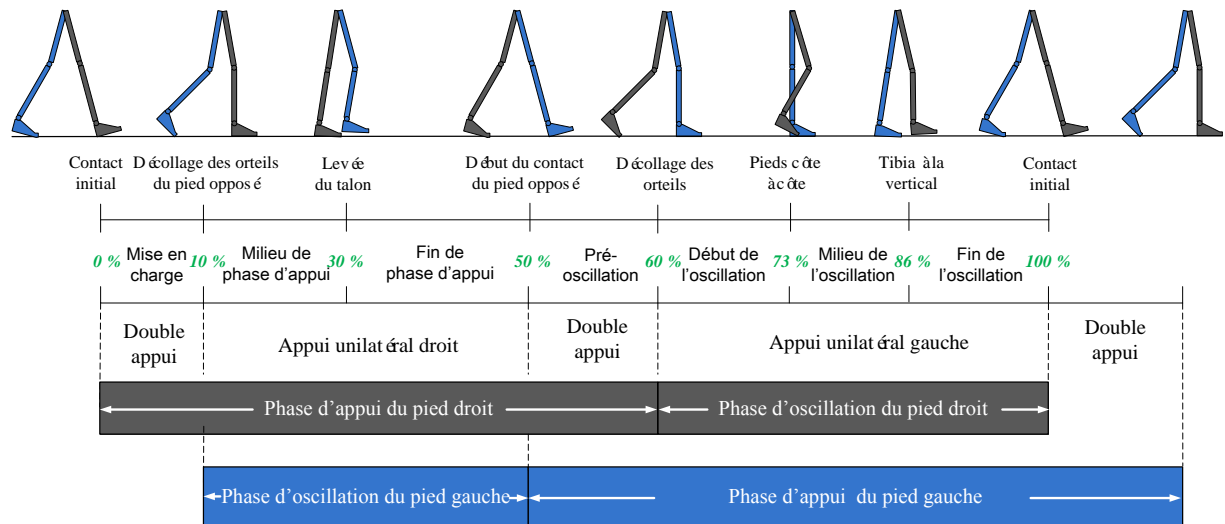


Figure 2.4 – Représentation schématique du cycle de marche

### 2.3.1.1 Le cycle de marche

Le cycle de marche est la période de temps du contact initial d'un pied au nouveau contact du même pied au sol. Chaque cycle de marche est constitué en deux phases différentes : une phase d'appui et une phase d'oscillation. Chaque phase est composée de plusieurs périodes [J.92]. L'instant du premier contact initial du pied avec le sol représente le début du cycle de marche et l'instant du deuxième contact du même pied avec le sol représente la fin du cycle de marche.

La phase d'appui (*Stance phase*) est la période pendant laquelle le pied est en contact avec le sol. Elle occupe 60% du cycle de marche et elle est composée en quatre sous-phases :

- La mise en charge : Elle représente la période de double appui initial. Cette phase commence par le contact initial d'un pied (en général une attaque du talon) et se termine lorsque le pied opposé quitte le sol. Cette période représente environ 10% du cycle de marche.
- Le milieu de phase d'appui : C'est la première moitié du simple appui de 10% à 30% du cycle de marche. Elle permet au corps d'avancer au dessus du pied en appui et se termine quand le centre de pression est aligné avec l'avant du pied.

- La fin de phase d'appui : C'est la deuxième moitié du simple appui de 30% à 50%. Elle se termine au contact du pied opposé avec le sol. Le centre de pression passe en avant du pied.
- La pré-oscillation : C'est la période de double appui. Il y a un transfert de poids du corps vers le pied opposé qui est en phase d'appui. Le pied se prépare à la phase oscillante.

**La phase d'oscillation (*Swing phase*)** est la période de temps lorsque le pied n'est plus en contact avec le sol, le pied est libre de se déplacer. Elle dure 40% du cycle de marche. Cette phase comprend trois sous-phases :

- Le début de l'oscillation : Elle débute au décollage des orteils et se termine quand le pied passe à coté du pied opposé. Cette phase s'étend de 60% à 73% du cycle de marche.
- Le milieu de l'oscillation : C'est le deuxième tiers de la phase d'oscillation de 73% à 86%. Elle se termine lorsque le tibia est vertical et le pied opposé est toujours en appui stable.
- La fin de l'oscillation : C'est le troisième tiers de la phase d'oscillation. Elle termine le cycle de marche et prépare le prochain pas en plaçant le pied en bonne position pour le contact à venir.

### 2.3.1.2 Les paramètres de la marche

Afin de caractériser la marche, les paramètres spatio-temporels sont utilisés depuis de nombreuses années [VDO99, MGS99, Lak08, BHG<sup>+</sup>08]. Ces paramètres peuvent refléter les informations de l'activité dynamique au cours de la marche humaine.

Les paramètres spatiaux de la marche sont :

- **La longueur du pas (*Step length*)** est la distance à partir d'un point de contact avec le sol d'un pied à l'occurrence suivante du même point de contact avec l'autre pied. Elle peut être définie comme la distance séparant les deux talons lors du double appui.

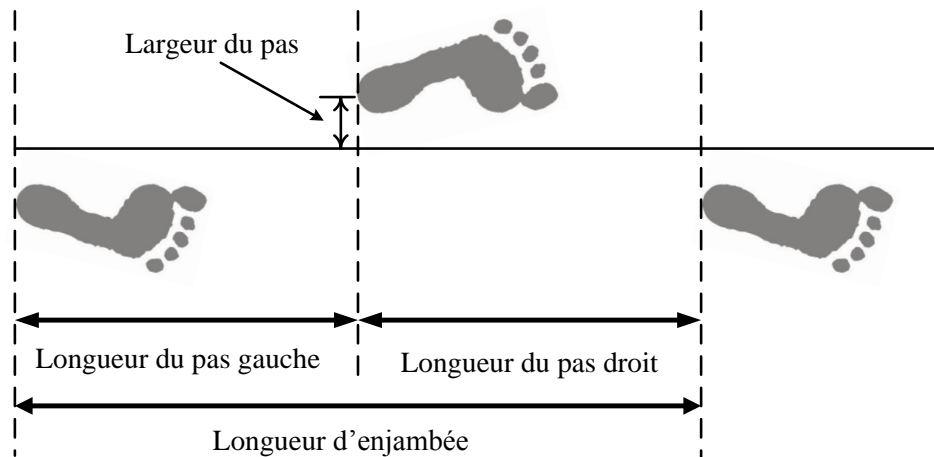


Figure 2.5 – Les paramètres spatiaux du cycle de marche

- **La longueur d'enjambée (*Stride length*)** est la distance entre le contact initial d'un pied et le contact initial suivant du même pied. L'enjambée correspond à la succession de deux pas.
- **La largeur du pas** est la distance entre l'axe de progression et la partie médiane du talon.
- **L'attaque du talon (*heel strike*)** : Le contact initial se fait avec le talon. Le contact initial est le point dans le cycle de la marche quand le pied contacte initialement le sol, ce qui représente le début de la phase d'appui.

Les paramètres temporels de la marche :

- **Le double appui** est la période de temps lorsque les deux pieds sont en contact avec le sol. Cette phase apparaît deux fois dans le cycle de marche, au début et à la fin de la phase d'appui.
- **Le simple appui** est la période de temps où un seul pied est en contact avec le sol. Dans la marche, cette phase est égale à la phase d'oscillation de l'autre pied.
- **La durée du pas (*Step period*)** est la période de temps pour un pas et est mesurée à partir d'un événement d'un pied (en général une attaque du talon) à l'occurrence

suivante du même événement du pied opposé.

- **La cadence** est le rythme de la marche d'une personne, exprimée par le nombre de pas effectué en une minute.
- **La vitesse de marche** est le produit de la longueur moyenne du pas par la cadence.

### 2.3.1.3 Les capteurs des paramètres de la marche

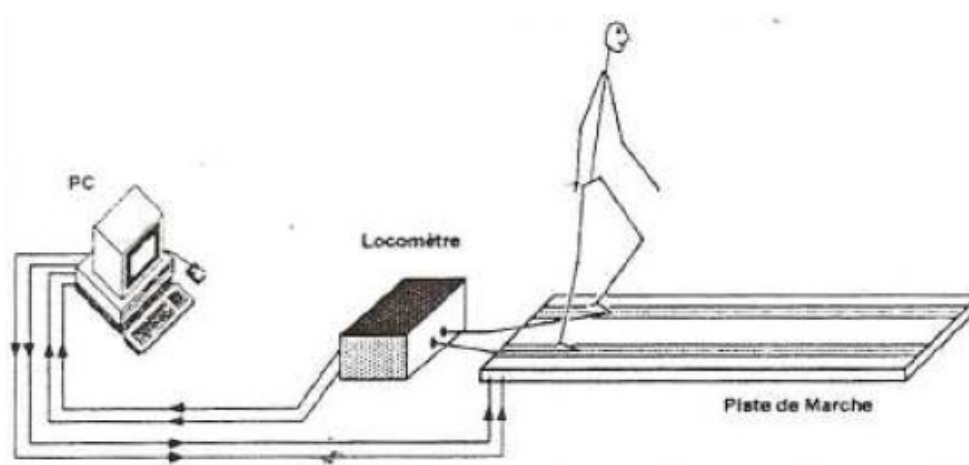


Figure 2.6 – Schéma du locomètre de Bessou [PPRB98]

Plusieurs techniques permettent d'obtenir ces paramètres spatio-temporels de la marche [GML, FAI03, CHE08]. La technique la plus classique s'appuie sur le locomètre de Bessou [PPRB98] qui est décrit par l'équipe de Paul Bessou au laboratoire de physiologie de la Faculté de Médecine de Toulouse. Le principe technique est simple (voire la Figure 2.6) : Chaque pied auquel est attaché un fil non élastique relié à un dispositif de mouflage autour duquel ce fil s'enroule et dont l'axe porte un potentiomètre. Les signaux de sortie, proportionnels à la longueur du déplacement de chaque pied, sont transmis à un ordinateur. Cet ordinateur fournit instantanément le mouvement des pieds en fonction du temps.

Les tapis de marche électronique de faible épaisseur type GAITRite® sont également utilisés pour analyser les informations des paramètres de la marche. Ils sont dotés de petits capteurs de pression. Ce type de tapis de marche ne modifie pas la marche du patient. De faible épaisseur, il ne nécessite en outre aucune préparation spécifique du patient et

permet l'utilisation de canne, béquilles, ou déambulateur. Il exploite des données résultant de plusieurs pas et cycles de marche augmentant la fiabilité des mesures.

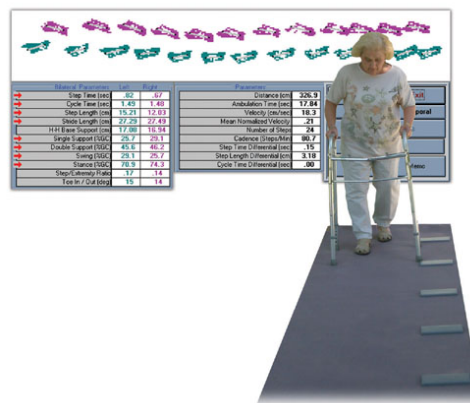
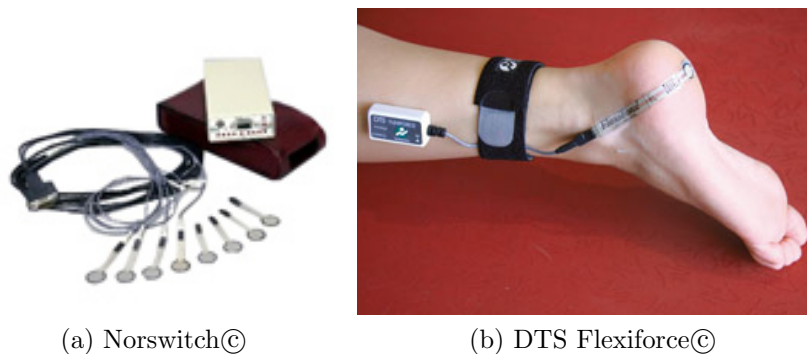


Figure 2.7 – GAITRite®

Les contacteurs plantaires (*footswitch*) sont un système de capteurs collés sous la plante du pied ou la chaussure. Les contacteurs indiquent le moment où le pied contacte le sol ou le pied quitte le sol. Ces deux paramètres marquent le début et la fin de la phase d'appui [HLW95]. Il existe également des capteurs (voir la Figure 2.8) qui permettent d'enregistrer des paramètres de la marche ainsi que les pressions et les forces de réaction au sol. Ces capteurs sont fragiles et sont donc à remplacer régulièrement [CHE08].



(a) Norswitch©

(b) DTS Flexiforce©

Figure 2.8 – Contacteurs plantaires

Les accéléromètres, mesurant la force de réaction associée à une accélération donnée, permettent l'étude des mouvements d'un point du corps [FAI03]. Ils peuvent être utilisés

pour détecter l'attaque du talon durant la marche. Sur la Figure 2.9, l'accéléromètre est monté à l'os du tibia pour enregistrer de données d'accélération durant la marche. Cependant, les accéléromètres sont sensibles. La trémulation cutanée peut induire un bruit de mesure.



Figure 2.9 – DTS Research Handgrip Dynamometer

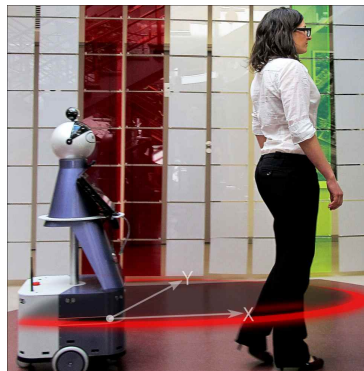


Figure 2.10 – Le plan laser du robot Kompai

Certains capteurs embarqués sur des plates-formes robotiques permettent de détecter les jambes, par exemple, le capteur laser [SFH03, FKL<sup>+</sup>03, BH10, Gra12]. Les données de distance peuvent être représentées en coordonnées polaires. À partir des informations géométriques des jambes, les paramètres spatio-temporels de la marche peuvent être déduits. Granata *et al.* [Gra12] a proposé une méthode pour la détection de caractéristiques géométriques

des jambes par scanner laser pour des personnes en position debout ou assise (voir la Figure 2.10). D'abord, un modèle Gaussien de la taille des jambes et de la distance entre deux jambes est déterminé. En utilisant ce modèle Gaussien de la jambe et avec un seuil sur la valeur de la fonction, les données des *jambes potentielles* sont sélectionnées. Enfin, les données appartenant aux *jambes potentielles* sont analysées par couples à l'aide d'un seuil sur la valeur de la Gaussienne (la distance entre des deux jambes).

Un capteur de distance à infrarouge et une caméra 3D (ou le Kinect) peuvent être utilisés pour détecter la trajectoire des pieds ainsi que déduire les paramètres spatio-temporels de la marche. Nous proposons deux dispositifs embarqués de capture sur un déambulateur (ils seront présentés à la section 3.2). Le premier dispositif embarqué combine une caméra 3D SR 4000 et deux capteurs infrarouges. La caméra 3D est utilisée pour la capture du haut du corps. En raison de la limitation du champ de vue, la caméra 3D ne peut pas capturer toutes les parties du corps. Les deux capteurs de distance infrarouges sont utilisés pour compléter l'information sur les pieds. Pour le deuxième dispositif embarqué, deux Kinects remplacent respectivement les capteurs infrarouges et la caméra 3D.

#### 2.3.1.4 Analyse des paramètres de la marche

La marche est une activité qui nécessite beaucoup d'efforts durant laquelle l'humain peut rencontrer certains problèmes [HRE01,MLT03]. Les muscles extenseurs proximaux et distaux contribuent aux mêmes tâches fonctionnelles pendant la marche à pied (par exemple, stabilisation, accélération en avant du tronc, appui du corps contre la gravité). Le vieillissement implique une distribution différente des efforts musculaires dans les jambes, notamment l'augmentation de la charge de travail des muscles extenseurs proximaux. Des maladies neurodégénératives telles que Parkinson peuvent aussi causer certaines inaptitudes [MIMS98]. Ces anomalies sont associées à des changements caractéristiques durant la marche. Les paramètres de la marche peuvent aider à diagnostiquer certaines anomalies.

Chez les jeunes, la période de double contact représente environ 20% alors que les personnes âgées ont tendance à s'appuyer d'avantage sur leur deux pieds, et cette période peut augmenter. Afin de comparer les paramètres de la marche à partir des jeunes et les personnes âgées, nous réalisons une expérience [ZCT10]. Six patients (2 mâles et 4 femelles) ont été recrutés chez nos partenaires les hôpitaux Charles-Foix et Albert Chenevier/Henri



Mondor de Paris. L'âge moyen des patients est  $87.3 \pm 6.9$  ans, la taille moyenne est  $1.6 \pm 0.1$  m et le poids moyen est  $58.5 \pm 10.7$  kg. Dix jeunes (des personnes en bonne santé, 7 mâles et 3 femelles) ont également été invités à la même expérience. L'âge moyen des participants en bonne santé est  $26.7 \pm 3.4$  ans, la taille moyenne est  $1.7 \pm 0.1$  m, et le poids moyen est  $66.6 \pm 12.9$  kg. Les sujets sont invités à marcher droit sur un sol plat en utilisant le déambulateur à quatre roues à un rythme jugé confortable (voir la Figure 2.11).



Figure 2.11 – Le patient marche avec le déambulateur

Dans les expériences réalisées, deux capteurs de distance à infrarouge (Sharp GP2Y0A02YK 20 cm -150 cm) sont installés à 10 cm du sol sur le déambulateur, afin de mesurer la distance entre le déambulateur et chaque pied. Le signal obtenu permet calculer les paramètres de la marche : phase d'appui, phase d'oscillation et cadence qui sont résumés dans la tableau 2.1. Les pourcentages relatifs à chaque phase du cycle de marche sont indiqués entre parenthèses.

Les valeurs moyennes pour les jeunes sont également calculés : la phase d'appui (0.89 s, 64%), la phase d'oscillation (0.49 s, 36%) et la cadence (90.9 pas/minute). Le pourcentage du cycle de la marche pour la phase d'appui est plus élevé pour les patients (les personnes âgées) que pour les personnes en bonne santé (les jeunes). Pour cinq des six patients, la

durée de la phase d'appui est plus longue et le rythme de la marche est plus lent que les personnes en bonne santé.

Patients	1	2	3	4	5	6
Phase d'appui	1.09	1.03	0.55	1.84	1.31	1.12
seconde	(68%)	(70%)	(65%)	(78%)	(67%)	(68%)
Phase d'oscillation	0.52	0.43	0.30	0.53	0.65	0.53
seconde	(32%)	(30%)	(35%)	(22%)	(33%)	(32%)
Cadence	74.7	83.5	142.8	50.7	61.2	72.1
pas/minute						

TABLE 2.1 – Les paramètres de la marche de chaque patient

### 2.3.2 Équilibre orthostatique et dynamique de la posture

La posture est le maintien actif de la configuration des différents segments du corps dans l'espace. La recherche de l'équilibre est le facteur déterminant de l'organisation de la posture. En automatique, un état d'équilibre est tel que le système n'évolue plus si son entrée n'est pas modifiée. Cette définition est assez restrictive : il n'y a pas lieu en pratique d'opposer équilibre et mouvement. Par exemple, le maintien orthostatique (station debout) s'opère chez l'homme par d'incessants ajustements (mouvement) [BBM09].

Pour analyser et évaluer l'équilibre postural d'un mannequin numérique, comme celui d'un sujet humain, d'un robot humanoïde ou à la locomotion multipodale, un certain nombre de méthodes introduisant généralement un « point » caractéristique et sa position rapportée à l'enveloppe convexe de l'ensemble des points de contact (le polygone du sustentation) ont été développées.

Lorsque le système en question est immobile, on appelle cet état l'équilibre statique. L'équilibre statique est maintenu lorsque la somme des forces et des moments de force agissant sur le corps humain est nulle [Cor03]. L'être humain étant soumis à la gravité

terrestre, la force gravitationnelle et les forces de réaction qui sont réparties entre les aires de contact des pieds. L'action de la force gravitationnelle est centrée au Centre de Masse (CdM) d'un corps humain. Concernant les forces de réaction, sa pression peut être simplifiée par un point d'application où la résultante de toutes les forces de réaction entre le sol et les pieds. Ce point s'appelle le Centre de Pression (CdP). Dans les études qui quantifient la posture humaine, le CdM et le CdP sont deux variables d'intérêt [BRK94]. La projection verticale du CdM sur le sol est appelé par abus de langage Centre de Gravité (CdG).

Le corps se balance d'avant en arrière comme grossièrement un pendule inversé pivotant autour des chevilles à la station debout (voir la Figure 2.12). Sur la Figure 2.12,  $d_{CdG}$  et  $d_{CdP}$  sont respectivement les distances du CdG et du CdP aux chevilles.  $I$  représente le moment d'inertie du corps autour des chevilles.  $\alpha$  est l'accélération angulaire du pendule.

La chute se produira, lorsque la force gravitationnelle et les forces de réaction au sol ne sont pas alignées, c'est à dire, quand la position du CdG et du CdP sont différentes. Dans le cas où le CdG est devant le CdP, la chute sera vers l'avant. Dans le cas où le CdG est derrière le CdP, la chute sera vers l'arrière. En réalité, le CdP n'est pratiquement jamais confondu avec le CdG car le corps de l'homme n'est pratiquement jamais en état d'équilibre. Cependant, le CdP se déplace continuellement de part et d'autre du CdG pour le stabiliser.

Contrairement à l'état de l'équilibre statique, lorsque des efforts inertiels interviennent (typiquement la variation du moment cinétique  $I\dot{\alpha}$ ), on parle d'équilibre dynamique. L'équilibre peut être défini plutôt par opposition à la chute, la marche est une succession de chutes contrôlées vers l'avant [BBM09].

### 2.3.2.1 Centre de Masse (CdM)

Le Centre de Masse est le point de masse corporelle totale [Win95]. Le centre de masse peut être calculé par la somme pondérée des centres de masse  $V_{S_i}$  de chaque segment. Il est alors défini par le vecteur position  $V_{CdM}$  :

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

où  $N$  est le nombre de segments ;  $m_i$  représente la masse de chaque segment  $i$ .

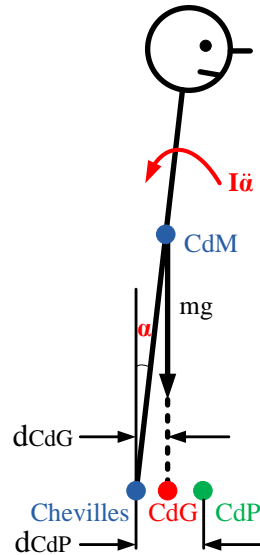


Figure 2.12 – Pendule inversé

L'homme est capable de maintenir la position du CdG à l'intérieur d'une zone qui fait partie de son polygone du sustentation. Dans le cas où la position du CdG à l'extérieur des limites du polygone du sustentation, une perte d'équilibre se produit intuitivement. Ce critère n'est valable qu'en statique.

### 2.3.2.2 Centre de Pression (CdP)

Le Centre de Pression représente une moyenne pondérée de tous les points de pression sur la surface de la zone en contact avec le sol. Si les deux pieds sont en contact avec le sol, le CdP se situe quelque part entre les deux pieds, selon la distribution de pression [Win95].

Pour la mesure de la position du CdP, il existe deux méthodes qui utilisent soit une seule plateforme de posturographie soit deux plates-formes de posturographie.

Si les deux pieds sont sur la même plate-forme de posturographie, les coordonnées  $(CdP_x, CdP_y)$  du CdP sont alors donnés par :

$$CdP_x = \frac{m_y}{f_z} \quad (2.4)$$

$$CdP_y = -\frac{m_x}{f_z} \quad (2.5)$$

Où  $f_z$  est force normale à la surface du capteur et  $m_x$  et  $m_y$  sont deux moments autour d'axes orthogonaux du plan.

Si les deux pieds sont sur deux plates-formes de posturographie (chaque plateforme mesure un pied), la position du CdP est calculée par :

$$CdP = CdP_g \frac{R_{vg}}{R_{vd} + R_{vg}} + CdP_d \frac{R_{vd}}{R_{vd} + R_{vg}} \quad (2.6)$$

où  $CdP_g$  et  $CdP_d$  sont le CdP sous les pieds gauche et droit respectivement.  $R_{vg}$  et  $R_{vd}$  sont les forces de réaction verticales sous le pied gauche et à droite respectivement.

La position du CdP sous les pieds reflète le contrôle postural des muscles de la cheville. L'augmentation de l'activité musculaire des fléchisseurs plantaires fait bouger le CdP vers l'avant. Lorsque la position du CdP est comprise dans le polygone du sustentation, l'homme est dans ce cas dans un état d'équilibre contrôlable. Lorsque la position du CdP se situe sur les limites du polygone du sustentation voire au-delà, l'homme chute.

### 2.3.2.3 Zero Moment Point (ZMP)

Le *Zero Moment Point* (ZMP), est un concept traduisant l'état d'équilibre dynamique proposé par Vukobratovic [VBS90]. Il est défini comme le point sur le sol où la composante tangentielle du moment des forces de gravité et d'inertie s'annule. Le *Zero Moment Point* (ZMP) est un des critères de stabilité le plus utilisé. Afin de maintenir la stabilité posturale, le ZMP doit rester dans le polygone du sustentation. Le ZMP et le CdP sont confondus. Leur distinction tient uniquement à la méthode choisie pour définir et calculer le point : le CdP se mesure à partir des forces de contact, alors que le ZMP se calcule à partir du mouvement du système.

Si nous supposons que le CdM ne se déplace pas dans le sens vertical, nous pouvons définir le plan de contrainte comme le plan horizontal  $(0, 0, -1)$  et calculer la position du

ZMP [KKK<sup>+</sup>03, Wie06] :

$$Z_X = X - \frac{h_{CoM}}{g} \ddot{X} \quad (2.7)$$

$$Z_Y = Y - \frac{h_{CoM}}{g} \ddot{Y} \quad (2.8)$$

où  $Z_X$  et  $Z_Y$  sont les positions du ZMP sur le sol dans l'axe  $X$  et l'axe  $Y$ , respectivement (nous définissons le sens de la marche comme l'axe  $Y$ ).  $X$  et  $Y$  sont les positions horizontales du CdM,  $\ddot{X}$  et  $\ddot{Y}$  sont les accélérations horizontales.  $h_{CoM}$  est l'altitude du CdM et  $g$  est l'accélération de gravité.

Nous pouvons discrétiser les trajectoires du CdM et du ZMP à la période d'échantillonnage  $T$  :

$$\hat{X}(k) = \begin{bmatrix} X_{kT} \\ \dot{X}_{kT} \\ \ddot{X}_{kT} \end{bmatrix}, Z_{X(k)} = Z_{X_{kT}} \quad (2.9)$$

Considérons l'état du système au moments  $kT$ , pour chaque intervalle  $T$ ,  $\hat{X}(k)$  et  $\hat{X}(k+1)$  ont la relation récursive avec l'intégration de la dérivée de l'accélération ( *jerk*) du CdM  $\ddot{X}(k)$  :

$$\hat{X}(k+1) = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \hat{X}(k) + \begin{bmatrix} \frac{T^3}{6} \\ \frac{T^2}{2} \\ T \end{bmatrix} \ddot{X}(k) \quad (2.10)$$

L'équation 2.7 du ZMP peut alors être traduite comme :

$$Z_{X(k)} = [ 1 \quad 0 \quad -\frac{h_{CoM}}{g} ] \hat{X}(k) \quad (2.11)$$

Par l'équation 2.8, nous pouvons obtenir un système de la même forme selon l'axe  $Y$ . La position du ZMP doit toujours rester entre l'ensemble des valeurs admissibles qui dépendent de la position horizontale des pieds sur le sol.

D'après Kajita *et al.* [KKK<sup>+</sup>03] et Wieber [Wie06], la valeur de  $\ddot{X}(k)$  est minimisée pour définir une position  $Z(k) = (Z_{X(k)}, Z_{Y(k)})$  du ZMP aussi près que possible de la trajectoire

de référence du ZMP  $Z_{ref}$  contenue dans la zone admissible, afin de concevoir la trajectoire du CdM (voir Figure.2.13).

#### 2.3.2.4 Foot Rotation Indicator Point

Lorsque le basculement se produit, l'information donnée par le ZMP/CdP n'est plus exploitable pour apprécier l'état de déséquilibre; afin de dépasser cette limitation, Goswami [Gos99] a étendu le ZMP/CdP en introduisant le *Foot Rotation Indicator point* (FRI) qui permet, lors du basculement de rendre compte de la rotation du pied.

Le FRI peut être défini comme suit :

- lorsque le pied est au repos, le FRI est confondu avec le ZMP/CdP,
- lors du basculement du pied, le FRI est défini comme le point de  $P_f$  où les forces de pression *devraient* être situées pour compenser stopper la rotation du pied.

#### 2.3.2.5 Limitations

L'analyse de l'équilibre par le ZMP/CdP/FRI souffre de limitations importantes :

- tout d'abord, elle ne permet de considérer que des situations où les contacts sont coplanaires, ce qui restreint singulièrement son champ d'application,
- ensuite elle ne considère que les risques de basculement par décollement des appuis. Les risques de glissement des appuis ne sont pas pris en considération.

#### 2.3.2.6 Locomotion perturbée

Les êtres humains montrent une remarquable capacité de recouvrement d'un équilibre après de fortes perturbations lors de la marche, comme un faux pas en raison du blocage de la jambe d'oscillation. La performance de la stabilité durant la marche est liée à des conditions de perturbation, comme la taille, la durée de la force perturbatrice et l'instant d'occurrence au cours du cycle de marche.

Des études expérimentales [SWD96, POFG01, CKvdH03] ont montré que les actions humaines après une perturbation simulée pour retrouver un équilibre peuvent être classées

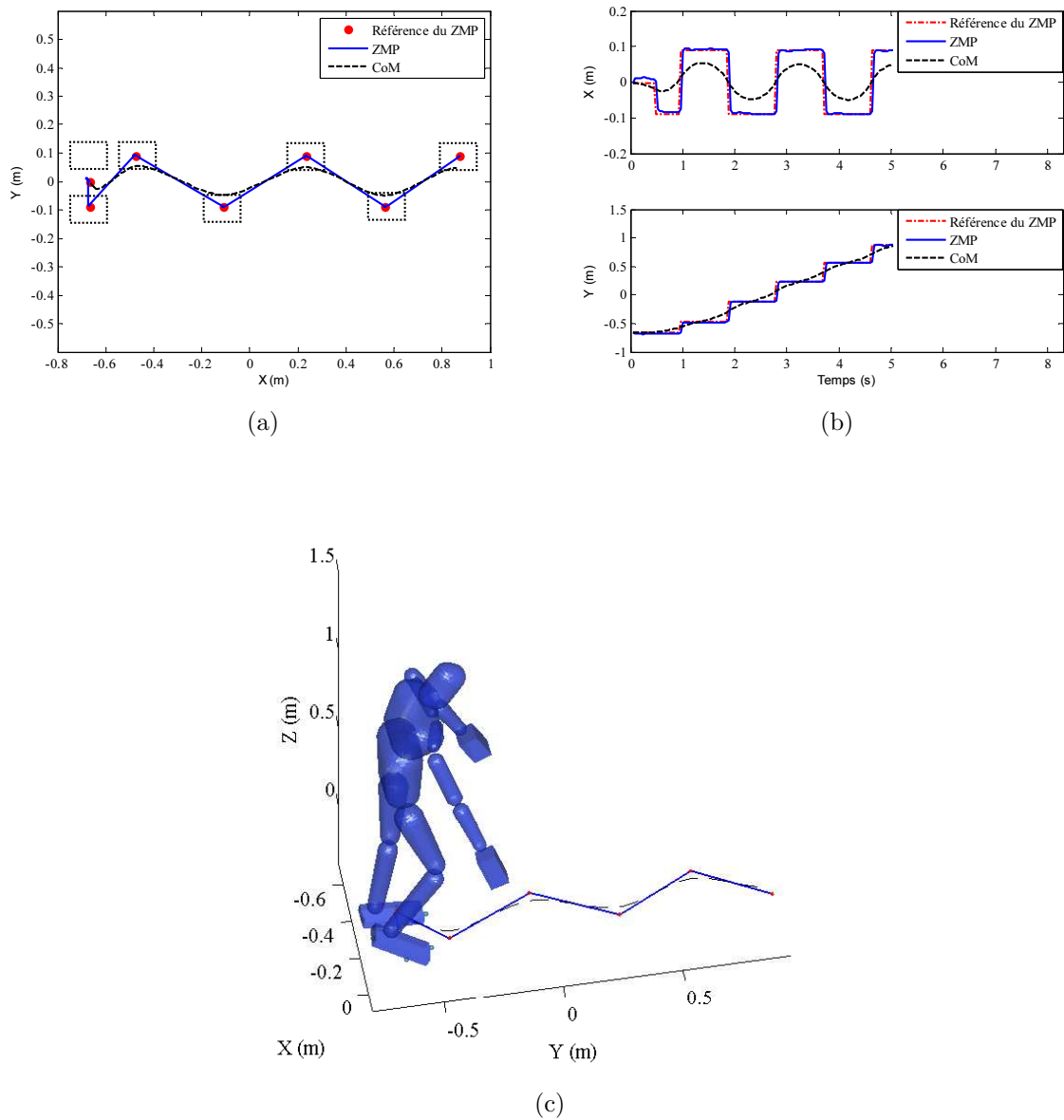


Figure 2.13 – (a) Les trajectoires du ZMP et du CdM de l'axe  $X$  et l'axe  $Y$  ; (b) du ZMP et CdM projetés sur le plan horizontal ; (c) Modèle 3D du corps humain avec les trajectoires du ZMP et du CdM



dans les stratégies suivantes selon De Boer [dB12] : une stratégie d'élévation, où le pied perturbé est levé et le pas sera allongé dans une continuation du pas original ; une stratégie d'abaissement, où le pied d'oscillation étant perturbé est immédiatement placé sur le sol et le pas de la récupération sera exécuté par la jambe opposée au cours du prochain pas. Le choix de la stratégie dépend du moment de la perturbation durant de la marche.

La récupération de l'équilibre repose sur la capacité à effectuer rapidement un pas de récupération. La possibilité d'effectuer une récupération rapide dépend de la performance musculaire. Les réponses musculaires qui sont lentes et faibles peuvent réduire la capacité de récupération [WTS<sup>+</sup>01, HW08]. Les personnes âgées s'appuient plus souvent que les personnes jeunes sur plusieurs pas pour récupérer l'équilibre [dB12].

### 2.3.2.7 Moyens de mesure de la posture

L'information dite de rachimétrie est également parfois utilisée. Elle fournit la mesure des courbures et de la mobilité rachidienne dans les plans frontal et sagittal lors des mouvements d'extension, de flexion et de latéroflexion. Ils sont constitués d'un capteur (de type souris) glissé le long de la colonne (voir la Figure 2.14). La mobilité rachidienne est évaluée par des mesures en flexion et extension, comparées aux données de la station debout.

Afin d'étudier les mécanismes de régulation de l'équilibration, les plateformes de force munies de plusieurs capteurs sont utilisées. Elles permettent de mesurer l'évolution au cours du temps de la distribution du poids du corps sur la plateforme de force [SPDCP07].



Figure 2.14 – Exemple de la rachimétrie-Spinal mouse©

Différentes plates-formes de posturographie permettent une étude statique et dyna-

mique de l'équilibre. Comme nous l'avons mentionné précédemment dans le section 2.3.1.3, Gaitrite doté de petits capteurs de pression permet d'enregistrer des pressions plantaires. Il en est de même des tapis de marche dynamométriques, tel que le tapis ADAL (Analyse des Données de l'Appareil Locomoteur) [A01]. Ces systèmes comportent deux tapis roulants contiguës synchrones et identiques dans leurs fonctions. Chaque tapis permet des mesures indépendantes pour chaque pied. ADAL enregistre et analyse des paramètres spatio-temporels et dynamiques lors de la marche.

Par ailleurs ces plateformes peuvent être couplés. Selon les besoins, le système de mesure *Zebris FDM* peut être couplé à de la vidéo et de l'EMG (voir la Figure 2.16). Il permet l'analyse de la distribution des forces sous chaque pied lors d'un maintien debout ou d'une marche. Le logiciel d'analyse calcule les déplacements du centre de pression ainsi que les paramètres de la marche.

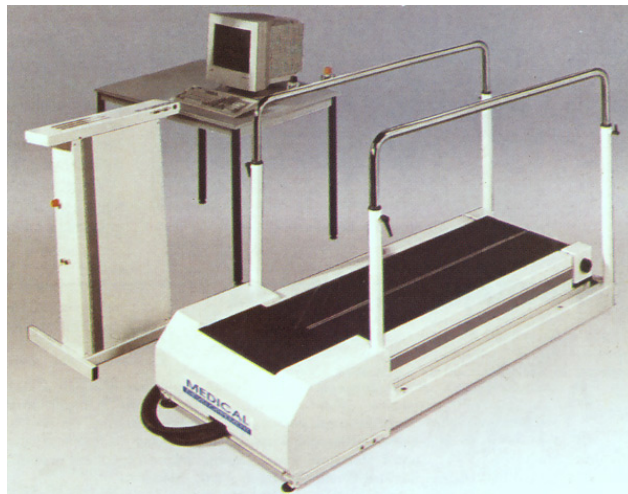


Figure 2.15 – Le tapis dynamométrique ADAL

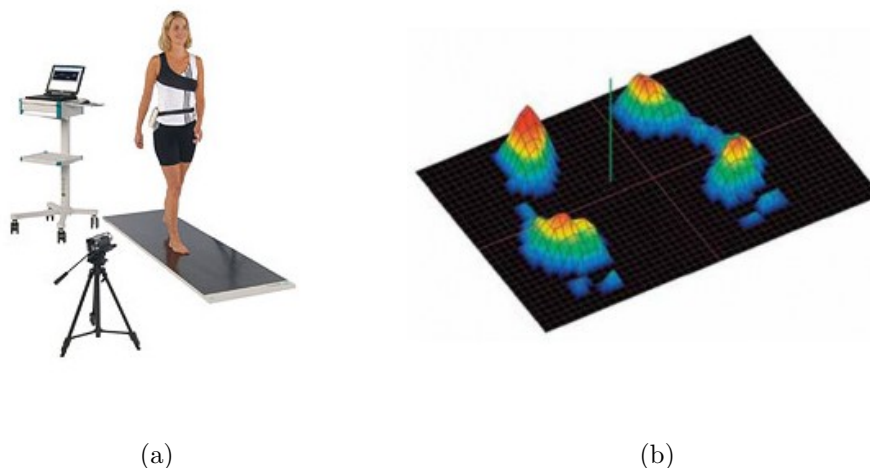


Figure 2.16 – Le système de mesure Zebris FDM

## 2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents paramètres couramment utilisés pour modéliser et analyser la marche. Cette modélisation peut se limiter à l'extraction et l'analyse statistique de paramètres discrets de la marche comme la longueur de pas, leur cadence... En effet, ils s'avèrent souvent symptomatiques de certaines pathologies ou de l'état de santé des sujets, comme nous l'avons pu voir en comparant ceux acquis sur des personnes âgées et sur des sujets de contrôle. Pour des études plus fines (par exemple, concernant l'équilibre durant la locomotion), une observation des paramètres continus de la posture et du mouvement est souvent requise. Elles peuvent nécessiter une modélisation mécanique du corps, telle que celle présentée dans ce dernier chapitre.

Comme nous l'avons vu, plusieurs dispositifs différents peuvent être utilisés pour l'observation de ces différents paramètres (pas, posture, mouvement). La plupart de ces dispositifs sont encombrants et difficiles à transporter. Aussi, il est nécessaire de demander aux sujets de se déplacer à l'hôpital ou dans des laboratoires spécialisés. Ce qui n'est réalisable que ponctuellement. Par ailleurs, les données acquises ne peuvent être réalisées que sur quelques mètres. Ce sont des facteurs très limitants : certains symptômes ne pourraient pas se manifester durant ces courtes séquences.

Un dispositif intégré à un déambulateur, tels que présentés dans le chapitre 3 permettrait d'obtenir des données quotidiennement, sur des distances et des durées plus importantes de locomotion. Il peut être utilisé à la maison dans la vie quotidienne. Il serait donc un outil précieux pour l'aide au diagnostic. Le chapitre 5 sera notamment l'occasion de démontrer comment il peut être utilisé pour détecter certaines anomalies ponctuelles de la marche. A cette fin, nous avons développé un algorithme de détection de ruptures et nous l'avons évalué via un protocole de changement de rythme de marche (qui pourrait être symptomatique) et sur un petit ensemble de personnes différentes.

Par ailleurs, nous verrons dans le chapitre 4 que notre système de reconstruction de la posture et du mouvement proposé utilise les deux principaux types de paramètres utilisées pour l'analyse de la marche. Des paramètres discrets de la marche (la durée et la longueur du pas) sont déduits des signaux acquis au niveau des pieds. Et contribuent à améliorer l'estimation des paramètres continus de la posture (positions des articulations) via un module de prédiction (utilisant le filtrage Kalman), ainsi qu'un modèle cinématique de la marche assistée (reposant sur la simulation de la trajectoire du ZMP).



# Chapitre 3

## Dispositif embarqué de capture du mouvement humain durant la marche

### Sommaire

---

<b>3.1</b>	<b>Systèmes de capture du mouvement humain . . . . .</b>	<b>38</b>
3.1.1	Systèmes non-visuels . . . . .	38
3.1.2	Systèmes visuels avec marqueurs . . . . .	40
3.1.3	Systèmes visuels (vidéo) sans marqueurs . . . . .	41
3.1.4	Bilan sur les systèmes de capture . . . . .	43
<b>3.2</b>	<b>Propositions de dispositifs embarqués de capture . . . . .</b>	<b>45</b>
3.2.1	Capteurs pour la capture du haut du corps . . . . .	45
3.2.2	Capture de la trajectoire des pieds . . . . .	50
3.2.3	Capture du mouvement absolu . . . . .	50
3.2.4	Calibrage des capteurs . . . . .	52
<b>3.3</b>	<b>Conclusion . . . . .</b>	<b>56</b>

---

Ce chapitre présente les dispositifs embarqués de capture du mouvement humain durant la marche. D’abord, nous introduisons les systèmes embarqués avec différents capteurs proposés dans la littérature.

Dans la deuxième partie, les capteurs choisis pour être embarqués sur le déambulateur seront présentés. Nous proposons deux dispositifs embarqués de capture pour le déambulateur (voir la Figure 3.6). Le premier dispositif embarqué combine une caméra 3D SR 4000 et deux capteurs infrarouges. La caméra 3D est utilisée pour la capture du haut du corps. En raison de la limitation du champ de vue, la caméra 3D ne peut pas capturer toutes les parties du corps. Aussi des capteurs infrarouges sont combinés avec la camera 3D. Ils sont

employés pour la capture de la position des pieds. Cependant ce dispositif s'avère limité. Les capteurs infrarouges ne permettent de capturer la position des pieds que lorsqu'ils se présentent en face des capteurs. De plus, le coût d'achat de la caméra 3D est élevé. Aussi un deuxième dispositif embarqué de capture du mouvement humain a été proposé : deux capteurs Kinect remplacent respectivement les capteurs infrarouges et la caméra 3D : un pour la capture précise des positions des pieds et un autre pour la capture du haut du corps de la personne.

## 3.1 Systèmes de capture du mouvement humain

L'analyse du mouvement humain semble être un bon moyen de détection de certaines anomalies dans la marche de l'utilisateur pour le système d'assistance à la déambulation envisagé. Pour analyser le mouvement ou la marche, le mouvement doit d'abord être capturé. Aujourd'hui, certains systèmes permettent de capturer les changements de position du corps durant le mouvement à l'aide de différents types de dispositifs (pour enregistrer les données) [ZH08]. Ces systèmes peuvent être divisés en : 1) les systèmes non-visuels [KNM<sup>+</sup>06, KKL<sup>+</sup>08, BL08] (capteurs inertiels) ; 2) les systèmes visuels avec marqueurs [QGI<sup>+</sup>04, SS05, PBG12] ; 3) les systèmes visuels sans marqueurs [VMS07, ZBBT08]

### 3.1.1 Systèmes non-visuels

Les systèmes utilisant une centrale inertielle sont largement employés pour capturer des données du mouvement humain durant le déplacement de la personne.

Un système de classification en temps réel pour les différents types de mouvements humains est proposé par Karantonis *et al.* [KNM<sup>+</sup>06]. Les données sont acquises par un seul accéléromètre triaxial qui est monté sur les sujets au niveau de la taille. Le traitement de la sortie de l'accéléromètre triaxial est réalisé par un micro-contrôleur intégré sur l'unité portable. L'information de mouvement est transmise à une unité de récepteur local avant d'être envoyée à un ordinateur local pour l'affichage et l'évaluation (voir la Figure 3.1). Ce système distingue des périodes d'activité et de repos, reconnaît l'orientation de la posture de la personne, détecte les événements tels que la marche et les chutes.

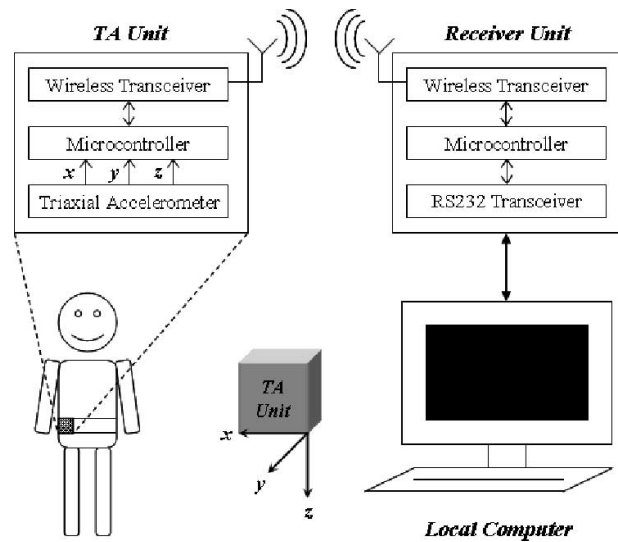


Figure 3.1 – Schéma du système selon Karantonis *et al.* [KNM<sup>+</sup>06]

Kangas *et al.* [KKL<sup>+</sup>08] mesurent les accélérations simultanément au niveau de la taille (qui est proche de la position du centre de masse du corps humain), aux poignets et à la tête avec des accéléromètres triaxiaux. Les résultats de l'analyse montrent que les mesures au niveau de la taille et de la tête sont plus utiles pour une mesure optimale des accélérations.

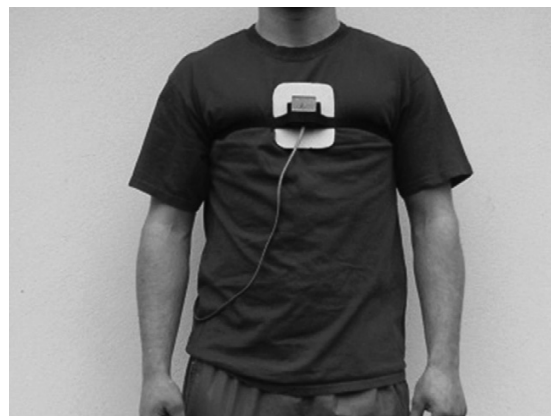


Figure 3.2 – Sujet portant un capteur gyroscopique [BL08]

Bourke *et al.* [BL08] utilisent l'accélération et l'information de l'orientation du corps



pour détecter les chutes. Ils développent un algorithme de détection de chutes en utilisant un capteur gyroscopique. Le gyroscope est placé au niveau du sternum (voir la Figure 3.2). Le capteur est porté sur les vêtements du sujet. Il mesure la vitesse angulaire, l'accélération angulaire, et le changement dans l'angle du tronc afin de détecter les chutes.

Les systèmes utilisant une centrale inertielle sont très sensibles, enregistrant le moindre mouvement, entraînant une accélération instantanée élevée, alors que le déplacement correspondant peut être faible. En outre, les capteurs sont portés par les personnes.

### 3.1.2 Systèmes visuels avec marqueurs

Dans ces systèmes, des marqueurs sont installés sur les articulations ou sur plusieurs segments du corps et des caméras sont utilisées pour reconstruire leurs positions 3D.

Ces systèmes peuvent être utilisés pour reconnaître les activités avec une bonne précision pour différentes applications. Qian *et al.* [QGI<sup>+</sup>04] présentent un système qui distingue 21 gestes de danse avec une précision de 99,3%. Le système d'acquisition de mouvement, qui est proposé par Sukthankar *et al.* [SS05], est utilisé pour distinguer entre 7 activités liées à des opérations militaires avec une précision de 76,9%. Pogorelc *et al.* [PBG12] proposent un système de reconnaissance automatique de certains problèmes de santé qui se manifestent dans la démarche des personnes âgées. 12 marqueurs sont portés sur les épaules, les coudes, les poignets, les hanches, les genoux et les chevilles (voir la Figure 3.3). Les coordonnées des marqueurs sont acquises avec un système composé de six caméras infrarouges. Ils se concentrent sur quatre problèmes de santé avec une marche normale comme une référence. Des algorithmes d'apprentissage automatique (*Support Vector Machines* (SVM),...) sont utilisés pour la reconnaissance. Les résultats montrent que les  $k$ -plus-proches-voisins et les réseaux de neurones obtiennent les meilleurs scores, avec des précisions de classification proche de 100%.

Ces systèmes permettent d'avoir une bonne précision. Cependant, les utilisateurs sont contraints par les marqueurs dans leurs activités. En outre, ces systèmes nécessitent un grand nombre de capteurs dispersés dans l'espace pour obtenir une visibilité optimale.

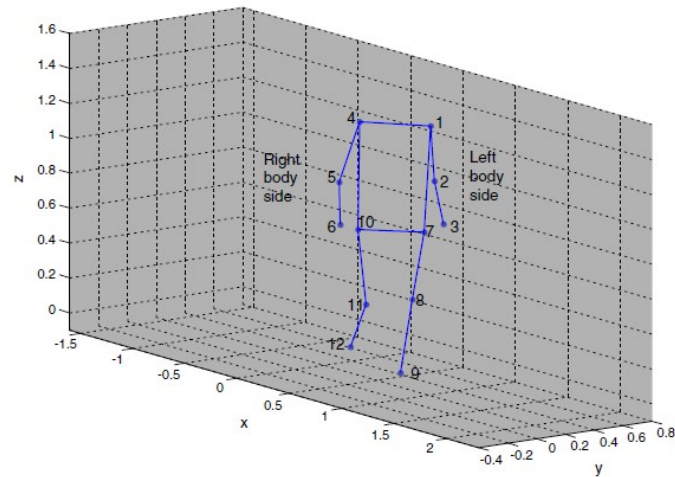


Figure 3.3 – Le placement de marqueurs pour la définition des caractéristiques [PBG12]

### 3.1.3 Systèmes visuels (vidéo) sans marqueurs

Plusieurs systèmes visuels sans marqueurs pour la reconstruction du mouvement du corps humain sont proposés dans la littérature. Dans ces systèmes, les activités humaines sont capturées dans une vidéo qui est ensuite analysée en utilisant des techniques de traitement d'images et de vision par ordinateur.

Vishwakarma *et al.* [VMS07] présentent un système de détection automatique de chute. La caméra est placée à une distance raisonnable (environ 3 m - 10 m). Dans toutes les séquences, un seul objet est en mouvement (la personne) dans la scène. L'approche proposée comporte deux étapes : la détection de l'objet et la comparaison du modèle de chute. Les résultats expérimentaux montrent que la méthode proposée peut détecter des chutes.

Zouba *et al.* [ZBBT08] ou encore Archard *et al.* [AQMM08] proposent un système visuel pour reconnaître un ensemble d'activités pertinentes de la vie quotidienne. L'approche développée est composée d'un module d'analyse vidéo (la détection de personne, suivi de personne et reconnaissance de postures humaines) et d'un module de reconnaissance d'activité. Ce système prend seulement les données des vidéos comme entrée et produit un modèle 3D de différentes postures humaines en sortie. Ces postures sont utilisées par la reconnaissance d'un ensemble d'activités normales et anormales de personnes.

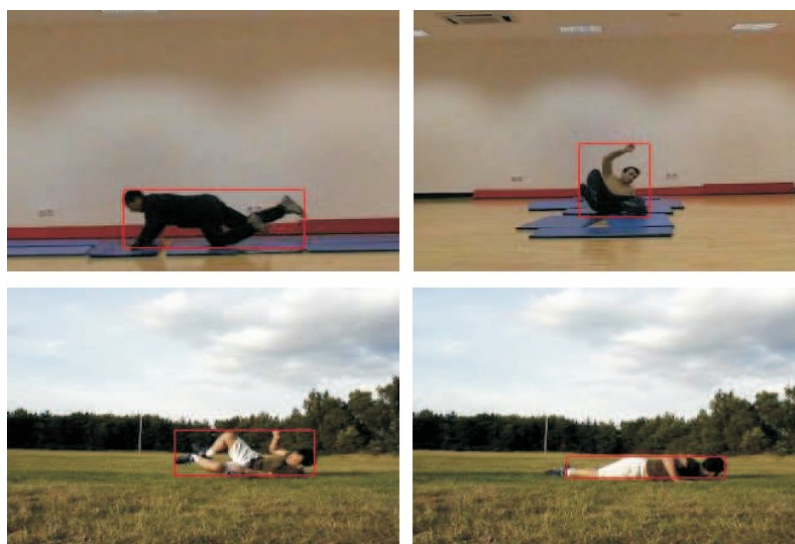


Figure 3.4 – Les images de chutes détectées par l’approche proposée par Vishwakarma *et al.* [VMS07]

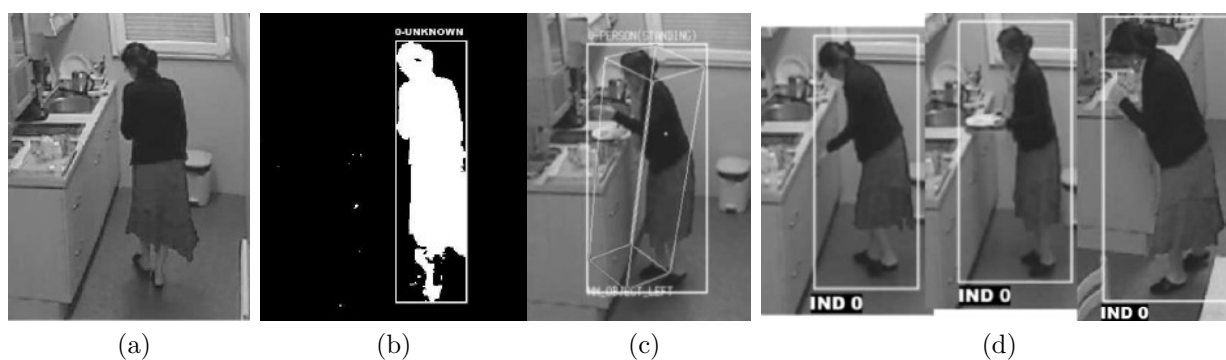


Figure 3.5 – (a) Image originale (b) Détection (c) Classification (d) Suivi d’une personne [ZBBT08]

Pour ces systèmes visuels, les caméras sont installées loin des personnes (3-10 m) et leur utilisation comme système embarqué sur un déambulateur n'est pas envisageable.

### 3.1.4 Bilan sur les systèmes de capture

Le tableau 3.1 présente un bilan sur les systèmes d'analyse du mouvement humain. Les trois systèmes non-visuels détectent les chutes par la centrale inertielle. Kangas *et al.* [KKL<sup>+</sup>08] et Bourke *et al.* [BL08] font deux tests : une chute simulée et une activité de la vie quotidienne (*Activities of daily living* (ADL)). Cette activité est utilisée comme référence pour comparer avec la chute simulée. Le système visuel avec marqueurs [PBG12] collecte la base de données de la marche avec 9 sujets, dont 4 ont une hémiplégié (3 sujets ont une hémiplégié droit et 1 a une hémiplégié gauche) et 5 sujets en bonne santé (chaque sujet est enregistré 4-5 fois). Quatre types de problèmes de santé sont détectés. Les systèmes visuels sans marqueurs [VMS07,ZBBT08] enregistrent les vidéos pour détecter les différents activités humaines.

Les caméras des systèmes visuels sans marqueurs ont besoin d'être installées loin des personnes, sans occlusion de préférence et sous la forme d'un réseau où d'un caméra mobile si l'espace d'évolution de la personne est important. En plus, un calibrage précis entre plusieurs caméras est souvent nécessaire pour les systèmes visuels sans marqueurs.

Concernant les systèmes non-visuels et les systèmes visuels avec marqueurs, les capteurs sont portés sur les personnes. Cela peut poser des problèmes d'acceptabilité par les patients dans leur vie quotidienne. Les systèmes non-invasifs seront privilégiés dans nos travaux. Nous proposons un système embarqué dont les capteurs sont intégrés sur un déambulateur.

Référence	Capteurs utilisés	Positionnement	Type d'anomalies détectés	Sujets
Karantonis <i>et al.</i> [KNM <sup>+</sup> 06]	Accéléromètre triaxial	Au niveau de la taille des personnes	Différents activités humaines (y compris la chute)	Six personnes en bonne santé (cinq personnes : 22-23 ans et une personne : 60 ans)
Kangas <i>et al.</i> [KKL <sup>+</sup> 08]	Accéléromètres triaxiaux	Au niveau de la taille, aux poignets et à la tête des personnes	Détection de chutes	Chute simulée : 3 personnes en bonne santé (38-48 ans) ADL* : 2 personnes (22 et 38 ans)
Bourke <i>et al.</i> [BL08]	Gyroscopie biaxial	Au niveau du sternum des personnes	Détection de chutes	Chute simulée : 10 personnes en bonne santé (21-29 ans) ADL* : 10 personnes âgées (70-83 ans)
Pogorelc <i>et al.</i> [PBG12]	Caméra avec les marqueurs	Aux épaules, coudes, poignets, hanches, genoux et chevilles des personnes	Maladie de Parkinson, Hémiplégié, Douleur dans la jambe et Douleur dans le dos	5 personnes en bonne santé 4 personnes hémiplégiques
Vishwakarma <i>et al.</i> [VMS07]	Caméra (Vidéo)	3 m - 10 m loin des personnes	Détection de chutes	40 clips vidéo
Zouba <i>et al.</i> [ZBBT08]	Caméra (Vidéo)	Loin des personnes	Différents activités humaines	10 vidéos avec une personne

\* ADL : *Activities of daily living* est utilisé comme la référence.

TABLE 3.1 – Bilan des systèmes d'analyse du mouvement

## 3.2 Propositions de dispositifs embarqués de capture

Nous proposons deux systèmes de capture du mouvement humain qui ont été embarqués sur un déambulateur classique afin de valider les algorithmes proposés.

Un premier système combine une caméra 3D SR 4000 et deux capteurs de distance à infrarouge. Les capteurs sont utilisés pour la capture de différentes parties : la caméra pour la capture du haut du corps et les capteurs infrarouges pour la capture de la trajectoire des pieds. En raison de la limitation du champ de vue, la caméra 3D ne peut pas capturer toutes les parties du corps. Afin de compléter l'information sur les pieds, les deux capteurs de distance infrarouge sont utilisés.

En novembre 2010, l'entreprise PrimeSense, met sur la marché un nouveau type de capteur capable de percevoir un environnement 3D avec résolution de précision. Dans une perspective de grande distribution, le capteur Kinect est produit à moindre coût. En mars 2011, PrimeSense, prenant conscience du potentiel d'application de son capteur, ouvre son marché à d'autres domaines, comme la robotique par exemple.

Choisis pour leur faible coût et leur précision, les capteurs Kinect, qui remplacent la caméra 3D et les capteurs infrarouges, sont placés sur le déambulateur comme notre deuxième dispositif embarqué. Les deux capteurs Kinect sont aussi utilisés respectivement pour la capture du haut du corps et la trajectoire des pieds.

Les deux dispositifs embarqués sont présentés dans la Figure 3.6. Les Wiimotes sont installées sur les roues pour la capture du mouvement absolu du déambulateur. Et la taille des deux dispositifs sont respectivement :  $1.30 \times 0.90 \times 1.05m$  pour le premier (une caméra 3D et deux capteurs infrarouges) et  $0.75 \times 0.90 \times 0.75m$  pour le deuxième (deux Kinects).

### 3.2.1 Capteurs pour la capture du haut du corps

#### 3.2.1.1 Caméra 3D

La caméra Swiss Ranger 4000 (voir la Figure 3.6a) fonctionnant sur le principe du temps de vol (anglais : *Time of Flight, TOF*) permet d'acquérir une image 3D [Mi05, AHK05]. Sa portée est de 5 mètres maximum.

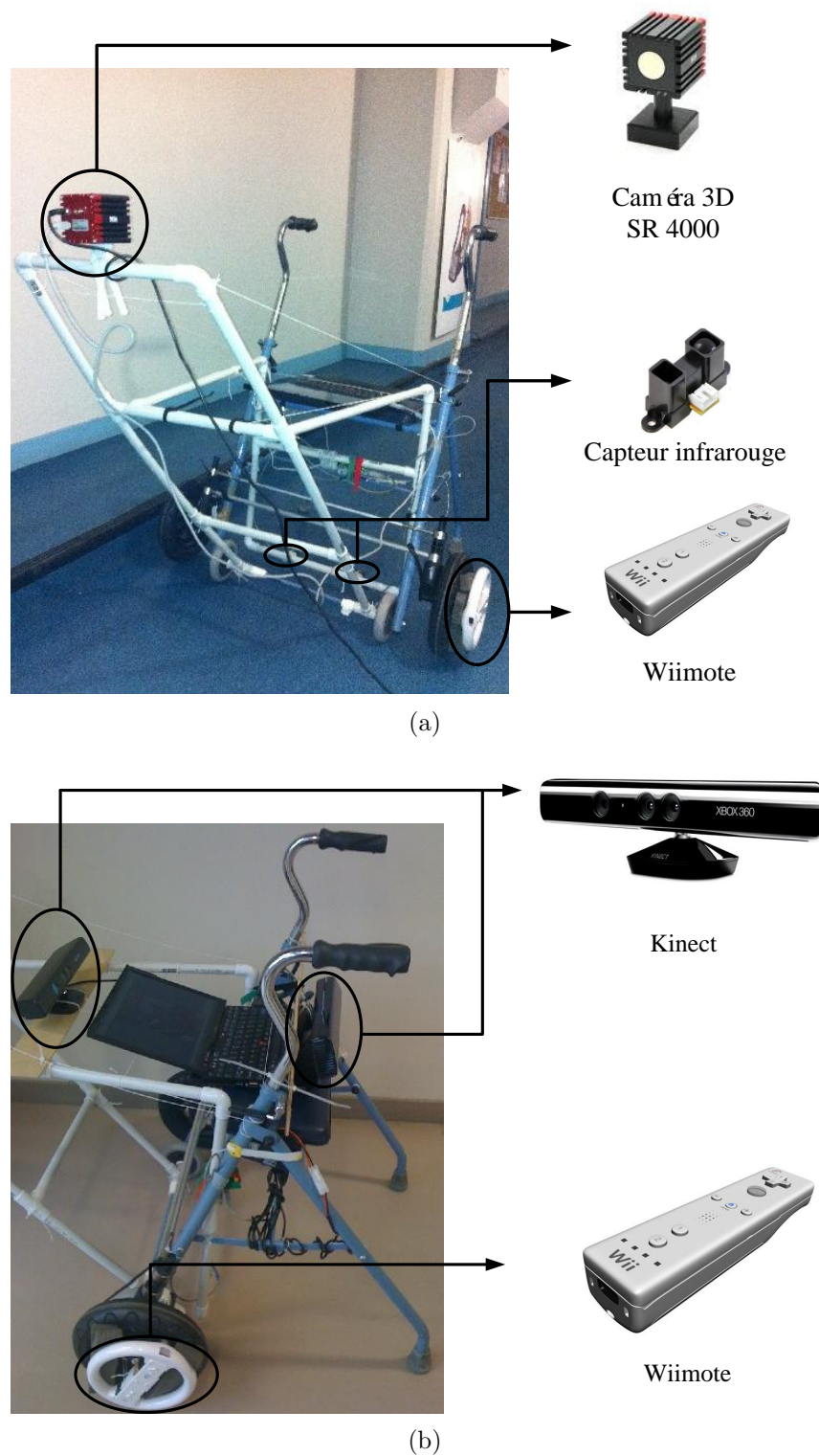


Figure 3.6 – Plates-formes de capture (a) Dispositif embarqué avec caméra 3D SR 4000 et deux capteurs infrarouges (b) Dispositif embarqué avec deux Kinects

Elle fonctionne comme un radar. Une partie de la lumière émise est réfléchiée par les objets dans le champ de vision, puis retourne vers le capteur d'image  $176 \times 144$  de la caméra. Le temps de vol est mesuré indépendamment pour chaque pixel et détermine ainsi la distance entre la caméra et les objets. Chaque pixel  $(x, y)$  correspond à un point en 3D  $(X, Y, Z)$ . Sur cette base, trois cartes  $176 \times 144$  (la carte  $X$ , la carte  $Y$  et la carte  $Z$ ), correspondant au nuage de points 3D, sont obtenus. La caméra 3D SR 4000 (champ de vision standard) a un maximum de champ de vision horizontal de 43 degrés et un champ de vision vertical de 34 degrés.

Afin d'estimer la posture 3D (position du corps et des membres) des humains, nous installons la caméra 3D sur le déambulateur pour récupérer les images 3D (voir la Figure 3.6a). La caméra ne peut pas être montée loin de l'utilisateur en raison de la limitation des dimensions du déambulateur.

La Figure 3.7 donne deux exemples d'image de la caméra 3D. Le premier est l'image en deux dimensions (2D), les différentes couleurs représentent les variations de distance entre la caméra et l'objet. Le second est l'image en trois dimensions (3D), chaque point représente la position de l'objet à partir de la caméra.

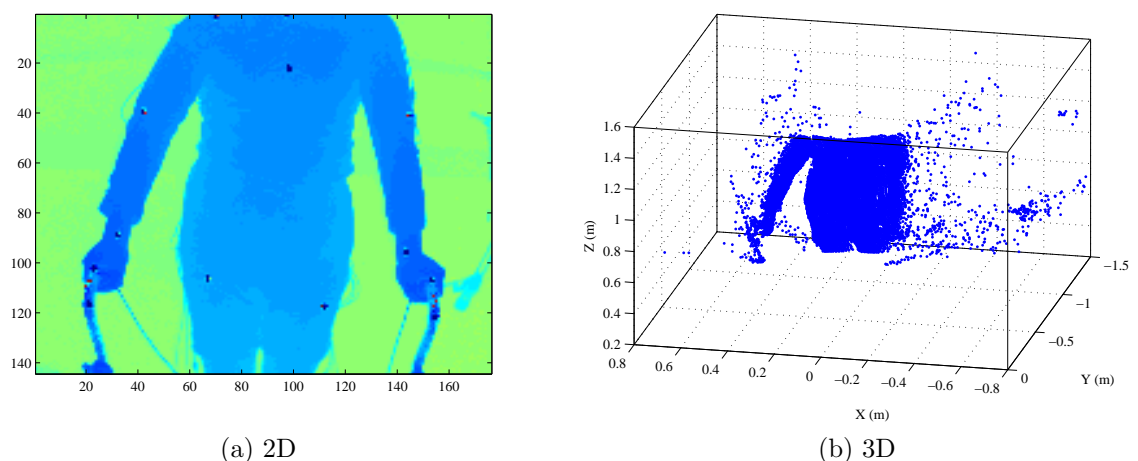


Figure 3.7 – Les exemples d'images (2D et 3D) de la caméra 3D SR 4000 (le haut du corps)



### 3.2.1.2 Capteur Kinect

Le capteur Kinect est constitué d'un ensemble de capteurs actifs. Il comporte un microphone combiné avec un convertisseur analogique numérique, une caméra classique de type CMOS sensible aux couleurs rouge, vert et bleu, et surtout un émetteur-récepteur infra-rouge (système de « *stereo-imaging* ») pour calculer la profondeur d'un objet.



Figure 3.8 – Le capteur de Kinect

En effet, en émettant une mire de points infrarouges dans l'environnement, le récepteur analyse la réflexion de ces points et code la distance sous forme de disparité. Ce procédé rapide offre une bonne résolution. Ainsi, il est possible d'acquérir un flux de données à 30 fps avec des objets proches d'au moins 50 cm. La meilleure plage de résolution se trouve néanmoins entre 1.2 m et 3.5 m. Les images capturées le sont avec une taille de  $640 \times 480$  pixels.

Le capteur Kinect est capable d'atteindre un champ horizontal de vision de 57 degrés et un champ vertical de vision de 43 degrés. Il dispose d'un champ de vision plus large que la caméra 3D SR 4000 (champ de vision standard). Le capteur Kinect peut être installé plus près de l'utilisateur sur le déambulateur pour la capture du haut du corps (voir la Figure 3.6b). Le dispositif embarqué avec capteur Kinect est donc plus compact. Nous donnons aussi deux exemples d'image extraite du capteur Kinect (voir la Figure 3.9).

Le *Software Development Kit* (SDK) Kinect (2011) intègre une fonctionnalité d'analyse de l'image et de reconnaissance de forme humaine qui génère un «squelette». Cependant, ce SDK ne fonctionne que si le capteur est statique et si on dispose d'une assez bonne vue

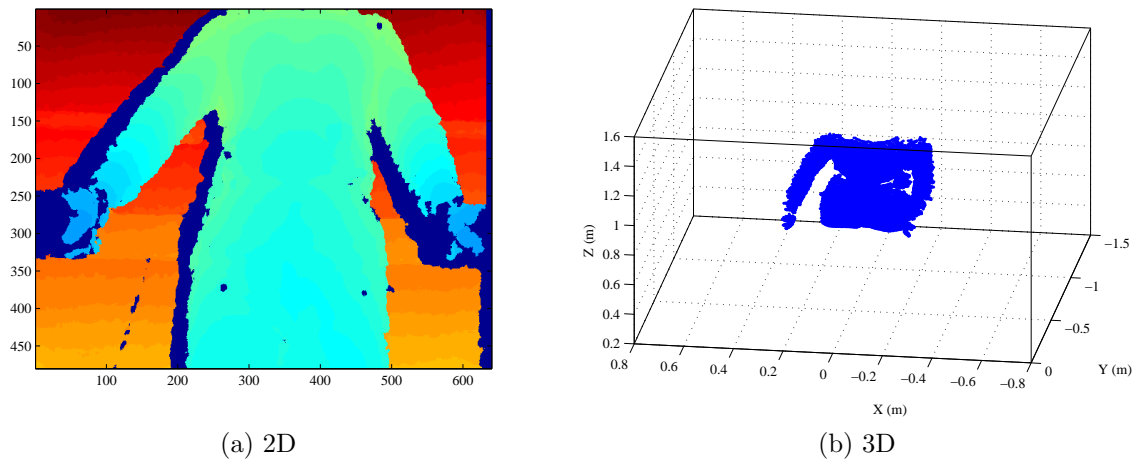


Figure 3.9 – Les exemples d’images (2D et 3D) du capteur de Kinect (le haut du corps)

globale de la personne (ou les deux personnes). Or, ce n’est pas notre cas : les Kinects seront installés sur un déambulateur pour capturer les mouvements des deux parties, un pour la capture des pieds et un autre centré sur le torse de la personne.

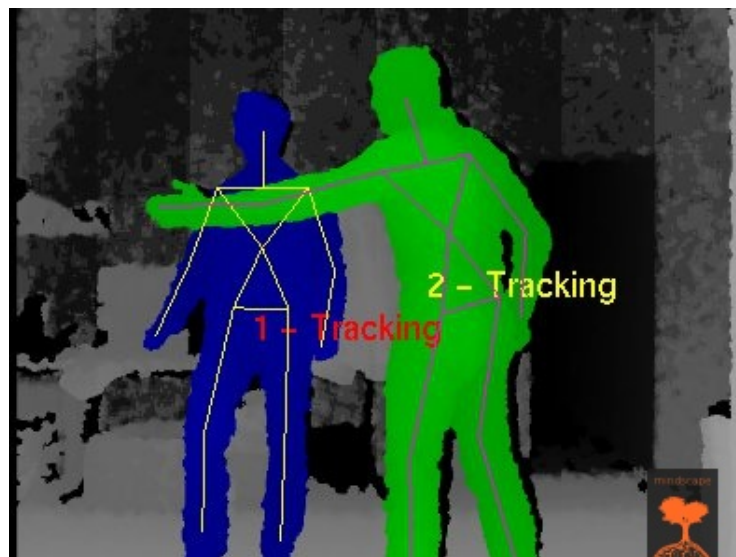


Figure 3.10 – la détection de squelette par Kinect [DS11]

## 3.2.2 Capture de la trajectoire des pieds

### 3.2.2.1 Capteur de distance à infrarouge

Le capteur de distance à infrarouges Sharp GP2Y0A02YK (voir la Figure 3.6a) mesure la distance en continu et la retourne sous forme de tension analogique avec une portée de 20 cm à 150 cm. Il peut être utilisé dans des applications telles que l'évitement d'obstacle.

Deux capteurs infrarouges de ce type sont installés à 10 cm du sol afin de mesurer la distance entre le déambulateur et les chevilles de l'utilisateur.

Ces capteurs sont reliés à une carte électronique sur laquelle sont placés un microcontrôleur PIC 18f2550, un port USB qui permet la transmission entre l'ordinateur et le PIC. Un programme permettant de recevoir et d'envoyer des informations sur le PIC a été aussi créé.

### 3.2.2.2 Capteur Kinect

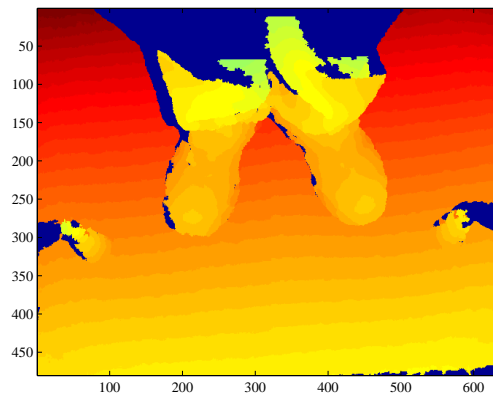
Nous installons sur le déambulateur un autre Kinect orienté vers le sol pour la capture de la trajectoire des pieds, comme montré sur la Figure 3.6b. A partir du capteur Kinect, les nuages de points 3D sont obtenus.

Les Figures 3.11(a,b,c) montrent les images des pieds, les différentes couleurs représentent les variations de distance entre le Kinect et l'objet. Après les prétraitements, la trajectoire des pieds peut être capturée. Nous expliquerons ces processus dans le chapitre suivant.

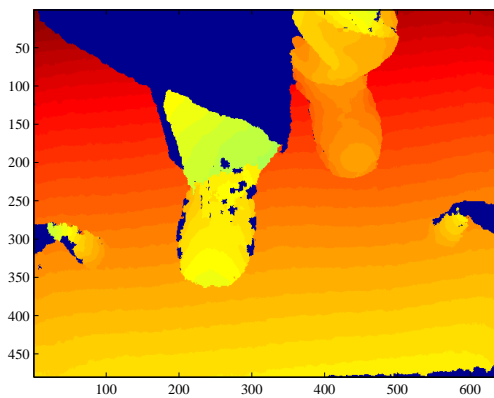
## 3.2.3 Capture du mouvement absolu

### 3.2.3.1 Les Wiimotes

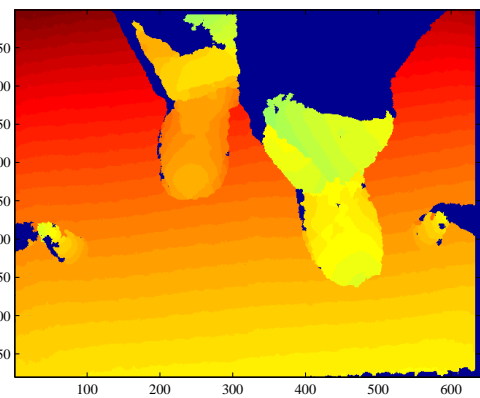
La Wiimote, périphérique appartenant lui au domaine du grand public, offre un faible coût. La manette se décompose en un ensemble de modules très distincts : un récepteur infrarouge, une interface de commande et un accéléromètre. Seul ce dernier élément a motivé le choix de ce périphérique.



(a)



(b)



(c)

Figure 3.11 – Exemples d'images provenant du capteur Kinect (les pieds)

L'accéléromètre calcule l'accélération du déplacement de la manette sur trois axes selon un principe gravitationnel (voir la Figure 3.12). Cependant, seuls deux axes suffisent à établir la vitesse rotationnelle. Par ailleurs, le mode de communication de la Wiimote par bluetooth est plus fiable. En effet, il évite l'enroulement des câbles autour d'une roue pouvant nuire à la communication.

Les Wiimotes installées sur les roues fournissent les accélérations sur les 3 axes ( $x$ ,  $y$ ,  $z$ ) en fonction du temps. Les accélérations mesurées permettent d'estimer l'orientation de la manette par rapport à la verticale au sol (direction de la gravité). Placée sur l'axe de la roue (cf. Figure 3.6), la manette permet donc de mesurer l'orientation de la roue au cours du temps comme système odométrique [GMPG10].

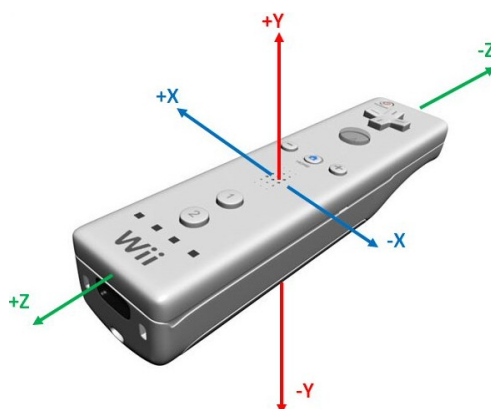


Figure 3.12 – Axes d'accélération de la Wiimote

### 3.2.4 Calibrage des capteurs

Les capteurs sont installés sur le déambulateur. Ils ont besoin d'être calibrés. Nous définissons la projection du point central de l'axe des roues avant (le point  $O'$ ) comme le point d'origine de notre système, la direction de gauche à droite comme la direction de l'axe  $X'$ , la direction de la marche comme la direction de l'axe  $Y'$  et la direction verticale comme la direction de l'axe  $Z'$ .

### 3.2.4.1 Calibrage de la caméra 3D ou du Kinect

La méthode pour le calibrage de la caméra 3D et celle pour des deux capteurs Kinect sont similaires. Le calibrage consiste à estimer les positions et orientations géométriques relatives de la caméra ou de Kinect à l'aide d'un modèle 3D. Ce modèle est composé d'une grille 2D sur le sol et deux autres grilles parallèles (construit par le déplacement d'un bâton vertical comme illustré dans la Figure 3.13).

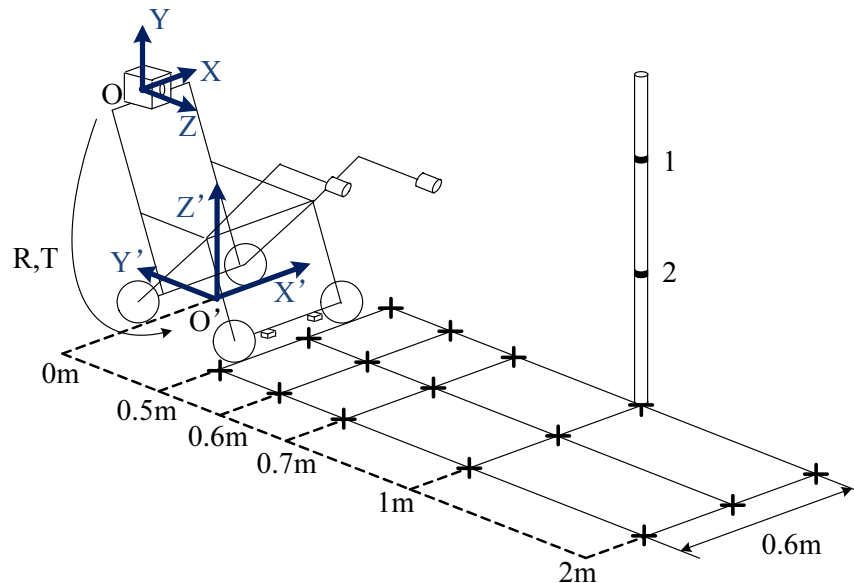


Figure 3.13 – Illustration du calibrage de la caméra

Les positions et orientations de la caméra sont définies respectivement par les couples  $(R, T)$ . Elles sont alors représentées sous la forme d'une matrice de transformation homogène  $4 \times 4$   $\begin{pmatrix} R_{3 \times 3} & T_{3 \times 1} \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ . Chaque point peut être représenté par ses coordonnées écrites comme  $(X_i, Y_i, Z_i, 1)^t$  dans le système de coordonnées homogènes  $O$  (lié à la caméra). La relation entre ces coordonnées et les coordonnées  $(X'_i, Y'_i, Z'_i, 1)^t$  des mêmes points dans le

système de coordonnées  $O'$  (lié au déambulateur) est exprimée comme suit :

$$\begin{bmatrix} X'_i \\ Y'_i \\ Z'_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{3 \times 3} & T_{3 \times 1} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (3.1)$$

$$\text{avec } R_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} \text{ et } T_{3 \times 1} = \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{bmatrix}$$

Les positions des points du modèle 3D sont exprimées dans chaque système de coordonnées ( $O$  et  $O'$ ). Afin de déterminer les matrices de rotation et vecteur de translation, nous réalisons une estimation aux moindres carrés en utilisant une représentation par quaternion de la rotation [Hor87].

### 3.2.4.2 Calibrage du capteur infrarouge

Comme pour le calibrage de la caméra ou du Kinect, les positions géométriques des capteurs infrarouges sont calibrées par le déplacement d'objet mobile placé au sol sur une grille (les droites qui sont parallèles à l'axe des roues arrière) sur le sol (voir la Figure 3.14). L'axe des roues avant et l'axe des roues arrière sont parallèles, et les capteurs infrarouges sont attachés à l'axe des roues arrière.

Nous traçons les distances mesurées par les capteurs et les distances de référence sur la grille au sol sur les figures 3.15(a,b) pour le capteur à la droite et à la gauche respectivement.

A partir de Figure 3.15, une relation linéaire entre les distances réelles et les distances mesurées est estimée. Cette relation peut être établie sous une forme d'équation linéaire pour avoir une forme simple et précise.

L'équation du capteur à droite et à gauche est la suivante :

$$\begin{aligned} D'_d &= 0.95 * D_d + 0.18 \\ D'_g &= 0.95 * D_g + 0.24 \end{aligned} \quad (3.2)$$

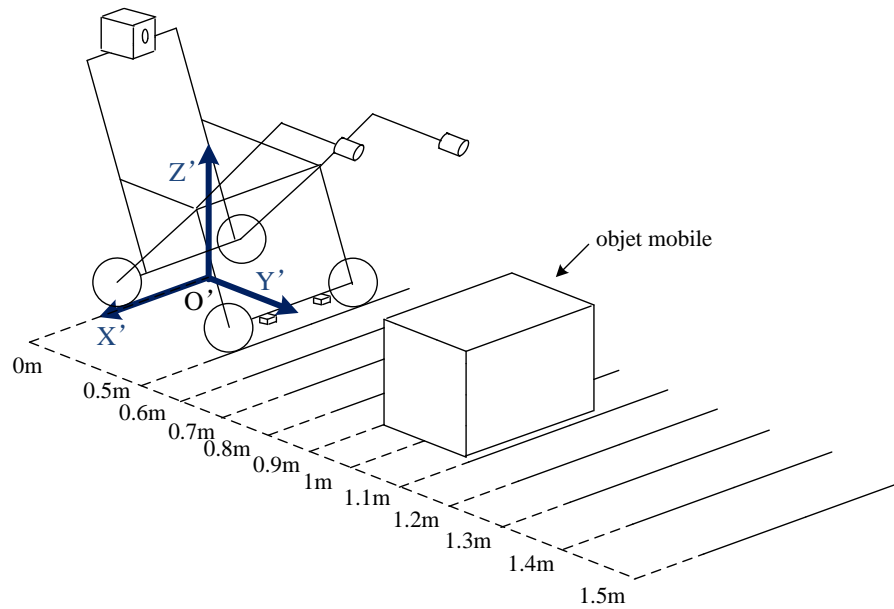
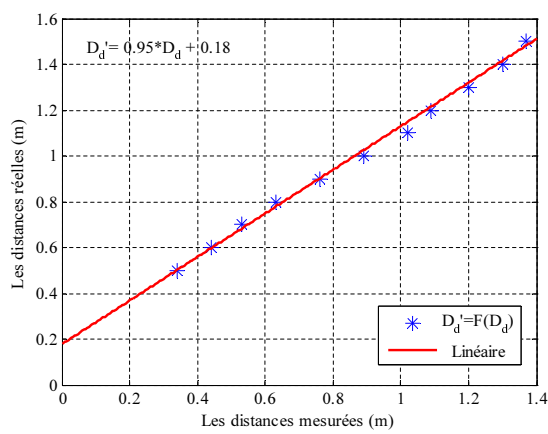
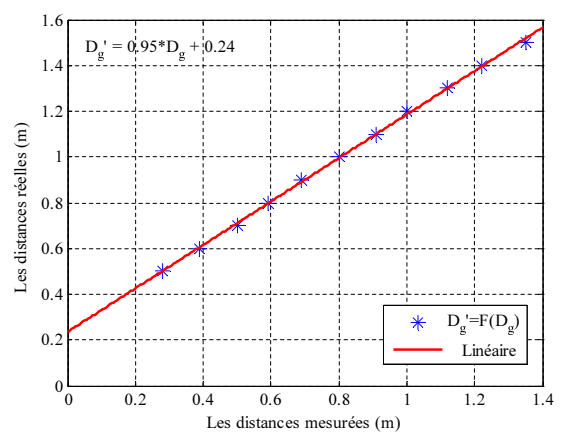


Figure 3.14 – Illustration du calibrage des capteurs infrarouges



(a) Le capteur droit



(b) Le capteur gauche

Figure 3.15 – La relation linéaire entre les distances réelles et les distances mesurées



$D'_d$  et  $D'_g$  représentent les distances réelles.  $D_d$  et  $D_g$  sont les distances mesurées par le capteur droit et gauche.

### 3.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous proposons deux dispositifs de capture du mouvement embarqués : le premier combine une caméra 3D SR4000 qui capture du haut du corps et deux capteurs infrarouges mesurant la trajectoire des pieds. Le second est constitué de deux capteurs Kinects qui capturent respectivement les deux parties : le haut du corps et les pieds. Les contraintes d'intégration matérielle du déambulateur ont conduit à préférer le second qui par ailleurs est d'un coût moindre.

Dans le chapitre suivant nous proposons une méthode de reconstruction de la posture complète d'une personne à l'aide des informations extraites des différents systèmes de capture du mouvement.





# Chapitre 4

## Reconstruction du mouvement humain

### Sommaire

---

<b>4.1</b>	<b>Extraction des informations locales . . . . .</b>	<b>63</b>
4.1.1	Capture du haut du corps . . . . .	63
4.1.2	Capture de la position des pieds . . . . .	70
<b>4.2</b>	<b>Estimation de la posture . . . . .</b>	<b>76</b>
4.2.1	Module d’observation . . . . .	76
4.2.2	Module de prédiction . . . . .	79
<b>4.3</b>	<b>Résultats . . . . .</b>	<b>85</b>
4.3.1	Protocole expérimental . . . . .	85
4.3.2	Résultats expérimentaux . . . . .	86
<b>4.4</b>	<b>Conclusion . . . . .</b>	<b>96</b>

---

Ce chapitre présente la méthodologie développée pour capturer la marche, la posture et d’une manière générale le mouvement de l’utilisateur du déambulateur. Elle se compose de deux parties : une méthode locale pour l’extraction des informations et une méthode globale pour l’estimation de la posture (voir les Figures 4.4 et 4.3).

D’abord, nous présenterons respectivement les méthodes pour l’extraction des informations bas niveau à partir des différents capteurs : la caméra 3D SR4000 et le capteur Kinect pour la capture du haut du corps ; la trajectoire des pieds capturée par les capteurs infrarouges ou le capteur Kinect (voir la section 4.1). A chaque instant, après avoir traité les données enregistrées, les positions d’un point de l’axe des articulations du haut du corps

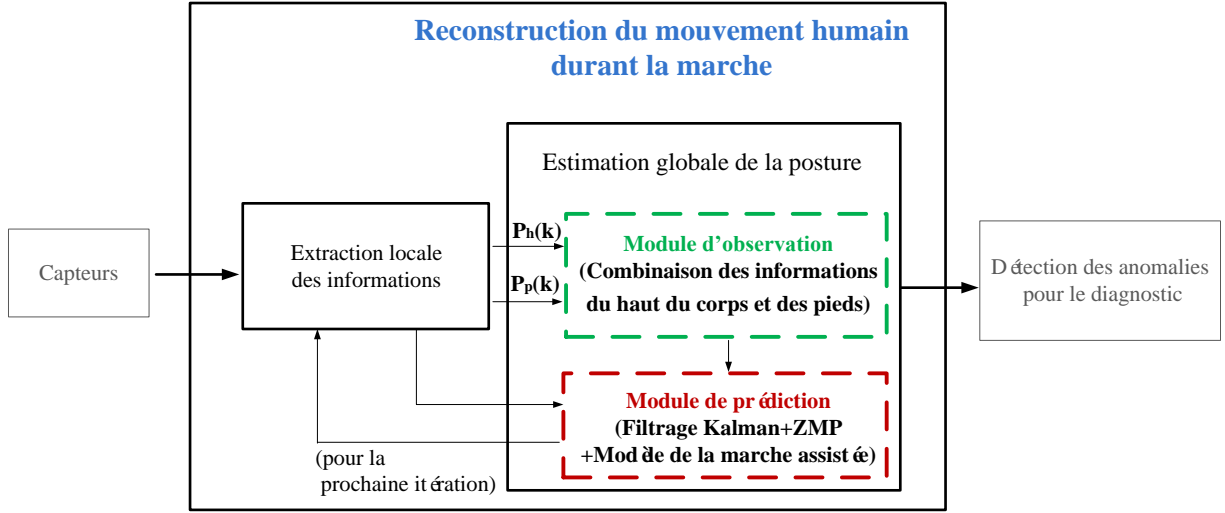


Figure 4.1 – Capture du mouvement humain

$P_h(k)$  et des pieds  $P_p(k)$  sont respectivement obtenues. Nous formons ainsi les vecteurs :

$$P_h(k) = \begin{bmatrix} p_1(k) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ p_n(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_1(k) & Y_1(k) & Z_1(k) \\ & \cdot & \\ & \cdot & \\ & \cdot & \\ X_n(k) & Y_n(k) & Z_n(k) \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

$$P_p(k) = \begin{bmatrix} p_d(k) \\ p_g(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_d(k) & Y_d(k) & Z_d(k) \\ X_g(k) & Y_g(k) & Z_g(k) \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

où  $p_n(k)$  représente le position d'un point de l'axe de la  $n$ ème articulation.  $p_d(k)$  et  $p_g(k)$  sont respectivement les positions des chevilles droite et gauche.

Ensuite, nous estimerons globalement la configuration du système de corps de sujet à partir des informations extraites de la méthode locale (voir la section 4.2). Cette partie comprend deux modules : un module d'observation et un module de prédiction.

Module d'observation : En utilisant le modèle anthropomorphe introduit dans la section 2.2, le module observation combine les informations du haut du corps et des pieds. Les trajectoires d'un point de l'axe des articulations du corps humain  $Pr(k)$  seront reconstruites.

Module de prédiction : Afin d'améliorer le recalage des données l'estimation de ce système, nous intégrerons un module prédiction qui prédit la prochaine posture en utilisant un modèle de la marche assistée. Les paramètres de la marche, la durée et la longueur du pas sont exploités (estimées via un filtre de Kalman) pour prédire les prochaines positions des pieds. La trajectoire de référence du ZMP est donc définie. À partir de cette référence, la vitesse du CdM et la vitesse du pied qui n'est pas en contact avec le sol (la phase d'oscillation) peuvent être calculées. Puis, via un algorithme d'optimisation LQP (*Linear Quadratic Programming*), les positions futures d'un point de l'axe des articulations  $P_{pre}(k+1)$  sont estimées.

Les résultats ainsi obtenus sont comparés aux mesures réalisées à l'aide d'un système de capteur de mouvement à capteurs actifs (Codamotion).

Les Figures 4.2 et 4.3 donnent le schéma général de principe de l'algorithme développé.

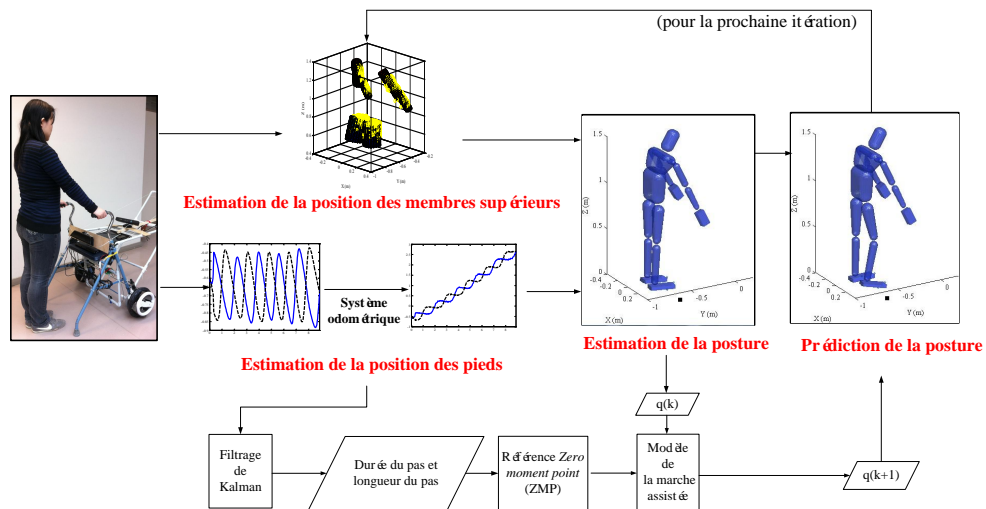


Figure 4.2 – Schéma de principe du système

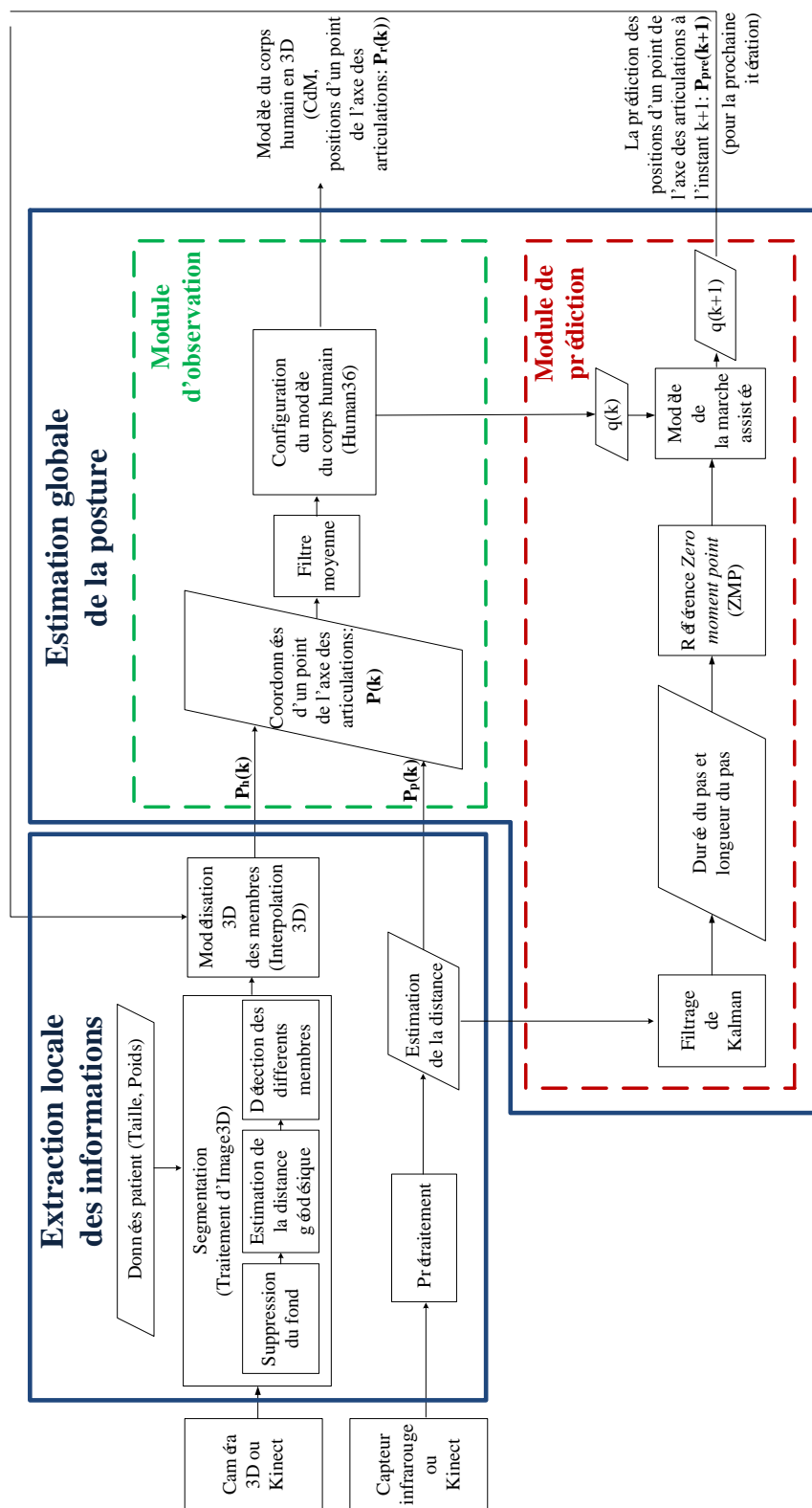


Figure 4.3 – Schéma du système

## 4.1 Extraction des informations locales

Cette première partie explique comment les informations relatives au haut de corps et aux pieds (voir la Figure 4.4) sont extraites.

### 4.1.1 Capture du haut du corps

La caméra 3D et le capteur Kinect sont utilisés pour la capture du haut du corps. Nous utilisons la même méthode pour les deux dispositifs. Notre méthode se fonde sur un algorithme combinant deux étapes : 1) Segmentation, 2) Modélisation 3D des membres (voir la Figure 4.4).

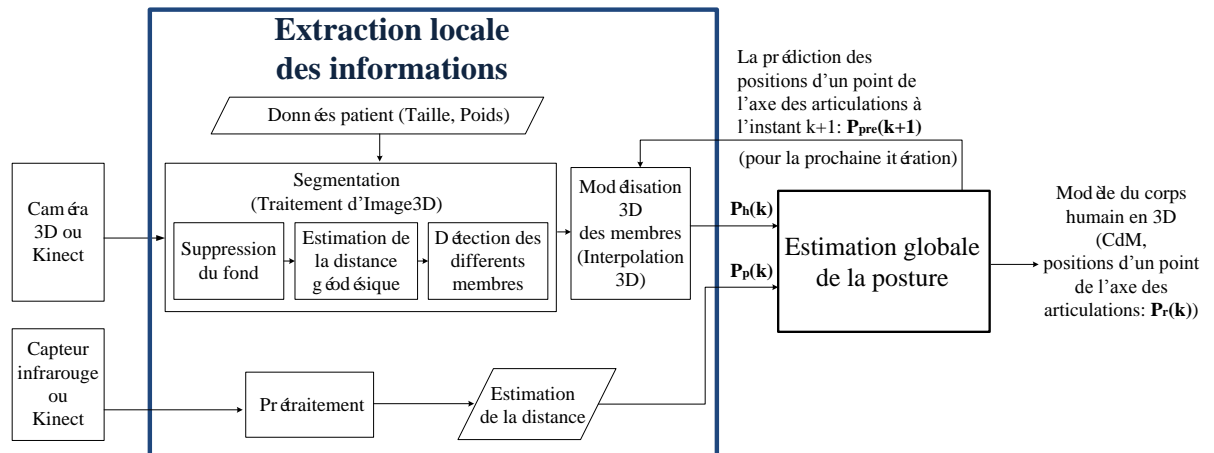


Figure 4.4 – Schéma du système (Méthode locale)

L'objectif de l'étape de segmentation est l'extraction des données 3D relatives à chaque membre du corps humain. Contrairement à d'autres approches de la littérature [TKLL10], la modélisation 3D développée est décomposée en deux étapes afin de réduire le temps de calcul et d'éviter les instabilités numériques. Pour la modélisation 3D, le processus de minimisation nécessite l'inversion de matrices Jacobiennes. La taille de ces matrices est proportionnelle à  $N \times M$  ( $N$  est le nombre de données et  $M$  est le nombre de ddl). La décomposition du processus global peut réduire considérablement la complexité des calculs.



Après la segmentation, l'algorithme de Gauss–Newton est utilisé pour ajuster un cylindre aux données en 3D de chaque membre. La position 3D des articulations peut être obtenue en calculant les paramètres des cylindres et en combinant les informations des capteurs de distance à infrarouge.

#### 4.1.1.1 Segmentation

Les données 3D du torse, des bras et de la partie haute des cuisses sont enregistrées par la caméra 3D ou Kinect. Connaissant les données anthropométriques de l'utilisateur [Win09], les données 3D du corps humain peuvent être réparties sur les différents membres : torse, bras, avant-bras et cuisses.

- a) **Suppression du fond** : Les données 3D correspondantes du corps humain peuvent être soustraites du fond d'image en utilisant un seuil appliqué sur la carte de profondeur. Nous définissons un intervalle sur la profondeur ( $0 - 1.8m$ ) qui correspond à la région d'intérêt et éliminons les points qui n'appartiennent pas à cette région.

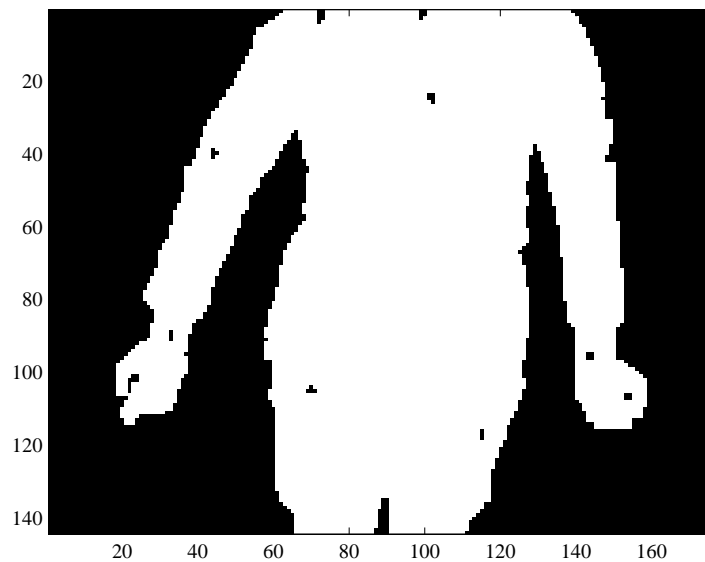


Figure 4.5 – Suppression du fond

b) **La distance géodésique** : La notion de distance entre points, entre point et ensemble ou entre ensembles, est très importante en analyse d'images. Il existe deux catégories de distances : la distance euclidienne bien connue, et la distance géodésique. La distance Euclidienne entre deux points n'est conservée que pour un objet rigide. Avec un objet non rigide comme le corps humain, la distance Euclidienne sera changée en raison des déformations de différentes parties du corps lors du mouvement. La distance géodésique entre une paire de points dans l'espace, cette distance conserve toujours sa valeur au cours du mouvement d'un corps humain. La distance géodésique est donc largement utilisée pour analyser le mouvement du corps humain [TKLL10, CMMM08]. La valeur de la distance géodésique est estimée. Elle est calculée d'après la longueur du plus court chemin entre deux points (le point de départ et le point final) appartenant à la surface 3D en utilisant l'algorithme de Dijkstra [Dij59]. Ce chemin géodésique est exploité pour segmenter les différents membres.

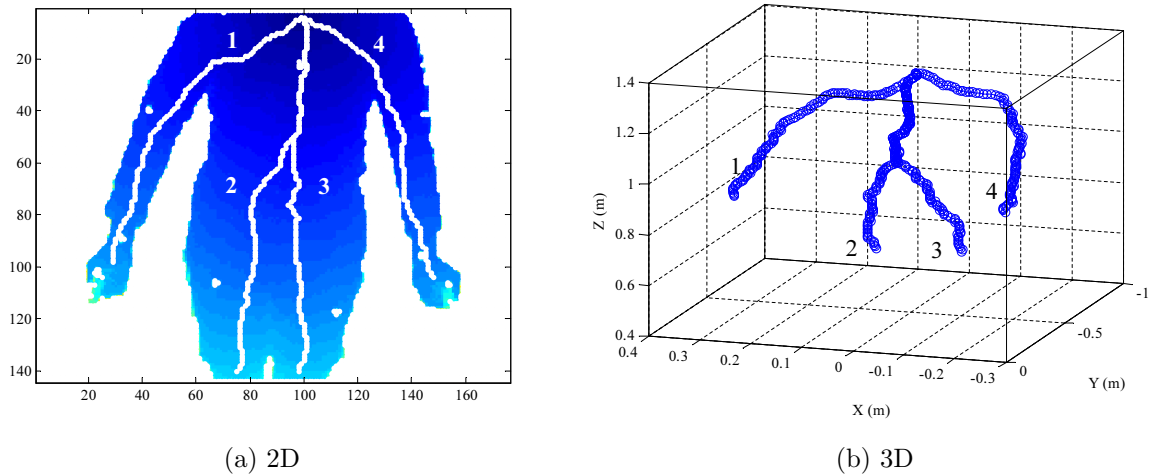


Figure 4.6 – Quatre chemins géodésiques : du point près de la tête 1. à la main droite ; 2. à la jambe droite ; 3. à la jambe gauche ; 4. à la main gauche

Quatre chemins géodésiques entre les quatre extrémités des membres et un point près de la tête sont calculés à partir des coordonnées 3D. Les projections de ces chemins sur une carte de distances (calculée avec le point de la tête comme point d'origine) sont présentées dans la Figure 4.6. Le point de la tête correspond au plus proche des points en haut de la carte de profondeur (carte  $Z$ ). Les positions des points de la main sont calculées en sachant la relation géométrique entre les poignées et la caméra 3D ou le Kinect. Les points de la cuisse sont choisis comme les deux points extrêmes des deux modes (correspondant aux deux jambes) observées dans les valeurs de la ligne en bas de la carte  $Z$ .

- c) **La détection de différents membres** : Les quatre chemins géodésiques sont utilisés pour attribuer les données 3D aux différents membres.

Nous choisissons d'abord deux points qui appartiennent aux chemins géodésiques adjacents et également à la même ligne dans la carte  $Z$ . Le point à cette ligne qui est le plus loin de ces deux points est trouvé. Sur la Figure 4.7 et 4.8, il correspond au point  $C$ , si les points  $A$  et  $B$  sont considérés comme appartenant aux chemins 1 et 2 respectivement.

A partir des points en bas des quatre chemins, nous répétons le même processus ligne par ligne jusqu'à ce que la distance entre le point le plus loin et la ligne reliant les deux points sélectionnés (la ligne en pointillée bleue dans la Figure 4.7) soit inférieure à un seuil. Quatre courbes frontières (les courbes noires dans la Figure 4.8) sont ainsi obtenues.

Nous pouvons séparer le bras droit du torse en combinant la courbe frontière et le chemin géodésique 1. Les mêmes méthodes sont appliquées sur le bras gauche et les deux cuisses. Ensuite, les deux cuisses sont séparées par la courbe frontière au milieu. Enfin, la longueur de segments du corps (humain standard) est connue selon les données anthropométriques. Pour chaque bras, nous pouvons séparer la partie de l'avant-bras et la partie du bras. Le résultat de cette segmentation est illustré Figure 4.9.

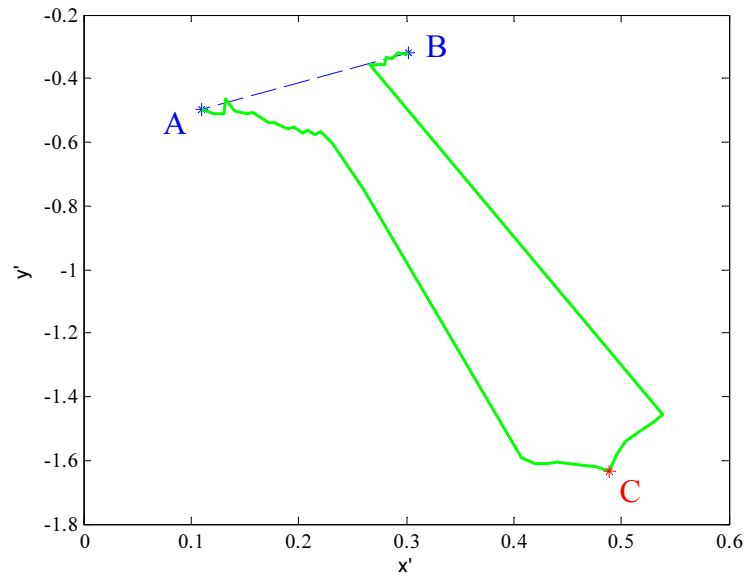


Figure 4.7 – Un exemple de la projection de la courbe 3D (courbe verte) entre les points de chemin 1 et 2 sur le plan  $X' - Y'$ . Le point rouge (C) est le point le plus loin

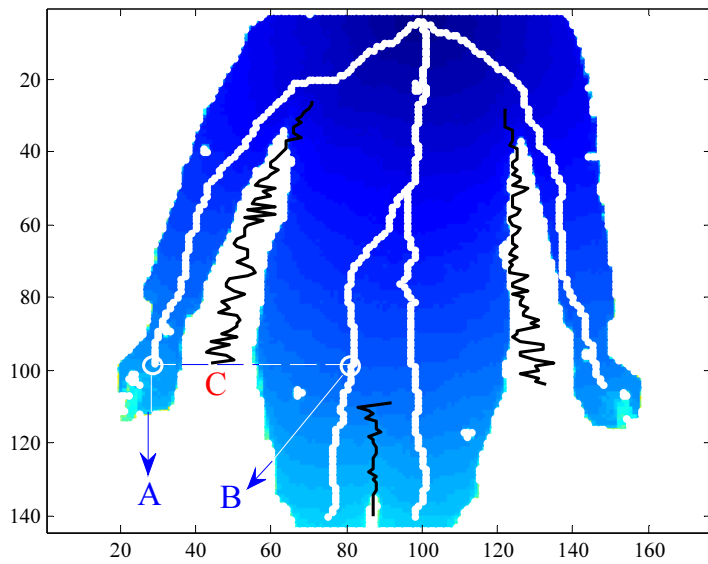


Figure 4.8 – Les courbes entre membres (courbe noire)

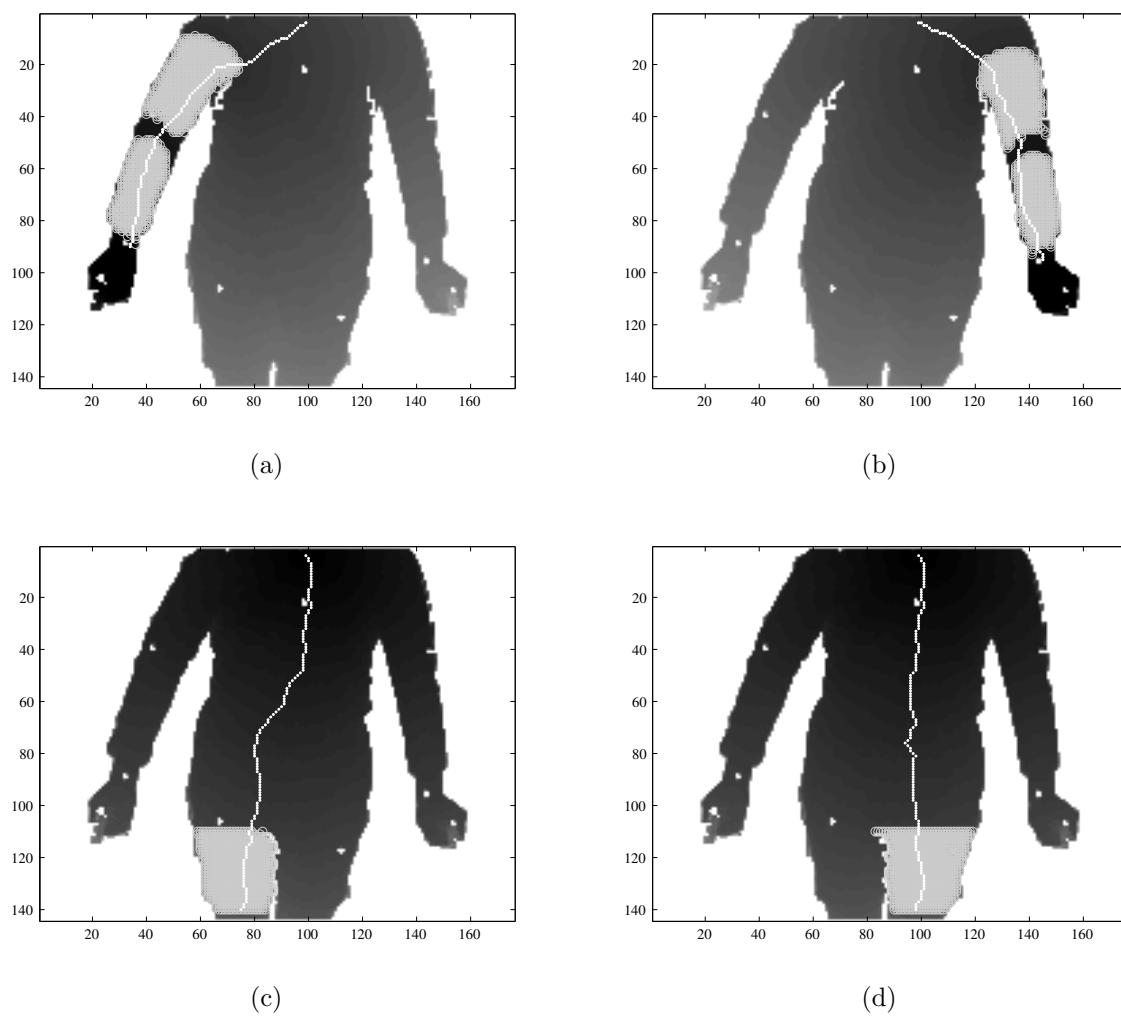


Figure 4.9 – Différents membres du corps : (a) l'avant-bras et le bras droit (b) l'avant-bras et le bras gauche (c) la cuisse droite (d) la cuisse gauche

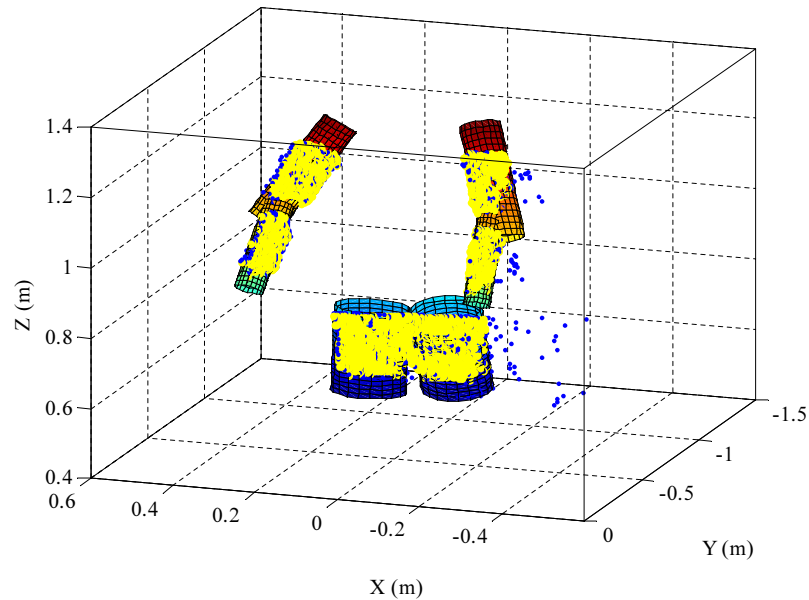


Figure 4.10 – Modélisation 3D des différents membres

#### 4.1.1.2 Modélisation 3D des membres

Après la segmentation, nous avons associé un nuage de points 3D à chaque membre. L'objectif de cette étape est la modélisation de ces points 3D pour obtenir les points caractéristiques (les coordonnées 3D des articulations).

D'abord, nous éliminons les points isolés pour réduire le bruit. Sur la Figure 4.10, les points bleus sont les points considérés comme du bruit de mesure et les points jaunes sont les points 3D après le prétraitement. Ensuite, un cylindre est ajusté aux données 3D de chaque membre en utilisant la méthode itérative de Gauss-Newton. Le cylindre est spécifié par un point  $(x_0, y_0, z_0)$  de son axe, le vecteur directeur de son axe  $(a, b, c)$  et son rayon  $r$ . La longueur des membres à partir de laquelle on fixe la longueur du cylindre est définie d'après les données anthropométriques du mannequin 3D.

Les positions des épaules, des poignets et des hanches, sont détectées à partir des positions des points extrêmes. Ces points doivent appartenir aux sections orthogonales des cylindres correspondants. Les centres de ces disques sont considérés respectivement comme

les positions des épaules, des poignets et des hanches.

Les positions des genoux sont calculées à partir de la longueur des cuisses (les données anthropométriques), les positions des hanches et les directions des axes des cylindres correspondants. Les centres des disques de ces cylindres sont définis comme les positions des genoux.

Les positions des coudes sont inférées par le point milieu entre le point au centre de la face supérieure du cylindre (correspondant à l'avant-bras) et celui de la face inférieure du cylindre (correspondant au bras).

Les positions d'un point de l'axe des articulations du haut du corps  $P_h(k)$  sont alors toutes déterminées.

### 4.1.2 Capture de la position des pieds

Le champ de vue de la caméra ne peut pas de capturer toutes les parties du corps. Nous installons donc des capteurs infrarouges ou le capteur Kinect pour compléter les informations sur la position des pieds.

#### 4.1.2.1 Capteur de distance à infrarouge

Les deux capteurs infrarouges extraient respectivement les informations concernant les pieds droit et gauche. La distance entre les pieds et le déambulateur peut être obtenue directement à partir des capteurs infrarouges.

La Figure 4.11 montre un exemple de signaux extraits des capteurs infrarouges. Les différentes couleurs représentent respectivement les pieds droit et gauche. Les valeurs minimales correspondent au moment où le pied est en contact avec le sol (attaque du talon). Chaque vague de signaux représente un cycle de la marche. L'attaque du talon indique la fin d'un cycle de marche ou le début d'un autre cycle de marche.

Du fait de sa position, le capteur infrarouge s'avère limité. En effet, les capteurs infrarouges ne mesurent que la distance entre le déambulateur et les pieds dans la direction horizontale. Cependant, la composante verticale de la trajectoire des pieds peut être reconstruite à l'aide d'un modèle d'interpolation. Le capteur Kinect est donc proposé en substitution pour la capture de la position des pieds.

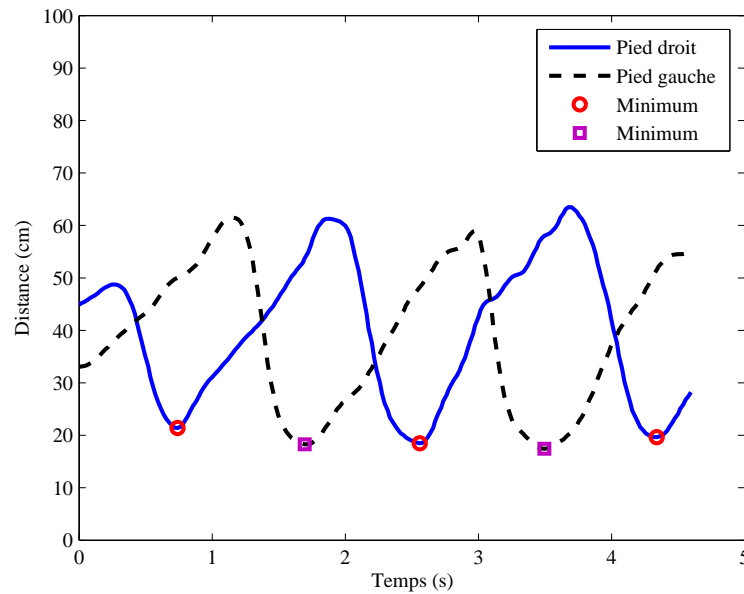


Figure 4.11 – Le signal de la distance récupéré par les capteurs infrarouges pour deux pieds

#### 4.1.2.2 Capteur Kinect

Nous souhaitons extraire la position des pieds des données fournies par un capteur Kinect dirigé vers le sol ; ceci est réalisé en considérant que les données 3D au niveau des pieds sont distribuées selon deux distributions Gaussiennes. Nous proposons pour cela un algorithme avec les cinq étapes : (1) élimination du bruit, (2) calcul de la distance de Mahalanobis, (3) détection des informations des pieds, (4) modélisation des pieds et (5) mesure finale de la position des pieds.

- **Élimination du bruit** : Lors des mesures, un bruit est introduit par la réflexion du sol, les vibrations appliquées par l'opérateur au déambulateur et le bruit inhérent au Kinect.

Afin d'enlever ces bruits, nous réalisons les acquisitions du sol seul. Le sujet n'était pas visible par le capteur Kinect. Nous capturons ainsi une série de 100 images du sol avec le bruit de réflexion (en déplaçant localement le déambulateur dans différentes directions).



Nous faisons une moyenne de ces 100 images du sol pour extraire une image d'un sol moyen (voir la Figure 4.12a). Une image de la variance est également obtenue (voir la Figure 4.12b).

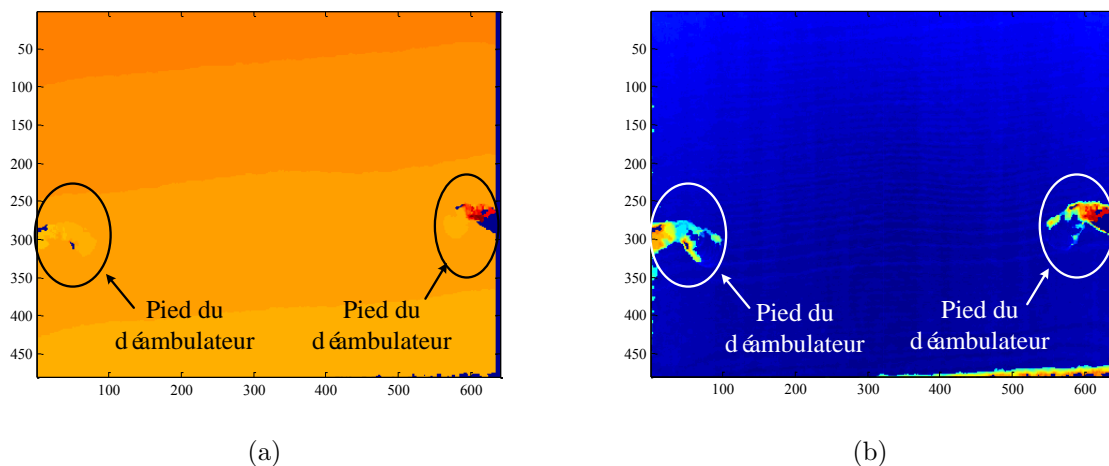


Figure 4.12 – (a) Image d'un sol moyen (b) Image d'un sol variance (Le logarithme de 10 est utilisée pour bien afficher les deux images)

Ensuite, le traitement d'image se fait sur les acquisitions pendant lesquelles les sujets marchent. Nous commençons par soustraire à chacune de ces images l'image moyenne du sol. Ainsi les objets présents à la fois sur l'image moyenne du sol et sur l'image traitée disparaissent.

- **La distance de Mahalanobis** : Nous récupérons alors les pieds, la partie distale des jambes du sujet et les bruits résiduels. Pour obtenir la position des pieds seuls, nous exploitons la distance de Mahalanobis [Mah36] qui utilisée dans les tâches de reconnaissance. Elle indique dans quelle mesure un point (un test dans l'espace caractéristique) appartient à un groupe de modèles (une classe). Nous avons donc utilisé cette mesure pour supprimer les informations des jambes et les bruits.

La distance de Mahalanobis est définie comme suit :

$$D_M(x) = \sqrt{(x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu)} \quad (4.3)$$

où  $\mu$  est un vecteur de valeurs de moyenne  $\mu = (\mu_1, \mu_2, \mu_3, \dots, \mu_p)^T$  et  $\Sigma$  est la matrice de covariance du vecteur à plusieurs variables  $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_p)^T$ .

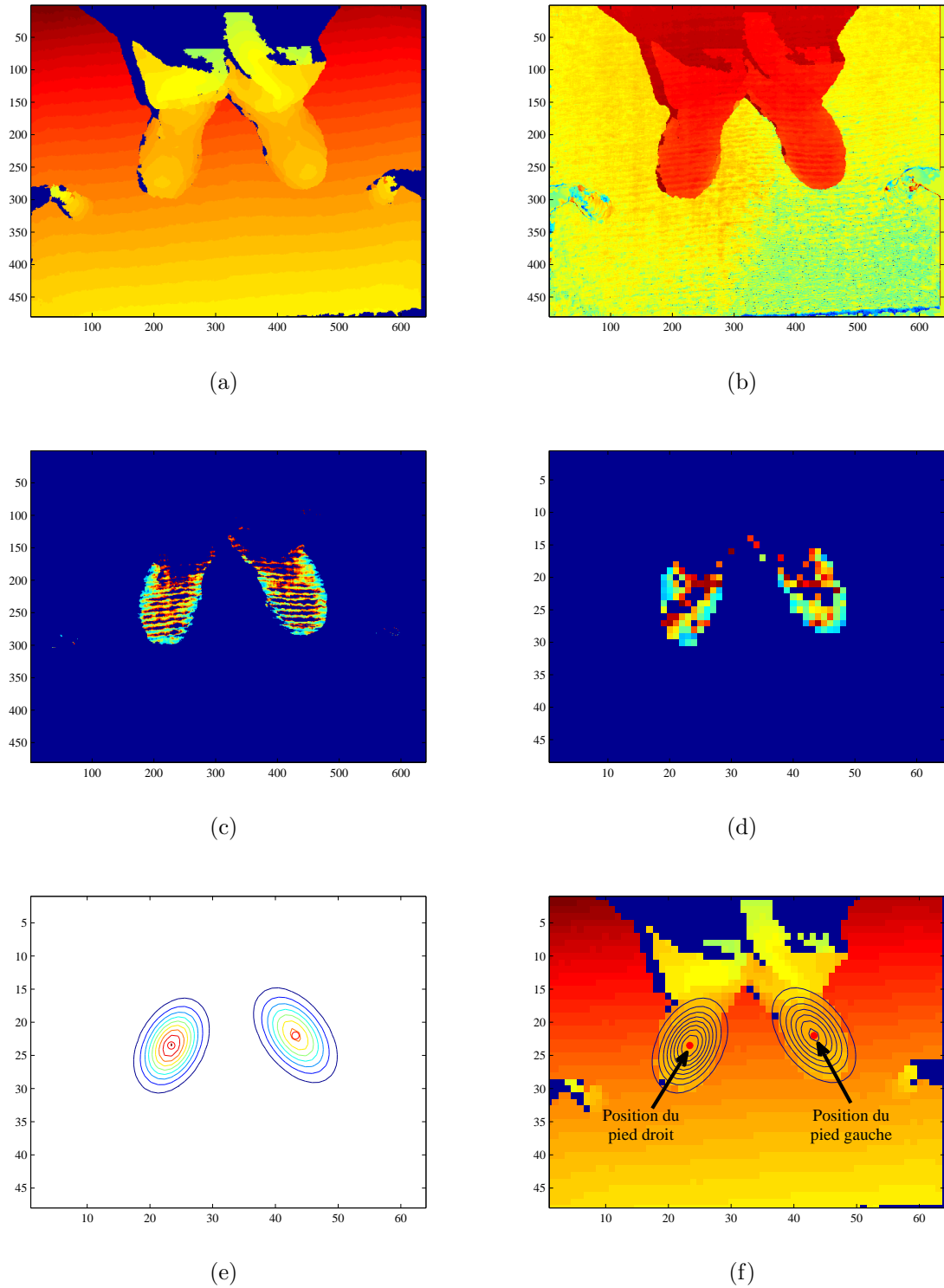


Figure 4.13 – (a)Image originale (b)Image de la distance de Mahalanobis (c)Détection des informations des pieds (d)Redimensionnement d'image (e)Modèle de mélanges gaussiens pour les pieds (f)Mesure de la position des pieds

- **Détection des informations des pieds** : La distance de Mahalanobis (la Figure 4.13b) est utilisée pour ne conserver que les points compris dans un certain intervalle de distance au capteur Kinect. Nous définissons deux seuils  $S1$  et  $S2$  ; les points qui satisfont la condition  $S1 < S < S2$  sont détectés. Ces points correspondent aux pieds. Les informations des jambes sont supprimées (voir la Figure 4.13c).
- **Redimensionnement d'image** : Afin de réduire la complexité des calculs des étapes suivantes, la taille de l'image est réduite via un rééchantillonnage avec une interpolation bilinéaire ( $640 \times 480$  pixels  $\implies$   $64 \times 48$  pixels, voir la Figure 4.13d).
- **Modélisation des pieds** : Nous estimons un mélange de Gaussiennes [Lin95] sur les données obtenues pour deux pieds. Cette estimation est biaisée par le fait que nous ne disposons pas des données correspondant à l'arrière des pieds. Cependant, nous pouvons observer que l'approche donne empiriquement de bons résultats : les modèles sont centrés approximativement centrés sur le pied et leurs axes principaux suivent la direction des pieds (voir la Figure 4.13e).
- **Mesure finale de la position des pieds** : Nous pouvons approximer à partir des centres des Gaussiennes, la position du pieds. Les expérimentations ont montrés que cette position est estimée avec une erreur moyenne de l'ordre de 2 cm. A l'avenir, il sera intéressant d'affiner cette estimation en ajustant un modèle géométrique correspondant à l'avant du pied (via par exemple un algorithme de type *Iterative Close Points* [RL01]).

Nous considérons la position des pieds comme équivalente à la position du centre du modèle de Gaussiennes (voir la Figure 4.13f). La position 3D des deux pieds est obtenue à partir du nuage de points 3D correspondant.

Deux exemples de résultats obtenus pour l'estimation des pieds sont montrées sur la Figure 4.14. Ainsi, à partir des coordonnées sur l'axe Y, nous pouvons extraire les signaux de la distance (cf. la Figure 4.15) entre le déambulateur et l'utilisateur similaires aux signaux obtenus par les capteurs infrarouges (cf. la Figure 4.11).

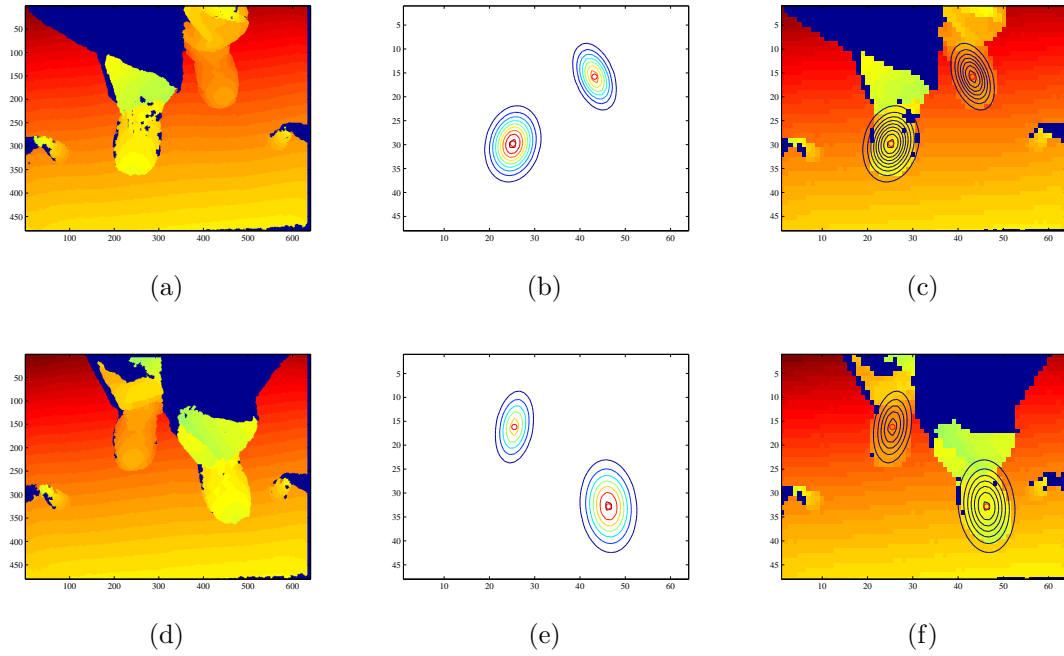


Figure 4.14 – Deux exemples d’images de la capture de la position des pieds

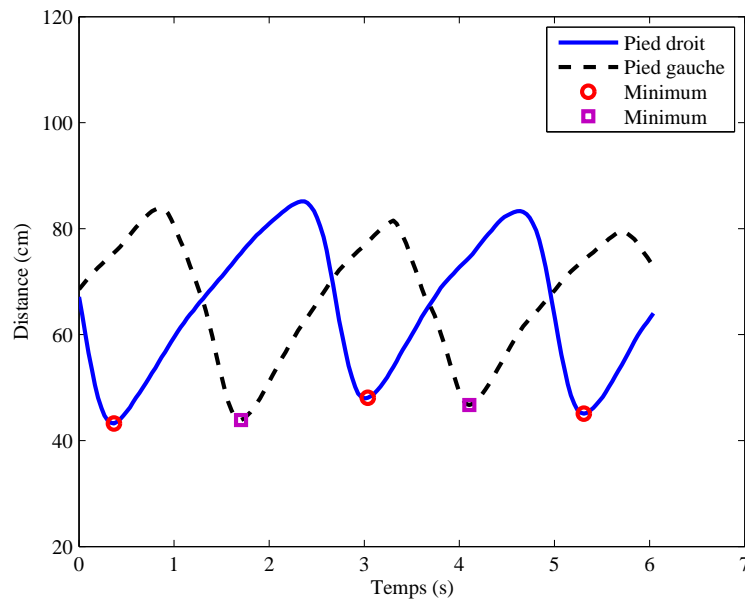


Figure 4.15 – Distances obtenues par le Kinect pour deux pieds

## 4.2 Estimation de la posture

Dans cette section, nous expliquerons les méthodes utilisées pour estimer la posture. Elles se composent de deux modules : le module d'observation et le module de prédiction (voir la Figure 4.16).

Les informations du haut du corps et la trajectoire des deux pieds, qui sont extraites selon l'approche décrite dans la section précédente 4.1, sont combinées dans le module d'observation (voir la section 4.2.1). Les trajectoires des articulations du corps complet sont reconstruites sur cette base. De plus, un module de prédiction (voir la section 4.2.2.1) a été introduit pour améliorer l'estimation en recalant les données sur la position estimée courante du corps complet du sujet.

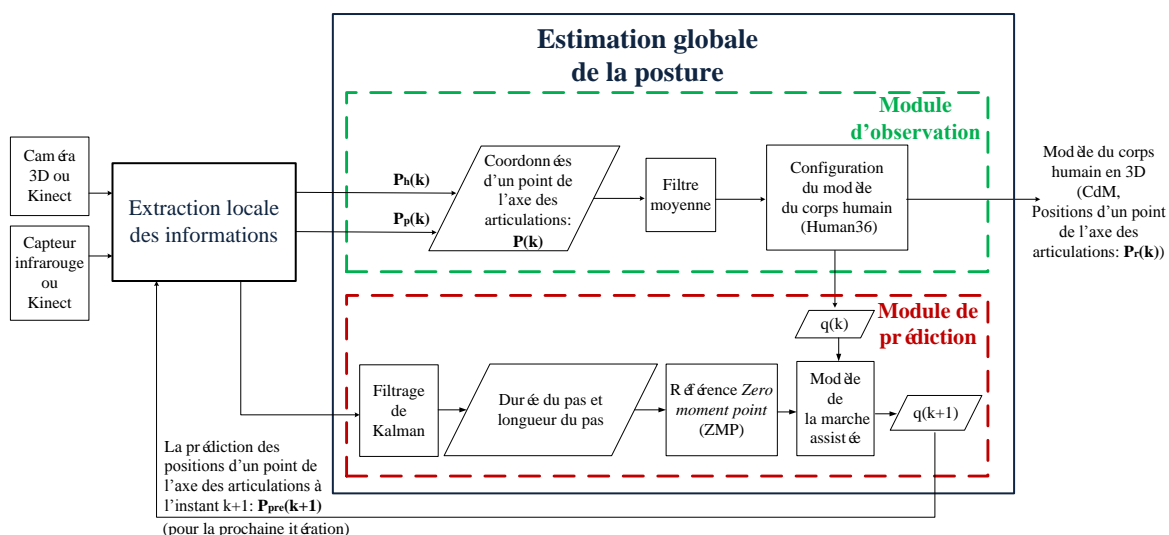


Figure 4.16 – Schéma du système (Méthode globale)

### 4.2.1 Module d'observation

Afin de reconstruire le mouvement humain, nous combinons les informations de distance générées par les capteurs infrarouges (ou le Kinect) et les résultats de la capture du haut du corps pour obtenir les positions approximatives de 12 articulations : épaules, coudes, poignets, hanches, genoux et chevilles.

Dans la section 4.1.1.2, nous avons expliqué comment les cylindres correspondant aux différents membres sont obtenus. Les bases de ces cylindres finis sont en forme de disque. Les centres sont associés aux axes des articulations. Les positions d'un point de l'axe des articulations du haut du corps ainsi obtenues sont regroupées dans le vecteur  $P_h(k)$ .

Les positions des chevilles (les positions des pieds)  $P_p(k)$  sont obtenues à partir des capteurs tel qu'exposer dans la section 4.1.2.

Ensuite, un filtre moyenne est utilisé pour réduire les bruits. Enfin, les trajectoires des articulations sont reconstruites en recalant l'ensemble de ces données sur un modèle 3D du corps humain (voir la section 4.2.1.1).

#### 4.2.1.1 Détermination de la posture du sujet

La posture de la personne est déterminée pour la valeur courante de la position estimée des centres des articulations à l'aide du modèle 3D du corps complet présenté section 2.2.

Le mannequin numérique construit sur la base de ce modèle est animée à l'aide d'une commande cinématique visant à minimiser l'erreur quadratique entre les positions courantes des articulations du mannequin numérique et celles correspondant à la capture réalisée à l'instant  $t$  (voir la Figure 4.17). La fréquence d'acquisition de système de capture est 30 Hz.

A chaque période, nous déterminons le vecteur  $V_{mesure}$  tel que :

$$V_{mesure} = \frac{P_{mes}(k) - P_{mod}(k)}{dt} \quad (4.4)$$

qui est ensuite introduit dans la fonction objective d'un programme quadratique *Linear Quadratic Program* (LQP). Le LQP est un algorithme d'optimisation mathématique dans lequel nous minimisons ou maximisons une fonction quadratique de plusieurs variables sous certaines contraintes linéaires.

Ce problème s'exprime sous la forme suivante :

$$x^* = \operatorname{argmin}_x f(x) \quad \text{sous les contraintes} : \begin{cases} Bx = b \\ Ex \leq d \end{cases} \quad (4.5)$$

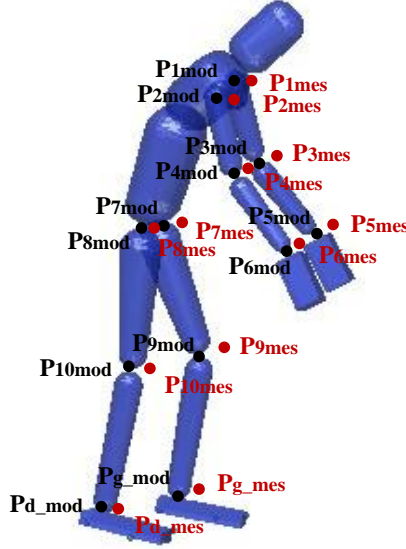


Figure 4.17 – Mannequin numérique : les points rouges sont les positions mesurés des axes des articulations  $P_{mes}$  et les points noirs sont les positions des mêmes points sur le modèle  $P_{mod}$

où  $x$  est la solution optimale,  $f$  représente la fonction objectif.  $B$  et  $b$  représentent les contraintes d'égalité, et  $E$  et  $d$  représentent les contraintes d'inégalité.

Dans ce programme quadratique les inconnues sont les vitesses articulaires  $\dot{q}^*$  de commande du mannequin.

Un certain nombre de contraintes sont introduites dans le problème pour traduire des limitations physiologiques comme les limites articulaires :  $q_{min} \leq q \leq q_{max}$ .

A chaque nouvelle capture, nous résolvons :

$$\begin{aligned}
 \dot{q}^* &= \underset{\dot{q}}{\operatorname{argmin}} ((J\dot{q} - V_{mesure})^T W (J\dot{q} - V_{mesure})) \\
 &= \underset{\dot{q}}{\operatorname{argmin}} \left( \frac{1}{2} \dot{q}^T Q \dot{q} + \dot{q}^T P + \frac{1}{2} C \right) \\
 \text{sous les contraintes} &: \begin{cases} q + \dot{q} dt \leq q_{max} \\ q + \dot{q} dt \geq q_{min} \end{cases}
 \end{aligned} \tag{4.6}$$

où la matrice  $C$  est

$$C = V_{mesure}^T W V_{mesure} \tag{4.7}$$

la matrice  $Q$  est

$$Q = J^T W J \quad (4.8)$$

et la matrice  $P$  est

$$P = -J^T W V_{mesure} \quad (4.9)$$

$J$  est la matrice Jacobienne associée aux articulations du modèle.  $W$  est une matrice diagonale de poids associée aux différentes articulations (elle permet de favoriser l'estimation de

certaines articulations),  $W = \begin{pmatrix} w_i & 0 & 0 \\ 0 & w_i & 0 \\ 0 & 0 & w_i \end{pmatrix}$ . Nous définissons  $w_{main_{droite}} = w_{main_{gauche}} =$

10 pour que les mains restent en contact avec les poignées du déambulateur. Pour les autres articulations,  $w_i = 1$ .

## 4.2.2 Module de prédiction

Chaque membre est modélisé comme un cylindre et un algorithme de Gauss-Newton est utilisé pour ajuster les données 3D du mannequin. Cet algorithme itératif est très sensible à la configuration posturale sur laquelle s'effectue le recalage.

Ainsi, nous avons introduit un module de prédiction de la posture courante du sujet afin que le recalage des nuages de points soit effectué sur une position estimée à l'instant de la mesure.

### 4.2.2.1 Prédiction de la posture

Un modèle biomécanique de la marche a été proposé par Brubaker [BFH10] en 2010 pour le suivi de personnes à partir du flux vidéo d'une caméra traité par filtrage particulaire. Il est montré que cette approche augmente la robustesse de l'algorithme de suivi de personne, en particulier dans les cas d'occlusions. Le modèle de marche de type pendule inversé limite essentiellement l'observation à la partie inférieure du corps. Certaines autres études [PG10, KKL<sup>+</sup>08, DCS10] sur les anomalies de la marche insistent sur l'importance d'analyser également les mouvements de la partie supérieure du corps. En outre, les paramètres biomécaniques intrinsèques de ce modèle sont relativement complexes à spécifier :



il pourrait être difficile d'adapter ce modèle à une démarche spécifique ou pathologique pour les personnes âgées [PG10,ZCT10].

Le module de prédiction développé comporte deux parties. Une première qui est un filtre de Kalman (détaillé à la section 4.2.2.2) utilisé pour estimer certains paramètres de la marche : la durée et la longueur du pas. Les avantages sont un calcul simple et une modélisation plus aisée. Cette estimation permet de prédire les prochaines positions des pieds et donc la trajectoire de référence du ZMP. En effet, pour maintenir la stabilité posturale, le ZMP doit rester dans le polygone de sustentation. C'est à partir de ce point caractéristique que la vitesse du CdM et la vitesse du pied qui n'est pas en contact avec le sol (la phase d'oscillation) peuvent être calculées (section 2.3.2.3). Ensuite, les positions 3D des articulations,  $q_{k+1}$ , d'un modèle 3D du corps humain peuvent être prédites par le modèle de la marche assistée à l'aide de leurs positions actuelles,  $q_k$  (données par le module d'observation qui est décrit dans la section 4.2.1).  $q_{k+1}$  est fourni à l'algorithme d'ajustement 3D des membres humains pour l'observation suivante (voir la Figure 4.16). La sortie des positions articulaires est directement fournie par le module d'observation. A noter que nous n'avons pas fusionné l'observation avec la prédiction afin de ne pas modifier l'estimation des mouvements anormaux potentiels (qui pourraient ne pas correspondre au modèle de la marche assistée).

#### 4.2.2.2 Filtrage de Kalman

Le filtre de Kalman est un filtre récursif optimal [Kal60]. Ce filtre permet d'estimer l'état d'un système à partir d'une prédiction bruitée de son évolution et des mesures bruitées de cet état. Le filtre de Kalman estime l'état d'un processus récursif de sorte que l'erreur quadratique moyenne est minimale. Il peut être utilisé pour estimer des conditions initiales inconnues (balistique), prédire des trajectoires de mobiles (trajectographie), localiser un véhicule (navigation, radar,...) et également pour implanter des lois de commande fondées sur un estimateur de l'état et un retour d'état (Commande Linéaire Quadratique Gaussienne). Pour notre système, nous avons besoin de prédire la longueur et la durée du pas. Ce n'est pas un système linéaire. Donc le filtre de Kalman ne peut pas être appliqué directement au problème posé. Un Filtre de Kalman Étendu (FKE) est utilisé pour étendre le filtrage aux systèmes non linéaires. Il estime l'état d'un processus non linéaire s'appuyant

sur l'approximation linéaire locale du modèle non linéaire.

### A) Extraction des paramètres de la marche

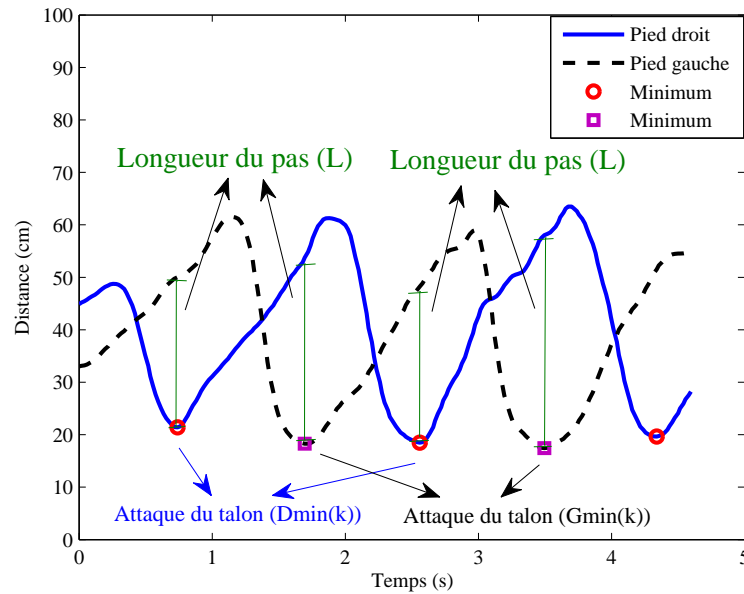


Figure 4.18 – La détection de la durée et la longueur du pas

Comme mentionné précédemment, les capteurs infrarouges ou le Kinect sont installés sur le déambulateur pour capturer les mouvements des pieds. Le signal de distance entre les pieds et le déambulateur peut être acquis à partir des capteurs. Afin d'estimer la durée et la longueur du pas, il est nécessaire de détecter les points de l'attaque du talon au cours de chaque cycle. Les points de l'attaque du talon sont indiqués dans la Figure 4.18. Ils correspondent aux valeurs minimales pour le signal issu du capteur de distance infrarouge.

La longueur de pas peut être décrite par la distance entre les deux pieds où les points de l'attaque du talon, lorsque les deux pieds sont en contact avec le sol, donc dans les phases de double appui :

$$L = \begin{cases} D_{min}(k) - G(k) & \text{si attaque du talon droit} \\ G_{min}(k) - D(k) & \text{si attaque du talon gauche} \end{cases} \quad (4.10)$$

où  $D_{min}(k)$  est la valeur minimale du pied droit ;  $G(k)$  est la valeur du pied gauche au même moment.  $G_{min}(k)$  et  $D(k)$  sont respectivement les valeurs pour les pieds gauche et droit.

Le temps entre deux points de l'attaque du talon est considéré comme une mesure de la durée du pas  $\Delta t$ . Nous avons posé un modèle récursif relativement simple reliant ces différents paramètres. La durée du pas et une variation de la longueur du pas  $\dot{L}$  sont considérées constantes. Ainsi nous fixons la relation suivante :

$$L(n) = L(n-1) + \dot{L}(n-1)\Delta t(n-1) \quad (4.11)$$

### B) Formulation du filtre de Kalman étendu (FKE)

Nous définissons l'état  $S(n)$  comme  $S(n) = [L(n); \dot{L}(n); \Delta t(n)]$ . Les équations d'état et de mesure du filtre de Kalman pour estimer la longueur du pas sont données par :

$$\begin{aligned} S(n) &= f(S(n-1), w(n-1)) \\ O(n) &= h(S(n), v(n)) \end{aligned} \quad (4.12)$$

où  $S(n)$  est le vecteur d'état du processus,  $O(n)$  est le vecteur d'observation (mesure). Le bruit de modélisation du processus  $w(n)$  et le bruit de mesure  $v(n)$  sont centrés, non corrélés et de covariances respectives  $Q$  et  $R$ .

D'après l'équation 4.11, l'équation d'état de notre système est définie :

$$S(n) = \begin{bmatrix} L(n-1) + \dot{L}(n-1)\Delta t(n-1) \\ \dot{L}(n-1) \\ \Delta t(n-1) \end{bmatrix} + w(n-1)\Delta t(n-1) \quad (4.13)$$

Le filtre de Kalman est divisé en deux étapes récursives : 1) prédiction 2) correction.

- La phase de prédiction :

Cette étape utilise le modèle d'évolution et l'état estimé à l'instant précédent pour produire une estimation *a priori* de l'état à l'instant courant  $t(n)$ .

$$\begin{aligned} \hat{S}(n|n-1) &= f(\hat{S}(n-1|n-1)) \\ A(n-1) &= \left. \frac{\partial f(S)}{\partial S} \right|_{S=\hat{S}(n|n-1)} \end{aligned} \quad (4.14)$$

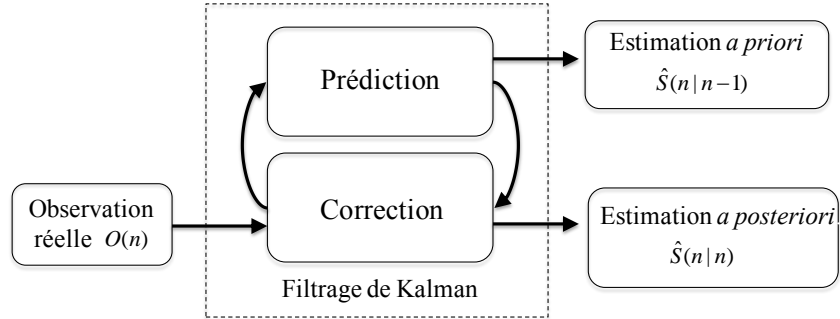


Figure 4.19 – Schéma de fonctionnement du filtre de Kalman

La covariance est également prédite par la formule :

$$P(n|n-1) = A(n-1)P(n-1|n-1)A^T(n-1) + Q \quad (4.15)$$

- La phase de correction :

Cette étape est utilisée pour corriger l'erreur entre l'observation prédite et l'observation réelle et pour obtenir une estimation *a posteriori* de l'état.

$$\begin{aligned} \hat{S}(n|n) &= \hat{S}(n|n-1) + K(n)(O(n) - H\hat{S}(n|n-1)) \\ P(n|n) &= P(n|n-1) - K(n)HP(n|n-1) \end{aligned} \quad (4.16)$$

$K(n)$  est le gain de Kalman, calculé pour minimiser l'erreur d'estimation au sens des moindres carrés et donné par la formule :

$$K(n) = P(n|n-1)H^T(HP(n|n-1)H^T + R)^{-1} \quad (4.17)$$

$H$  est la matrice d'observation :

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.18)$$

#### 4.2.2.3 Modèle de la marche assistée

Nous constituons le modèle de la marche assistée en utilisant l'algorithme LQP (*Linear Quadratic Program*) [SBB10].

L'objectif de l'algorithme est de déduire une position généralisée future du modèle en tenant compte des données obtenues sur la durée et la longueur du pas issues du filtre de Kalman. Cette configuration future se fonde sur une configuration de référence constante  $q_{ref}$  (lorsque le robot est au repos), à laquelle nous ajoutons les contraintes suivantes :

- Le mouvement relatif entre les mains de l'humain et les poignées du déambulateur étant nul, les matrices jacobiennes des mains gauche et droite étant notées respectivement par  $J_{main\_gauche}$  et  $J_{main\_droite}$ , la vitesse généralisée par  $\dot{q}$  et la vitesse du robot par  $V_{robot}$ , nous avons  $J_{main\_gauche}\dot{q} = J_{main\_droite}\dot{q} = V_{robot}$ .
- Si le pied est en contact avec le sol (la phase d'appui), sa matrice jacobienne étant notée par  $J_{pied\_appuis}$ , nous avons donc  $J_{pied\_appuis}\dot{q} = 0$ . Si le pied est en la phase d'oscillation, sa vitesse impose  $J_{pied\_oscillante}\dot{q} = V_{pied\_oscillante}$  ( $J_{pied\_oscillante}$  est la matrice jacobienne du pied en mouvement).
- L'utilisateur devant garder l'équilibre pour éviter la chute, à partir des données du filtre de Kalman et de la trajectoire de référence du ZMP, nous déduisons une trajectoire du CdM qui contraint le mouvement (la section 2.3.2.3). Cette équation est  $J_{CdM}\dot{q} = V_{CdM}$ , où  $J_{CdM}$  et  $V_{CdM}$  sont respectivement la matrice jacobienne et la vitesse désirée du CdM.

Par conséquent, l'objectif est de minimiser la « distance » entre la référence et la prochaine position généralisée, sous les contraintes données ci-dessus.

La solution est déterminée en résolvant le problème suivant :

$$\dot{q}^* = \underset{\dot{q}}{\operatorname{argmin}} ((q_{ref} - (q + \dot{q}dt))^T (q_{ref} - (q + \dot{q}dt)))$$

$$\text{sous les contraintes : } \begin{cases} J_{main\_droite}\dot{q} & = V_{robot} \\ J_{main\_gauche}\dot{q} & = V_{robot} \\ J_{pied\_appuis}\dot{q} & = 0 \\ J_{pied\_oscillante}\dot{q} & = V_{pied\_oscillante} \\ J_{COM}\dot{q} & = V_{COM} \end{cases} \quad (4.19)$$

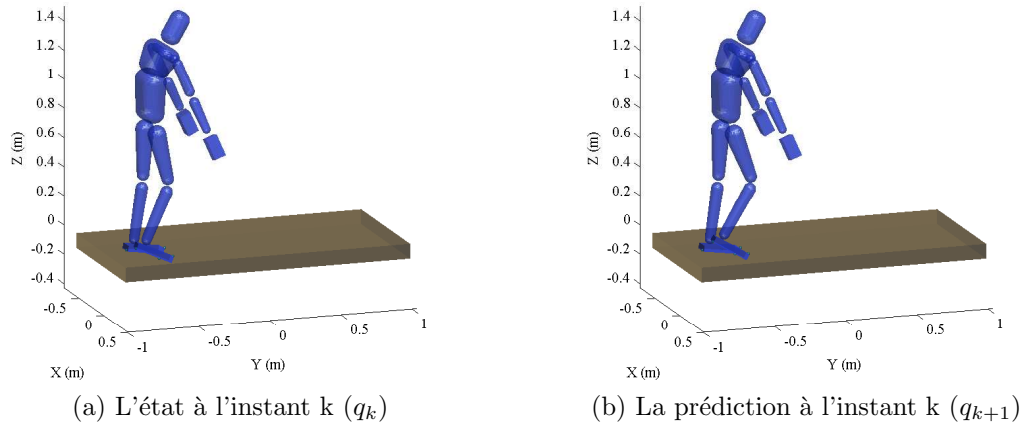


Figure 4.20 – Le modèle 3D du corps humain de mouvement de la marche

## 4.3 Résultats

Dans cette partie, nous expliquerons le protocole expérimental mis en place, et nous en étudierons les résultats. D'abord, nous comparerons les mêmes points avec le système de capture du mouvement Codamotion et le dispositif embarqué constitué d'une caméra 3D et d'un capteur infrarouge avec et sans le module prédiction. Ensuite, nous montrerons les résultats obtenus avec le dispositif composé de deux capteurs Kinect.

### 4.3.1 Protocole expérimental

L'objectif de cette expérience est d'enregistrer les mouvements humains lors d'une marche avec le déambulateur. Les sujets sont invités à marcher tout droit sur un sol plat en utilisant les deux dispositifs embarqués. Cette marche se fait à un rythme jugé confortable par les utilisateurs.

Pendant l'expérience (voir la Figure 4.21), chaque sujet est équipé de 16 marqueurs (système Codamotion [Mit]). Le modèle **Human36** complet est utilisé pour l'analyse du mouvement de la marche. Les données collectées sont comparées avec celles obtenues entre le système Codamotion et les deux dispositifs embarqués.

Plusieurs mesures ont été réalisées ; nous présentons ici celles obtenues pour un homme de 29 ans (1,75 m, 80 kg). La Figure 4.21 montre l'expérience qui a été réalisée avec le Codamotion et le dispositif embarqué avec deux Kinects.

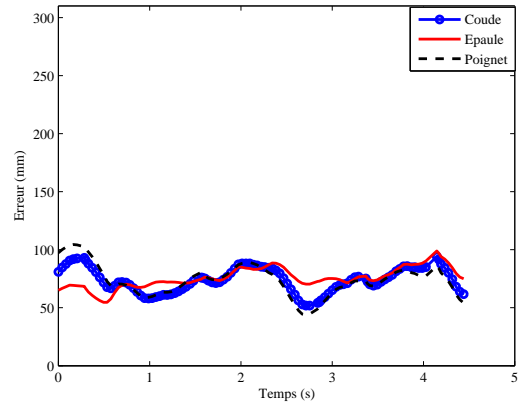
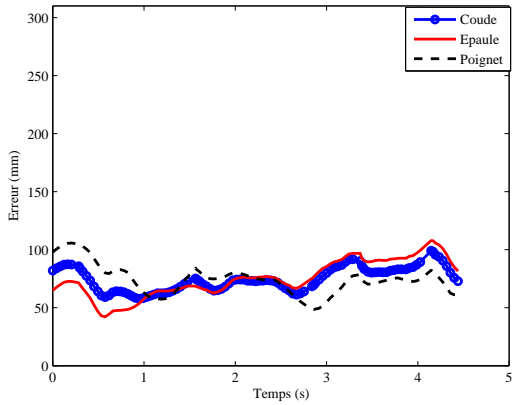


Figure 4.21 – Configuration expérimentale

## 4.3.2 Résultats expérimentaux

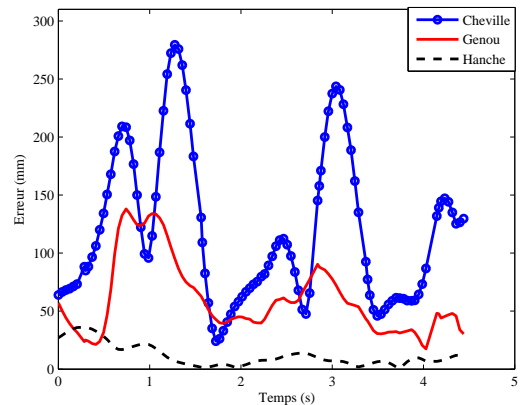
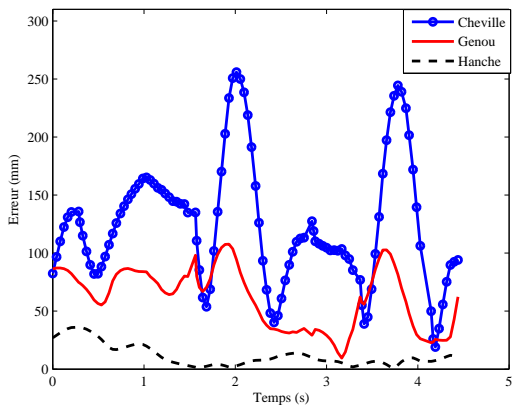
### 4.3.2.1 Comparaison quantitative avec / sans le module de prédiction

Comme mentionné précédemment, le logiciel Arboris est utilisé pour analyser le mouvement de la marche. Nous extrayons les distances entre les positions de différentes articulations obtenues via les deux systèmes (le Codamotion et notre dispositif embarqué avec la caméra 3D SR4000 et le capteur infrarouge).



(a) La partie supérieure du corps (le côté droit)

(b) La partie supérieure du corps (le côté gauche)



(c) La partie inférieure du corps (le côté droit)

(d) La partie inférieure du corps (le côté gauche)

Figure 4.22 – Comparaison des erreurs sans le module de prédiction

Ces articulations sont : cheville, genou, hanche, coude, épaule et poignet. L'évolution de ces erreurs relatives au cours du temps sont illustrées dans la Figure 4.22. Nous pouvons y observer que :

- les résultats du côté droit et celles du côté gauche sont similaires : les valeurs d'erreurs relatives relevées sur les articulations de la partie supérieure du corps sont inférieures à celles de la partie inférieure du corps.



- les erreurs observées pour la partie supérieure du corps (coude, épaule et poignet) oscillent légèrement autour de 50 mm. Celles-ci sont tout à fait semblables à d'autres résultats rapportés dans la littérature [BSKM08, BS09, BS10]. Les erreurs se situent entre 34 mm et 85 mm (la plupart étant compris dans l'intervalle 40-50 mm) pour d'autres systèmes (sans marqueurs, utilisant des données 3D obtenues via des réseaux et non embarqué) d'acquisition de mouvement.
- les valeurs concernant la partie inférieure du corps sont plus élevées. Nous pouvons notamment noter qu'elles oscillent fortement en fonction du mouvement des jambes. Cela indique que la reconstruction de la posture est en retard par rapport au mouvement réel ; par exemple, dans la Figure 4.23a, montrant l'évolution de la position du genou selon l'axe Y, nous pouvons en effet observer que cette articulation est estimée par notre système à une position en retard par rapport à celle estimée via le Codamotion. Ce type de phénomènes est souvent observable dans les algorithmes se fondant sur un système itératif. Par ailleurs, le mouvement lui-même peut altérer les données acquises par les capteurs.

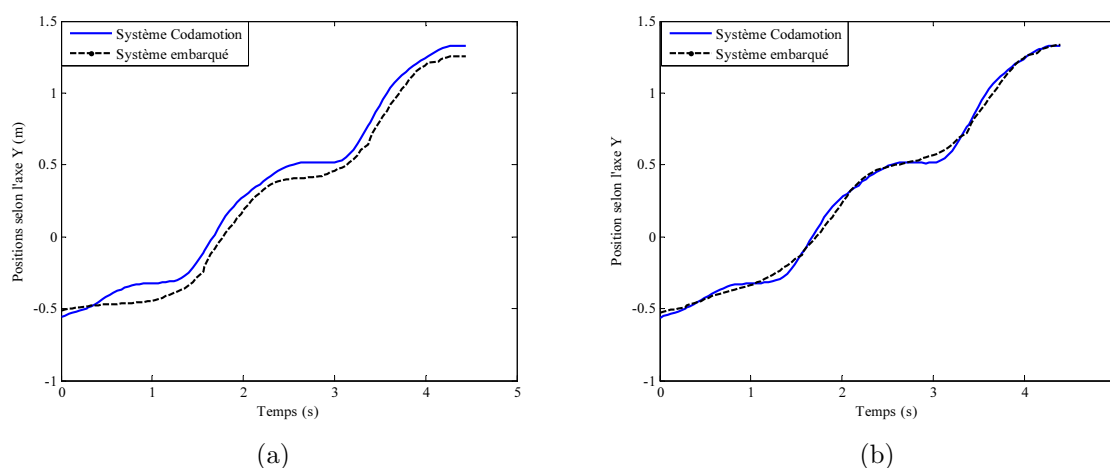
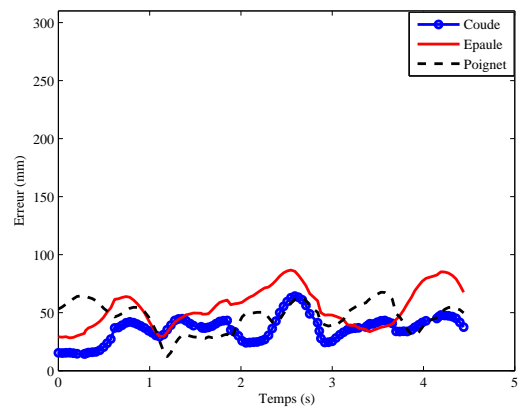
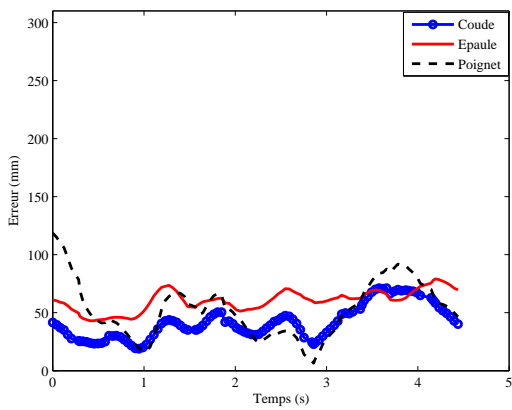


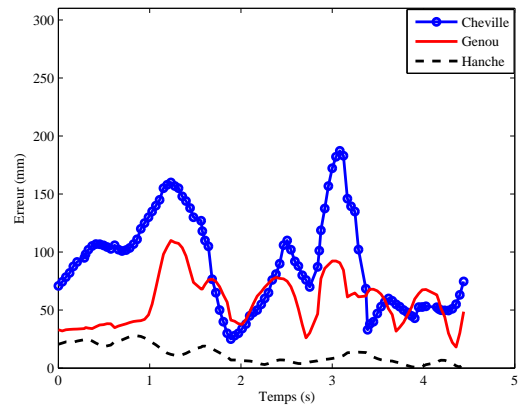
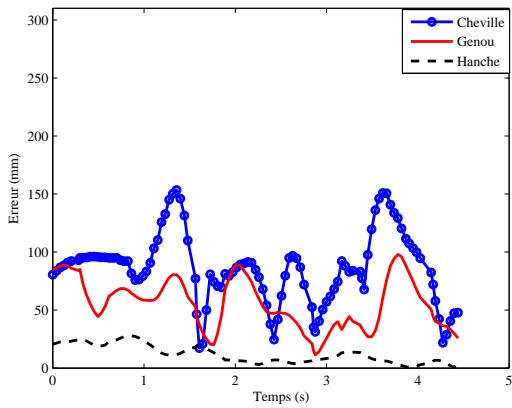
Figure 4.23 – Les positions selon l'axe Y avec deux systèmes (a) le genou droit sans le module de prédiction ; (b) le genou droit avec le module de prédiction

Nous avons réalisé le même calcul d'erreurs pour le système avec le module de prédiction (voir Figure 4.24). Le tableau 4.1 reprend ces résultats (sans et avec le module de prédiction) sous la forme de leurs valeurs moyennes et de leurs écarts-types des erreurs. L'ajout du module de prédiction dans le système de d'analyse, permet de réduire sensiblement les valeurs des erreurs.



(a) La partie supérieure du corps (le côté droit)

(b) La partie supérieure du corps (le côté gauche)



(c) La partie inférieure du corps (le côté droit)

(d) La partie inférieure du corps (le côté gauche)

Figure 4.24 – Comparaison des erreurs avec le module de prédiction

Articulations		Erreur moyenne			Écart-type	
		Sans le module de prédiction (mm)	Avec le module de prédiction (mm)	$\Delta$	Sans le module de prédiction (mm)	Avec le module de prédiction (mm)
Cheville	Droit	124	83	-33%	56	30
	Gauche	119	89	-25%	45	40
Genou	Droit	61	55	-9%	26	26
	Gauche	60	58	-3%	30	22
Hanche	Droit	11	11	0%	9	7
	Gauche	11	11	0%	9	7
Coude	Droit	76	42	-45%	10	10
	Gauche	72	35	-51%	10	10
Épaule	Droit	78	60	-23%	15	9
	Gauche	76	54	-29%	15	15
Poignet	Droit	74	53	-28%	13	20
	Gauche	74	46	-37%	13	12

TABLE 4.1 – Les valeurs moyennes et les écarts-types des erreurs sans/avec le module de prédiction

Des résultats quantitatifs obtenus, nous pouvons en déduire plusieurs observations :

- en moyenne, la partie supérieure du corps est nettement plus finement reconstruite. Nous y avons donc sensiblement réduit l'erreur due au retard.
- une réduction importante de l'erreur absolue moyenne pour les chevilles est à noter : elle passe de 124 mm à 83 mm (-41 mm) pour le côté droit et de 119 mm à 89 mm (-30 mm) pour le côté gauche. Mais cette amélioration se répercute en moyenne, assez peu sur l'estimation au niveau des genoux. Remarquons tout de même que le retard est également compensé, comme nous le montre la Figure 4.23b pour le genou droit.
- cependant notons que les écarts-types au niveau de la partie basse du corps sont nettement réduits : les erreurs sont donc moins liées au mouvement de la marche.

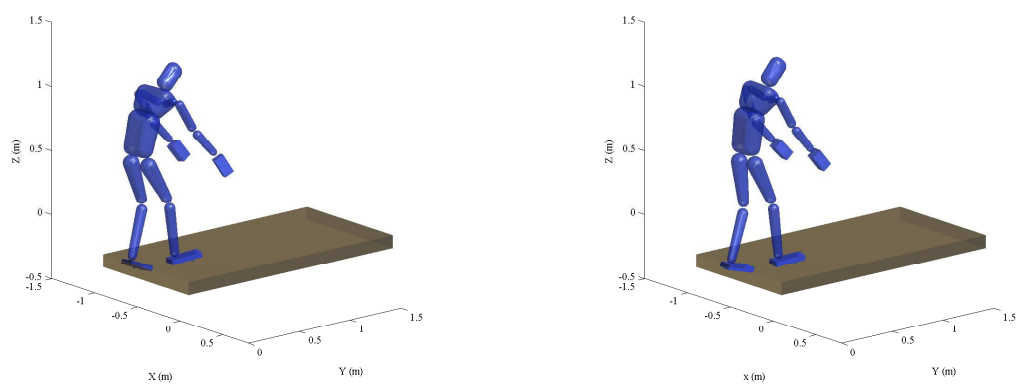
Globalement, les erreurs pour la partie inférieure du corps restent encore élevées. Comme nous avons mentionné, cela peut être partiellement expliqué par la précision insuffisante des capteurs infrarouges.

De plus, les positions des genoux sont obtenues en exploitant essentiellement des données du modèle anthropomorphique. Il consiste en un modèle moyen calculé sur un ensemble de personnes. L'erreur entre ce modèle et la morphologie réelle du sujet peut ainsi fortement biaiser notre estimation au niveau de la partie inférieure du corps.

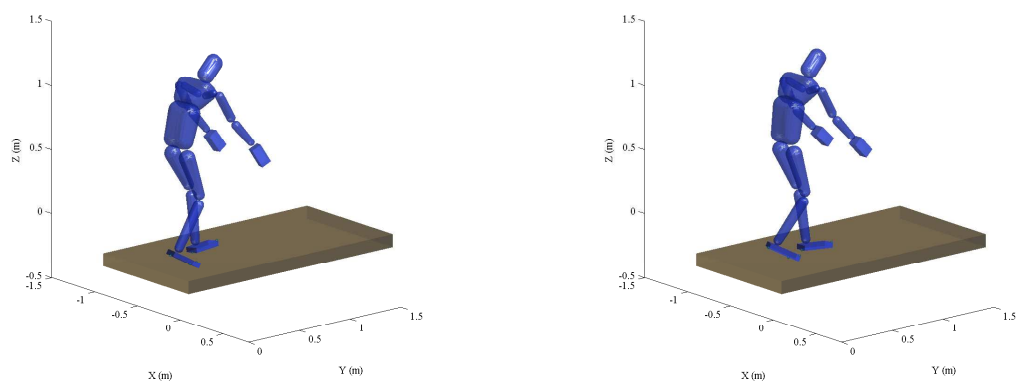
#### 4.3.2.2 Le système embarqué avec deux Kinects

Le système embarqué avec une caméra 3D SR4000 et les capteurs infrarouges est limité. Le capteur infrarouge ne permet que de capturer proprement les mouvements des pieds que si ceux-ci se présentent en face des capteurs. Autrement dit les résultats des capteurs infrarouges sont insuffisamment précis. La deuxième plateforme de capture du mouvement avec deux Kinects a été proposée (voir la section 3.2).

Dans la section précédente 4.3.2.1, les comparaisons des résultats montre que le système avec le module de prédiction a une meilleure précision. Ici, nous utilisons donc le système avec le module de prédiction pour ce dispositif embarqué. Les séquences d'images sur les Figures 4.25 et 4.26 illustrent les résultats obtenus en utilisant le Codamotion et le dispositif embarqué avec deux Kinects.

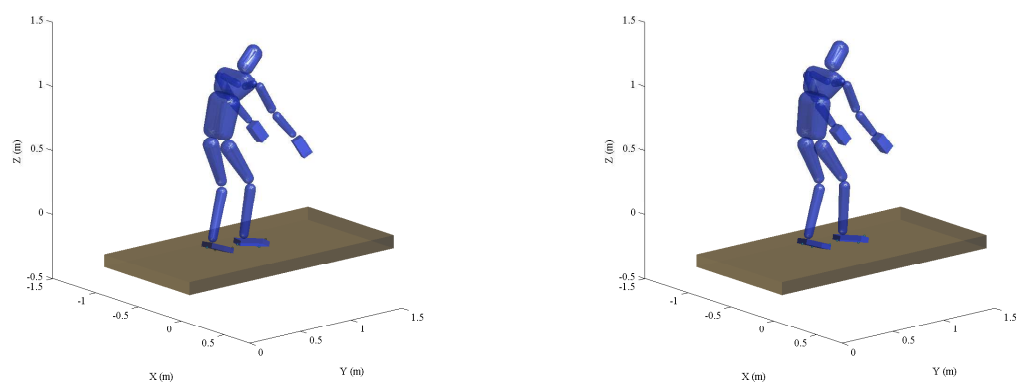


(a) 1 s

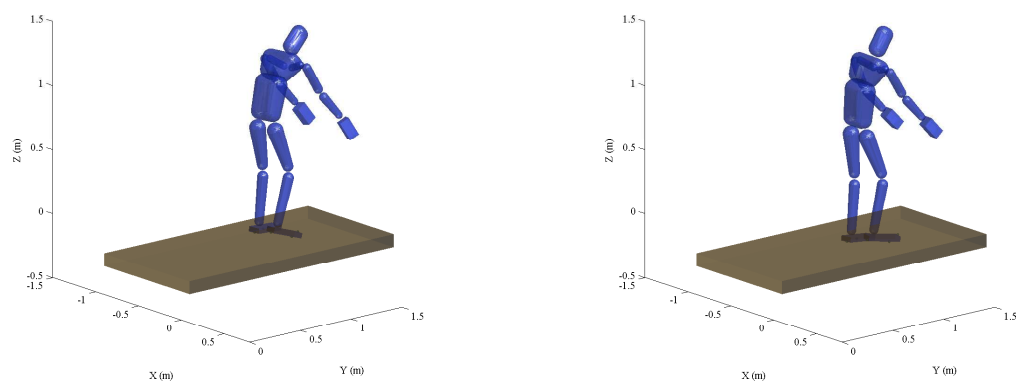


(b) 2 s

Figure 4.25 – Illustration des résultats obtenus par le système embarqué (à gauche) et le système Codamotion (à droite) à 1s et 2s

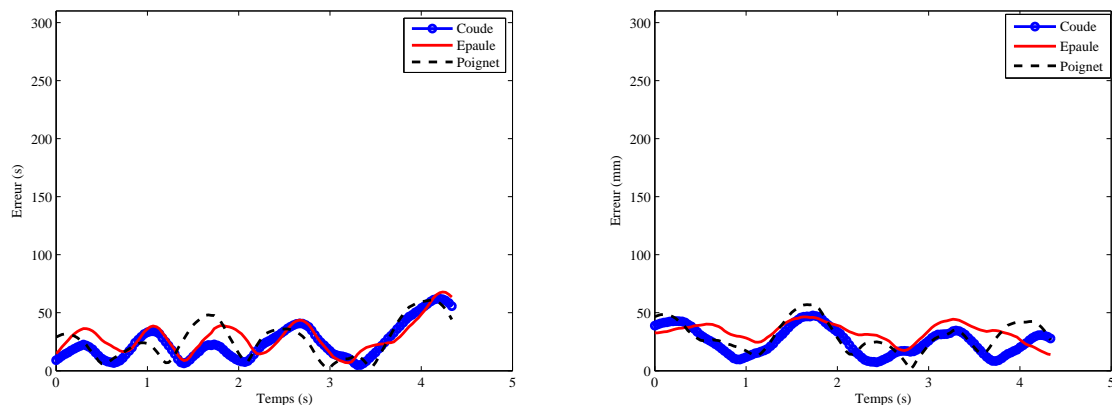


(a) 3 s

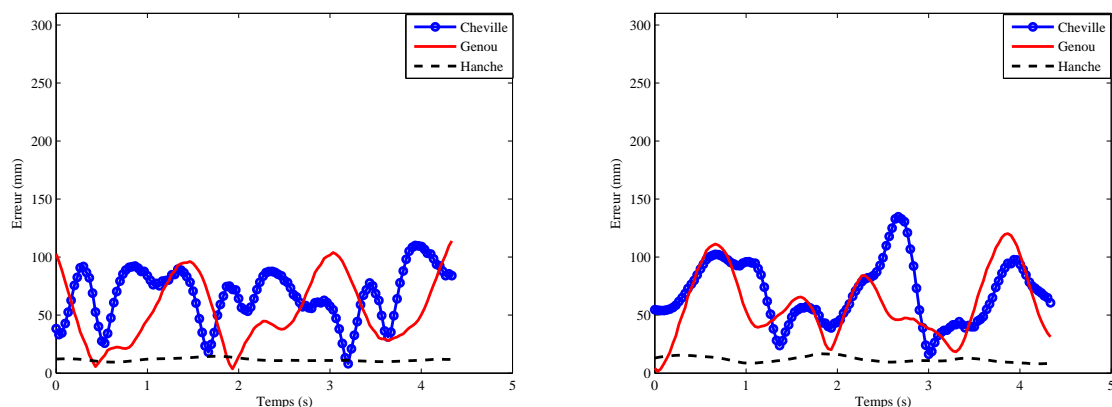


(b) 4 s

Figure 4.26 – Illustration des résultats obtenus par le système embarqué (à gauche) et le système Codamotion (à droite) à 3s et 4s



(a) La partie supérieure du corps (le côté droit) (b) La partie supérieure du corps (le côté gauche)



(c) La partie inférieure du corps (le côté droit) (d) La partie inférieure du corps (le côté gauche)

Figure 4.27 – Les erreurs entre le système Codamotion et le système embarqué avec deux Kinects

Sur la Figure 4.27 les valeurs moyennes et les écarts-types des erreurs sont également calculés et indiqués dans le tableau 4.2. On note que les valeurs d'erreur moyennes pour la partie supérieure sont autour de 30 mm et que ces valeurs pour la partie inférieure sont autour de 60 mm. Comme établi dans [PG10], une localisation approximative de ces articulations du corps (avec un même ordre de grandeur du bruit) permet d'atteindre une bonne précision de classification ( $> 80\%$ ) pour un système de reconnaissance des anomalies de la marche. Ainsi, la précision du système présenté devrait être a priori adéquate pour l'application.

Articulations		Erreur moyenne (mm)	Écart-type (mm)
Cheville	Droit	67	22
	Gauche	69	26
Genou	Droit	54	28
	Gauche	59	29
Hanche	Droit	11	1
	Gauche	11	1
Coude	Droit	24	15
	Gauche	26	9
Épaule	Droit	28	13
	Gauche	33	8
Poignet	Droit	27	16
	Gauche	29	13

TABLE 4.2 – Les valeurs moyennes et les écarts-types des erreurs du système embarqués avec deux Kinects

Par comparaison avec le premier système (dispositif embarqué avec caméra 3D et capteurs infrarouges), les conditions expérimentales sont assez semblables : la même personne, à peu près le même rythme de marche (88 pas/minute pour la premier système et 86 pas /minute pour le deuxième système) et longueur du pas (26 cm pour le premier système et 27 cm pour le deuxième système). Pour autant, même si elle semblerait favorable au système avec les deux capteurs Kinect, nous n’avancerons aucune comparaison quantita-



tive des erreurs ; en effet, les acquisitions n'ayant pas eu lieu simultanément (du fait d'une incompatibilité de fonctionnement de leurs capteurs infrarouges respectifs), les résultats ne sont pas formellement comparables. Cependant, nous pouvons faire remarquer à nouveau que le second système est plus compact. Le coût du Kinect est plus bas que celui de la caméra 3D. De plus, il y a moins de contrainte sur la position des pieds durant la marche, lorsque le Kinect capture les informations de leurs mouvements.

## 4.4 Conclusion

Ce chapitre présente une méthodologie de capture de la posture et du mouvement humain par un système embarqué sur un déambulateur.

La méthode d'extraction (au niveau de chaque membre) des informations est tout d'abord introduite. La caméra 3D SR4000 et le capteur de Kinect sont utilisés pour la capture du haut du corps ; la position des pieds est capturée via les capteurs infrarouges ou le capteur Kinect. Les positions 3D des articulations sont obtenues par cette étape. Nous expliquons la méthode d'estimation globale de la posture avec deux modules : le module d'observation et le module de prédiction. Dans le module observation, le modèle 3D du corps humain **Human36** est utilisé pour combiner les informations du haut du corps et des pieds (à partir de la première étape) et les mettre en cohérence. Nous intégrons le module prédiction avec un modèle de la marche assistée. Dans ce module, nous utilisons un filtre de Kalman pour estimer certains paramètres de la marche. Cette estimation permet de prédire la trajectoire de référence du ZMP pour déduire la vitesse du CdM et la phase d'oscillation. Avec l'aide d'un LQP, le modèle de la marche assistée est alors constitué. La position future est prédite et utilisée pour l'estimation de la prochaine posture.

Afin de vérifier la validité du système, nous avons également enregistré les positions des articulations à l'aide d'un système de capture du mouvement Codamotion [Mit] et utilisé le logiciel Arboris pour reconstruire les trajectoires des articulations correspondant au mouvement durant la marche. Les résultats obtenus à partir du système embarqué (avec une caméra 3D et deux capteurs infrarouges) avec et sans le module prédiction sont comparés. Les valeurs d'erreurs avec le module de prédiction (l'erreur moyenne : 49 mm) sont inférieures à celles des erreurs sans module prédiction (l'erreur moyenne : 69 mm). Le

module prédiction utilisant le modèle de la marche assistée améliore la précision.

Toutefois, les résultats des capteurs infrarouges sont insuffisamment précis. En plus, les utilisateurs doivent marcher vers les deux capteurs infrarouges dans notre expérience de premier système embarqué. Cela est une contrainte forte pour l'utilisabilité du système. Le deuxième dispositif embarqué avec deux Kinects est donc proposé. Ce système remplit mieux le cahier des charges opérationnel (encombrement, prix, usage moins contraint,...) que le premier système. Ce dispositif embarqué avec deux Kinects sera installé sur notre déambulateur pour détecter des anomalies que nous expliquerons dans le chapitre suivant.



# Chapitre 5

## Détection des anomalies pour le diagnostic

### Sommaire

---

<b>5.1</b>	<b>Diagnostic et Gestion de la Santé . . . . .</b>	<b>100</b>
<b>5.2</b>	<b>Quelles sont les anomalies ? . . . . .</b>	<b>101</b>
<b>5.3</b>	<b>Détection de rupture dans les signaux . . . . .</b>	<b>102</b>
<b>5.4</b>	<b>Méthode pour la détection d’anomalies . . . . .</b>	<b>104</b>
5.4.1	Rapport de vraisemblance généralisé . . . . .	105
5.4.2	SVM à une classe . . . . .	107
5.4.3	Algorithme de détection d’anomalies . . . . .	110
<b>5.5</b>	<b>Résultats . . . . .</b>	<b>112</b>
5.5.1	Protocole expérimental . . . . .	112
5.5.2	Métriques d’évaluation . . . . .	113
5.5.3	Résultats expérimentaux . . . . .	116
<b>5.6</b>	<b>Conclusion . . . . .</b>	<b>120</b>

---

Dans le chapitre précédent, nous avons décrit le système de capture du mouvement humain développé. Dans ce chapitre, nous expliquerons comment détecter automatiquement les anomalies dans le mouvement durant la marche. Tout d’abord les données caractéristiques seront construites sur la base d’un codage des données (les positions d’un point de l’axe des articulations) utilisant une métrique de distance fondé sur le rapport de vraisemblance généralisé (*Generalized Likelihood Ratio* (GLR)). Ensuite, un algorithme d’apprentissage automatique basé sur un séparateur à vaste marge (SVM) à une classe sera utilisé pour la détection d’anomalies.

## 5.1 Diagnostic et Gestion de la Santé

Nous avons proposé un système de capture de la posture embarqué sur un déambulateur. Ce système peut être à terme utilisé comme un système d'aide au Diagnostic et Gestion de la Santé (*Diagnostic and Health Management* (DHM)). Le Diagnostic et la Gestion de la Santé est une discipline des sciences de l'ingénieur focalisée sur la détection, la prédiction et la gestion de l'état de santé de systèmes complexes; l'homme pouvant être considéré comme un système complexe, bien entendu très particulier [GD11]. Nous prendrons aussi quelques libertés dans la formulation du problème qui est généralement réservée à des systèmes complexes artificiels.

Quatre étapes suivantes constituent une architecture DHM :

- Acquisition de données : L'objectif de cette étape est l'acquisition de données ainsi que potentiellement des données sensibles à l'évolution de l'état de santé ou de sa dégradation du patient suivi.
- Traitement des données : Cette étape consiste à extraire des indicateurs de qualité de l'état de santé ou de dégradation, précurseurs de l'apparition de défaillances (ou pathologies) à partir des données acquises.
- Diagnostic : L'étape de diagnostic consiste à fusionner intelligemment les indicateurs, de sorte à obtenir une estimation de l'état global de santé. Un processus de diagnostic peut être alors mis en place afin de détecter et d'identifier les symptômes.
- Aide à la décision : cette étape permet d'assister le personnel médical (et notamment les médecins) dans le choix de la thérapie la plus appropriée.

Les travaux présentés dans les chapitres précédents répondent aux 2 premières étapes, si on considère que les principaux indicateurs sont les données relatives aux positions des articulations (ou qui peuvent en être déduites). Dans ce chapitre, nous vérifions si la précision obtenue peut éventuellement permettre la mise en œuvre d'outils de détection d'anomalies pouvant être symptomatiques. Les informations collectées pourraient être alors fournies à une équipe médicale pour l'analyse des anomalies rencontrées afin d'obtenir un diagnostic.

## 5.2 Quelles sont les anomalies ?

Les anomalies sont les données qui ne correspondent pas à un modèle du comportement normal [CBK09]. La figure 5.1 donne un exemple d'anomalie (dans un espace composé de descripteurs de la marche).  $N$  est la région normale, modélisant une marche saine et sa variabilité. Le point  $a$ , suffisamment éloigné de la région normale, peut être considéré comme une anomalie.

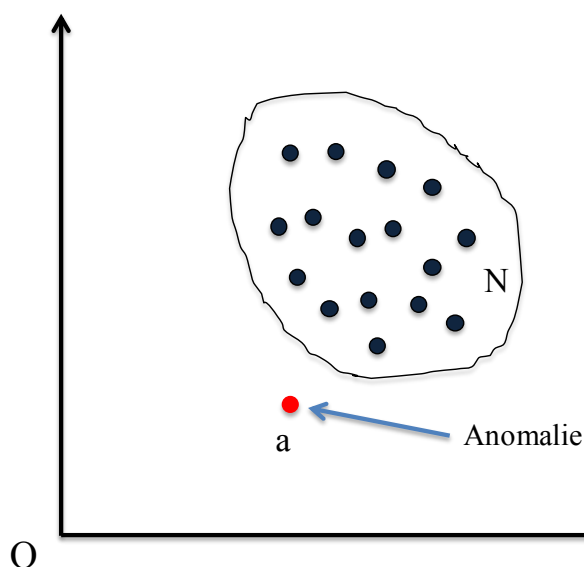


Figure 5.1 – Un exemple simple d'anomalie dans un ensemble 2-dimensionnel des données

Comme nous l'avons mentionné précédemment, les personnes âgées (potentiellement atteintes de maladie neurodégénérative, comme la maladie de Parkinson) ont des troubles marqués de l'équilibre postural, responsables d'une limitation de leur autonomie de marche et de chutes. Les cas de déséquilibre, malaise, chute peuvent être définis comme les situations d'anomalies par rapport au cas de la marche normale.

Cependant ces anomalies sont très difficiles à caractériser ; elles sont dépendantes de nombreuses variables (différentes postures, vitesse, directions, pathologies,...). Il n'y a d'ailleurs pas de définition précise dans la littérature, ou communément acceptée dans la communauté médicale. De plus, du fait de la dangerosité des situations de déséquilibre

et de chute, il est impossible de faire une base de données, un tant soit peu réaliste, en laboratoire.

En conséquence, l'hypothèse faite dans ce travail est qu'un comportement anormal de l'utilisateur du déambulateur va se traduire par une rupture soudaine de la marche. Cette rupture est établie sur les signaux extraits du dispositif embarqué de capture.

### 5.3 Détection de rupture dans les signaux

Dans les signaux, la rupture pourrait être regardée comme le cas d'anomalie. Le problème de la détection du changement du rythme durant la marche pourrait être traité comme un problème de détection de rupture dans les signaux.

La détection de rupture est un problème important qui est l'objet de recherches dans différents domaines. De nombreuses techniques de détection de rupture sont spécifiquement développés pour certains domaines d'application [CBK09].

Les techniques qui utilisent des métriques de distance, comme le rapport de vraisemblance généralisé (*Generalized Likelihood Ratio* (GLR)) [WJ76] ou distance *Kullback-Leibler* (KL) [KL51a], sont très efficaces pour la détection de rupture dans différentes applications. Ces distances permettent de mesurer la stationnarité de certaines caractéristiques des signaux utilisés dans ces applications. Gish *et al.* [GSR91] et Adami *et al.* [AKH02] détectent la rupture en utilisant les GLR pour la segmentation en locuteurs dans les dialogues (par le codage MFCC (*Mel Frequency Cepstral Coefficient*) et LSP (*Line Spectral Pair*)).

Les algorithmes d'apprentissage automatique (*Machine learning*) sont aussi utilisés pour la détection de rupture dans les signaux. Zhang *et al.* [ZWXL06] font porter un accéléromètre triaxial par le sujet pour capturer les données sur les mouvements du corps humain et proposent une méthode de détection de chute qui utilise SVM à une classe. Le modèle SVM à une classe est entraîné par les données acquises à partir des chutes de jeunes personnes et d'un mannequin, et les données anormales (*outlier*) à partir des activités quotidiennes des jeunes personnes et personnes âgées.

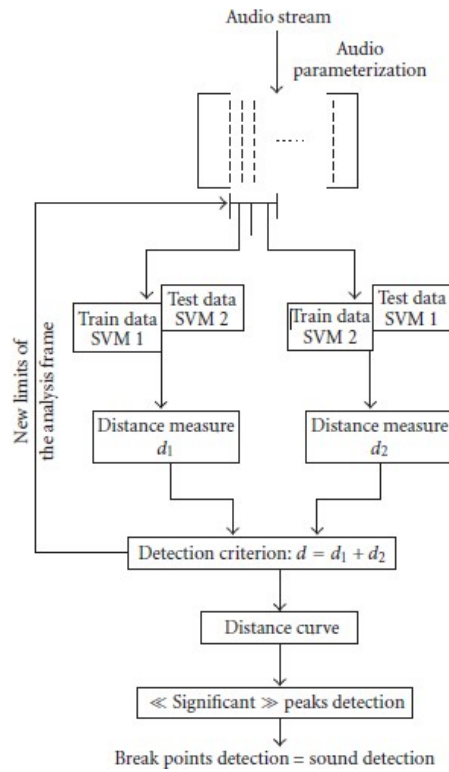


Figure 5.2 – Schéma de principe de la détection des points de rupture [RKLE08]

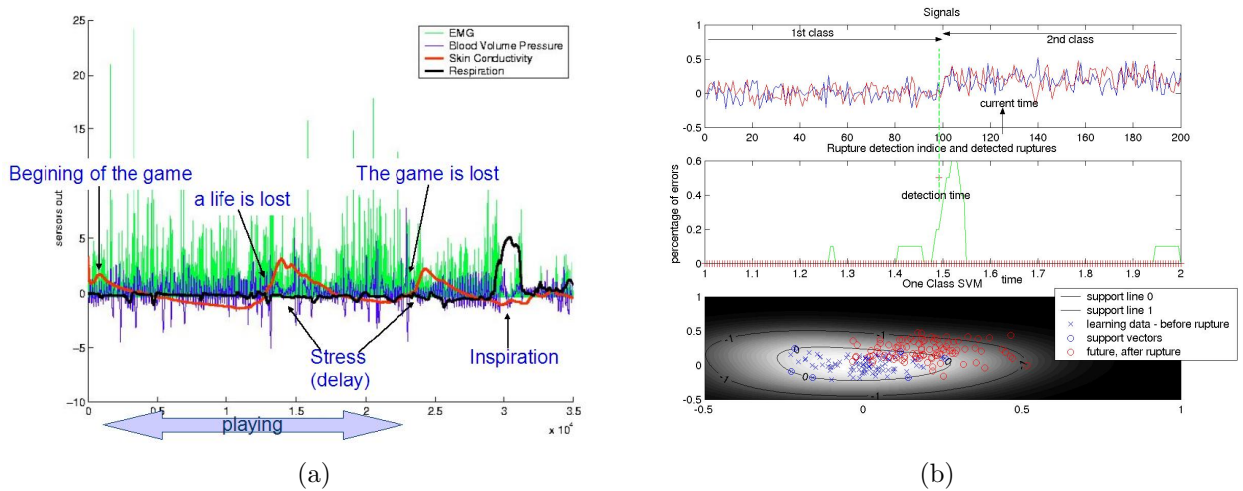


Figure 5.3 – La détection de rupture par SVM à une classe [LLC05]



Rabaoui *et al.* [RKLE08] proposent une méthode non supervisée pour la détection des points de ruptures (la détection sonore) dans un flux audio continu. Ils utilisent des SVM à une classe pour traiter les signaux et calculer des distances de type GLR entre les sorties des SVM sur deux fenêtres en décalage (voir la Figure 5.2). La courbe de variation de la mesure de distance dans le temps est obtenue. L'analyse de cette courbe montre qu'un point de changement du son est caractérisé par la présence d'un pic « significatif ». Un pic est considéré comme « significatif » quand il présente une valeur élevée. Ainsi, les points de ruptures peuvent être détectés facilement en cherchant les maxima locaux de la courbe de la distance qui présente une valeur supérieure à un seuil.

La méthode proposée par Loosli *et al.* [LLC05] est similaire à celle de Rabaoui *et al.*. En utilisant les SVM à une classe, une bonne estimation du GLR est obtenue. Cette méthode permet de détecter le rupture (changement) dans les signaux physiologiques (l'électromyogramme (EMG), la pression du sang, la conductivité de la peau et la respiration) (voir la Figure 5.3).

Dans nos travaux, les informations sur le mouvement du corps humain durant la marche sont extraites pour détecter les anomalies. Elles correspondent à des signaux multidimensionnelles. La méthode qui utilise le GLR et les SVM à une classe est donc choisie.

## 5.4 Méthode pour la détection d'anomalies

Utiliser un algorithme d'apprentissage de type SVM à une classe semble être une approche efficace pour détecter des anomalies dans les signaux. Les ruptures dans la marche seront alors des points éloignés du modèle.

Cependant, les signaux extraits de la posture sont d'une grande variabilité ; en fonction de la morphologie de la personne, de sa vitesse de marche, ... Nous avons donc codé ces signaux de sorte à les caractériser selon que mouvement de chaque articulation est régulier ou non. Pour cela, nous allons utiliser une métrique de distance.

Nous segmentons chaque signal en deux fenêtres adjacentes (voir la Figure 5.4). Ces deux fenêtres contiennent les vecteurs des signaux  $X_i = \{x_1, \dots, x_{N_i}\}$  et  $X_j = \{x_{N_i+1}, \dots, x_{N_i+N_j}\}$  de tailles respectives  $N_i$  et  $N_j$ . Les couples  $(\mu_i, \sigma_i)$  et  $(\mu_j, \sigma_j)$  représentent les moyennes et les variances de chaque vecteur. Chacune de fenêtres est modélisée par une Gaussienne

$\mathcal{N}_i(\mu_i, \sigma_i)$  et  $\mathcal{N}_j(\mu_j, \sigma_j)$ . Puis nous calculons une mesure de distance entre les deux fenêtres.

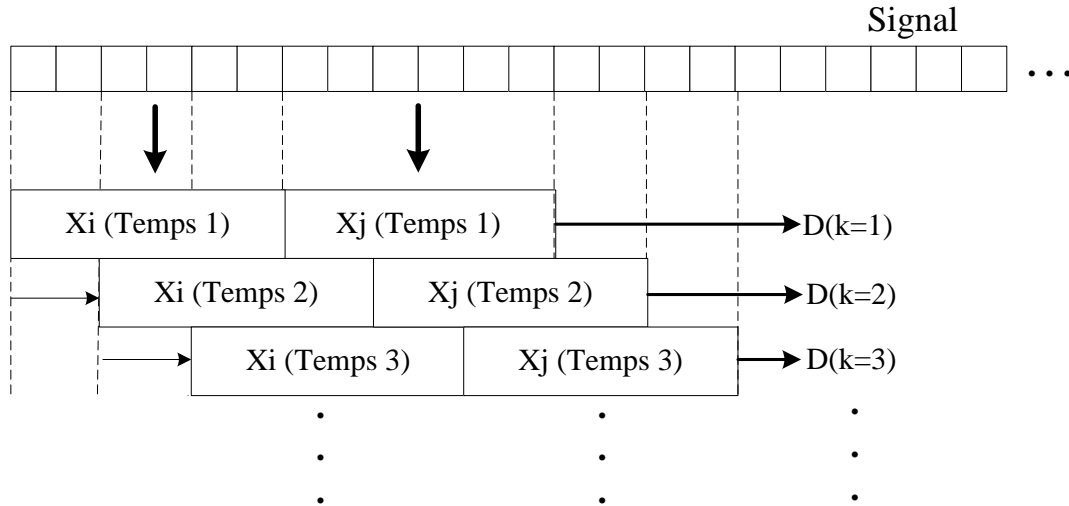


Figure 5.4 – Calcul de distance

Plusieurs mesures de distance peuvent être employées : le rapport de vraisemblance généralisé (GLR) [GSR91], la distance de KL [KL51b] et la distance de Gish [GS94]. Nous choisissons le GLR qui est la plus souvent utilisée pour la détection de rupture. Nous décrivons cette distance dans la section 5.4.1.

En faisant glisser ces fenêtres, nous obtenons des signaux pour chaque articulation qui varient peu lorsque son mouvement reste régulier. L'ensemble de ces signaux sont alors appris via un SVM à une classe présentée dans la section 5.4.2. La section 5.4.3 sera l'occasion de revenir sur l'algorithme développé.

### 5.4.1 Rapport de vraisemblance généralisé

Le rapport de vraisemblance généralisé (*Generalized Likelihood Ratio* (GLR)) est proposé pour la détection des changements par Willsky *et al.* [WJ76]. Il permet de mesurer la distance de vraisemblance déterminée à partir des deux hypothèses  $H_0$  et  $H_1$ .

- $H0$  : Cette hypothèse suppose que les données dans les deux fenêtres ont été produites par la même source stochastique. Elle est modélisée par une loi Gaussienne.

$$X = X_i \cup X_j \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma) \quad (5.1)$$

Dans notre cas, la vitesse de la marche est constante.

- $H1$  : Cette hypothèse suppose que les données sont produites par différentes sources. Par conséquent, elles sont modélisés par deux Gaussiennes :

$$X_i \sim \mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i) \text{ et } X_j \sim \mathcal{N}(\mu_j, \sigma_j) \quad (5.2)$$

Elle correspond à un changement de la marche.

Par conséquent, sur la base de ces deux hypothèses, GLR est déterminé à partir de la formule [GSR91] :

$$GLR = \frac{H0}{H1} \quad (5.3)$$

$$GLR(X_i, X_j) = \frac{L(X, \mathcal{N}(\mu, \sigma))}{L(X_i, \mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i))L(X_j, \mathcal{N}(\mu_j, \sigma_j))} \quad (5.4)$$

où  $L(X, \mathcal{N}(\mu, \sigma))$  la fonction de vraisemblance de  $X$  est :

$$L(X, \mathcal{N}(\mu, \sigma)) = \prod_{n=1}^{N_i+N_j} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} (x_n - \mu)^2 \right\} \quad (5.5)$$

$$= \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \right)^{(N_i+N_j)} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=1}^{N_i+N_j} (x_n - \mu)^2 \right\} \quad (5.6)$$

La mesure de distance est obtenue en prenant le logarithme le quel du rapport de vraisemblance :

$$D_k = D(X_i, X_j) = -\log(GLR(X_i, X_j)) \quad (5.7)$$

### 5.4.2 SVM à une classe

Les machines à vecteurs de support (*Support Vector Machines* (SVM)) sont des systèmes de classification qui utilisent les techniques d'apprentissage supervisé destinées à résoudre des problèmes de discrimination et de régression dans de nombreux problèmes pratiques de la classification [V.N98, EPP00]. Les SVM sont couramment utilisés comme classificateur binaire. Elles utilisent une astuce connue sous le nom de *Kernel trick*, qui consiste à utiliser une fonction noyau, pour projeter les données d'apprentissage à partir du vecteur caractéristique dans l'espace de caractéristiques multi-dimensionnel. Elles déterminent un hyperplan optimal de séparation dans l'espace caractéristique. Les SVM sont utilisées dans de nombreux problèmes d'apprentissage : reconnaissance des formes, catégorisation de texte ou encore diagnostic médical.

Dans cette section, nous considérons un cas particulier des SVM : SVM à une classe. Les SVM à une classe ont été introduites par Schölkopf *et al.* [SWS<sup>+</sup>00, SPST<sup>+</sup>01] comme une méthode à vecteurs de support pour la détection de nouveauté. À la différence des SVM classique où les données sont classées en deux classes, les données d'apprentissage des SVM à une classe appartiennent à une seule classe.

L'algorithme des SVM à une classe fonctionne de façon similaire aux SVM classiques. Il utilise une méthode noyau en projetant les données d'apprentissage de l'espace  $\mathcal{X}$  dans un espace de grande dimension  $\mathcal{H}$  (Hilbertien). Une transformation non linéaire  $\Phi : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{H}$  est appliquée aux vecteurs d'apprentissage  $x_i$  tel que  $x_i \in \mathbb{R}$  et  $\Phi(x_i) \in \mathbb{R}$ . Ce changement va conduire à passer d'un produit scalaire  $\langle x_i, x_j \rangle$  à un produit scalaire  $\langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle$  dans l'espace de grande dimension. La fonction noyau est définie par :

$$K(x_i, x_j) = \langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle \quad (5.8)$$

Elle évite le calcul explicite du produit scalaire dans l'espace à grande dimension et améliore l'efficacité de calcul. Il existe de nombreuses fonctions noyau prédéfinies :

- **Le noyau polynomial :**

$$k(x_i, x_j) = (\langle x_i, x_j \rangle + 1)^d \quad (5.9)$$

- Le noyau Gaussien *Radial Basis Function* (RBF) :

$$k(x_i, x_j) = \exp\left\{-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\gamma}\right\} \quad (5.10)$$

- Le noyau sigmoïde :

$$k(x_i, x_j) = \tanh(\gamma\langle x_i, x_j \rangle + c) \quad (5.11)$$

Dans nos travaux, nous utilisons le noyau RBF. Le noyau RBF a été expérimentalement sélectionné au travers de plusieurs expériences.

Contrairement aux SVM binaires classiques, les SVM à une classe traitent les données d'apprentissage comme les membres d'une seule classe. La marge maximale est trouvée en résolvant :

$$\min_{w, \xi, \rho} \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{vl} \sum_{i=1}^l \xi_i - \rho \quad (5.12)$$

sous les contraintes :  $\begin{cases} \langle w, \Phi(x_i) \rangle \geq \rho - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases}$

où  $w$  est le vecteur normal à l'hyperplan,  $\rho$  est la marge,  $\xi_i$  sont les variables qui permettent de relâcher les contraintes sur les données d'apprentissage,  $l$  est le nombre des données d'apprentissage et  $v \in (0, 1]$  est un paramètre qui contrôle le compromis entre le nombre d'erreurs de classement et la maximisation de la distance de l'origine.

Si  $w$  et  $\rho$  résolvent ce problème, alors la décision de fonction est de la forme :

$$f(x) = \text{sgn}(\langle w, \Phi(x) \rangle - \rho) \quad (5.13)$$

En utilisant des multiplicateurs  $\alpha_i, \beta_i$  positifs ( $\geq 0$ ), un Lagrangien est introduit :

$$L(w, \xi, \rho, \alpha, \beta) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{vl} \sum_{i=1}^l \xi_i - \rho - \sum_{i=1}^l \alpha_i (\langle w, \Phi(x_i) \rangle - \rho + \xi_i) - \sum_{i=1}^l \beta_i \xi_i \quad (5.14)$$

La formulation Lagrangienne permet de trouver les extrêmes en annulant les dérivées par rapport aux variables  $w, \xi, \rho$ . Nous obtenons :

$$w = \sum_{i=1}^l \alpha_i \Phi(x_i) \quad (5.15)$$

$$\alpha_i = \frac{1}{vl} - \beta_i \leq \frac{1}{vl}, \quad \sum_{i=1}^l \alpha_i = 1 \quad (5.16)$$

En substituant l'équation 5.15 et l'équation 5.16 en  $L$  (voir l'équation 5.14) et en utilisant la fonction noyau (l'équation 5.8), nous obtenons :

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j k(x_i, x_j) \quad (5.17)$$

sous les contraintes :  $\begin{cases} 0 \leq \alpha_i \leq \frac{1}{vl} \\ \sum_{i=1}^l \alpha_i = 1 \end{cases}$

La fonction de décision (l'équation 5.13) se réécrit avec la fonction noyau (l'équation 5.8) sous la forme suivante :

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^l k(x_i, x) - \rho\right) \quad (5.18)$$

Pour un nouveau point  $x_k$  à classer, si  $f(x_k)$  est positif, ce point appartient bien à la même classe que les points qui ont servi à entraîner. Si  $f(x_k)$  est négatif, ce point appartient à la classe anormale (*outlier*).

Il existe dans la littérature [ZWXL06] une formulation alternative équivalente (sous certaines conditions) pour les SVM à une classe appelée *Support Vector Domain* (SVD) qui a été initialement introduit par Tax et Duin [TD99]. Ils utilisent un modèle hyper-sphérique de centre  $a$  et de rayon  $R$  pour décrire les données dans l'espace caractéristique et essaient de trouver une hypersphère avec le volume minimal contenant les données d'apprentissage. De cette façon, les données se trouvant en dehors appartiennent à la classe anormale (*outlier*) après classification.

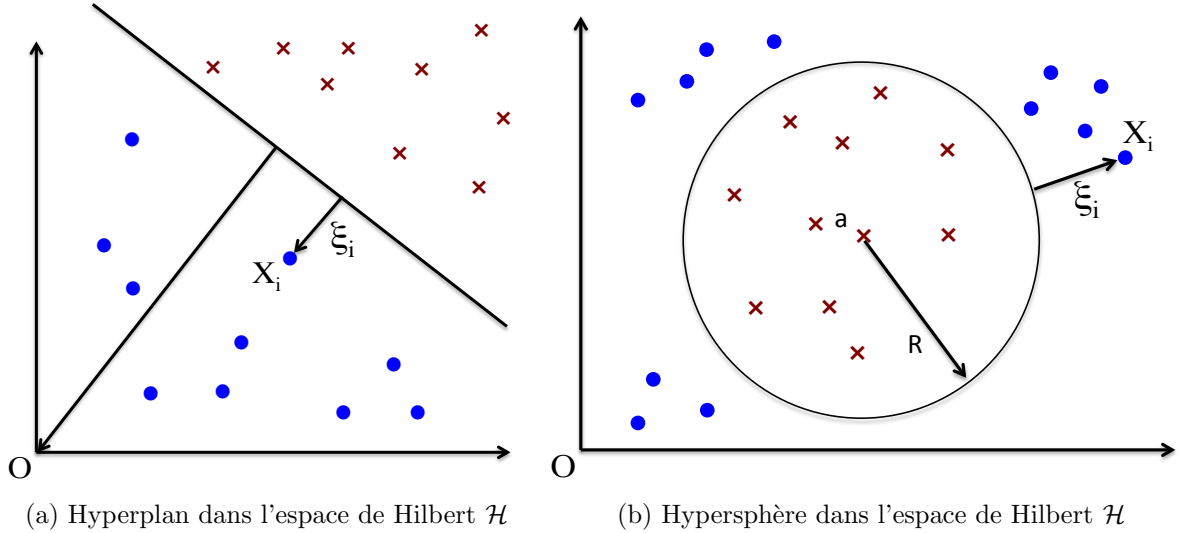


Figure 5.5 – SVM à une classe [MMBGC+10]

Il peut être démontré que, lorsque nous travaillons avec des noyaux isotropes (par exemple, la fonction de noyau RBF) et des données normalisées, les deux formulations produisent les mêmes solutions [SPST+01, MMBGC+10].

Dans la Figure 5.5a, l'hyperplan sépare avec une marge maximale des données d'apprentissage (les croix) à partir de l'origine  $O$ . Les points représentent les données qui appartiennent à la classe anormale (*outlier*).  $x_i$  est un point de la classe anormale et  $\xi_i$  est l'un des variables ressort. Dans la Figure 5.5b (SVD), l'hypersphère entoure les données d'apprentissage.  $a$  et  $R$  sont respectivement le centre et le rayon de l'hypersphère.

### 5.4.3 Algorithme de détection d'anomalies

Les positions 3D articulations sont extraites durant la marche en utilisant la méthode de capture du mouvement humain expliquée dans le chapitre 4. Chaque signal de position est d'abord divisé en fenêtres de même taille. Ensuite la mesure de distance (GLR) entre les deux fenêtres adjacentes est calculée (voir la Figure 5.4). Dans nos travaux, la longueur des fenêtres est donnée selon la moyenne de la période du cycle de la marche de tous les sujets. Les fenêtres sont ensuite décalées successivement de 0.15 s afin d'obtenir les paramètres souhaités.

Pour la mesure de distance GLR, une valeur élevée indique un changement possible de la marche (les cas anormaux) et une valeur basse montre que les deux parties du signal correspondent aux mêmes conditions (les cas normaux).

Nous donnons quelques exemples de signaux : les positions relatives du thorax et bassin sur l'axe  $Z$ , et hanche droite et gauche sur l'axe  $Y$ . De plus, les signaux GLR correspondants sont aussi montrés dans la Figure 5.6.

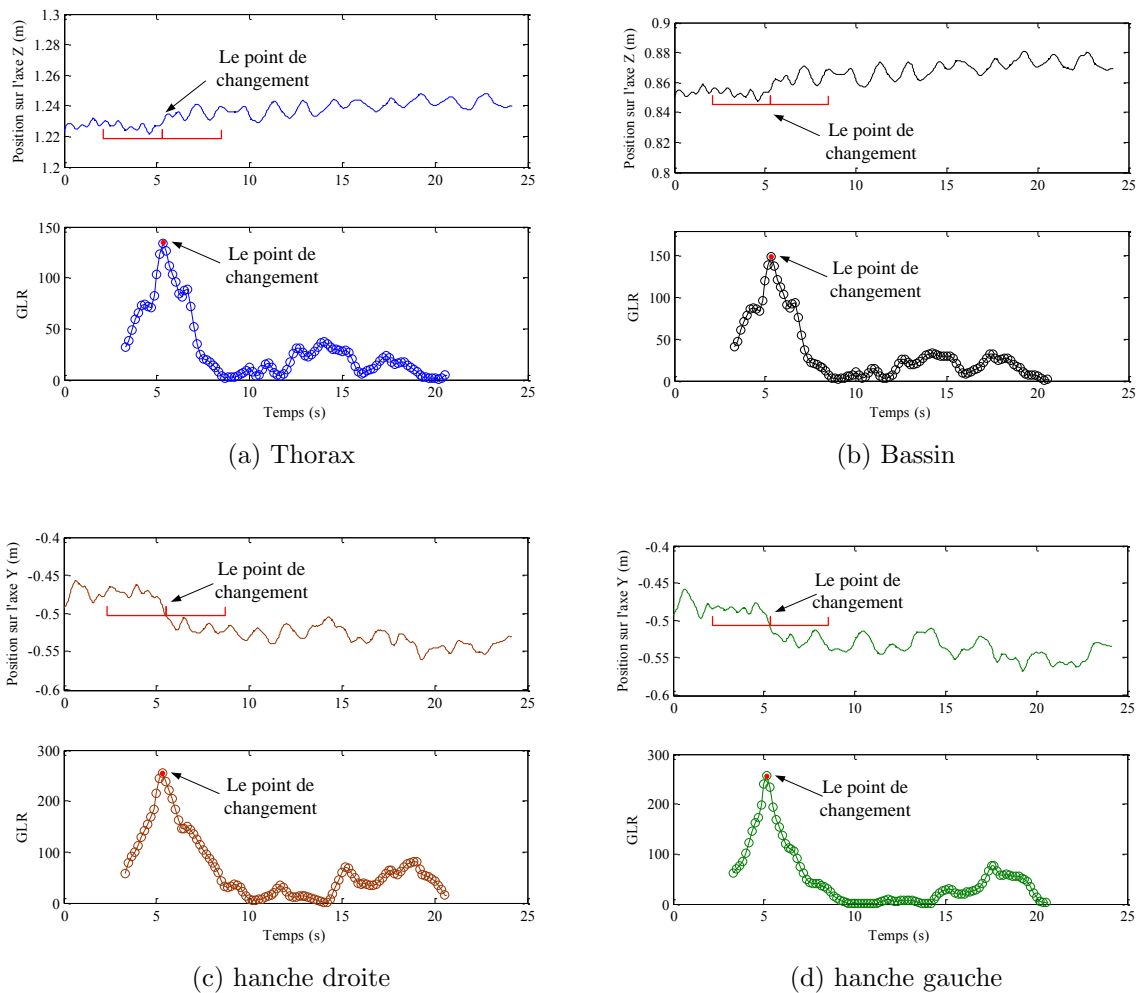


Figure 5.6 – Exemples de signaux utilisés positions et des GLR correspondants

Après le codage des paramètres en utilisant le GLR, un classifieur SVM à une classe est choisi pour détecter les cas anormaux. Le modèle SVM à une classe est entraîné par les



données normales à partir de la marche normale. D'après la fonction de décision  $f(x_k)$ , les données sont classées comme appartenant à la classe normale ou anormale.

## 5.5 Résultats

Nous présentons les sujets qui ont participé à l'expérience. Trois tests sont réalisés pour valider l'algorithme. Ensuite, nous expliquons les métriques d'évaluation. Enfin, nous analysons les résultats expérimentaux.

### 5.5.1 Protocole expérimental

Les expériences sont réalisées en utilisant le dispositif embarqué avec deux Kinects (voir section 3.2), L'objectif de ces expériences est d'enregistrer les mouvements humains lors d'une marche avec déambulateur.

#### 5.5.1.1 Sujets

Dix personnes en bonne santé (8 hommes et 2 femmes) ont participé à l'expérience. L'âge moyen des personnes était de  $28.5 \pm 3.9$  ans, leur taille moyenne était de  $1.73 \pm 0.1$  m, et le poids moyen était de  $69.5 \pm 13.8$  kg. Ils portaient leurs chaussures et leurs vêtements habituelles pendant les mesures.

#### 5.5.1.2 Protocole

Nous avons effectué trois collectes de données pour chaque sujet. Il a été demandé à chaque sujet de marcher sur un sol plat en ligne droite tout en utilisant notre déambulateur instrumenté. Les sujets ne portaient aucun capteur.

Chaque sujet ne change pas la vitesse lors la marche : (les cas normaux)

- **Le premier test** : Chaque sujet marche naturellement.
- **Le deuxième test** : Chaque sujet marche plus lentement que la vitesse de marche naturelle et en faisant de petits pas.

Chaque sujet change la vitesse lors la marche : (y compris les cas anormaux)

- **Le troisième test** : Chaque sujet marche 20 pas. La vitesse et la longueur des premiers 10 pas sont comme celles du premier test. Les derniers 10 pas sont courts ; la vitesse de marche est plus faible. La manière de marcher de ces derniers 10 pas est la même que celle du deuxième test.

L'objectif du premier test et du deuxième test est d'enregistrer les données d'apprentissage. Et les données à partir du troisième test sont utilisées pour les données de test. Dans le troisième test, les méthodes utilisées étant symétriques selon le temps, la détection de changement du rythme d'une marche « naturelle » à une marche « lente » sera aussi valide pour le passage d'une marche « lente » à une marche « naturelle ». Le changement serait caractéristique d'une brusque anomalie, et nécessitant le déclenchement d'une alarme.

Ce protocole a permis de valider les approches proposées pour la détection de changement du rythme comme l'indique la partie résultat (la section 5.5.3).

### 5.5.2 Métriques d'évaluation

Pour le problème de classification binaire, nous pouvons déterminer une matrice de confusion entre la classe réelle (*True class*) et la classe hypothétique (*Hypothesized class*) [Faw06].

		Classe réelle		
		Positive	Négative	
Classe hypothétique	Positive	<i>True Positive</i> (TP)	<i>False Positive</i> (FP)	$TP + FP$
	Négative	<i>False Negative</i> (FN)	<i>True Negatives</i> (TN)	$FN + TN$
		$TP + FN$	$FP + TN$	

TABLE 5.1 – Matrice de confusion

Étant donné un classifieur et sa prédiction, quatre cas sont possibles :

1. Si l'exemple est positif et classé comme positif, il est considéré comme un vrai positif (TP) ;
2. Si l'exemple est négatif et classé comme positif, il est considéré comme un faux positif (FP) ;
3. Si l'exemple est négatif et classé comme négatif, il est considéré comme un vrai négatif (TN) ;
4. Si l'exemple est positif et classé comme négatif, il est considéré comme un faux négatif (FN).

Les quatre cas sont présentés sous la forme de matrice de confusion présentée précédemment. Cette matrice forme la base pour beaucoup de métriques communes. En général, il y a trois métriques qui sont appelées respectivement l'exactitude (score), la sensibilité et la spécificité.

$$\text{Exactitude} = \frac{TN + TP}{TN + FN + FP + TP} \quad (5.19)$$

$$\text{Sensibilité} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{\text{positifs bien classifiés}}{\text{total positifs}} \quad (5.20)$$

$$\text{Spécificité} = \frac{TN}{FP + TN} = 1 - \frac{\text{négatifs mal classifiés}}{\text{total négatifs}} \quad (5.21)$$

La sensibilité est la proportion de vrais positifs et la spécificité est la proportion de vrais négatifs.

Ici, l'objectif est de détecter les anomalies. Par conséquent, les échantillons de cas anormaux (les points de changement du rythme dans les expériences) sont considérés comme positifs ; les échantillons de cas normaux sont définis comme négatifs.

Un système de détection peut faire deux types d'erreurs :

- Une erreur de détection manquée survient lorsque le système ne détecte pas l'anomalie alors qu'il existe.
- Une erreur de fausse alarme survient quand le système détecte l'anomalie alors qu'il n'existe pas.

Dans un système idéal, il n'y a pas de faux rejet et de fausse alarme. Dans un système réel cependant, ces quantités ne sont pas nulles et peuvent prendre des valeurs non négligeables lorsque les modalités et les conditions d'utilisation augmentent la variabilité des données.

Afin d'évaluer les performances des classifieurs, les graphes *Receiver Operating Characteristic* (ROC) sont utilisés pour la représentation des performances des classifieurs étudiés (voir la Figure 5.7, *True Positive Rate* (TPR) = taux de vrais positifs et *False Positive Rate* (FPR) = taux de faux positifs).

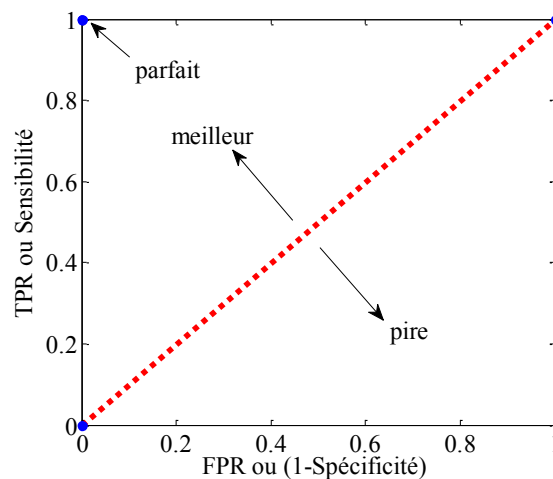


Figure 5.7 – Espace ROC

L'aire sous la courbe ROC (*Area Under ROC curve* (AUC)) est une métrique commune qui peut être utilisée pour comparer différents systèmes.

### 5.5.3 Résultats expérimentaux

Les positions 3D des articulations sont extraites en réalisant des trois tests que nous avons mentionnés dans la section 5.5.1. Le déplacement du déambulateur est aussi acquis à partir des wiimotes placés sur les roues. Les ensembles de 43 signaux (la position de 14 articulations : épaule, coude, poignet, hanche, genou, cheville droite et gauche sur l'axe  $X, Y, Z$ , thorax et bassin sur l'axe  $X, Y, Z$  ainsi que la vitesse du déambulateur) sont donc obtenus pour chaque essai. Pour chaque signal, nous calculons la métrique de distance GLR comme l'entrée des SVM à une classe. Les SVM à une classe sont entraînés avec les données acquises lors des premier et deuxième collectes (les cas normaux). Les données du troisième test sont utilisées pour le test.

Nous donnons deux exemples de détection d'anomalies. Sur la Figure 5.8, la détection du changement, à partir de la valeur de la fonction de décision, correspond à la référence. L'anomalie est donc bien détectée.

Sur la Figure 5.9, nous présentons un autre exemple de résultat. Remarquons tout d'abord que l'ordonnée maximale de la figure est de 0.008 (au lieu de 0.05 dans la Figure 5.8). Ainsi pour détecter l'anomalie (au niveau du premier pic), il faut un seuil beaucoup plus bas que dans l'exemple précédent, au risque de détecter également une petite perturbation (second pic) dans le signal due aux erreurs de reconstruction et déclencher alors une fausse alarme plus tard. Lors de l'expérience de la Figure 5.9, la rupture n'est pas très nette ; en effet, la vitesse moyenne de  $0.40m/s$  (avant le changement de rythme) à  $0.35m/s$  (après le changement de rythme), alors que pour l'expérience de la Figure 5.8, elle passe de  $0.5m/s$  (avant) à  $0.2m/s$  (après).

Afin de réduire la dimension de l'espace d'entrée, nous proposons une analyse guidée par une certaine expertise a priori :

- la position des hanches droite et gauche (sur l'axe  $Y$ ) et du thorax et bassin (sur l'axe  $Z$ ) sont sélectionnées car plusieurs études [KNM<sup>+</sup>06, BL08, KKL<sup>+</sup>08, DCS10] ont démontrées leurs caractères discriminatif pour l'analyse de la marche.
- les positions des chevilles droite et gauche (sur l'axe  $Y$ ) et la vitesse du déambulateur déterminée par l'odomètre caractérisent la vitesse de déplacement du couple homme-déambulateur. (La position des chevilles permet de calculer la vitesse de la personne).

Ces 7 signaux sont sélectionnés.

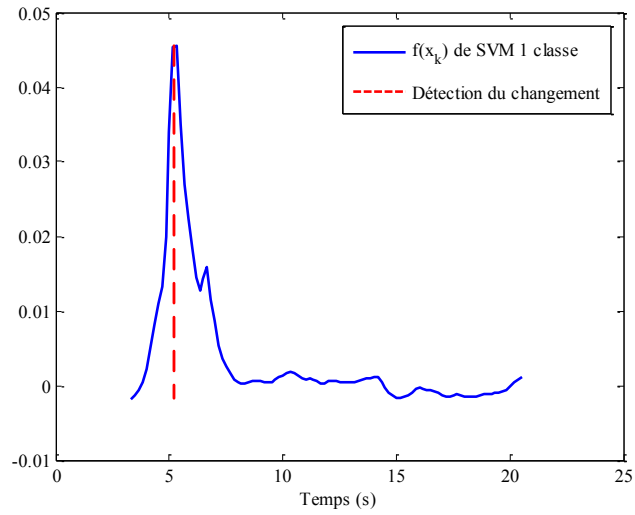


Figure 5.8 – Exemple 1 de la détection d’anomalies

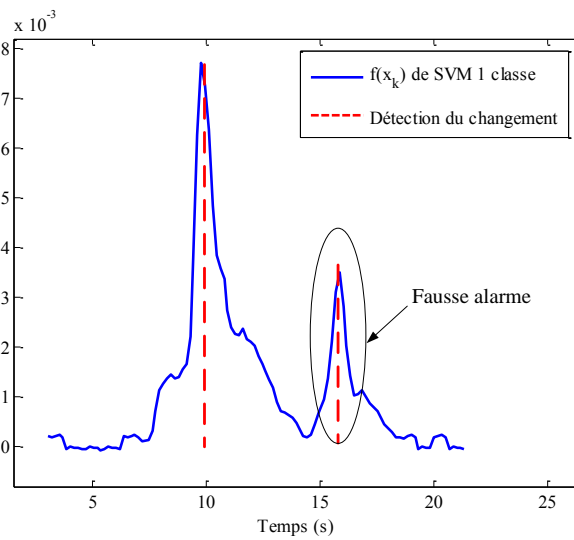


Figure 5.9 – Exemple 2 de la détection d’anomalies

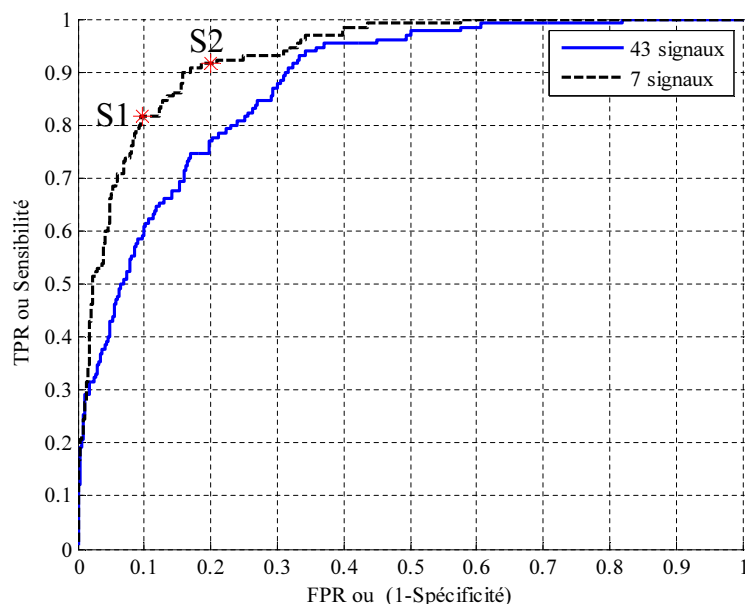


Figure 5.10 – La courbe ROC

La courbe ROC est utilisée pour évaluer les performances de notre système. Deux courbes ROC sont comparées : une courbe ROC avec tous les signaux (43 signaux) et une courbe ROC avec les signaux sélectionnés (7 signaux) sur la Figure 5.10. En outre, nous mesurons la précision du système par l'AUC. Les valeurs sont respectivement 0.87 (43 signaux) et 0.92 (7 signaux). Ces valeurs de l'AUC montrent que la détection du changement avec les signaux sélectionnés a de meilleures performances que celle avec tous les signaux. Les anomalies peuvent être détectées par notre algorithme.

Pour la courbe ROC avec les signaux sélectionnés, il y a des différents choix du seuil selon différentes situations :

- Si la fréquence des anomalies que l'on veut étudier est relativement grande (et qu'elles ne mettent pas a priori le patient en danger), il est plus intéressant de limiter les mauvaises détections, quitte à ne pas en détecter certaines. Le personnel médical aura ainsi moins de données fausses à rejeter. C'est le cas d'un seuil choisi au dessus de  $S1 = 0.006$  (partie basse de la courbe ROC). Les valeurs statiques sont : *Exactitude* = 89%, *Sensibilité* = 82% et *Spécificité* = 90%. Il y a moins de fausses alarmes.

- Lorsque la fréquence des anomalies est plus basse (ou qu'elles peuvent avoir des conséquences graves), il est important d'en détecter un maximum par sécurité. Nous choisirons alors un seuil à une valeur en dessus de  $S2 = 0.003$  (partie haute de la courbe ROC). Nous avons des valeurs statiques suivantes : *Exactitude* = 82%, *Sensibilité* = 92% et *Spécificité* = 80%. Il y a moins de faux rejet.

		Classe réelle	
		Anomalie	Normal
Classe hypothétique	Anomalie	106	67
	Normal	24	630

TABLE 5.2 – La matrice de confusion calculée au point de S1

		Classe réelle	
		Anomalie	Normal
Classe hypothétique	Anomalie	119	139
	Normal	11	558

TABLE 5.3 – La matrice de confusion calculée au point de S2

Comme nous le voyons dans les matrices de confusion obtenues pour les deux situations (voir les tableaux 5.2 et 5.3) :

- dans la première situation (tableau 5.2) : seul 1 tiers des instants détectés approximativement sont des fausses anomalies. Il y aura donc moins de données inutiles pour leur traitement en vue du diagnostic.
- dans la seconde, seuls 10% des anomalies ne sont pas détectées. Par contre, dans un cas sur 2, le système pourra croire faussement qu'il y a une anomalie à analyser.



## 5.6 Conclusion

L'objectif de ce chapitre est de présenter les méthodologies sur la détection d'anomalies dans la marche.

Une méthode qui utilise la métrique de distance est proposée afin de détecter le changement du rythme durant la marche à partir de chaque signal de position 3D des articulations. Le rapport de vraisemblance généralisé (GLR) est choisie pour mesurer la stationnarité de signaux au cours de temps. L'algorithme d'apprentissage SVM à une classe, qui permet de modéliser les modèles statistiques sur des espaces de caractéristiques à multi-dimension, est donc utilisé pour construire un modèle multi-dimensionnel de la marche.

Trois tests sont réalisés en utilisant le déambulateur embarqué avec deux Kinects. Les données (dans les cas normaux) à partir du premier test et deuxième test sont définies comme les données d'apprentissage. Et les données (y compris les cas anormaux) à partir du troisième test sont utilisées pour les données de test. Pour les détection d'anomalies, les références sont aussi définies. Nous comparons les références avec les changements de rythme durant la marche détectés par notre algorithme. Si les deux cas sont correspondants, les exemples sont correctement classifiés.

Pour évaluer les performances de notre système, la courbe ROC est utilisée. Les deux résultats avec tous les signaux et les signaux sectionnés donnent bonnes performances de la détection. Dans nos travaux, un comportement anormal de l'utilisateur est interprété comme un changement soudain de rythme dans la marche. Nous sélectionnons donc les signaux GLR qui semblaient bien réagir aux changements du rythme. Pour les autres types d'anomalies, il serait a priori possible de généraliser l'algorithme par sélection de différents signaux.





# Chapitre 6

## Conclusion et perspectives

### Sommaire

---

<b>6.1 Conclusions générales . . . . .</b>	<b>123</b>
<b>6.2 Perspectives . . . . .</b>	<b>125</b>

---

### 6.1 Conclusions générales

L'objectif général des travaux réalisés dans le cadre de cette thèse porte sur la conception d'un système embarqué de capture et d'analyse de l'activité motrice durant la marche. Ce dispositif est intégré dans un déambulateur qui constitue une aide technique destinée à stabiliser les personnes à mobilité réduite pour favoriser le maintien de l'équilibre postural durant la rééducation fonctionnelle de la locomotion. Un tel système peut servir au développement de méthodes ambulatoires pour l'analyse quantitative de la marche et des troubles de l'équilibre postural.

Nous avons clarifié dans un premier temps les paramètres spatiaux temporels de la marche ainsi que ceux permettant de quantifier l'état d'équilibre d'un sujet en vue de leur mesure ou de leur reconstruction. Par la suite, nous avons considéré les moyens de mesure de ces paramètres pouvant être embarqué sur un déambulateur. Deux dispositifs sont proposés : le premier dispositif combine une caméra 3D SR 4000 et deux capteurs infrarouges ; deux capteurs de Kinect constituent le deuxième dispositif. En raison de la limitation du champ de vue de la caméra 3D et le Kinect, les différentes parties du corps sont capturées respectivement : la caméra 3D et un Kinect pour la capture du haut du corps et les capteurs infrarouges et autre Kinect pour la capture de la position des pieds.

En comparaison avec le premier dispositif, le deuxième dispositif remplit mieux le cahier des charges opérationnel (encombrement, prix, usage moins contraint,...). Par conséquent, ce dispositif embarqué avec deux Kinects est choisi pour la détection d'anomalies durant la marche.

Un modèle 3D du corps humain est ajusté aux données fournies par les capteurs. En utilisation d'un algorithme itératif de type Gauss-Newton, les données 3D de chaque membre sont ajustées par un cylindre. Nous avons simplement défini la posture calculée à partir de l'acquisition de données précédentes comme la posture initiale fournie par le système dans un premier temps. L'algorithme itératif est très sensible à la configuration posturale initiale fournie. Le résultat est meilleur lorsque l'initialisation est plus proche de la solution. Afin d'améliorer la précision du système, un module de prédiction avec un modèle de la marche assistée est intégré dans le système. Ce module peut fournir la posture prédite qui est utilisée pour initialiser l'algorithme d'ajustement dans la prochaine itération. Dans le module de prédiction, nous utilisons un filtre de Kalman afin d'estimer certains paramètres de la marche de l'utilisateur : la durée et la longueur du pas. La position du prochain pas peut être prédite selon ces paramètres. La trajectoire de référence du ZMP est donc prédite. À partir de cette référence, nous pouvons déduire la vitesse du CdM et la vitesse du pied qui n'est pas en contact avec le sol (la phase d'oscillation). Ensuite, le modèle de la marche assistée est constitué à l'aide d'une optimisation LQP et le mouvement du corps entier est estimé en utilisant un simulateur dynamique de corps rigides, nommé Arboris [MBS05]. Les trajectoires des articulations du corps correspondant au mouvement de la marche sont donc reconstruites. Pour valider cette approche, nous calculons les erreurs entre les trajectoires reconstruites en utilisant le premier dispositif (une caméra 3D et deux capteurs infrarouges) et celles reconstruites en utilisant un système de capture du mouvement avec marqueurs actifs, le système Codamotion [Mit].

Ce système est enfin mis en œuvre pour détecter des « anomalies » dans le mouvement humain durant la marche. A titre d'exemple, nous avons considéré qu'un comportement anormal se traduisait comme un changement soudain du rythme de la marche de l'utilisateur du déambulateur. La détection de ce changement de rythme se fait alors à partir de positions 3D des articulations. Pour chaque signal, nous appliquons une méthode en utilisant une métrique de distance : le rapport de vraisemblance généralisé (GLR). Cette

méthode consiste à mesurer une valeur de distance entre les deux fenêtres de même taille. Une valeur importante de métriques correspond à un changement possible du rythme de la marche, et une valeur faible montre que deux portions de signal correspondent aux mêmes conditions de la marche. Le SVM à une classe est un type d'algorithme d'apprentissage permettant de construire un modèle multi-dimensionnel d'une marche régulière. Les ruptures durant la marche seront alors des points éloignés du modèle. Nous proposons une sélection de certains signaux, guidée par une analyse bibliographique et en prenant ceux caractérisant le rythme de marche. Les deux résultats avec tous les signaux et les signaux sectionnés donnent bonnes performances de la détection. Les anomalies durant la marche peuvent être détectées par le système embarqué de capture du mouvement humain.

## 6.2 Perspectives

En tenant compte des difficultés rencontrées dans le projet MIRAS retardant la livraison de la plate-forme, nous avons opté pour une approche plus générique consistant en la détection d'anomalies (notamment des changements de comportement) dans la marche, notamment via le système embarqué (avec deux Kinects) de capture du mouvement du sujet. Dans le futur, les informations fournies par le système pourrait être combinées avec celles des signaux physiologiques à partir d'autres capteurs (par exemples, le système de surveillance d'électrocardiogramme (ECG) installé dans les poignées du robot).

Dans la première année de ma thèse, nous avons étudié les signaux physiologiques en utilisant la base de données de l'université de Augsburg [WKA05]. Cette base de données est construite pour la reconnaissance d'émotions à partir de changement physiologique quand le sujet écoute une musique. Il y a quatre types d'émotions (la joie, la colère, la tristesse et le plaisir) et les quatre signaux physiologique ont été enregistrés : l'électrocardiogramme (*electrocardiogram (ECG)*), l'électromyogramme *electromyogram (EMG)*, la respiration *respiration (RSP)* et la conductivité de la peau *skin conductivity (SC)*. Afin d'analyser ces signaux physiologiques à reconnaître les quatre émotions, deux méthodes en utilisant la transformée de Hilbert-Huang (HHT) ont été proposées : les approches de fission et de fusion [ZC09]. La transformée de Hilbert-Huang est une méthode d'analyse temps-fréquence introduite pour calculer la distribution temps fréquence énergie d'un signal. La HHT utilise

la méthode EMD à décomposer un signal en ce que l'on appelle la fonction intrinsèque de mode, et utilise la transformé Hilbert pour obtenir les données de fréquence instantanée qui peuvent construire les vecteurs caractéristiques. Les résultats montrent que les méthodes en utilisant la HHT ont de meilleures performances que la méthode traditionnelle. Avec les mêmes méthodes, nous devrions pouvoir reconnaître le stress lié à l'usage du système robotisé pour les personnes âgées et demander le déclenchement d'une alarme.



Figure 6.1 – Prototype de robot

Au niveau de l'estimation de la posture, nous avons intégré un module prédiction avec un modèle de la marche assistée dans le système. Ce modèle s'applique à une marche en ligne droite sans obstacles. En développant un algorithme de détection d'obstacles, nous pourrions définir des trajectoires d'évitement d'obstacles et intégrer des modèles de marche correspondant. Nous pourrions aussi dans l'avenir définir des modèles plus génériques qui permettraient d'estimer la posture lors de l'exécution d'autres tâches, telles que s'asseoir ou se mettre debout.

Nous aurions donc au final un système complet qui pourrait être intégré dans le robot et qui serait adapté à toutes les tâches qui pourraient réaliser son utilisateur.





# Publications

- Pasqui, V. and Saint-Bauzel, L. and Zong, C. and Clady, X. and Decq, P. and Piette, F. and Michel-Pellegrino, M. and El Helou, A. and Carré, M. and Durand, A. and Hoang, Q.A.D. and Guiochet, J. and Rumeau, P. and Dupourque, V. and Caquas, J. (2012). *Projet MIRAS : robot d'assistance à la déambulation avec interaction multi-modale*. IRBM : Ingénierie et Recherche BioMédicale. Vol 33 Pages 165-172.
- Zong, C. and Clady, X. and Salini, J. and Chetouani, M. (2012). *An embedded 3D human motion capture using the prediction provided from a walking model*. 4th IEEE RAS/EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics.
- Zong, C. and Clady, X. and Chetouani, M. (2011). *An Embedded Human Motion Capture System for An Assistive Walking Robot*. IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR 2011).
- Zong, C. and Chetouani, M. and Tapus, A. (2010). *Automatic Gait Characterization for a Mobility Assistance System*. International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV 2010).
- Zong, C. and Chetouani, M. (2009). *Hilbert-Huang transform based physiological signals analysis for emotion recognition*. IEEE Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT'09).
- Zong, C. and Clady, X. and Chetouani, M. and Bidaud P. *Embedded human motion system for anomaly detection during walking* (en cours de préparation)



# Table des figures

1.1	Différentes versions du PAM-AID . . . . .	5
1.2	Prototype du <i>PAMM</i> . . . . .	5
1.3	Robots personnels : (a) Kompai (b) Pearl (c) CompanionAble (d) Morpha et (e) Ava . . . . .	6
1.4	Plan du mémoire . . . . .	8
2.1	Locomotion (Jules-Etienne Marey, 1870) . . . . .	13
2.2	Mannequin virtuel à 36+6 degrés de liberté . . . . .	14
2.3	Architecture cinématique de <b>Human36</b> . . . . .	15
2.4	Représentation schématique du cycle de marche . . . . .	17
2.5	Les paramètres spatiaux du cycle de marche . . . . .	19
2.6	Schéma du locomètre de Bessou [PPRB98] . . . . .	20
2.7	GAITRite® . . . . .	21
2.8	Contacteurs plantaires . . . . .	21
2.9	DTS Research Handgrip Dynamometer . . . . .	22
2.10	Le plan laser du robot Kompai . . . . .	22
2.11	Le patient marche avec le déambulateur . . . . .	24
2.12	Pendule inversé . . . . .	27
2.13	(a) Les trajectoires du ZMP et du CdM de l'axe <i>X</i> et l'axe <i>Y</i> ; (b) du ZMP et CdM projetés sur le plan horizontal ; (c) Modèle 3D du corps humain avec les trajectoires du ZMP et du CdM . . . . .	31
2.14	Exemple de la rachimétrie-Spinal mouse© . . . . .	32
2.15	Le tapis dynamométrique ADAL . . . . .	33
2.16	Le système de mesure Zebris FDM . . . . .	34
3.1	Schéma du système selon Karantonis <i>et al.</i> [KNM <sup>+</sup> 06] . . . . .	39
3.2	Sujet portant un capteur gyroscopique [BL08] . . . . .	39

3.3	Le placement de marqueurs pour la définition des caractéristiques [PBG12]	41
3.4	Les images de chutes détectées par l'approche proposée par Vishwakarma <i>et al.</i> [VMS07]	42
3.5	(a) Image originale (b) Détection (c) Classification (d) Suivi d'une personne [ZBBT08]	42
3.6	Plates-formes de capture (a) Dispositif embarqué avec caméra 3D SR 4000 et deux capteurs infrarouges (b) Dispositif embarqué avec deux Kinects	46
3.7	Les exemples d'images (2D et 3D) de la caméra 3D SR 4000 (le haut du corps)	47
3.8	Le capteur de Kinect	48
3.9	Les exemples d'images (2D et 3D) du capteur de Kinect (le haut du corps)	49
3.10	la détection de squelette par Kinect [DS11]	49
3.11	Exemples d'images provenant du capteur Kinect (les pieds)	51
3.12	Axes d'accélération de la Wiimote	52
3.13	Illustration du calibrage de la caméra	53
3.14	Illustration du calibrage des capteurs infrarouges	55
3.15	La relation linéaire entre les distances réelles et les distances mesurées	55
4.1	Capture du mouvement humain	60
4.2	Schéma de principe du système	61
4.3	Schéma du système	62
4.4	Schéma du système (Méthode locale)	63
4.5	Suppression du fond	64
4.6	Quatre chemins géodésiques : du point près de la tête 1. à la main droite ; 2. à la jambe droite ; 3. à la jambe gauche ; 4. à la main gauche	65
4.7	Un exemple de la projection de la courbe 3D (courbe verte) entre les points de chemin 1 et 2 sur le plan $X' - Y'$ . Le point rouge (C) est le point le plus loin	67
4.8	Les courbes entre membres (courbe noire)	67
4.9	Différents membres du corps : (a) l'avant-bras et le bras droit (b) l'avant-bras et le bras gauche (c) la cuisse droite (d) la cuisse gauche	68
4.10	Modélisation 3D des différents membres	69
4.11	Le signal de la distance récupéré par les capteurs infrarouges pour deux pieds	71

4.12	(a) Image d'un sol moyen (b) Image d'un sol variance (Le logarithme de 10 est utilisée pour bien afficher les deux images) . . . . .	72
4.13	(a)Image originale (b)Image de la distance de Mahalanobis (c)Détection des informations des pieds (d)Redimensionnement d'image (e)Modèle de mélanges gaussiens pour les pieds (f)Mesure de la position des pieds . . . . .	73
4.14	Deux exemples d'images de la capture de la position des pieds . . . . .	75
4.15	Distances obtenues par le Kinect pour deux pieds . . . . .	75
4.16	Schéma du système (Méthode globale) . . . . .	76
4.17	Mannequin numérique : les points rouges sont les positions mesurés des axes des articulations $P_{mes}$ et les points noirs sont les positions des mêmes points sur le modèle $P_{mod}$ . . . . .	78
4.18	La détection de la durée et la longueur du pas . . . . .	81
4.19	Schéma de fonctionnement du filtre de Kalman . . . . .	83
4.20	Le modèle 3D du corps humain de mouvement de la marche . . . . .	85
4.21	Configuration expérimentale . . . . .	86
4.22	Comparaison des erreurs sans le module de prédiction . . . . .	87
4.23	Les positions selon l'axe Y avec deux systèmes (a) le genou droit sans le module de prédiction ; (b) le genou droit avec le module de prédiction . . . . .	88
4.24	Comparaison des erreurs avec le module de prédiction . . . . .	89
4.25	Illustration des résultats obtenus par le système embarqué (à gauche) et le système Codamotion (à droite) à 1s et 2s . . . . .	92
4.26	Illustration des résultats obtenus par le système embarqué (à gauche) et le système Codamotion (à droite) à 3s et 4s . . . . .	93
4.27	Les erreurs entre le système Codamotion et le système embarqué avec deux Kinects . . . . .	94
5.1	Un exemple simple d'anomalie dans un ensemble 2-dimensionnelle des données	101
5.2	Schéma de principe de la détection des points de rupture [RKLE08] . . . . .	103
5.3	La détection de rupture par SVM à une classe [LLC05] . . . . .	103
5.4	Calcul de distance . . . . .	105
5.5	SVM à une classe [MMBGC <sup>+</sup> 10] . . . . .	110
5.6	Exemples de signaux utilisés positions et des GLR correspondants . . . . .	111

5.7	Espace ROC . . . . .	115
5.8	Exemple 1 de la détection d'anomalies . . . . .	117
5.9	Exemple 2 de la détection d'anomalies . . . . .	117
5.10	La courbe ROC . . . . .	118
6.1	Prototype de robot . . . . .	126

# Liste des tableaux

2.1	Les paramètres de la marche de chaque patient . . . . .	25
3.1	Bilan des systèmes d'analyse du mouvement . . . . .	44
4.1	Les valeurs moyennes et les écarts-types des erreurs sans/avec le module de prédiction . . . . .	90
4.2	Les valeurs moyennes et les écarts-types des erreurs du système embarqués avec deux Kinects . . . . .	95
5.1	Matrice de confusion . . . . .	113
5.2	La matrice de confusion calculée au point de S1 . . . . .	119
5.3	La matrice de confusion calculée au point de S2 . . . . .	119





# Abréviations

**ADL** *Activites of daily living.* 43

**AUC** *Area Under ROC curve.* 113, 115

**CdG** *Centre de Gravité.* 26, 27

**CdM** *Centre de Masse.* 26, 28–31, 59, 78, 82, 94, 122, 129

**CdP** *Centre de Pression.* 3, 26–28

**ddl** *degrés de liberté.* 13, 15, 61

**FKE** *Filtre de Kalman Étendu.* 78, 80

**FN** *False Negative.* 111, 112

**FP** *False Positive.* 111, 112

**FPR** *False Positive Rate.* 113

**FRI** *Foot Rotation Indicator point.* 30

**GLR** *Generalized Likelihood Ratio.* 97, 100, 102, 103, 108, 114, 118, 122

**KL** *Kullback-Leibler.* 100, 103

**LQP** *Linear Quadratic Program.* 75, 94, 122

**RBF** *Radial Basis Function.* 105–107

**ROC** *Receiver Operating Characteristic.* 113, 115, 116, 118

**SVD** *Support Vector Domain.* 107

**SVM** *Support Vector Machines*. 40, 97, 100, 102–108, 114, 118, 123

**TN** *True Negatives*. 111, 112

**TP** *True Positive*. 111

**TPR** *True Positive Rate* . 113

**ZMP** *Zero Moment Point*. 28–31, 35, 59, 78, 82, 94, 122, 129

# Bibliographie

- [A01] BELLI A. A treadmill ergometer for three-dimensional ground reaction forces measurement during walking. *J Biomech*, 34 :105–112, 2001. (page 33).
- [AHK05] Dean Anderson, Herman Herman, and Alonzo Kelly. Experimental characterization of commercial flash ladar devices. In *Proceedings of International Conference on Sensing Technologies*, Palmerston North, New Zealand, November 21-23, 2005. (page 45).
- [AKH02] Andre G. Adami, Sachin S. Kajarekar, and Hynek Hermansky. A new speaker change detection method for two-speaker segmentation. In *Proc. of IEEE ICASSP, Volume 4, IV-3908*, pages 3908–3911, 2002. (page 102).
- [AQMM08] C. Achard, X. Qu, A. Mokhber, and M. Milgram. A novel approach for recognition of human actions with semi-global features. *Machine Vision and Applications*, 19(1) :27–34, janvier 2008. (page 41).
- [ARJ<sup>+</sup>08] Frizera A, Ceres R, Pons JL, Abellanas A, and Raya R. The smart walkers as geriatric assistive device. the symbiosis purpose. In *the 6th International Conference of the International Society for Gerontechnology*, 2008. (page 4).
- [BAR94] Franck BARBIER. *Modélisation biomécanique du corps humain et analyse de la marche normale et pathologique : application à la rééducation*. PhD thesis, L’Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, 1994. (page 12).
- [BBM09] Philippe Bidaud, Sébastien Barthélémy, and Alain Micaelli. Contrôle de l’équilibre des humains virtuels. In Philippe Fuchs (Dir.); Guillaume Moreau (Coord. générale); Stéphane Donikian (Coord. volume), editor, *Le*

- traité de la réalité virtuelle, volume 5 : Les humains virtuels*, pages 41–64. Presses de l’Ecole des Mines de Paris, April 2009. (pages 14, 25, 26).
- [BC98] N.C. Berchtold and C.W. Cotman. Evolution in the conceptualization of dementia and alzheimer’s disease : Greco-roman period to the 1960s. *Neurobiology of Aging*, 19(3) :173 –189, 1998. (page 2).
- [BFH10] Marcus A Brubaker, David J Fleet, and Aaron Hertzmann. Physics-based person tracking using the anthropomorphic walker. *International Journal of Computer Vision*, 2010. (page 79).
- [BH10] Nicola Bellotto and Huosheng Hu. A bank of unscented kalman filters for multimodal human perception with mobile service robots. *International Journal of Social Robotics*, 2 :121–136, 2010. (page 22).
- [BHG<sup>+</sup>08] Olivier Beauchet, François R. Herrmann, Raphael Grandjean, Véonique Dubost, and Gilles Allali. Concurrent validity of smtec footswitches system for the measurement of temporal gait parameters. *Gait and Posture*, 27(1) :156 – 159, 2008. (page 18).
- [BL08] A.K. Bourke and G.M. Lyons. A threshold-based fall-detection algorithm using a bi-axial gyroscope sensor. *Medical Engineering & Physics*, 30(1) :84 – 90, 2008. (pages 38, 39, 43, 44, 116, 131).
- [BM05] Hamid Bateni and Brian E. Maki. Assistive devices for balance and mobility : benefits, demands, and adverse consequences. *Arch Phys Med Rehabil*, 86(1) :134–145, Jan. 2005. (page 4).
- [BRK94] B. J. Benda, P. O. Riley, and D. E. Krebs. Biomechanical relationship between center of gravity and center of pressure during standing. *Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on [see also IEEE Trans. on Neural Systems and Rehabilitation]*, 2(1) :3–10, 1994. (page 26).
- [BS09] L. Bo and C. Sminchisescu. Structured output-associative regression. *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference on*, 2009. (page 88).

- 
- [BS10] Liefeng Bo and Cristian Sminchisescu. Twin gaussian processes for structured prediction. *International Journal of Computer Vision*, 2010. (page 88).
- [BSB06] S. Barthélemy, C. Salaun, and Ph. Bidaud. Dynamic simulation and control of sit-to-stand motion. In *CLAWAR*, 2006. (page 14).
- [BSKM08] Liefeng Bo, Cristian Sminchisescu, Atul Kanaujia, and Dimitris Metaxas. Fast algorithms for large scale conditional 3d prediction. *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference on*, 2008. (page 88).
- [CBK09] Varun Chandola, Arindam Banerjee, and Vipin Kumar. Anomaly detection : A survey. *ACM Comput. Surv.*, 41(3) :15 :1–15 :58, July 2009. (pages 101, 102).
- [CHE08] Fany CHEDEVERGNE. *Baropodomètre écologique : développement d'un chaussopn à semelle instrumentée pour l'analyse de la marche*. PhD thesis, L'université de franche-comté, 2008. (pages 20, 21).
- [CKvdH03] A. Forner Cordero, H.F.J.M. Koopman, and F.C.T. van der Helm. Multiple-step strategies to recover from stumbling perturbations. *Gait & Posture*, 18(1) :47 – 59, 2003. (page 30).
- [CMMM08] Pedro Correa, Ferran Marqués, Xavier Marichal, and Benoit Macq. 3d posture estimation using geodesic distance maps. *Multimedia Tools Applications*, 2008. (page 65).
- [Cor03] Philippe Corbeil. *Études des mécanismes adaptatifs du maintien de l'équilibre orthostatique. Effets d'une fatigue musculaire, d'une douleur expérimentale et d'une perturbation externe*. PhD thesis, Université Laval, 2003. (page 25).
- [dB12] Tomas de Boer. *Foot placement in robotic bipedal locomotion*. PhD thesis, Delft University of Technology, 2012. (page 32).

- [DCS10] L.M. Decker, F. Cignetti, and N. Stergiou. Complexity and human gait. *Revista Andaluza de Medicina del Deporte*, 2010. (pages 79, 116).
- [Dij59] Edsger Wybe Dijkstra. A note on two problems in connection with graphs. *Numerical Mathematics*, 1959. (page 65).
- [DR06] M. Duée and C. Rebillard. La dépendance des personnes âgées : une projection en 2040. *Données sociales-La société française*, 2006. (page 2).
- [DS11] Dimitrios B. Dimitriadis and Juergen Schroeter. Living rooms getting smarter with multimodal and multichannel signal processing. *SLTC newsletter*, 2011. (pages 49, 132).
- [EPP00] Theodoros Evgeniou, Massimiliano Pontil, and Tomaso Poggio. Regularization networks and support vector machines. In *Advances in Computational Mathematics*, pages 1–50. MIT Press, 2000. (page 107).
- [FAI03] Arnaud FAIVRE. *Conception et validation d'un nouvel outil d'analyse de la marche*. PhD thesis, L'université de franche-comté, 2003. (pages 20, 21).
- [Faw06] Tom Fawcett. An introduction to roc analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8) :861–874, 2006. (page 113).
- [FKL<sup>+</sup>03] J. Fritsch, M. Kleinhagenbrock, S. Lang, T. Plotz, G.A. Fink, and G. Sagerer. Multi-modal anchoring for human-robot interaction. *Robotics and Autonomous Systems*, 43(2-3) :133–147, 2003. (page 22).
- [GD11] David Gucik-Derigny. *Contribution au pronostic des systèmes à base de modèles : théorie et application*. PhD thesis, L'Université paul cézanne aixmarseille III, 2011. (page 100).
- [GIL04] Christophe GILLET. *Analyse biomécanique de la marche et proposition de classes de marcheurs : application au portage de sacs à dos*. PhD thesis, L'Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, 2004. (page 12).

- 
- [GML] David GASQ, François MOLINIER, and Jean-Michel LAFOSSE. Physiologie, méthodes d'explorations et troubles de la marche. Technical report, Université Paul Sabatier. (page 20).
- [GMPG10] Joaquín Gutiérrez, Francisco Villa Medina, and Miguel Angel Porta-Gándara. Vertically aligned accelerometer for wheeled vehicle odometry. *Mechatronics*, 20(5) :617 – 625, 2010. (page 52).
- [Gos99] A. Goswami. Foot rotation indicator (fri) point : a new gait planning tool to evaluate postural stability of biped robots. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, volume 1, pages 47–52, May 1999. (page 30).
- [Gra12] Consuelo Granata. *Contribution à la conception d'interfaces et de comportements interactifs pour des robots personnels*. PhD thesis, Université Pierre et Marie Curie, 2012. (pages 6, 22).
- [GS94] H. Gish and M. Schmidt. Text-independent speaker identification. *Signal Processing Magazine*, pages 18–32, 1994. (page 105).
- [GSR91] H. Gish, M. H. Siu, and R. Rohlicek. Segregation of speakers for speech recognition and speaker identification. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pages 873–876, 1991. (pages 102, 105, 106).
- [HLW95] Jeffrey M. Hausdorff, Zvi Ladin, and Jeanne Y. Wei. Footswitch system for measurement of the temporal parameters of gait. *Journal of Biomechanics*, 28(3) :347 – 351, 1995. (page 21).
- [Hor87] Berthold K. P. Horn. Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions. *Journal of the Optical Society of America A*, 4(4) :629–642, 1987. (page 54).
- [HRE01] Jeffrey M. Hausdorff, Dean A. Rios, and Helen K. Edelberg. Gait variability and fall risk in community-living older adults : A 1-year prospective study.



- Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 82(8) :1050 – 1056, 2001. (page 23).
- [HW08] Elizabeth T. Hsiao-Wecksler. Biomechanical and age-related differences in balance recovery using the tether-release method. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 18(2) :179 – 187, 2008. (page 32).
- [J.92] Perry J. *Gait Analysis : Normal and Pathological Function*. SLACK, 1992. (page 17).
- [Jan08] J Jankovic. Parkinson’s disease : clinical features and diagnosis. *Neurol Neurosurg Psychiatry*, pages 368–376, 2008. (page 2).
- [Kal60] Rudolph Emil Kalman. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Transactions of the ASME–Journal of Basic Engineering*, 82(Series D) :35–45, 1960. (page 80).
- [KKK<sup>+</sup>03] Shuuji Kajita, Fumio Kanehiro, Kenji Kaneko, Kiyoshi Fujiwara, Kensuke Harada, Kazuhito Yokoi, and Hirohisa Hirukawa. Biped walking pattern generation by using preview control of zero-moment point. *IEEE International Conference on Robotics& Automation*, 2003. (page 29).
- [KKL<sup>+</sup>08] M. Kangas, A. Konttila, P. Lindgren, P. Winblad, and T. Jamsa. Comparison of low-complexity fall detection algorithms for body attached accelerometers. *Gait and Posture*, 2(28) :285–291, 2008. (pages 38, 39, 43, 44, 79, 116).
- [KL51a] S. Kullback and R. A. Leibler. On information and sufficiency. *Annals of Mathematical Statistics*, pages 79–86, 1951. (page 102).
- [KL51b] S. Kullback and R. A. Leibler. On information and sufficiency. *Annals of Mathematical Statistics*, pages 79–86, 1951. (page 105).
- [KNM<sup>+</sup>06] D.M. Karantonis, M.R. Narayanan, M. Mathie, N.H. Lovell, and B.G. Celler. Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring. *Information Technology*

- 
- in Biomedicine, IEEE Transactions on*, 10(1) :156–167, jan. 2006. (pages 38, 39, 44, 116, 131).
- [Lak08] Heba Lakany. Extracting a diagnostic gait signature. *Pattern Recogn.*, 41(5) :1627–1637, May 2008. (page 18).
- [Let09] Sébastien Leteneur. *Effets de l'inclinaison naturelle du tronc sur le controle de l'équilibre orthostatique, l'initiation de la marche et la marche*. PhD thesis, L'Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, 2009. (page 12).
- [Lin95] B. G. Lindsay. *Mixture models : theory, geometry, and applications*. Inst of Mathematical Statistic, 1995. (page 74).
- [LLC05] Galle Loosli, Sang-Goog Lee, and Stphane Canu. Context changes detection by one-class svms. In *UM 2005 Workshop on Machine Learning for User Modeling : Challenges*, 2005. (pages 103, 104, 133).
- [LM00] Gerard Lacey and Shane MacNamara. User involvement in the design and evaluation of a smart mobility aid. *Journal of Rehabilitation Research and Development*, 37(6) :709–723, November/December 2000. (page 4).
- [LNDH98] Gerard Lacey, Shane Namara, and Kenneth Dawson-Howe. Personal adaptive mobility aid for the infirm and elderly blind. 1458 :211–220, 1998. (page 4).
- [LPD<sup>+</sup>01] K. Lay, E. Prassler, R. Dillmann, G. Grunwald, M. Hägele, G. Lawitzky, A. Stopp, and W. Von Seelen. Morpha : Communication and interaction with intelligent, anthropomorphic robot assistants. *International Status Conference Lead Projects "Human-Computer-Interaction"*, 2001. (page 7).
- [Mah36] P. C. Mahalanobis. On the generalised distance in statistics. In *Proceedings National Institute of Science, India*, volume 2, pages 49–55, April 1936. (page 72).

- [MBS05] Alain Micaelli, Sébastien Barthélemy, and Joseph Salini. Arboris, <http://chronos.isir.upmc.fr/barthelemy/arboris/>. 2005. (pages 14, 124).
- [MGS99] V Macellari, C Giacomozzi, and R Saggini. Spatial-temporal parameters of gait : reference data and a statistical method for normality assessment. *Gait and Posture*, 10(2) :171 – 181, 1999. (page 18).
- [Mi05] MESA-imaging. Sr4000 user manual. 2005. (page 45).
- [MIMS98] Meg Morris, Robert Ianssek, Thomas Matyas, and Jeffery Summers. Abnormalities in the stride length-cadence relation in parkinsonian gait. *Movement Disorders*, 13(1) :61–69, 1998. (page 23).
- [Mit] David Mitchelson. Codamotion, <http://www.codamotion.com>. *Charnwood Dynamics Limited*. (pages 85, 96, 124).
- [MLT03] G.A. Mbourou, Y. Lajoie, and N. Teasdale. Step length variability at gait initiation in elderly fallers and non-fallers, and young adults. *Gerontology*, 49(1) :21–26, 2003. cited By (since 1996) 36. (page 23).
- [MMBGC<sup>+</sup>10] J. Munoz Mari, F. Bovolo, L. Gomez Chova, L. Bruzzone, and G. Camp Valls. Semisupervised one-class support vector machines for classification of remote sensing data. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 48(8) :3188–3197, aug 2010. (pages 110, 133).
- [MSFNC12] Maria M. Martins, Cristina P. Santos, Anselmo Frizera-Neto, and Ramón Ceres. Assistive mobility devices focusing on smart walkers : Classification and review. *Robotics and Autonomous Systems*, 60(4) :548 – 562, 2012. (page 4).
- [Muy04] Eadweard Muybridge. Le mouvement décomposé par la photo. <http://artbite.fr/Eadweard-Muybridge-1830-1904.html?lang=fr>, 1983-1904. (page 12).
- [MWPG<sup>+</sup>] Remy Mozul, Pierre-Brice Wieber, Roger Pissard-Gibollet, Laurence Boissieux, and Florence Billet. Humans. Technical report, INRIA, <http://www.inrialpes.fr/bipop/software/humans/>. (page 13).

- 
- [PBG12] Bogdan Pogorelc, Zoran Bosnić, and Matjaž Gams. Automatic recognition of gait-related health problems in the elderly using machine learning. *Multimedia Tools Appl.*, 58(2) :333–354, May 2012. (pages 38, 40, 41, 43, 44, 132).
- [PG10] Bogdan Pogorelc and Matja Gams. Discovery of gait anomalies from motion sensor data. In *22nd International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, 2010. (pages 79, 80, 94).
- [PMP+02] Joelle Pineau, Michael Montemerlo, Martha Pollack, Nicholas Roy, and Sebastian Thrun. Towards robotic assistants in nursing homes : Challenges and results. *Robotics and Autonomous Systems*, 42 :271–281, 2002. (page 6).
- [POFG01] Michael J. Pavol, Tammy M. Owings, Kevin T. Foley, and Mark D. Grabner. Mechanisms leading to a fall from an induced trip in healthy older adults. *Journal of Gerontology : Medical Sciences*, 56A :428–437, 2001. (page 30).
- [PPRB98] Bessou P., Dupui P., Montoya R., and Pages B. Simultaneous recording of longitudinal displacements of both feet during human walking. *Journal Physiol.*, page 1988, 189-198. (pages 20, 131).
- [QGI+04] Gang Qian, Feng Guo, Todd Ingalls, Loren Olson, Jody James, and Thanassis Rikakis. A gesture-driven multimodal interactive dance system. In *In Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, pages 27–30, 2004. (pages 38, 40).
- [RKLE08] Asma Rabaoui, Hachem Kadri, Zied Lachiri, and Nouredine Ellouze. One-Class SVMs Challenges in Audio Detection and Classification Applications. *EURASIP EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2008(834973), 2008. (pages 103, 104, 133).

- [RL01] Szymon Rusinkiewicz and Marc Levoy. Efficient variants of the icp algorithm. In *Third International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling (3DIM)*, pages 145–152, jun 2001. (page 74).
- [SBB10] Joseph Salini, Sébastien Barthélemy, and Philippe Bidaud. Lqp-based controller design for humanoid whole-body motion. In Jadran Lenarcic and Michael M. Stanisic, editors, *Advances in Robot Kinematics : Motion in Man and Machine*, pages 177–184. Springer Netherlands, 2010. (page 83).
- [SFH03] Dirk Schulz, Dieter Fox, and Jeffrey Hightower. People tracking with anonymous and id-sensors using rao-blackwellised particle filters. In *Proceedings of the 18th international joint conference on Artificial intelligence, IJCAI'03*, pages 921–926, San Francisco, CA, USA, 2003. Morgan Kaufmann Publishers Inc. (page 22).
- [SPDCP06] Francoise SAINT-PIERRE, Christine DEVAUD, Renée CARDOSO, and Frédérique PAGES. Analyse métrologique de la posture, de la locomotion et/ou des gestuelles chez un patient polydéficient ou monodéficient. Technical report, HAS (Haute Autorité de santé), 2006. (page 3).
- [SPDCP07] Francoise SAINT-PIERRE, Christine DEVAUD, Renée CARDOSO, and Frédérique PAGES. Analyse de la posture statique et/ou dynamique sur plate-forme de force (posturographie). Technical report, HAS (Haute Autorité de santé), 2007. (pages 3, 32).
- [SPST<sup>+</sup>01] B. Schölkopf, J. Platt, J. Shawe-Taylor, A. J. Smola, and R. C. Williamson. Estimating the support of a High-Dimensional distribution. (99-87), 2001. (pages 107, 110).
- [SS05] Gita Sukthankar and Katia Sycara. A cost minimization approach to human behavior recognition. In *Proceedings of the fourth international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems, AAMAS '05*, pages 1067–1074, New York, NY, USA, 2005. ACM. (pages 38, 40).

- 
- [SWD96] A.M. Schillings, B.M.H. Van Wezel, and J. Duysens. Mechanically induced stumbling during human treadmill walking. *Journal of Neuroscience Methods*, 67(1) :11 – 17, 1996. (page 30).
- [SWS+00] Bernhard Schölkopf, Robert Williamson, Alex Smola, John Shawe-Taylor, and John Platt. Support vector method for novelty detection. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 12, 2000. (page 107).
- [TD99] David M. J. Tax and Robert P. W. Duin. Support vector domain description. *Pattern Recognition Letters*, 20 :1191–1199, 1999. (page 109).
- [TKLL10] Nguyen Duc Thang, Tae-Seong Kim, Young-Koo Lee, and Sungyoung Lee. Estimation of 3-d human body posture via co-registration of 3-d human model and sequential stereo information. *Applied Intelligence*, 2010. (pages 63, 65).
- [VBS90] Miomir Vukobratovic, Branislav Borovac, and Dusan Surla. *Biped Locomotion : Dynamics, Stability, Control and Application*. Springer-Verlag New York, LLC, 1990. (page 28).
- [VDO99] Christopher L Vaughan, Brian L Davis, and Jeremy C O’Connor. *Dynamics of Human Gait*. Kiboho Publishers, 1999. (page 18).
- [VMS07] Vinay Vishwakarma, Chittaranjan Mandal, and Shamik Sural. Automatic detection of human fall in video. *Pattern Recognition and Machine Intelligence*, 4815 :616–623, 2007. (pages 38, 41, 42, 43, 44, 132).
- [V.N98] Vapnik V.N. *Statistical Learning Theory*. John Wiley & Sons,, New York, 1998. (page 107).
- [WAT99] Eric WATELAIN. *Proposition d’une méthodologie d’analyse du mouvement : application à la marche du sujet hémiplégique*. PhD thesis, l’Université de Lille 2, 1999. (page 12).
- [Whi96] Michael W. Whittle. *Gait Analysis : An Introduction*. Oxford, 1996. (page 16).

- [Wie06] Pierre-Brice Wieber. Trajectory free linear model predictive control for stable walking in the presence of strong perturbations. *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, 2006. (page 29).
- [Win95] D. A. Winter. Human balance and posture control during standing and walking. *Gait and Posture*, 3(4) :193–214, December 1995. (pages 26, 27).
- [Win09] David A. Winter. *Biomechanics and motor control of human movement*. John Wiley & Sons, Inc., 2009. (page 64).
- [WJ76] A. Willsky and H. Jones. A generalized likelihood ratio approach to the detection and estimation of jumps in linear systems. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, 21(1) :108 – 112, feb 1976. (pages 102, 105).
- [WKA05] Johannes Wagner, Jonghwa Kim, and Elisabeth André. From physiological signals to emotions : Implementing and comparing selected methods for feature extraction and classification. *IEEE International Conference on Multimedia & Expo (ICME 2005)*, pages 940–943, 2005. (page 125).
- [WTS<sup>+</sup>01] Laura A Wojcik, Darryl G Thelen, Albert B Schultz, James A Ashton-Miller, and Neil B Alexander. Age and gender differences in peak lower extremity joint torques and ranges of motion used during single-step balance recovery from a forward fall. *Journal of Biomechanics*, 34(1) :67 – 73, 2001. (page 32).
- [YSD03] Haoyong Yu, Matthew Spenko, and Steven Dubowsky. An adaptive shared control system for an intelligent mobility aid for the elderly. *Autonomous Robots*, 15(1) :53–56, July 2003. (pages 4, 5).
- [ZBBT08] Nadia Zouba, Bernard Boulay, Francois Bremond, and Monique Thonnat. Monitoring activities of daily living (adls) of elderly based on 3d key human postures. *Cognitive Vision*, pages 37–50, 2008. (pages 38, 41, 42, 43, 44, 132).
- [ZC09] C. Zong and M. Chetouani. Hilbert-huang transform based physiological signals analysis for emotion recognition. In *IEEE Symposium on Signal*

- 
- Processing and Information Technology (ISSPIT'09)*, December 2009. (page 125).
- [ZCT10] C. Zong, M. Chetouani, and A. Tapus. Automatic gait characterization for a mobility assistance system. In *International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV 2010)*, 2010. (pages 23, 80).
- [ZH08] Huiyu Zhou and Huosheng Hu. Human motion tracking for rehabilitation – a survey. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2008. (page 38).
- [ZWXL06] Tong Zhang, Jue Wang, Liang Xu, and Ping Liu. Fall detection by wearable sensor and one-class svm algorithm. *Intelligent Computing in Signal Processing and Pattern Recognition*, 345 :858–863, 2006. (pages 102, 109).



