



HAL
open science

Conception d'un système de détection des chutes par effondrement pendant la marche pour les patients atteints de Myosite à Inclusions

Clémence Drouot

► **To cite this version:**

Clémence Drouot. Conception d'un système de détection des chutes par effondrement pendant la marche pour les patients atteints de Myosite à Inclusions. Robotique [cs.RO]. Sorbonne Université, 2023. Français. NNT : 2023SORUS052 . tel-04079716

HAL Id: tel-04079716

<https://theses.hal.science/tel-04079716v1>

Submitted on 24 Apr 2023

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.



THÈSE

présentée pour obtenir

le titre de docteur délivré par Sorbonne Université

École doctorale: Science Mécanique, Acoustique, Électronique et Robotique de Paris

par

Clémence **DROUOT**

Conception d'un système de détection des chutes
par effondrement pendant la marche pour les
patients atteints de Myosite à Inclusions

Gérard POISSON	Professeur, Université Orléans	Rapporteur
Hélène PILLET	Professeur, Arts et Métiers ParisTech	Rapportrice
Catherine ACHARD	Professeure, Sorbonne-Université	Présidente du jury
Damien BACHASSON	Chargé de recherche, Inserm Sorbonne Université	Examineur
Jozina DE GRAAF	Maîtresse de conférence, Université Aix Marseille	Examinatrice
Nathanaël JARRASSE	Chargé de recherche, Sorbonne Université	Directeur de thèse

Institut des Systèmes Intelligents et de Robotique (ISIR)
Pyramide Tour 55, 4 place Jussieu
UMR CNRS 7222, Paris, France

Résumé

La myosite à inclusions est une forme rare de myopathie (environ 5 personnes sur un million) qui se déclare en général après 50 ans et qui conduit à une dégénérescence progressive de la capacité musculaire, affectant en premier lieu les quadriceps. L'atteinte est le plus souvent bilatérale mais asymétrique. Les premières manifestations sont donc des difficultés à se tenir debout avec les genoux fléchis. En conséquence, les patients développent des démarches compensatoires pour continuer à se verticaliser et à marcher, notamment en maintenant constamment leurs genoux en extension (au point de développer des pathologies de surextension). Hélas, en raison de la faiblesse musculaire grandissante empêchant un rattrapage, tout événement qui déloge le genou de cette position d'équilibre entraîne un effondrement des patients sur eux-mêmes. L'objectif de cette thèse est de concevoir un dispositif capable de détecter l'imminence ou l'amorçage d'un effondrement assez rapidement pour permettre à un système de rattrapage de la chute (ou de minimisation de ses conséquences) de se déclencher. Les algorithmes de détection de chute pré-impact existants dans la littérature ne se concentrent actuellement pas sur ce type de chutes particulières (non pas causée par une perte d'équilibre mais par une perte d'appui), nous avons donc commencé par collecter des données représentatives afin d'étudier les caractéristiques propres de ces chutes en comparaison avec celles de mouvements réalisés pendant l'exécution d'activités de la vie quotidienne (marche sur sol plat ou en pente légère, action de s'asseoir/se lever et utilisation d'escaliers). Etant donné le risque de blessure lié aux chutes et à la pathologie, les données ont été collectées sur des participants asymptomatiques imitant une atteinte pathologique asymétrique et simulant des déroboements de genoux pendant la marche, sans aller jusqu'à l'impact au sol. Une orthèse instrumentée, équipée d'encodeurs au niveau des articulations de genoux, d'IMU sur le pelvis et la cuisse ainsi que de semelles instrumentées de capteurs de force, a été développée afin de nous placer directement dans une situation écologique d'une utilisation au quotidien d'un dispositif simple et peu coûteux. L'analyse préliminaire des données collectées a montré la difficulté de différencier la cinématique de la chute de celles des autres activités à partir des informations issues des capteurs embarqués. Un travail a donc été conduit afin de développer un algorithme de détection robuste et personnalisable des différentes phases du cycle de la marche à partir des données d'appuis au sol. La connaissance de cette information a ensuite permis de caractériser plus finement la cinématique du genou dans chacune de ces phases et d'ainsi pouvoir discriminer de façon personnalisée, efficace et rapide toute anomalie cinématique témoignant de l'amorçage d'un effondrement. Les performances de cet algorithme de détection de chutes pendant la marche ont été évaluées d'abord de façon hors-ligne sur un jeu de données collectées au préalable, puis en temps réel et en embarqué avec des participants asymptomatiques simulant des effondrements. Enfin un test préliminaire de déclenchement d'un dispositif de rattrapage lors de la détection temps réel d'une chute a été conduit sur quelques participants asymptomatiques.

L'algorithme de détection de chutes proposé, basé sur le séquençage des phases de marche, permet de détecter 100% des chutes et ce plus rapidement qu'avec une détection par seuil classique tout en limitant le nombre de faux positifs. Ces travaux illustrent l'intérêt d'une meilleure caractérisation de la marche pathologique et de l'utilisation de ces connaissances pour la détection de situations à risque et les résultats préliminaires obtenus attestent des possibilités de développer des systèmes embarqués simples de détection a priori de la chute par effondrement.

Mots-clés : Myosite à inclusion ; Faiblesse musculaire des quadriceps ; *Knee buckling* ou déroboement de genou ; Chute ; Effondrement ; Orthèse robotique ; phases du cycle de marche

Table des matières

Résumé	i
Abréviations	vii
1 Introduction	1
1.1 La Myosite à Inclusions	1
1.1.1 Pathologie et traitement	1
1.1.2 Conséquences sur la mobilité	2
1.1.3 Autres pathologies avec des conséquences similaires	4
1.2 Conséquences des chutes	4
1.3 Sujet de thèse (et restrictions)	5
2 Contexte bibliographique	7
2.1 Détection de la chute	7
2.1.1 Différents types de chute	7
2.1.2 Différents objectifs de détection	9
2.1.3 Paramètres d'évaluation des performances	9
2.1.4 Systèmes de détection pré-impact de chutes par effondrement	10
2.2 Dispositifs à destination des personnes ayant des faiblesses musculaires aux jambes	12
2.2.1 Quelques définitions	13
2.2.2 Dispositifs de prévention de la chute déjà existants ou à l'étude	14
2.3 Conclusion	19
3 Cadre pratique de la recherche	21
3.1 Le dispositif expérimental	22
3.1.1 Orthèse instrumentée	22
3.1.2 Récupération des données	24
3.1.3 Validation du dispositif d'acquisition	25

3.2	Le parcours d'enregistrement	27
3.3	Les participants	28
3.3.1	Participant·e-s et conditions de recrutement	28
3.3.2	Données enregistrées	28
3.3.3	Les problèmes liés à l'humain et la simulation de mouvements	29
3.4	Conclusion	29
4	Démarches et chutes pathologiques	31
4.1	Introduction	31
4.1.1	Rappel de l'objectif	31
4.1.2	La labellisation des données	32
4.1.3	Les données brutes enregistrées	33
4.2	Évolutions typiques des données de chaque capteur	34
4.3	Répartition des valeurs atteintes pendant chaque activité	39
4.4	Croisements de données	41
4.5	Conclusion	43
5	Analyse du cycle de marche	45
5.1	Introduction	45
5.1.1	Définition du cycle de marche	46
5.1.2	Cinématique du genou pendant un cycle	46
5.1.3	La détection de phases de marche dans la littérature	48
5.2	Décomposition du cycle de marche	50
5.2.1	Appuis au sol pendant la marche sur sol plat	50
5.2.2	Conclusion	55
5.3	Algorithmes de détection des phases de marche	56
5.3.1	Traitement des signaux des semelles instrumentées	56
5.3.2	Association directe appui/phase	58
5.3.3	Condition de cyclage	60
5.3.3.1	Principe : algorithme de Dijkstra	60
5.3.3.2	Évaluation des performances	61
5.3.4	Détection d'un défaut de mesure	64
5.3.4.1	Fonctionnement	64
5.3.4.2	Évaluation des performances	65
5.3.5	Détection de l'utilisation des escaliers et des temps d'assise/- lever	66
5.3.5.1	Explications	66
5.3.5.2	Évaluation des performances	68
5.4	Conclusion	69

6	Algorithmes de détection de chutes	71
6.1	Introduction	71
6.2	Les différents algorithmes développés	72
6.2.1	Détection par seuillage unique sur la vitesse du genou droit	72
6.2.2	Détection par seuillage sur la vitesse du genou en fonction de l'appui du pied au sol	73
6.2.3	Détection par seuillage sur la vitesse du genou en fonction de la phase de marche détectée	74
6.3	Résultats	75
6.3.1	Comparaison des différents seuils trouvés avec ces méthodes	75
6.3.2	Evaluation des performances	76
6.3.2.1	Rappel des métriques d'évaluation des performances	76
6.3.2.2	Résultats et discussion	77
6.3.3	Tableaux récapitulatifs	82
6.3.3.1	Comparaison des algorithmes optimaux	82
6.3.4	Comparaison à l'état de l'art	84
6.4	Conclusion	85
7	Evaluation expérimentale	87
7.1	Introduction	87
7.2	Système de détection des phases de marche et des chutes	88
7.2.1	Matériel	88
7.2.2	Protocole	89
7.2.3	Résultats et discussion	89
7.3	Evaluation préliminaire d'un dispositif de rattrapage de la chute	92
7.3.1	Matériel	92
7.3.2	Evaluation des performances de fonctionnement	95
7.3.3	Evaluation de l'effet du blocage d'un genou pendant une chute par effondrement	96
7.4	Conclusion	99
8	Conclusions et perspectives	101
8.1	Conclusions	101
8.2	Perspectives	104
A	Dispositifs à destination des personnes ayant des faiblesses musculaires	107
	Liste des Figures	111

Liste des Tableaux	117
Bibliographie	129

Abréviations

Acronyme	Ce qu'il Représente
AVC	A ccident V asculaire C érébral
AVQ	A ctivités de la V ie Q uotidienne
COP	Centre de Pression (C enter O f P ressure)
FN	F aux N égatif
FP	F aux P ositif
FSR	Capteur de force à résistance (F orce S ensing R esistor)
FT	Algorithme de détection en fonction de l'appui au sol (F oot T hreshold)
HS	Impact du talon au sol (H eel S trike)
IBM	Myosite à Inclusions (I nclusion B ody M yositis)
IMU	Centrale inertielle (I nertial M easurement U nit)
ISt	I nitial S tance
ISw	I nitial S wing
KT	Algorithme par seuillage unique sur la vitesse du genou (K nee T hreshold)
LH	Talon gauche (L eft H eel)
LT	Orteils gauches (L eft T oes)
MOCAP	Capture de mouvements (M Otion C APture)
MSt	M id- S tance
MSw	M id- S wing
NW	Hors marche (N ot W alking)
PFA	P aralysie F lasque A iguë
PSt	P re- S tance

PSw	P re- S wing
RH	Talon droit (R ight H eel)
RT	Orteils droits (R ight T oes)
TO	Les orteils quittent le sol (T oe O ff)
TSt	T erminal S tance
TSw	T erminal S wing
WT	Algorithme de détection en fonction des phases de marche (W alking T hreshold)

Chapitre 1

Introduction

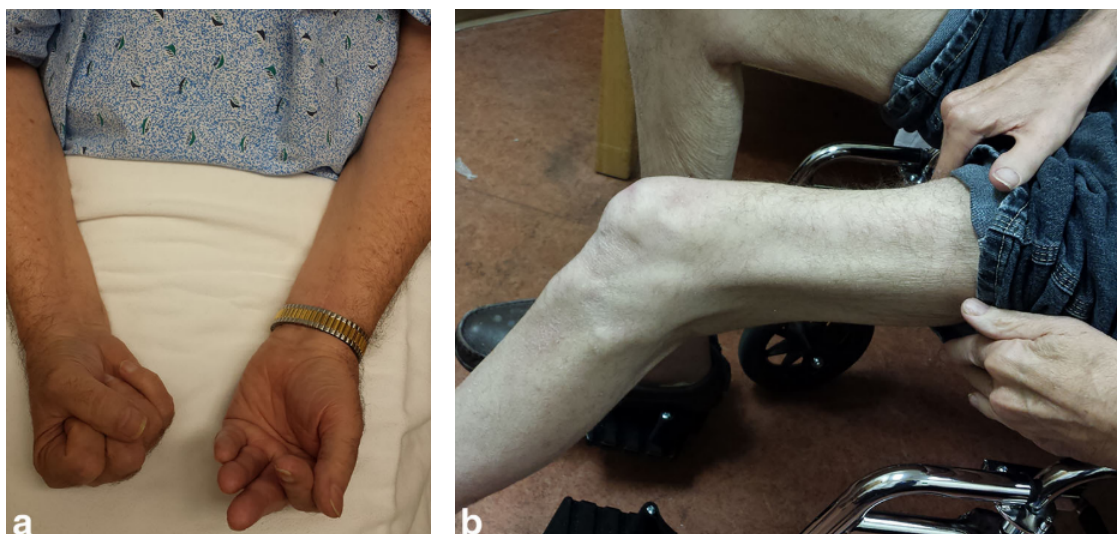
1.1	La Myosite à Inclusions	1
1.1.1	Pathologie et traitement	1
1.1.2	Conséquences sur la mobilité	2
1.1.3	Autres pathologies avec des conséquences similaires	4
1.2	Conséquences des chutes	4
1.3	Sujet de thèse (et restrictions)	5

1.1 La Myosite à Inclusions

1.1.1 Pathologie et traitement

La myosite à inclusions (*Inclusion body myositis* - IBM) est une myopathie inflammatoire qui s'avère être la maladie acquise la plus répandue chez les personnes âgées [Needham and Mastaglia, 2007]. Les myosites ont commencé à être identifiées et diagnostiquées comme telles à partir de l'année 1887. A cette époque, elles étaient toutes classées sous le nom de *Polymyosite*. Il faudra attendre 1978 pour que la classification spécifique de Myosite à Inclusions ne se distingue (elle se précisera encore en 1991 puis en 2018 [Greenberg, 2019]). Les recherches sur ce sujet sont donc récentes.

La maladie se déclare en général après 50 ans et touche en moyenne deux fois plus d'hommes que de femmes. Son diagnostic est long, il se passe en moyenne 5 ans entre l'apparition des premiers symptômes et le diagnostic final [Greenberg, 2019]. Ce retard de diagnostic s'explique par le fait que la myosite à inclusions est une maladie entraînant une diminution progressive et lente des capacités musculaires, qui affecte en premier lieu les quadriceps (muscles extenseurs du genou)[Needham and Mastaglia, 2007]. L'atteinte est le plus souvent bilatérale, mais **asymétrique** [Benveniste, 2014].



(A) Patient avec une atteinte asymétrique essayant de fermer ses deux poings

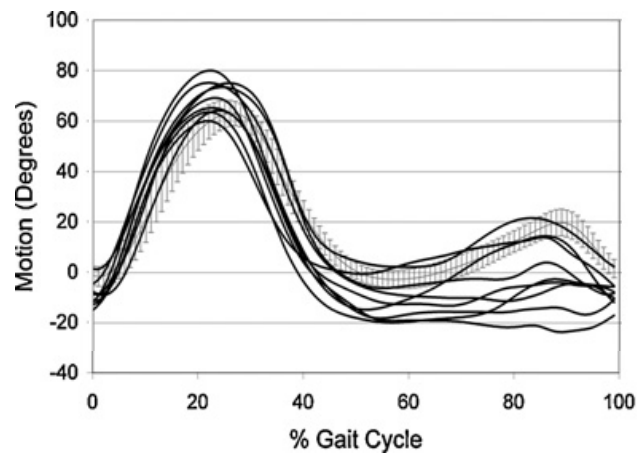
(B) Jambe atrophiée d'un patient en fauteuil roulant

FIGURE 1.1 – Photos de deux patients atteints d'IBM

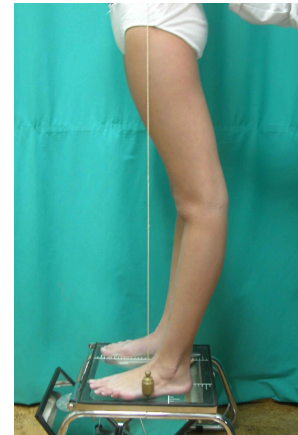
Les premières manifestations sont des difficultés à marcher à cause de **dérobement de genoux** (*knee buckling* en anglais), des difficultés à s'asseoir ou quitter la position assise ou encore des difficultés à monter ou descendre des escaliers. Du fait de l'âge des patients, c'est en général la vieillesse ou l'arthrose qui sont mis en cause dans un premier temps [Greenberg, 2019]. Les situations de *knee buckling*, qui se multiplient avec l'avancement de la maladie, finissent également par déclencher des chutes chez les patients (certains patients ne se présentent même chez le médecin que lorsqu'ils atteignent cette étape de la maladie [Needham and Mastaglia, 2007]). Il n'y a à ce jour pas de traitement connu permettant la guérison ou l'arrêt de la progression de la maladie. Elle n'est pour autant pas considérée comme une cause de mortalité.

1.1.2 Conséquences sur la mobilité

La myosite à inclusions touche principalement les quadriceps, uniques muscles responsables de l'extension du genou [Whittle, 2007], c'est pourquoi la conséquence principale de cette maladie est une difficulté grandissante à se tenir debout les genoux fléchis. Ainsi, les activités qui demandent d'étendre les genoux (comme le fait de se lever) ou de ralentir leur flexion (pendant l'assise ou la descente d'escaliers principalement) causent de plus en plus de difficulté avec la progression de la maladie. Plus la maladie progresse, et plus ces patients développent une démarche pathologique pour pouvoir continuer à se déplacer. En effet, la figure 1.2A montre par exemple les évolutions de l'angle du genou pendant un cycle de marche, enregistrées sur différents patients IBM. Sur cette figure, les angles positifs correspondent à la flexion du genou et les valeurs négatives à la sur-extension de celui-ci.



(A) Evolution de l'angle du genou pendant un cycle de marche. Les données enregistrées sur différents patients atteints d'IBM sont affichées en noir. Les données moyennes enregistrées sur des participants asymptotiques sont présentées en gris. Extrait de [Bernhardt et al., 2011]



(B) Photo d'une jambe en *genu recurvatum*

FIGURE 1.2

On peut constater que la première moitié du cycle est similaire à celle d'une démarche asymptotique. En effet, pendant ce mouvement, c'est la hanche qui se fléchit et entraîne ainsi le genou mais la flexion de ce dernier n'est pas dépendante des quadriceps, elle se fait naturellement avec l'action de la gravité. En réalité, l'action inconsciente des quadriceps chez les sujets asymptotiques a même tendance à légèrement amortir la flexion du genou ce qui explique que la flexion des patients IBM atteigne des maxima un peu plus élevés. Cette phase est appelée la **phase de vol**.

Pendant la deuxième moitié du cycle, celle pendant laquelle la jambe concernée supporte le poids du patient, la jambe des patients ne se plie pas autant qu'en temps normal. Il s'agit de la **phase d'appui** de la jambe. Plus la maladie progresse et moins le genou fléchit pendant la phase de support. En effet, avec l'évolution de la maladie, il leur est de plus en plus difficile de générer des forces pour se maintenir en appui sur leur jambe, les patients développent donc une stratégie consistant à bloquer leur jambe en sur-extension pour qu'elle reste tendue pendant toute la période d'appui. En effet, lorsque la jambe est parfaitement tendue, par un alignement singulier du fémur avec le tibia qui reprennent la totalité des efforts, peu ou pas d'activité musculaire des quadriceps est nécessaire pour maintenir la station debout. On peut notamment constater que la plupart des évolutions montrées sur la figure 1.2A présentent des sur-extensions pouvant atteindre -20° : à force de chercher à bloquer leur genou en singularité et d'y appliquer tout leur poids, les patients développent une sur-extension de leur genou de plus en plus grande. On parle alors d'*hyperextension* ou *Genu Recurvatum* (voir figure 1.2B).

Etant donné qu'il est difficile puis impossible pour ces patients de se tenir debout si leur genou n'est pas en sur-extension, les événements qui délogent le

genou de cette position d'équilibre entraînent un effondrement du patient sur lui-même. Ces événements peuvent être un dérobage de genou incontrôlé, le ralentissement ou le blocage d'un pied sur un obstacle ou un sol irrégulier, une mauvaise estimation de la position d'équilibre du genou, etc... Selon [Needham and Mastaglia, 2007], le risque de chute reste l'une des caractéristiques les plus handicapantes de la maladie.

Pour contrer le risque de chute et/ou aider à la déambulation, des aides mécaniques telles qu'une canne ou une orthèse de blocage peuvent être utilisées. Ces aides sont en général nécessaires au bout de 5 à 10 ans de maladie mais ne s'avèrent pas toujours efficaces contre le risque de chute. L'utilisation d'un fauteuil roulant devient nécessaire après entre 10 à 20 ans de maladie [Naddaf et al., 2018].

1.1.3 Autres pathologies avec des conséquences similaires

Nous nous intéressons dans cette thèse au problème spécifique de la chute. Il ne s'agit pas ici de chutes engendrées par une **perte d'équilibre** mais par un manque de capacité musculaire. Nous parlerons d'**effondrement**, de **dérobement de genou** ou de *knee buckling*. Ces chutes spécifiques sont donc la conséquence d'une **parésie** (perte temporaire ou permanente d'une partie de la motricité d'un ou de plusieurs muscles du corps), **unilatérale** ou **bilatérale** ou d'une paralysie totale mais unilatérale des membres inférieurs. Voici une liste non-exhaustive de pathologies aux conséquences similaires sur le support des jambes :

- La paralysie flasque aiguë (PFA) : pathologie entraînant la perte rapide (quelques jours) du tonus musculaire d'une jambe jusqu'à sa totale flaccidité (atteinte asymétrique)
- La poliomyélite et le syndrome Post-Poliomyélique : entraîne des fatigues et faiblesses musculaires voir des paralysies [Moreno et al., 2008] [Kim et al., 2016]
- La dystrophie facio-scapulo-humérale [Ortlieb et al., 2015]
- Les neuropathies de type Charcot-Marie-Tooth [Ortlieb et al., 2015]
- La dystrophie musculaire de Becker [Ortlieb et al., 2015]
- La dystrophie myotonique [Ortlieb et al., 2015]
- Le vieillissement : faiblesses musculaires naturelles
- D'autres myopathies, avec atteinte asymétrique ou lente

1.2 Conséquences des chutes

D'après le compte rendu de [Lukaszyk et al., 2016], les principales raisons d'hospitalisation des personnes âgées sont les fractures de la hanche et les blessures

à la tête. Or, la quasi-totalité des hospitalisations pour fracture de la hanche chez les personnes âgées sont dues à des chutes et il s'avère qu'elles peuvent avoir de graves conséquences. Par exemple l'étude de [Parker and Palmer, 1995], réalisée sur les admissions d'un hôpital anglais, a montré que sur 643 patients admis pour une fracture de la hanche survenue alors qu'ils vivaient encore chez eux, seulement 65% étaient retournés vivre chez eux l'année suivant la fracture. 22% sont décédés dans l'année (à l'hôpital ou non) et 14% ont dû être placés en soin de longue durée. En d'autres mots, la chute chez les personnes âgées est un facteur de mortalité et de perte d'indépendance important [Alexiou et al., 2018].

Pour contrer ce risque de chutes, de nombreuses personnes font le choix de se déplacer en fauteuil roulant bien qu'ils aient en réalité encore la possibilité de se déplacer debout. Or, l'utilisation d'un fauteuil roulant peut également nuire à l'autonomie des patients s'il n'est pas correctement adapté à son utilisateur puisqu'il peut alors provoquer de mauvaises postures, des douleurs et des escarres [Requejo et al., 2015]. De plus, l'une des méthodes actuellement utilisées pour ralentir la progression de la maladie est la thérapie par l'exercice. En effet, d'après l'étude de [Arnardottir et al., 2003], les exercices musculaires ont tendance à ralentir la perte musculaire sans autres conséquences négatives sur la maladie. L'utilisation prématurée d'un fauteuil roulant limite donc la mobilisation musculaire et empêche cet effet bénéfique de l'exercice. Ainsi, retarder l'utilisation du fauteuil en permettant aux patients IBM de continuer à se verticaliser sans crainte de la chute permettrait de ralentir la perte musculaire.

1.3 Sujet de thèse (et restrictions)

C'est l'Institut National de la Santé Et de la Recherche Médicale (INSERM), en association avec le professeur Benveniste de l'hôpital Pitié-Salpêtrière (APHP), spécialiste de la Myosite à Inclusions, qui sont à l'origine du début des travaux de recherche au sujet des chutes par effondrement à l'Institut des Systèmes Intelligents et de Robotique (ISIR). En effet, cette thèse constitue les premiers pas du laboratoire sur ce sujet précis et vise à développer une réponse robotique à ce problème.

Cette recherche s'articule actuellement autour de deux objectifs principaux :

- Développer un système intelligent capable de détecter l'imminence d'une chute par effondrement
- Concevoir une solution robotique capable de prévenir ou empêcher la chute

Cette thèse se concentre principalement sur le premier objectif mais en gardant en tête le second. En effet, le système final, que l'on souhaite être revêtu pour permettre une utilisation écologique dans la vie quotidienne de patients, impose

également des contraintes sur le système de détection et notamment sur le choix des capteurs.

Ainsi, le **chapitre 2** abordera tout d'abord l'état de l'art des solutions de détection et de prévention de la chute proposées par la littérature. Nous nous inspirerons ensuite de cette bibliographie ainsi que des contraintes imposées par le cadre de la recherche afin de concevoir un système d'enregistrement de données compatible avec une utilisation future en tant que système de détection de chutes au quotidien. Les détails de cette conception et des contraintes de cette recherche seront abordées dans le **chapitre 3**. Le **chapitre 4** sera ensuite l'occasion de montrer les évolutions typiques des données enregistrées pendant les différentes activités pratiquées et plus particulièrement pendant la chute. Les données des différents capteurs seront également croisées dans le but de faire ressortir une caractéristique propre à la chute par effondrement qui permettrait de différencier cette dernière de tout autre évènement pouvant survenir pendant l'utilisation du dispositif. Suite à cette analyse, nous verrons la difficulté que représente la détection de ces chutes dans un temps court. En effet, une des contraintes de notre travail est le temps de détection de la chute qui doit être assez court pour permettre l'intervention d'un système de prévention de la chute. Or, les premiers instants des mouvements d'effondrement, bien qu'étant des anomalies aux moments où ils ont lieu, peuvent ressembler à de nombreux autres mouvements. Dans le cadre de la détection de l'effondrement pendant l'activité de marche, il nous a donc semblé pertinent de chercher un moyen de détecter à tout instant dans quelle phase du cycle de marche l'utilisateur se trouve afin d'être capable de caractériser des périodes de temps plus court et d'ainsi y identifier plus rapidement les écarts à la normale. Nous développerons donc au **chapitre 5** un algorithme de détection de huit différentes phases qui se succèdent pendant la marche en fonction des appuis au sol. Nous nous servirons ensuite de cet algorithme afin de réaliser une caractérisation plus précise des données cinématiques attendues pendant chacune de ces phases et ainsi permettre une détection rapide des anomalies dues à la chute. Le **chapitre 6** sera donc consacré à cette détection dont nous évaluerons la performance sur les données pré-enregistrées. Le **chapitre 7** sera finalement consacré à la présentation d'expériences de validation. Une première visant à montrer la performance de l'algorithme de détection de chutes pendant une utilisation cette fois-ci en ligne. La seconde constituera le premier essai de rattrapage d'un genou sain pendant la simulation d'effondrements avec un système embarqué, en association avec le système de détection.

Contexte bibliographique

2.1	Détection de la chute	7
2.1.1	Différents types de chute	7
2.1.2	Différents objectifs de détection	9
2.1.3	Paramètres d'évaluation des performances	9
2.1.4	Systèmes de détection pré-impact de chutes par effondrement	10
2.2	Dispositifs à destination des personnes ayant des faiblesses musculaires aux jambes	12
2.2.1	Quelques définitions	13
2.2.2	Dispositifs de prévention de la chute déjà existants ou à l'étude	14
2.3	Conclusion	19

2.1 Détection de la chute

2.1.1 Différents types de chute

L'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) définit la chute comme étant "l'action de tomber ou de glisser au sol indépendamment de sa volonté". Or, il existe différentes manières de tomber : en trébuchant, en glissant, en s'effondrant, en avant, en arrière, sur le côté, etc... Et, la typologie d'une chute est un aspect clé dans l'évaluation de la capacité d'un système à la détecter [Luque et al., 2014]. C'est pourquoi plusieurs reviews et articles sur le sujet ([Abbate et al., 2010] [Yu, 2008]) s'accordent sur le besoin de définir une classification commune des différents types de chutes possibles afin de mieux poser le cadre d'une recherche donnée et de permettre (ou non) sa comparaison avec d'autres recherches similaires. Pour différencier ces différents cas de figure, [Abbate et al., 2010] proposent une décomposition du mouvement de chute en cinq étapes, comme illustré sur la figure 2.1.

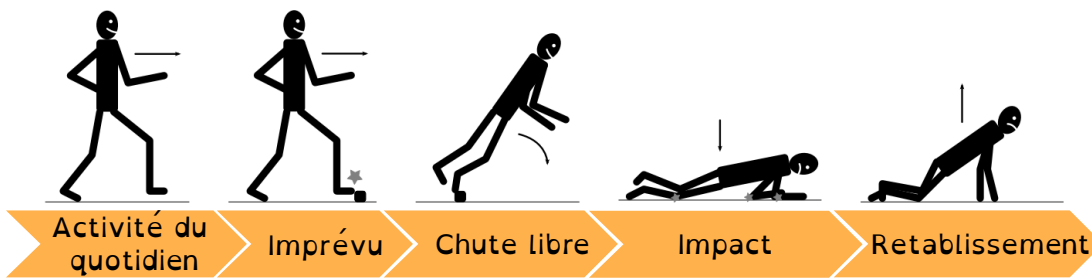


FIGURE 2.1 – Décomposition du mouvement de chute en cinq étapes successives

Selon cette décomposition, la chute est donc caractérisée par :

- L'activité qui était pratiquée avant l'évènement de chute. De nombreux cas de figure sont possibles : l'utilisateur était statique (assis, debout, couché) ou en mouvement (marche, piétinement, demi-tour, course, penché vers le sol, etc...)
- Un évènement déclencheur de la chute : trébuchement contre un obstacle, glissement des pieds sous le corps, déséquilibre dans une direction, perte de support lié à une incapacité musculaire, etc...
- Un mouvement de chute libre, dans une certaine posture et dans une direction donnée
- L'impact dans une certaine posture, contre une partie spécifique du corps (sur les fesses, les genoux, de tout son long, etc...), contre un obstacle (chaise, mur...)
- Le rétablissement ou non après la chute (la personne se redresse, se relève, se retourne, ou reste inerte au sol)

Ainsi, il existe une très grande variété de chutes différentes. A partir de cette décomposition, [Abbate et al., 2010] ont proposé une classification possible des chutes comportant 20 cas différents. Dans cette thèse, nous étudions des chutes causées par un manque de force qui entraîne l'**effondrement** du patient selon un axe vertical. Ceci impose donc notre élément déclencheur (incapacité à retenir son poids du corps, peu importe la cause exacte) et la chute libre (effondrement vertical). Pour poser un cadre plus précis, il nous faut déterminer les activités pendant lesquelles ces évènements peuvent avoir lieu et dans quel environnement se déroulera l'impact (mais comme notre objectif est de détecter la chute avant l'impact, cette phase et celle du possible rétablissement n'ont pas d'importance ici). Pour l'impact, nous considérerons donc seulement qu'il n'y a pas d'obstacles autre que le sol. Pour ce qui est de l'activité pendant laquelle la chute a lieu, nous considérerons pour l'instant uniquement les cas où la chute survient **pendant la marche** afin de restreindre dans un premier temps l'étude. Les autres cas (chute statique, en pente ou dans les escaliers) pourront être abordés dans de futurs travaux.

2.1.2 Différents objectifs de détection

Dans l'étude de la détection de la chute, on distingue deux objectifs différents : détecter l'imminence ou le début d'une chute pour déclencher un système anti-chute/anti-blessures ou bien détecter qu'une chute a eu lieu afin d'envoyer de l'aide. C'est ce second objectif qui est le plus présent dans la littérature. En effet, la chute la plus étudiée est celle des personnes âgées, en maison de retraite ou en hôpital. L'objectif de ces recherches est alors de développer un système d'alarme pour prévenir le personnel soignant qu'un patient est tombé au sol et qu'il a besoin d'aide. Ces systèmes détectent donc la chute après l'impact.

Notre objectif étant de permettre aux patients IBM de garder leur mobilité sans avoir à craindre la chute, cette thèse s'inscrit dans l'objectif de détection de la chute **pré-impact**. Les systèmes relatifs à la détection de la chute post-impact sont basés sur la détection de l'inactivité au sol ou d'une forte perturbation caractéristique de l'impact. Ces dispositifs ne sont donc pas adaptés à notre cas de figure et ne constituent pas réellement un point de départ ou de comparaison utile.

2.1.3 Paramètres d'évaluation des performances

Avant d'analyser et comparer les algorithmes de détection pré-impact disponibles dans la littérature, les paramètres d'évaluation de ces derniers sont présentés dans cette section. L'algorithme de détection de chute a une sortie binaire indiquant si une chute est détectée ou non. En parallèle, l'information terrain est utilisée en référence pour indiquer à chaque instant l'activité qui était pratiquée. La comparaison entre la sortie de l'algorithme et la référence peut donc aboutir à quatre situations différentes comme on peut le voir dans le tableau 2.1.

		Référence	
		Une chute a lieu	Activité autre que chute
Algo	Une chute est détectée	Vrai Positif (TP)	Faux Positif (FP)
	Pas de chute détectée	Faux Négatif (FN)	Vrai Négatif (TN)

TABLE 2.1 – Evaluation des sorties possibles d'un algorithme de chute

A partir de ces quatre résultats possibles, trois paramètres d'évaluation des performances peuvent être utilisés :

La précision : c'est la capacité d'un algorithme à correctement détecter les chutes et les non-chutes (en anglais on parle d'*accuracy*). Dans l'équation suivante, P représente le nombre de chutes qui ont eu lieu et N le nombre de non-chutes.

$$precision = \frac{TN + TP}{N + P} \quad (2.1)$$

La sensibilité : c'est la capacité d'un algorithme à correctement détecter les chutes. Elle est égale au nombre de chutes correctement détectées par rapport au nombre total de chutes qui ont eu lieu.

$$sensibilite = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.2)$$

La spécificité : c'est la capacité d'un algorithme à éviter les faux positifs lorsqu'il n'y a pas de chutes.

$$specificite = \frac{TN}{TN + FP} \quad (2.3)$$

La précision est un paramètre d'évaluation de la performance globale de l'algorithme mais la sensibilité et la spécificité permettent de mieux identifier les forces et les défauts d'un algorithme donné. Ces paramètres sont souvent utilisés dans l'évaluation des performances des algorithmes, mais il est important de noter qu'en général, le nombre de chutes est bien inférieur aux nombres de données relatives aux activités autres ($P \ll N$). Ainsi, un faux négatif aura une influence plus grande sur la valeur de sensibilité que le faux positif sur la valeur de spécificité. Lors de la comparaison des résultats de différents algorithmes sur différentes données de référence, il est donc important de faire attention au nombre de chutes totales de la référence et aux différentes proportions de temps de chute en comparaison au temps de non-chute.

En plus de ces critères de "réussite" de l'algorithme, la détection *pre-impact* est également évaluée sur son temps de réaction. On trouve alors dans la littérature deux manières différentes d'évaluer le temps de réaction d'un système anti-chute : soit on calcule le temps qu'il a fallu à l'algorithme pour détecter la chute une fois celle-ci débutée ; soit on évalue au moment de la détection le temps qu'il reste avant l'impact (on parle de **lead-time**). Cette dernière métrique permet d'évaluer la possibilité de combiner l'algorithme avec un système anti-chute mais nécessite que les chutes de l'expérience d'évaluation ne soient pas rattrapées afin de pouvoir mesurer précisément à quel temps a lieu l'impact.

2.1.4 Systèmes de détection pré-impact de chutes par effondrement

Etant donné le cadre de cette thèse, nous avons concentré notre état de l'art sur les systèmes de détection **pré-impact** et **portables** par l'utilisateur.

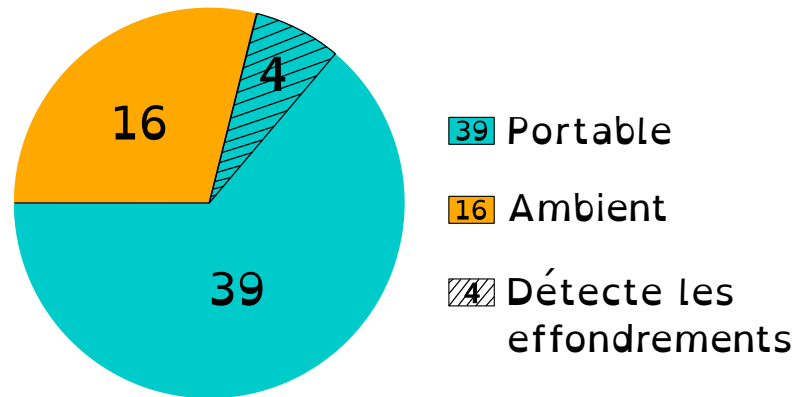


FIGURE 2.2 – Diagramme circulaire présentant une répartition des systèmes de détection de chute avant l'impact

La figure 2.2 montre la répartition des 55 articles sur la détection de la chute pré-impact étudiés, en fonction de l'utilisation ou non de capteurs portables. Les systèmes non-portables sont soit basés sur la vision (caméras, capture de mouvements) soit sont des systèmes dits **ambients** et sont intégrés dans la pièce où ils seront utilisés (capteur de pression au sol, capteurs infra-rouge). Sur les 55 articles étudiés, 39 utilisent des systèmes portés par l'utilisateur. Les capteurs associés aux systèmes portables sont principalement les unités de mesure inertielle (IMU) (une ou plusieurs), mais certains systèmes utilisent également des capteurs de force sous les pieds [Wang et al., 2020] ou encore de l'électromyographie de surface [Xiao et al., 2018] [Rescio et al., 2018]. Parmi eux, seulement quatre systèmes disent détecter les chutes par effondrement et aucun ne cible uniquement celles-ci. Tous utilisent des unités de mesure inertielle comme capteur.

[Lindemann et al., 2005] utilisent uniquement des données d'accélération, mesurées au niveau de la tête afin que les amplitudes soient plus grandes que celles générées par les mouvements de hanche (plus souvent utilisés). L'article applique son algorithme de détection sur sept types de chutes différentes mais ne fait pas de distinction dans ses résultats. De plus, bien qu'il s'agisse d'un système capable de détecter la chute pré-impact, les temps de détection ne sont également pas précisés.

[Lee et al., 2015] ainsi que [Aziz et al., 2014] utilisent les données d'accélération ainsi que les données gyroscopiques à l'aide de capteurs inertiels positionnés au niveau des hanches. L'algorithme de Lee et al. utilise un système de seuils sur la vitesse verticale calculée à partir de ces données afin de déterminer si un événement donné est une chute, un début de chute rattrapé ou une activité de la vie quotidienne (AVQ). Ils présentent les différentes performances atteintes pour chaque type de chute. Ainsi, en ce qui concerne les chutes qu'ils qualifient de "par évanouissement", ils obtiennent une *sensibilité* de 97.4%, une *spécificité* de 99.4% et un *lead-time* (délai entre la détection et l'impact) d'en moyenne 226ms ce qui laisse le temps à un système d'airbag de se déclencher par exemple. Cependant, les activités du quotidien évaluées dans cet article ne comprennent pas d'utilisation des escaliers

ou de rampe d'accès (qui sont pourtant susceptibles de rajouter des évènements de faux positifs).

[Aziz et al., 2014] ont fait le choix d'utiliser de l'intelligence artificielle en appliquant un apprentissage par SVM (*Support Vector Machine*). Ils présentent dans leur article les différentes performances atteignables en fonction de la fenêtre de temps utilisée pour le calcul ainsi que du *lead-time* visé. Leur recommandation finale est d'utiliser une fenêtre de moins d'une seconde ce qui permet d'atteindre une *sensibilité* et une *spécificité* de compris entre 91 et 99% pour un *lead-time* visé de 187ms. Ce qui laisse tout juste le temps de gonfler un airbag. Pour des *lead-times* bien plus restreints (entre 62 et 120ms), la *sensibilité* de détection des chutes par effondrement atteint 98.2%, mais ces délais de réactions sont malheureusement trop contraints.

Enfin, [Sabatini et al., 2016] utilisent également une IMU, avec accéléromètre, gyromètre et baromètre, associée à une méthode pour compenser la dérive des valeurs afin d'évaluer la vitesse verticale ainsi que la hauteur du dispositif. Avec un système de seuils sur ces valeurs (en priorité sur la vitesse), ils atteignent 100% de *spécificité* pour 80% de *sensibilité* en détection pré-impact. Une sur-couche supplémentaire permet tout de même de détecter les chutes manquées en post-impact. Pour la détection pré-impact, les chutes détectées le sont avec un *lead-time* d'en moyenne 157ms (entre 40 et 300). Cet algorithme ne détecte donc pas toutes les chutes et certaines sont détectées mais trop tardivement pour espérer pouvoir déclencher un système de prévention.

2.2 Dispositifs à destination des personnes ayant des faiblesses musculaires aux jambes

En lien avec le deuxième objectif de ces travaux de recherche (à savoir la conception d'une solution robotique pour prévenir la chute), une deuxième étude bibliographique a été menée. Peu de dispositifs conçus spécifiquement pour prévenir la chute (et plus particulièrement les effondrements) sont actuellement à l'étude ou commercialisés. Nous avons donc effectué une recherche bibliographique plus large, intégrant également toutes les orthèses à destination des personnes ayant des faiblesses musculaires aux jambes, dans le but d'en apprendre plus sur ces différentes technologies d'assistance (voir liste présentée en annexe A). Sur les 55 dispositifs analysés, deux seulement sont spécifiquement dédiés à la prévention de la chute. D'autres cependant, développés pour assister les mouvements de l'utilisateur, permettent également de prévenir la chute en limitant les facteurs de risque mais tendent parfois à contraindre les patients et leurs capacités déjà réduites.

2.2.1 Quelques définitions

La technologie d'actionnement

Différentes formes d'énergie peuvent être utilisées pour actionner un système robotique. En effet, en fonction du type d'énergie principalement développée par la technologie d'actionnement, le dispositif peut être dit électrique, hydraulique, pneumatique ou mécanique (autre qu'hydraulique et pneumatique). La répartition des mécanismes en fonction de leur technologie d'actionnement est présentée sur la figure 2.3A.

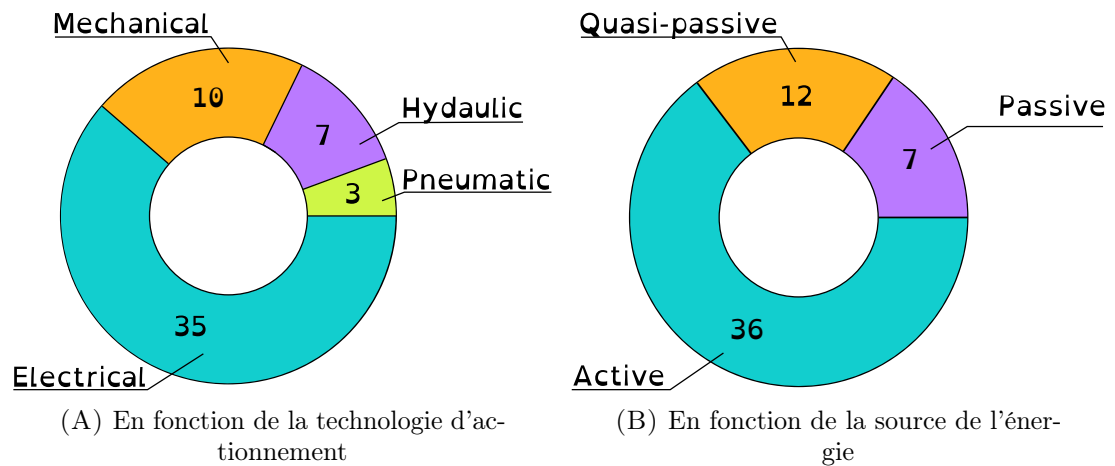


FIGURE 2.3 – Diagrammes circulaires présentant la répartition des orthèses étudiées

La source d'énergie

Quel que soit le type d'énergie déployé dans les dispositifs, on peut également les caractériser en fonction de si la source de cette énergie est externe ou non. Ainsi, un dispositif est dit :

- **Actif** : si l'énergie utilisée par le dispositif vient d'une source externe (batterie, pompe hydraulique...)
- **Passif** : si l'énergie utilisée par le dispositif est purement mécanique et provient de l'utilisateur lui-même (ressort, amortisseur...)
- **Quasi-passif** : Si la source d'énergie principale est l'utilisateur lui-même mais qu'un ou plusieurs composants du dispositif nécessitent une faible source externe (vanne électronique, électroaimant, capteur électronique...).

La répartition des mécanismes en fonction de leur source d'énergie est présentée sur la figure 2.3B.

Les articulations impliquées

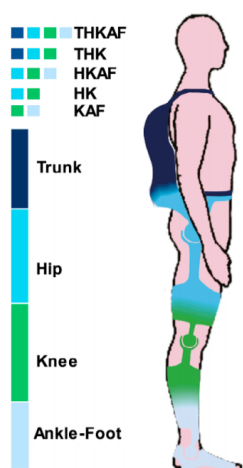


FIGURE 2.4 – Différents types d'orthèses de membres inférieurs

Concernant les orthèses, elles se caractérisent également en fonction des articulations (et segments) englobées par le système. Lorsque l'on considère une orthèse de membres inférieurs, quatre régions du corps peuvent être concernées : le tronc (**T**runk), les hanches (**H**ip), les genoux (**K**nee) et les chevilles (**A**nkle **F**oot). La figure 2.4 illustre les différentes possibilités et les acronymes associés. Chaque articulation impliquée peut servir de :

- lien mécanique entre deux segments
- support pour capteurs ou effecteurs
- point de transmission d'énergie

2.2.2 Dispositifs de prévention de la chute déjà existants ou à l'étude

Orthèses

Les orthèses d'aide à la mobilité sont pour la plupart des SCKAFO (*Stance Control Knee Ankle Foot Orthoses*) ce qui signifie que leur rôle est de maintenir la jambe fixe pendant qu'elle supporte le poids de l'utilisateur et de relâcher les articulations pendant la phase pendulaire. Plusieurs de ces orthèses sont déjà commercialisées. L'entreprise Ottobock commercialise par exemple le C-Brace[®], une SCKAFO hydraulique quasi-passive [Auberger et al., 2020] et le E-Mag [Kim et al., 2016], une SCKAFO électrique active. Toutes deux fournissent un couple résistif qui assiste l'utilisateur dans le contrôle de la flexion de son genou pendant l'appui. Le C-Brace est en plus équipé d'une fonctionnalité d'aide à la descente de pente et escaliers qui sert également de support en cas de trébuchement (*stumbling*). D'après une étude réalisée pendant une utilisation quotidienne de l'orthèse par divers patients, cette fonctionnalité a été activée pour des chutes en moyenne plusieurs fois par jour, ce qui confirme son importance. Cependant, ces orthèses imposent de suivre une démarche spécifique attendue afin de fonctionner correctement. C'est pourquoi certains patients rapportent des difficultés à les utiliser¹. En effet, leur utilisation demande de la concentration et un minimum de force musculaire (augmenté par la nécessité de suivre un mouvement imposé) pour correctement entamer les mouvements qui seront ensuite assistés par l'orthèse. Seulement, même

1. <https://myopathiesinflammatoires.afm-telethon.fr/ortheses-exosquelettes-myosites/>

si ces systèmes ont un poids assez limité, leur utilisation engendre rapidement de la fatigue musculaire qui, ajoutée à la faiblesse, finit par empêcher leur fonctionnement correct. Dans ces moments, les dysfonctionnements peuvent imposer un blocage du genou augmentant ainsi le danger que représente une chute.



FIGURE 2.5 – Photos de différentes SCKAFO avec de gauche à droite : le C-Brace[Auberger et al., 2020], le E-Mag[Kim et al., 2016], l'OWVS [Lemaire et al., 2013] et le système de [Mioskowska et al., 2020]

D'autres SCKAFO ont été développées en laboratoire. Par exemple, [Lemaire et al., 2013] ont développé deux orthèses hydrauliques quasi-passive et passive qui ont une fonctionnalité directement liée à la chute : un système de valve impose un freinage du mouvement du genou si celui-ci à une vitesse qui dépasse un certain seuil (pré-réglé pour l'orthèse passive et ajustable pour la quasi-passive). Ce système a pour objectif de retenir un effondrement qui serait dû à un transfert de poids trop rapide (dû par exemple à un excès de confiance après un certain temps d'utilisation) et qui engendrerait donc une flexion de genou rapide. Dans ce cadre là, la fonctionnalité semble viable mais il s'agit d'un scénario exagéré qui ne correspond pas à tous les profils d'effondrements qu'une personne atteinte de faiblesse musculaire peut subir.

Enfin, [Mioskowska et al., 2020] ont développé une orthèse pneumatique active qui lutte spécifiquement contre les chutes "par glissade". Elle est composée d'un mécanisme à câble, actionné par relâchement du contenu d'une capsule de CO_2 . Il s'agit donc d'une assistance applicable une seule fois mais facilement rechargeable. Bien que théoriquement associé à un système de détection de glissade, ce système n'a été testé qu'avec une activation automatique pré-réglée, les performances de ce système ne sont donc que supposées pour le moment.

Exosquelettes



FIGURE 2.6 –
Exosquelette
Keeogo™

Bien que développé dans le but plus global d'aider les personnes ayant des faiblesses musculaires à garder leur mobilité, l'exosquelette Keeogo™ permet également de limiter le risque de chute [McLeod et al., 2019]. En effet, il s'agit d'un exosquelette des membres inférieurs dont seules les articulations des genoux sont actionnées et qui a pour fonction d'assister les mouvements de l'utilisateur. Celui-ci doit initier l'action avec ses propres forces et le dispositif fournit l'énergie manquante à la réalisation du mouvement. Le Keeogo™ (dont une photo est visible figure 2.6) est actuellement commercialisé au Canada (et marqué CE depuis 2019) et un patient IBM notamment, Martin Jarry, l'utilise au quotidien et en fait la promotion. Il lui a notamment permis de courir un 10km en 2017 alors que la maladie lui provoquait déjà des chutes et des incapacités à se relever. En assistant les mouvements de son utilisateur, ce dermosquelette™ réduit également les situations à risque de chutes (mais ne les supprime pas

totalemment). Il coûte actuellement environ 38000€ et bien que son utilisation permette de mobiliser les muscles du porteur sur une plus grande période de temps, il finit par ne plus être utilisable pour une pathologie IBM trop avancée.

Cannes intelligentes

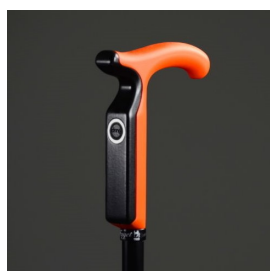


FIGURE 2.7 –
SmartCane™

La canne est l'un des premiers outils actuellement utilisés par les patients IBM pour aider à leur mobilité. En effet, l'ajout de ce point d'appui les aide au maintien vertical et aux déplacements. De plus, il s'agit d'un objet simple, peu coûteux et très accessible, ce qui en fait un système d'aide à la mobilité très répandu. En France, la start-up Nov'in a aidé le fabricant Cannes Fayet® à ajouter un système de détection de chute sur une canne classique pour créer la SmartCane™ (figure 2.7). Un système de détection, ainsi qu'un bouton présent sur le dispositif, permettent de déclencher une alarme en cas de chute.

D'autres cannes plus actives dans la prévention de la chute sont à l'étude. [Di et al., 2016] ont par exemple développé l'iCane (voir figure 2.8), un dispositif guidé par trois roues holonomes. Un télémètre laser permet de situer l'utilisateur par rapport au système et un capteur de force permet d'évaluer l'interaction entre l'utilisateur et la canne qui surplombe la partie motorisée. Pour détecter l'évènement de chute, la canne est également reliée à deux semelles, comportant quatre capteurs

de force chacune. Ces capteurs, combinés à ceux du manche de la canne, permettent au dispositif d'évaluer la position du COP (centre de pression) de l'utilisateur (même si celui-ci se repose en partie sur la canne). La distance entre ce point et le centre du triangle que forment les appuis des pieds et de la canne est ensuite calculée et utilisée comme référence pour déterminer la probabilité d'une perte d'équilibre. Si une chute est détectée, le robot va se placer dans la direction de la chute et se rigidifie afin d'apporter un soutien optimal à l'utilisateur.

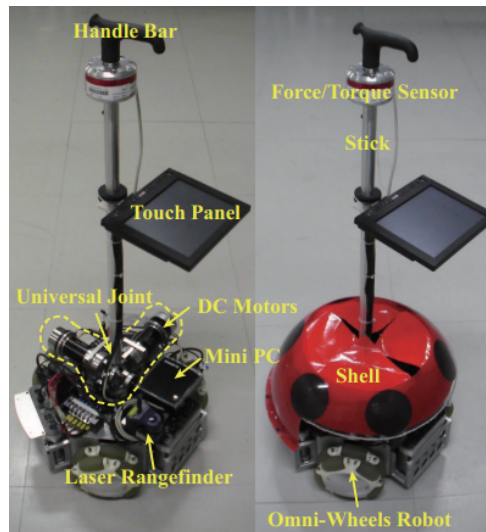


FIGURE 2.8 – iCane de [Di et al., 2016]

Une canne similaire mais quasi-passive, la IP Cane, a été développée par [Suzuki et al., 2009]. La base est cette fois-ci guidée par deux roues équipées de servo-freins (l'ajout de deux roulettes passives permettent les mouvements dans toutes les directions). Pour estimer la probabilité d'une chute de l'utilisateur, c'est cette fois-ci la distance entre le robot et la jambe de l'utilisateur la plus proche qui est déterminée par un télémètre laser. Suzuki et al. font l'hypothèse que pendant l'utilisation de la canne, l'utilisateur est principalement en appui sur le robot et sur la jambe la plus proche de lui. Ainsi, si la distance qui les sépare dépasse les valeurs usuelles mesurées pendant la marche, une chute est soupçonnée et les servo-freins sont commandés en conséquence.

Etant donné la nature de la détection et de la prévention de ces deux systèmes, ces dispositifs sont développés pour les chutes par perte d'équilibre, et non pas par effondrement. Ils ne seraient donc pas adaptés à un patient IBM.

Airbags

Plusieurs dispositifs à airbags ont déjà été développés. Bien qu'ils n'empêchent pas la chute, ceux-ci permettent d'en réduire les conséquences en limitant le risque de blessure. La plupart des airbags commercialisés sont d'ailleurs spécifiquement

localisés au niveau des hanches pour éviter leurs fractures. L'exemple des dispositifs des entreprises S-AIRBAG et DAirlab ainsi que ceux développés par [Shi et al., 2009] sont montrés figure 2.9. On peut aussi y voir les systèmes de S-AIRBAG et [Tamura et al., 2009] qui protègent également la tête, ce qui limite d'autant plus les conséquences néfastes de la chute.



FIGURE 2.9 – En haut : veste Sairbag puis de gauche à droite : ceinture S-AIRBAG, ceinture FutureAge de DAirlab, [Tamura et al., 2009] et [Shi et al., 2009]

Les systèmes d'airbags commercialisés coûtent en moyenne 700€ pour les ceintures et le système de S-AIRBAG protégeant également la tête coûte lui 1000€. A ces prix s'ajoutent la dépense qu'occasionne l'achat de capsules de gaz car chaque déclenchement du système en consomme une (par côté). Une capsule coûte entre 65 et 80€. Le prix, ajouté à la nécessité de recharger le dispositif après chaque déclenchement, fait qu'il ne s'agit pas d'une solution accessible aux personnes souffrant de chutes quotidiennes mais plutôt à destination des personnes âgées dont les chutes sont moins fréquentes mais les conséquences tout aussi graves.

2.3 Conclusion

En conclusion, les dispositifs à destination des personnes ayant des faiblesses musculaires sont le plus souvent des solutions actives qui fournissent une aide à la mobilité, ou des solutions passives mais qui imposent une démarche et des mouvements trop restrictifs. Pour des patients dont les mouvements sont déjà difficiles, ces solutions comportent trop de contraintes, que ce soit en poids à porter, en encombrement, en durée d'autonomie, en complexité d'utilisation, etc... Aucun de ces dispositifs ne permet une **assistance ponctuelle au moment de la chute** qui permettrait de rassurer les utilisateurs qui ont encore des mobilités.

Nous avons également vu dans ce chapitre que la majorité des articles dédiés à la détection de la chute se contentent de faire de la détection post-impact dans le but d'implémenter un système d'alarme. Cependant, de plus en plus de recherches se penchent sur le sujet de la détection pré-impact, basés sur des capteurs portés. Ces systèmes utilisent principalement une ou plusieurs IMU, éventuellement associées à d'autres capteurs, mais ne sont jamais entièrement dédiés à la chute par effondrement qui représente une chute particulière, en opposition aux pertes d'équilibre. Bien que ce type de chute soit parfois inclus dans les détections, il n'est pas possible de savoir les performances qu'auraient ces systèmes de détection s'ils ne se concentraient que sur la cinématique particulière de ces dernières. De plus, la pathologie IBM que nous ciblons particulièrement a également un impact sur les mouvements réalisés pendant les activités du quotidien, ce qui peut également influencer sur les performances d'un algorithme de détection. C'est pour cette raison que nous avons choisi de commencer par **constituer notre propre base de données**, en utilisant dans un premier temps de multiple capteurs, afin de pouvoir analyser et caractériser les données spécifiquement liées aux **chutes par effondrement**, en comparaison à des données enregistrées pendant la pratique de différentes activités du quotidien. Malgré le fait que [Lemaire et al., 2013] ne quantifient pas spécifiquement les résultats de détection des effondrements que leur système permet de rattraper, leurs résultats tendent à montrer qu'une détection par seuil sur la vitesse du genou pourrait être efficace, nous nous intéresserons donc plus particulièrement à ce paramètre.

Cadre pratique de la recherche

3.1	Le dispositif expérimental	22
3.1.1	Orthèse instrumentée	22
3.1.2	Récupération des données	24
3.1.3	Validation du dispositif d'acquisition	25
3.2	Le parcours d'enregistrement	27
3.3	Les participants	28
3.3.1	Participant-e-s et conditions de recrutement	28
3.3.2	Données enregistrées	28
3.3.3	Les problèmes liés à l'humain et la simulation de mouvements	29
3.4	Conclusion	29

Comme expliqué précédemment, il nous a semblé nécessaire de commencer ces travaux de recherche par la création d'une **base de données**. Etant donné que nous nous intéressons à la détection de la chute pré-impact et une utilisation du dispositif de prévention de la chute dans la vie quotidienne (dans les différentes pièces du lieu de vie et dans un environnement extérieur), nous avons fait le choix de n'utiliser que des capteurs qui pourront être utilisés sur un **dispositif revêtu** et qui ne nécessitent pas ou peu de traitement des données brutes (pour assurer une détection rapide). Les données seront donc récupérées directement sur le corps de l'utilisateur et non pas par des capteurs distants (MOCAP, caméra, capteur infrarouge, etc...). Cela réduit la quantité d'informations récupérables mais assure leur pertinence pour une utilisation future en association avec un dispositif de rattrapage par exemple.

De plus, pour que le dispositif puisse être utilisé au quotidien, il est important que cette base de données ne concerne pas uniquement les chutes par effondrement mais comprenne également les informations au sujet des mouvements réalisés pendant différentes activités. Nous avons donc construit un **parcours d'enregistrement** de données représentatif des activités pratiquées dans la vie quotidienne et de la démarche imposée par l'atteinte pathologique. Cependant, compte tenu

des risques de blessures ou de traumatismes liés à la chute chez les patients, les données ont été enregistrées sur des **participants asymptomatiques mimant une affectation musculaire**. La pandémie de Sars-Cov-2 a également rendu difficile l'accès aux patients mais les rencontres de certains et de leurs médecins nous ont permis d'appréhender leurs démarches pour guider les participants lors de l'enregistrement. C'est notamment suite à ces rencontres que nous avons décidé de considérer une atteinte **asymétrique** de la maladie : l'une des jambes (la droite dans ces enregistrements) est donc considérée plus atteinte que l'autre.

3.1 Le dispositif expérimental

3.1.1 Orthèse instrumentée

Structure principale

Suite à l'état de l'art effectué au sujet des orthèses de genoux déjà existantes, nous avons fait le choix d'utiliser comme structure principale une orthèse du commerce¹ (voir figure 3.1D) dont l'articulation du genou est composé d'un simple pivot. Cela permet notamment de pouvoir aisément y intégrer un encodeur afin de récupérer l'angle formé entre les deux segments principaux de la jambe.

Choix des capteurs

Comme nous avons pu le voir dans le chapitre précédent, la chute par effondrement est un type de chute encore peu étudié dans la littérature. Nous avons donc fait le choix d'utiliser dans un premier temps des capteurs variés (en respectant la contrainte qu'ils puissent être portés par l'utilisateur) afin de pouvoir caractériser au mieux la cinématique des chutes et des AVQ (activités de la vie quotidienne) pour ensuite réduire le système aux uniques capteurs permettant une détection performante.

Ainsi, bien que la pathologie étudiée ait une atteinte asymétrique, nous avons choisi de récupérer les informations des angles des deux genoux à l'aide d'encodeurs (dont une photo est visible figure 3.1B). Les capteurs sont réglés pour avoir une résolution de l'ordre du dixième de degré et sont positionnés sur le pivot de rotation des orthèses qui servent de structures principales.

Etant donné leur fréquente utilisation dans les dispositifs portables de détection de la chute, nous avons également choisi d'intégrer deux IMUs² au système (voir

1. Protect.ROM, Medi GmbH

2. <https://x-io.co.uk/ngimu/>

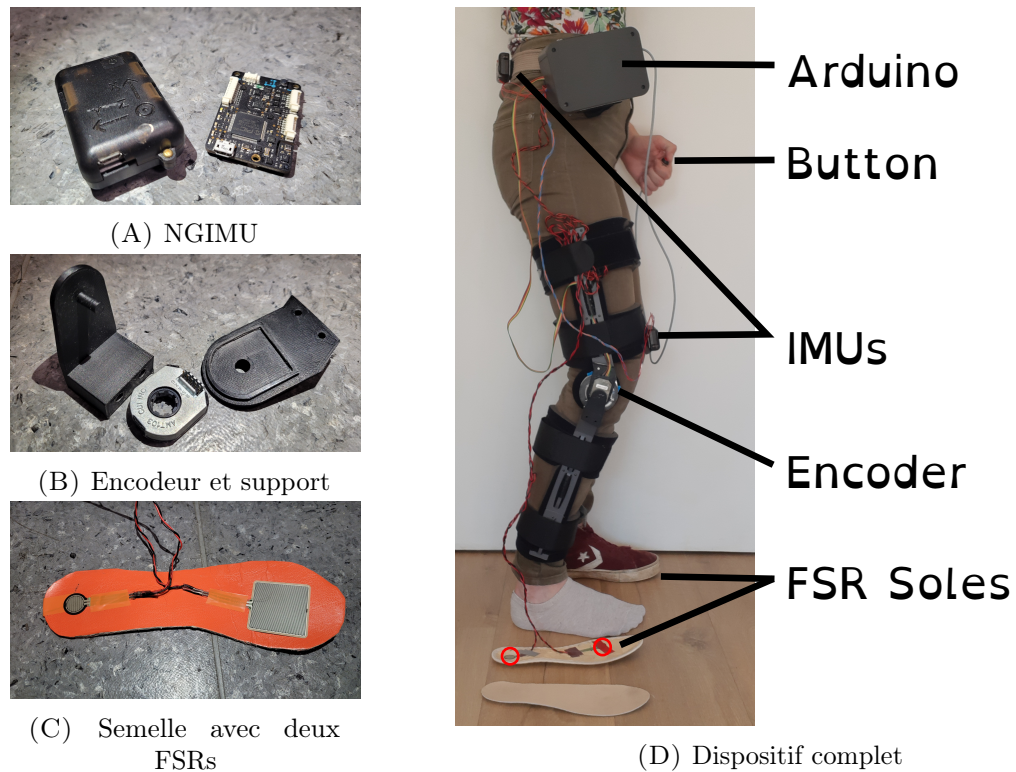


FIGURE 3.1 – Photos du dispositif d’enregistrement complet porté et de ses capteurs

figure 3.1A). L’une est fixée à une ceinture pour être située dans le bas du dos au niveau du pelvis. Et la deuxième est positionnée au dessus du genou qui simulera la plus forte atteinte pathologique. Nous nous servons de ces capteurs pour récupérer les informations de vitesses angulaires et d’accélérations linéaires de ces parties du corps, dans trois directions.

Enfin, pour récupérer des informations au sujet des appuis de l’utilisateur, quatre FSRs (capteurs de force à technologie résistive) sont placés sur des semelles (voir figure 3.1C) afin de récupérer les informations de contact entre le sol et les parties avant et arrière de chaque pied.

Un bouton poussoir manuel est également ajouté au dispositif afin de permettre à l’utilisateur de marquer certains temps de l’enregistrement. Ce bouton sera notamment utilisé pour marquer les temps de transition entre chaque activité exécutée pendant un enregistrement afin d’en faciliter ensuite l’analyse.

Acquisition et transmission des données

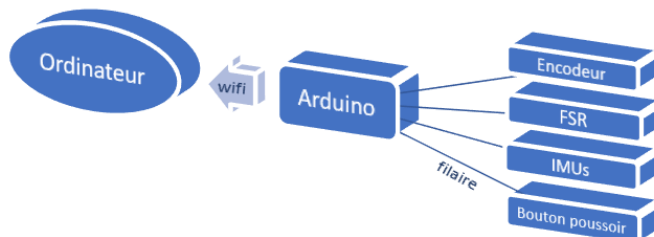


FIGURE 3.2 – Principes de communication entre les différents éléments de l’orthèse instrumentée

Etant donné les capteurs choisis et leur nombre, nous avons choisi d’utiliser une carte Arduino[®] MKR1000 pour faire l’acquisition des données et permettre leur retransmission en direct à un ordinateur via Wi-Fi. En effet, cette carte, facile à programmer, est équipée d’entrées analogiques permettant de récupérer les données FSR, de ports digitaux avec interruption pour pouvoir traiter les informations envoyées par les encodeurs, de ports serie sur lesquels établir la communication avec les IMU et d’assez de ports au total pour pouvoir ajouter d’autres composants tels que des LEDs, buzzer, etc... Elle est également équipée d’un processeur Arm[®] Cortex[®]-M0 32-bit SAMD21, fonctionnant à 48 MHz, permettant d’acquérir toutes les données et les envoyer en Wi-Fi. La carte Wi-Fi intégrée permet de facilement récupérer les données acquises et d’ainsi avoir un équipement portable et un enregistrement des données ne gênant pas les mouvements de l’utilisateur.

3.1.2 Récupération des données

Les données brutes de chaque capteur sont envoyés directement à la carte Arduino[®] de façon filaire. Ensuite, un premier traitement est effectué directement par la carte pour convertir les signaux encodeurs en une valeur d’angle. La communication avec les IMUs se fait via un port serie et est codée en OSC. A nouveau, c’est l’Arduino[®] qui effectue un premier traitement permettant la traduction des données reçues afin d’en extraire directement les données d’accélérations linéaires en m/s^2 et de vitesses angulaires en $^\circ/s$.

Le traitement total de ces données par l’Arduino s’effectue en quelques millisecondes. Nous avons fait le choix d’enregistrer les données à une fréquence de 50 Hz , largement supérieure à la fréquence des mouvements des jambes (la fréquence de la marche étant d’environ 0.5 Hz).

3.1.3 Validation du dispositif d'acquisition

Afin de vérifier dans un premier temps que notre dispositif enregistre des données correctes, nous avons comparé les données enregistrées pendant l'exécution de diverses activités du quotidien avec des données de la littérature. Les données qui seront utilisées comme référence pour les angles de genoux sont celles de [Zhang et al., 2020]. Les courbes correspondantes ont été reportées sur la figure 3.3 en noir. Les courbes bleues correspondent quant à elles aux évolutions typiques de données enregistrées par notre dispositif.

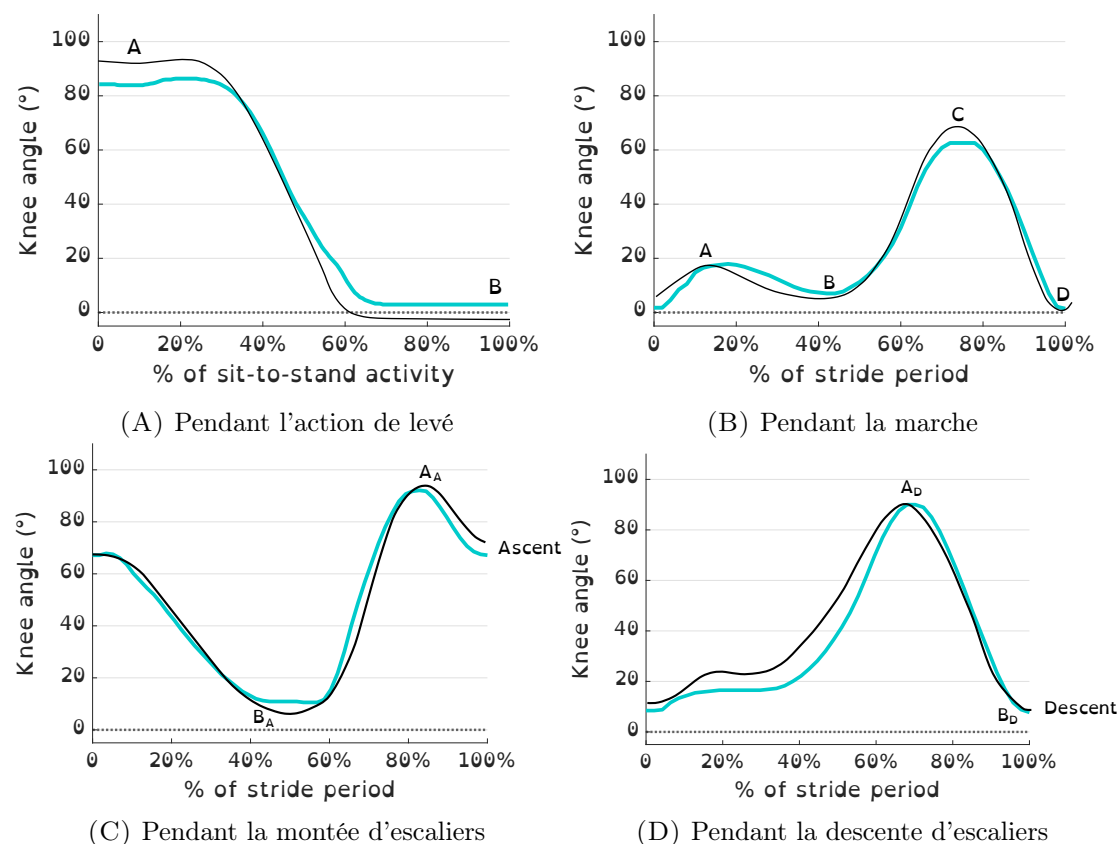


FIGURE 3.3 – Evolution de l'angle d'un genou pendant l'exécution asymptotique de différentes activités du quotidien selon [Zhang et al., 2020] en noir et d'après nos données en bleu

Action de se lever

La figure 3.3A montre l'évolution d'un angle de genou pendant l'activité de levé (*sit-to-stand*). Zhang et al. rapportent que le point de départ A est compris entre 82 et 96°. Le point B quant à lui peut varier entre -3 et 22°. D'après ces données, les angles enregistrés pour le genou pendant un mouvement de lever sont cohérents avec les données de la littérature.

Marche

On peut voir sur la figure 3.3B que les angles de genoux enregistrés par notre système en bleu sont comparables aux données de la littérature reportées en noir. En fonction de la démarche de chaque individu, le point A peut varier entre 6 et 28°, le point B entre -2 et 5°, le point C entre 53 et 78° et enfin le point D entre -5 et 16° pour les individus asymptomatiques utilisés comme référence par Zhang et al.

Utilisation des escaliers

Pendant l'utilisation des escaliers, nos données enregistrées sont à nouveau conformes aux valeurs attendues. Sur la figure 3.3C, la littérature nous informe que le pic de flexion A_A lors de l'ascension peut être compris entre 83 et 102° et celui d'extension B_A entre 0 et 11°. En ce qui concerne la descente (figure 3.3D), le maximum de flexion est atteint au point A_D avec des valeurs allant entre 83 et 105° quand le pic d'extension B_D est attendu entre 1 et 19°.

Accélération verticale pendant la marche

En ce qui concerne les données d'accélération verticale enregistrées au niveau du pelvis, la comparaison de données de la littérature [Menz et al., 2003] en noir avec des données typiques enregistrées par notre orthèse instrumentée en bleu est présentée figure 3.4. À nouveau, les données enregistrées ont une évolution similaire aux valeurs attendues.

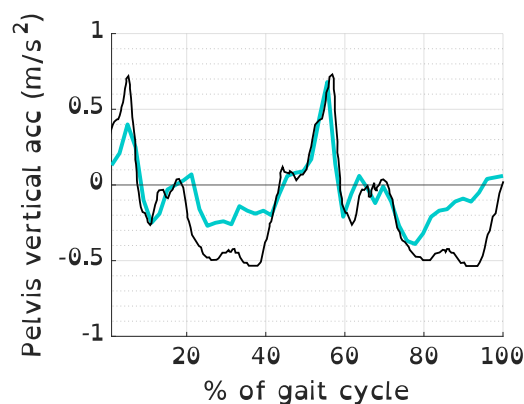


FIGURE 3.4 – Evolution de l'accélération verticale du pelvis pendant la marche selon [Menz et al., 2003] en noir et d'après nos données en bleu

3.2 Le parcours d'enregistrement

L'enregistrement des données est effectué pendant le parcours d'une piste pré-définie. Cette piste, dont une illustration vue de haut est présentée figure 3.5, est composée de :

- Une chaise, marquant le point de départ et d'arrivée du parcours
- Un escalier en colimaçon
- Une rampe d'accès (environ 1,5m de montée et de descente)
- Une zone de chute : ligne droite sur sol plat pendant laquelle il est demandé au participant d'initier des chutes pendant sa marche
- Le reste de la piste est constituée de sol plat

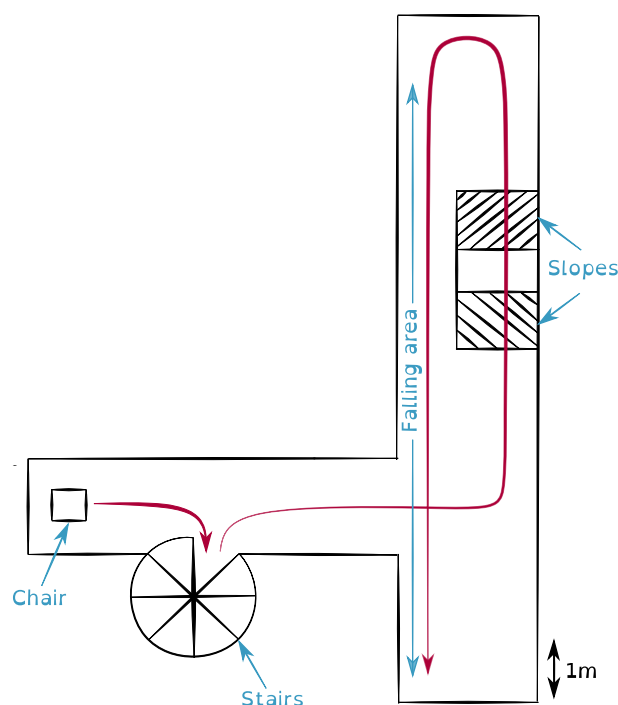


FIGURE 3.5 – Illustration vue de haut de la piste d'enregistrement. La flèche rouge montre le parcours aller

La flèche rouge de la figure 3.5 montre le trajet effectué par l'utilisateur pendant un aller seulement mais un enregistrement complet comprend un aller et un retour sur cette piste. L'expérience totale comporte trois enregistrements par personne.

Lors du déplacement le long du parcours, il est demandé aux participants de simuler la pathologie IBM. Pour cela, les conséquences de la pathologie leurs sont expliquées, mimées et le participant a un peu de temps avant l'enregistrement pour s'entraîner (l'expérimentateur peut vérifier que les courbes d'angles de genoux sont conformes à celles attendues et guider le participant si besoin). Pour simuler la marche pathologique, il leur est donc demandé de garder la jambe tendue lorsqu'elle

supporte le poids du corps et de marcher assez lentement pour que le transfert de poids se fasse pendant que les deux pieds sont encore au sol afin de permettre le transfert du poids de manière statique et non dynamique. Pour ce qui est des escaliers, il est demandé aux participants de les monter et descendre une marche à la fois. En effet, les patients IBM ne peuvent pas se hisser sur une jambe affectée pliée, ils utilisent donc leur jambe la moins atteinte pour initier la foulée et la jambe faible suit le mouvement [Auberger et al., 2019] (ils utilisent notamment la force de leurs bras pour se hisser quand cela leur est possible).

3.3 Les participants

3.3.1 Participant·e·s et conditions de recrutement

Etant donné le risque de blessures évoqué en section 1.2, il n'est pas envisageable de réaliser la collecte de données de chutes directement sur des patients. Ce sont donc 12 participants asymptomatiques (âgés entre 18 et 25 ans) qui ont participé à cette expérience. La démarche pathologique leur a été expliquée et décrite avant l'enregistrement. Pour la simulation des chutes, la seule indication qui leur a été donnée était d'être en appui sur la jambe droite (simulant la jambe affectée) avant de commencer l'effondrement et de rattraper la chute avant impact afin d'éviter les risques de blessures. L'expérience a été réalisée avec l'approbation et les conseils du comité d'éthique de Sorbonne Université (<https://cer.sorbonne-universite.fr/le-cer>). Une lettre d'information et une lettre de consentement a été distribuée et complétée par chaque participant. L'expérience a été réalisée conformément à la déclaration d'Helsinki.

3.3.2 Données enregistrées

Les données récoltées par ce dispositif pendant l'expérience sont les suivantes :

- Les angles des 2 genoux (encodeurs)
- Les appuis du talon et des orteils de chaque pieds (FSRs)
- Les vitesses angulaires de la cuisse droite (autour de 3 axes - IMU)
- Les accélérations linéaires du bas de la cuisse (dans 3 directions - voir IMU situé au dessus du genou sur la figure 3.1)
- Les vitesses angulaires du pelvis (autour de 3 axes - IMU)
- Les accélérations linéaires du pelvis (dans 3 directions - IMU)
- Les appuis sur le bouton

3.3.3 Les problèmes liés à l'humain et la simulation de mouvements

Les mouvements humains peuvent être complexes et mêlent automatismes et réflexes inconscients. Ainsi, il suffit de penser à la décomposition des actions nécessaires à un mouvement pour en altérer sa réalisation (vous pouvez essayer de marcher de manière "consciente" et vous pourrez vous-même observer ce phénomène, vous marcherez légèrement différemment). On ne saurait dire quels muscles sont impliqués ni quand ils le sont ou à quel point. Ainsi, simuler une affectation du quadriceps est une tâche délicate. Les participants ont tout de même su maintenir une démarche pathologique pendant la majorité du temps. Si un relâchement important est constaté par l'expérimentateur (mouvements de compensation suite à un déséquilibre, relâchement de l'attention pour laisser passer quelqu'un dans les escaliers, etc...), ce dernier peut noter le temps auquel l'événement a lieu et le labelliser par la suite en "non analysé" pour les exclure des analyses.

La simulation des chutes constitue la partie la plus délicate des enregistrements. En effet, sur les recommandations du Comité d'Éthique de la Recherche de Sorbonne Université, il a été décidé que les chutes devaient être rattrapées par le participant avant l'impact. Les participants devaient donc se contenter d'initier un déroboement de genou mais de se rattraper avant de réellement tomber. Or, il est d'autant plus difficile de relâcher un muscle qui va être dominant dans le rattrapage de la chute et de réellement oser s'effondrer alors que notre corps anticipe le rattrapage. Les chutes analysées dans ce travail de recherche préliminaire ne seront donc pas exactement représentatives des effondrements réellement subits par les patients mais nous permettront une première analyse et étude de détection qui ouvrira ensuite la porte à une analyse plus précise.

3.4 Conclusion

C'est avec ce dispositif et dans les conditions décrites précédemment que nous avons récolté les données relatives aux différentes activités du quotidien ainsi qu'aux chutes. Nous allons à présent analyser ces données afin de trouver une caractérisation propre aux chutes pour permettre leur détection anticipée et limiter le nombre de faux positifs.

Chapitre 4

Démarches et chutes pathologiques

4.1	Introduction	31
4.1.1	Rappel de l'objectif	31
4.1.2	La labellisation des données	32
4.1.3	Les données brutes enregistrées	33
4.2	Évolutions typiques des données de chaque capteur	34
4.3	Répartition des valeurs atteintes pendant chaque activité	39
4.4	Croisements de données	41
4.5	Conclusion	43

4.1 Introduction

4.1.1 Rappel de l'objectif

Le besoin d'avoir une base de données commune dans l'étude de la chute est assez récente et pour le moment désorganisée (pages webs maintenant inaccessibles¹, le type de chutes n'est pas forcément spécifié ou correspond uniquement des déséquilibres², le nombre de capteurs est restreint...). Nous avons donc décidé de **récolter des données d'AVQ et de simulation de chutes** sur des sujets **simulant spécifiquement la pathologie IBM**.

Après avoir récupéré les enregistrements selon le protocole décrit au chapitre 3, notre objectif est à présent d'analyser ces données afin de trouver des caractéristiques spécifiques à la chute (ou du moins au dérobage de genou) qui nous permettraient de la différencier des autres activités qui seront réalisées pendant l'utilisation du dispositif de prévention de la chute. Pour cela, nous commencerons par visualiser les évolutions typiques des données de chaque capteur (et de transformations simples

1. <http://sistemic.udea.edu.co/en/investigacion/proyectos/english-falls/>

2. <https://motion-database.humanoids.kit.edu/list/motions/>

de celles-ci) en fonction de l'activité réalisée par le porteur. Nous essayerons ensuite de croiser différentes de ces données afin de faire ressortir une caractéristique propre à la chute. Cela nous permettrait de la détecter de façon **robuste** (aucun faux négatif), **rapide** et **spécifique** (peu de faux positifs). Nous permettrons ainsi que le système anti-chute ait le temps de réagir avant l'impact mais se déclenche le moins possible pendant les activités normales afin d'éviter d'agir sur la jambe de l'utilisateur lorsqu'il essaye de garder l'équilibre et maîtriser sa mobilité.

4.1.2 La labellisation des données

Comme évoqué au chapitre 3, le système d'enregistrement est équipé d'un bouton poussoir à disposition du participant pendant l'enregistrement et il est demandé à ce dernier de l'enclencher entre l'exécution de deux types d'AVQ différentes et à l'initialisation des chutes. Les données relatives à l'utilisation de ce bouton nous permettent donc de visuellement retrouver ces temps importants sur les enregistrements. Cependant, il est arrivé que certains utilisateurs oublient quelques appuis ou en ajoutent des inattendus. Ceci, ajouté au fait qu'il est difficile d'appuyer précisément lorsque la chute va commencer, fait que l'information du bouton est une aide à la labellisation de l'enregistrement qui sera finalement effectuée manuellement par l'expérimentateur en post-traitement.

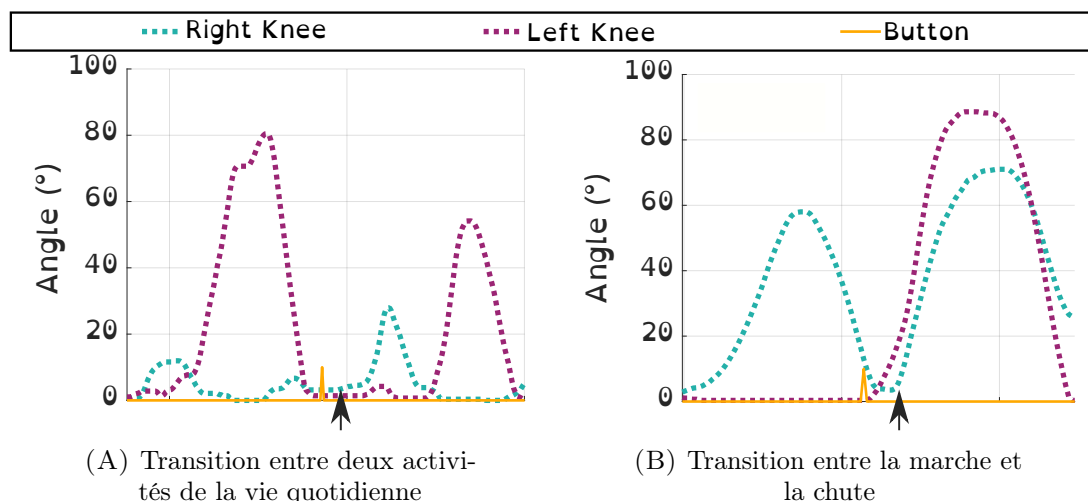


FIGURE 4.1 – Exemples illustrant les choix des instants de transition pour la labellisation des AVQ et des chutes sur les données relatives aux évolutions d'angles de genoux (le droit simulant l'atteinte pathologique). La flèche pointe le temps désigné par l'expérimentateur comme instant de transition

Comme on peut le voir sur le premier exemple illustratif de la figure 4.1A, les appuis boutons réalisés entre deux activités du quotidien différentes ont lieu pendant un temps d'arrêt. Pour ces instants de transition, l'expérimentateur s'assurera

uniquement que l'appui soit bien pendant l'arrêt et labellisera les éventuels temps d'hésitation ou de mauvais mouvements (activité initialisée puis arrêtée et retour en arrière par exemple) en "non analysé" afin d'enlever les mouvements non pathologique de l'analyse de données.

Pour ce qui est de la labellisation du début d'une chute, étant donné l'importance du calcul du temps de réaction de l'algorithme de détection et son faible ordre de grandeur (quelques centaines de millisecondes), il est important de s'assurer que bien que l'utilisateur puisse appuyer un peu en avance ou en retard, la définition du début de la chute soit commune à tous les enregistrements. Ainsi, il a été décidé que le début de la chute correspondait au début de la flexion du genou droit, autour du temps d'appui de l'utilisateur (comme illustré sur la figure 4.1B).

En effet, si la simulation de mouvement est correcte, la chute survient lorsque l'utilisateur est en appui sur la jambe simulant la pathologie, jambe qui est donc maintenue en extension jusqu'au début de la chute. Étant donné que les participants se contentent d'initier des effondrements, nous définissons la fin de la chute comme étant l'instant pour lequel les maxima d'angles de genoux sont atteints. Les mouvements de rétablissements suivants (entre la fin de la chute et la position statique avant la reprise de la marche) sont quant à eux labellisés comme "non analysé" puisqu'il s'agit de mouvements non pathologiques uniquement liés au rattrapage de la chute.

4.1.3 Les données brutes enregistrées

Comme spécifié dans le chapitre précédent, le système d'enregistrement que nous avons conçu permet d'enregistrer les données brutes suivantes :

- Les angles des 2 genoux (encodeurs)
- Les appuis de l'avant et l'arrière de chaque pieds (FSRs)
- Les vitesses angulaires de la cuisse droite (autour de 3 directions - IMU)
- Les accélérations linéaires du bas de la cuisse (dans 3 directions - IMU)
- Les vitesses angulaires du pelvis (autour de 3 directions - IMU)
- Les accélérations linéaires du pelvis (dans 3 directions - IMU)

Au total, ce sont donc 18 données brutes (sans compter les informations accessibles par leurs traitements) qui sont récupérées à chaque instant pendant l'exécution de 9 activités différentes. Il y a donc énormément de cas différents à étudier (amplifiés par les variations inter-sujets). Cependant, toutes ces activités sont attendues dans le plan sagittal du participant, même les effondrements qui sont des chutes sur soi sans déséquilibre (particulièrement dans le cadre de la simulation de chute rattrapée). Certaines données provenant des IMUs peuvent donc être retirées de l'analyse. La figure 4.2 montre les orientations des axes de chacune des IMUs sur le participant. Ainsi, nous avons fait le choix de retirer de l'analyse les accélérations linéaires selon les axes \vec{X} , les vitesses de rotation des trois axes de l'IMU du pelvis (car pas ou peu de mouvements de rotation sont attendus sur cette partie du corps, même dans le plan sagittal) ainsi que celles des axes \vec{Y} et \vec{Z} de l'IMU du genou (soit 11 données brutes analysées).

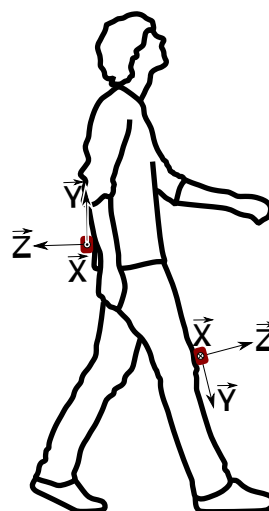


FIGURE 4.2 – Illustration des placements et orientations des IMUs

4.2 Évolutions typiques des données de chaque capteur

Les figures 4.3, 4.4 et 4.5 montrent les évolutions de différentes données pendant toutes les activités pratiquées. Ces données sont issues d'un seul et même enregistrement, à titre illustratif, mais les amplitudes et durées de chaque mouvement peuvent varier d'un individu à l'autre. Les activités autres que les assises et levers sont cycliques, c'est-à-dire qu'elles sont constituées d'une série de mouvements qui se répète. Pour ces activités, seul un cycle de chaque est représenté sur ces figures. Les amplitudes et durées peuvent également varier au sein de l'enregistrement pour un même individu.

On peut voir sur la figure 4.3 les évolutions des données relatives aux encodeurs des genoux (angles, vitesses et accélérations). Les valeurs de vitesse et d'accélération utilisées dans cette analyse sont issues de la dérivation des données d'angle à laquelle a été ajouté un filtre de Butterworth. Sur cette première visualisation, si nous nous intéressons à la chute en particulier, on peut constater que le mouvement d'effondrement présente une forte flexion des deux genoux avec une vitesse légèrement supérieure à celles atteintes pendant les autres activités. Il peut s'agir d'une piste à explorer.

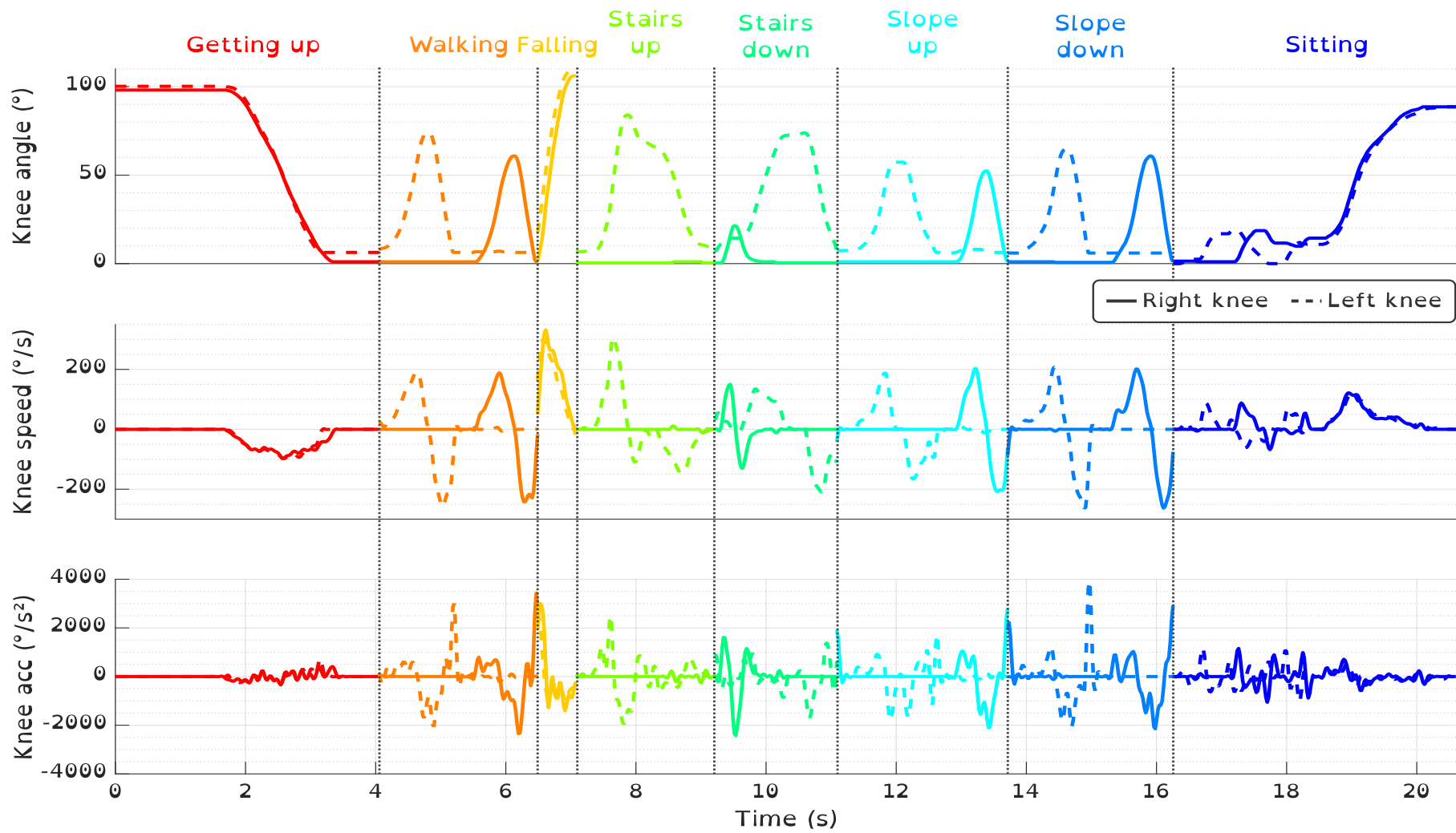


FIGURE 4.3 – Evolution des données relatives aux encodeurs des genoux pendant des extraits des différentes activités pour un participant

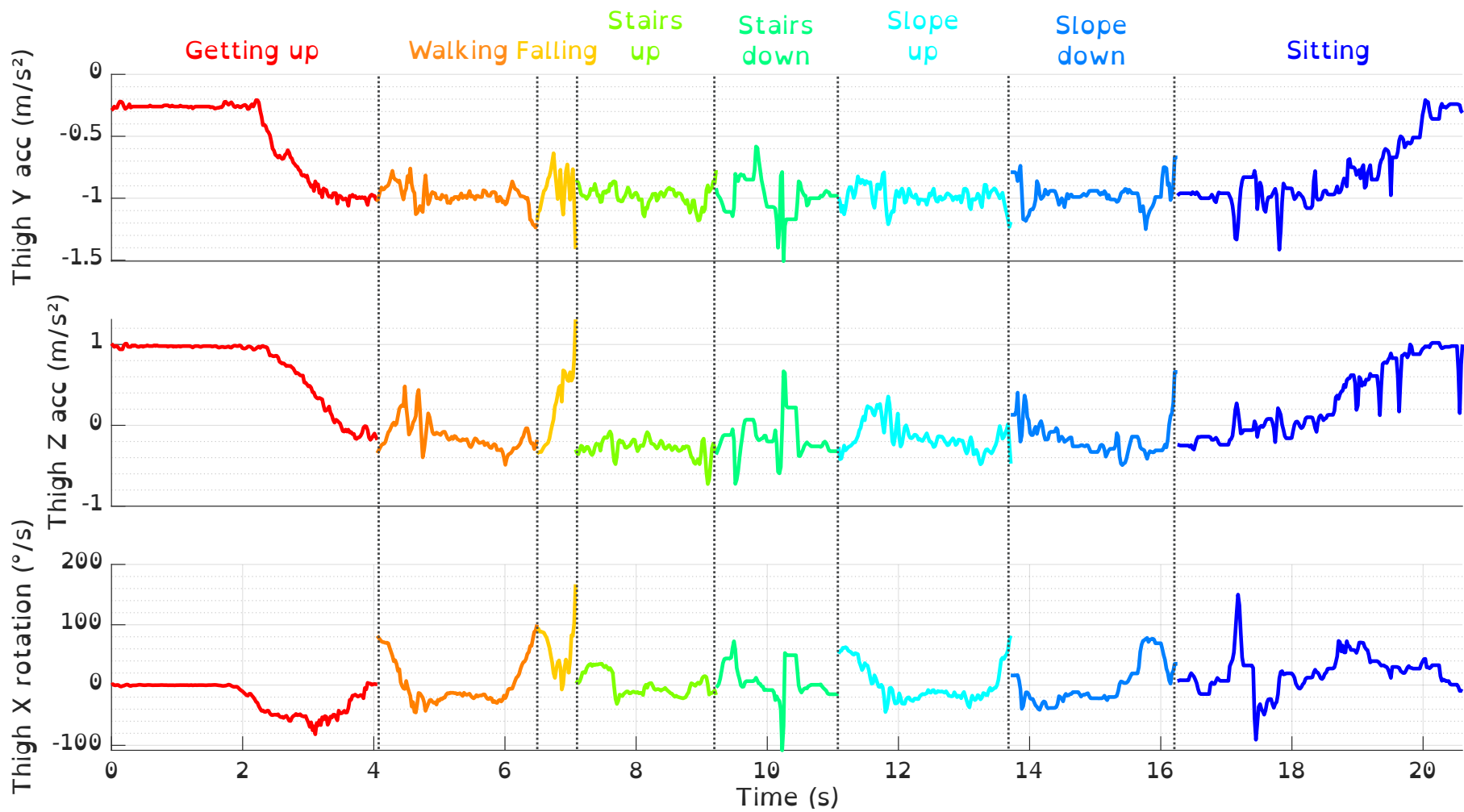


FIGURE 4.4 – Evolution des données relatives à l'IMU de la cuisse pendant des extraits des différentes activités pour un participant

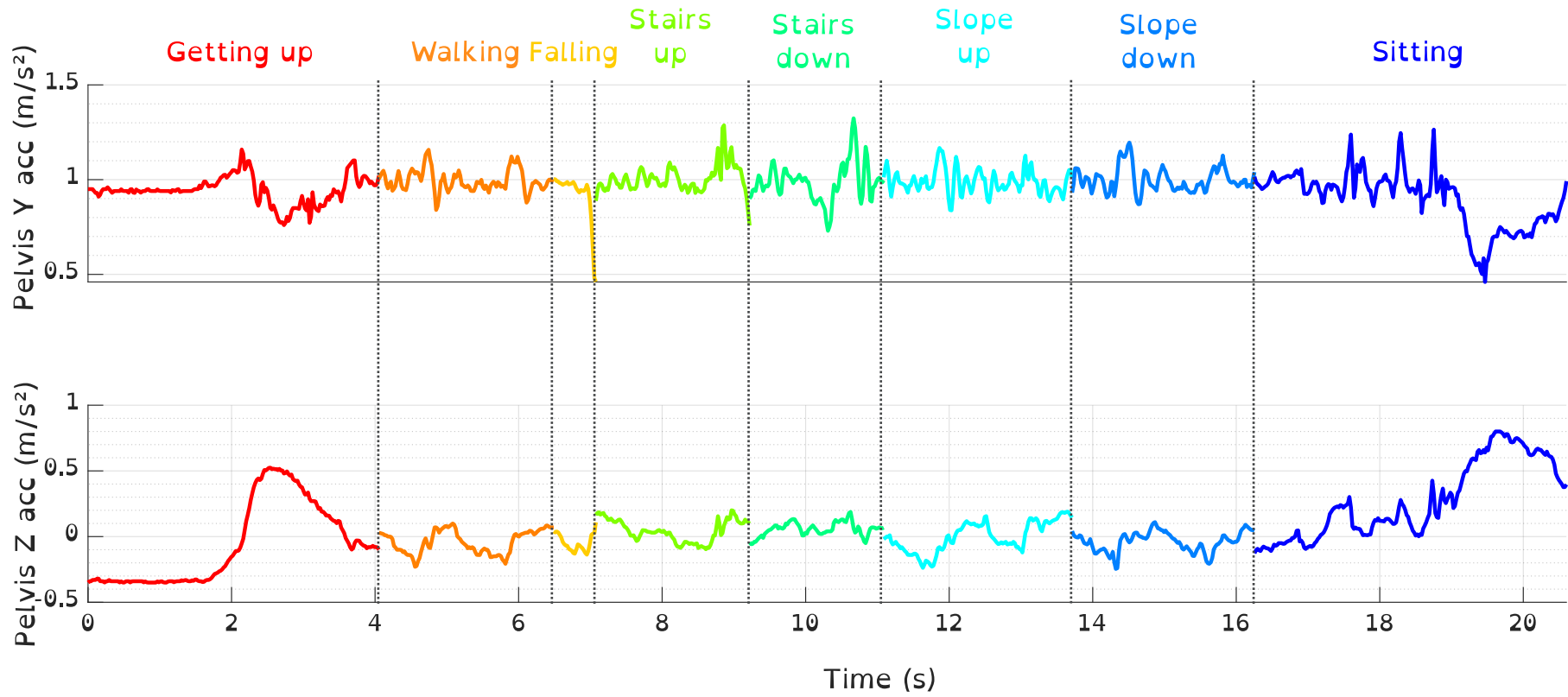


FIGURE 4.5 – Evolution des données relatives à l'IMU du pelvis pendant des extraits des différentes activités pour un participant

La première courbe de la figure 4.4 présente l'évolution de l'accélération linéaire de l'IMU de la cuisse selon l'axe Y (voir figure 4.2). On peut y voir que lors de la chute, l'accélération présente un premier pic dont les valeurs sont légèrement plus élevées que pendant les activités de marche mais ces valeurs sont tout de même atteintes (voire dépassées) pendant l'utilisation des escaliers également. Sur la deuxième courbe, qui montre l'évolution de l'accélération linéaire selon l'axe Z, la première moitié de la chute peut ressembler à un pic de début de cycle de marche mais atteint des valeurs bien plus importantes pendant la deuxième moitié de la chute. Un phénomène similaire est observé sur la troisième courbe. Les valeurs atteintes lors de ces pics peuvent donc constituer une autre piste pour détecter la chute mais n'arrivent que tardivement.

L'accélération linéaire verticale (axe Y) du pelvis visible sur la première courbe de la figure 4.5 reste faible pendant la majeure partie de la chute avant de présenter un important pic négatif. Cette variation brutale de l'accélération est en réalité caractéristique de l'impact que représente la fin de la chute. Il ne s'agit donc pas d'une donnée qui pourrait nous permettre de détecter la chute avant l'impact. L'accélération horizontale (axe Z) quant à elle ne semble pas présenter de variations significatives pendant la chute, ce qui semble cohérent avec le mouvement d'effondrement attendu.

Ainsi, avec cette première analyse visuelle des évolutions typiques des données pendant chaque activité (et après vérification sur les enregistrements des autres participants), on constate que les données captées par l'IMU du pelvis ne présentent pas de variations significatives lors de la chute par effondrement. Ceci est dû au fait que ce capteur est plus sensible aux impacts, qui ont lieu à chaque fois qu'un pied entre en contact avec le sol par exemple, mais montre des évolutions de valeurs moins importantes lorsque, sur un même appui, le buste s'effondre verticalement.

La difficulté de la détection pré-impact réside principalement dans le délai de détection. En effet, notre objectif est de détecter les chutes le plus tôt possible afin de laisser le temps à un système anti-chute de se déclencher. De plus, étant donné que les données sont issues de chutes rattrapées avant l'impact, la fin des chutes comprend l'anticipation de l'arrêt de celle-ci (ce qui nécessite l'utilisation des quadriceps), comme en atteste la diminution de la vitesse du genou pendant cette phase. Ainsi, il nous faudra être capable de détecter une chute dès les premières valeurs qui la constituent.

Dans cette optique, ce sont les données relatives à la vitesse angulaire du genou qui semblent présenter les variations caractéristiques les plus rapides. Cependant, comme on peut le voir sur la figure 4.6 à travers cinq exemples issus d'enregistrements différents, les chutes simulées par les participants ont en réalité des profils assez variés. Nous allons donc vérifier cette hypothèse en regardant la répartition des valeurs de vitesse de genou ainsi que des données relatives à l'IMU de la cuisse pour tous les participants.

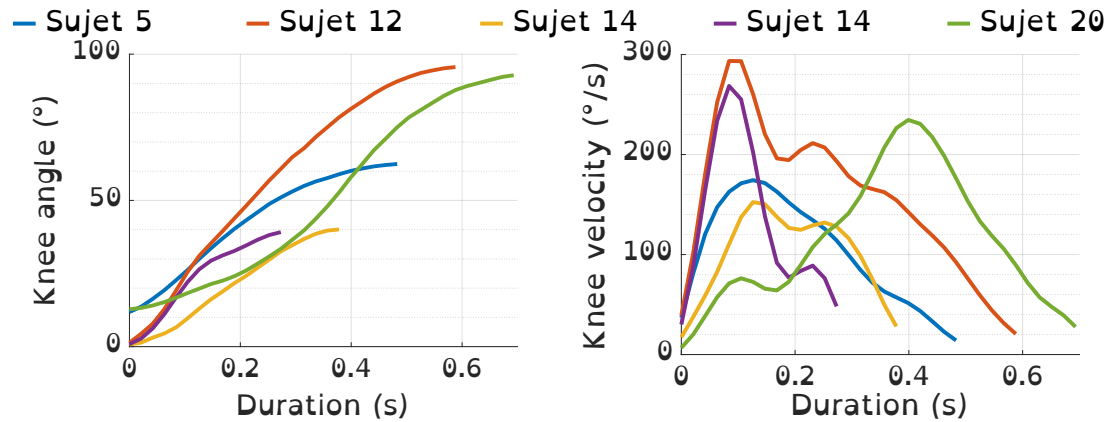


FIGURE 4.6 – Exemples d'évolutions d'angle et de vitesse du genou droit pendant des chutes simulées par différents participants

4.3 Répartition des valeurs atteintes pendant chaque activité

Dans les figures suivantes, les données de tous les enregistrements (au total 36, pour 12 participants) ont été représentées, en fonction de l'activité dans laquelle elles sont labelisées et de leurs valeurs mesurées. En ce qui concerne les chutes, les dix premiers points de chacune (200ms à une fréquence de 50Hz) ont été mis en avant sous forme de plus gros cercles.

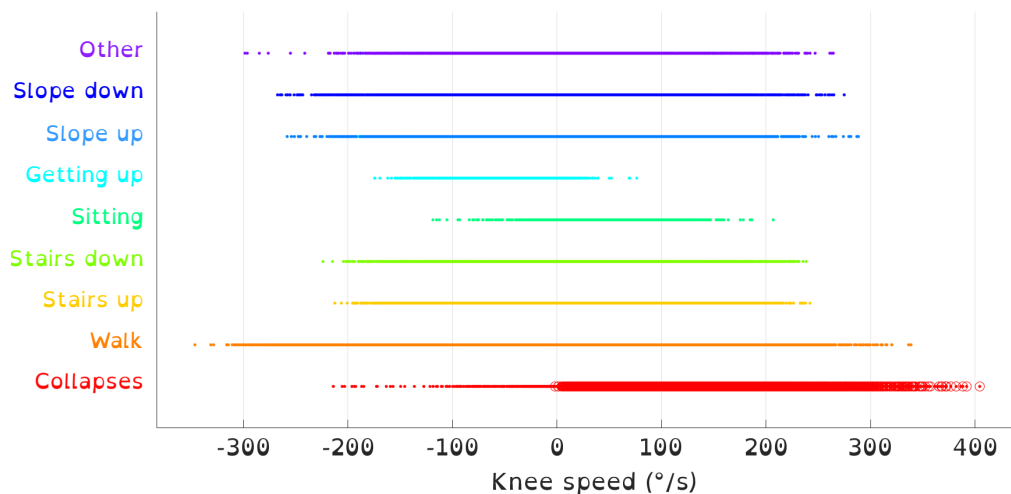


FIGURE 4.7 – Répartition des valeurs calculées pour la vitesse angulaire du genou droit pendant chaque activité, pour tous les enregistrements. Les cercles rouges correspondent aux 10 premiers points des chutes (soit les 200 premières millisecondes)

On peut ainsi constater que les valeurs extrêmes de vitesse angulaire du genou peuvent être atteintes pendant les premiers points d'une chute. Cependant, celles-ci restent peu éloignées des valeurs maximales atteintes pendant la marche par

exemple. En ce qui concerne les accélérations linéaires selon l'axe Z de la cuisse, l'hypothèse selon laquelle les valeurs extrêmes ne sont atteintes qu'en fin de chutes se confirme (voir figure 4.8). En effet, les extrêmes atteints pendant la chute ne font pas partie des 200 premières millisecondes de celle-ci, particulièrement pour la vitesse angulaire autour de l'axe X de l'IMU (voir figure 4.2 pour le rappel des axes).

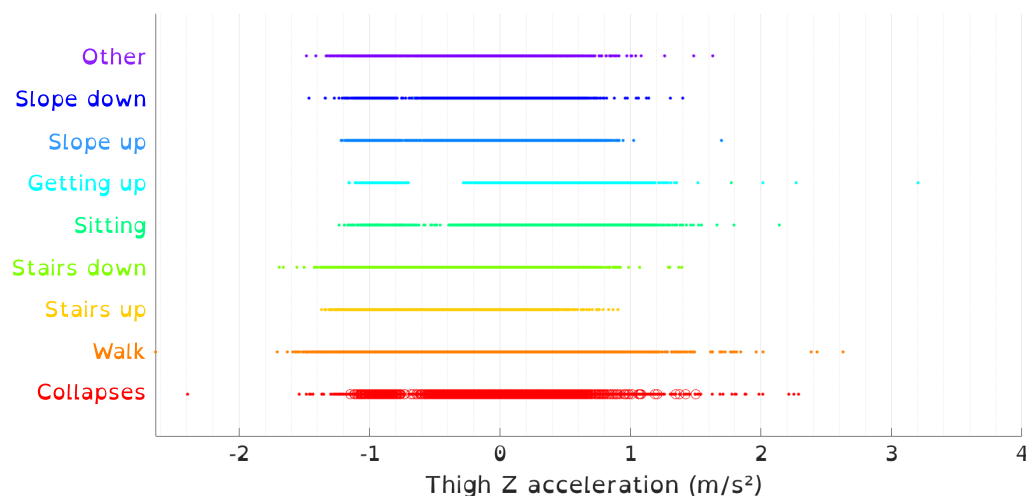


FIGURE 4.8 – Répartition des valeurs mesurées pour l'accélération de la cuisse selon l'axe Z pendant chaque activité, pour tous les enregistrements. Les cercles rouges correspondent aux 10 premiers points des chutes (soit les 200 premières millisecondes)

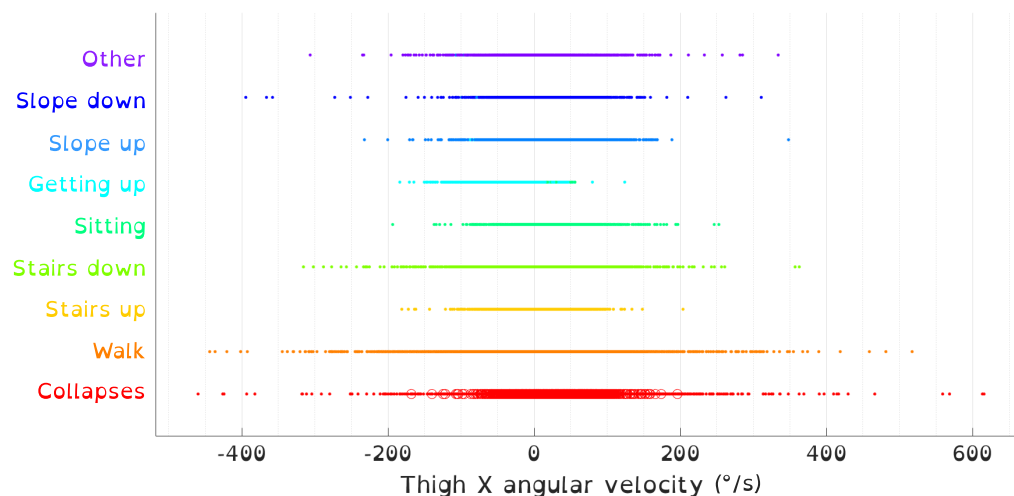


FIGURE 4.9 – Répartition des valeurs mesurées pour la vitesse angulaire de la cuisse autour de l'axe X pendant chaque activité, pour tous les enregistrements. Les cercles rouges correspondent aux 10 premiers points des chutes (soit les 200 premières millisecondes)

Ces figures mettent en avant le recouvrement de ces données lorsqu'elles sont analysées seules : la quasi totalité des données provenant des premiers instants de

chute sont des valeurs atteignables pendant l'exécution d'autres activités. Nous avons donc par la suite gardé la vitesse angulaire du genou ainsi que l'accélération linéaire selon Z de la cuisse, que nous avons essayé de croiser avec d'autres données pour trouver une manière de différencier les valeurs atteintes pendant les premiers instants de chute des données observables pendant le reste du temps.

4.4 Croisements de données

Les données brutes ou traitées ne présentent pas de caractéristiques assez différentes pendant les débuts d'une chute pour permettre une détection à partir de ces informations seules. Une autre approche consiste donc à analyser les évolutions de plusieurs données simultanément afin de voir si un groupe de données lié à la chute se détache des données mesurables pendant les autres activités. Par exemple : les vitesses de genoux observables en début de chute peuvent être atteintes pendant l'exécution d'autres activités mais peut-être pas lorsque l'accélération selon Z de la cuisse est positive ? Pour vérifier cela, nous avons croisé différentes données de cette manière, comme sur l'exemple de la figure 4.10 avec le croisement des données qui semblent prometteuse. Ce type de représentation a été itéré avec différentes entrées mais aucun groupe de données spécifique au début la chute ne semble facilement se démarquer des autres.

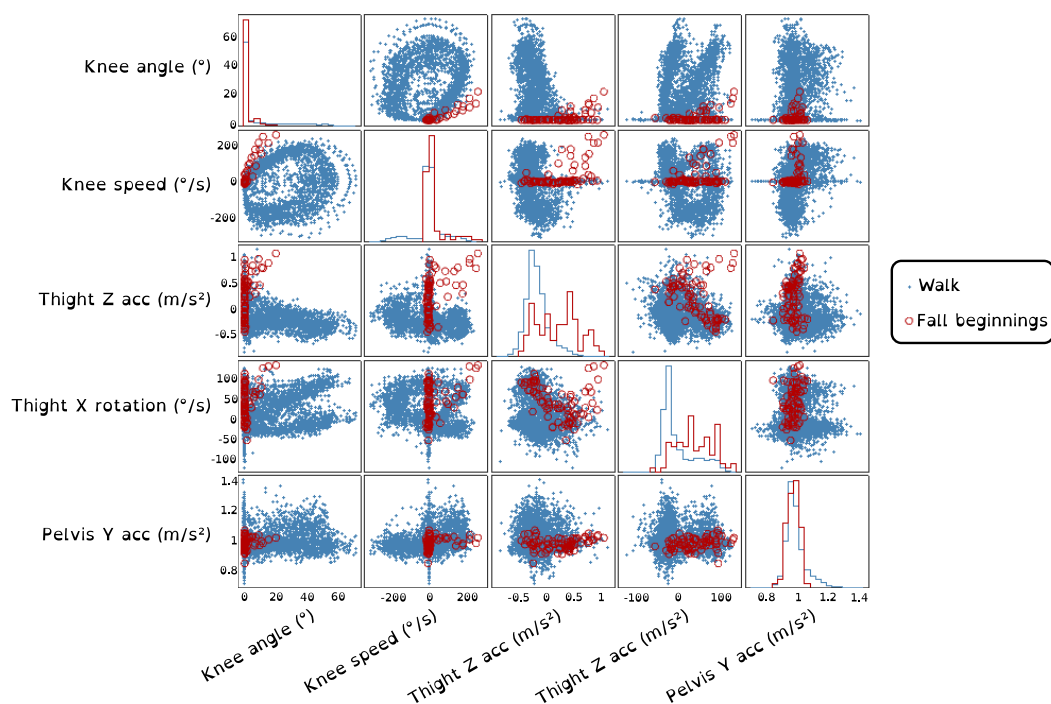


FIGURE 4.10 – Croisement 2D de différentes données. Les valeurs enregistrées pendant la marche sont représentés en bleu et les premiers instants de chutes en rouge. Les diagonales présentent la répartition des valeurs pour chaque donnée.

Les données relatives aux FSRs des semelles, qui présentent peu d'intérêts dans la détection de la chute si prises seules, ont été intégrées à ces analyses croisées. Etant donné que la chute par effondrement est attendue lorsque la jambe la plus atteinte est au sol, nous nous sommes principalement intéressé aux temps pendant lesquels une partie du pied droit au moins est au sol. Ainsi, la figure 4.11 présente la répartition des valeurs de vitesse de genou, enregistrées lors de la marche (en orange) et de la chute (en jaune), en fonction de l'appui détecté au sol (la lettre **R** faisant référence aux capteurs situés sous le pied droit, **H** pour le talon et **T** pour les orteils). Les données affichées au bas de la figure sont les valeurs atteintes lorsqu'au moins une partie du pied droit est au sol. Dans cette configuration, toutes les vitesses supérieures à c sont spécifiques à la chute, ce qui pourrait constituer une techniques de détection par seuil sur la vitesse du genou. Dans cette optique, on constate sur les données présentées au-dessus que, si l'on ne s'intéresse qu'aux temps pendant lesquels le talon droit est au sol mais pas les orteils (*RH alone*), la vitesse du genou ne dépasse pas le seuil a pendant la marche. Ce seuil, deux fois inférieur au seuil c , permettrait de détecter les chutes plus rapidement lorsque le talon est seul au sol. De la même manière, un seuil b pourrait être utilisé lorsque le pied est entièrement au sol (*RT and RH*).

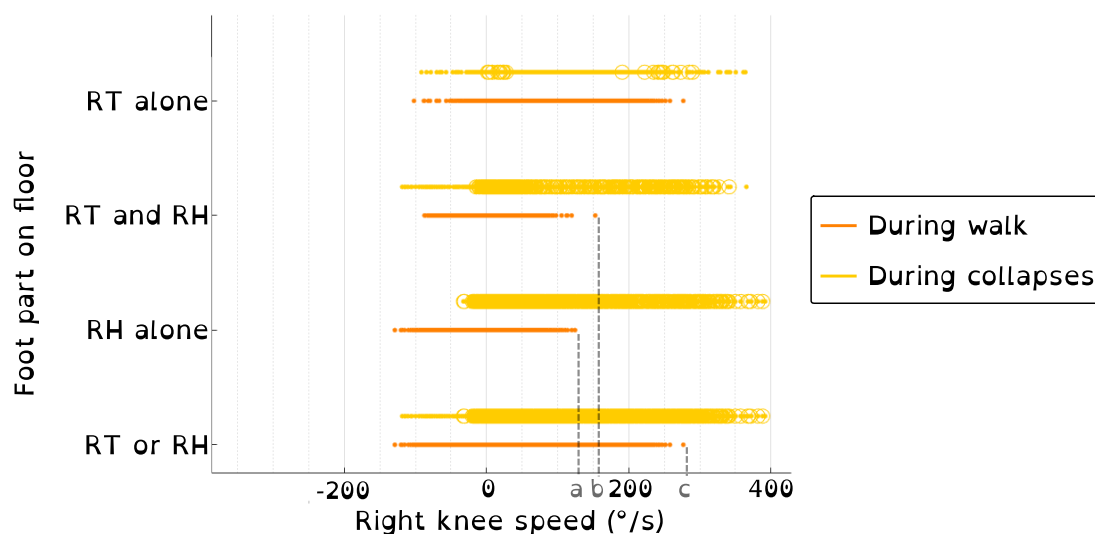


FIGURE 4.11 – Répartition des valeurs de vitesse du genou atteintes pendant la marche et les chutes en fonction de l'appui du pied au sol

La même analyse mais réalisée à partir des valeurs d'accélération selon l'axe Z de l'IMU de la cuisse est montrée figure 4.12. On constate qu'elle ne permet pas de faire apparaître une différence aussi marquée en fonction de l'appui au sol.

Les données de vitesse angulaire du genou droit, croisées aux données relatives aux capteurs FSRs du pied droit semble cependant une piste prometteuse. En réalité, il s'agit de détecter à quel instant de la marche se trouve le participant et de comparer les vitesses de genou mesurées aux vitesses attendues pendant la marche en ces temps. Nous avons donc décidé de poursuivre dans cette voie en trouvant un

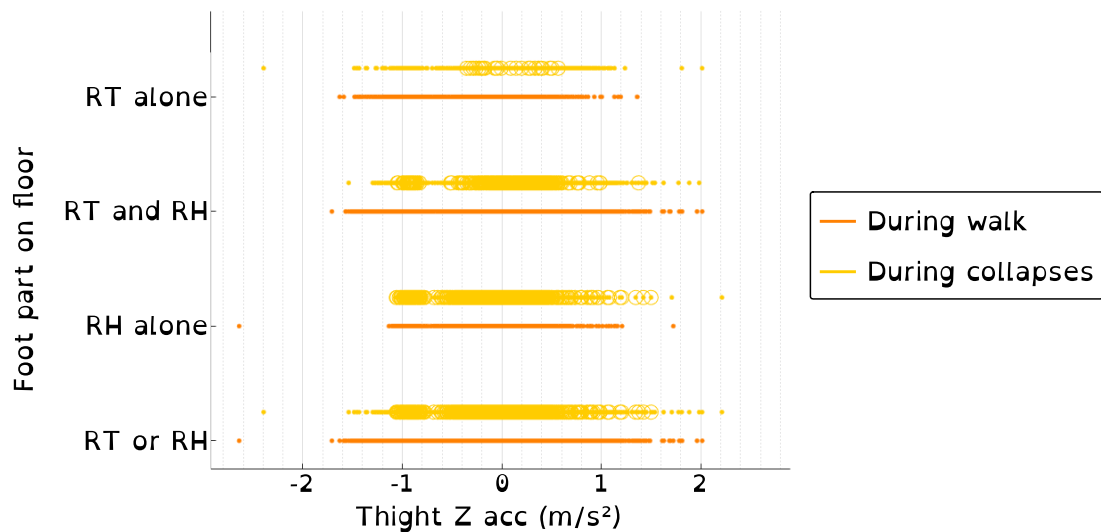


FIGURE 4.12 – Répartition des valeurs d'accélération selon Z de la cuisse atteintes pendant la marche et les chutes en fonction de l'appui du pied au sol

moyen de séquencer la marche en différentes phases pendant lesquels une certaine vitesse maximale sera attendue. Ainsi, il s'agit de trouver un moyen de détecter la phase du cycle de marche en se référant aux informations des appuis au sol. Dans le chapitre suivant, nous allons donc chercher à développer un algorithme de détection de différentes phases de la marche, en fonction des informations renvoyées par les quatre capteurs d'appuis au sol présents dans les semelles.

4.5 Conclusion

Nous avons vu dans ce chapitre la difficulté que représente le fait de devoir détecter des chutes par effondrement rapidement. Après avoir analysé les évolutions des données brutes et leurs recouvrements, il semblerait que ce soit les données de **vitesse angulaire du genou** qui soient les plus exploitables en association à l'information du **contact au sol**. En effet, les chutes par effondrement sont attendues uniquement lorsque le pied droit est le support du poids du corps donc lorsqu'au moins une partie de celui-ci est au sol. Or, pendant la marche, il s'agit du moment où une faible variation d'angle de ce genou est attendue. Ainsi, nous avons décidé de raffiner la détection précise de la phase du cycle de marche (à partir des appuis des pieds au sol) afin de déterminer plus précisément les variations d'angles attendues pendant les différents contacts, dans le but de détecter rapidement une vitesse de genou supérieure à la norme qui serait caractéristique d'une chute.

Chapitre 5

Analyse du cycle de marche

5.1	Introduction	45
5.1.1	Définition du cycle de marche	46
5.1.2	Cinématique du genou pendant un cycle	46
5.1.3	La détection de phases de marche dans la littérature	48
5.2	Décomposition du cycle de marche	50
5.2.1	Appuis au sol pendant la marche sur sol plat	50
5.2.2	Conclusion	55
5.3	Algorithmes de détection des phases de marche	56
5.3.1	Traitement des signaux des semelles instrumentées	56
5.3.2	Association directe appui/phase	58
5.3.3	Condition de cyclage	60
5.3.4	Détection d'un défaut de mesure	64
5.3.5	Détection de l'utilisation des escaliers et des temps d'assise/lever	66
5.4	Conclusion	69

5.1 Introduction

Nous avons vu au chapitre précédent la difficulté de caractérisation simple de la chute par effondrement. Mais si l'on s'intéresse à la vitesse angulaire du genou droit, on constate que, de façon peu surprenante, la chute se caractérise par des pics de vitesses plus ou moins importants. Ces valeurs pics sont parfois atteignables pendant d'autres activités mais aussi pendant la marche. Cependant, lors de la marche (seule activité pendant laquelle des chutes ont été simulées), les vitesses les plus grandes sont atteintes pendant la phase de vol du pied simulant l'atteinte pathologique, ce qui correspond à des temps pendant lesquels aucun effondrement n'est attendu. La figure 4.11 a également mis en évidence que pendant la phase d'appui (i.e. au moins une partie du pied au sol) de fortes vitesses peuvent tout de même être atteintes pendant la marche (notamment lorsque les orteils sont seuls

au sol, ce qui correspond à la fin de cette phase). Ainsi, si nous parvenons à être plus précis et déterminer dans quelle phase de la marche se trouve l'utilisateur, nous pourrions comparer la vitesse du genou à celle normalement attendue à cet instant du mouvement et ainsi rechercher une anomalie de valeur qui signifierait que l'utilisateur chute. Nous allons donc chercher dans ce chapitre à **séquencer le cycle de marche** en une succession de temps caractéristiques, **en fonction des appuis au sol** et à déterminer de façon **automatique** la phase du cycle de la marche dans laquelle un sujet se trouve.

5.1.1 Définition du cycle de marche

La marche peut être décrite comme une succession d'évènements et de mouvements répétitifs des membres inférieurs : le **cycle de marche** est donc défini comme l'intervalle de temps entre deux occurrences d'un même évènement [Whittle, 2007]. Dans le plan sagittal, on décompte trois articulations (cheville, genou et hanche) et 4 segments corporels (pied, tibia, cuisse et tronc) qui sont impliqués dans le mouvement, comme on peut le voir sur la décomposition de la figure 5.1. Ainsi, rien que pour une seule jambe, de nombreuses variables exhibent une évolution typique pendant un cycle et qui peuvent donc être utilisées comme référence pour le définir et le décrire (comme l'angle d'une articulation ou l'orientation d'une partie du corps). La jambe opposée va passer par la même série de mouvement mais décalée dans le temps d'une moitié de durée de cycle.



FIGURE 5.1 – Positions successives des 3 degrés de liberté d'une jambe dans le plan sagittal pendant un unique cycle. Adapté de [Whittle, 2007] avec la jambe droite en vert et la jambe gauche en rouge

5.1.2 Cinématique du genou pendant un cycle

Durant le cycle de marche, le genou exhibe des mouvements répétitifs. En effet, si l'on se réfère au mouvement de la jambe droite de la figure 5.1, le genou se plie fortement pendant la **phase de vol** avant de s'étendre à nouveau pour retrouver le contact avec le sol. Ensuite, pendant la **phase d'appui**, il se plie à nouveau mais de manière plus limitée et s'étend ensuite pendant que l'autre jambe s'avance au devant du reste du corps.

La figure 5.2 montre l'évolution type de l'angle d'un genou pendant un cycle de marche (le droit dans notre cas) pour une marche asymptotique (en bleu). En fonction de la démarche du marcheur, de sa taille, son poids ou encore de ses habitudes, l'angle du genou peut atteindre différents extrema. D'après la revue de [Zhang et al., 2020], le premier pic d'extension (A) peut varier entre -5° et 16° pour une marche asymptotique (0° correspondant à la configuration dans laquelle la jambe est tendue); (B), le premier pic de flexion (et le plus important) peut quant à lui atteindre entre 53° et 78° ; ensuite le second pic d'extension (C) est assez proche du premier avec des valeurs moyennes entre -2° et 15° ; et enfin le second pic de flexion (D), moins ample que le premier, peut atteindre entre 6° et 28° .

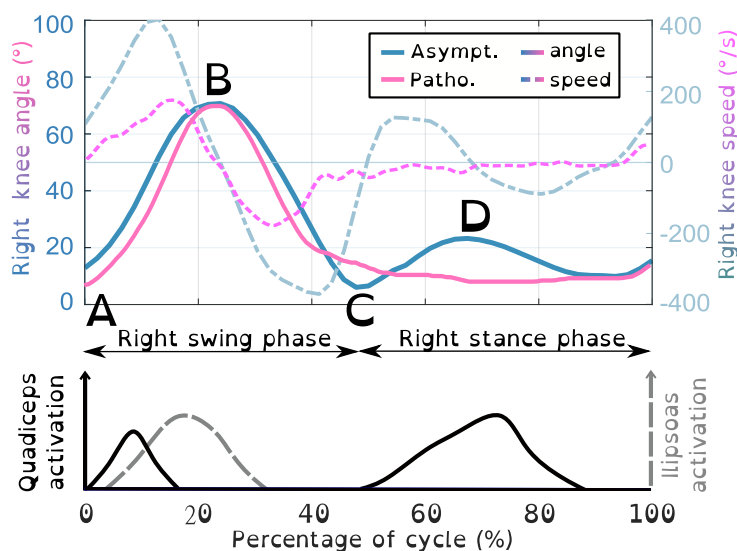


FIGURE 5.2 – Evolutions types de l'angle du genou enregistré avec notre orthèse instrumentée pendant une marche asymptotique en bleu et une marche pathologique simulée en rose. Les taux d'activation des quadriceps et de l'Ilio-Psoas pendant le cycle ont également été ajoutés, à partir de [Whittle, 2007]

D'après [Whittle, 2007], les quadriceps sont actifs au début du cycle de marche puis pendant la première moitié de la phase d'appui. Ainsi, les conséquences d'une faiblesse des quadriceps sont particulièrement visibles pendant ces instants. La démarche pathologique se caractérise donc par un deuxième pic de flexion du genou moins marqué voire inexistant (voir le pic D de la figure 5.2). En effet, les patients peuvent difficilement contrôler la flexion de leur genou lorsque celui-ci soutient leur poids. Ils le maintiennent donc en extension (blocage mécanique) lors de cette phase. En ce qui concerne le début du cycle, les conséquences d'une faiblesse au niveau des quadriceps sont moins impactantes car il s'agit du moment où le poids est transféré sur l'autre jambe (non affectée ou mécaniquement bloquée). En effet, l'activation des quadriceps à ce moment là du cycle initie le mouvement d'oscillation de la jambe dans le cas d'une marche asymptotique mais c'est principalement la flexion de la hanche (contrôlé par l'Ilio-Psoas [Whittle, 2007]) qui élève le genou et la gravité qui le plie naturellement (pic B). Ceci peut expliquer le fait que le

premier pic de flexion B du cycle pathologique reste similaire en terme d'amplitude à celui de la marche asymptomatique.

Pour une atteinte avancée de myosite à inclusions, il existe donc une grande variation entre les valeurs observables pendant la phase de vol et celle d'appui. Pour une atteinte moins importante, différentes variations seront encore visibles au sein même de la phase d'appui et c'est pour cela qu'un séquençage plus fin des instants du cycle de marche pourrait nous permettre une détection rapide d'anomalies témoignant d'un début de chute.

5.1.3 La détection de phases de marche dans la littérature

Différentes méthodes de détection de phases de marche ont déjà été présentées dans la littérature. Les algorithmes les plus simples visent à détecter 2 phases différentes pendant un cycle : la phase pendant laquelle la jambe fléchit et le pied est en vol, opposée à la phase pendant laquelle la jambe est en appui sur le sol. Ces algorithmes utilisent comme évènement de transition l'attaque du talon sur le sol (*Heel Strike* ou **HS**). Pour ce faire, [Hanlon and Anderson, 2006] combinent les informations provenant de deux accéléromètres. L'un, placé au niveau du genou, évalue de manière très filtrée (à l'aide d'un filtre Butterworth du 4e ordre avec une fréquence de coupure à 1Hz) l'accélération verticale du genou afin d'en trouver le minimum que l'on peut observer pendant un cycle et qui représente le milieu de la phase de vol. Cette information est utilisée pour déclencher la recherche de l'évènement de **HS** qui doit arriver après et la valeur exacte du minimum permet également de fixer le seuil à appliquer aux valeurs d'accélération horizontale du pied, évaluée par l'autre accéléromètre (placé sur le pied) pour détecter le **HS**. Cet algorithme permet de détecter cet évènement avec une précision de 95% et un retard de détection inférieur à 40ms. [Shimada et al., 2005] utilisent quant à eux un apprentissage par réseaux de neurones appliqué aux données collectées par un accéléromètre placé sur la cuisse pour détecter cet évènement. Ceci leur permet de détecter ces deux phases du cycle de marche avec un retard maximal de 60ms et son efficacité a également été démontrée sur des démarches pathologiques de patients victimes d'un AVC. Enfin, [O'Connor et al., 2007] utilisent un ensemble de caméras et trois marqueurs placés sur les pieds pour détecter les évènements de **HS** et de **TO** (**Toe-Off** : instant où les orteils du pied quittent le sol). Ce système n'est pas en soi adapté à une utilisation au quotidien mais les données exploitées (vitesse verticale du pied) pourraient être mesurées par des capteurs portés. Ils obtiennent une détection avec un retard maximal de 30ms.

D'autres recherches permettent une détection plus fine des instants de marche. [Pappas et al., 2001] par exemple différencient 4 phases différentes pendant un cycle (et 7 évènements détectables comme transition entre ces phases, voir figure 5.3A). Ils utilisent pour cela un gyroscope ainsi que trois FSRs par pied et la combinaison des informations renvoyées par ces capteurs permet de détecter les transitions entre

les phases. Ils réussissent ainsi à obtenir une précision de 99% pour diverses activités pratiquées par des participants asymptomatiques et 96% lorsque ces activités sont réalisées par des participants à la démarche altérée.

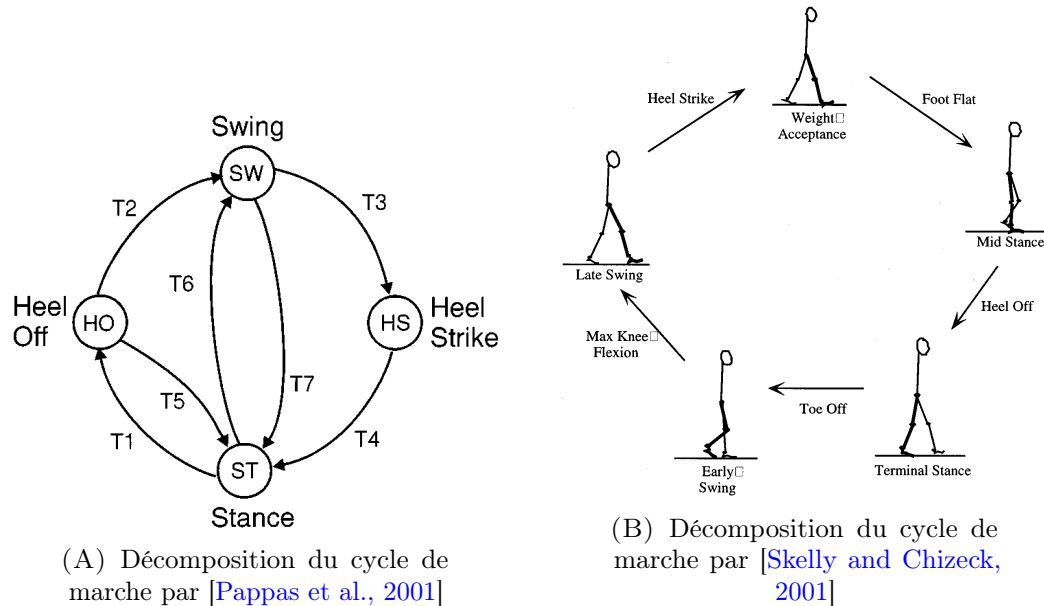


FIGURE 5.3

[Williamson and Andrews, 2000] différencient quant à eux 5 phases différentes. Pour ce faire, ils ont appliqué une méthode d'apprentissage supervisé (*supervised machine learning*) sur les données de trois accéléromètres placés sous le genou. Ils détectent ainsi les cinq phases avec une précision comprise entre 82 et 91% mais précisent que les phases de vol et d'appui sont elles correctement détectées jusqu'à 97% du temps. Enfin, [Skelly and Chizeck, 2001] différencient également cinq phases dans un cycle à l'aide d'algorithmes de Machine Learning (voir figure 5.3B). Ils utilisent pour cela deux semelles comportant chacune quatre FSR. Ils parviennent à atteindre 86% de détection correcte, avec une erreur médiane de 300ms mais un délai de calcul d'un demi-cycle de marche (environ 500ms). Bien que leur système de détection soit encore améliorable, ils concluent cet article sur le fait que l'utilisation de semelles instrumentées suffit à permettre une détection correcte des phases de marche.

En combinant les informations de ces différents papiers, il nous apparaît qu'une combinaison de capteurs d'appuis positionnés sous les pieds semble être un système permettant de différencier différentes phases dans un cycle de marche. De plus, beaucoup de recherches s'appuient sur l'évènement de **Heel Strike** pour cadencer la détection, d'autres détectent également le décollerement du talon ou même des orteils mais jamais les deux sur les deux pieds. Nous avons donc décidé d'analyser de manière plus précise les séquences d'appuis attendus pour ces deux parties de pieds, pour les deux pieds, pendant un cycle afin de trouver une nouvelle manière de le séquencer, éventuellement plus précise.

5.2 Décomposition du cycle de marche

5.2.1 Appuis au sol pendant la marche sur sol plat

Dans cette thèse, nous avons décidé de définir le début du cycle de marche comme étant l'instant où le talon gauche touche le sol. Concernant le placement des pieds de la figure 5.1, on peut voir que durant plus de la moitié du cycle, le pied droit oscille au dessus du sol pour passer devant le reste du corps : c'est sa **phase de vol** ou **phase oscillante**. Le pied droit se pose ensuite au sol et y reste pendant que le reste du corps avance : c'est sa **phase d'appui**. Cet enchaînement est illustré en vert au bas de la figure 5.4.

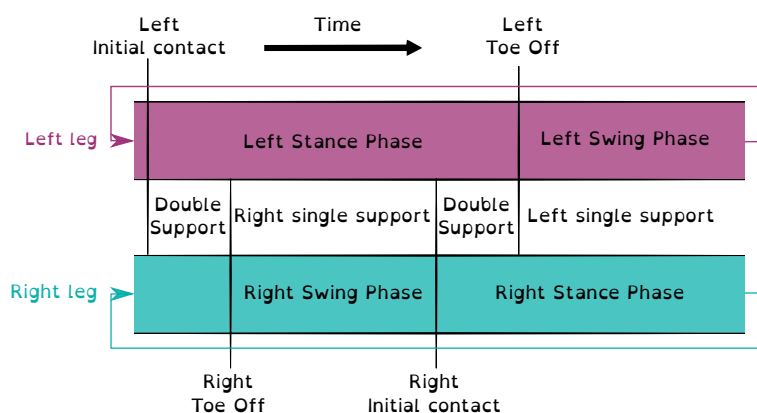


FIGURE 5.4 – Appuis types des pieds pendant un cycle de marche. Adapté de [Whittle, 2007].

Comme la jambe gauche a un comportement symétrique (décalé dans le temps) pendant le cycle, on peut superposer ses successions de phase de vol et d'appui à celles de la jambe droite, comme montré sur la figure 5.4. On peut voir sur cette figure qu'étant donné que la phase d'appui est plus longue que celle de vol, il apparaît deux moments pendant lesquels les deux pieds sont au sol simultanément (durant la transition entre appui et vol) : ce sont des phases de **double support**. Au contraire, la phase de **simple support** fait référence aux temps pendant lesquels une seule jambe assure le maintien. Tout ceci est résumé sur la figure 5.4.

Il est possible d'être encore plus précis en analysant séparément les contacts du talon et des orteils de chaque pied avec le sol. En effet, lors de la marche, un **déroulé du pied** est observé pendant le contact au sol, ce qui signifie que c'est le talon qui touche le sol en premier, suivi de l'appui des orteils. Ensuite, c'est le talon qui décolle du sol avant que les orteils ne le quittent également. Dans la suite, la lettre **L** fera référence au pied gauche tandis que le droit sera représenté

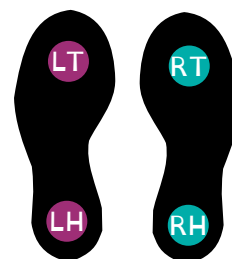


FIGURE 5.5 – Placements et noms des capteurs

par la lettre **R**. De même, la lettre **H** référera au talon d'un pied et la lettre **T** aux orteils.

Pour identifier les séquences possibles de succession de ces appuis, nous avons utilisé une méthode ascendante en considérant les hypothèses suivantes :

- Au moins une partie (talon ou orteils) d'un pied doit être en contact avec le sol à chaque instant (contrairement à ce qu'il peut se passer pendant la course à pieds)
- Seulement une partie d'un pied peut se poser ou décoller du sol à chaque instant (i.e. pas de changements simultanés d'états)
- Pas de mouvement de recul, on étudie une progression vers l'avant pendant la marche
- Exhibition d'un déroulé de pied

Comme la marche est une succession de phases d'appui et de vol de chaque jambe, il y a deux combinaisons de contacts au sol qui sont inévitables pendant un cycle et qui ne dépendent pas de cadence ou de la taille des pas : le contact simultané du talon et des orteils d'un même pied pendant que l'autre est en vol. Dans le cycle étudié ici, initié par l'attaque du talon gauche, la première de ces combinaisons à apparaître dans le cycle est celle du pied gauche (**LH LT**). Ensuite, en considérant les hypothèses fixées précédemment, il n'y a que deux possibilités comme illustré sur la figure 5.6 : soit le talon gauche décolle du sol avant que le droit ne s'y soit posé (**LT** reste seul au sol), soit c'est l'opposé qui se produit (**LH LT RH** au sol).

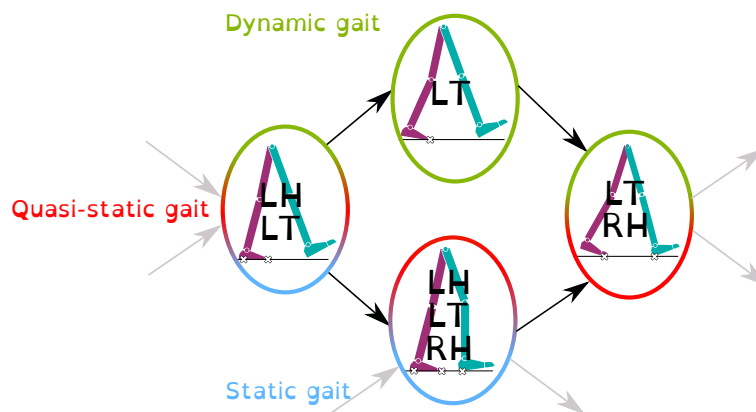


FIGURE 5.6 – Séquences d'appuis au sol qui peuvent suivre l'état pendant lequel le pied gauche était entièrement posé au sol (**LH LT**) selon les hypothèses formulées

Dans nos hypothèses, ces deux configurations peuvent aboutir à la même situation dans laquelle les orteils gauche et le talon droit sont au sol simultanément (**LT RH**) comme on peut le voir sur la figure 5.6. En effet, si **LT** est l'unique contact avec le sol, l'évènement suivant ne peut être que l'attaque du talon droit. Cette séquence de contact correspond à une progression à grandes enjambées qui

demandent de pousser sur les orteils du pied gauche pour emmener le pied droit atterrir le plus loin possible : il s'agit d'une **marche dynamique**. Pour le cas du passage de l'appui **LH LT RH** à la même combinaison **LT RH**, il s'agit d'un cas où l'appui entier du pied gauche a été maintenu jusqu'à ce qu'une partie du pied droit commence sa phase de support. Le pied gauche commence ensuite à transférer le poids du corps sur le pied droit en décollant le talon gauche. Cette suite de contact permet un transfert du poids plus sûr et plus lent : on parle de marche **quasi-statique**.

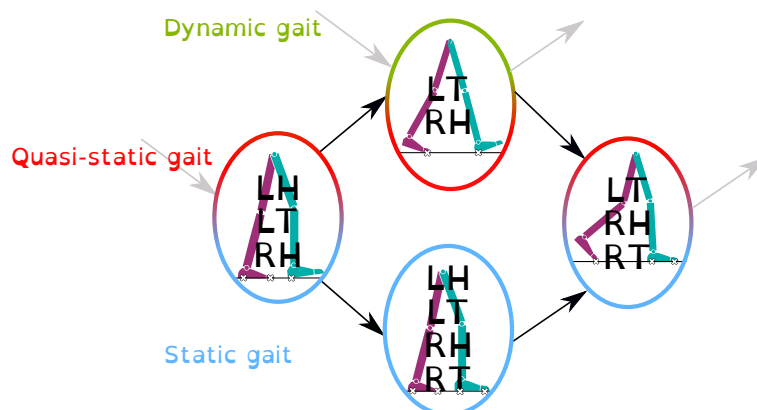


FIGURE 5.7 – Séquences d'appuis au sol qui peuvent suivre l'état **LH LT RH**

Lorsque le pied gauche est totalement au sol et que le talon droit s'est également posé, il existe ensuite en réalité deux possibilités : soit le talon gauche quitte le sol avant que les orteils droits n'y arrivent (comme évoqué précédemment : **LH LT RH** → **LT RH** → **LT RH RT**), soit c'est le contraire : les orteils du pied droit se posent avant que le pied gauche ne commence à perdre en appui (**LH LT RH** → **LH LT RH RT** → **LT RH RT**). Ces deux possibilités sont présentées figure 5.7. Dans la dernière, le nombre de contacts avec le sol est maximisé à chaque étape, ce qui permet d'assurer un meilleur maintien de l'équilibre mais force à faire des pas de petite amplitude : on parle de **marche statique** (le marcheur est en équilibre à chaque instant).

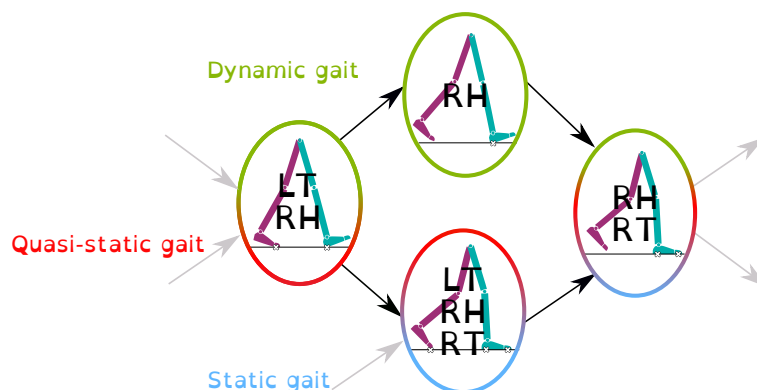


FIGURE 5.8 – Séquences d'appuis au sol qui peuvent suivre l'état **LT RH**

Contrairement à l'appui pendant lequel toutes les parties des pieds sont au sol, la combinaison **LT RH** peut être suivie d'une autre séquence que celle étudiée précédemment (**LT RH RT**). En effet, dans cette configuration, soit le pied droit finit de se poser au sol, soit le pied gauche termine sa phase d'appui avant que les orteils droits ne soient posés. On retrouve ici le fonctionnement de la **marche dynamique** : la cheville gauche s'étend pour envoyer le talon droit le plus loin possible (**LT RH**) et il faut ensuite que les orteils gauches quittent le sol (**RH**) pour lancer le mouvement oscillant qui permettra aux orteils gauches de toucher le sol (**RH RT**). Ces enchaînements sont illustrés sur la figure 5.8.

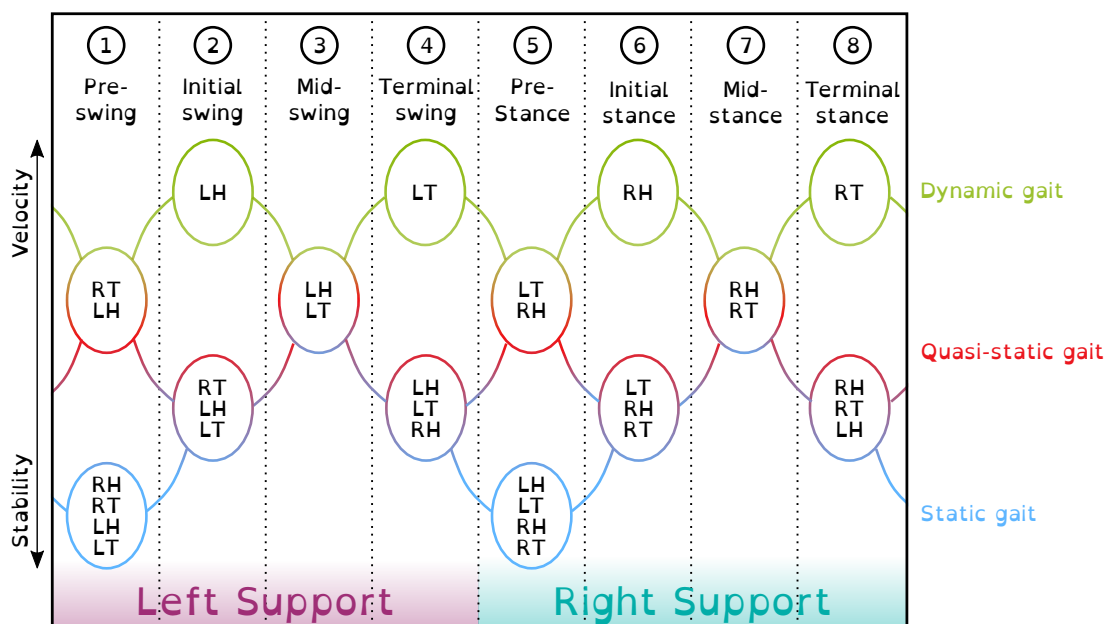


FIGURE 5.9 – Machine à états présentant les appuis possibles pendant la marche ainsi que leurs successions en fonction de la cadence ou de la taille des pas et donc de la stabilité de la marche

Ici, l'état symétrique à celui utilisé comme point de départ de cette analyse est atteint (**RH RT**). Donc étant donné la symétrie des mouvements de jambes pendant le cycle, les appuis suivants seront similaires à ceux décrits précédemment mais en inversant gauche et droite. Toutes les combinaisons d'appuis ainsi déterminées et leurs successions possibles sont résumées dans la machine à états de la figure 5.9. Les différentes combinaisons ont été agencées autour des appuis communs à plusieurs situations, ce qui permet de constater que peu importe la séquence par laquelle le marcheur va passer, il est possible de distinguer huit phases distinctes permettant de caractériser l'avancée dans le cycle (c'est ce que l'on retrouve également chez [Serhan et al., 2008]). Dans la suite, ces 8 étapes seront numérotées et nommées comme suit :

1. Pre-Swing (PSw)
2. Initial Swing (ISw)
3. Mid-Swing (MSw)
4. Terminal Swing (TSw)
5. Pre-Stance (PSt)
6. Initial Stance (ISt)
7. Mid-Stance (MSt)
8. Terminal Stance (TSt)

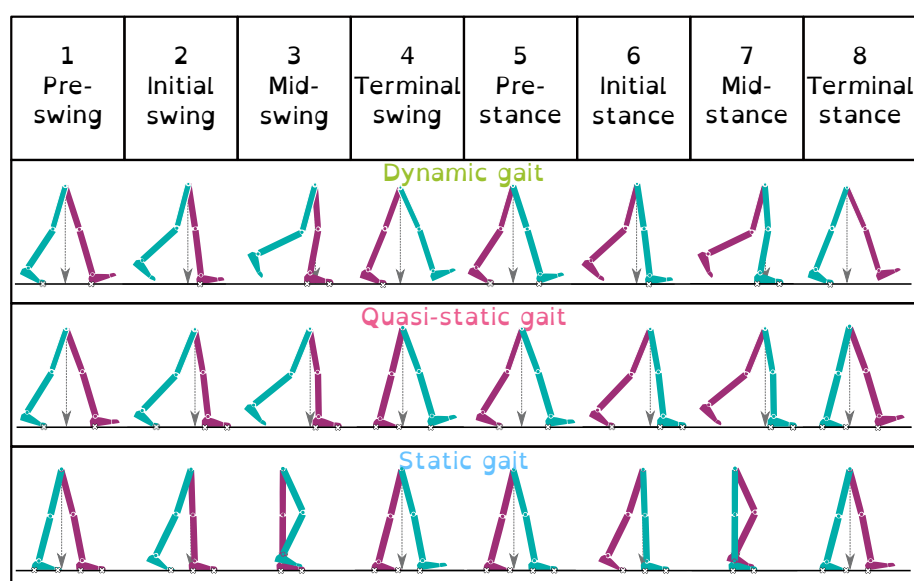


FIGURE 5.10 – Illustration du positionnement des jambes lors d'un cycle de marche en fonction de la séquence d'appuis exhibée. La flèche grise représente la projection verticale du centre de masse

La présentation de la figure 5.9 permet également de faire ressortir les séquences d'appuis attendues en fonction de la longueur et la cadence des pas (qui peuvent cependant varier au cours d'une même marche ou même d'un même cycle). Ces trois différentes démarches ont été illustrées sur la figure 5.10 pour permettre leur visualisation. L'être humain est en équilibre statique lorsque la projection de son centre de masse sur le sol se situe dans son polygone de sustentation [Kirby et al., 1987]. Dans le plan sagittal, cela signifie que la projection doit se situer au dessus d'un contact unique ou entre les deux points de contact les plus éloignés au sol. Sur la figure 5.10, les contacts au sol sont représentés par des croix blanches à l'arrière et/ou l'avant des pieds et l'approximation de la projection du centre de masse par une flèche grise. On peut ainsi voir sur la première démarche illustrée que le marcheur n'est pas en équilibre statique lors des phases ISw et ISt et au début

des phases MSw et MSt. Pendant ces instants, c'est la dynamique du mouvement global qui assure la stabilité, c'est pour cela que l'on parle de **marche dynamique**. Dans le deuxième cas illustré, c'est seulement au début des phases MSw et MSt que l'équilibre statique n'est pas nécessairement assuré ce qui explique que l'on la nomme **marche quasi-statique**. Tandis que pour la troisième démarche, la maximisation du nombre d'appuis au sol et la faible longueur des pas permet d'assurer un maintien constant de l'équilibre statique : c'est une **marche statique**.

5.2.2 Conclusion

Pour résumer, la marche peut être décrite comme une succession de cycles, eux-même composés de 8 phases différentes en fonction des appuis au sol et étant chacun caractérisés par des évolutions d'angles de genoux différentes. L'approche que nous proposons ici est d'utiliser les informations de ces appuis (mesurés par les semelles instrumentées) pour identifier dans quelle phase le porteur de l'orthèse se trouve à chaque instant et d'ensuite utiliser cette information pour détecter plus spécifiquement les anomalies dans la cinématique du genou qui pourraient correspondre à une chute.

Pour permettre un apprentissage et une identification d'anomalies précis, il faudra s'assurer que l'information de la phase détectée soit correcte. Pour cela, une condition de cyclage des appuis sera vérifiée pour attester que l'utilisateur est bien en marche et que la phase détectée est correcte. Ensuite, pour limiter les erreurs possibles dues aux défauts inhérents aux semelles, une condition de prise en compte de la perte d'information d'un FSR sera ajoutée. Cependant, les appuis qui se succèdent pendant la marche sont très variés et ne lui sont donc pas directement caractéristiques, certains de ces appuis peuvent se succéder pendant la réalisation d'autres activités du quotidien (notamment pendant l'utilisation des escaliers, les appuis étant souvent proches de ceux qui peuvent apparaître pendant la marche sur rampe). La difficulté qui est rencontrée ici est de réussir à identifier ces cas particuliers avec un nombre d'informations réduit afin de ne pas perdre de temps de détection et éviter tout faux positif. L'utilisation de la phase évaluée sera donc utilisée comme base pour identifier plus vite ces cas (tout en s'assurant qu'il ne s'agit pas d'une chute). Nous essayerons donc de voir si, comme dans la marche, il existe des séquences d'appuis (ou autres caractéristiques) particulières aux autres activités, en ajoutant des conditions de cyclage par exemple, afin de détecter si l'on est dans de la marche ou non (i.e. détection de l'activité), ce qui pourrait être une information intéressante pour par exemple sélectionner l'algorithme de détection des chutes adapté à chaque activité.

5.3 Algorithmes de détection des phases de marche

Tous les calculs et données présentés dans ce chapitre proviennent des enregistrements du chapitre précédent, collectés sur 12 participants asymptomatiques.

5.3.1 Traitement des signaux des semelles instrumentées

Les informations des FSR, récupérées par la carte Arduino® (via des entrées analogiques avec une résolution de 12 bits) et envoyés à l'ordinateur, sont des signaux analogiques dont un exemple de variations pendant un cycle est présenté sur les figures 5.11.A. et A'. Ces capteurs sont ici utilisés comme de simples détecteurs de contact avec le sol : leurs valeurs oscillent entre un minimum et un maximum en fonction de si la partie du pied étudiée est en contact avec le sol ou non. Ils ne servent ici pas à donner des informations plus précises sur la quantité de force exercée.

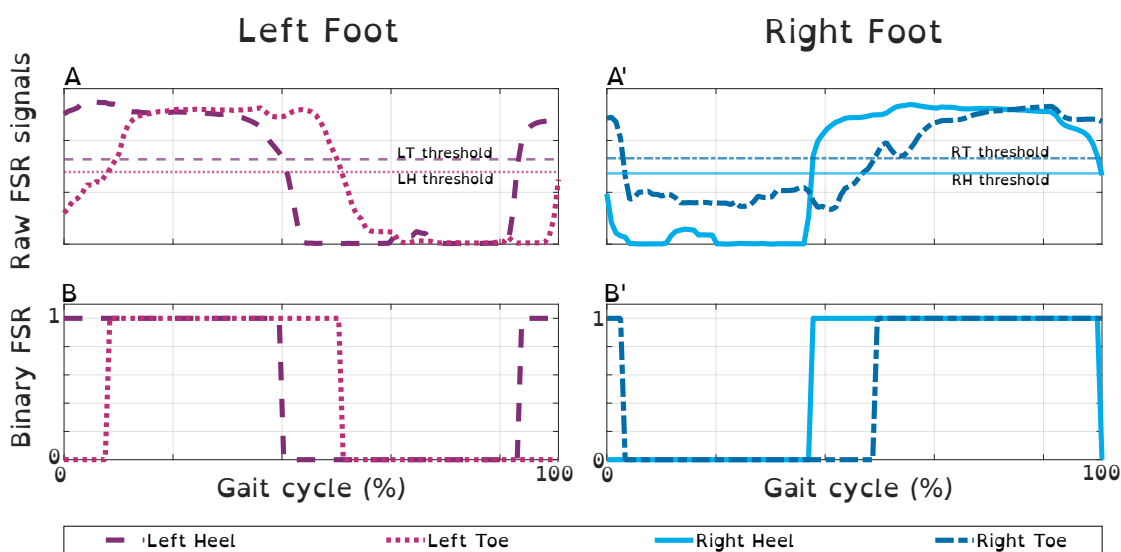


FIGURE 5.11 – Evolutions des angles des 2 genoux pendant un cycle de marche ainsi que celles des signaux FSR et de leurs binarisations

Les signaux des FSR peuvent être perturbés par plusieurs phénomènes. Ils peuvent par exemple détecter la pression exercée par le serrage des chaussures, particulièrement lors de la deuxième moitié de la phase de vol lorsque le pied se relève et que la pointe de la chaussure se plie légèrement. C'est notamment ce qui explique pourquoi sur la figure 5.11.A' le signal des orteils droits (**RT**) ne redescend pas totalement à 0 pendant le vol du pied. De plus, les utilisateurs peuvent parfois se retrouver en léger déséquilibre sur leurs appuis (particulièrement lorsqu'il leur est demandé d'exhiber une démarche particulière et de se concentrer sur leurs mouvements de jambes). Donc, comme le FSR qui mesure l'appui des orteils au sol ne couvre pas toute la largeur de la semelle, leur valeur haute peut également

subir des variations dans le temps (comme on peut le voir sur la figure 5.11.A' pour la courbe des orteils droits, au début de la deuxième moitié du cycle). Pour toutes ces raisons, nous avons choisi d'effectuer la binarisation des signaux autour de seuils personnalisés pour chaque participant et chaque FSR. Chaque seuil est déterminé manuellement comme étant une valeur intermédiaire entre les minima et maxima atteints par cet FSR lors d'une expérience de marche préliminaire. Les seuils choisis pour l'expérience dont les données sont présentées sur la figure 5.11 sont visibles sur les graphiques A. et A'. et le résultat de la binarisation sur les B. et B'.

Une fois que les signaux FSR ont été binarisés, une manière simple de numériquement savoir lesquels sont en contact avec le sol est de les combiner en un quadruplet et de le convertir en une unique variable décimale (`ground_contact` dans la suite). Ainsi, `ground_contact` sera un nombre compris entre 0 et 15, représentant les seize états possibles d'appuis correspondant aux différentes combinaisons des quatre FSRs. La figure 5.12 présente la traduction de la figure 5.9 avec les valeurs correspondantes de `ground_contact`. Ces 16 cas sont résumés dans le tableau 5.1.

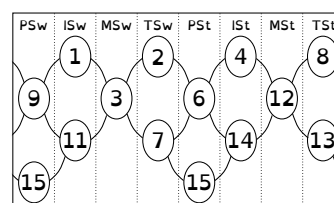


FIGURE 5.12 – MaE 5.9 avec traduction en `ground_contact`

<code>ground_contact</code>	RT	RH	LT	LH	phase n°	phase acronym
0	0	0	0	0	0	NW
1	0	0	0	1	2	ISw
2	0	0	1	0	4	TSw
3	0	0	1	1	3	MSw
4	0	1	0	0	6	ISt
5	0	1	0	1	0	NW
6	0	1	1	0	5	PSt
7	0	1	1	1	4	TSw
8	1	0	0	0	8	TSt
9	1	0	0	1	1	PSw
10	1	0	1	0	0	NW
11	1	0	1	1	2	ISw
12	1	1	0	0	7	MSt
13	1	1	0	1	8	TSt
14	1	1	1	0	6	ISt
15	1	1	1	1	1 or 5	PSw or PSt

TABLE 5.1 – Tableau de codage de la variable `ground_contact` ainsi que la phase associée d'après la machine à états de la figure 5.9 (où NW (pour *Not Walking*) représente les phases qui ne sont pas dans la marche)

5.3.2 Association directe appui/phase

Dans un premier temps, nous avons cherché à vérifier la pertinence de la théorie que nous avons développée en section 5.2.1. Pour cela, chaque valeur de `ground_contact` détectée est associée à une phase selon la répartition de la figure 5.9 (que l'on retrouve également dans le tableau 5.1). Ainsi, comme on peut le voir sur l'exemple de la figure 5.13 pour trois cycles de marche extraits d'un enregistrement, cette association des combinaisons d'appuis au sol à des phases de marche nous permet bien de distinguer jusqu'à huit phases, dans l'ordre attendu. Notre analyse préliminaire semble donc correcte et permet de distinguer différents temps dans un même cycle à partir des appuis au sol. La figure 5.15A présente les taux d'instantanéité des temps de marche de tous les enregistrements pendant lesquels une phase de marche a été détectée. Pour plus de 50% des enregistrements, une phase de marche a été associée à chaque temps que compose la marche.

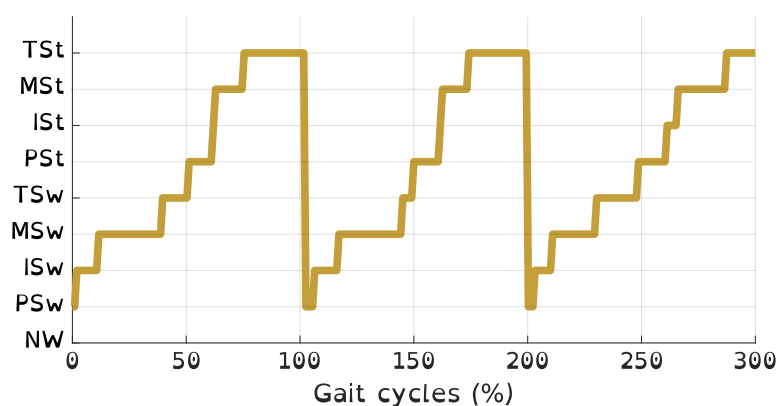


FIGURE 5.13 – Phases détectées pendant une succession de 3 cycles de marche

Cependant, comme on peut le voir sur l'exemple de la figure 5.14, la détection d'une phase de marche ne signifie pas que la détection est nécessairement correcte, il existe des données pour lesquelles la détection n'est pas cohérente. Sur cet exemple, après la détection des deux premières phases du cycle, l'algorithme ne détecte plus de phase puis retourne que le marcheur est en *Terminal Swing* alors que ce n'est pas encore le cas en réalité. Nous avons donc décidé d'ajouter une condition de cyclage des appuis afin de nous assurer de la véracité de la détection en fonction des détections précédentes pour éviter les schémas incohérents avec la marche.

De plus, étant donné que 13 des 16 appuis possibles au total sont associables à la marche, il est évident qu'avec une association directe des appuis et des phases, diverses phases de marche sont détectées pendant l'exécution d'autres activités du quotidien. Ainsi, la figure 5.15B montre les taux de phases de marche détectés pendant les autres AVQ. Bien que très variables en fonction des participants, plus de 60% des temps d'exécution d'autres activités sont associés à tort à des phases de marche pour plus de 50% des enregistrements, ce qui serait problématique dans notre cas d'usage. Bien que tout mouvement du porteur de l'orthèse vers l'avant puisse générer une séquence d'appuis caractéristique de la marche, certaines

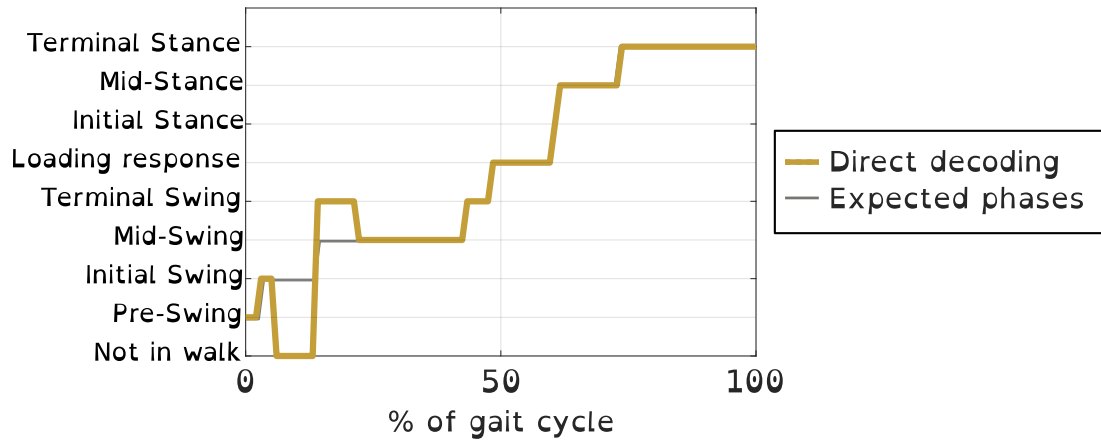


FIGURE 5.14 – Phases détectées par le décodage direct des appuis pendant un cycle problématique

successions d'appuis sont propres à l'utilisation des escaliers ou aux mouvements aléatoires des pieds pendant l'assise ou le lever. La condition de cyclage devrait donc permettre également de réduire le taux de phases de marche faussement détectées pendant ces activités.

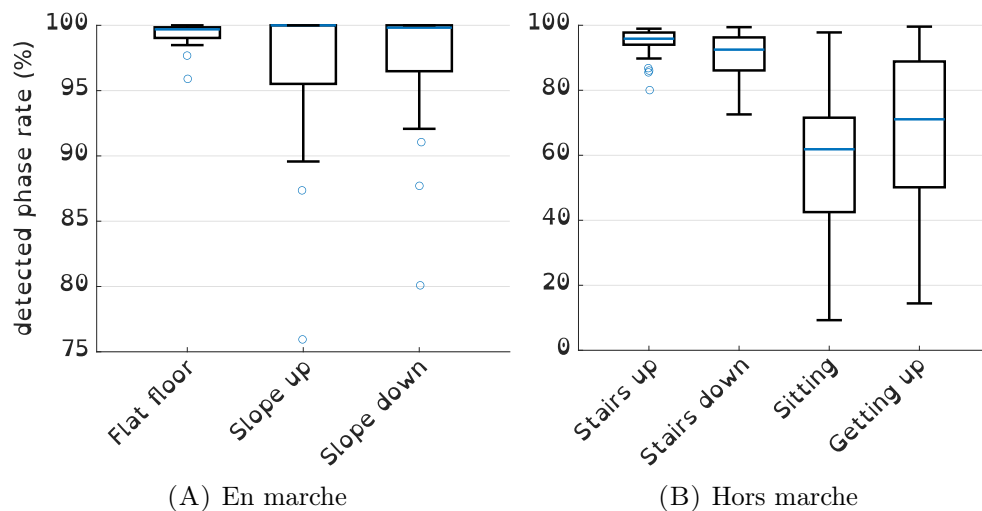


FIGURE 5.15 – Taux d'instant d'AVQ détectés comme appartenant à une phase de marche (tous enregistrements confondus) par l'association directe appui/phase

Il est cependant important de noter que la comparaison des taux de détections de phase en fonction de l'activité pratiquée est déséquilibrée par les différences de durée d'enregistrement de chacune. Dans le cadre de la récolte de données que nous avons effectuée, la marche sur sol plat représente en moyenne 50% des temps enregistrés, quand la marche sur rampe représente moins de 10% (soit environ 13 minutes des 3h14 d'enregistrements au total). Les temps d'assise et de lever représentent des temps d'enregistrement encore plus court et comprenant les temps pendant lesquels l'utilisateur est assis. Pendant ces temps, les appuis au sol sont aléatoires, ce qui explique les résultats très variables qu'on peut observer sur la figure.

Etant donné que notre objectif est d'à terme utiliser cette information de phases pour caractériser les valeurs attendues pendant celles-ci, il nous faut nous assurer que la détection est pertinente et qu'il s'agit bien de phases **de marche**. Pour cela, nous allons donc ajouter les conditions de cyclage de ces phases (i.e. de succession des appuis) pour faire de la détection d'activité. Car si les appuis ne sont pas spécifiques à l'activité de marche, leur succession en est une caractéristique propre.

5.3.3 Condition de cyclage

5.3.3.1 Principe : algorithme de Dijkstra

L'algorithme de Dijkstra [Dijkstra et al., 1959] est une fonction mathématique permettant de calculer le plus court chemin entre deux noeuds d'un même graphe. Un graphe est un ensemble de **noeuds** et de **chemins** reliant certains de ces noeuds entre eux, par couples. La machine à états des appuis pendant le cycle (voir figure 5.9) est donc un graphe, dont les noeuds sont les différentes valeurs de **ground_contact**. Cette machine à états est plus précisément un graphe **orienté**, c'est-à-dire que les chemins liant deux noeuds entre eux ont des **directions**, comme illustré par les flèches sur la figure 5.16A. De plus, afin de garder une possibilité de paramétrage de l'algorithme, ces chemins vont également être **pondérés** : un coût va être associé à un chemin donné afin de le différencier d'un éventuel autre chemin que l'on préférera utiliser ou non. Ainsi, un chemin de poids faible sera considéré comme plus "court" qu'un chemin de poids plus élevé (et donc à emprunter en priorité).

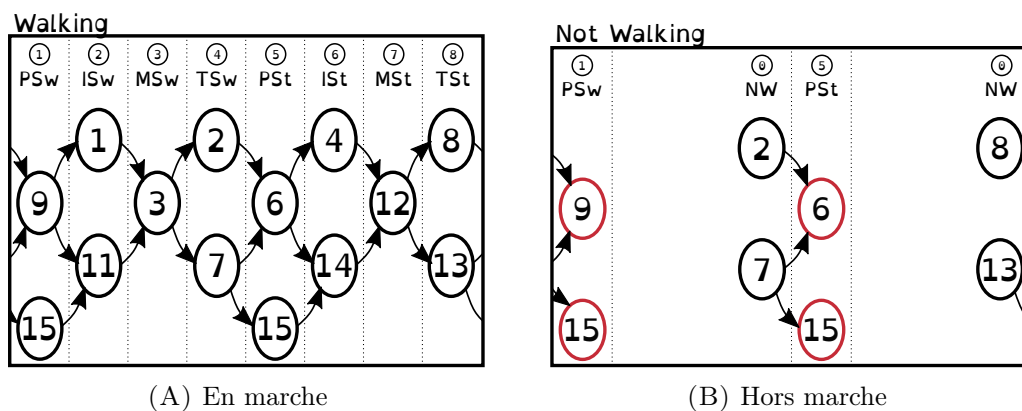


FIGURE 5.16 – Graphes décrivant les chemins possibles entre les différents appuis définis pour le cycle de marche en fonction de l'activité détectée au temps précédent (marche ou NW). Les noeuds surlignés en rouge sont communs aux 2 graphes

Il est donc possible de convertir notre machine à états en un graphe orienté, comme présenté sur la figure 5.16A. Chaque noeud sera représenté par un appui au sol donné et sa phase associée d'après la logique du tableau 5.1 (ce qui permettra

notamment de différencier les deux appuis pendant lesquels les deux pieds sont totalement au sol (`ground_contact = 15`). Une fois la machine à états traduite en graphe, il nous est alors possible d'utiliser l'algorithme de Dijkstra pour évaluer la distance entre deux appuis successifs détectés et ainsi déterminer si cette succession correspond à un chemin possible du graphe décrivant la marche. Pour cela, on évalue la distance dans ce graphe entre le noeud précédent et l'appui actuel, associé à la phase attendue ensuite. Si la distance calculée est supérieure à celle attendue, alors on estime que l'utilisateur n'est plus en marche (phase = **NW**).

Cependant, étant donné que chaque noeud est lié à la phase détectée, aucun chemin ne pourrait être trouvé dans ce graphe si le noeud de départ correspond à **NW**. Il nous faut donc introduire des **conditions d'entrée dans le cycle**. Le choix de ces conditions d'entrées doit être assez restrictif pour éviter de n'y entrer en dehors de la marche, mais assez inclusif pour être détectable dans tout type de marche. Ces conditions ont mené aux choix illustrés sur la figure 5.16B qui permettent une entrée en phases P_{Sw} (1) ou P_{St} (5).

Ainsi, la phase détectée est initialisée à **NW** en début d'utilisation. Ensuite, si l'une des conditions d'entrée est détectée, on entre dans le graphe de la marche et on évalue à chaque nouveau contact avec le sol si l'utilisateur se trouve toujours en marche ou non.

Dans une utilisation en condition réelle, il est possible que deux FSRs changent d'états simultanément. Ainsi, si une distance de deux chemins maximum est trouvée entre les deux noeuds, alors c'est qu'ils remplissent les conditions de succession attendues et que la phase de sortie est correcte. Dans le cas contraire, c'est que l'utilisateur n'est pas dans un cycle de marche et qu'aucune phase ne doit être détectée. Dans la situation actuelle, les poids de tous les chemins visibles sur les figures 5.16 sont fixés à 1. Les **boucles** (chemin reliant un noeud à lui-même) sont pondérés d'un poids égal à 0 et tous les autres couples d'appuis qui ne sont pas liés par des chemins directs se voient affectés un poids d'une valeur de 100 (ce qui correspondra ici à un chemin inexistant).

Tout ceci nous amène à l'algorithme suivant :

5.3.3.2 Evaluation des performances

En ce qui concerne la détection de phases du cycle de marche pendant la pratique d'activités du quotidien autres que la marche, la figure 5.17 montre les nouveaux taux de détection atteints avec la condition de cyclage ajoutée. Bien que toujours très variables d'un enregistrement à l'autre, les taux de détection erronées pendant les activités de descente d'escaliers et d'assise/lever sont passés sous les 50% pour plus de la moitié des participants. L'ajout de la condition de cyclage a donc permis une diminution de la détection de phases de marche pendant les autres AVQ. Cependant, ces taux sont encore trop élevés pour permettre une utilisation

```

input      : RT, RH, LT, LH
parameter: g_c = ground_contact  $\leftarrow$  binary2decimal('RT RH LT LH')
             g_c_p = ground_contact precedent
             P_p = phase precedente
             p = phase actuelle potentielle
             G = graphe
output     : P = phase actuelle
             noeid_precedent = {P_p; g_c_p};
for p = 1 to 8 do
  | noeid_actuel = {p; g_c_p}
  | [distance, chemin] = dijkstra(G, noeid_precedent, noeid_actuel);
  | if distance  $\leq$  2 then
  | | phase  $\leftarrow$  trouver_phase(chemin(end));
  | else
  | | phase  $\leftarrow$  NW;
  | end
end
g_c_p  $\leftarrow$  g_c
P_p  $\leftarrow$  P

```

Algorithme 1: Identification de la phase de marche avec vérification de cyclage mais saut d'un appui autorisé

au quotidien. Il est cependant envisageable d'utiliser d'autres conditions afin de détecter l'activité pratiquée par l'utilisateur et ainsi arrêter la détection de phases dans ces activités (un exemple sera présenté en section 5.3.5).

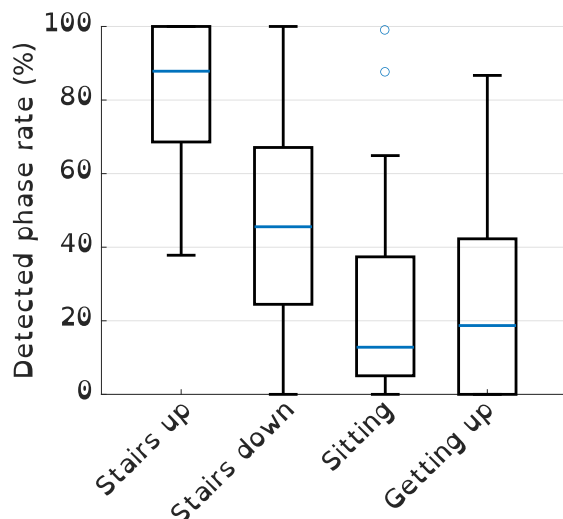


FIGURE 5.17 – Taux d'instantés d'AVQ détectés comme appartenant à une phase de marche (tous enregistrements confondus) pour l'algorithme avec condition de cyclage

Pour ce qui est de la qualité de détection pendant la marche, l'impact de l'ajout de la condition de cyclage sur l'exemple utilisé précédemment est présenté sur la figure 5.18. On peut voir qu'au lieu de retourner des informations incohérentes avec la réalité du cycle de marche, l'algorithme ne détecte aucune phase après les

deux premières du cycle. L'ajout de la condition de cyclage à donc permis d'éviter une détection erronée de phase.

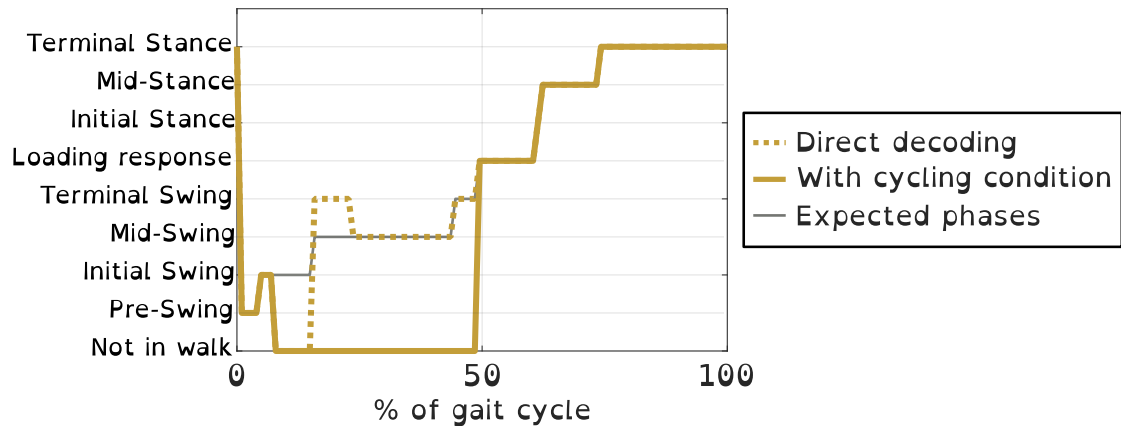


FIGURE 5.18 – Phases détectées par le décodage direct des appuis et l'algorithme avec condition de cyclage pendant un cycle problématique

Ce résultat est déjà plus satisfaisant qu'une détection erronée, mais une observation plus précise de ce qu'il se passe sur les données enregistrées pendant ce cycle nous apprend que la difficulté de l'algorithme à détecter les phases de marche vient en réalité d'un défaut occasionnel des semelles instrumentées. En effet, pour le cycle utilisé ici en exemple, on peut voir sur la figure 5.19 les évolutions des valeurs analogiques des deux capteurs d'appuis de la semelle gauche. On peut voir qu'après un premier passage au dessus du seuil de détection, la valeur du capteur du talon gauche (**LH**) repasse à l'état bas pendant quelques instants avant de revenir à l'état haut juste avant que le talon ne quitte réellement le sol. Ceci est probablement dû à un déséquilibre du participant sur son pied gauche, qui a fait osciller le poids autour du capteur. Bien qu'étant un problème ponctuel, il s'agit d'un défaut inhérent à l'utilisation de semelles instrumentées. En effet, pour chaque capteur, une perte d'information peut survenir à cause d'un déséquilibre de l'utilisateur, du serrage plus ou moins important de la chaussure, du décollement du pied dans la chaussure, etc...

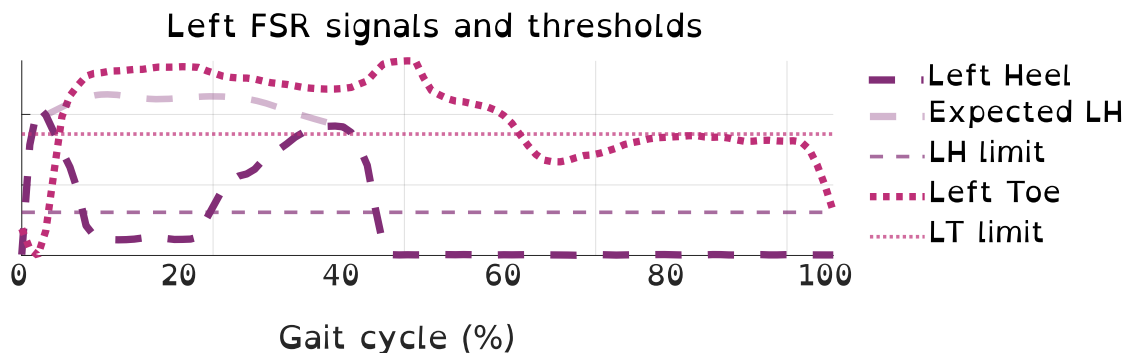


FIGURE 5.19 – Evolution des signaux analogiques des capteurs de la semelle gauche pendant un cycle problématique

Avec l'algorithme actuel, ce défaut entraîne un arrêt de la détection de phase jusqu'à la prochaine condition d'entrée dans le cycle détectée. Etant donné le choix qui a été fait d'utiliser des capteurs FSR (assez fins pour se situer dans la chaussure de l'utilisateur sans le gêner), nous avons choisi de prendre en compte la possibilité de ce genre de défaut. Ces évènements restent toutefois peu fréquents, il a donc été choisi d'intégrer dans le graphe définissant la succession des appuis de la marche la possibilité que l'information d'un (unique) FSR soit perdue. Cette modification permettra d'effectuer une détection des phases plus précise et plus robuste tout en gardant un système écologique et de maintenance facile.

5.3.4 Détection d'un défaut de mesure

5.3.4.1 Fonctionnement

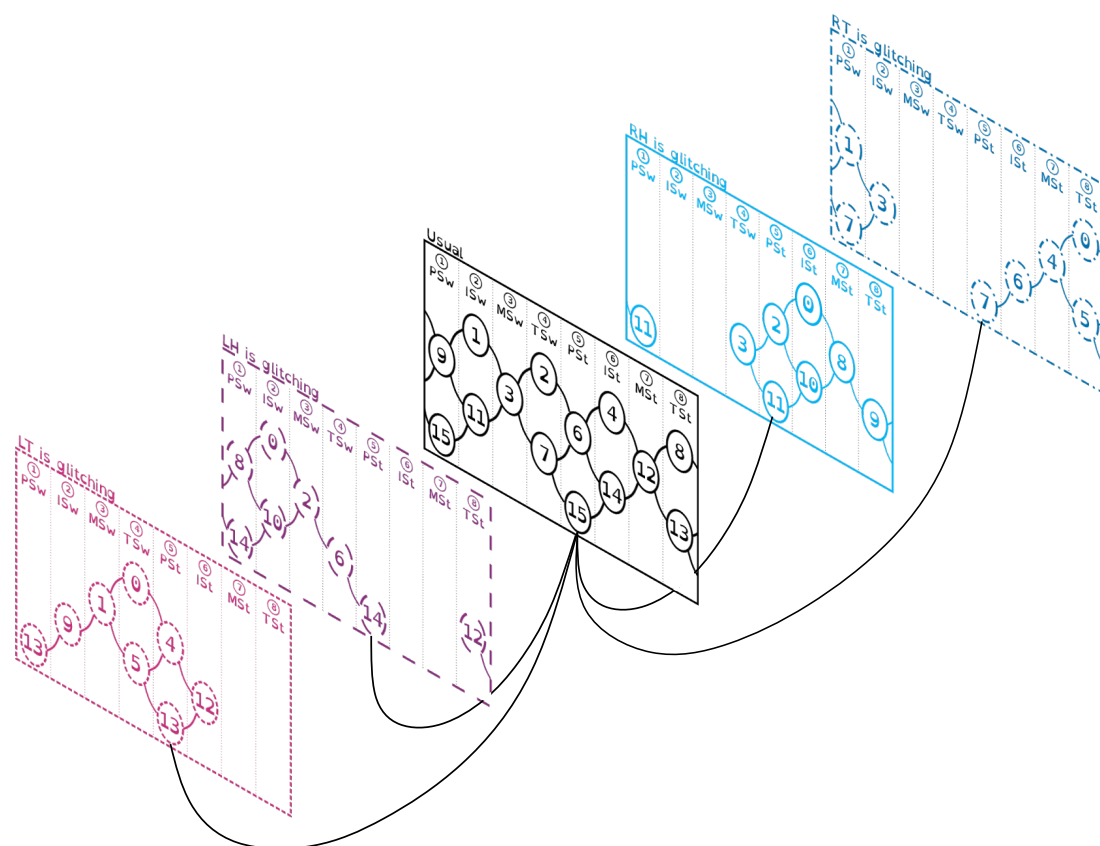


FIGURE 5.20 – Graphes décrivant les suites de combinaison d'appuis au sol comprenant la possibilité d'un défaut de capteur FSR. Les liens

Pour prendre en compte la possibilité d'un défaut, le graphe définissant les appuis du cycle de marche est réécrit pour les quatre cas de figures dans lesquels un seul capteur FSR ne renvoie plus d'information. Nous obtenons ainsi les quatre graphes colorés de la figure 5.20. Chaque noeud du graphe précédent (en noir sur la figure) est relié à ses homologues des graphes "avec défaut" par un chemin

bidirectionnel dont le poids est fixé à 1.1 pour privilégier l'avancer dans le cycle de marche "normal" plutôt que l'hypothèse de l'apparition d'un défaut (ces chemins ont été illustrés pour l'appui 15 en phase 6 sur la figure 5.20). De même, les chemins des quatre graphes "avec défaut" se voient attribués un coût de 1.2 de sorte à ce qu'en cas de défaut suspecté, le retour à la normale soit privilégié à la poursuite dans le graphe "avec défaut".

L'algorithme de détection associé est donc le même que précédemment, mais avec un graphe des appuis possibles plus développé que précédemment.

5.3.4.2 Evaluation des performances

La sortie de l'algorithme avec prise en compte des défauts, appliqué aux données utilisées dans la figure 5.18, est montré sur la figure 5.21. On peut y voir qu'avec la nouvelle version de l'algorithme, la détection correcte de toutes les phases de marche a été rétablie malgré le défaut.

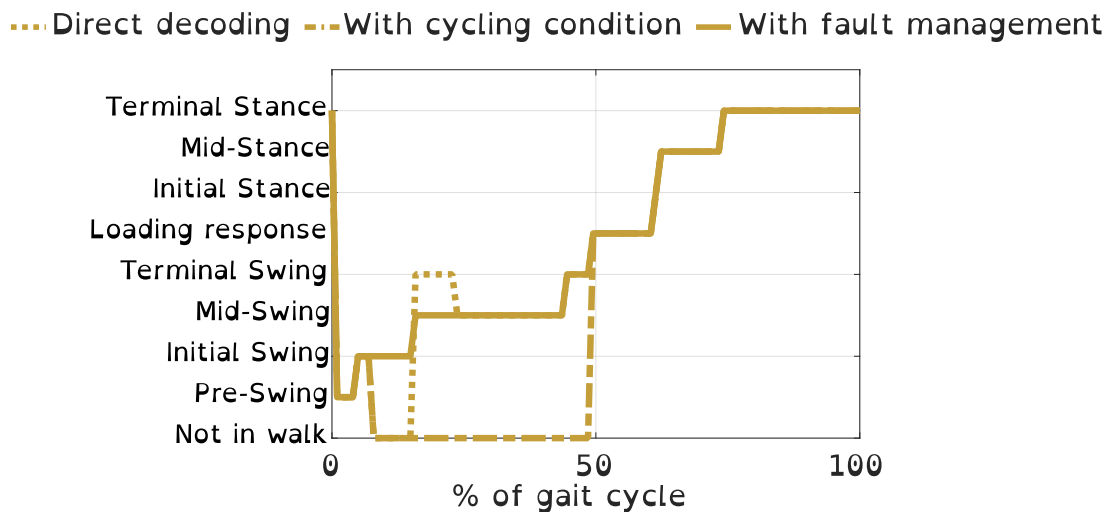


FIGURE 5.21 – Sortie de l'algorithme qui prend en compte les défauts pendant le cycle de marche précédemment présenté, qui comporte un défaut FSR

La figure 5.22 montre les taux d'instant d'activité de marche (sur sol plat et sur pente) qui ont été détectés comme appartenant à une phase de marche. En moyenne, ce sont plus de 95% des temps de marche qui sont associés à une phase. 100% des instants de marche sur rampe sont détectés comme tels pour plus de 50% des participants. En ce qui concerne la marche à plat, au minimum 93% des instants de marche d'un enregistrement est détecté comme appartenant bien à un cycle de marche. La médiane sur les 34 participants est de 98.8%.

Pour ce qui est de la détection pendant les autres activités, il serait envisageable d'imaginer une solution mécanique pour automatiquement retirer ces instants de la détection (un bouton accessible de l'utilisateur par exemple pour indiquer au dispositif qu'il va commencer ou arrêter de marcher) mais il semblerait possible de

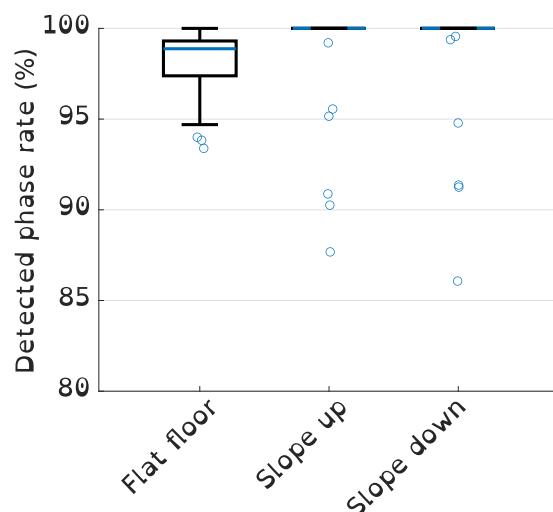


FIGURE 5.22 – Boxplots présentant les taux d’instants de marche qui ont été détectés comme appartenant à une phase de marche pour l’algorithme qui prend en compte la possibilité d’un défaut de mesure. La médiane est affichée en bleu

le faire algorithmiquement (ce qui enlèverait une charge mentale de l’utilisation du dispositif). Dans un premier temps, nous avons fait le choix de n’utiliser que les capteurs déjà utilisés (FSRs et encodeurs) afin de garder le système total le plus restreint possible. Le fait que l’algorithme actuel détecte des phases de marche pendant les autres activités nous montre que les appuis au sol seuls ne nous permettent pas de discriminer les différentes activités. Nous avons donc réalisé une analyse des spécificités des données de la cinématique du genou lors de ces activités afin de déterminer des conditions d’arrêt de l’algorithme de détection des phases.

5.3.5 Détection de l’utilisation des escaliers et des temps d’assise/lever

5.3.5.1 Explications

La figure 5.23 montre l’évolution des angles des genoux lors des phases PSw(1) détectées à tort pendant l’utilisation des escaliers. On peut voir que ces phases particulières commencent dans le cas des escaliers avec un fort angle du genou asymptotique, qui diminue ensuite pendant le reste de la phase d’appui. Un moyen de différencier les escaliers de la marche dans cette phase est donc de vérifier que l’angle du genou ne dépasse pas une certaine limite à l’apparition de cette phase (ici on utilisera un seuil de 45° mais celui-ci pourrait être réglé directement pour l’utilisateur en fonction de la taille de ses segments de jambes et de la hauteur usuelle d’une marche).

Cependant, pendant le reste du cycle, les angles de genoux ne nous permettent pas de différencier marche et escaliers. Nous avons donc décidé d’ajouter une

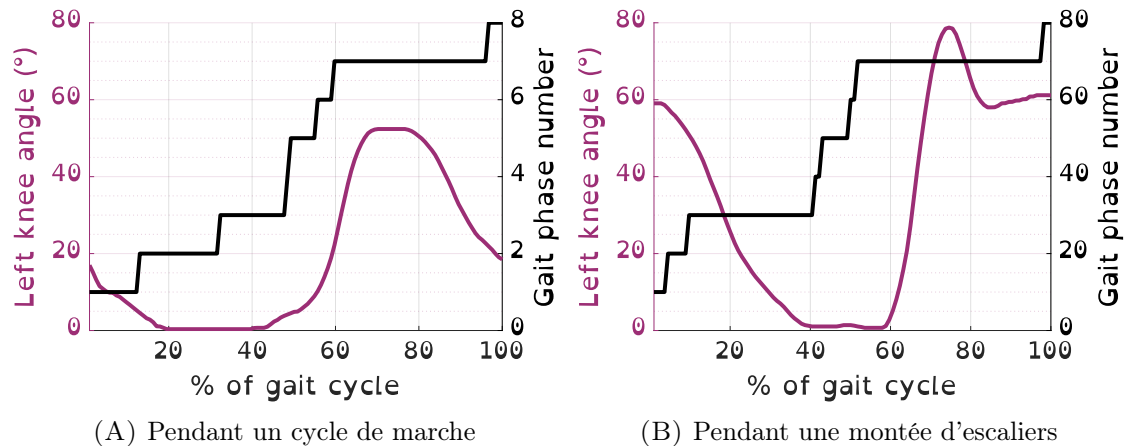


FIGURE 5.23 – Exemple d'évolution de l'angle du genou gauche d'un participant pendant un cycle détecté pendant la marche et un autre détecté pendant l'utilisation des escaliers

nouvelle variable `previous_activity` qui va stocker l'information de l'activité précédemment détectée (marche, escaliers, autre non-marche). Cette variable prendrait la valeur `stairs` lorsque la condition précédemment développée sera détectée et empêcherait ensuite l'entrée dans le cycle en phase 5 (Pre-Stance). Ce choix peut également provoquer un arrêt de détection de phases pendant un demi-cycle de marche (0.5s) mais devrait permettre de retirer beaucoup d'instantanés d'escaliers de la détection.

De la même manière, si l'on cherche à caractériser les activités d'assise et de lever en fonction de l'évolution des angles, on constate que ces deux activités sont marquées par des évolutions similaires des deux angles des genoux, comme on peut le voir sur la figure 5.24. Dans le cas de l'activité de lever, le comportement observable sur la figure 5.24B est caractéristique car il s'agit de la seule activité pratiquée qui comporte une extension des deux genoux. Pour la détecter, nous avons donc mis en place la logique suivante : si l'utilisateur est assis (ce qui est acquis au début de l'enregistrement et qui sera à nouveau acté lorsqu'un mouvement d'assise aura été détecté) et que les genoux présentent tous les deux des vitesses négatives similaires (i.e. un écart de moins de $50^\circ/\text{s}$) alors l'utilisateur est en train de se lever. Si ce mouvement dure assez longtemps (au moins 600ms après analyse des données), alors on considère que l'utilisateur s'est bien levé et est maintenant en position debout.

Une logique similaire est appliquée pour détecter le mouvement d'assise : si l'utilisateur est debout (i.e. pas assis) et que les deux genoux présentent des vitesses positives similaires (i.e. un écart de moins de $50^\circ/\text{s}$), alors il est probable qu'il soit en train de s'asseoir. Cependant, le mouvement de flexion simultané des deux genoux n'est pas spécifique qu'au mouvement d'assise, mais correspond également à ce qu'il peut se produire pendant un effondrement. Cependant, l'assise étant dans ces enregistrements un mouvement contrôlé contrairement à l'effondrement, les

vitesse de genoux observables sont plus lentes que pendant une chute. Nous avons donc ajouté une condition : si aucun des deux genoux n'a une vitesse supérieure à $150^\circ/\text{s}$ pendant assez longtemps (durée déterminée à partir de l'analyse des enregistrements en comparant les durées d'assises aux durées de chute), alors il ne s'agit pas d'une chute et on détecte que l'utilisateur est en train de s'asseoir. Ces conditions sont ajoutées à l'algorithme de détection de phases.

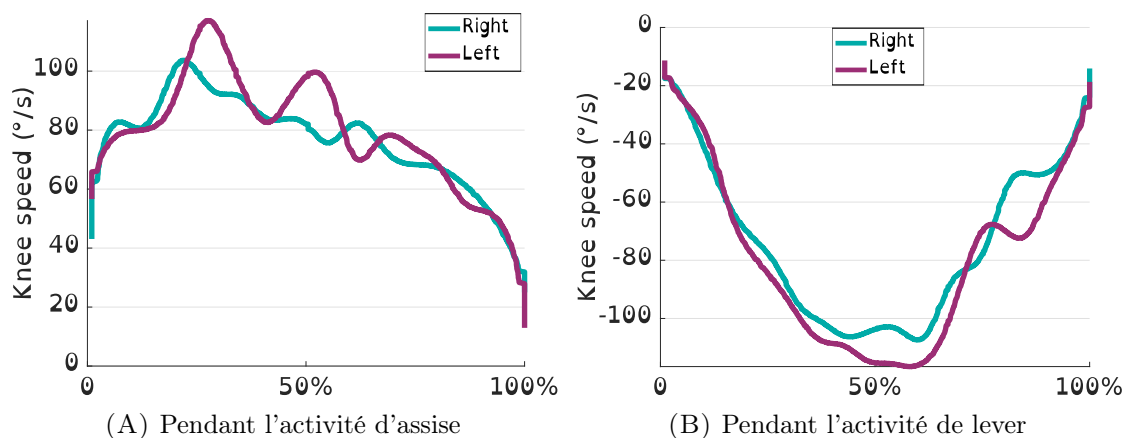


FIGURE 5.24 – Valeurs moyennes de vitesses de genoux observables pendant les activités d'assise et de lever, calculées sur tous les enregistrements

Dans la réalité de la pathologie, les patients qui n'ont pas une atteinte sévère au niveau de leurs membres supérieurs peuvent s'aider de la force de leurs bras pour se soulever de leur chaise ou pour contrôler la descente lors de l'assise. D'autres adoptent des stratégies personnalisées en fonction de leurs capacités. Il s'agit en réalité d'une activité difficilement généralisable et donc difficilement imitable pour des participants asymptotiques. Etant donné la jeunesse de ces travaux de recherche, nous avons développé l'algorithme en fonction de l'analyse des mouvements réalisés par les participants. Un développement ultérieur de ce travail sera d'analyser de vrais mouvements pathologiques lorsque l'enregistrement sur patient sera possible.

5.3.5.2 Évaluation des performances

La figure 5.25 présente à nouveau les taux de détection des phases du cycle de marche dans les différentes activités pratiquées. Les performances précédentes sont rappelées en 5.25A et celles obtenus après l'ajout des conditions de retrait des données d'escalier et d'assise/leve en 5.25B.

On peut constater une nette baisse de la détection de phases de marche pendant les activités de non-marche. En effet, pour plus de 50% des participants, moins de 10% des temps d'utilisation des escaliers ou d'assise/lever sont détectés à tort comme appartenant à une phase de marche. Cependant, cette modification de l'algorithme a également eu pour conséquence de dégrader la qualité de détection

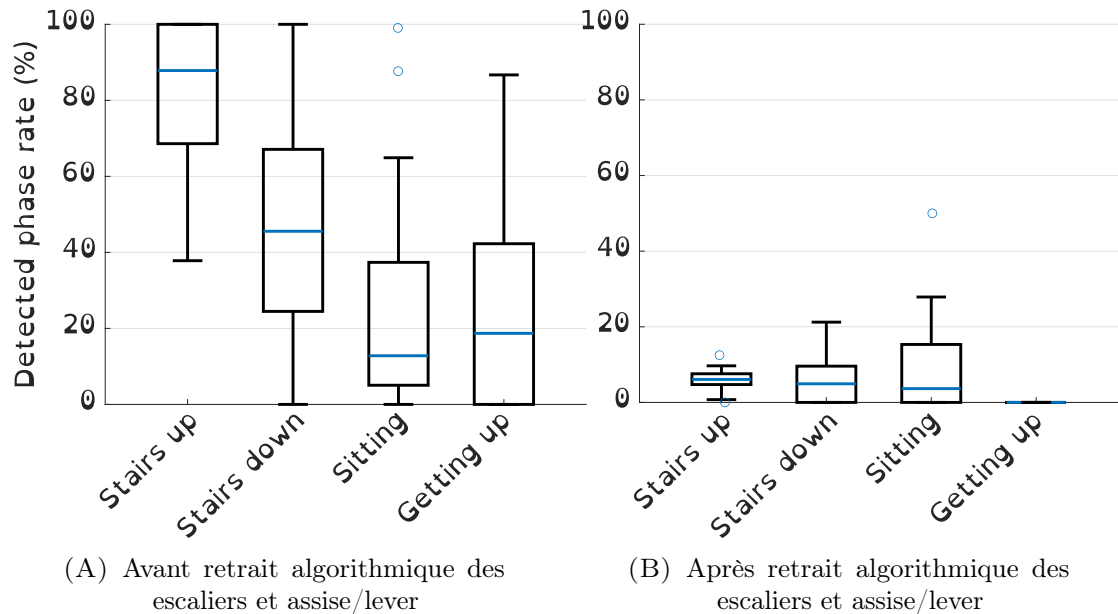


FIGURE 5.25 – Boxplots présentant les taux d’instants de chaque activité qui ont été détectés comme appartenant à une phase de marche avant et après le retrait algorithmique des escaliers et assise/lever présenté précédemment. La médiane est affichée en bleu

pendant les activités de marche (plus que 95% des phases de marche sur sol plat restent correctement détectées pour plus de 50% des enregistrements). Le retrait des temps de non-marche de la détection semble donc réalisable grâce à des conditions comme celles ajoutées dans cette section mais cette piste devra être explorée plus rigoureusement et systématiquement afin d’affiner la distinction des activités sans perdre en précision pendant la marche. Dans la suite de cette thèse, nous avons donc décidé de mettre de côté cette partie du problème de la détection d’activité et de nous focaliser uniquement sur le cas de la détection de la chute durant la marche seule.

5.4 Conclusion

Nous avons réussi à développer un algorithme de détection capable de distinguer et d’identifier **8 possibles phases différentes** pendant la marche pendant plus de 93% du temps total de marche sur sol plat enregistré. Pour plus de la moitié des 36 enregistrements, ce sont même 98.8% des temps qui sont correctement identifiés. Etant donné que la labellisation des temps de marche comprend également des temps de transition avec les autres activités pratiquées et d’éventuels déséquilibres ou mouvements d’hésitation des participants, ce résultat est très satisfaisant. Une vérification supplémentaire sera nécessaire afin d’attester de la pertinence des phases détectées en comparaison à une référence (ex : capture de mouvements) mais la succession de ces phases dans l’ordre attendu est un premier résultat satisfaisant.

Dans un cadre clinique, cet algorithme, utilisé seul, pourrait avoir un intérêt dans des applications cliniques d'**analyse de la marche**, par exemple en permettant au thérapeute d'effectuer une analyse de la démarche d'un patient (mise en avant d'une asymétrie, identification des phases qui présentent des anomalies, etc...). Cet algorithme, associé à un **retour sensoriel** (*biofeedback* : son, vibration...) peut également permettre de renvoyer une information au patient (ou au thérapeute) sur la qualité ou les asymétries/particularités de sa démarche. On peut par exemple imaginer associer chaque phase à un son, permettant ainsi à l'utilisateur de prendre conscience des temps qu'il passe dans chaque phase ou de la possibilité qu'il en saute une pour lui permettre ensuite de se fier aux sons qu'il entend pour percevoir les modifications qu'il apporte à sa démarche et le pousser à suivre un schéma sonore.

Pour ce qui est de la détection de la chute par effondrement, cet algorithme pourrait nous permettre d'identifier à chaque instant de la marche dans quelle phase l'utilisateur se trouve. Cette information peut être utilisée pour permettre un **apprentissage** plus précis des valeurs attendues pendant chacune des phases et ainsi être capable ensuite de détecter rapidement une **anomalie** indiquant une chute par effondrement. Cet algorithme pourrait donc déjà permettre la détection des chutes qui ont lieu pendant la marche. C'est ce que nous évaluerons au chapitre suivant. Bien que notre objectif à terme soit de développer un système permettant la détection de la chute par effondrement au quotidien (donc pendant la pratique de diverses activités différentes), une détection des chutes **pendant la marche** (qui constitue l'activité principale de tout déplacement et qui fait partie des activités qui seront nécessairement effectuées contrairement à l'utilisation d'escaliers) représente déjà une avancée intéressante.

Chapitre 6

Algorithmes de détection de chutes

6.1	Introduction	71
6.2	Les différents algorithmes développés	72
6.2.1	Détection par seuillage unique sur la vitesse du genou droit	72
6.2.2	Détection par seuillage sur la vitesse du genou en fonction de l'appui du pied au sol	73
6.2.3	Détection par seuillage sur la vitesse du genou en fonction de la phase de marche détectée	74
6.3	Résultats	75
6.3.1	Comparaison des différents seuils trouvés avec ces méthodes	75
6.3.2	Evaluation des performances	76
6.3.3	Tableaux récapitulatifs	82
6.3.4	Comparaison à l'état de l'art	84
6.4	Conclusion	85

6.1 Introduction

Différents algorithmes de détection de la chute seront comparés dans ce chapitre. Notre objectif est d'être capable de détecter les chutes par effondrement (qui ont été caractérisées au chapitre 4) assez tôt pour permettre l'action d'un système anti-chute entre la détection et l'impact.

Les mouvements humains ne sont pas totalement prédictibles mathématiquement. En effet, il existe une grande variabilité en fonction des individus, de leurs tailles, poids, habitudes, etc... Tout ceci n'étant pas modélisable, il est préférable de rechercher un algorithme compréhensible [Burkart and Huber, 2021] (à l'opposé des systèmes exploitant des approches data-driven et de machine learning dont l'explicabilité est parfois réduite) afin de pouvoir plus facilement l'adapter à chaque individu et en comprendre les limites ou les défauts. Les algorithmes développés

dans ce chapitre seront donc des algorithmes **basés sur des seuils** multiples et une **identification personnalisée** de ces derniers.

Pour cette première approche, nous allons évaluer les performances de différents algorithmes sur les données pré-enregistrées sur les participants et labelisées. L'objectif est d'être capable de détecter le plus rapidement possible les chutes qui peuvent avoir lieu **pendant la marche**. Ainsi, nous avons choisi d'effectuer une identification automatique de valeurs seuils, qui seront utilisées ensuite pour la détection d'anomalies. Cet apprentissage sera fait à partir uniquement de données issues de temps de marche d'un premier enregistrement. Les seuils de vitesse angulaire de genou ainsi fixés seront ensuite utilisés sur les deux autres enregistrements du même participant et le nombre de faux négatifs, de faux positifs et les délais de détection seront calculés. Nous procéderons ainsi pour tous les enregistrements de tous les participants, il s'agit d'une **validation croisée**.

6.2 Les différents algorithmes développés

Comme il a été vu au chapitre 4, les chutes par effondrement génèrent des pics de vitesse de genoux importants. Un algorithme par seuil sur cette variable semble donc être une solution intéressante. Dans les algorithmes qui seront présentés ici, les variables KT (*Knee Threshold*), FT (*Foot Threshold*) et WT (*Walking Threshold*) représentent l'estimation de chute de chaque algorithme (1 correspondant à la détection d'une chute). $\dot{\theta}_k$ représente la vitesse du genou droit et $\epsilon_{\dot{\theta}}$ un offset ajouté aux valeurs seuils afin de limiter les faux positifs en prenant en compte la variabilité des mouvements du participant.

6.2.1 Détection par seuillage unique sur la vitesse du genou droit

Le premier algorithme, qui servira principalement de point de comparaison, consiste en un simple seuil sur la vitesse du genou. Ce seuil, $\dot{\theta}_{max}$, est déterminé à partir des données de vitesse angulaire enregistrées pendant une marche préliminaire afin d'obtenir un seuil personnalisé et de limiter la possibilité de déclencher des faux positifs. Le seuil correspond à la vitesse maximale enregistrée pendant l'enregistrement utilisé pour l'enregistrement préliminaire (i.e. l'identification des seuils) et sera augmenté d'un offset $\epsilon_{\dot{\theta}}$ afin de prévenir la possibilité d'un mouvement plus ample que ce qui a été exécuté pendant l'apprentissage. A titre d'exemple, le seuil $\dot{\theta}_{max}$ qui serait calculé sur le cycle de marche de la figure 6.1 y a été tracé.

$$KT(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } \dot{\theta}_k(t) > \dot{\theta}_{max} + \epsilon_{\dot{\theta}} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

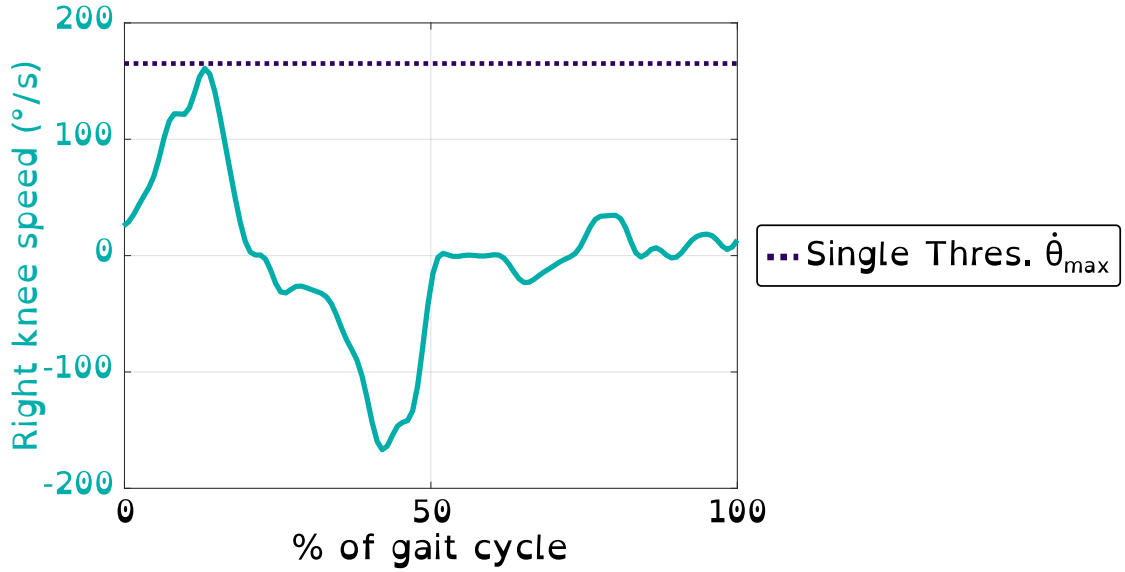


FIGURE 6.1 – Evolution type de la vitesse du genou droit pendant la simulation d'un cycle de marche pathologique. Le seuil $\dot{\theta}_{max}$ qui serait identifié sur ce cycle seul est montré à titre illustratif en violet

6.2.2 Détection par seuillage sur la vitesse du genou en fonction de l'appui du pied au sol

Comme expliqué précédemment, la démarche pathologique impose de faibles mouvements de genou lors de la phase d'appui de la jambe droite. Or, les chutes par effondrement sont attendues pendant cette période d'appui sur la jambe, en cas de délogement du genou de sa position d'équilibre. Une manière de détecter les chutes plus rapidement est donc de réaliser une détection par seuil sur la vitesse du genou atteinte uniquement pendant cette phase, en considérant que l'autre jambe est en capacité de soutenir le poids de l'utilisateur sans risque. Ainsi, on définit le seuil $\dot{\theta}_{Rmax}$ comme étant la vitesse maximale atteinte par le genou pendant une phase de marche préliminaire uniquement lorsqu'une partie du pied droit (**RH** ou **RT**) est détectée comme étant au sol. De la même manière que précédemment, un offset $\epsilon_{\dot{\theta}}$ est ajouté à ce seuil pour limiter la possibilité d'un faux positif sans compromettre la détection des chutes.

$$FT(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } (RT(t) = 1 \text{ OR } RH(t) = 1) \ \& \ \dot{\theta}_k(t) > \dot{\theta}_{Rmax} + \epsilon_{\dot{\theta}} \text{ OR } (\dot{\theta}_k(t) > \dot{\theta}_{max} + \epsilon_{\dot{\theta}}) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

L'exemple de seuil obtenu sur le cycle illustratif est visible sur la figure 6.2 en comparaison au seuil précédent. Ce nouveau seuil, de valeur plus faible, pourrait permettre une détection plus rapide des chutes et éviterait également qu'une chute de vitesse plus faible que ce qui peut être observé pendant la phase de vol ne soit pas détectée. L'algorithme qui en découle compare la vitesse angulaire du genou

mesurée lorsqu'une partie du pied est au sol et la compare à ce seuil. Le seuil global $\dot{\theta}_{max}$ reste utilisé pour tous les instants pendant lesquels le pied droit est en vol.

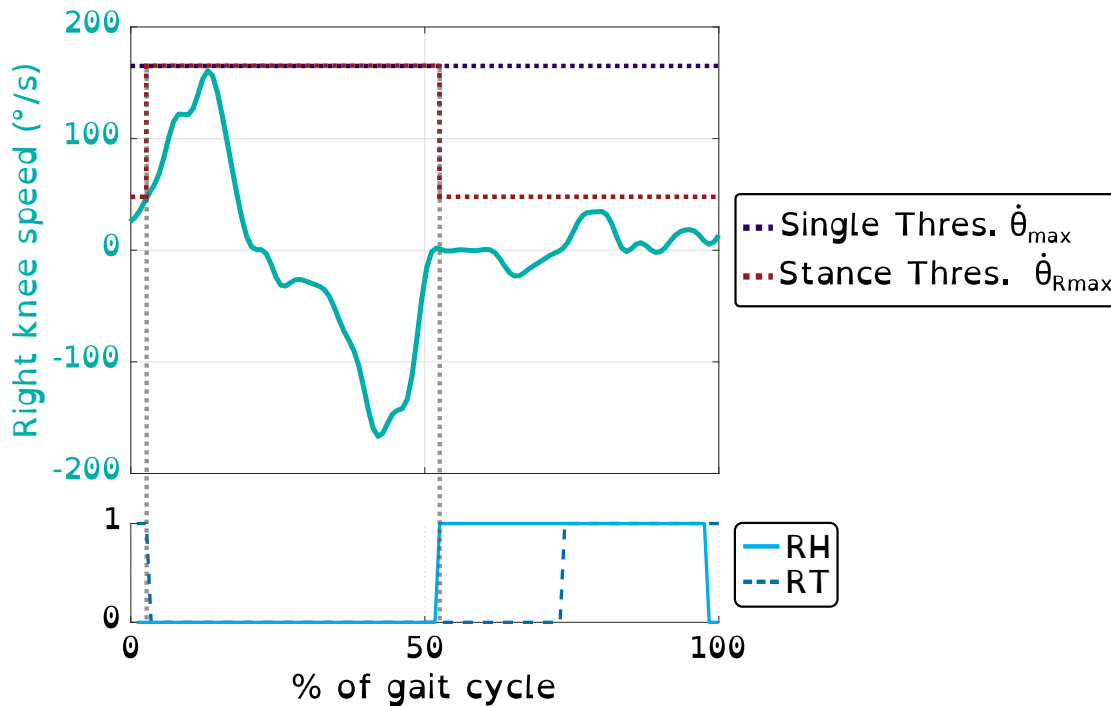


FIGURE 6.2 – Evolution type de la vitesse du genou droit pendant la simulation d'un cycle de marche pathologique. Le seuil $\dot{\theta}_{Rmax}$ qui serait identifié sur ce cycle à partir des informations d'appuis du pied droit au sol est montré à titre illustratif en plus du seuil $\dot{\theta}_{max}$

6.2.3 Détection par seuillage sur la vitesse du genou en fonction de la phase de marche détectée

Afin d'être encore plus spécifique et d'optimiser le choix du seuil de détection, un troisième algorithme sera évalué dans ce chapitre basé sur les données, plus précises, des 8 phases de marche détectables pendant un cycle.

$$WT(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } ((phase = i) \text{AND} (\dot{\theta}_k(t) > \dot{\theta}_{max,i} + \epsilon_{\dot{\theta}})) \text{OR} (\dot{\theta}_k(t) > \dot{\theta}_{max} + \epsilon_{\dot{\theta}}) \\ & \text{with } i \in [5 : 8] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

Ainsi, $\dot{\theta}_{max,i}$ correspondra au maximum de vitesse angulaire du genou droit, évalué uniquement lorsqu'une phase de marche i est détectée. Ceci permettra d'obtenir quatre seuils différents pendant la phase d'appui de la jambe droite (correspondant aux phases 5 à 8 présentées au chapitre précédent), adaptés à chaque instant du cycle, comme illustré sur la figure 6.3. Le seuil utilisé pendant la

phase de vol reste $\dot{\theta}_{max}$, le maximum de vitesse de genou atteint pendant la marche préliminaire.

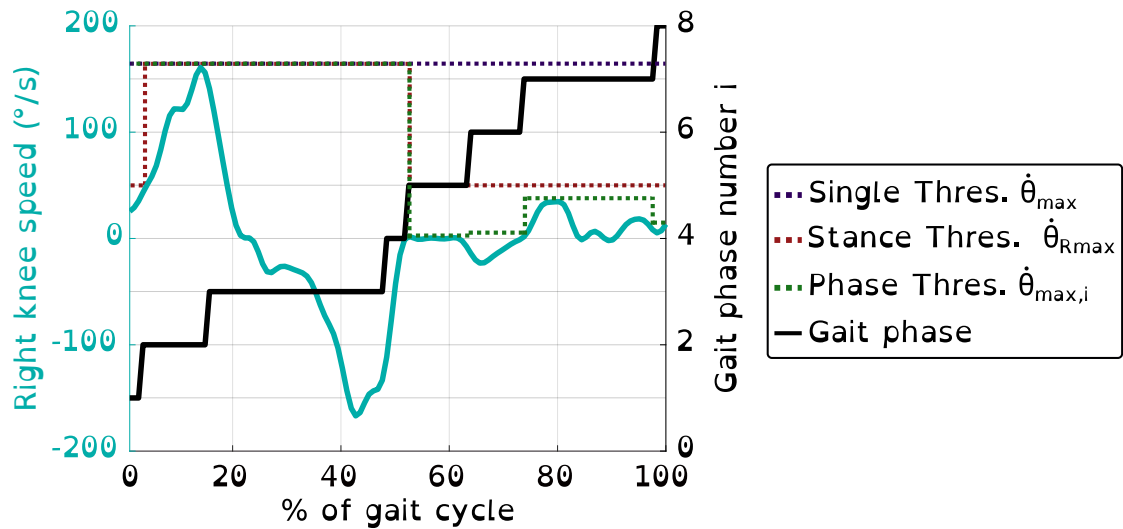


FIGURE 6.3 – Evolution type de la vitesse du genou droit pendant la simulation d'un cycle de marche pathologique. Les seuils $\dot{\theta}_{max,i}$ qui seraient identifiés sur ce cycle seul sont montrés à titre illustratif en plus des seuils précédents

6.3 Résultats

6.3.1 Comparaison des différents seuils trouvés avec ces méthodes

Les seuils $\dot{\theta}_{max}$, $\dot{\theta}_{Rmax}$ et $\dot{\theta}_{max,i}$ appris sur chacun des 36 enregistrements sont représentés sous forme de boxplot sur la figure 6.4.

On peut tout d'abord constater qu'en dehors de quelques outliers, les distributions sont assez resserrées entre les sujets. En médiane, la vitesse maximale atteinte pendant la marche ($\dot{\theta}_{max}$) est de $235^\circ/s$, ce qui est environ 2,5 fois plus élevé que la vitesse maximale atteinte lorsqu'au moins une partie du pied droit est au sol ($\dot{\theta}_{Rmax} = 91^\circ/s$ en médiane). Enfin, les maxima atteints pendant les quatre dernières phases du cycle de marche sont encore plus faibles (entre 30 et $64^\circ/s$ en médiane), ce qui devrait permettre d'accélérer la détection spécifiquement pendant ces temps.

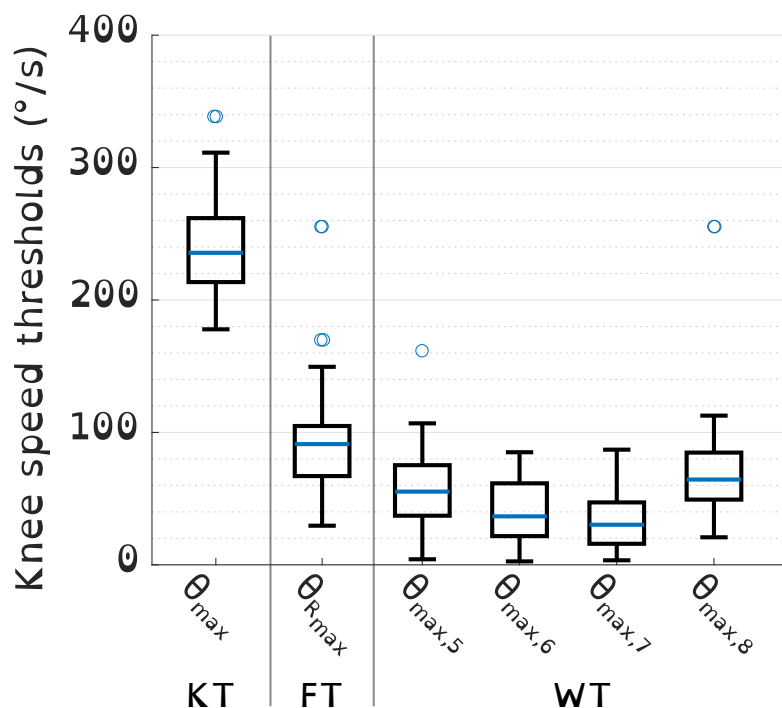


FIGURE 6.4 – Boxplots des seuils utilisés pour chaque enregistrements en fonction de l’algorithme utilisé

6.3.2 Evaluation des performances

6.3.2.1 Rappel des métriques d’évaluation des performances

Pour rappel, un Faux Négatif (FN) correspond à une chute (simulée) qui n’a pas été détectée par l’algorithme. Un Faux Positif (FP) au contraire fait référence à un instant où l’algorithme détecte une chute alors que l’utilisateur est en train de réaliser une activité autre. Dans cette première approche, étant donné que nous cherchons à détecter les chutes pendant la marche, c’est uniquement pendant ces temps (sur sol plat ou rampe) que nous calculerons l’occurrence des faux positifs.

Pour comparer les performances de ces algorithmes à celles de la littérature, nous allons évaluer ces deux paramètres et les utiliser pour calculer la spécificité et la sensibilité de chaque algorithme (voir section 2.1.3). Ces deux dernières métriques sont estimées en pourcentage, mais il est important de garder en tête que la sensibilité est un ratio de chutes détectées par rapport au nombre total de chutes, elle est donc évaluée sur un nombre d’évènements nettement plus restreint que la spécificité qui elle est le ratio d’instant d’AVQ correctement détectés comme tels (une donnée toutes les 20ms). C’est pourquoi nous présentons ici les nombres exacts de FN et FP détectés afin de mieux se représenter la performance de chaque algorithme de détection.

Etant donné que les seuils sont identifiés sur les temps de marche d’un premier enregistrement, l’évaluation des performances est ensuite faite par validation croisée.

Ainsi, les seuils sont appris sur l'un des enregistrements d'un participant puis sont appliqués aux deux autres. Il en va ainsi pour les trois enregistrements de chaque participant.

Dans le cadre de la détection de la chute chez les patients atteints d'IBM, tout faux négatif représente un risque de blessure. Ainsi, notre objectif principal est de limiter au maximum les FN, tout en limitant le nombre de FP qui peuvent également créer des situations à risque pour l'utilisateur si un système de prévention de la chute se déclenche pendant un mouvement. Enfin, le délai de détection doit être assez restreint pour permettre à un système de prévention de la chute d'agir avant l'impact. Dans la section suivante, l'effet de l'offset sur ces trois métriques (FN, FP et le délai de détection) sera évalué à l'aide d'une analyse statistique. Cette analyse permet de déterminer une valeur d'offset optimal pour chacun des trois algorithmes, afin de respecter au mieux ces critères.

6.3.2.2 Résultats et discussion

L'analyse statistique des données a été conduite avec le logiciel JASP. La normalité des données a été testée (Shapiro-Wilk) afin de choisir les tests statistiques adaptés. Ici en raison de la non-normalité des données, des tests non-paramétriques de Friedman (équivalent à une Anova à mesure répétée) ont été effectués afin d'étudier l'effet statistique de l'ajout d'un offset, puis de comparer les résultats des trois algorithmes avec leur offset optimal.

Les figures présentées dans cette section sont des *raincloud plots*. Pour chaque algorithme, on peut y voir la distribution statistique des faux négatifs en haut à gauche, des faux positifs en haut à droite ainsi que des délais moyens de détection au bas de chaque figure. Pour chacune des métriques, les distributions statistiques sont représentées de trois manières différentes : sous la forme d'un graphe (à gauche), à l'aide d'une boîte à moustache (au milieu) et sous la forme d'une distribution normalisée (à droite). Les liens gris sur le graphe de gauche permettent de suivre l'évolution d'un même enregistrement en fonction de l'offset.

Algorithme *Knee Threshold*

Pour rappel, **KT** (*Knee Threshold*) correspond au premier algorithme par seuillage simple sur la vitesse angulaire du genou droit. La figure 6.5 présente les résultats de cet algorithme.

Un effet fort de l'offset sur le nombre de FN par **KT** est observé ($\chi^2(5) = 205.514$, $p < 0.001$, Kendall's $W = 0.642$). Cet algorithme génère un fort nombre de faux négatifs quel que soit l'offset. On compte au moins sept faux négatifs pour plus de la moitié des participants. Or, ces derniers ont réalisés entre 8 et 20 chutes

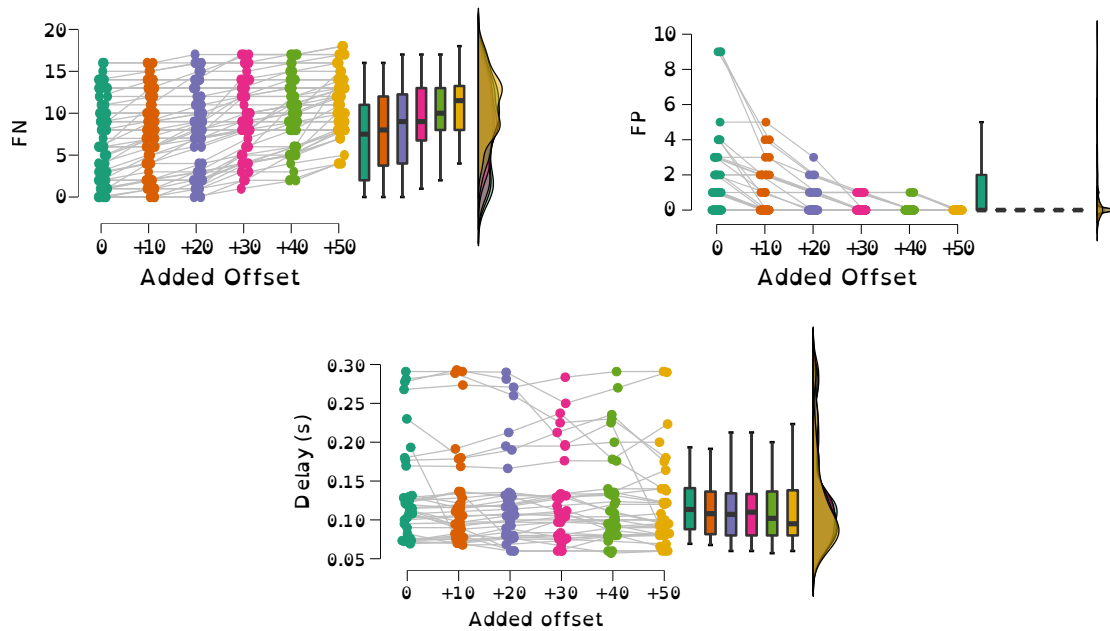


FIGURE 6.5 – Nombre de faux négatifs, faux positifs et délais de détection engendrés par l’algorithme **KT** avec différentes valeurs d’offset pour tous les enregistrements

par enregistrements (14 en moyenne), le taux de chutes non détectées est donc important pour la plupart des enregistrements, comme le font ressortir les faibles valeurs de sensibilité présentées dans le tableau récapitulatif 6.1. Naturellement, le nombre de faux négatifs augmente avec l’élévation du seuil de détection. A partir d’un offset ajouté de 30°/s, tout enregistrement comporte au moins une chute non détectée.

Un effet modéré de l’offset sur le nombre de FP par **KT** est observé ($\chi^2(5) = 99.081$, $p < .001$, Kendall’s $W = 0.310$). Le nombre de faux positifs, déjà faible pour cet algorithme sans offset ajouté, diminue rapidement avec l’augmentation du seuil de détection. En réalité, le seuil θ_{max} (vitesse maximale du genou droit enregistré pendant la marche d’un enregistrement) est déjà très élevé comparé aux vitesses atteintes pendant toutes les activités pratiquées. Ainsi, les faibles nombres de chutes détectées à tort (FP) s’expliquent par le fait que ce seuil est rarement dépassé, que ce soit pendant la pratique d’AVQ ou pendant les chutes.

En ce qui concerne la rapidité de détection, la métrique plus communément utilisée en détection pré-impact est le *lead-time*, le temps restant entre la détection et l’impact. Cependant, comme expliqué précédemment, nos enregistrements ne comportent pas d’impacts pour des raisons de sécurité. Toutes les chutes enregistrées sont des débuts d’effondrements, rattrapés avant l’impact. Nous avons donc évalué dans ce chapitre le temps qu’il s’est écoulé entre le début des chutes (dont la labellisation a été décrite en section 4.1.2) et l’instant de la détection. De fait, les faux négatifs correspondent à un temps infini et ne seront donc pas pris en compte

dans le calcul du temps moyen de détection. Ce dernier est évalué pour tous les enregistrements, chacun avec les seuils issus des deux autres enregistrements du même participant.

Ainsi, pour une détection par seuil augmenté d'un offset, on s'attendrait à une augmentation constante du délai de détection. Or, on constate sur la figure 6.5 une diminution du délai médian pour les offsets supérieurs ou égaux à 40°/s. En réalité, les chutes qui ne sont plus détectées pour ces offsets sont celles qui étaient détectées le plus tardivement à l'offset précédemment. Finalement, il n'y a pas d'effet significatif de l'offset sur le délai de détection par **KT** ($\chi^2(5) = 2.968$, $p = 0.705$, Kendall's $W = 0.016$).

Etant donné l'effet réduit de l'ajout de l'offset et le fort taux de faux négatifs sans offset ajouté, c'est l'algorithme **KT+0** qui est choisit comme étant optimale.

Algorithme *Foot Threshold*

FT (*Foot Threshold*) correspond au deuxième algorithme par seuillage sur la vitesse angulaire du genou droit en fonction de l'appui du pied au sol.

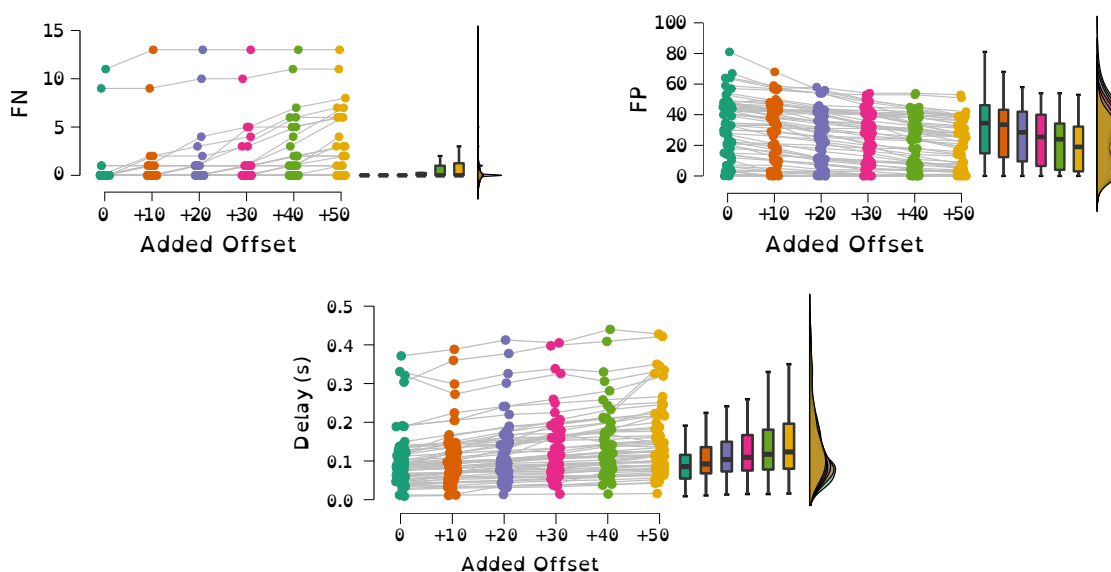


FIGURE 6.6 – Nombre de faux négatifs, faux positifs et délais de détection engendrés par l'algorithme **FT** avec différentes valeurs d'offset pour tous les enregistrements

Un effet modéré de l'offset sur le nombre de FN par **FT** est observé ($\chi^2(5) = 82.667$, $p < 0.001$, Kendall's $W = 0.258$). Cet algorithme génère peu de faux négatif pour la majorité des enregistrements pour des offsets faibles. Les deux outliers les plus importants pour cet algorithme sans offset (respectivement 9 et 11 FN), viennent tous deux du même enregistrement, dans lequel le participant a réalisé des chutes de plus

faible vitesse que les mouvements de marche de ces deux autres enregistrements. Deux autres enregistrements présentent chacun 1 FN.

Un effet statistique fort de l'offset sur le nombre de FP par **FT** est observé ($\chi^2(5) = 285.645$, $p < 0.001$, Kendall's $W = 0.893$), particulièrement pour les offsets supérieurs ou égaux à $20^\circ/\text{s}$. Les nombres moyens de détections erronées restent cependant toujours assez élevés. Ceci est dû à la flexion du genou générée par la flexion de la hanche juste avant la phase de vol de la jambe affectée. Lors de cette flexion (qui ne nécessite pas ou peu les quadriceps), les orteils du pied droit peuvent encore être en contact avec le sol et la rapidité du mouvement génère de fortes vitesses de genou, détectées à tort par cet algorithme comme étant des chutes. Dans le cadre d'une utilisation au quotidien, ce nombre élevé de FP serait problématique.

Un effet statistique fort de l'offset sur le délai de détection par **FT** est observé ($\chi^2(5) = 275.019$, $p < 0.001$, Kendall's $W = 0.887$). Comparé aux délais observés pour **KT**, on observe une plus grande plage de délais atteints. De nombreuses chutes sont détectées plus rapidement que précédemment, voir instantanément. Pendant que d'autres chutes sont détectées plus lentement, il s'agit en fait de chutes qui n'étaient pas détectées précédemment que l'affinage des seuils permet de détecter mais avec un certains délais.

Ainsi pour cet algorithme, il semblerait qu'un offset ajouté de $20^\circ/\text{s}$ permette un meilleur équilibre entre le nombre de faux négatifs détectés, les faux positifs ainsi que les délais de détection.

Algorithme *Walking Threshold*

WT (*Walking Threshold*) correspond au deuxième algorithme par seuillage sur la vitesse angulaire du genou droit en fonction de la phase du cycle de marche détectée.

Un effet faible de l'offset sur le nombre de FN par **WT** est observé ($\chi^2(5) = 15.549$, $p = 0.008$, Kendall's $W = 0.049$). Ceci est dû au faible taux de chutes non détectées par cet algorithme quel que soit l'offset choisi. Mais on observe que pour des offsets inférieurs ou égaux à $20^\circ/\text{s}$, aucune chute n'est manquée par cet algorithme. Pour des offsets plus importants, les enregistrements de deux participants posent problème. Le premier est un participant qui a simulé des chutes lentes (en comparaison aux autres) ce qui laisserait penser qu'il avait tendance à trop contrôler ses mouvements d'effondrement. L'enregistrement d'un autre participant comprend une chute non détectée. Il s'agit d'une chute survenue alors que l'algorithme de détection de phases était en défaut et dont la vitesse n'a pas dépassé le seuil global $\dot{\theta}_{max}$. Ainsi, la détection de chutes par seuils séquencés sur les phases de marche a une très bonne capacité de détection des chutes mais est dépendant de la détection

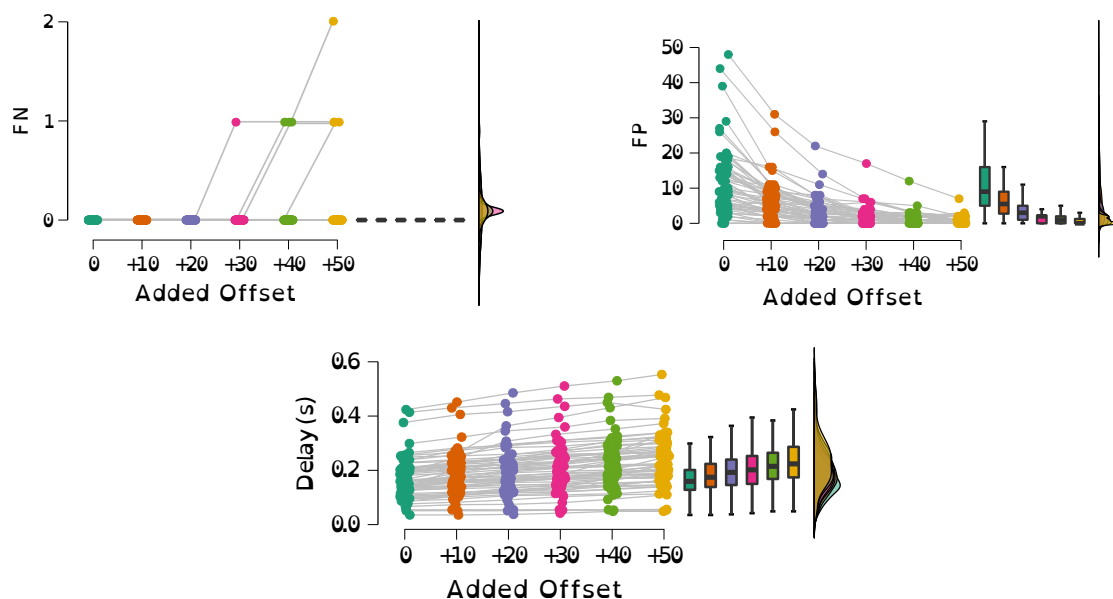


FIGURE 6.7 – Nombre de faux négatifs, faux positifs et délais de détection engendrés par l’algorithme **WT** avec différentes valeurs d’offset pour tous les enregistrements

des phases de marche qui doit encore être améliorée afin de limiter tout risque de faux négatif.

L’offset a un effet significatif sur le nombre de FP pour cet algorithme ($\chi^2(5) = 266.154$, $p < 0.001$, Kendall’s $W = 0.832$). En comparaison au nombre de faux positifs détectés par l’algorithme précédent, les performances de **WT** sont meilleures, même sans offset ajouté. Le seuillage par phase a permis de contrer la détection des flexions naturelles du genou qui apparaissent en début de phase de vol. On constate de plus une diminution rapide du nombre de détection erronées avec l’augmentation de l’offset. Les résultats de l’algorithme **WT** sont donc tout de même satisfaisants (entre 0 et 2 FP par enregistrement de 10 minute environ pour plus de 50% des participants pour un offset de $30^\circ/s$).

En médiane, les délais de détection sont plus élevés que pour les deux autres algorithmes. L’analyse statistique révèle un effet significatif fort de l’offset sur le délai de détection par **WT** ($\chi^2(5) = 314.041$, $p < 0.001$, Kendall’s $W = 0.981$). Pour un offset ajouté de $20^\circ/s$ (aucun faux négatif et moins de faux négatif que pour des offsets plus faible), les temps moyens de détection pour l’algorithme basé sur les connaissances de phases de marche sont compris entre 38 et 390 ms avec un temps médian de 192ms et moyen de 201ms. C’est cette configuration qui semble optimale pour cet algorithme en vue des performances visées. C’est donc cet offset de $20^\circ/s$ qui apparaît comme optimal pour cet algorithme ;

6.3.3 Tableaux récapitulatifs

Les tableaux suivants présentent les performances sous forme de sensibilité et spécificité, pour les trois algorithmes et pour chaque offset. Les performances de chaque algorithme pour son offset optimal sont surlignées en gris.

Offset ($^{\circ}/s$)	+0	+10	+20	+30	+40	+50	+60
Sensibilité KT	0.4486	0.4045	0.3610	0.2865	0.2347	0.1727	0.1174
Sensibilité FT	0.9711	0.9581	0.9467	0.9300	0.9027	0.8773	0.8513
Sensibilité WT	1.0000	1.0000	1.0000	0.9989	0.9961	0.9930	0.9878

TABLE 6.1 – Valeurs moyennes de sensibilité des trois algorithmes en fonction de l’offset ajouté

Le tableau 6.1 montre qu’indépendamment de l’offset ajouté, l’algorithme **KT** détecte moins de la moitié des chutes enregistrées. Dans leurs configurations optimales, les algorithmes **FT** et **WT** détectent respectivement 94% et 100% des chutes.

Offset ($^{\circ}/s$)	+0	+10	+20	+30	+40	+50	+60
Spécificité KT	0.9999	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
Spécificité FT	0.9711	0.9581	0.9467	0.9300	0.9027	0.8773	0.8513
Spécificité WT	0.9993	0.9996	0.9998	0.9999	0.9999	0.9999	1.0000

TABLE 6.2 – Valeurs moyennes de spécificité des trois algorithmes en fonction de l’offset ajouté

La spécificité est une métrique moins parlante que le nombre de FP pris seul. Les valeurs mettent tout de même en évidence l’amélioration de la détection qu’apporte le seuillage en fonction de la phase de marche détectées.

6.3.3.1 Comparaison des algorithmes optimaux

Un effet significatif du mode de détection (ou algorithme) sur le nombre de FN est observé ($\chi^2(2) = 107.783$, $p < 0.001$, Kendall’s $W = 0.842$). Des comparaisons des tests post hoc de Conover indiquent qu’il existe une différence statistique d’effet sur le nombre de FN entre **KT+0** et **FT+20** ($p < 0.001$) et entre **KT+0** et **WT+20** ($p < 0.001$) mais pas entre **FT+20** et **WT+20** ($p = 0.0176$). On peut constater que l’affinage des seuils de détection en fonction de chaque phases du cycle de marche a permis de réduire à zéro le nombre de chute non-détectées.

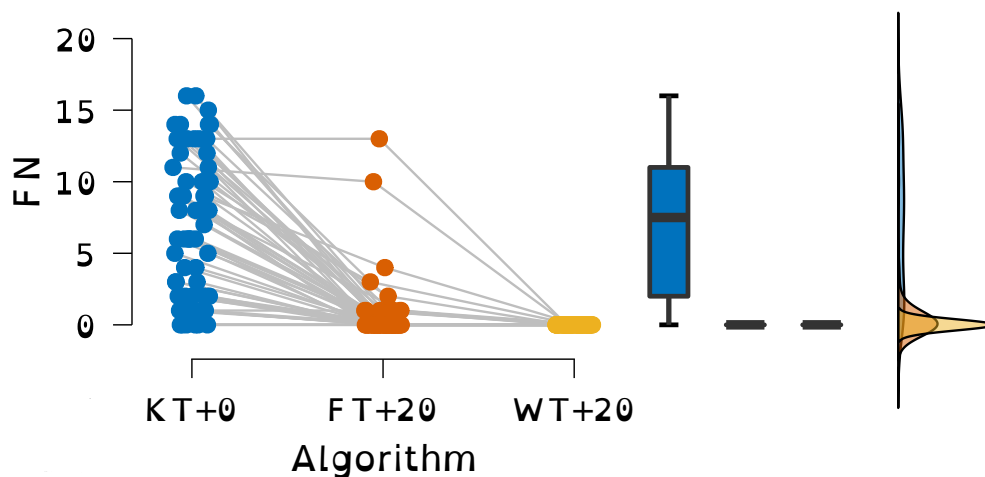


FIGURE 6.8 – FN générés par les différents algorithmes optimaux choisis et pour tous les enregistrements

La figure 6.9 montre cependant que l’algorithme **WT+20** déclenche plus de faux positifs que **KT+0**. En réalité, un effet significatif du mode de détection sur le nombre de FP est observé ($\chi^2(2)=79.373$, $p < 0.001$, Kendall’s $W = 0.620$). Des comparaisons des tests post hoc de Conover indiquent qu’il existe des différences statistiques d’effet sur le nombre de FP entre les trois modes de détection ($p < 0.001$).

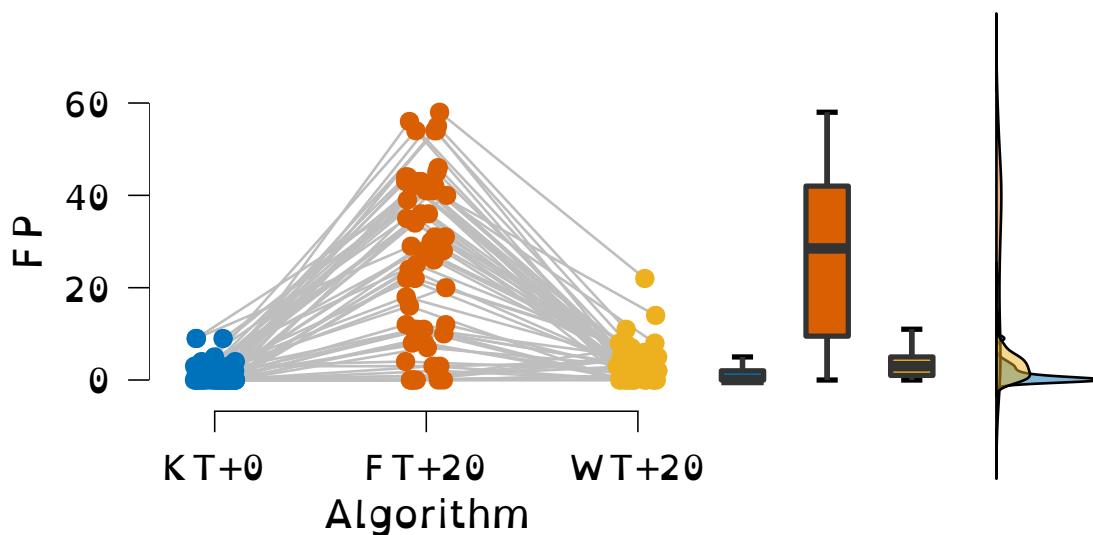


FIGURE 6.9 – FP détectés par les différents algorithmes optimaux choisis et pour tous les enregistrements

Un effet significatif du mode sur le délai est observé ($\chi^2(2)=43.435$, $p < 0.001$, Kendall’s $W = 0.472$). Des comparaisons des tests post hoc de Conover indiquent qu’il existe des différences statistiques d’effet sur le délai entre les trois modes de détection ($p < 0.001$). Les délais de détection de l’algorithme **WT+20** sont globalement plus longs que ceux des autres algorithmes mais restent assez rapides pour permettre l’intervention d’un système de prévention de la chute.

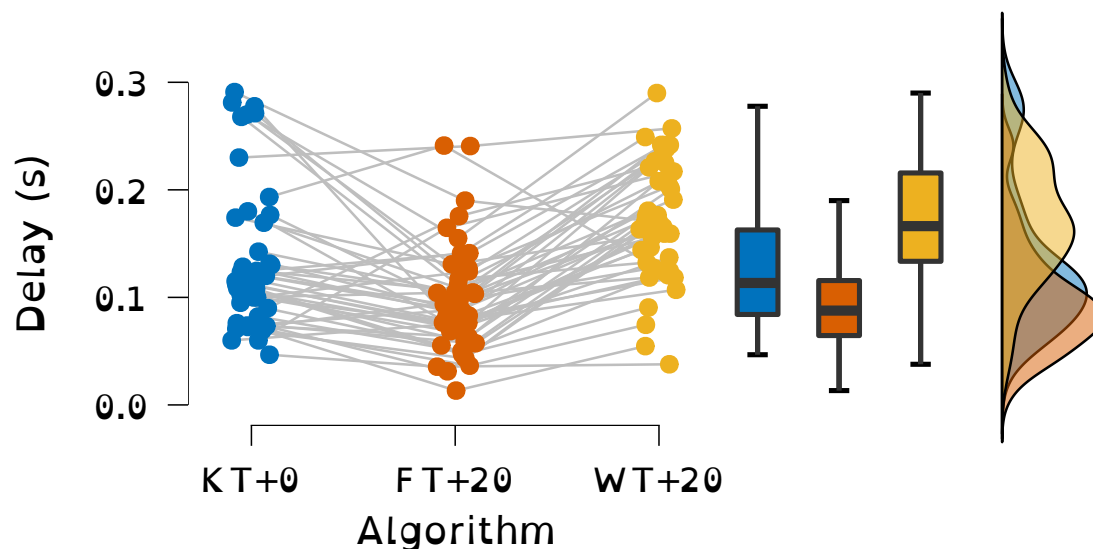


FIGURE 6.10 – Délais moyens de détection de chaque chute par les différents algorithmes optimaux choisis et pour tous les enregistrements

6.3.4 Comparaison à l'état de l'art

Les performances de l'algorithme basé sur la connaissance des phases de marche ainsi que celles des articles de détection pré-impact qui comprennent des chutes par effondrement (présentés dans la section 2.1.4) sont rappelés dans le tableau 6.3. pour rappel, dans le cadre de la prévention de la chute, il nous semble primordial qu'aucune chute ne soit manquée (sensibilité = 1). Dans une utilisation au quotidien par des personnes ayant des faiblesses musculaires, en fonction du type de système utilisé pour prévenir la chute, le déclenchement intempestif du dispositif pourrait dans le meilleur cas créer une gêne mais dans le pire causer lui-même une chute par déséquilibre. Le nombre de déclenchement hors chute (spécificité) doit donc être minimisé.

Reference	Sensibilité	Spécificité	Lead-time moyen (ms)	Délai moyen (ms)
[Lindemann et al., 2005]	1	N/A	N/A	N/A
[Aziz et al., 2014]	0.91	0.99	187	N/A
[Sabatini et al., 2016]	0.80	1	157	N/A
[Lee et al., 2015]	0.974	0.994	226	N/A
WT + 20°/s	1	0.999	N/A	201

TABLE 6.3 – Comparaison des performances de l'algorithme **Walking Threshold** avec les articles de détection d'effondrement de la littérature

Les résultats les plus probants de l'algorithme **WT** sont obtenus pour un offset ajouté de 20 °/s. Il permet d'atteindre une sensibilité de 100% tout en minimisant l'impact sur la spécificité qui reste à 99,9% pour un délai moyen de détection de 201ms (38-390ms). La durée moyenne des chutes enregistrées est de 660ms. Ces durées correspondent au temps écoulé entre le premier point d'une chute et le temps

auquel l'angle du genou droit a atteint son maximum. Il est donc supposément plus court que la durée totale des chutes si elles n'étaient pas rattrapées. Si on approxime les durées calculées dans notre expérience à la durée de la chute jusqu'à l'impact, le lead-time moyen obtenu pour cet algorithme serait donc d'environ 459ms. Cette valeur est supérieure à celles obtenues dans la littérature et laisserait le temps à un système de prévention de la chute de s'activer (300ms pour un airbag d'après [Shi et al., 2006]). La différence de performance sur les temps de détection, bien qu'approximative, peut s'expliquer par le fait qu'aucun des algorithmes utilisés dans la littérature ne soit entièrement dédié à la détection des effondrements mais cherchent aussi à détecter des chutes par perte d'équilibre. Ainsi, leurs conditions de détection, plus inclusives, conduisent probablement à un délai plus grand avant la détection avérée d'un effondrement.

6.4 Conclusion

L'algorithme de détection des chutes par effondrement, basé sur la connaissance des phases de marche, que nous avons développé hors ligne sur les données enregistrées de 12 participants différents, est capable de détecter **100%** des chutes simulées en un temps moyen de **201ms**. Associé à un système de prévention de la chute, il pourrait donc permettre d'empêcher toutes les chutes par effondrement qui ont lieu pendant la marche. Cependant, cet algorithme est entièrement dépendant de la qualité de la détection des phases de marche que nous avons développé au chapitre précédent. Celui-ci est actuellement optimisé pour détecter correctement toutes les phases traversées par l'utilisateur pendant la marche mais en détecte également pendant l'exécution des autres activités du quotidien (ce qui pourrait générer des faux positifs supplémentaires). Mais cela pourraient être corrigé avec une amélioration de la spécificité de l'algorithme de détection des phases de marche. A notre connaissance, c'est le premier algorithme spécifiquement dédié à ces chutes et **basé sur la détection d'anomalies cinématiques** de la marche. En comparaison à l'état de l'art, cet algorithme propose une amélioration de la détection des chutes par effondrement (100% des chutes détectées pour seulement quelques faux positifs) et, associé à un système de prévention de la chute, pourrait constituer un outil de prévention de la chute par effondrement intéressant pour les personnes atteintes de myosite à inclusions.

Evaluation expérimentale

7.1	Introduction	87
7.2	Système de détection des phases de marche et des chutes	88
7.2.1	Matériel	88
7.2.2	Protocole	89
7.2.3	Résultats et discussion	89
7.3	Evaluation préliminaire d'un dispositif de rattrapage de la chute	92
7.3.1	Matériel	92
7.3.2	Evaluation des performances de fonctionnement	95
7.3.3	Evaluation de l'effet du blocage d'un genou pendant une chute par effondrement	96
7.4	Conclusion	99

7.1 Introduction

Le travail présenté dans le chapitre précédent a permis de proposer un algorithme de détection de chutes capable d'offrir des performances intéressantes de détection des effondrements simulés par les participants lors de l'analyse hors-ligne. Ce chapitre présente à présent une première expérience de validation de ces résultats lors d'une utilisation **en temps réel**.

L'architecture embarquée développée pour la collecte de données n'est malheureusement pas assez puissante pour faire tourner l'algorithme de Dijkstra sur la matrice de détection des successions d'appuis comprenant les possibilités d'un défaut de mesure. Cette première expérience sera donc basée uniquement sur la détection des phases **dans un cadre idéal** (sans prise en compte des défauts possibles de lecture des capteurs FSRs). Cependant, le but de cette expérience est de démontrer les possibilités de la détection basée sur la connaissance des phases de marche. Notre objectif est donc d'évaluer les performances de l'algorithme de

détection des chutes lorsque les phases de marche sont correctement détectées. Un essai préliminaire d'un **dispositif mécanique de blocage articulaire** déclenchable par un algorithme de détection tel que celui proposé est aussi conduit et les résultats analysés.

7.2 Système de détection des phases de marche et des chutes

7.2.1 Matériel

L'orthèse d'enregistrement présentée au chapitre 3 a été réutilisée pour cette expérience. Les IMUs et le traitement de leurs données ont été retirés du dispositif. Le programme de détection des phases de marche, développé sous Matlab[®], a été traduit pour pouvoir tourner sur la carte Arduino[®]. Ainsi, toutes les 20 ms, la carte récupère les informations détectées par l'encodeur du genou droit (simulant l'atteinte pathologique) ainsi que les quatre FSRs des semelles. Le programme calcule ensuite la vitesse du genou et la combinaison d'appui au sol à l'aide des seuils pré-renseignés pour chaque FSR. L'algorithme de détection des phases de marche détermine ensuite la phase actuelle puis les trois algorithmes de détection de chutes évalués au chapitre précédent sont exécutés à chaque pas de temps afin de détecter les éventuelles chutes. La sortie de l'algorithme basé sur la détection des phases est relié à une LED (de couleur bleue) qui se déclenchera à chaque chute détectée.

Un programme de communication est utilisé pour récupérer en direct les données renvoyées par le système et les stocker. Ces données comprennent :

- L'horodatage du paquet reçu
- Les valeurs d'angle et de vitesse du genou
- La phase de marche détectée
- Les valeurs renvoyées par chaque FSR ainsi que le seuil associé à chacune
- Les seuils de détection appris et utilisés par chacun des algorithmes
- Les sorties des trois algorithmes de détection de chutes

Comme précédemment, un programme évaluera (à partir des enregistrements) les taux de faux positifs, faux négatifs et les délais de détection de chaque algorithme. Les données relatives aux FSRs seront utilisées pour nuancer les résultats qui seraient dûs à un défaut de mesure des semelles qui ne peut pas être pris en compte dans cette première expérience.

7.2.2 Protocole

Pour cette expérience d'évaluation des capacités de détection en embarqué, une fois le système équipé et démarré, l'expérience commence par un apprentissage des seuils de vitesse angulaire du genou simulant la pathologie pendant une phase d'identification des seuils en marche. Pendant cette marche, l'algorithme détecte à chaque instant dans quelle phase de la marche l'utilisateur se situe et enregistre la valeur maximale de vitesse atteinte dans celle-ci. Ces maxima, additionnés d'un offset de $20^\circ/s$ (offset optimal déterminé par l'analyse offline présentée dans le chapitre précédent), seront ceux utilisés dans la suite de l'expérience pour la détection d'anomalies cinématiques comme celles générées par une chute.

Ensuite, l'utilisateur s'assoit sur une chaise qui représente le début du parcours pendant lequel l'algorithme de détection d'effondrement fonctionnera. Le parcours, similaire au précédent, comprendra le mouvement de **lever de la chaise**, de **la marche sur sol plat**, de la marche **en pente** sur une rampe ainsi que des **montées et descentes d'escaliers** et se terminera par un **mouvement d'assise**. Comme au chapitre 3, les mouvements de déplacement caractéristiques d'une marche pathologique sont expliqués aux participants afin de leur permettre de les mimer au mieux. En ce qui concerne les chutes, il est demandé aux participants de ne les initier que lorsque leur jambe droite est en appui au sol pendant de la marche sur sol plat et de les rattraper avant l'impact.

Les trois participants sont des sujets asymptomatiques, mimant une atteinte pathologique à la jambe droite. Le système porté pendant l'expérience reste totalement passif vis-à-vis de l'utilisateur. Une lettre d'information et une lettre de consentement a été distribuée et complétée par chaque participant. L'expérience a été réalisé conformément à la déclaration d'Helsinki. Les résultats présentés dans ce manuscrit constituent un premier essai de détection en direct, sur un faible nombre de sujets et devront donc être renforcés par une campagne d'expérience avec un plus grand nombre de participants.

7.2.3 Résultats et discussion

Pour rappel, **KT+0** (*Knee Threshold*) correspond au premier algorithme avec seuil unique et sans offset ajouté. **FT+20** (*Foot Threshold*) correspond au deuxième algorithme, utilisant deux seuils différents en fonction de l'appui du pied au sol, ajouté d'un offset de $20^\circ/s$. **WT+20** (*Walking Threshold*) fait référence au dernier algorithme évalué, basé sur les connaissances des phases de marche, et élevé d'un offset de $20^\circ/s$ également.

On peut voir sur la figure 7.1 la quantité de chutes non détectées pour chaque algorithme. Il faut noter que chaque enregistrement comprend entre 7 à 14 chutes pour un total de 112 tous enregistrements confondus.

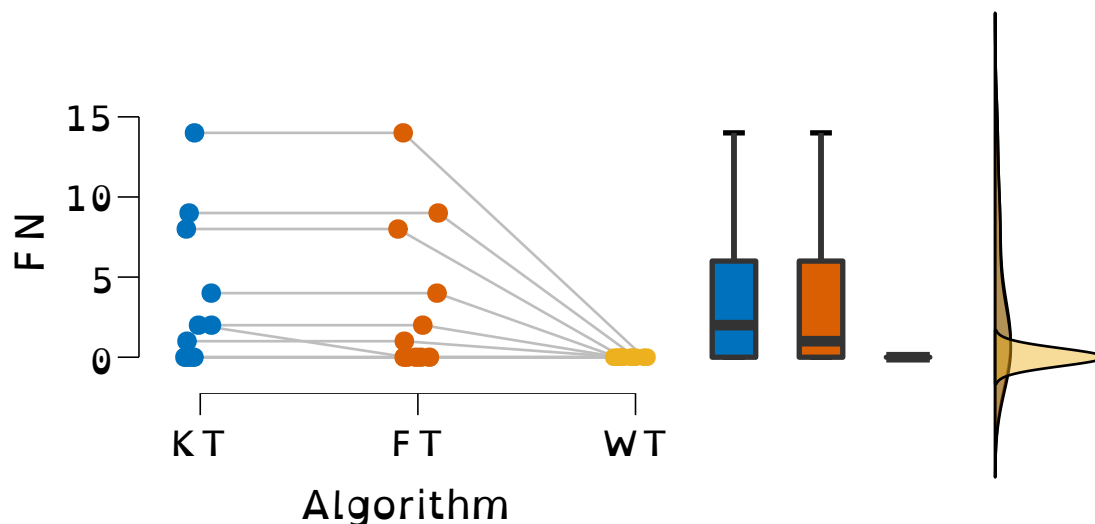


FIGURE 7.1 – Nombre de faux négatifs engendrés par chaque algorithme pour tous les enregistrements

L'enregistrement comportant 14 faux négatifs correspond à un enregistrement pendant lequel aucune chute n'a été détectée par les algorithmes **KT** et **FT**. Le participant de cet enregistrement réalisait des chutes de vitesse plus faible que lors de la marche et notamment lors de la première phase des cycles de marche pendant laquelle le genou fléchit sous l'action de la hanche. On constate cependant que l'algorithme **WT** a quant à lui pu détecter tous les types de chute.

Etant donné le nombre réduit de sujets (taille de l'échantillon de participants « sains » $n \leq 15$) et que le test de Shapiro-Wilk indique une distribution non-normale des données, nous avons réalisé des tests non-paramétriques de Friedman (équivalent à une Anova à mesure répétée) sur les données étudiées. Un effet significatif du mode de détection sur le nombre de FN est observé ($\chi^2(2) = 12.286$, $p = 0.002$, Kendall's $W = 0.558$). Des comparaisons des tests post hoc de Conover indiquent qu'il existe une différence statistique d'effet sur le nombre de FN entre **KT** et **WT** ($p = 0.003$), entre **FT** et **WT** ($p = 0.008$) et inexistante entre **KT** et **FT** ($p = 0.629$).

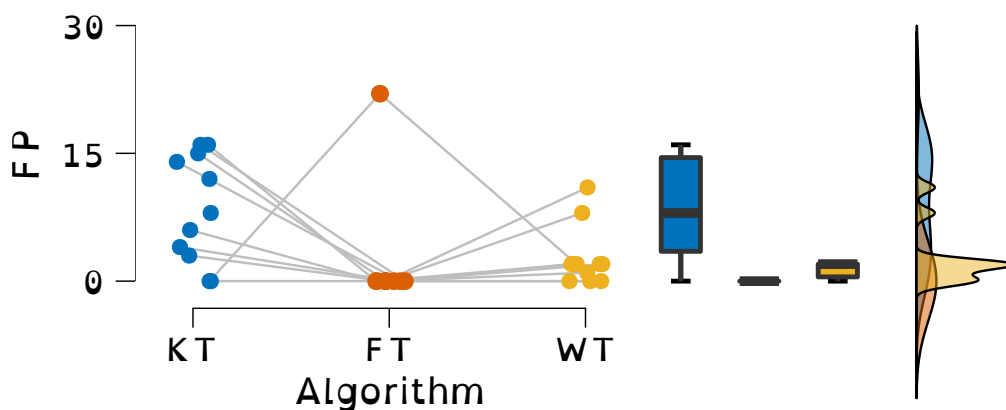


FIGURE 7.2 – Nombre de faux positifs engendrés par chaque algorithme pour tous les enregistrements

A nouveau, si l'on s'intéresse aux nombres de faux positifs détectés par chaque algorithme, le **KT** n'en détecte quasiment pas. L'algorithme **FT** présente un fort taux de FP et notamment deux outliers qui ne sont pas affichés sur la figure (valant respectivement 116 et 143) qui viennent d'un mauvais apprentissage de seuil comparé à la cinématique de la marche pendant l'enregistrement, ce qui a généré une détection de chutes à quasiment chaque début de cycle de marche, comme on peut le voir sur un extrait dans la figure 7.3.

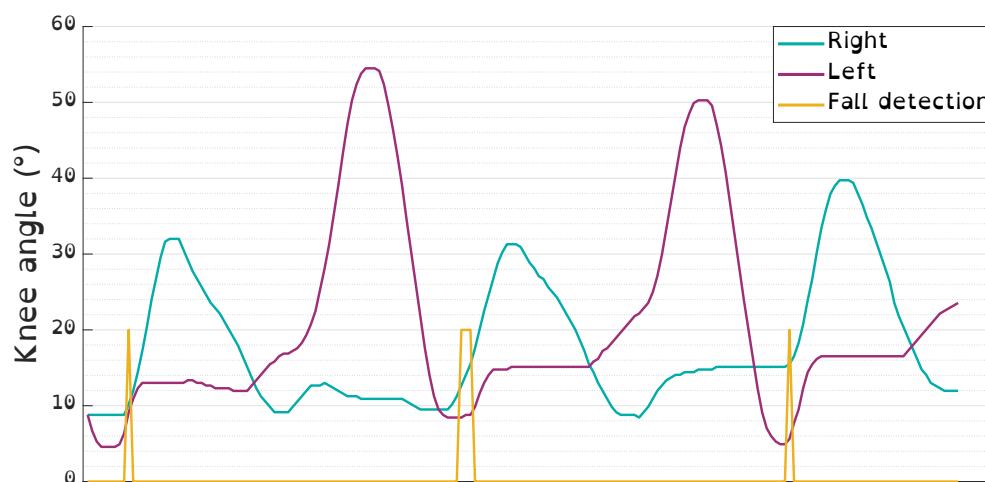


FIGURE 7.3 – Illustration des déclenchements de faux positifs en début de cycles de marche

En condition réelle (donc avec un retour à chaque faux positif), un ré-apprentissage des valeurs seuils aurait pu être effectué pour pallier à ce problème. Hors outliers, les faux positifs détectés par l'algorithme **WT** viennent principalement de l'activité de descente de rampe qui peut générer une accélération de la marche et donc une cinématique plus rapide des mouvements pendant certains cycles.

L'analyse statistique de ces données montre qu'un faible effet du mode de détection sur le nombre de FP est observé ($\chi^2(2)=5.586, p = 0.061$, Kendall's $W = 0.254$). Des comparaisons des tests post hoc de Conover indiquent qu'il existe une différence statistique d'effet sur le nombre de FP entre **KT** et **WT** ($p = 0.025$), mais pas entre **FT** et **WT** ($p = 0.239$) et entre **KT** et **FT** ($p = 0.239$).

Pour ce qui est des délais de détection, ils diminuent avec l'affinement des seuils de détection utilisés et sont plus courts que lors de l'analyse hors ligne. Ce constat est rassurant quant aux performances atteignables avec l'algorithme **WT** mais, corrélé avec le nombre de faux positifs observés, indique que l'offset de $20^\circ/s$ n'est peut-être pas optimal pour tous les participants et après vérification, qu'un offset plus grand aurait certes ralenti la détection mais aurait diminué le nombre de faux positifs sans générer de faux négatif.

Un effet significatif du mode sur le délai est observé ($\chi^2(2)=8.24, p = 0.0016$, Kendall's $W = 0.412$). Des comparaisons des tests post hoc de Conover indiquent

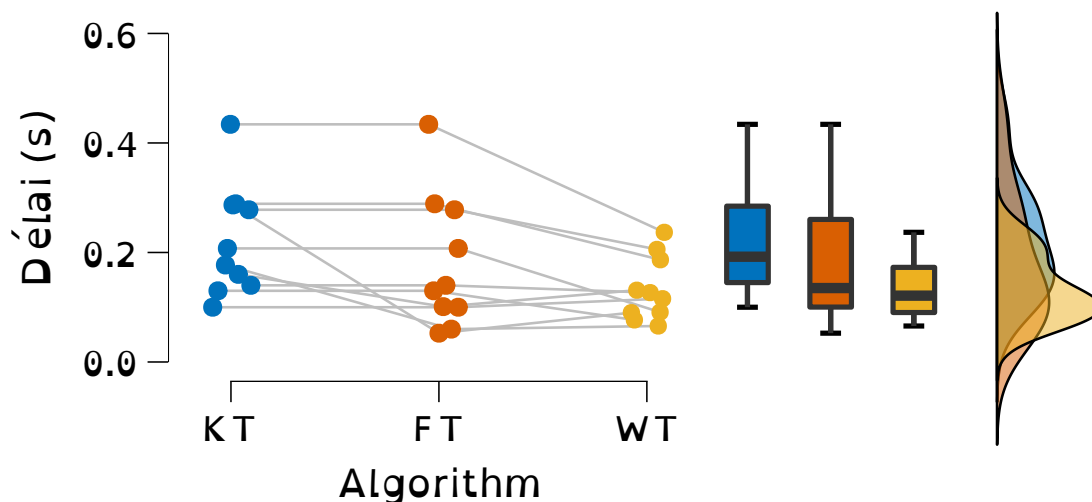


FIGURE 7.4 – Délais moyens de détection de chaque chute par les différents algorithmes pour tous les enregistrements

qu'il existe une différence statistique d'effet sur le délai entre **KT** et **WT** ($p = 0.009$), faible entre **FT** et **WT** ($p=0.073$) et inexistante entre **KT** et **FT** ($p=0.319$).

Ainsi, l'algorithme **WT** semble prometteur en comparaison aux autres algorithmes car il détecte 100% des chutes et dans des délais courts malgré un problème de faux positifs trop élevés à résoudre.

7.3 Evaluation préliminaire d'un dispositif de rattrapage de la chute

L'objectif de cette expérience est de tester l'effet du blocage d'un genou pendant un évènement de chute par effondrement. En effet, dans l'optique de rattraper une chute qui survient d'un manque de force dans les quadriceps, entraînant une flexion irrémédiable du genou, notre hypothèse est que freiner ou arrêter la flexion du genou pourrait permettre de stopper la chute. Un premier prototype de système embarqué de blocage du genou a donc été développé et testé afin de valider de façon préliminaire le pilotage par l'algorithme développé dans cette thèse et d'étudier le changement de dynamique que cela induit pendant la chute.

7.3.1 Matériel

Un prototype d'orthèse de genou à mécanisme de blocage piloté a été développé au sein de l'équipe AGATHE, notamment durant le stage d'Alexis Toutut (Arts et Métiers 2021) encadré par Laurent Fabre du service technique de l'ISIR.



FIGURE 7.5 – Elements principaux de l'orthèse de blocage

Les avantages principaux d'un mécanisme de blocage sont sa capacité d'action quasi instantanée et sa capacité à supporter des couples importants sans nécessiter un apport d'énergie important (contrairement aux solutions de freinage). L'inconvénient est que l'action de blocage peut être brutale (car instantanée) et ne dissipe pas d'énergie de la chute. Toutefois l'utilisation de sangles de fixation légèrement élastiques et de coussinets gel permet de réduire la rigidité de l'arrêt d'un genou en pleine flexion.

Cette orthèse à blocage commandé est constituée de deux éléments principaux :

- une attelle de gonarthrose SecuTec OA de la marque Bauerfeind (figure 7.5A). Cette attelle en aluminium est équipée de quatre brides ajustables (deux à la cuisse, deux au mollet) et de différents coussinets en gel pour améliorer le confort et réduire le jeu.
- un mécanisme de glissière blocable construit autour d'un vérin pneumatique double action amorti Festo (référence DSNU-16-80-P-A - voir figure 7.5B) avec une course de 80 mm (20 x 191mm de dimensions extérieures, tige de diamètre 6mm), utilisé comme mécanisme de glissière.

Chaque extrémité du vérin est reliée à une partie de l'attelle via une articulation rotulée (chape de tige Festo). Ainsi lorsque l'attelle de genou est complètement fléchie la tige du vérin est complètement rentrée dans le corps du vérin, et à l'inverse, lorsque l'attelle est en extension complète (jambe tendue) la tige de vérin est complètement sortie. Des photos de ces deux postures extrêmes sont montrées sur la figure 7.6.

Un mécanisme de blocage par arc-boutement est monté sur le corps du vérin afin de permettre de verrouiller la rentrée de la tige du vérin quand cela est nécessaire (blocage de la flexion du genou).

Une plaque (marron dans la figure) percée (alésage de 6.5mm) en acier montée en liaison pivot (avec jeu afin d'éviter l'hyperstatisme) avec un bâti (bleu) monté sur le corps du vérin. Cette plaque est maintenue dans une position neutre



FIGURE 7.6 – Photos de l'attelle de blocage lorsque le système est fléchi ou complètement tendu

laissant coulisser la tige (violet, figure 7.7A) par un électro-aimant de type gâchette électrique. Lorsque ce dernier est activé via un signal électrique, la tige de l'électroaimant (bleu sur la figure) vient faire basculer la plaque dans une position générant un arc-boutement sur la tige du vérin (figure 7.7B), bloquant la rentrée de cette dernière dans le corps du vérin et empêchant donc le genou de fléchir. Le mécanisme d'arc-boutement étant asymétrique, l'action d'extension (remise debout de la personne par exemple) est toujours possible une fois le mécanisme déclenché. Une patte spécifique est présente sur la plaque d'arc-boutement afin de permettre à l'utilisateur de réarmer manuellement le mécanisme (plaque en position neutre "non-blocante") et libérer le genou.

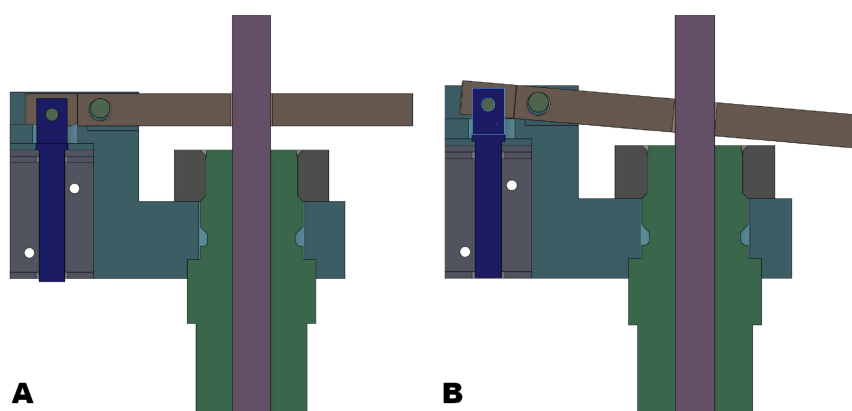


FIGURE 7.7 – **A** : Vue en coupe du mécanisme d'arc-boutement en position neutre (tige de l'électroaimant (bleu) rentrée) autorisant le coulisement de la tige (violette). **B** : Vue en coupe du mécanisme activé (par alimentation de l'électroaimant), avec l'arc-boutement empêchant la rentrée de la tige (violette) dans le corps du vérin (vert)

Ce mécanisme est en théorie capable de bloquer un couple très important, via une simple impulsion électrique de courte durée sur l'électroaimant (consommation réduite, cf caractéristiques de l'électroaimant $P < 5W$, $(6V/0,8 A)$ activé pendant quelques centaines de ms), de façon quasi instantanée (voir section 7.3.2) et sans entraver la possibilité de remise d'aplomb du sujet (c'est-à-dire sans bloquer la ré-extension du genou, le blocage étant unidirectionnel).

7.3.2 Evaluation des performances de fonctionnement

Nous avons réalisé une première évaluation de la rapidité d'activation du frein. Pour cela, la commande du frein a été reliée à un bouton. L'orthèse de freinage a été placée sur la jambe d'un participant. Pendant que celui-ci est en position statique, debout, il lui est demandé d'initier un effondrement vertical sur sa jambe équipée et d'activer le frein pendant le mouvement. Ce mouvement a été répété huit fois. Pour chaque itération, deux délais ont été calculés : le premier correspond au temps entre l'appui sur le bouton de commande et l'activation du frein (brusque décélération du genou) ; le deuxième représente le temps écoulé entre l'appui sur le bouton de commande et l'arrêt complet de la rotation du genou (vitesse nulle pendant au moins trois points, soit 36ms). L'exemple d'une itération de flexion arrêtée est présenté sur la figure 7.8.

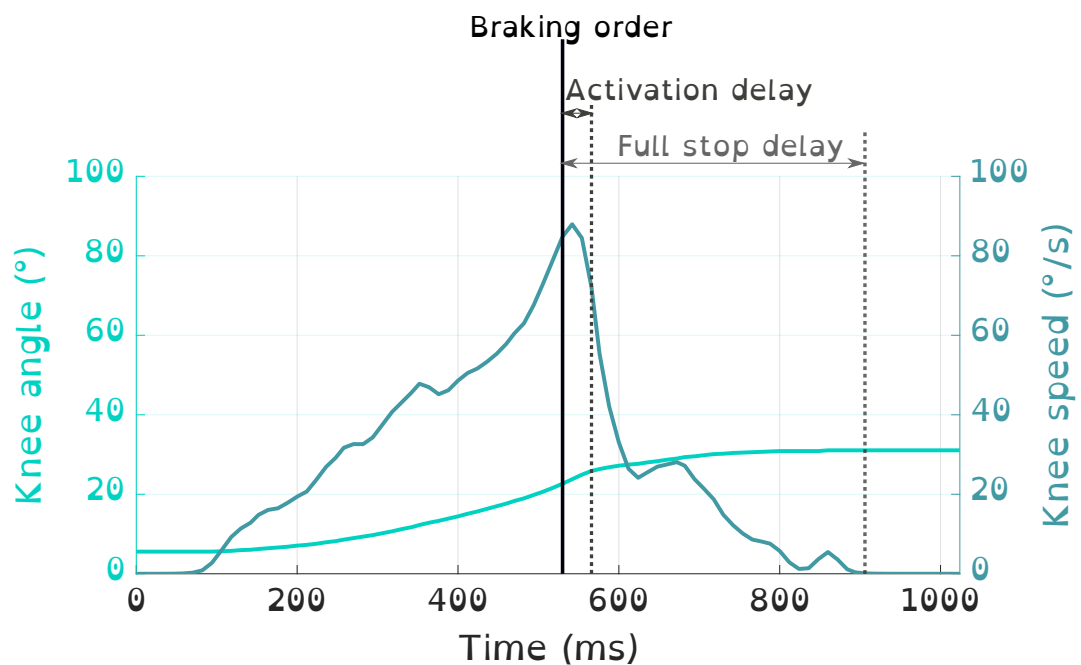


FIGURE 7.8 – Exemple d'un test de temps de réaction du système de blocage de genou

Le tableau 7.1 montre les valeurs moyennes mesurées pour les différentes métriques évaluées dans cette expérience. Ainsi, le système de blocage s'enclenche en moyenne 42ms après l'envoi de la commande. A ce moment là, la rotation du

genou subit une forte décélération mais n'est pas instantanément arrêtée. Ensuite, il faudra en moyenne 276ms de plus pour que la vitesse du genou ne soit stabilisée à 0.

Délai d'activation (ms)	$\Delta angle$ activation ($^{\circ}$)	Délai arrêt complet (ms)	$\Delta angle$ arrêt complet ($^{\circ}$)
42 ± 9.4	4.1 ± 1.8	318 ± 72	7.8 ± 2.6

TABLE 7.1 – Moyenne des métriques calculées pendant l'évaluation du temps de réaction de l'orthèse de blocage

En plus de ces temps de réaction, nous avons évalué l'évolution de l'angle du genou entre l'envoi de la commande, l'activation du système et jusqu'à sa stabilisation. Cette métrique dépend de l'angle et de la vitesse du genou à l'instant auquel la commande de blocage est envoyée mais elle fournit une première idée des déplacements qui ont lieu à partir de la commande d'arrêt du genou. Ainsi, le genou se plie encore de 4.3° en moyenne entre l'envoi de la commande d'arrêt et l'action du système sur le genou. Ensuite, le genou plie encore d'environ 3.5° avant sa stabilisation complète.

Nous avons vu au chapitre précédent que, sur une durée moyenne de chute de 660ms, notre système de détection de chute réagit en moyenne en 201ms. Ainsi, un délai d'arrêt complet du genou d'en moyenne 318ms doit permettre d'arrêter la rotation du genou avant la fin de la chute. C'est ce que nous avons vérifié lors d'une première expérience de détection de la chute avec enclenchement du dispositif.

7.3.3 Evaluation de l'effet du blocage d'un genou pendant une chute par effondrement

Pour cette expérience, l'attelle de blocage a été associée au système de détection de chutes afin de permettre son déclenchement automatique. L'objectif de cette expérience est de réaliser un premier test de l'effet de l'arrêt brutal du genou pendant un effondrement. Un premier essai a été réalisé avec un départ en position statique debout afin d'évaluer l'effet du blocage sur le mouvement de chute seul. Pour ce test, aucun apprentissage des données "normales" n'est effectué, le système se déclenche pour toute vitesse positive du genou.

La figure 7.9 montre la décomposition d'un mouvement d'effondrement avec départ statique (7.9A) et activation du frein pendant la chute. L'allumage de la LED bleue sur la photo 7.9B marque l'instant de l'envoi de la commande de freinage. Sur la photo 7.9C, le système de blocage a arrêté la course du vérin et on constate que la cuisse force sur l'arrière de l'attache haute de l'attelle qui se décolle de cette dernière. Ce mouvement dans le sanglage légèrement élastique de l'attelle crée un effet "rebond" qui pousse le participant légèrement vers l'avant. Ce dernier utilise ensuite sa jambe gauche pour rattraper sa chute. La flexion du

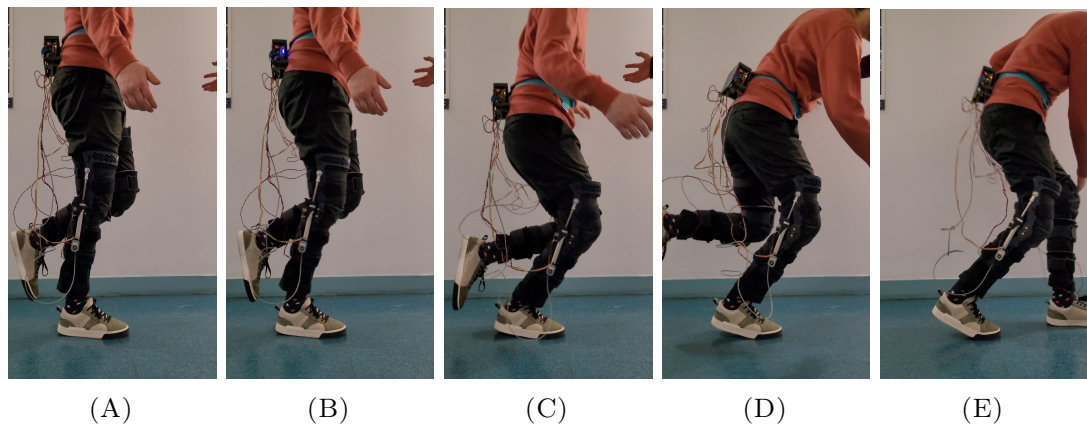


FIGURE 7.9 – Décomposition du mouvement de simulation d'effondrement avec départ statique et activation du blocage

genou a bien été arrêtée mais la souplesse du sanglage a entraîné un déséquilibre vers l'avant, rattrapable si l'autre jambe en a la force.

Une fois ce test préliminaire effectué, un second a été réalisé pendant la marche. Pour cela, un apprentissage des seuils de détection est réalisé pendant une marche préliminaire d'une quinzaine de mètres. Ensuite, le système de détection de chute est activé et il est demandé au participant de partir de la position assise sur une chaise, de se lever puis d'arpenter le parcours présenté précédemment, cette fois-ci sans passer par les escaliers (pour des raisons de sécurité). Le participant marche donc le long du parcours, sur sol plat et sur rampe et il lui est demandé d'initier des effondrements pendant la marche sur sol plat lorsqu'il est en appui sur sa jambe droite, équipée du système de blocage.

Lors de cette expérience, le système de blocage s'est déclenché une fois pendant une descente de rampe (un faux positif). L'activation du blocage n'a pas eu de conséquence sur l'équilibre du participant qui s'est seulement arrêté, le temps de réarmer manuellement le système. Le reste du temps, le système s'est activé à chaque chute (aucun faux négatif).

On peut voir sur la figure 7.10, l'évolution de l'angle ainsi que de la vitesse du genou droit pendant trois cycles de marche comportant une chute pendant le dernier. Les informations des phases de marche détectées sont également représentées. La courbe noire correspond à la sortie de l'algorithme de détection de chutes basé sur la connaissance des phases de marche. On constate que la chute est détectée pendant la phase 6 d'*Initial-Stance* du dernier cycle. En effet à cet instant (contrairement à ce qu'il est possible d'observer pour la même phase dans les cycles précédents), la vitesse angulaire du genou dépasse le seuil de détection fixé à $37^\circ/\text{s}$ dans cette phase. Le genou est alors freiné et se bloque à une valeur d'environ 25° .

Les photos de la figure 7.11 montrent l'effet du blocage du genou pendant un effondrement en marche. La chute est détectée au moment de la photo 7.11B (cf. LED bleue). Le vérin stoppe sa course quelques instants après mais comme on

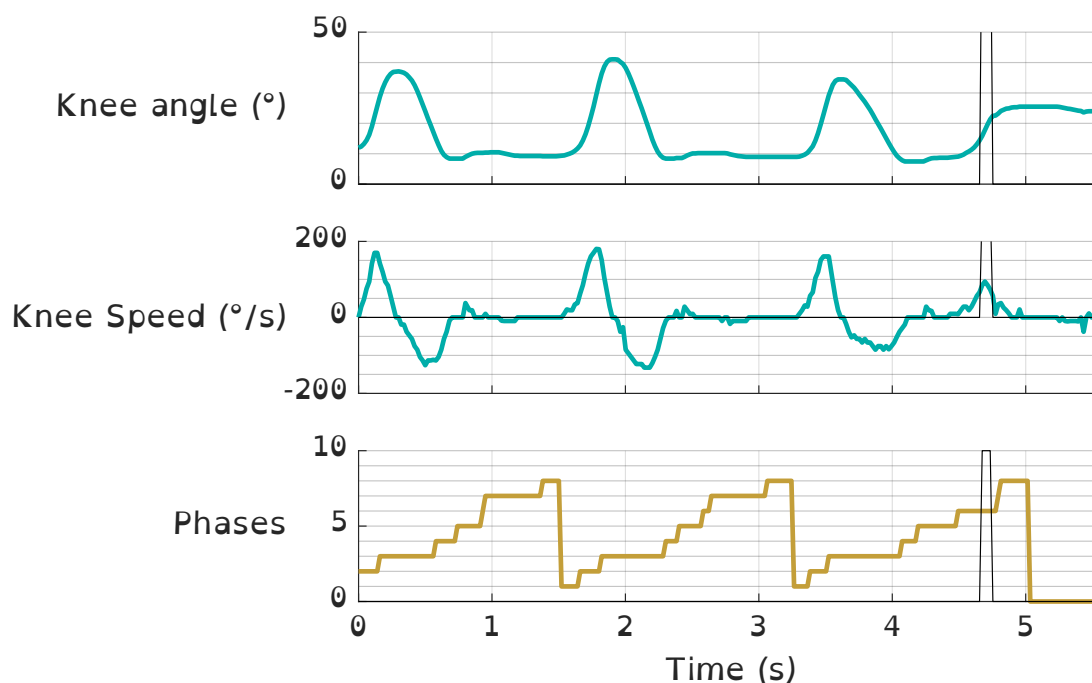


FIGURE 7.10 – Evolution de l'angle et de la vitesse angulaire du genou droit ainsi que de la phase de marche détectée pendant l'exécution de trois cycles et d'une chute. Les courbes noires correspondent à la sortie de l'algorithme de détection des chutes (valeur non nulle en cas de chute détectée).

peut le voir sur les photos suivantes, l'élasticité des sangles empêche de réellement bloquer la rotation du genou. Le sujet s'est dit "projeté en avant" au moment du blocage, phénomène déjà observé en chute statique mais qui est encore amplifié avec le mouvement en avant de la marche. Ainsi, le sujet ne s'est pas senti rattrapé par l'attelle mais le blocage lui a servi de signal et de gain de temps pour déclencher son réflexe de compensation de la chute avec l'autre jambe.

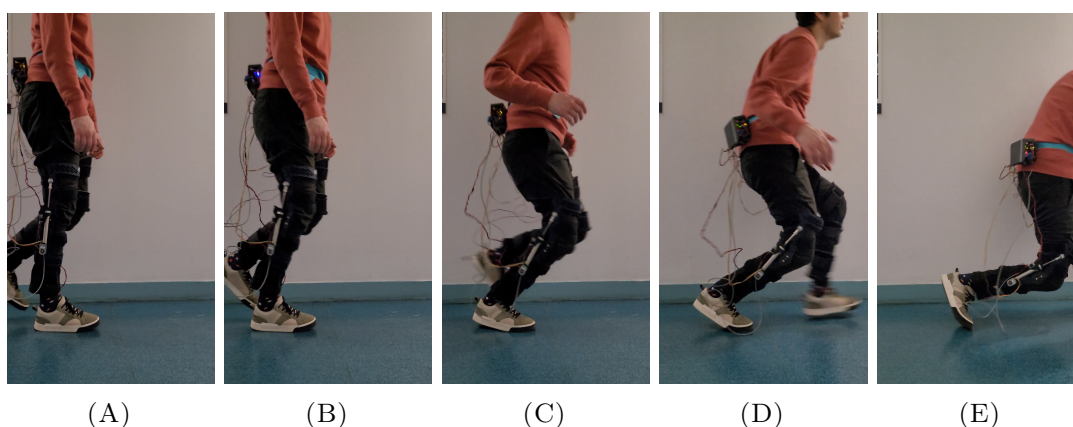


FIGURE 7.11 – Décomposition du mouvement de simulation d'effondrement pendant la marche avec activation du système de blocage du genou

A titre de comparaison, les photos de la figure 7.12 montrent la décomposition d'un mouvement d'effondrement pendant la marche du sujet sans équipement. On

peut ainsi voir que dans la continuité du mouvement de marche, le sujet tombe légèrement en avant pendant la chute. C'est ce mouvement qui est amplifié par l'élasticité du sanglage lors de l'utilisation du dispositif.



FIGURE 7.12 – Décomposition du mouvement d'effondrement pendant la marche

7.4 Conclusion

L'évaluation des performances de l'algorithme de détection de chutes basés sur la connaissance des phases de marche (**WT**) semble montrer qu'il est **capable de détecter toutes les chutes par effondrement**, dans un délai suffisant pour permettre l'activation d'un système anti-chute. Celui-ci présente toutefois **un certain nombre de détection erronées (FP)** mais une campagne expérimentale plus grande sera à effectuer pour valider ces résultats et également tester la possibilité d'adapter l'offset utilisé à chaque participant afin de limiter ce nombre de faux positifs. Cette expérience devra également être réalisée avec un système de détection des phases de marche comprenant la prise en compte des défauts inhérents à l'utilisation de semelles instrumentées afin de sortir du cadre idéal dans lequel nous avons réalisé cette première expérience.

L'expérimentation relative au blocage du genou pendant la chute montre que l'arrêt brutal du genou peut permettre au porteur du système de **prendre conscience rapidement** de l'initiation d'une chute et de lui donner le temps de rattraper cette dernière **à l'aide de son autre jambe**. Ainsi, ce dispositif semble prometteur mais nécessite que l'atteinte soit bien asymétrique et que les réflexes de l'utilisateur soit assez rapide. Cependant, le système actuel a comme effet de projeter l'utilisateur en avant, particulièrement si la chute se déclenche en marche. Des tests supplémentaires seront donc à prévoir pour savoir si ce phénomène est dû à l'élasticité du sanglage ou non. Un dispositif de **freinage** (plutôt que de blocage) devrait permettre une dissipation de l'énergie d'arrêt de la chute qui ne serait donc plus répercutée sur le reste du mouvement, tout en conservant l'effet de ralentissement de la chute permettant son rattrapage par l'autre jambe.

Chapitre 8

Conclusions et perspectives

8.1 Conclusions	101
8.2 Perspectives	104

Ce manuscrit présente les travaux réalisés dans le cadre de ma thèse sur le sujet de la prévention de la chute chez les personnes atteintes de Myosite à Inclusions.

8.1 Conclusions

Le **chapitre 1** présente la pathologie, ses conséquences et en particulier le problème de la chute par effondrement. Les personnes atteintes de cette maladie ne sont plus en capacité de se maintenir en position debout sur une jambe (dans le cas d'une atteinte asymétrique comme étudiée ici) si leur genou est fléchi. Au quotidien, ils adoptent des démarches compensatoires afin de leur permettre de garder un maximum de mobilité. La principale méthode pour pouvoir se verticaliser est de maintenir leur genou en singularité (en sur-extension). Mais si un évènement vient déloger le genou de cette position d'équilibre, alors si l'autre jambe n'est pas en capacité de retenir le poids du corps (puissance, posture, etc...), la personne se voit s'effondrer irrémédiablement vers le sol. Or, la myosite à inclusions se déclare en général après 50 ans, âge auquel les chutes peuvent avoir de graves conséquences. Ainsi, il s'agit d'une situation dangereuse pour ces patients qui auront tendance à utiliser un fauteuil roulant de manière prématurée pour en limiter les risques. Concevoir un dispositif de prévention de ces chutes pourrait donc leur permettre de continuer à se verticaliser et mobiliser leurs membres inférieurs pendant une plus longue période de temps.

Nous nous sommes ensuite intéressés plus en détail dans le **Chapitre 2** à la définition d'une chute et à l'état de l'art de sa détection notamment pré-impact. Dans la littérature, la majorité des systèmes de détection de chutes sont des dispositifs qui détectent qu'une chute a eu lieu, le plus souvent en milieu hospitalier ou maison de retraite, pour pouvoir porter assistance à la personne qui a chuté.

Dans le cas d'une utilisation dans un environnement quotidien, le système doit pouvoir être porté et devra détecter la chute avant l'impact afin de pouvoir agir sur celle-ci. Aucune des publications que nous avons trouvées ne porte spécifiquement sur la détection des chutes par effondrement mais quatre d'entre elles présentent des systèmes de détection pré-impact de divers types de chutes et ont été testés sur des effondrements également. D'après [Luque et al., 2014], la typologie d'une chute est un aspect clé dans l'évaluation de la capacité d'un système à la détecter. C'est pourquoi nous avons décidé de commencer ces travaux par la constitution d'une base de données spécifique à la pathologie IBM ainsi qu'à la chute par effondrement pour en trouver une caractéristique propre. A cette occasion, nous avons développé un système d'enregistrement de données relatives aux mouvements des membres inférieurs, présenté au **Chapitre 3**. Constitué d'un encodeur sur chaque genou, de deux capteurs de contact sous chaque pied ainsi que de deux IMUs (placés sur le pelvis et le bas de la cuisse), ce système peut être facilement revêtu par son utilisateur. Cela nous a permis d'enregistrer les variations de diverses données pendant l'exécution de différentes activités du quotidien : assise/lever d'une chaise, marche (sur sol plat et sur rampe) et utilisation des escaliers. Une partie de l'analyse des données issues de cette campagne expérimentale a été présentée dans le **Chapitre 4**.

Cette analyse a mis en évidence la difficulté de différencier, à partir des signaux mesurés, toutes les activités du quotidien et également la variabilité inter- comme intra- utilisateur des mouvements réalisés, ce qui complique d'autant plus la caractérisation de chaque activité et donc de la chute. Suite à cette analyse, nous avons décidé de focaliser dans un premier temps ces travaux par la détection des chutes pendant la marche uniquement. En effet, il s'agit de l'activité principale pratiquée dans une journée (les escaliers peuvent être évitables ou utilisés prudemment, avec l'aide des bras sur la rampe ; les assises et levers sont des événements plus ponctuels et se font systématiquement au dessus d'une chaise qui peut rattraper une chute). Ainsi, il nous est apparu que pendant la marche, la cinématique des genoux avait la particularité d'être assez variable en fonction des appuis détectés au sol. En effet, le genou fléchit beaucoup plus pendant la phase de vol du pied (lorsque celui-ci passe d'arrière en avant du corps), que pendant sa phase d'appui (ce qui est encore plus vrai pour les patients IBM qui bloquent leur genou en singularité pendant l'appui sur la jambe affectée comme on peut le voir sur la figure 8.1). Nous avons donc décidé de nous intéresser plus précisément aux séquences d'appuis au sol qui pouvait être observés pendant la marche afin de pouvoir mieux caractériser les profils cinématiques attendus pendant celle-ci.

Ainsi, le **Chapitre 5** relate la réflexion qui nous a conduit à la définition des appuis attendus pendant un cycle de marche, faisant ressortir la possibilité de séquencer un cycle en 8 phases distinctes. Nous avons ensuite vérifié la pertinence de nos hypothèses à l'aide des données que nous avons enregistrées et renforcé la détection de différentes phases de marche notamment en décidant de prendre en compte la possibilité d'un défaut des capteurs de semelles instrumentées. Là où la

littérature de détection de phases pendant la marche s'arrêtait à un maximum 5 phases, nous avons réussi à développer un algorithme capable d'en différencier 8 et ce dans plus de 98% des temps de marche de nos enregistrements.

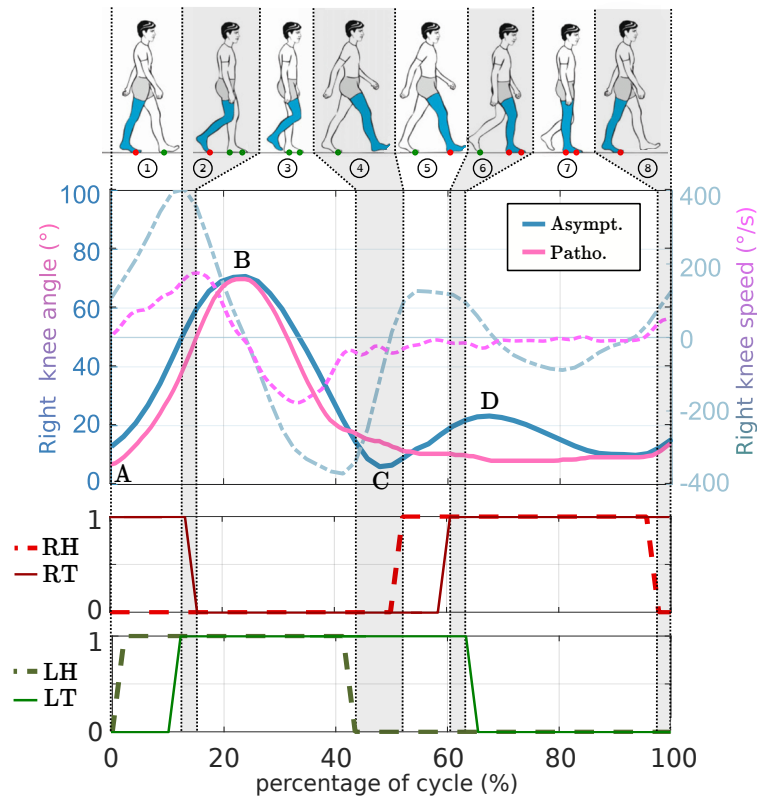


FIGURE 8.1 – Evolution de l'angle et de la vitesse du genou droit pendant un cycle de marche pathologique et asymptotique, séquencés selon les huit phases définies au Chapitre 5 et cadencées par les appuis au sol. **R** fait référence au pied droit. **L** au pied gauche. **H** au talon et **T** aux orteils.

Comme illustré sur la figure 8.1, le séquençage du cycle de marche en huit phases permet de différencier huit périodes pendant lesquels la cinématique attendue pour le genou est spécifique. Ainsi, nous avons utilisé ces informations de phases pour permettre à un algorithme d'identifier la cinématique de référence (pathologique mais sans chute) pour chaque participant pendant les différentes phases de la marche afin d'utiliser cette information pour détecter toute anomalie de vitesse de genou qui serait caractéristique d'une chute par effondrement. Les performances de ce système de détection de la chute par apprentissage des valeurs normales puis détection d'anomalies ont été évaluées sur les données hors ligne dans le **Chapitre 6** puis dans une première campagne de détection en direct dans le **Chapitre 7**. Pendant l'analyse hors ligne (qui comporte actuellement plus d'enregistrements que les autres expériences menées lors de cette thèse), l'algorithme de détection d'anomalies, basés sur la connaissances des phases de marche, s'est avéré capable de détecter 100% des chutes en un temps moyen de 201ms ce qui laisserait le temps à un système anti-chute de se déclencher (la durée moyenne d'une chute étant d'environ 660ms). Cependant, cet algorithme est totalement dépendant de

la qualité de la détection des phases de marche, ne fonctionne que pendant cette activité et déclenche pour le moment quelques faux positifs qui pourrait gêner les mouvements de l'utilisateur. Un premier test de détection des phases de marche et des chutes a été réalisé en direct mais l'implémentation sur le système embarqué utilisé dans le système précédent n'a pas permis d'ajouter la prise en compte de la possibilité des défauts de semelle qui sont pourtant inhérents à celles-ci. Ainsi, l'expérience a été réalisée dans des conditions "idéales" et devra être renforcé par une campagne d'évaluation avec l'algorithme complet.

Enfin, une dernière expérience a été mise en place dans le **Chapitre 7** dans le but de réaliser un premier test qualitatif du blocage du genou simulant l'effondrement afin d'évaluer cette solution en tant que prévention de la chute. Dans le cas où l'une des deux jambes est encore en capacité de rattraper la chute, ce dispositif semble être une solution intéressante en servant d'indicateur de chute permettant de faire réagir l'utilisateur à temps pour qu'il se rattrape. Cependant, le sanglage utilisé actuellement est trop élastique pour permettre un réel blocage du genou à l'activation du système et devra donc être repensé pour tester un blocage complet du genou et éviter le déséquilibre vers l'avant (possiblement entraîné par l'effet élastique du sanglage) qui est observé pour l'instant.

8.2 Perspectives

Une campagne expérimentale devra être mise en place afin de tester les performances de l'algorithme de détection des phases de marche en comparaison à une vérité terrain (capture de mouvements) afin d'attester de la pertinence de la détection. Au besoin, la fiabilité de semelles du commerce^{1 2} pourra être testée. Un nouveau dispositif, comportant un micro-contrôleur capable d'exécuter l'algorithme de détection des phases de marche avec prise en compte des défauts de capteurs, devra être développé afin de pouvoir réaliser cette expérience en ligne avec l'algorithme le plus optimisé.

Ensuite, un système de biofeedback pourra être ajouté et testé afin d'évaluer l'impact dans l'aide à la déambulation ou au diagnostic de la démarche pathologique. Le retour sensoriel pourrait consister en l'émission d'un son différent dans chaque phase, ce qui permettrait de faire remarquer au marcheur une éventuelle asymétrie ou un saut de phase. Un retour visuel de l'évolution des appuis et d'autres informations relatives à la démarche (cadence, symétrie, durées des phases, etc...) pourra être ajouté pour faciliter l'évaluation par les cliniciens.

Dans le cadre d'une utilisation au quotidien, une sur-couche logicielle de détection d'activité devra être ajoutée au programme afin de pouvoir différencier

1. <https://fr.xsensor.com/solutions-and-platform/human-performance/intelligent-insoles-clinical>

2. Cheng-tec

les différentes AVQ. Celle-ci pourrait être basée sur les informations d'encodeurs et de contact au sol comme il a été testé en fin de chapitre 5, ce qui permettrait de limiter de nombre total de capteurs et donc l'encombrement et la consommation d'énergie du système final. Au besoin, une IMU pourra être ajoutée pour aider à cette détection à l'aide d'une fusion des données des différents capteurs.

Ce dispositif passif de détection des phases de marche devra également être testé sur des patients afin de vérifier si les résultats sont comparables à ceux obtenus sur les mouvements pathologiques simulés. En effet, la pathologie IBM et la démarche qu'elle impose peuvent peut-être avoir un impact sur la succession des appuis au sol, notamment si le déroulé du pied est impacté par la perte progressive de la puissance musculaire chez certains patients. De plus, cette analyse des phases de marche peut avoir des intérêts dans le diagnostic d'autres pathologies. Il faudra donc travailler en collaboration avec des cliniciens afin de trouver de nouvelles utilisations possibles et éventuellement adapter la logique de l'algorithme utilisé à d'autres démarches.

Une nouvelle expérience de détection de la chute en direct pourra ensuite être réalisée, sur plus de sujets, afin de valider les résultats préliminaires que nous avons obtenus. Pour cette expérience, le nouveau dispositif, avec l'algorithme de détection de phases le plus optimisé devra être utilisé afin de quitter le cadre idéal dans lequel nous nous sommes placés pour la première expérience réalisée pendant ces travaux.

Enfin, le dispositif de blocage du genou devra être modifié afin d'évaluer l'impact exact de l'élasticité des sanglages. L'arrêt brutal du genou semble déclencher un effet rebond qui peut aider au rattrapage de la chute mais nécessite des capacités musculaires dans l'autre jambe, associées à des réflexes rapides. Un dispositif de freinage du genou pourra donc être également évalué, dans le but de dissiper plus progressivement l'énergie de la chute plutôt que de la déplacer. Une alternative à l'action mécanique sur le corps de la personne pourrait également être de ne déclencher qu'une alarme (visuelle ou sonore) indiquant à la personne qu'une situation à risque est en train d'apparaître et qu'elle doit rapidement réagir et adapter sa posture ou par exemple reporter son poids sur la jambe opposée ou s'agripper à l'environnement avec le haut du corps.

Annexe A

Dispositifs à destination des personnes ayant des faiblesses musculaires

107

Remarques :

- La fonction "aide à la marche" pour un dispositif actif correspond à un système qui aide spécifiquement les mouvements pour s'approcher au mieux des mouvements asymptomatiques
- La fonction "aide à la marche" pour un dispositif passif correspond à un système de blocage (ou de fort amortissement) de la flexion du genou pendant la phase d'appui de la jambe équipée
- La fonction "aide aux mouvements" correspond à un dispositif qui fournit une assistance à la flexion et l'extension du genou mais sans viser une activité en particulier
- La fonction "augmenter la force" fait référence à des systèmes développés pour des utilisateurs asymptomatiques qui peuvent tout de même être utilisés par des personnes ayant des faiblesses musculaires

— Les dispositifs qui ne sont pas associés à un article sont issus de la review [Yakimovich et al., 2009].

Référence et année	Source d'énergie	Technologie d'actionnement	2-T-H-K-A-F	Fonction principale
Friction-Based Belt-Clamping	quasi-passive	mécanique	KAF	aide à la marche
[Irby et al., 2005]	quasi-passive	mécanique	KF	aide à la marche
[Moyer et al., 2013]	passive	mécanique	KF	aide à la marche
[Rea et al., 2013]	active	électrique	2HKAF	augmenter la force
[Gharooni et al., 2001]	quasi-passive	électrique	HK	rééducation
[Suga et al., 1998]	quasi-passive	électrique	KAF	aide au blocage pendant l'appui
[Spring et al., 2012]	passive	hydraulique	K	aide à la marche et l'assise
[Budarick et al., 2020]	passive	mécanique	K	aide à l'extension
[Kong et al., 2012]	active	électrique	K	Aide aux mouvements
[Kim et al., 2015]	active	électrique	KAF	aide à la marche
[Pratt et al., 2004]	active	électrique	KAF	augmenter la force
[Hyun et al., 2017]	active	électrique	2HKAF	augmenter la force
[Celebi et al., 2013]	active	électrique	K	aide aux mouvements
[Khamar and Edrisi, 2018]	active	électrique	K	aide aux mouvements
[Saccares et al., 2017]	active	électrique	K	aide aux mouvements
[Luo et al., 2017]	active	électrique	K	aide à la marche
[Zhou et al., 2016]	active	électrique	K	rééducation
[Zhou et al., 2019]	active	électrique	K	aide à la marche et au lever
[Kardan and Akbarzadeh, 2017]	active	électrique	KAF	aide à la marche et à l'assise
[Jang et al., 2019]	active	électrique	HK	aide à la marche
[Jang et al., 2019]	active	électrique	KAF	aide aux mouvements
[Kittisares et al., 2020]	active	hydraulique	K	se lever

TABLE A.1 – Liste des orthèses de la littérature à destination des personnes ayant des faiblesses musculaires

Référence et année	Source d'énergie	Technologie d'actionnement	2-T-H-K-A-F	Fonction principale
[Shamaei et al., 2014]	quasi-passive	mécanique	K	aide à la marche
[Kazerooni et al., 2007]	active	hydraulique	2HKAF	augmenter la force
[Weinberg et al., 2007]	active	électrique	KAF	rééducation
[Yamamoto et al., 2003]	active	pneumatique	corps entier	augmenter la force
[Jiang et al., 2010]	active	électrique	K	N/A
[Kong and Jeon, 2006]	active	électrique	2HKAF et déambulateur	aide à la marche à l'assise et au lever prévention de la chute
[Auberger et al., 2020]	quasi-passive	hydraulique	KAF	aide à la marche et rattrapage de trébuchements
[Walsh et al., 2007]	quasi-passive	mécanique	2HKAF	augmenter la force
[Shepherd and Rouse, 2017]	active	électrique	KAF	aide au lever
[Kamali et al., 2016]	active	électrique	K	aide à la marche / augmente la force
[dos Santos et al., 2017]	active	électrique	K	aide aux mouvements
[Karavas et al., 2015]	active	électrique	K	aide aux mouvements
[Figueiredo et al., 2017]	active	électrique	K	rééducation
[Rogers et al., 2017]	quasi-passive	pneumatique	T2K	aide à la marche
[Wu and Kazerooni, 2017]	passive	mécanique	KAF	aide à la marche
[Pagani et al., 2013]	passive	mécanique	K	aide aux mouvements
[Beil et al., 2015]	active	électrique	KAF	rééducation et aide aux mouvements
[Kim et al., 2019]	active	électrique	HK	augmenter la force
[Shan et al., 2016]	active	électrique	K	aide à la marche
[Wehbi et al., 2017]	active	électrique	K	aide à la marche et rééducation

TABLE A.2 – Liste des orthèses de la littérature à destination des personnes ayant des faiblesses musculaires

Référence et année	Source d'énergie	Technologie d'actionnement	2-T-H-K-A-F	Fonction principale
[Huang et al., 2012]	active	électrique	K	aide à la marche et rééducation
[Liu et al., 2016]	active	électrique	K	rééducation
[Lopez et al., 2013]	active	électrique	KAF	rééducation
[Tung et al., 2013]	quasi-passive	mécanique	K	aide à la marche
[Sarkisian et al., 2020]	active	électrique	K	aide à la marche et pour les escaliers
[Mioskowska et al., 2020]	active	pneumatique	K	prévention de la chute
[Mcleod et al., 2019]	active	électrique	T2HK	aide aux mouvements
Référence et année	Source d'énergie	Technologie d'actionnement	2-T-H-K-A-F	Fonction principale
[Moreno et al., 2008]	quasi-passive	électrique	KAF	aide à la marche
Becker orthopedic 9001 E-Knee	quasi-passive	mécanique	KAF	aide au blocage pendant l'appui
[Ohta et al., 2007]	active	électrique	2THKAF	aide à la marche
[Lemaire et al., 2009]	passive	hydraulique	K	rattrapage des trébuchements
[Lemaire et al., 2013]	passive	hydraulique	K	rattrapage des trébuchements
[Herbert-Copley et al., 2016]	quasi-passive	hydraulique	K	rattrapage des trébuchements

TABLE A.3 – Liste des orthèses de la littérature à destination des personnes ayant des faiblesses musculaires

Table des figures

1.1	Photos de deux patients atteints d'IBM	2
1.2	3
2.1	Décomposition du mouvement de chute en cinq étapes successives	8
2.2	Diagramme circulaire présentant une répartition des systèmes de détection de chute avant l'impact	11
2.3	Diagrammes circulaires présentant la répartition des orthèses étudiées	13
2.4	Différents types d'orthèses de membres inférieurs	14
2.5	Photos de différentes SCKAFO avec de gauche à droite : le C-Brace[Auberger et al., 2020], le E-Mag[Kim et al., 2016], l'OWVS [Lemaire et al., 2013] et le système de [Mioskowska et al., 2020]	15
2.6	Exosquelette Keeogo™	16
2.7	SmartCane™	16
2.8	iCane de [Di et al., 2016]	17
2.9	En haut : veste Sairbag puis de gauche à droite : ceinture S-AIRBAG, ceinture FutureAge de DAirlab, [Tamura et al., 2009] et [Shi et al., 2009]	18
3.1	Photos du dispositif d'enregistrement complet porté et de ses capteurs	23
3.2	Principes de communication entre les différents éléments de l'orthèse instrumentée	24
3.3	Evolution de l'angle d'un genou pendant l'exécution asymptotique de différentes activités du quotidien selon [Zhang et al., 2020] en noir et d'après nos données en bleu	25
3.4	Evolution de l'accélération verticale du pelvis pendant la marche selon [Menz et al., 2003] en noir et d'après nos données en bleu	26
3.5	Illustration vue de haut de la piste d'enregistrement. La flèche rouge montre le parcours aller	27
4.1	Exemples illustrant les choix des instants de transition pour la labellisation des AVQ et des chutes sur les données relatives aux évolutions d'angles de genoux (le droit simulant l'atteinte pathologique). La flèche pointe le temps désigné par l'expérimentateur comme instant de transition	32

4.2	Illustration des placements et orientations des IMUs	34
4.3	Evolution des données relatives aux encodeurs des genoux pendant des extraits des différentes activités pour un participant	35
4.4	Evolution des données relatives à l'IMU de la cuisse pendant des extraits des différentes activités pour un participant	36
4.5	Evolution des données relatives à l'IMU du pelvis pendant des extraits des différentes activités pour un participant	37
4.6	Exemples d'évolutions d'angle et de vitesse du genou droit pendant des chutes simulées par différents participants	39
4.7	Répartition des valeurs calculées pour la vitesse angulaire du genou droit pendant chaque activité, pour tous les enregistrements. Les cercles rouges correspondent aux 10 premiers points des chutes (soit les 200 premières millisecondes)	39
4.8	Répartition des valeurs mesurées pour l'accélération de la cuisse selon l'axe Z pendant chaque activité, pour tous les enregistrements. Les cercles rouges correspondent aux 10 premiers points des chutes (soit les 200 premières millisecondes)	40
4.9	Répartition des valeurs mesurées pour la vitesse angulaire de la cuisse autour de l'axe X pendant chaque activité, pour tous les enregistrements. Les cercles rouges correspondent aux 10 premiers points des chutes (soit les 200 premières millisecondes)	40
4.10	Croisement 2D de différentes données. Les valeurs enregistrées pendant la marche sont représentés en bleu et les premiers instants de chutes en rouge. Les diagonales présentent la répartition des valeurs pour chaque donnée.	41
4.11	Répartition des valeurs de vitesse du genou atteintes pendant la marche et les chutes en fonction de l'appui du pied au sol	42
4.12	Répartition des valeurs d'accélération selon Z de la cuisse atteintes pendant la marche et les chutes en fonction de l'appui du pied au sol	43
5.1	Positions successives des 3 degrés de liberté d'une jambe dans le plan sagittal pendant un unique cycle. Adapté de [Whittle, 2007] avec la jambe droite en vert et la jambe gauche en rouge	46
5.2	Evolutions types de l'angle du genou enregistré avec notre orthèse instrumentée pendant une marche asymptotique en bleu et une marche pathologique simulée en rose. Les taux d'activation des quadriceps et de l'Ilio-Psoas pendant le cycle ont également été ajoutés, à partir de [Whittle, 2007]	47
5.3	49
5.4	Appuis types des pieds pendant un cycle de marche. Adapté de [Whittle, 2007].	50
5.5	Placements et noms des capteurs	50
5.6	Séquences d'appuis au sol qui peuvent suivre l'état pendant lequel le pied gauche était entièrement posé au sol (LH LT) selon les hypothèses formulées	51
5.7	Séquences d'appuis au sol qui peuvent suivre l'état LH LT RH	52

5.8	Séquences d'appuis au sol qui peuvent suivre l'état LT RH	52
5.9	Machine à états présentant les appuis possibles pendant la marche ainsi que leurs successions en fonction de la cadence ou de la taille des pas et donc de la stabilité de la marche	53
5.10	Illustration du positionnement des jambes lors d'un cycle de marche en fonction de la séquence d'appuis exhibée. La flèche grise représente la projection verticale du centre de masse	54
5.11	Evolutions des angles des 2 genoux pendant un cycle de marche ainsi que celles des signaux FSR et de leurs binarisations	56
5.12	MaE 5.9 avec traduction en <code>ground_contact</code>	57
5.13	Phases détectées pendant une succession de 3 cycles de marche	58
5.14	Phases détectées par le décodage direct des appuis pendant un cycle problématique	59
5.15	Taux d'instants d'AVQ détectés comme appartenant à une phase de marche (tous enregistrements confondus) par l'association directe appui/phase	59
5.16	Graphes décrivant les chemins possibles entre les différents appuis définit pour le cycle de marche en fonction de l'activité détectée au temps précédent (marche ou NW). Les noeuds surlignés en rouge sont communs aux 2 graphes	60
5.17	Taux d'instants d'AVQ détectés comme appartenant à une phase de marche (tous enregistrements confondus) pour l'algorithme avec condition de cyclage	62
5.18	Phases détectées par le décodage direct des appuis et l'algorithme avec condition de cyclage pendant un cycle problématique	63
5.19	Evolution des signaux analogiques des capteurs de la semelle gauche pendant un cycle problématique	63
5.20	Graphes décrivant les suites de combinaison d'appuis au sol comprenant la possibilité d'un défaut de capteur FSR. Les liens	64
5.21	Sortie de l'algorithme qui prend en compte les défauts pendant le cycle de marche précédemment présenté, qui comporte un défaut FSR	65
5.22	Boxplots présentant les taux d'instants de marche qui ont été détectés comme appartenant à une phase de marche pour l'algorithme qui prend en compte la possibilité d'un défaut de mesure. La médiane est affichée en bleu	66
5.23	Exemple d'évolution de l'angle du genou gauche d'un participant pendant un cycle détecté pendant la marche et un autre détecté pendant l'utilisation des escaliers	67
5.24	Valeurs moyennes de vitesses de genoux observables pendant les activités d'assise et de lever, calculées sur tous les enregistrements	68
5.25	Boxplots présentant les taux d'instants de chaque activité qui ont été détectés comme appartenant à une phase de marche avant et après le retrait algorithmique des escaliers et assise/lever présenté précédemment. La médiane est affichée en bleu	69

6.1	Evolution type de la vitesse du genou droit pendant la simulation d'un cycle de marche pathologique. Le seuil $\dot{\theta}_{max}$ qui serait identifié sur ce cycle seul est montré à titre illustratif en violet	73
6.2	Evolution type de la vitesse du genou droit pendant la simulation d'un cycle de marche pathologique. Le seuil $\dot{\theta}_{Rmax}$ qui serait identifié sur ce cycle à partir des informations d'appuis du pied droit au sol est montré à titre illustratif en plus du seuil $\dot{\theta}_{max}$	74
6.3	Evolution type de la vitesse du genou droit pendant la simulation d'un cycle de marche pathologique. Les seuils $\dot{\theta}_{max,i}$ qui seraient identifiés sur ce cycle seul sont montrés à titre illustratif en plus des seuils précédents	75
6.4	Boxplots des seuils utilisés pour chaque enregistrements en fonction de l'algorithme utilisé	76
6.5	Nombre de faux négatifs, faux positifs et délais de détection engendrés par l'algorithme KT avec différentes valeurs d'offset pour tous les enregistrements	78
6.6	Nombre de faux négatifs, faux positifs et délais de détection engendrés par l'algorithme FT avec différentes valeurs d'offset pour tous les enregistrements	79
6.7	Nombre de faux négatifs, faux positifs et délais de détection engendrés par l'algorithme WT avec différentes valeurs d'offset pour tous les enregistrements	81
6.8	FN générés par les différents algorithmes optimaux choisis et pour tous les enregistrements	83
6.9	FP détectés par les différents algorithmes optimaux choisis et pour tous les enregistrements	83
6.10	Délais moyens de détection de chaque chute par les différents algorithmes optimaux choisis et pour tous les enregistrements	84
7.1	Nombre de faux négatifs engendrés par chaque algorithme pour tous les enregistrements	90
7.2	Nombre de faux positifs engendrés par chaque algorithme pour tous les enregistrements	90
7.3	Illustration des déclenchements de faux positifs en début de cycles de marche	91
7.4	Délais moyens de détection de chaque chute par les différents algorithmes pour tous les enregistrements	92
7.5	Elements principaux de l'orthèse de blocage	93
7.6	Photos de l'attelle de blocage lorsque le système est fléchi ou complètement tendu	94
7.7	A : Vue en coupe du mécanisme d'arc-boutement en position neutre (tige de l'électroaimant (bleu) rentrée) autorisant le coulisement de la tige (violette). B : Vue en coupe du mécanisme activé (par alimentation de l'électro-aimant), avec l'arc-boutement empêchant la rentrée de la tige (violette) dans le corps du vérin (vert)	94

7.8	Exemple d'un test de temps de réaction du système de blocage de genou	95
7.9	Décomposition du mouvement de simulation d'effondrement avec départ statique et activation du blocage	97
7.10	Evolution de l'angle et de la vitesse angulaire du genou droit ainsi que de la phase de marche détectée pendant l'exécution de trois cycles et d'une chute. Les courbes noires correspondent à la sortie de l'algorithme de détection des chutes (valeur non nulle en cas de chute détectée).	98
7.11	Décomposition du mouvement de simulation d'effondrement pendant la marche avec activation du système de blocage du genou	98
7.12	Décomposition du mouvement d'effondrement pendant la marche	99
8.1	Evolution de l'angle et de la vitesse du genou droit pendant un cycle de marche pathologique et asymptotique, séquencés selon les huit phases définies au Chapitre 5 et cadencées par les appuis au sol. R fait référence au pied droit. L au pied gauche. H au talon et T aux orteils.	103

List of Tables

2.1	Evaluation des sorties possibles d'un algorithme de chute	9
5.1	Tableau de codage de la variable <code>ground_contact</code> ainsi que la phase associée d'après la machine à états de la figure 5.9 (où NW (pour <i>Not Walking</i>) représente les phases qui ne sont pas dans la marche)	57
6.1	Valeurs moyennes de sensibilité des trois algorithmes en fonction de l'offset ajouté	82
6.2	Valeurs moyennes de spécificité des trois algorithmes en fonction de l'offset ajouté	82
6.3	Comparaison des performances de l'algorithme Walking Threshold avec les articles de détection d'effondrement de la littérature	84
7.1	Moyenne des métriques calculées pendant l'évaluation du temps de réaction de l'orthèse de blocage	96
A.1	Liste des orthèses de la littérature à destination des personnes ayant des faiblesses musculaires	108
A.2	Liste des orthèses de la littérature à destination des personnes ayant des faiblesses musculaires	109
A.3	Liste des orthèses de la littérature à destination des personnes ayant des faiblesses musculaires	110

Bibliographie

- [Abbate et al., 2010] Abbate, S., Avvenuti, M., Corsini, P., Light, J., and Vecchio, A. (2010). Monitoring of Human Movements for Fall Detection and Activities Recognition in Elderly Care Using Wireless Sensor Network : a Survey. *Wireless Sensor Networks : Application-Centric Design*, pages 1–22. 2 citations page 7 and 8
- [Alexiou et al., 2018] Alexiou, K. I., Roushias, A., Evaritimidis, S., and Malizos, K. N. (2018). Quality of life and psychological consequences in elderly patients after a hip fracture : A review. *Clinical Interventions in Aging*, 13 :143–150. Cited page 5
- [Arnardottir et al., 2003] Arnardottir, S., Alexanderson, H., Lundberg, I. E., and Borg, K. (2003). Sporadic inclusion body myositis : Pilot study on the effects of a home exercise program on muscle function, histopathology and inflammatory reaction. Cited page 5
- [Auberger et al., 2020] Auberger, R., Pobatschnig, B., Russold, M., Riener, R., and Dietl, H. (2020). Activities with a Microprocessor-Controlled Leg Brace for Patients with Lower Limb Paralysis : A Series of Case Studies. *IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics*, pages 1–1. 4 citations page 14, 15, 109, and 111
- [Auberger et al., 2019] Auberger, R., Russold, M. F., Riener, R., and Dietl, H. (2019). Patient Motion Using a Computerized Leg Brace in Everyday Locomotion Tasks. *IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics*, 1(2) :106–114. Cited page 28
- [Aziz et al., 2014] Aziz, O., Russell, C. M., Park, E. J., and Robinovitch, S. N. (2014). The effect of window size and lead time on pre-impact fall detection accuracy using support vector machine analysis of waist mounted inertial sensor data. *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC 2014*, (i) :30–33. 3 citations page 11, 12, and 84
- [Beil et al., 2015] Beil, J., Perner, G., and Asfour, T. (2015). Design and control of the lower limb exoskeleton kit-exo-1. *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, 2015-Septe :119–124. Cited page 109
- [Benveniste, 2014] Benveniste, O. (2014). La myosite à inclusions. *Revue de Medecine Interne*, 35(7) :472–479. Cited page 1

- [Bernhardt et al., 2011] Bernhardt, K. A., Oh, T. H., and Kaufman, K. R. (2011). Gait patterns of patients with inclusion body myositis. *Gait and Posture*, 33(3) :442–446. *Cited page 3*
- [Budarick et al., 2020] Budarick, A. R., MacKeil, B. E., Fitzgerald, S., and Cowper-Smith, C. D. (2020). Design evaluation of a novel multicompartment unloader knee brace. *Journal of Biomechanical Engineering*, 142 :1–8. *Cited page 108*
- [Burkart and Huber, 2021] Burkart, N. and Huber, M. F. (2021). A survey on the explainability of supervised machine learning. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 70 :245–317. *Cited page 71*
- [Celebi et al., 2013] Celebi, B., Yalcin, M., and Patoglu, V. (2013). Assiston-knee : A self-aligning knee exoskeleton. pages 996–1002. *Cited page 108*
- [Di et al., 2016] Di, P., Hasegawa, Y., Nakagawa, S., Sekiyama, K., Fukuda, T., Huang, J., and Huang, Q. (2016). Fall detection and prevention control using walking-aid cane robot. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 21(2) :625–637. *3 citations page 16, 17, and 111*
- [Dijkstra et al., 1959] Dijkstra, E. W., Beauguitte, L., and Maisonobe, M. (1959). A Note on Two Problems in Connexion with Graphs. *Cited page 60*
- [dos Santos et al., 2017] dos Santos, W. M., Caurin, G. A., and Siqueira, A. A. (2017). Design and control of an active knee orthosis driven by a rotary series elastic actuator. *Control Engineering Practice*, 58 :307–318. *Cited page 109*
- [Figueiredo et al., 2017] Figueiredo, J., Félix, P., Santos, C. P., and Moreno, J. C. (2017). Towards human-knee orthosis interaction based on adaptive impedance control through stiffness adjustment. *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, pages 406–411. *Cited page 109*
- [Gharooni et al., 2001] Gharooni, S., Heller, B., and Tokhi, M. O. (2001). A new hybrid spring brake orthosis for controlling hip and knee flexion in the swing phase. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 9 :106–107. *Cited page 108*
- [Greenberg, 2019] Greenberg, S. A. (2019). Inclusion body myositis : clinical features and pathogenesis. *Nature Reviews Rheumatology*, 15(5) :257–272. *2 citations page 1 and 2*
- [Hanlon and Anderson, 2006] Hanlon, M. and Anderson, R. (2006). Real-time gait event detection using wearable sensors. *Gait & Posture*, 24 :S127–S128. *Cited page 48*
- [Herbert-Copley et al., 2016] Herbert-Copley, A., Lemaire, E. D., and Baddour, N. (2016). Evaluation of a variable resistance orthotic knee joint. *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, 2016-Octob :2210–2213. *Cited page 110*
- [Huang et al., 2012] Huang, T. H., Huang, H. P., Cheng, C. A., Kuan, J. Y., Lee, P. T., and Huang, S. Y. (2012). Design of a new hybrid control and knee orthosis for human walking and rehabilitation. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 3653–3658. *Cited page 110*

- [Hyun et al., 2017] Hyun, D. J., Park, H., Ha, T., Park, S., and Jung, K. (2017). Biomechanical design of an agile, electricity-powered lower-limb exoskeleton for weight-bearing assistance. *Robotics and Autonomous Systems*, 95 :181–195. interessant pour le couple moteur necessaire pour bouger le 4-bar. Cited page 108
- [Irby et al., 2005] Irby, S. E., Bernhardt, K. A., and Kaufman, K. R. (2005). Gait of stance control orthosis users : The dynamic knee brace system. *Prosthetics and Orthotics International*, 29 :269–282. Cited page 108
- [Jang et al., 2019] Jang, J., Lim, B., and Shim, Y. (2019). An assistance approach for a powered knee exoskeleton during level walking and the effects on metabolic cost. *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, pages 6216–6219. Cited page 108
- [Jiang et al., 2010] Jiang, J., Zhang, Z., Wang, Z., and Qian, J. (2010). Study on real-time control of exoskeleton knee using. *BioMedical Engineering Online*, pages 75–83. Cited page 109
- [Kamali et al., 2016] Kamali, K., Akbari, A. A., and Akbarzadeh, A. (2016). Trajectory generation and control of a knee exoskeleton based on dynamic movement primitives for sit-to-stand assistance. *Advanced Robotics*, 30 :846–860. Cited page 109
- [Karavas et al., 2015] Karavas, N., Ajoudani, A., Tsagarakis, N., Saglia, J., Bicchi, A., and Caldwell, D. (2015). Tele-impedance based assistive control for a compliant knee exoskeleton. *Robotics and Autonomous Systems*, 73 :78–90. Cited page 109
- [Kardan and Akbarzadeh, 2017] Kardan, I. and Akbarzadeh, A. (2017). Robust output feedback assistive control of a compliantly actuated knee exoskeleton. *Robotics and Autonomous Systems*, 98 :15–29. Cited page 108
- [Kazerooni et al., 2007] Kazerooni, H., Chu, A., and Steger, R. (2007). That which does not stabilize, will only make us stronger. *International Journal of Robotics Research*, 26 :75–89. Cited page 109
- [Khamar and Edrisi, 2018] Khamar, M. and Edrisi, M. (2018). Designing a backstepping sliding mode controller for an assistant human knee exoskeleton based on nonlinear disturbance observer. *Mechatronics*, 54 :121–132. Cited page 108
- [Kim et al., 2019] Kim, J., Lee, G., Heimgartner, R., Revi, D. A., Karavas, N., Nathanson, D., Galiana, I., Eckert-Erdheim, A., Murphy, P., Perry, D., Menard, N., Choe, D. K., Malcolm, P., and Walsh, C. J. (2019). Reducing the metabolic rate of walking and running with a versatile, portable exosuit. *Science*, 365 :668–672. Cited page 109
- [Kim et al., 2016] Kim, J.-H., Ji, S.-G., Jung, K.-J., and Kim, J.-H. (2016). Therapeutic experience on stance control knee-ankle-foot orthosis with electromagnetically controlled knee joint system in poliomyelitis. *Annals of Rehabilitation Medicine*, 40(2) :356–361. 4 citations page 4, 14, 15, and 111
- [Kim et al., 2015] Kim, J. H., Shim, M., Ahn, D. H., Son, B. J., Kim, S. Y., Kim, D. Y., Baek, Y. S., and Cho, B. K. (2015). Design of a knee exoskeleton using

- foot pressure and knee torque sensors. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 12. Cited page 108
- [Kirby et al., 1987] Kirby, R. L., Price, N. A., and MacLeod, D. (1987). The Influence of Foot Position on Standing Balance. *Biomechanics*, 20(4) :423–427. Cited page 54
- [Kittisares et al., 2020] Kittisares, S., Nabae, H., Endo, G., Suzumori, K., and Sakurai, R. (2020). Design of knee support device based on four-bar linkage and hydraulic artificial muscle. *ROBOMECH Journal*, 7. Cited page 108
- [Kong et al., 2012] Kong, K., Bae, J., and Tomizuka, M. (2012). A compact rotary series elastic actuator for human assistive systems. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 17 :288–297. Cited page 108
- [Kong and Jeon, 2006] Kong, K. and Jeon, D. (2006). Design and control of an exoskeleton for the elderly and patients. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 11 :428–432. Cited page 109
- [Lee et al., 2015] Lee, J. K., Robinovitch, S. N., and Park, E. J. (2015). Inertial Sensing-Based Pre-Impact Detection of Falls Involving Near-Fall Scenarios. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 23(2) :258–266. 2 citations page 11 and 84
- [Lemaire et al., 2009] Lemaire, E. D., Goudreau, L., Yakimovich, T., and Kofman, J. (2009). Angular-velocity control approach for stance-control orthoses. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 17 :497–503. Cited page 110
- [Lemaire et al., 2013] Lemaire, E. D., Samadi, R., Goudreau, L., and Kofman, J. (2013). Mechanical and biomechanical analysis of a linear piston design for angular-velocity-based orthotic control. *Journal of Rehabilitation Research and Development*, 50(1) :43–52. 4 citations page 15, 19, 110, and 111
- [Lindemann et al., 2005] Lindemann, U., Hock, A., Stuber, M., Keck, W., and Becker, C. (2005). Evaluation of a fall detector based on accelerometers : A pilot study. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 43(5) :548–551. 2 citations page 11 and 84
- [Liu et al., 2016] Liu, L., Leonhardt, S., and Misgeld, B. J. (2016). Design and control of a mechanical rotary variable impedance actuator. *Mechatronics*, 39 :226–236. Cited page 110
- [Lopez et al., 2013] Lopez, R., Aguilar-Sierra, H., Salazar, S., and Lozano, R. (2013). Model and control of the ellipso with two degrees of freedom. *2013 17th International Conference on System Theory, Control and Computing, ICSTCC 2013; Joint Conference of SINTES 2013, SACCS 2013, SIMSIS 2013 - Proceedings*, pages 305–310. Cited page 110
- [Lukaszyk et al., 2016] Lukaszyk, C., Harvey, L., Sherrington, C., Keay, L., Tiedemann, A., Coombes, J., Clemson, L., and Ivers, R. (2016). Risk factors, incidence, consequences and prevention strategies for falls and fall-injury within

- older indigenous populations : a systematic review. *Australian and New Zealand Journal of Public Health*, 40(6) :564–568. *Cited page 4*
- [Luo et al., 2017] Luo, Y., Wang, C., Wang, Z., Ma, Y., Wang, C., and Wu, X. (2017). Design and control for a compliant knee exoskeleton. *2017 IEEE International Conference on Information and Automation, ICIA 2017*, pages 282–287. *Cited page 108*
- [Luque et al., 2014] Luque, R., Casilari, E., Morón, M. J., and Redondo, G. (2014). Comparison and characterization of android-based fall detection systems. *Sensors (Switzerland)*, 14(10) :18543–18574. *2 citations page 7 and 102*
- [McLeod et al., 2019] McLeod, J. C., Ward, S. J., and Hicks, A. L. (2019). Evaluation of the Keeogo™ Deroskeleton. *Disability and Rehabilitation : Assistive Technology*, 14(5) :503–512. *2 citations page 16 and 110*
- [Menz et al., 2003] Menz, H. B., Lord, S. R., and Fitzpatrick, R. C. (2003). Acceleration patterns of the head and pelvis when walking are ... *Gait and Posture*, 18 :35–46. *2 citations page 26 and 111*
- [Mioskowska et al., 2020] Mioskowska, M., Stevenson, D., Onu, M., and Trkov, M. (2020). Compressed gas actuated knee assistive exoskeleton for slip-induced fall prevention during human walking. *IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, AIM, 2020-July* :735–740. *3 citations page 15, 110, and 111*
- [Moreno et al., 2008] Moreno, J. C., Brunetti, F., Rocon, E., and Pons, J. L. (2008). Immediate effects of a controllable knee ankle foot orthosis for functional compensation of gait in patients with proximal leg weakness. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 46 :43–53. *2 citations page 4 and 110*
- [Moyer et al., 2013] Moyer, R. F., Birmingham, T. B., Dombroski, C. E., Walsh, R. F., Leitch, K. M., Jenkyn, T. R., and Giffin, J. R. (2013). Combined effects of a valgus knee brace and lateral wedge foot orthotic on the external knee adduction moment in patients with varus gonarthrosis. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 94 :103–112. *Cited page 108*
- [Naddaf et al., 2018] Naddaf, E., Barohn, R. J., and Dimachkie, M. M. (2018). Inclusion Body Myositis : Update on Pathogenesis and Treatment. *Neurotherapeutics*, 15(4) :995–1005. *Cited page 4*
- [Needham and Mastaglia, 2007] Needham, M. and Mastaglia, F. L. (2007). Inclusion body myositis : current pathogenetic concepts and diagnostic and therapeutic approaches. *Lancet Neurology*, 6(7) :620–631. *3 citations page 1, 2, and 4*
- [O’Connor et al., 2007] O’Connor, C. M., Thorpe, S. K., O’Malley, M. J., and Vaughan, C. L. (2007). Automatic detection of gait events using kinematic data. *Gait and Posture*, 25(3) :469–474. *Cited page 48*
- [Ohta et al., 2007] Ohta, Y., Yano, H., Suzuki, R., Yoshida, M., Kawashima, N., and Nakazawa, K. (2007). A two-degree-of-freedom motor-powered gait orthosis for spinal cord injury patients. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H : Journal of Engineering in Medicine*, 221 :629–639. *Cited page 110*

- [Ortlieb et al., 2015] Ortlieb, A., Olivier, J., Bouri, M., Bleuler, H., and Kuntzer, T. (2015). From gait measurements to design of assistive orthoses for people with neuromuscular diseases. *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, 2015-Sept :368–373. *Cited page 4*
- [Pagani et al., 2013] Pagani, C. H. F., Willwacher, S., Kleis, B., and Brüggemann, G. P. (2013). Influence of a valgus knee brace on muscle activation and co-contraction in patients with medial knee osteoarthritis. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 23 :490–500. *Cited page 109*
- [Pappas et al., 2001] Pappas, I. P., Popovic, M. R., Keller, T., Dietz, V., and Morari, M. (2001). A reliable gait phase detection system. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 9(2) :113–125. *2 citations page 48 and 49*
- [Parker and Palmer, 1995] Parker, M. J. and Palmer, C. R. (1995). Prediction of rehabilitation after hip fracture. *Age and Ageing*, 24(2) :96–98. *Cited page 5*
- [Pratt et al., 2004] Pratt, J. E., Krupp, B. T., Morse, C. J., and Collins, S. H. (2004). The roboknee : An exoskeleton for enhancing strength and endurance during walking. *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2004 :2430–2435. *Cited page 108*
- [Rea et al., 2013] Rea, R., Beck, C., Rovekamp, R., Diftler, M., and Neuhaus, P. (2013). X1 : A robotic exoskeleton for in - space countermeasures and dynamometry. pages 1–8. *Cited page 108*
- [Requejo et al., 2015] Requejo, P. S., Furumasu, J., and Mulroy, S. J. (2015). Evidence-based strategies for preserving mobility for elderly and aging manual wheelchair users. *Topics in Geriatric Rehabilitation*, 31(1) :26–41. *Cited page 5*
- [Rescio et al., 2018] Rescio, G., Leone, A., and Siciliano, P. (2018). Supervised machine learning scheme for electromyography-based pre-fall detection system. *Expert Systems with Applications*, 100 :95–105. *Cited page 11*
- [Rogers et al., 2017] Rogers, E., Polygerinos, P., Allen, S., Panizzolo, F. A., Walsh, C. J., and Holland, D. P. (2017). A quasi-passive knee exoskeleton to assist during descent. *Cited page 109*
- [Sabatini et al., 2016] Sabatini, A. M., Ligorio, G., Mannini, A., Genovese, V., and Pinna, L. (2016). Prior-to- and post-impact fall detection using inertial and barometric altimeter measurements. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 24(7) :774–783. *2 citations page 12 and 84*
- [Saccares et al., 2017] Saccares, L., Brygo, A., Sarakoglou, I., and Tsagarakis, N. G. (2017). A novel human effort estimation method for knee assistive exoskeletons. *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, pages 1266–1272. *it-Knee. Cited page 108*
- [Sarkisian et al., 2020] Sarkisian, S. V., Ishmael, M. K., Hunt, G. R., and Lenzi, T. (2020). Design, development, and validation of a self-aligning mechanism for high-torque powered knee exoskeletons. *IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics*, 2 :248–259. *Cited page 110*

- [Serhan et al., 2008] Serhan, H., Nasr, C., Hénaff, P., and Ouezdou, F. (2008). A new control strategy for ROBIAN biped robot inspired from human walking. *2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS*, pages 2479–2485. *Cited page 53*
- [Shamaei et al., 2014] Shamaei, K., Napolitano, P. C., and Dollar, A. M. (2014). Design and functional evaluation of a quasi-passive compliant stance control knee-ankle-foot orthosis. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 22 :258–268. *Cited page 109*
- [Shan et al., 2016] Shan, H., Jiang, C., Mao, Y., and Wang, X. (2016). Design and control of a wearable active knee orthosis for walking assistance. *2016 IEEE 14th International Workshop on Advanced Motion Control, AMC 2016*, pages 51–56. *Cited page 109*
- [Shepherd and Rouse, 2017] Shepherd, M. K. and Rouse, E. J. (2017). Design and validation of a torque-controllable knee exoskeleton for sit-to-stand assistance. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 22 :1695–1704. *Cited page 109*
- [Shi et al., 2009] Shi, G., Chan, C. S., Li, W. J., Leung, K. S., Zou, Y., and Jin, Y. (2009). Mobile human airbag system for fall protection using mems sensors and embedded SVM classifier. *IEEE Sensors Journal*, 9(5) :495–503. *2 citations page 18 and 111*
- [Shi et al., 2006] Shi, G., Chan, C. S., Luo, Y., Zhang, G., Li, W. J., Leong, P. H., and Leung, K. S. (2006). Development of a human airbag system for fall protection using MEMS motion sensing technology. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 4405–4410. *Cited page 85*
- [Shimada et al., 2005] Shimada, Y., Ando, S., Matsunaga, T., Misawa, A., Aizawa, T., Shirahata, T., and Itoi, E. (2005). Clinical application of acceleration sensor to detect the swing phase of stroke gait in functional electrical stimulation. *Tohoku Journal of Experimental Medicine*, 207(3) :197–202. *Cited page 48*
- [Skelly and Chizeck, 2001] Skelly, M. M. and Chizeck, H. J. (2001). Real-time gait event detection for paraplegic FES walking. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 9(1) :59–68. *Cited page 49*
- [Spring et al., 2012] Spring, A. N., Kofman, J., and Lemaire, E. D. (2012). Design and evaluation of an orthotic knee-extension assist. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 20 :678–687. *Cited page 108*
- [Suga et al., 1998] Suga, T., Kameyama, O., Ogawa, R., Matsuura, M., and Oka, H. (1998). Newly designed computer controlled knee-ankle-foot orthosis (intelligent orthosis). *Prosthetics and Orthotics International*, 22 :230–239. *Cited page 108*
- [Suzuki et al., 2009] Suzuki, S., Hirata, Y., and Kosuge, K. (2009). Development of intelligent passive cane controlled by servo brakes. *Proceedings - IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication*, pages 97–102. *Cited page 17*
- [Tamura et al., 2009] Tamura, T., Yoshimura, T., Sekine, M., Uchida, M., and Tanaka, O. (2009). A wearable airbag to prevent fall injuries. *IEEE*

- Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 13(6) :910–914.
2 citations page 18 and 111
- [Tung et al., 2013] Tung, W., Kazerooni, H., Hyun, D. J., and Mckinley, S. (2013). On the design and control of exoskeleton knee. pages 1–6. Cited page 110
- [Walsh et al., 2007] Walsh, C. J., Endo, K., and Herr, H. (2007). A quasi-passive leg exoskeleton for load-carrying augmentation. *International Journal of Humanoid Robotics*, 4 :487–506. Cited page 109
- [Wang et al., 2020] Wang, L., Peng, M., and Zhou, Q. (2020). Pre-impact fall detection based on multi-source cnn ensemble. *IEEE Sensors Journal*, 20(10) :5442–5451. Cited page 11
- [Wehbi et al., 2017] Wehbi, F. E. Z., Huo, W., Amirat, Y., Rafei, M. E., Khalil, M., and Mohammed, S. (2017). Active impedance control of a knee-joint orthosis during swing phase. *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, pages 435–440. Cited page 109
- [Weinberg et al., 2007] Weinberg, B., Nikitzuk, J., Patel, S., Patritti, B., Mavroidis, C., Bonato, P., and Canavan, P. (2007). Design, control and human testing of an active knee rehabilitation orthotic device. *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 4126–4133. Cited page 109
- [Whittle, 2007] Whittle, M. (2007). *Gait Analysis, an introduction*. 5 citations page 2, 46, 47, 50, and 112
- [Williamson and Andrews, 2000] Williamson, R. and Andrews, B. J. (2000). Gait Event Detection for FES Using Accelerometers and Supervised Machine Learning. *IEEE TRANSACTIONS ON REHABILITATION ENGINEERING*, 8(3) :312–319. Cited page 49
- [Wu and Kazerooni, 2017] Wu, S. L. and Kazerooni, H. (2017). Design of a passive exoskeleton knee to assist toe clearance. *ASME 2017 Dynamic Systems and Control Conference, DSCC 2017*, 1 :1–7. Cited page 109
- [Xiao et al., 2018] Xiao, J., Ren, W., Huang, X., and Wang, H. (2018). A surface electromyography-based pre-impact fall detection method. In *2018 Chinese Automation Congress (CAC)*, pages 681–685. Cited page 11
- [Yakimovich et al., 2009] Yakimovich, T., Lemaire, E. D., and Kofman, J. (2009). Engineering design review of stance-control knee-ankle-foot orthoses. *The Journal of Rehabilitation Research and Development*, 46 :257. Cited page 108
- [Yamamoto et al., 2003] Yamamoto, K., Ishii, M., Hyodo, K., Yoshimitsu, T., and Matsuo, T. (2003). Development of power assisting suit (miniaturization of supply system to realize wearable suit). Cited page 109
- [Yu, 2008] Yu, X. (2008). Approaches and Principles of Fall Detection. *Healthcom*, 10(1) :42–47. Cited page 7
- [Zhang et al., 2020] Zhang, L., Liu, G., Han, B., Wang, Z., Yan, Y., Ma, J., and Wei, P. (2020). Knee Joint Biomechanics in Physiological Conditions and How Pathologies Can Affect It : A Systematic Review. *Applied Bionics and Biomechanics*, 2020. 3 citations page 25, 47, and 111

-
- [Zhou et al., 2016] Zhou, Z., Liao, Y., Wang, C., and Wang, Q. (2016). Preliminary evaluation of gait assistance during treadmill walking with a light-weight bionic knee exoskeleton. *2016 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, ROBIO 2016*, pages 1173–1178. *Cited page 108*
- [Zhou et al., 2019] Zhou, Z., Liu, X., Jiang, Y., Mai, J., and Wang, Q. (2019). Real-time onboard svm-based human locomotion recognition for a bionic knee exoskeleton on different terrains. *2019 Wearable Robotics Association Conference, WearRAcon 2019*, pages 34–39. *Cited page 108*

