



**HAL**  
open science

## Analyse Quantifiée de la Marche : extraction de connaissances à partir de données pour l'aide à l'interprétation clinique de la marche digitigrade

Stéphane Armand

► **To cite this version:**

Stéphane Armand. Analyse Quantifiée de la Marche : extraction de connaissances à partir de données pour l'aide à l'interprétation clinique de la marche digitigrade. Sciences du Vivant [q-bio]. Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambresis, 2005. Français. NNT : . tel-00010618

**HAL Id: tel-00010618**

**<https://theses.hal.science/tel-00010618>**

Submitted on 13 Oct 2005

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

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

Thèse

Présentée à

L'UNIVERSITE DE VALENCIENNES  
ET DU HAINAUT-CAMBRESIS

Pour l'obtention du

DOCTORAT

Discipline

SCIENCES ET TECHNIQUES DES ACTIVITES PHYSIQUES ET SPORTIVES

Par

**Stéphane ARMAND**

---

**Analyse Quantifiée de la Marche : extraction de connaissances à partir de données pour l'aide à l'interprétation clinique de la marche digitigrade**

---

Soutenue le 29 Juin 2005

Devant la commission d'examen :

Bernadette BOUCHON-MEUNIER	Dir. de Recherches CNRS, LIP6	Rapporteur
André KAELIN	Pr., Chirurgien orthopédiste, HUG	Rapporteur
Ghislaine LENSEL	Pr., Univ. de Lille II, LEMH	Co-Directrice
François-Xavier LEPOUTRE	Pr., UVHC, CNRS LAMIH	Co-Directeur
Vincent NOUGIER	Pr., Univ. Joseph Fourier, LSPM	Rapporteur
Thierry POZZO	Pr., Univ. de Bourgogne, INSERM ERIT-M207	Examineur
Eric WATELAIN	MdC, UVHC, CNRS LAMIH	Co-Directeur



*Je dédie ce mémoire à ma compagne  
Jehanne et à notre fils Hélio*



## Remerciements

Pendant ce travail de thèse, sous forme d'un contrat CIFRE liant une entreprise du Sud de la France et un laboratoire de recherche du Nord de la France, de nombreuses personnes ont contribué directement ou indirectement au succès de ce travail.

Je remercie les rapporteurs de mon jury de thèse, les professeurs **Bernadette Bouchon-Meunier**, **Vincent Nougier** et **André Kaelin** qui m'ont fait l'honneur de lire, de commenter et de rapporter ce travail.

Je remercie également le professeur **Thierry Pozzo** d'avoir examiner ce travail et d'avoir présider le jury.

Mes remerciements s'adressent particulièrement à **Eric Watelain** qui m'a encadré et soutenu pendant ces 4 années de thèse. Bien que nous étions chacun à un bout de la France, j'ai apprécié sa grande disponibilité et réactivité. Envoyez lui un document à corriger le soir, le lendemain vous aurez la réponse. Il a été à la fois un directeur de thèse idéal, mais aussi une personne avec qui on peut discuter sur un pied d'égalité et j'espère maintenant un ami. Je suis sûr que nous aurons l'occasion de continuer à travailler ensemble car il me semble que nous partageons de nombreux points en commun.

Je remercie **François-Xavier Lepoutre** qui a toujours gardé un oeil global et critique sur mon travail. Ces remarques furent constructives.

Je remercie **Ghislaine Lensel** qui a toujours fait preuve d'une grande disponibilité lors des moments importants de ce travail.

J'adresse un GRAND MERCI à **Moïse Mercier**, qui m'a tout appris sur l'aspect clinique de la marche humaine pendant les trois années que nous avons passé en commun à l'Institut Saint-Pierre. Moïse est un médecin passionné toujours prêt à servir l'intérêt des patients et de ses amis. Si tous les médecins pouvaient être comme lui...

Je remercie l'**Institut Saint-Pierre** qui m'a permis de commencer ma thèse dans leurs locaux et d'utiliser les données du laboratoire d'analyse du mouvement pour ce travail. J'ai tout de même quelques regrets quand je repense à la fermeture du laboratoire et aux licenciements qui en ont suivis. Il est dommage que des conflits entre dirigeants amènent à

des aberrations de la sorte... J'aimerais remercier **Mathieu Juvet**, technicien du laboratoire et ami aujourd'hui; ainsi que **Caroline Calmes**, kinésithérapeute, qui malgré son vagabondage dans de lointains pays reste toujours une amie proche.

Je remercie également **Paul Allard** qui est certainement à l'origine de ma vocation vers la biomécanique et l'analyse du mouvement. Posez-lui une question et il vous répondra par une autre question pour vous amenez à trouver vous-même la réponse.

Parmi les gens qui ont contribué à la réussite de ma thèse, **Emmanuel Roux** est la personne clef concernant la partie intelligence artificielle de ce travail. Sans ces longs mails explicatifs, ces coups de fils (où à la fin mon oreille était toute rouge), je ne crois pas que mon travail aurait pu aboutir à ce qu'il est devenu. Un grand merci Manu

Un autre « énerguène », à l'allure nonchalante et stressé en même temps, **Kevin Guelton**, a été une sorte de grand frère pendant cette thèse. Assurant à la fois l'intendance lors de mes venues à Valenciennes, les conseils en tout genre, allant même à jouer le professeur intransigeant pendant les répétitions de la soutenance. Même s'il n'a pas directement contribué au travail de thèse lui-même, il a grandement contribué à la réussite de ma thèse. Merci Kiv, nous n'avons pas fini de refaire le monde...

Je remercie également tous les biomec. de la salle 123 et 213 du LAMIH, notamment **Christophe, Yannick, Didier, Mélanie** qui rendaient mes venues bimestrielles dans le grand Nord agréables. J'adresse un clin d'œil particulier à **Didier, Yannick et Ludo** qui sont désormais des collègues de travail.

Mes amis de **la bande du Puy** ont également joué un grand rôle dans ma motivation pour réaliser ce travail ; les week-ends de décompression étaient les bienvenus.

Je souhaite témoigner toute ma gratitude et mon amour à **Jehanne et Hélio** qui m'ont largement soutenus par leur présence et leur affection.

Ces remerciements ne seraient pas complets si je ne remerciais pas **mes parents**. Ils m'ont donné la force et les moyens de faire ces études. Je leur en suis très reconnaissant.

---

# Table des matières

<b>INTRODUCTION GENERALE</b>	<b>1</b>
<b>CHAPITRE I : REVUE DE LITTERATURE</b>	<b>5</b>
I.1 LA MARCHE HUMAINE	5
I.1.1 Définition	6
I.1.2 Le cycle de marche	6
I.1.3 La marche dite "normale"	8
I.1.4 La marche dite "pathologique"	10
I.2 UN EXAMEN CLINIQUE STANDARDISE : L'ANALYSE QUANTIFIEE DE LA MARCHÉ	12
I.2.1 Les laboratoires	13
I.2.2 Le fonctionnement	13
I.2.3 Le matériel	14
I.2.3.1 Matériel vidéo	14
I.2.3.2 Système optoélectronique ou électromagnétique	15
I.2.3.3 Plate-forme de force	15
I.2.3.4 Système électromyographique	16
I.2.3.5 Autres matériels	16
I.2.4 Les données de l'AQM	17
I.2.4.1 Paramètres spatio-temporaux	17
I.2.4.2 Paramètres cinématiques	17
I.2.4.3 Paramètres cinétiques	18
I.2.4.4 Paramètres électromyographiques	19
I.2.4.5 Paramètres cliniques	20
I.2.4.6 Synthèse des données de l'AQM.	21
I.2.5 Le déroulement d'un examen	22
I.2.5.1 Préparation	22
I.2.5.2 Bilan clinique et mesures anthropométriques	22
I.2.5.3 Vidéo fonctionnelle	23
I.2.5.4 Equipement du patient	23
I.2.5.5 Enregistrement statique et dynamique	24
I.2.5.6 Traitement/Réduction des données	24
I.2.5.7 Interprétation des données	25
I.2.6 Les utilisations de l'AQM	26
I.2.6.1 Synthèse des défauts de marche	26
I.2.6.2 Effet d'un traitement	26
I.2.6.3 Suivi de l'évolution de la marche	27
I.2.7 Les limites de l'AQM	27
I.2.7.1 Liées à l'acquisition	27
I.2.7.2 Liées aux modèles	28
I.2.7.3 Liées à l'expérimentateur	29

I.2.7.4	Liées au patient	29
I.2.7.5	Liées aux traitements des données	30
I.2.7.6	Liées à l'interprétation des données	30
I.2.8	Conclusion	32
I.3	LA MARCHÉ DIGITIGRADE	32
I.3.1	Définition	32
I.3.2	Aspects cliniques	33
I.3.2.1	Etiologie	33
I.3.2.2	Difficulté de distinction clinique des pathologies	34
I.3.2.3	Traitement	35
I.3.3	Aspects patho-biomécaniques	36
I.3.3.1	Implications biomécaniques d'une marche digitigrade	36
I.3.3.2	Causes possibles	38
I.3.4	Conclusion	39
I.4	DES DONNÉES DE L'AQM A UNE AIDE A L'INTERPRETATION CLINIQUE	39
I.4.1	Présentation de l'extraction de connaissances à partir de données	40
I.4.2	Caractérisation des données	41
I.4.2.1	Caractéristique des données	41
I.4.2.2	Méthodes de caractérisation des données de l'AQM	42
I.4.3	Apprentissage automatique et raisonnements pour l'ECD	44
I.4.3.1	Apprentissage inductif non supervisé	45
I.4.3.1.1	Définition	45
I.4.3.1.2	Méthodes	45
I.4.3.1.2.1	Classification hiérarchique ascendante	45
I.4.3.1.2.2	Classification autour des centres mobiles	46
I.4.3.1.2.3	Réseaux de neurones auto-organisés	46
I.4.3.1.3	Utilisation de ces méthodes pour l'analyse de la marche humaine	47
I.4.3.2	Apprentissage inductif supervisé	48
I.4.3.2.1	Définition	48
I.4.3.2.2	Méthodes	48
I.4.3.2.2.1	Analyse discriminante	48
I.4.3.2.2.2	Réseaux de neurones	49
I.4.3.2.2.3	Arbres de décision	49
I.4.3.2.3	Utilisation de ces méthodes pour l'analyse de la marche humaine	51
I.4.4	Conclusion	51
I.5	CONCLUSION GENERALE DU 1 <sup>ER</sup> CHAPITRE	52

<b>CHAPITRE II :</b>	<b>METHODE GENERALE</b>	<b>54</b>
II.1	LE LABORATOIRE D'ANALYSE DE LA MARCHE DE L'INSTITUT SAINT-PIERRE	54
II.1.1	<i>Matériel</i>	54
II.1.2	<i>Protocole d'acquisition</i>	55
II.1.3	<i>Population et base de données</i>	56
II.1.4	<i>Outils informatiques développés pour l'extraction de données</i>	57
II.2	METHODOLOGIE GENERALE	58
II.3	METHODE D'IDENTIFICATION DES PATRONS DE MARCHE DIGITIGRADE	60
II.3.1	<i>Sélection automatique des données</i>	60
II.3.1.1	Patients ayant une marche digitigrade	60
II.3.1.2	Données de l'AQM considérées	61
II.3.2	<i>Elimination des données extrêmes</i>	62
II.3.3	<i>Transformation et mise en forme des données</i>	63
II.3.4	<i>Algorithme de classification : c-moyennes floues</i>	64
II.3.5	<i>Caractérisation des patrons</i>	67
II.4	METHODE D'EXPLICATION DES PATRONS DE MARCHE DIGITIGRADE	67
II.4.1	<i>Données considérées</i>	68
II.4.2	<i>Transformation des données</i>	69
II.4.3	<i>Construction de l'ensemble d'apprentissage</i>	71
II.4.4	<i>Induction des règles explicatives</i>	71
II.4.4.1	Définition des termes	72
II.4.4.2	Les arbres de décision flous	72
II.4.4.2.1	Mesure de discrimination	73
II.4.4.2.2	Stratégie de partitionnement	74
II.4.4.2.3	Critère d'arrêt	75
II.4.4.3	Détermination des règles	75
II.4.5	<i>Evaluation des règles</i>	76
II.4.5.1	Evaluation de la prédiction	76
II.4.5.2	Evaluation de l'explication	78
II.4.6	<i>Exploitation des règles</i>	78
II.4.6.1	Classement d'un nouvel individu	78
II.4.6.2	Explication des patrons de marche digitigrade	79
II.4.6.3	Caractérisation des règles	81
II.5	CONCLUSION	82

<b>CHAPITRE III : IDENTIFICATION DES DIFFERENTS PATRONS DE MARCHE</b>	
<b>DIGITIGRADE</b>	<b>83</b>
III.1 INTRODUCTION	83
III.2 METHODE	85
III.3 RESULTATS	86
III.3.1 Sélection des patients digitigrades	86
III.3.2 Identification des patrons de marche digitigrade	87
III.3.3 Répartition des patrons de marche digitigrade selon les pathologies	89
III.3.4 Caractérisation statistique des patrons de marche digitigrade	90
III.4 DISCUSSION	94
III.4.1 Originalité de la méthode	94
III.4.2 Comparaison avec les patrons de marche présentés dans la littérature	95
III.4.3 Hypothèses explicatives des trois patrons de marche digitigrade	97
III.4.4 Implications thérapeutiques	97
III.5 CONCLUSION	98
<b>CHAPITRE IV : EXPLICATION DES DIFFERENTS PATRONS DE MARCHE</b>	
<b>DIGITIGRADE</b>	<b>99</b>
IV.1 INTRODUCTION	99
IV.2 METHODE	101
IV.2.1 Sujets	101
IV.2.2 Données de l'AQM	101
IV.2.3 Méthode d'extraction de connaissances	102
IV.3 RESULTATS	104
IV.3.1 Evaluation de la méthode	104
IV.3.2 Caractérisation des règles	106
IV.4 DISCUSSION	112
IV.4.1 Originalité et pertinence de la méthode	112
IV.4.2 Précision de la base de règles	113
IV.4.3 Confrontation de la base de connaissances avec la littérature	114
IV.4.4 Conseil pour l'interprétation de l'AQM	116
IV.5 CONCLUSION	116

<b>CHAPITRE V : DISCUSSION ET PERSPECTIVES</b>	<b>117</b>
V.1 DISCUSSION DE LA METHODE D'EXTRACTION DE CONNAISSANCES POUR L'AIDE A L'INTERPRETATION CLINIQUE	117
V.1.1 <i>Pertinence des choix méthodologiques</i>	117
V.1.2 <i>Contribution scientifique</i>	119
V.1.3 <i>Améliorations possibles</i>	121
V.2 DISCUSSION DES RESULTATS ET DE LEUR UTILISATION POUR L'AIDE A L'INTERPRETATION CLINIQUE DE LA MARCHE DIGITIGRADE	122
V.2.1 <i>Pertinence des résultats</i>	122
V.2.2 <i>Contribution scientifique</i>	125
V.2.3 <i>Améliorations possibles</i>	126
V.3 PERSPECTIVES	128
V.3.1 <i>Vers un système d'aide au choix thérapeutique</i>	129
V.3.2 <i>Vers un simulateur de marche pathologique</i>	130
V.3.3 <i>Vers une méthode générique d'analyse des causes d'un mouvement</i>	133
<b>CONCLUSION GENERALE</b>	<b>135</b>
<b>BIBLIOGRAPHIE PERSONNELLE</b>	<b>138</b>
<b>BIBLIOGRAPHIE 141</b>	
<b>ANNEXES</b>	<b>166</b>
ANNEXE A – Glossaire	166
ANNEXE B – Rapport type d'une AQM	170
ANNEXE C – Echelles cliniques et patrons d'activité électromyographique	181
ANNEXE D – Base de règles	183
ANNEXE E – Présentation des interfaces graphiques	186
ANNEXE F – Articles	192



## Introduction générale

Ce travail est le fruit d'une collaboration entre le Laboratoire d'Automatique, de Mécanique et d'Informatique industrielles et Humaines (LAMIH) de l'Université de Valenciennes et le Laboratoire d'analyse de la marche de l'Institut Saint-Pierre (ISP) à Palavas-Les-Flots. Cette collaboration a été formalisée par une convention CIFRE (Convention Industrielle de Formation par la Recherche) de l'ANRT (Association Nationale de la Recherche Technique).

L'ISP (clinique privée contribuant au service public hospitalier au niveau pédiatrique) s'est doté du premier laboratoire clinique français d'analyse de la marche en 1993 et a réalisé depuis plus de 2500 examens appelés Analyse Quantifiée de la Marche (AQM). La spécificité de cet examen est d'utiliser des paramètres biomécaniques (cinématique, cinétique et EMG) pour répondre à des besoins médicaux. Son but est d'identifier, quantifier et comprendre les défauts de marche rencontrés chez un patient, principalement dans l'optique de choisir le traitement le plus approprié.

En améliorant l'identification des causes des défauts de marche, l'AQM permet d'améliorer les recommandations thérapeutiques (DeLuca *et al.* 1997; Kay *et al.* 2000a; Kay *et al.* 2000b). Cet examen liant les domaines biomécaniques et médicaux intéresse de plus en plus le corps médical. Il vient d'ailleurs d'être coté récemment (le 15/03/2005) à la classification commune des actes médicaux (<http://www.ameli.fr/77/DOC/1162/article.html#>, p. 364 de la CCAM) et plusieurs centres d'analyse de la marche ont été créés récemment, ou sont en projet (comme à Lyon).

L'intérêt clinique de l'AQM n'est plus à démontrer (Simon 2004) mais cependant, certains auteurs (Skaggs *et al.* 2000; Noonan *et al.* 2003) ont mis en évidence la variabilité d'interprétation entre les experts, menant à des recommandations thérapeutiques parfois différentes. Cette interprétation, qui consiste à mettre en relation les données biomécaniques de l'AQM entre elles et avec les données cliniques, reste une tâche difficile. En effet, l'expert doit faire face à de nombreux éléments pour interpréter correctement les données de l'AQM (Davis *et al.* 1997b) : quantité importante de données, intégration des paramètres biomécaniques, connaissance des techniques utilisées pour obtenir ces données, intégration des données cliniques, compréhension de la marche normale et pathologique. Etant donné ces difficultés, il est nécessaire de fournir une aide à l'interprétation des données de l'AQM pour

améliorer l'identification des causes des défauts de marche et, a posteriori, les choix thérapeutiques.

Le LAMIH est une Unité Mixte de Recherche CNRS possédant un groupe Biomécanique dont les compétences et champs d'intérêts sont, entre autres, la biomécanique de la marche humaine (normale et pathologique) de même que l'aide à l'interprétation de données "patho-biomécaniques". Ainsi depuis 1992, sept thèses de doctorat en 61<sup>ième</sup> section (Automatique) et 74<sup>ième</sup> section (STAPS) ont été soutenues au LAMIH. Concernant la marche humaine, les intérêts allaient de la modélisation du corps humain pour l'analyse de la marche (Laassel 1992; Barbier 1994) jusqu'à l'explication des modifications de la marche perturbée par des contraintes extrinsèques (portage) (Delpierre 2004; Gillet 2004) ou intrinsèques (pathologies) (Watelain 1999). Dans le domaine de l'aide à l'interprétation clinique à partir de données biomécaniques, les intérêts se sont portés sur la marche (Watelain 1999), sur la chirurgie de la scoliose (Chusseau 1999) et sur les mouvements du membre supérieur (Roux 2002). Ce travail s'inscrit donc dans la continuité des travaux menés par Watelain (Watelain 1999) et par Roux (Roux 2002) en bénéficiant des apports d'une analyse multidisciplinaire du mouvement (74<sup>ième</sup> section) et des techniques d'analyse des données liées à l'automatique (61<sup>ième</sup> section). L'ISP a ainsi trouvé dans le groupe Biomécanique du LAMIH un collaborateur adéquat pour améliorer l'interprétation des données de l'AQM.

Dans le domaine de la marche pathologique, la marche digitigrade ("marche sur la pointe des pieds") intéresse particulièrement les médecins travaillant avec le laboratoire de marche de l'ISP. En effet, ce défaut de marche présente des difficultés de diagnostic : soit pour identifier la pathologie liée à ce défaut, soit pour trouver les causes cliniques de ce défaut. Ce phénomène apparaît dans de nombreuses pathologies et constitue un des défauts de marche les plus fréquents. L'identification des causes d'une marche digitigrade est importante car elle conditionne directement le traitement qui sera réalisé. Ainsi, la création d'un outil aidant à l'interprétation clinique de la marche de patients digitigrades constituerait un apport incontestable pour la prise en charge de ces patients.

L'aide à l'interprétation clinique est un thème de recherche en plein essor depuis la naissance de l'informatique et le développement des techniques d'intelligences artificielles. Les premières orientations étaient d'extraire et de formaliser la connaissance des experts pour la mettre dans un système informatique appelé : système expert (Horn 2001). Dans cette

approche, la capture du "*background*" des connaissances de l'expert (Horn 2001) ainsi que les désaccords possibles entre les experts sur ces connaissances (Long 2001) rendaient la création de ces systèmes difficiles. Mais la collecte informatique intensive des données et la constitution d'importantes bases de données ont favorisé la naissance d'une nouvelle discipline : *l'extraction de connaissances à partir de données* (Fayyad *et al.* 1996). Les connaissances sont alors extraites directement des données (et non plus des experts) par un apprentissage automatique qui constitue désormais une des branches principales de l'intelligence artificielle (Kononenko 2001). Deux approches d'apprentissage automatique nous ont semblé complémentaires dans le cas de l'étude des données de l'AQM pour la marche digitigrade : **extraire des connaissances intrinsèques** de ces données (permettant de faire ressortir l'organisation naturelle de ces données (patrons de marche digitigrade) par un apprentissage inductif non-supervisé) et **extraire des connaissances discriminantes** (permettant d'expliquer cette organisation par un apprentissage inductif supervisé). De plus, l'utilisation d'un formalisme flou dans ces deux approches permettrait de gérer les données imprécises (données médicales et biomécaniques) ainsi que de créer des règles intelligibles en utilisant un langage naturel.

L'objectif principal de ce travail est donc de fournir une aide à l'interprétation clinique de la marche digitigrade à partir des données de l'AQM. Les objectifs secondaires sont de proposer une méthode originale pour parvenir à ce but et d'améliorer les connaissances "patho-biomécaniques" sur la marche digitigrade.

Le **premier chapitre** de ce travail expose l'état de l'art des connaissances liées aux domaines de la marche humaine et de l'aide à l'interprétation clinique. Le domaine de la marche humaine est traité en trois parties, *la première* s'intéresse à la marche humaine et notamment à la marche dite "pathologique"; *la deuxième* décrit l'examen de quantification de la marche dans le milieu clinique : l'Analyse Quantifiée de la Marche. *La troisième* vise à exposer les connaissances actuelles sur la marche digitigrade ainsi que le problème de diagnostic de ce défaut de marche. Le domaine de l'aide à l'interprétation clinique est traité dans *la quatrième partie* de ce premier chapitre. Elle est orientée vers l'extraction de connaissances à partir de données et synthétise les études sur la marche humaine ayant utilisé des méthodes d'apprentissage automatique. L'objectif de cette partie est de mettre en exergue la méthode à utiliser pour aider à l'interprétation clinique de la marche digitigrade (à partir des données de l'AQM).

Le **deuxième chapitre** présente la méthode choisie pour l'aide à l'interprétation clinique. Elle est divisée en quatre parties. *La première partie* décrit les éléments constitutifs de la base de données de l'Institut Saint-Pierre ainsi que les outils réalisés pour exploiter cette base de données. *La deuxième partie* présente la méthode combinant une extraction de connaissances intrinsèques et discriminantes. *La troisième partie* expose la méthode propre à l'extraction de connaissances intrinsèques à partir d'un apprentissage inductif non-supervisé. Dans *la quatrième partie* est développée la méthode propre à l'extraction de connaissances discriminantes à partir d'un apprentissage supervisé ainsi que l'utilisation des connaissances extraites pour l'aide à l'interprétation clinique.

Le **troisième et le quatrième chapitre** correspondent aux deux études de ce travail et portent respectivement sur les deux étapes de la méthode exposée dans le deuxième chapitre. Ainsi, le troisième chapitre dévoile les patrons de marche digitigrade identifiés et le quatrième chapitre fournit les explications de ces patrons.

Le **cinquième chapitre** discute la méthode utilisée et les résultats obtenus à travers la contribution apportée, la pertinence des choix effectués ainsi que des améliorations possibles. Ce chapitre se termine par une ouverture sur les perspectives possibles de ce travail allant de l'utilisation de la méthode proposée pour d'autres applications jusqu'à la réalisation d'un simulateur de marche pathologique.

## Chapitre I : Revue de littérature

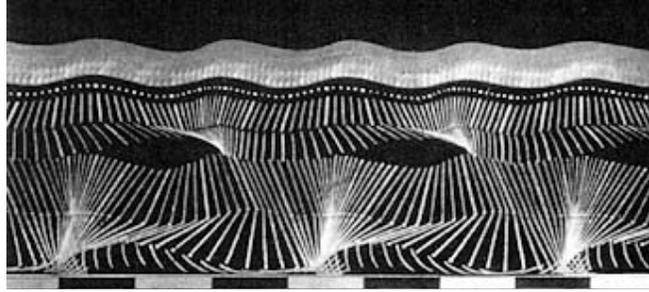
Ce premier chapitre présente une revue de littérature des différents domaines abordés dans ce travail.

Le premier domaine concerne **la marche humaine** auquel trois parties sont consacrées. La première partie se focalise sur une description de la marche humaine nécessaire à la compréhension de la marche dite "pathologique". La mesure de cette marche dans le milieu clinique a donné naissance à un examen standardisé : **l'Analyse Quantifiée de la Marche**. Son but est d'identifier, quantifier et comprendre les défauts de marche pour choisir le traitement le plus approprié. Cet examen est abordé dans la deuxième partie. Le défaut de marche auquel nous nous intéresserons dans ce travail est **la marche digitigrade**. Une synthèse des travaux réalisés autour de la marche digitigrade est présentée dans la troisième partie.

Le deuxième domaine concerne **l'apprentissage automatique** et **l'aide à l'interprétation clinique**. Il est traité dans la quatrième partie de ce chapitre en se focalisant sur les méthodes d'extraction de connaissances à partir de données. Le but de cette partie est de dégager une méthode appropriée pour l'aide à l'interprétation clinique de la marche digitigrade à partir des données de l'Analyse Quantifiée de la Marche.

### I.1 La marche humaine

La marche humaine est certainement le domaine le plus ancien et le plus étudié en biomécanique. Les connaissances sur ce domaine sont fortement liées au développement des techniques de mesure du mouvement. Même si l'une des premières études biomécaniques sur la marche est attribuée aux frères Werber en 1836 en appliquant les lois de la mécanique newtonienne au mouvement humain (Allard *et al.* 1997), c'est grâce aux techniques photographiques introduites par Marey et Muybridge et à l'évolution de ces techniques que les principales connaissances biomécaniques de la marche humaine ont été acquises. En effet, Marey a notamment inventé la chronophotographie (Figure 1) (Kleissen *et al.* 1998), représentation encore utilisée aujourd'hui connue sous le nom de diagramme bâton.



*Figure 1: Représentation en diagramme bâton de la marche humaine lors d'une expérimentation menée par Marey.*

Depuis, il existe une quantité importante de publications et d'ouvrages consacrés à la marche humaine. Cette partie a pour objet de donner les bases nécessaires à la compréhension de ce travail en s'appuyant sur les grands types d'études réalisées sur la marche humaine. Une excellente synthèse de la marche dite "normale" et "pathologique" est réalisée dans les ouvrages de Perry (Perry 1992) et Gage (Gage 1991; Gage 2004).

### **I.1.1 Définition**

La marche peut être définie comme un déplacement consistant en une translation de l'ensemble du corps, consécutive à des mouvements de rotations (Bouisset et Maton 1995). Elle utilise une répétition de séquences des segments corporels pour déplacer le corps vers l'avant tout en maintenant l'équilibre (Perry 1992). Pour être analysée, la marche est découpée selon le cycle de marche commençant par le contact d'un pied au sol et finissant par le contact subséquent de ce même pied.

### **I.1.2 Le cycle de marche**

La marche est une activité motrice cyclique qui alterne une phase d'appui (pied en contact avec le sol) et une phase oscillante (pas de contact du pied avec le sol). Un cycle de marche est ainsi composé d'une phase d'appui (environ 60% du cycle) et d'oscillation (environ 40% du cycle) des membres inférieurs droit et gauche.

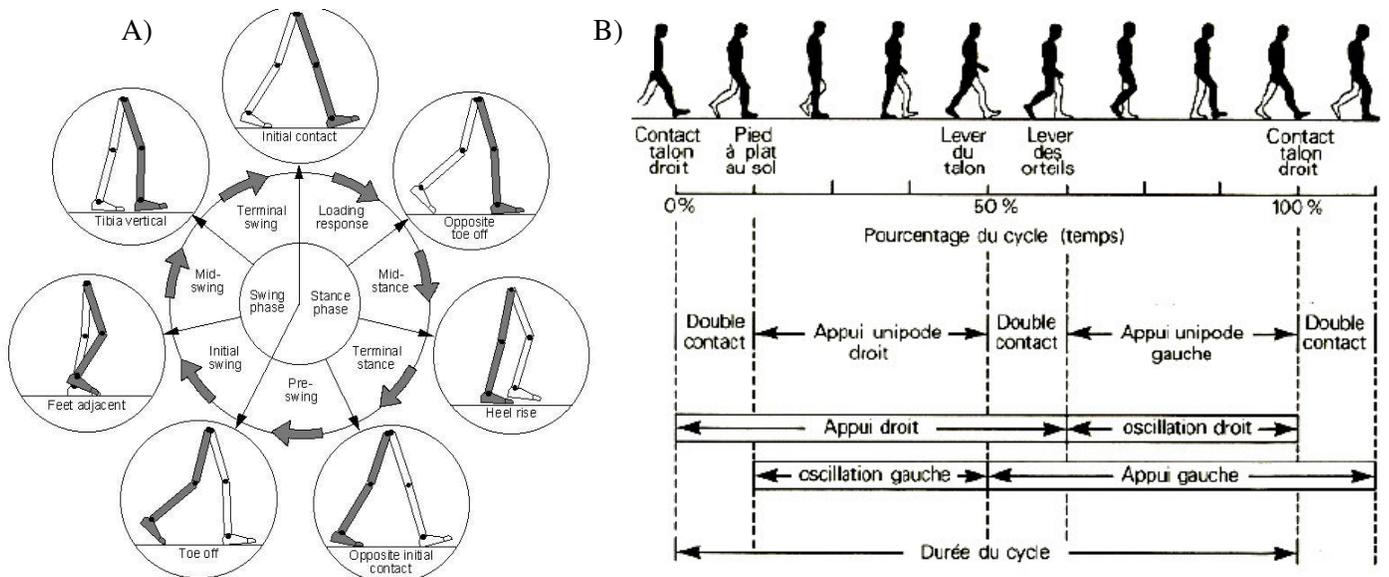


Figure 2 : Deux représentations complémentaires du cycle de marche : A) d'après Whittle (Whittle 2002) et B) et d'après Viel (Viel 2000a).

Lorsque les deux membres sont en phase d'appui, on parle **d'appui bipodal**; lorsqu'un des deux membres est en phase d'appui pendant que l'autre est en phase oscillante, on parle **d'appui unipodal**. Il est courant de faire un découpage plus fin (Figure 2) pour décrire la marche. On distingue alors :

- La phase de **mise en charge** (0 à 10% du cycle de marche).

Cette phase commence par le **contact initial** du pied avec le sol (0 à 2%) et se détermine par le lever du pied opposé. Elle correspond donc au premier appui bipodal. Son rôle est de transférer le poids vers la jambe en phase d'appui, d'absorber les chocs et de conserver la vitesse de marche tout en maintenant l'équilibre.

- La phase de **milieu d'appui** (10 à 30% du cycle de marche).

C'est la première moitié de l'appui unipodal. Elle permet au corps d'avancer au dessus du pied en appui et se termine quand le centre de gravité du corps est aligné avec l'avant pied.

- La phase de **fin d'appui** (30 à 50% du cycle de marche).

C'est la deuxième moitié de l'appui unipodal. Elle permet l'avancée du corps jusqu'au contact du pied opposé avec le sol.

- La phase **pré-oscillante** (50 à 60% du cycle de marche).

Cette phase correspond au deuxième appui bipodal. Son rôle est la propulsion du corps vers l'avant avec le transfert de poids vers la jambe en phase d'appui.

- La phase de **début d'oscillation** (60 à 73% du cycle de marche).

Elle correspond au premier tiers de la phase oscillante. Elle se termine quand le pied passe à coté du pied controlatéral. Le rôle de cette phase et des deux suivantes est de permettre l'avancée du membre oscillant sans qu'il ait de contact avec le sol.

- La phase de **milieu d'oscillation** (73 à 86% du cycle de marche).

Elle correspond au deuxième tiers de la phase oscillante. Elle se termine quand le tibia est vertical.

- La phase de **fin d'oscillation** (86 à 100% du cycle de marche).

Elle correspond au troisième tiers de la phase oscillante.

Ce cycle de marche découpé en diverses phases sert de référentiel de discussion à toute étude ou examen s'intéressant à la marche humaine. Les graphiques sont en général normalisés par rapport à la durée de ce cycle de marche et les différentes phases sont exprimées en pourcentage de celui-ci.

### I.1.3 La marche dite "normale"

La marche dite "normale" a été largement décrite dans la littérature. Elle a d'abord été décrite d'un point de vue global : avec le centre de gravité qui oscille de droite à gauche et de haut en bas comme le montre Inman *et al.* (Inman *et al.* 1981) sur la Figure 3, et avec les différents paramètres spatio-temporaux liés à un cycle de marche. Ensuite, des descriptions détaillées des déplacements linéaires de chaque segment et des déplacements angulaires de chaque articulation (cinématique) en partant des pieds jusqu'à la tête ont été réalisées pour chaque phase du cycle de marche (Sutherland *et al.* 1980; Gage 1991; Perry 1992).

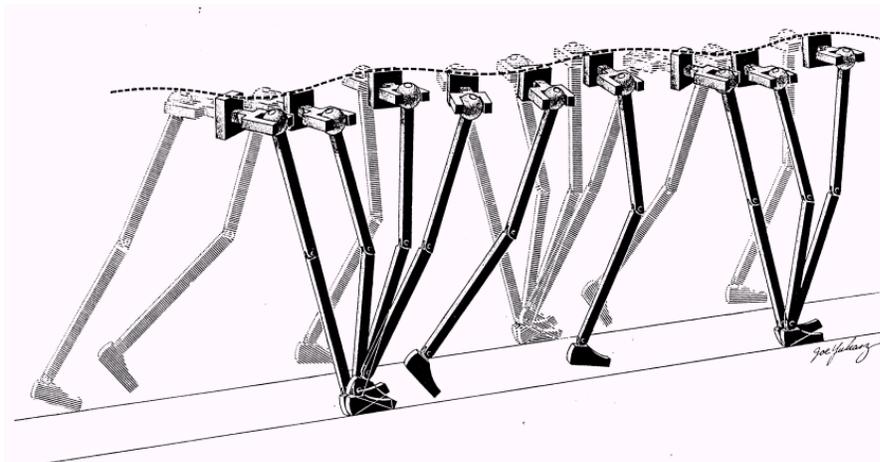


Figure 3 : Mouvement du centre de gravité lors la marche humaine (Inman *et al.* 1981)

Afin de comprendre la fonction de chaque mouvement pendant la marche, plusieurs approches complémentaires peuvent être nécessaires : une approche globale du rôle de chaque mouvement, une approche spécifique des fonctions de chaque muscle par rapport aux mouvements et une approche s'intéressant à la commande et à la régulation de ces mouvements.

Le rôle de chaque mouvement est compris en mettant en relation les données anatomiques, cinématiques, cinétiques et énergétiques. D'après Perry (Perry 1992) les fonctions locomotrices de la marche sont : la propulsion/progression, l'équilibre, l'absorption des chocs et la conservation d'énergie. Chaque mouvement peut alors être décrit à travers ces quatre fonctions. Par exemple, la progression de la marche est assurée par le système de trois pivots au niveau du pied et de la cheville ainsi que par l'avancée du membre inférieur controlatéral pendant la phase oscillante. Les trois pivots s'effectuent autour du talon, de la cheville et de l'avant pied (Figure 4). Le pivot autour de l'avant pied est parfois divisé en un pivot autour des métatarses et un autour des orteils (Viel et Esnault 2000b).

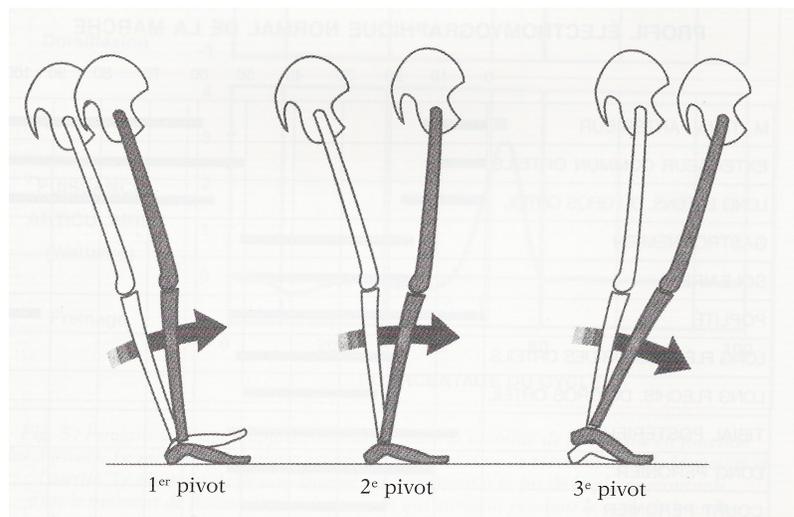


Figure 4 : Système de trois pivots (Perry 1992)

Ces mouvements sont contrôlés par des muscles qui assurent des fonctions d'amortissement, de freinage, d'accélération et d'équilibre (Viel et Plas 2000c). Les patrons d'activation des muscles pendant la marche — déterminés par des enregistrements électromyographiques (cf. Annexe C) — ont permis de déterminer le rôle de chaque muscle à chaque instant du cycle de marche. Les muscles permettent de dissiper les contraintes subies par le corps lors du contact du pied avec le sol. De nombreux muscles travaillent pour freiner

le mouvement soit simplement par leur caractéristique mécanique intrinsèque (la viscoélasticité du muscle), soit par une contraction excentrique (le muscle contrôle son étirement par une contraction). Les muscles extenseurs dans le plan sagittal du membre inférieur participent à l'accélération des segments et donc à la propulsion (Gillet *et al.* 2003; Neptune *et al.* 2004). De manière plus fine, les muscles contrôlent également l'équilibre pendant la marche, notamment avec des contractions isométriques (Gage 1991). Malgré une connaissance assez précise de l'activité des muscles, leurs rôles ne sont pas toujours faciles à élucider car de nombreux muscles sont bi-articulaires et ont des actions différentes suivant la position des articulations (Zajac *et al.* 2002; Zajac *et al.* 2003).

Ces muscles sont eux-mêmes commandés et régulés par le système nerveux. Le rôle de chaque élément de ce système a été élucidé en partie avec la neurophysiologie mais ne sera pas traité dans cette thèse.

Cependant malgré ces connaissances sur la marche humaine, de nombreuses zones d'ombre persistent. Par exemple, il existe un débat dans la littérature pour savoir si la propulsion pendant la marche est due aux muscles de la cuisse ou à ceux du pied. Certains auteurs (Pedotti 1977; Winter 1983) défendent l'hypothèse que la cheville est la cause principale de la propulsion du tronc, tandis que d'autres (Perry *et al.* 1974; Simon *et al.* 1978) prétendent que c'est la flexion plantaire qui maintient l'avancement du tronc au-dessus de la cheville. Une étude de Gillet *et al.* (Gillet *et al.* 2003) à laquelle nous avons participé apporte un élément de réponse par l'évaluation de la contribution de chaque segment à l'accélération du corps. Ce travail montre une contribution supérieure de la cuisse par rapport au pied à l'accélération du corps.

Les avancées sur la compréhension de la marche dite "normale" ont permis de se pencher sur la marche dite "pathologique" dans l'espoir de la comprendre et de corriger ses causes.

#### **I.1.4 La marche dite "pathologique"**

La marche dite "normale" dépend du fonctionnement satisfaisant du système locomoteur à tous les niveaux. La Figure 5 illustre ces différents niveaux. Le cortex moteur et les centres supérieurs contrôlent le mouvement dans son ensemble. Le système extrapyramidal gère les patrons moteurs et la coordination. La tension générée dans les muscles est modulée par les réflexes spinaux qui reçoivent des informations des récepteurs proprioceptifs. Les muscles doivent être capables de répondre à un niveau d'activation neuronale en développant une tension appropriée. Les articulations doivent bouger avec une

amplitude adéquate sans douleur. Les os doivent retransmettre les forces nécessaires. Une atteinte à n'importe quel niveau entre le cerveau et les os produit une marche dite "pathologique" ou une incapacité à marcher (Whittle 1996).

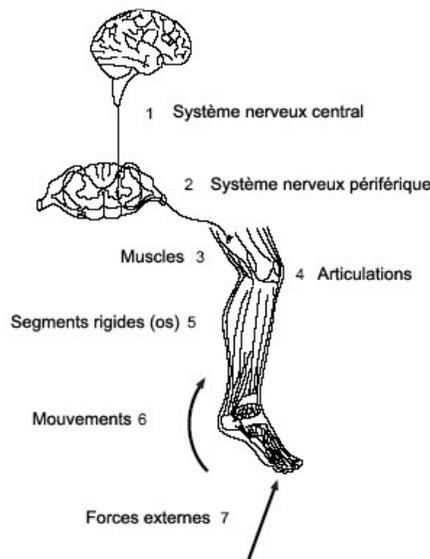


Figure 5 : Illustration des différents niveaux du système locomoteur (Vaughan et al. 1992)

Alors qu'il existe une multitude de pathologies affectant la marche, les déficits qu'elles imposent peuvent se résumer en quatre catégories fonctionnelles majeures : déformations, faiblesses musculaires, problèmes de contrôle musculaire et douleur (Perry 1992).

Les **déformations** peuvent être de type musculaire ou squelettique. Une déformation fréquente de type musculaire est une contracture d'un muscle. Une contracture du *triceps surae* peut entraîner plusieurs anomalies de la marche comme : une marche digitigrade, une flexion excessive de genou et de hanche en phase oscillante (pour que le pied n'accroche pas le sol), etc. Les déformations de type squelettique apparaissent avec la contrainte imposée aux os pendant la croissance chez l'enfant. Ce qui fait dire à Gage (Gage et Novacheck 2001) que les os grandissent selon le principe de Star Wars : "Que la force soit avec toi". Ainsi si la position du corps pendant la marche est anormale (par exemple une marche en rotation externe), par l'action des bras de levier, les contraintes exercées sur les os entraîneront des déformations de ceux-ci (par exemple : une rotation tibiale externe).

Les **faiblesses musculaires** correspondent à une force insuffisante par rapport à la force nécessaire pour une marche dite "normale". Elles peuvent être aussi bien d'origine myogène (comme pour les myopathies), d'origine neurogène (comme pour les neuropathies)

ou d'origine centrale (comme pour l'infirmité motrice cérébrale). Elles entraînent des mécanismes de compensation pour éviter que le muscle ou les muscles concernés par cette faiblesse soient obligés de fournir une force supérieure à ce qu'ils peuvent délivrer. Par exemple : une faiblesse du quadriceps est généralement compensée par une marche digitigrade et une absence de flexion de genou en début d'appui. Cela évite de produire le moment interne extenseur du genou qui apparaît dans la marche normale. Ce mécanisme de protection a été mis en évidence avec les patients souffrant d'une dystrophie musculaire de Duchenne (Sutherland *et al.* 1981). Dans une comparaison de la marche avec des patients présentant des faiblesses musculaires d'origine myogène et neurogène (Armand *et al.* 2005), nous avons montré l'importance de la marche digitigrade (donc des muscles fléchisseurs plantaires) pour les patients atteints d'une dystrophie musculaire de Duchenne, et l'importance des muscles abducteurs pour les patients atteints d'une amyotrophie spinale de type II.

Les problèmes de **contrôle musculaire** proviennent d'une lésion neurologique. La plus connue est la spasticité qui entraîne une hypertonie musculaire élastique à l'étirement. Les patients spastiques présentent une activité incontrôlée de leurs muscles pendant la marche. De plus, cette spasticité entraîne des déformations de type musculaire et squelettique.

La **douleur** peut provenir de bien des facteurs. Un simple caillou dans une chaussure peut entraîner de la douleur et une modification du schéma de marche. Les réactions physiologiques à la douleur entraînent deux obstacles à l'efficacité de la marche : les déformations et des faiblesses musculaires. Les déformations résultent des mauvaises positions pendant la marche et les faiblesses sont dues à la réduction d'activité de certains muscles.

La compréhension de la marche dite "normale" et "pathologique" a permis à un examen d'investigation de voir le jour : l'Analyse Quantifiée la Marche (*Clinical Gait Analysis*) (Whittle 1996). En effet, l'interprétation de cet examen est rendue possible grâce à toutes les connaissances accumulées à travers les travaux de description et de compréhension de la marche. Cet examen clinique quantitatif est décrit dans la partie suivante.

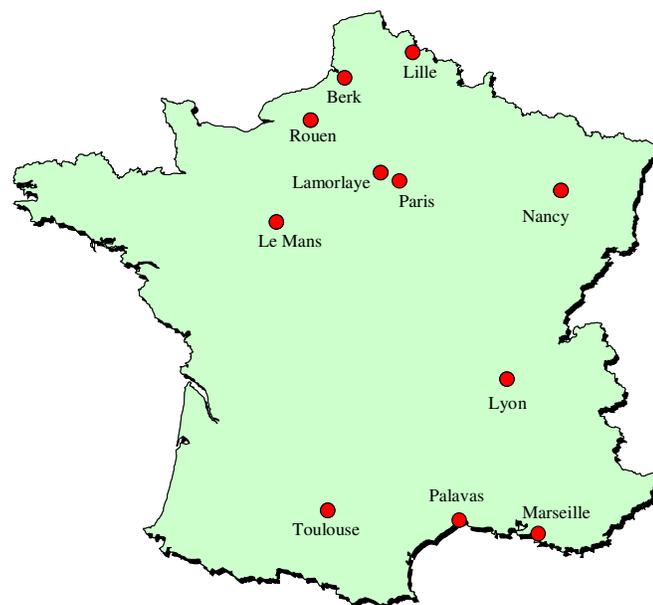
## **I.2 Un examen clinique standardisé : l'Analyse Quantifiée de la Marche**

Même si l'examen d'Analyse Quantifiée de la Marche (AQM) est encore un moyen d'investigation médical relativement marginal par rapport aux techniques d'imageries tels que la radiographie, le scanner ou l'IRM, il est cependant un examen très utile dans la prise en charge d'une personne présentant des défauts de marche. DeLuca *et al.* (DeLuca *et al.* 1997)

ont montré que la décision thérapeutique était améliorée avec l'utilisation de l'AQM. Cette amélioration va généralement vers une diminution des gestes chirurgicaux et vers une diminution des coûts associés aux traitements. Cet examen est en train de se standardiser. Il vient d'être côté récemment (le 15/03/2005) à la classification commune des actes médicaux (<http://www.ameli.fr/77/DOC/1162/article.html#>, p. 364 de la CCAM). Les paragraphes suivants décrivent cet examen, ainsi que ces apports et limites.

### **I.2.1 Les laboratoires**

Actuellement, il existe une dizaine de laboratoires purement clinique en France (Figure 6).



*Figure 6 : Laboratoire d'analyse de la marche pratiquant des AQM en France d'après le Groupe d'Analyse du Mouvement chez l'Enfant et l'Adulte (2005)*

### **I.2.2 Le fonctionnement**

En France, chaque laboratoire a son fonctionnement propre mais tous dépendent actuellement d'une structure hospitalière. La réalisation des examens est assurée par une équipe pluridisciplinaire constituée au minimum d'un médecin (responsable de la partie médicale de l'examen) et d'un ingénieur ou technicien biomédical (responsable de la partie analyse du mouvement de l'examen). Beaucoup de laboratoires travaillent également avec des kinésithérapeutes au sein de l'équipe. Whittle (Whittle 1996) et Davis (Davis 1997a) rapportent le même type de fonctionnement et de matériel aux Etats-Unis.

## I.2.3 Le matériel

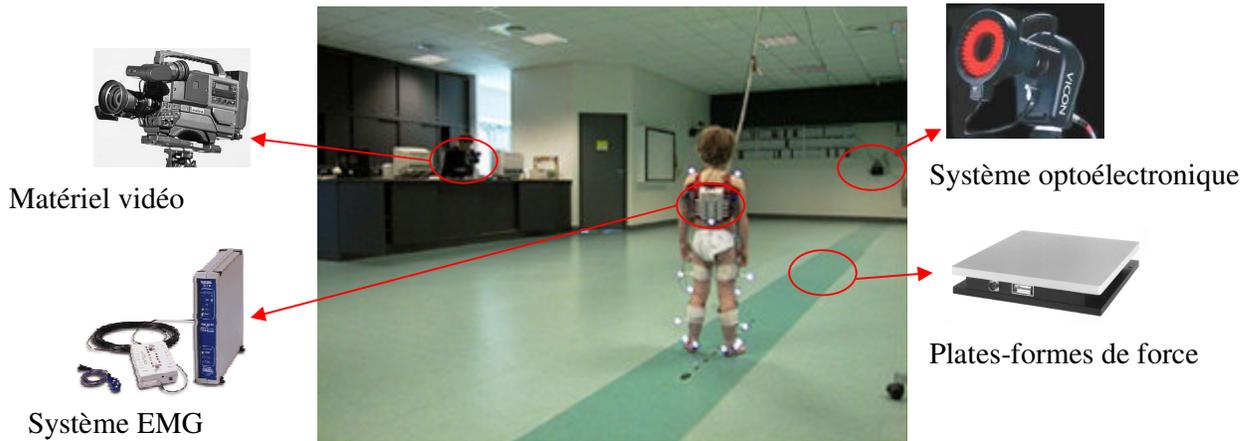


Figure 7 : Salle et matériel standard d'un laboratoire d'analyse du mouvement : exemple du laboratoire de l'Institut Saint-Pierre à Palavas (34, France)

Le matériel est également assez variable selon les laboratoires. Mais la plupart des laboratoires travaillent dans une pièce suffisamment grande pour que le patient puisse marcher en ligne droite sur une distance de 10 mètres et suffisamment large pour placer le système d'acquisition afin d'enregistrer au minimum un cycle de marche complet. Le système d'acquisition (Figure 7) comprend généralement :

- du **matériel vidéo** pour filmer le patient de face et de profil,
- un **système optoélectronique** permettant la mesure de la cinématique des segments,
- des **plates-formes de force** au sol pour la dynamique (enregistrement des forces de réaction au sol),
- un **système électromyographique** pour enregistrer l'activité des muscles.

Le tout est synchronisé et relié à un ordinateur pour l'acquisition. Certains laboratoires évaluent également la consommation d'oxygène ou la pression plantaire des pieds sur le sol.

### I.2.3.1 Matériel vidéo

Le matériel comprend généralement un minimum de deux caméras (analogiques ou numériques) qui sont reliées à une table de montage, permettant ainsi de mettre sur la même image une vue de face et de profil du patient. Cette table de montage est elle-même reliée à un moniteur pour le contrôle visuel, à un magnétoscope et/ou à ordinateur pour l'enregistrement de la vidéo.

### I.2.3.2 Système optoélectronique ou électromagnétique

Le rôle de ces systèmes est de capturer en trois dimensions les coordonnées de marqueurs situés sur les membres du patient. Ces marqueurs serviront à calculer les angles articulaires entre les segments.

Deux types de matériels sont possibles : les systèmes à marqueurs actifs et les systèmes à marqueurs passifs.

Dans les **systèmes à marqueurs actifs**, les marqueurs envoient une information qui est captée par le système soit de manière **électromagnétique** (c'est le cas du système Zebris de la société Zebris Medical), soit de manière **optoélectronique** (c'est le cas des systèmes Selspot de Innovision Systems, Optotrak et Polaris de NDI). Ces systèmes présentent l'avantage de reconnaître automatiquement les marqueurs mais l'inconvénient d'être reliés par des fils, d'avoir un rapport nombre de marqueurs sur fréquence d'acquisition limité, et pour le système électromagnétique d'être sensible à tout champ magnétique.

Dans les **systèmes à marqueurs passifs**, une lumière infrarouge émise par un stroboscope est réfléchié passivement par les marqueurs pour être captée par des caméras CDD sensibles aux infrarouges (c'est le cas pour les systèmes : Vicon de Oxford Metrics, Elite de BTS, Saga de Biogesta, Eagles de Motion Analysis). Un traitement d'images, suivi d'une reconstruction automatique de ces marqueurs permet d'obtenir les coordonnées 3D de ces derniers. Pour cela, il suffit qu'un marqueur soit vu par au moins deux caméras. Généralement, les laboratoires disposent d'au moins 5 caméras pour permettre l'acquisition complète d'un cycle de marche. Les principaux avantages sont de ne pas être limité en nombre de marqueurs et de ne pas être gêné par les fils. Par contre, même s'il existe des algorithmes de *tracking* pour suivre l'évolution des marqueurs, il est nécessaire de faire une reconnaissance préalable de ces marqueurs et de s'assurer que le *tracking* ait bien fonctionné.

### I.2.3.3 Plate-forme de force

Les plates-formes de force sont le plus souvent incrustées sur le chemin de marche. Elles servent à mesurer les forces externes exercées par le sujet sur le sol : forces de réaction au sol. Ces données serviront aux calculs des moments et puissances articulaires ainsi qu'au calcul du centre de pression (cf. paragraphe I.2.4.3, p. 18)

Deux grands types de plates-formes de force existent. Elles se différencient par le type de capteurs utilisés. Ils sont soit à base **piézo-électrique** (plates-formes de Kistler Instrument), soit à base de **jauges de contraintes** (plates-formes de AMTI, Bertec

Corporation et Logabex de GIAT industrie). Généralement, les laboratoires d'analyse de la marche sont équipés de deux plates-formes de force afin de pouvoir enregistrer l'appui gauche et l'appui droit lors d'un même passage du patient.

#### **I.2.3.4 Système électromyographique**

Le système électromyographique sert à enregistrer l'activité électrique des muscles lorsque ces derniers sont excités. Le signal électrique correspond à l'enregistrement des différences de potentiel générées au niveau des fibres musculaires. Cet enregistrement se fait le plus souvent soit par des électrodes implantées dans le muscle, soit par des électrodes de surfaces. Les **électrodes internes** (à fil ou à aiguille) permettent l'enregistrement de l'activité musculaire de manière localisée mais leur caractère invasif réserve leur utilisation à des muscles profonds (Kleissen *et al.* 1998; Sutherland 2001). Les **électrodes de surface** ou cutanées sont placées sur la peau au niveau du corps musculaire en suivant, le plus souvent, les recommandations de la SENIAM (Hermens *et al.* 2000). Il s'agit alors d'une activité musculaire plus globale. L'information recueillie par l'électrode, généralement pré-amplifiée, est envoyée à un récepteur soit par télétransmission, soit par l'intermédiaire d'un fil. Généralement, les laboratoires d'analyse de la marche disposent d'un système électromyographique comprenant au moins 10 voies, permettant d'enregistrer simultanément l'activité de 10 muscles.

#### **I.2.3.5 Autres matériels**

Certains laboratoires sont également équipés d'autres matériels communs tels que : accéléromètres, semelles ou tapis de pression, système de mesure de la consommation d'oxygène ou encore tapis roulant.

Les **accéléromètres** mesurent l'accélération d'un objet. Généralement un seul accéléromètre (mono-axial ou tri-axial) est fixé au niveau du bassin (environ au niveau du centre de gravité de la personne), le système d'enregistrement des données et d'alimentation électrique sont également embarqués sur le sujet (c'est le cas du système Locometrix de Centaure Metrix). Les avantages sont de permettre l'enregistrement du patient en milieu naturel sur une longue durée ainsi que sa mise en place rapide (Moe-Nilssen 1998). Il est également possible de coupler des accéléromètres avec des gyroscopes pour mesurer le mouvement articulaire (Mayagoitia *et al.* 2002).

Les **tapis ou semelles de pressions** sont constitués de petits capteurs permettant d'enregistrer les pressions plantaires lors de la marche avec une définition qui varie suivant la

taille des capteurs. Ainsi, avec des codes de couleur montrant le niveau de pression, il est possible de suivre l'évolution des pressions plantaires lorsque le pied est en contact avec le sol.

La mesure de la **consommation d'oxygène** (Cosmed K4 de la société COSMED) permet d'évaluer la dépense énergétique d'un patient. Généralement, le patient doit marcher un certain temps pendant lequel sa consommation d'oxygène est mesurée et ainsi sa dépense énergétique estimée.

Des **tapis roulants** peuvent être utilisés pour capturer un grand nombre de cycles de marche ou de course mais modifient les mouvements des sujets par rapport à des mouvements libres (Stolze *et al.* 1997; Alton *et al.* 1998; White *et al.* 1998). Certains tapis peuvent également être équipés de plates-formes de force (c'est le cas du système ADAL de Tecmachine) (Belli *et al.* 2001)

Après avoir défini le matériel utilisé pour l'AQM, les différentes données de cet examen de la marche sont décrites dans la partie suivante

## **I.2.4 Les données de l'AQM**

### **I.2.4.1 Paramètres spatio-temporaux**

Ils donnent une idée générale de la marche d'un patient. Les paramètres globaux de la marche sont : la vitesse, la cadence et la longueur du pas. Les paramètres spécifiques au cycle de marche sont les durées et les pourcentages relatifs à ce cycle. Ces paramètres sont présentés dans l'Annexe B.

### **I.2.4.2 Paramètres cinématiques**

Lors du mouvement humain, plus que les coordonnées des marqueurs placés sur la peau, le mouvement des segments corporels est le principal centre d'intérêt. Le mouvement d'un segment par rapport à autre segment se fait au niveau de l'articulation les reliant. Pour calculer cet angle, il est nécessaire d'utiliser un modèle mécanique.

Les segments corporels sont le plus souvent modélisés par des segments rigides indéformables afin d'obtenir leur mouvement dans l'espace à partir de trois marqueurs non-colinéaires. L'angle entre deux segments est généralement calculé en utilisant la méthode des angles d'Euler et en suivant la convention pour l'analyse du mouvement clinique proposée par Grood et Sunday (Grood et Suntay 1983) reprise par l'International Society of Biomechanics (Wu et Cavanagh 1995; Wu *et al.* 2002; Baker 2003). Ce calcul s'effectue aux centres articulaires qui sont estimés soit par des équations de régression (Bell *et al.* 1990; Davis *et al.*

1991), soit par des méthodes fonctionnelles comme la méthode du centre instantané de rotation (Crisco *et al.* 1994), du centre de rotation moyen (Woltring *et al.* 1985; Blankevoort *et al.* 1990) ou de "sphere fitting" (Leardini *et al.* 1999).

Les angles articulaires du bassin, de la hanche, du genou et de la cheville représentés par des graphiques sont une des principales représentations de la cinématique de la marche (cf. Annexe B). De plus, afin de pouvoir comparer plusieurs mesures du même angle, ces angles sont normalisés temporellement par rapport au cycle de marche (0% pour l'attaque du pied avec le sol jusqu'à 100% pour l'attaque suivante du même pied).

### I.2.4.3 Paramètres cinétiques

Les **forces de réaction au sol** enregistrées directement par les plates-formes de force sont les premières données cinétiques analysées dans l'AQM. Ces forces, qui se décomposent en trois composantes (verticale, antéro-postérieure et latérale) sont généralement normalisées par rapport à la masse du patient. Elles sont décrites en détail lors de la marche par Winter (Winter 1990) et font ressortir les phases de freinage et propulsion ainsi que l'appui du pied sur le sol. Elles sont présentées graphiquement dans l'Annexe B.

Plus que les forces de réaction, les **moments articulaires** et les **puissances articulaires** sont des données essentielles de l'AQM. En effet, le moment articulaire permet de savoir quel est le groupe musculaire principalement responsable du mouvement observé à une articulation selon les trois axes du mouvement. La puissance articulaire renseigne sur le type de contraction de ce groupe musculaire. Il peut soit générer de l'énergie (contraction concentrique), soit absorber de l'énergie (contraction excentrique). Si aucun mouvement n'est enregistré à l'articulation, la contraction est alors de type isométrique et la puissance est nulle.

Pour accéder à ces variables cinétiques, étant donné qu'il est difficile de mesurer la force de chaque muscle pendant la marche, une approche par dynamique inverse peut être utilisée. Pour cela, le corps est modélisé par un système de segments rigides articulés. Dans cette approche, les données cinématiques mesurées sont « combinées », avec les efforts externes (forces et moments) et les propriétés inertielles des segments corporels (masse, inertie, centre de masse), pour estimer les moments articulaires pour chaque articulation du modèle considéré (Seigler, 1997) comme représenté sur la Figure 8.

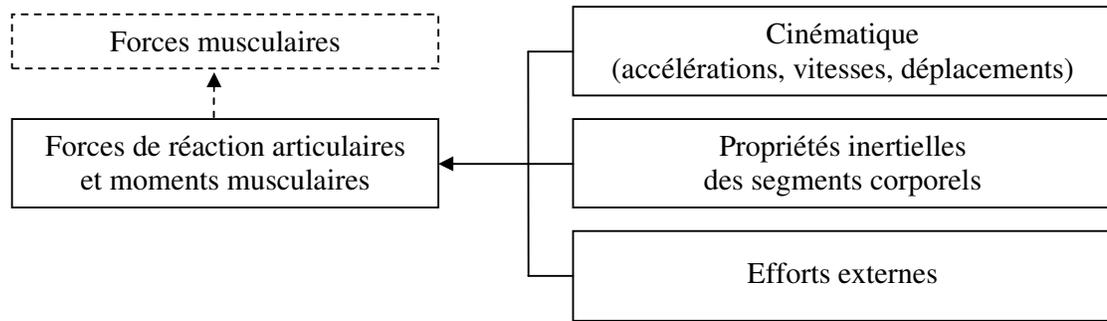


Figure 8 : Principe de la dynamique inverse (Davis 1997)

La mesure des données cinématiques a été décrite dans le paragraphe précédent I.2.4.2 (p. 17). Les propriétés inertielles peuvent être estimées à partir de tables anthropométriques (Dempster 1955; Clauser *et al.* 1969; Winter 1990; De Leva 1996), d'équations de régression (Zatsiorsky et Seluyanov 1983; Jensen 1986) ou de modèles géométriques (Hanavan 1964; Yeadon 1990). Les efforts externes sont les forces et moments de réaction au sol mesurés par les plates-formes de force.

Ainsi, à partir de cette approche, chaque segment est isolé pour obtenir un diagramme des corps libres où toutes les forces sont représentées. La résolution par dynamique inverse suit un processus itératif en partant du pied jusqu'à la hanche. Le moment articulaire calculé est un moment net, qui ne permet pas de distinguer la contribution de chaque muscle ou l'action de groupes antagonistes, ni entre l'action des forces actives (dues à la contraction de certains muscles) ni entre celles des forces passives (dues à l'étirement des structures passives : tendons, aponévroses, etc.) (Bouisset et Maton 1995).

Les moments et puissances articulaires pendant la marche sont généralement normalisés par rapport à la masse du patient et, par convention dans les laboratoires de marche, les moments internes sont utilisés. Ils sont présentés graphiquement dans l'Annexe B.

#### I.2.4.4 Paramètres électromyographiques

Le signal électromyographique (EMG) reflète l'activité électrique du muscle considéré. Ainsi par l'enregistrement des muscles clés de la locomotion, on accède aux patrons de coordination musculaire. Ce signal EMG est très utile pour compléter les paramètres cinétiques car il permet de savoir si le groupe musculaire est actif ou non et de savoir quel muscle est actif dans ce groupe (Sutherland 2001). Le *timing* du signal peut être comparé aux patrons de marche normale (cf. Annexe C) montrant si l'activité est normale,

continue, précoce, prolongée, inversée ou absente (Filippetti 2003). Outre l'activité *on/off* des muscles, l'EMG renseigne par l'intensité du signal, par la forme du signal et par sa fréquence.

Bien que l'intensité du signal EMG ne soit pas proportionnelle à la force du muscle, il donne une idée du niveau de contraction de celui-ci (Kleissen *et al.* 1998). La forme du signal peut être révélatrice d'anomalies. Un clonus dû à de la spasticité apparaîtra par des pics à fréquence régulière et d'intensité élevée. Une activité excessive sur une partie du cycle de marche sera mise en évidence en comparant sa forme avec celle d'une courbe normale. Le domaine fréquentiel est peu utilisé pour l'AQM, mais certaines études l'utilisent pour faire ressortir la fatigue des muscles (Gefen *et al.* 2002; Yoshino *et al.* 2004). En effet, la fréquence médiane du signal EMG diminue avec la fatigue (Bouisset et Maton 1995).

Afin de mettre en adéquation le signal EMG et les informations que l'on veut obtenir, plusieurs représentations de ce signal existent. Pour l'AQM, les laboratoires préfèrent généralement l'analyse du signal brut où aucune information n'a été enlevée. Mais il est également possible de représenter l'activité de type *on/off* en déterminant automatiquement le début et fin de contraction; plus de 14 méthodes existent pour obtenir automatiquement ce tracé (Hodges et Bui 1996). L'EMG redressé consiste à centrer le signal brut autour de zéro (en enlevant la moyenne) et à prendre la valeur absolue des valeurs. Ce tracé donne un aperçu plus quantitatif de l'activité des muscles et sert à calculer l'enveloppe EMG (Winter 1990). L'enveloppe est calculée en appliquant un filtre passe-bas sur le signal EMG redressé (Winter 1990; Bouisset et Maton 1995). Il existe d'autres méthodes de calcul amenant à un résultat graphique similaire à l'enveloppe : la racine de la moyenne du carré du signal EMG (RMS) ou encore la mesure de la surface du signal redressé (EMG intégré) (Bouisset et Maton 1995).

#### **I.2.4.5 Paramètres cliniques**

Le motif de prescription de l'AQM est la première donnée clinique à prendre en compte. Ensuite vient l'historique médical du patient qui varie suivant la pathologie. Il inclut l'âge des premiers pas, les traitements précédents, l'utilisation éventuelle d'aides techniques, les principaux problèmes de marche ainsi que les douleurs (Davis *et al.* 1997b). Cet historique peut être complété par des données d'examen complémentaires comme des radiographies, IRM, EMG, dosage sanguin, etc. (Whittle 1996).

Mais les données les plus importantes pour l'AQM sont les données fonctionnelles de l'examen clinique comprenant la mesure sur table des amplitudes articulaires, des déformations squelettiques, de la force et de la spasticité musculaires ainsi que d'autres

paramètres pouvant être spécifiques à une pathologie. Cet examen est plus détaillé dans le paragraphe I.2.5.2 (p. 22).

### I.2.4.6 Synthèse des données de l'AQM.

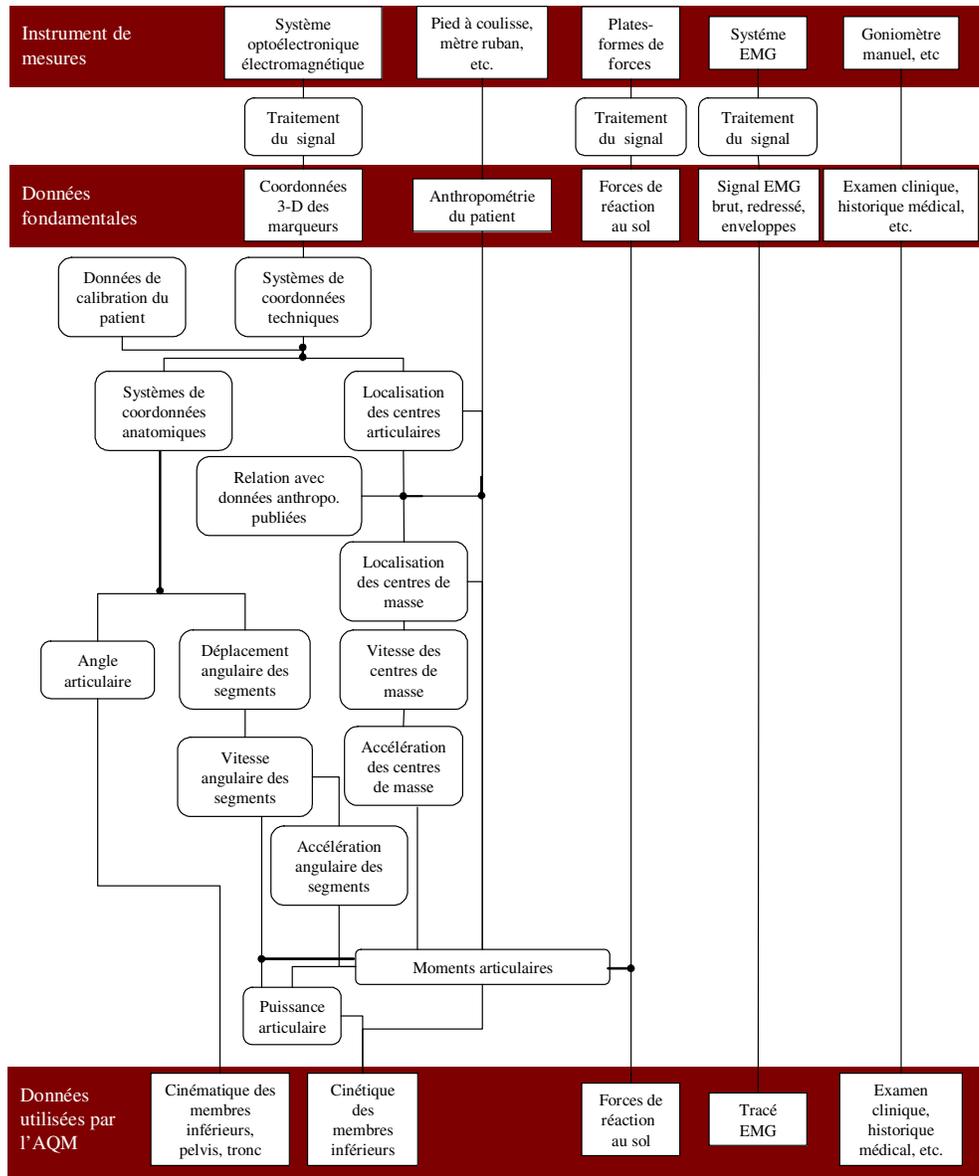


Figure 9 : Synthèse des données utilisées dans l'Analyse Quantifiée de la Marche : du matériel d'acquisition aux données utilisées par l'AQM (Davis et al. 1997b)

Les principaux paramètres utilisés lors d'une AQM viennent d'être décrits dans les paragraphes précédents. La Figure 9 synthétise ces paramètres en partant des instruments de

mesure ainsi que des données fondamentales enregistrées, puis montre les principales étapes de calculs pour aboutir aux paramètres utilisés dans l'interprétation de l'AQM.

## **I.2.5 Le déroulement d'un examen**

### **I.2.5.1 Préparation**

Avant tout examen, il est nécessaire de préparer la salle d'examen. Cette tâche comprend la calibration du système optoélectronique et des plates-formes de force, la mise au point des caméras numériques ou S-VHS, la préparation des marqueurs et électrodes ainsi que la préparation informatique et/ou manuscrite d'une fiche sur le patient.

### **I.2.5.2 Bilan clinique et mesures anthropométriques**

L'AQM commence ou finit par un bilan clinique effectué par un médecin spécialisé ou parfois par un kinésithérapeute. Ce bilan s'effectue sur table clinique et comporte la mesure :

**- de l'amplitude passive du mouvement des articulations;**

Parfois aidé d'un goniomètre, mais souvent en évaluant à l'œil, le clinicien juge la mobilité maximale de chaque articulation. Ceci permet d'apprécier les rétractions musculaires, les laxités articulaires et les défauts d'axes segmentaires.

**- de la force musculaire;**

L'évaluation de la force musculaire s'effectue en utilisant une échelle à cinq points (Mendell et Florence 1990). Le clinicien demande au patient de réaliser des mouvements contre la gravité et contre une résistance. Le but est de coter la force musculaire de chaque muscle. L'échelle est rapportée dans l'Annexe C. Dans certains laboratoires, un dynamomètre est utilisé pour quantifier plus précisément cette force. Une difficulté importante de cette partie de l'examen est d'obtenir une coopération maximale du patient, notamment quand le patient est jeune ou déficient intellectuel.

**- des troubles du tonus musculaires.**

Le plus commun de ces troubles est la spasticité qui traduit une hyperexcitabilité du réflexe myotatique responsable d'une augmentation, vitesse dépendante, du réflexe tonique d'étirement avec exagération des réflexes tendineux (Lance 1980). Il n'existe pas encore de consensus sur la mesure de la spasticité (Burrige *et al.* 2005; Wood *et al.* 2005). Il est possible d'utiliser soit des échelles cliniques analytiques, soit des techniques instrumentales. Le laboratoire dans lequel se réalise ce travail a choisi d'utiliser l'échelle clinique analytique d'Ashworth modifiée (Bohannon et Smith

1987). Elle présente l'avantage d'être facilement réalisable et d'être une des échelles les plus utilisées dans le monde. Cette échelle est également rapportée dans l'Annexe C.

D'autres éléments spécifiques à la pathologie du patient peuvent être ajoutés à cet examen comme le signe de Babinski, une griffe d'orteil, un arrière pied raide...

Les mesures anthropométriques, telles que la largeur des articulations, la longueur et parfois la circonférence des membres sont effectuées sur le patient. Ces mesures dépendent du modèle anthropométrique utilisé pour le calcul. Elles servent généralement à estimer les centres articulaires et les paramètres inertiels des segments.

### **I.2.5.3 Vidéo fonctionnelle**

Un film de quelques minutes montrant les capacités fonctionnelles du patient est souvent réalisé. Après un enregistrement statique de face et de profil, il est généralement demandé au patient de marcher sur la pointe des pieds, sur les talons, en marche arrière, de marcher sur une ligne, de s'asseoir et se relever, de courir, de tenir en équilibre sur un pied ou encore de faire des petits sauts. Ce film permet pendant l'interprétation des résultats, d'une part de visionner la marche au ralenti de face et de profil et, d'autre part, d'apporter un complément fonctionnel au bilan clinique.

### **I.2.5.4 Equipement du patient**

Le patient est ensuite équipé de marqueurs réfléchissants et d'électrodes électromyographiques. Généralement, on commence par positionner les électrodes qui serviront à l'enregistrement de l'activité musculaire. Les muscles de surface sont repérés en demandant au sujet de contracter les muscles concernés, puis après avoir dégraissé la peau, les électrodes sont posées en respectant les recommandations de la SENIAM (Hermens *et al.* 2000). La plupart des laboratoires travaillent avec des électrodes de surface (c'est le cas dans ce travail), mais parfois, des électrodes internes peuvent être utilisées pour enregistrer des muscles profonds.

Ensuite, les marqueurs réfléchissants sont positionnés sur les points anatomiques définis par le protocole de mesure. Dans notre laboratoire, c'est le protocole de Davis *et al.* (Davis *et al.* 1991) qui est utilisé (Figure 10).

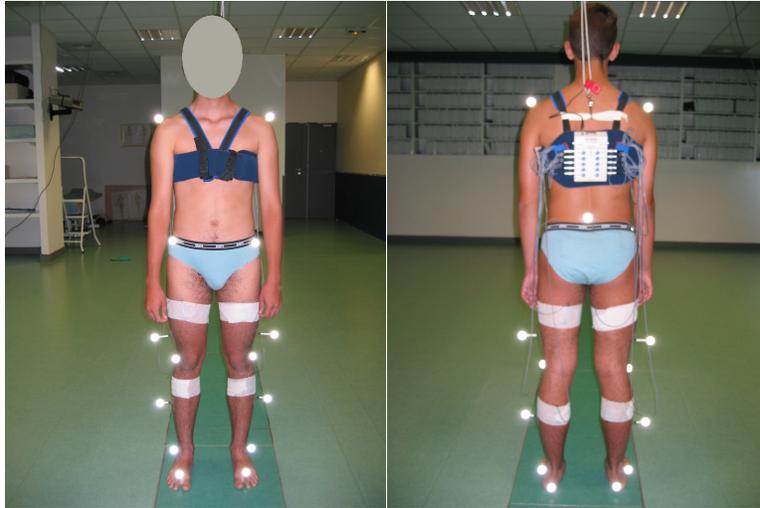


Figure 10 : Vue de face et arrière pour le placement des marqueurs selon le protocole de Davis (Davis et al. 1991)

#### **I.2.5.5 Enregistrement statique et dynamique**

Un fois le sujet équipé, un enregistrement statique du sujet est effectué qui servira par la suite à la reconnaissance automatique des marqueurs (*auto-labelling*) lors du traitement des essais dynamiques. Le patient marche sur un chemin de marche (12 mètres dans notre laboratoire) jusqu'à ce que l'expérimentateur estime le nombre de passages suffisant pour le traitement des données. Lorsque le patient en a les capacités, 5 passages considérés comme bons (incluant les appuis entiers sur les plates-formes de force) sont la limite minimale pour arrêter l'acquisition dynamique de la marche du patient.

#### **I.2.5.6 Traitement/Réduction des données**

La première phase de traitement est de nommer les marqueurs sur la vue en trois dimensions. Généralement le processus de reconnaissance effectue la majeure partie du travail mais il faut rester vigilant et vérifier chaque passage. La seconde étape consiste à identifier les instants caractéristiques du cycle de marche sur chaque passage retenu. Ces instants sont le contact et le décollement des pieds sur plusieurs cycles de marche. Il existe des algorithmes permettant de détecter automatiquement ces instants lorsque le patient marche sur les plates-formes de force ou avec des *foot-switches*. Une auto-corrélation peut également être utilisée pour identifier les instants où le patient n'est pas en appui sur les plates-formes. Il faut également rester vigilant car ces algorithmes fonctionnent souvent très bien pour la marche

dite "normale" mais peuvent présenter des faiblesses pour certaines marches dites "pathologiques".

Par la suite, des logiciels (commerciaux et/ou développés en interne) permettant l'automatisation des calculs sont utilisés pour estimer les angles, moments et puissances articulaires qui sont normalisés suivant le cycle de marche. D'autres calculs tels que la moyenne, la reproductibilité ou l'identification de valeurs caractéristiques peuvent également être effectués. Le traitement prend fin quand un rapport papier ou électronique contenant les différentes courbes de l'AQM est prêt à être interprété. Un rapport papier type est présenté dans l'Annexe B. L'examen d'AQM proprement dit se termine ici, mais il reste la phase la plus importante : l'interprétation des données.

### **I.2.5.7 Interprétation des données**

L'interprétation n'est pas réalisée de manière automatique et peut se décomposer en deux étapes.

La première étape, préalable à l'interprétation proprement dite des données de l'AQM, est l'identification des défauts de marche. Cette étape consiste à lister toutes les déviations significatives qui apparaissent par rapport à une marche "normale". Un rapport de toutes ces déviations peut parfois être joint à un examen d'AQM (cf. Annexe B).

La seconde étape, la plus délicate, est l'interprétation de ces déviations identifiées. Le but est de "remonter" aux causes des déviations initialement observées. Pour cela, il faut lier les données de l'AQM (cinématique, cinétique, EMG) et les éléments cliniques disponibles en ayant connaissance de la mécanique des marches dites "normale" et "pathologique" ainsi qu'en tenant compte du processus de collecte et de calcul des données (Davis *et al.* 1997b). Pour chaque défaut de marche, il est primordial de comprendre sa cause et de pouvoir distinguer si ce défaut est une compensation pour un autre défaut ou un défaut à traiter (Gage 1991). Une erreur lors de l'interprétation peut entraîner une erreur dans le choix du traitement et détériorer la marche d'un patient (Gage et Novacheck 2001).

Quelques points de vue sur la méthode d'interprétation de l'AQM sont exposés dans la littérature (Davis 1997a; Penneçot 2002) mais il n'existe pas de guide de référence. La phase d'interprétation est une expertise patho-biomécanique complexe et très importante car elle conditionne directement le traitement choisi suite à la lecture de cette expertise. Les difficultés de cette phase d'interprétation sont expliquées dans le paragraphe I.2.7.6 (p. 30).

## **I.2.6 Les utilisations de l'AQM**

En routine clinique, l'AQM est essentiellement utilisée pour faire une synthèse des défauts de marche d'un patient mais aussi pour évaluer l'effet d'un traitement ou suivre l'évolution de la marche au cours du temps.

### **I.2.6.1 Synthèse des défauts de marche**

L'AQM a montré son intérêt pour faire la synthèse des défauts de marche d'un patient en les identifiant et les quantifiant. Par interprétation patho-biomécanique, il est souvent possible de remonter aux causes cliniques de ces défauts de marche. Ainsi par la synthèse et la compréhension de la marche d'un patient, les traitements peuvent être choisis de manière plus efficaces (DeLuca *et al.* 1997; Kay *et al.* 2000a; Kay *et al.* 2000b).

L'AQM a donc transformé la prise en charge des patients ayant des problèmes de marche, notamment celle des enfants Infirmes Moteurs Cérébraux (IMC) (Bleck 1979; Gage *et al.* 1996; Sutherland 2001). Avant l'AQM, beaucoup d'interventions orthopédiques étaient réalisées séparément pendant la croissance de l'enfant. Maintenant, bien que la chirurgie ponctuelle peut également être optimisée avec l'AQM, certains chirurgiens proposent de réaliser ces multiples interventions chirurgicales en une seule fois (Kaelin 2002). Cette approche, lorsqu'elle est possible, permet de diminuer l'impact psychologique des interventions multiples réalisées séparément, optimise les améliorations fonctionnelles et réduit le coût médical (DeLuca *et al.* 1997; Simon 2004). L'AQM est également très utile pour choisir et optimiser d'autres traitements tels que la toxine botulinique, les pompes à baclofène intracécale, la rhizothomie, les plâtres d'allongement, les orthèses ou encore la kinésithérapie (Gage *et al.* 1996).

### **I.2.6.2 Effet d'un traitement**

Outre la synthèse des défauts de marche d'un patient, l'AQM permet aussi d'évaluer le résultat d'un traitement en comparant l'AQM réalisée avant et après ce traitement. Il devient possible d'ajuster ce dernier. Lors d'une chirurgie, l'AQM permet d'évaluer le résultat (Penneçot 2000). Lors d'injection de toxine botulinique, une AQM est parfois réalisée juste avant et un mois après l'injection pour évaluer son effet sur la marche d'un patient (Sutherland *et al.* 1999). Lors de l'utilisation d'orthèses, il est possible d'évaluer les effets de l'orthèse et ainsi de choisir la mieux adaptée ou d'ajuster les réglages de l'orthèse choisie (Carlson *et al.* 1997; Spaulding *et al.* 2003). Pendant une rééducation, l'AQM permet de montrer aux

kinésithérapeutes et plus généralement aux thérapeutes ainsi qu'au patient les progrès accomplis.

### **I.2.6.3 Suivi de l'évolution de la marche**

L'AQM représente en quelque sorte une photo dynamique de la marche à un instant donné. Lorsque ces "photos" sont prises à des instants  $t$  étalés dans le temps, l'évolution de la marche d'un patient peut être suivie. Cette évolution est particulièrement intéressante dans la prise en charge des maladies neuromusculaires où la marche se dégrade avec le temps.

Malgré les apports indéniables de l'AQM, il reste de nombreuses limites à cet examen. Afin d'utiliser les données de l'AQM de manière avertie, l'utilisateur doit être conscient de ces limites. Les principales limites de l'AQM sont présentées dans la partie suivante.

### **I.2.7 Les limites de l'AQM**

Les limites de l'AQM sont directement liées à celles de l'analyse du mouvement humain. Elles entraînent des erreurs sur la précision des mesures et l'interprétation des résultats.

#### **I.2.7.1 Liées à l'acquisition**

Le matériel utilisé et la configuration de l'environnement pour la capture du mouvement sont la première limite à la précision des mesures de l'AQM. D'un point de vue matériel, on peut citer la résolution des capteurs et la qualité de l'optique des caméras entraînant des distorsions. Les calculs des coordonnées en 3 dimensions sont effectués grâce à une série d'algorithmes qui peuvent également être à la source d'erreurs (estimation du centre des marqueurs (Jobbagy et Furnee 1994); reconstruction de la position des marqueurs en trois dimensions - *Direct Linear Transformation* (Abdel-Aziz et Karara 1971); suivi du déplacement des marqueurs (*Tracking*), interpolation, etc.).

D'un point de vue de la configuration de l'environnement, les erreurs de mesure peuvent être liées au nombre et à la position des caméras, au volume d'acquisition ou encore à la qualité de la calibration (Chen *et al.* 1994).

L'estimation globale de l'erreur liée au matériel d'acquisition a été évaluée (Ehara *et al.* 1995; Richards 1999; Chiari *et al.* 2005) soit en mesurant la distance entre deux marqueurs, soit en mesurant un angle entre trois marqueurs. Richards (Richards 1999) rapporte, pour le système utilisé dans notre laboratoire (Vicon 512 de la société Oxford Metrics), une erreur RMS de 0.62 mm pour une distance de 500 mm et de 1.421° pour un angle de 95.8°.

### **I.2.7.2 Liées aux modèles**

Le modèle utilisé pour calculer les variables de l'AQM à partir des coordonnées des points en trois dimensions est à la source d'imprécisions pour les données finales de l'AQM.

La première limite est liée à la modélisation des segments par des corps rigides indéformables. Mais certains segments, comme le pied, sont constitués de plusieurs os et de nombreux degrés de liberté. Le déplacement des parties molles est également ignoré dans le modèle utilisé.

Ces parties molles posent également le problème du déplacement relatif des marqueurs externes par rapport au squelette interne. Cappozzo *et al.* (Cappozzo *et al.* 1996) ont estimé que le déplacement des marqueurs fixés sur une partie molle pouvait atteindre 40 mm. De nombreuses techniques d'optimisation ont vu le jour pour minimiser l'effet de ces glissements de peau. Elles sont synthétisées dans l'article de Leardini *et al.* (Leardini *et al.* 2005).

Un autre problème lié aux marqueurs externes est l'estimation du centre articulaire. Dans leur synthèse sur les études estimant l'erreur de localisation du centre articulaire, Della Croce *et al.* (Della Croce *et al.* 2005) rapportent une erreur pouvant atteindre jusqu'à 105 mm par rapport au centre réel de la hanche.

La modélisation des centres articulaires est aussi présentée comme une limite. En effet, les modèles utilisent une articulation pivot alors que l'articulation du genou combine un mouvement de rotation et de translation (Komistek *et al.* 2003).

Il existe plusieurs façons de calculer les angles articulaires entre les segments (Cappozzo *et al.* 2005) qui présentent chacune leurs avantages et inconvénients. Une des principales difficultés est de faire correspondre les angles articulaires calculés mathématiquement avec la réalité clinique.

La dernière limite du modèle est l'utilisation des paramètres des segments corporels généralisés pour estimer la masse, la localisation du centre de gravité et le moment d'inertie. Pearsall et Costigan (Pearsall et Costigan 1999) ont évalué l'effet d'une variation allant jusqu'à  $\pm 40\%$  de ces paramètres sur les variables cinétiques. Pour la marche, il s'avère que ces variations entraînent des modifications de la cinétique, rapportées au poids du corps inférieures à un 1%. Dans certains logiciels d'analyse du mouvement, il n'est pas possible de choisir ces paramètres; ils utilisent généralement la table de Dempster (Dempster 1955) par défaut alors qu'il existe des tables spécifiques à certaines populations comme celle des enfants (Jensen 1986).

### **I.2.7.3 Liées à l'expérimentateur**

L'expérimentateur (et/ou clinicien) a également sa place dans les limites de l'AQM par le placement des marqueurs et des électrodes sur le patient ainsi que par les mesures de l'examen clinique.

La palpation pour localiser les points anatomiques est une tâche demandant de l'expérience et pouvant être difficile chez certains sujets pathologiques (obésité, déformations osseuses...). Della Croce *et al.* (Della Croce *et al.* 2005) synthétisent l'effet du mauvais placement des marqueurs sur les résultats de l'analyse du mouvement. La localisation du grand trochanter apparaît être le point anatomique présentant la plus grande variabilité (supérieure à 18 mm en valeur RMS) (Della Croce *et al.* 1999; Rabuffetti *et al.* 2002). Gorton *et al.* (Gorton *et al.* 2001) montrent une variabilité importante (amplitude supérieure à 20° sur le calcul de la flexion et rotation de la hanche) du placement des marqueurs entre les expérimentateurs de 12 centres d'analyse de la marche aux Etats-Unis.

Les mesures de l'examen clinique présentent une forte variabilité. L'étude de Noonan *et al.* (Noonan *et al.* 2003) rapporte une amplitude de mesure pour un même patient évalué dans quatre centres différents variant de 25 à 50° suivant la mesure considérée.

### **I.2.7.4 Liées au patient**

La variabilité de la marche d'un sujet est fonction des "caractéristiques" du sujet (âge, pathologie, etc.) et des paramètres analysés.

Les sujets sains présentent généralement une plus faible variabilité de marche intéressants que les sujets pathologiques (Steinwender *et al.* 2000). Les sujets adultes présentent une variabilité plus faible que les sujets enfants (Stolze *et al.* 1998). Chez les enfants, plus les sujets sont jeunes et plus cette variabilité est importante (Hausdorff *et al.* 1999). Chez les adultes, le groupe de sujets âgés de 66 à 84 ans n'a pas montré une variabilité plus importante que le groupe de sujets âgés de 21 à 47 ans (Gabell et Nayak 1984).

Les paramètres spatio-temporels montrent une plus grande variabilité pour les paramètres temporels que spatiaux (Stolze *et al.* 1998), et montrent une variabilité minimale avec une fréquence de cycle de marche proche de 1 Hz et avec une longueur de cycle maximale (Danion *et al.* 2003). Les paramètres cinématiques et cinétiques sont moins variables dans le plan sagittal que dans les plans frontaux et horizontaux (Kadaba *et al.* 1989; White *et al.* 1999; Noonan *et al.* 2003). La reproductibilité des paramètres électromyographiques est réduite (coefficient de variation supérieur à 40%) (Kadaba *et al.*

1989) avec une variabilité plus importante lors d'enregistrements avec des électrodes internes par rapport aux électrodes de surface (Kadaba *et al.* 1985).

### **I.2.7.5 Liées aux traitements des données**

Afin de normaliser les données de l'AQM par rapport au cycle de marche, il est nécessaire d'identifier les instants caractéristiques de ce cycle : contact du pied avec le sol et lever du pied (voir paragraphe I.2.5.6, p. 24). Cette identification est faite soit automatiquement grâce aux appuis sur les plates-formes, soit manuellement. Un décalage d'une à deux images peut entraîner une erreur sur l'estimation des données de l'AQM (Watelain 1999).

La dernière étape dans la création du rapport de l'AQM est le choix des essais présentés qui est assujéti à la subjectivité de l'expérimentateur. Un moyen de limiter cette subjectivité est de présenter tous les passages sur un même graphique (cf. Annexe B) pour montrer la reproductibilité, même si par la suite un seul passage ou la moyenne de ces derniers est analysé.

### **I.2.7.6 Liées à l'interprétation des données**

Après avoir obtenu les données de l'AQM, le plus difficile, comme dans les autres domaines liés à l'analyse du mouvement, est l'interprétation des résultats. L'interprétation est dans ce cas particulièrement importante car elle conditionne directement le traitement du patient.

Comme nous l'avons vu dans un paragraphe précédent I.2.5.7 (p. 25), l'expert clinicien doit d'abord identifier les déviations de la marche qui lui paraissent significatives et ensuite il doit élucider les causes de ces déviations. Pour cela, il doit lier toutes les variables de l'AQM en intégrant les éléments cliniques dont il dispose. Cette étape ne peut se faire sans une bonne compréhension biomécanique de la marche dite "normale" et "pathologique" et des modèles utilisés pour les calculs des différentes données de l'AQM (Davis 1997a). Cinq difficultés majeures peuvent être mises en évidence.

La **première difficulté** dans l'interprétation des données de l'AQM est de devoir traiter une quantité importante de données. Le rapport type dans l'Annexe B donne une idée du nombre de courbes à prendre en considération. De plus, toutes ces données sont en interaction les unes avec les autres.

La **deuxième difficulté** est de lier toutes ces informations. Car si l'une des courbes de marche est transformée (par exemple : une flexion de genou excessive en début d'appui) elle

entraîne la modification de la plupart des autres courbes (par exemple : une flexion excessive de hanche, une flexion dorsale excessive, un moment extenseur interne permanent au niveau du genou, une activité permanente du quadriceps, une diminution de la longueur du pas et de la vitesse de marche, etc.). L'expert chargé de l'interprétation devra donc vérifier la cohérence de ces modifications (Davis 1997a).

La **troisième difficulté** est de déterminer si ces modifications observées sont cliniquement significatives. Récemment Schwartz *et al.* (Schwartz *et al.* 2004) ont mis en place une méthode statistique pour mettre en évidence ces différences par rapport à une marche dite "normale". Mais habituellement, cette initiative est laissée à l'expert. Cette troisième difficulté pose une question sous-jacente : qu'est ce que la normalité de la marche ? Dans les laboratoires d'analyse de la marche, des sujets dit "sains" sont analysés pour déterminer une bande dite "normale" (bande verte sur l'Annexe B) constituée de la moyenne plus ou moins un écart-type. Or, il a été démontré qu'il existe plusieurs façons de marcher (Sohier et Haye 1989; Vardaxis *et al.* 1998; Gillet 2004) et qu'elles peuvent même dépendre du sexe (Cho *et al.* 2004) ou de traits psychologiques (Troje 2002).

La **quatrième difficulté** est de déterminer la nature des modifications observées sur les courbes. Elles peuvent être de type primaire, secondaire ou tertiaire. Les primaires sont les déviations directement causées par la pathologie (exemple : la spasticité). Les secondaires sont les conséquences "fixées" des primaires (exemple : contracture due à la spasticité). Même si l'anomalie de type primaire est supprimée, l'anomalie de type secondaire demeure. Les tertiaires sont les compensations utilisées par le patient pour marcher avec les anomalies de type primaire et secondaire. Ces compensations disparaissent si les anomalies de type primaire et secondaire sont supprimées. Pour distinguer les types d'anomalies, l'expert doit mettre en relation les données cliniques et les données de l'AQM. Généralement, l'expert (ou l'équipe experte) procède par hypothèses qu'il (ou elle) vérifie avec les données. Cela demande une très bonne connaissance des liens existant entre l'AQM et les éléments cliniques. Cette tâche permet de remonter aux causes des anomalies observées.

La **dernière difficulté** de l'interprétation, d'ordre médical, est de choisir le traitement approprié en fonction des causes des anomalies de marche trouvées et de la connaissance de l'effet des traitements sur ces causes.

Etant donné la complexité de la tâche, il n'est pas étonnant que l'expertise entre des données de l'AQM d'un même patient par plusieurs experts de plusieurs laboratoires ait abouti à une variabilité importante des résultats (Skaggs *et al.* 2000; Noonan *et al.* 2003). Ces études ont notamment montré une variabilité importante dans les recommandations pour les

traitements chirurgicaux. Ceci peut provenir en partie d'une philosophie de traitement différente (Skaggs *et al.* 2000).

La variabilité des données et la difficulté d'interprétation des données de l'AQM sont donc les principales limites de cet examen.

Malgré ces limites et sources d'erreurs, l'AQM est considérée comme un examen valide. Les utilisateurs des données de l'AQM doivent être conscients de ces limites afin d'interpréter les données avec précaution.

### **I.2.8 Conclusion**

Après avoir décrit en détail en quoi consistait cet examen et qu'elles étaient les variables analysées, après avoir pris conscience de ces limites, nous avons vu que le problème majeur résidait dans l'interprétation des données. Pour l'AQM comme pour l'analyse du mouvement, il est assez aisé de décrire un mouvement (pathologique ou non) mais assez difficile de comprendre ce qui conditionne ce mouvement. Pourquoi ce patient marche-t-il de telle manière ?

Pour aider à l'interprétation des données de l'AQM : deux contributions semblent nécessaires : *premièrement*, contribuer à la compréhension de la marche "pathologique"; *deuxièmement* : fournir un outil d'aide à l'interprétation des données de l'AQM. Ce travail contribuera à ces deux volets en se focalisant sur la marche digitigrade.

## **I.3 La marche digitigrade**

### **I.3.1 Définition**

Cette expression fait référence au terme anglais "*toe-walking*". La traduction pourrait être "marche sur la pointe des pieds", mais l'expression privilégiée en français est "marche digitigrade" (Palayer 2004). Il est parfois mentionné l'expression de "marche en équin". Mais cette dernière est réductrice dans le sens où elle fait référence à l'angle entre le pied et la jambe alors que l'on veut définir le contact du pied avec le sol; donc même si l'équin est souvent associé à une marche digitigrade, il existe d'autres configurations de cheville menant à une marche digitigrade.

D'un point de vue biomécanique, la marche digitigrade peut être définie par une absence de premier pivot (Perry 1992). Ce pivot apparaît dans la marche dite "normale" lorsque le pied touche le sol avec le talon (cf. paragraphe I.1.3, p.8). L'absence de ce premier

pivot se caractérise par une flexion dorsale progressive pendant la phase de mise en charge (environ 10% du cycle de marche) au lieu d'un léger mouvement vers la flexion plantaire dû à la rotation du pied autour du talon pendant la marche dite "normale" (Figure 11).

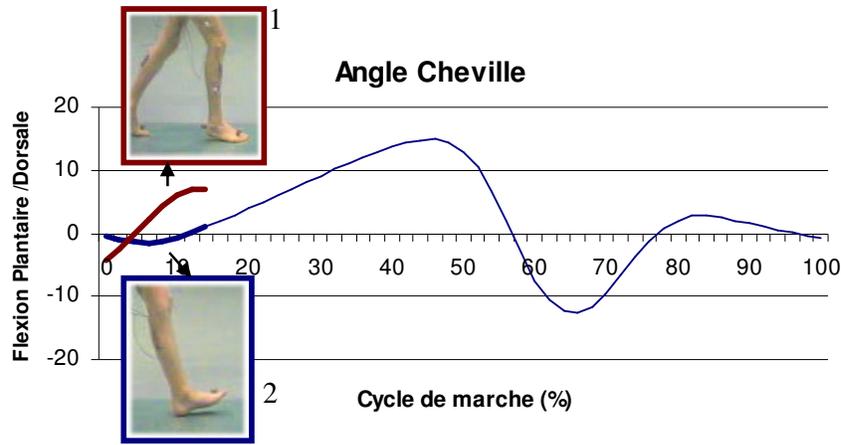


Figure 11 : Comparaison de la cinématique de cheville dans le plan sagittal en présence d'une marche digitigrade (photo et courbe 1 en rouge) par rapport à une marche dite "normale" (photo et courbe 2 en bleu)

Dans cette définition, l'attaque du sol pied à plat est incluse. Par rapport au cycle de marche, la marche digitigrade est définie en fonction de l'attaque du pied sur le sol.

### I.3.2 Aspects cliniques

#### I.3.2.1 Etiologie

La marche digitigrade peut être considérée normale jusqu'à l'âge de trois ans (Papariello et Skinner 1985). Sa disparition est associée à la maturité de la marche (Sutherland *et al.* 1980) et peut donc disparaître avant cette âge limite. Après 3 ans, elle est une des déviations de la marche des plus courantes associées à de nombreuses pathologies telles que :

- l'infirmité motrice cérébrale (Perry *et al.* 1974; Hicks *et al.* 1988; Tardieu *et al.* 1989; Kelly *et al.* 1997; Davids *et al.* 1999; Rose *et al.* 1999; Policy *et al.* 2001).
- les dystrophies musculaires (Sutherland *et al.* 1981; Patte *et al.* 2000; Armand *et al.* 2005).
- le pied bots varus équin (Karol *et al.* 1997; Davies *et al.* 2001).
- la neuropathie (Kwon *et al.* 2003).
- l'hémiplégie (Winters *et al.* 1987; Goodman *et al.* 2004).
- etc.

<b>ETIOLOGIES</b>	
<b>PRIMITIVE :</b> L'acquisition de la marche se fait d'emblée sur la pointe des pieds et persiste au-delà de l'âge de 3 ans.	
Neurologique	Infirmité Motrice Cérébrale
Psychiatrique	Autisme
Idiopathique	Diagnostic d'élimination
<b>SECONDAIRE :</b> La survenue d'une attaque digitigrade du pas se fait après une période normale de marche.	
Myopathies et pathologies neuro-musculaires	Dystrophie musculaire de Duchenne...
Neurologique	<b>Malformatives :</b> pied bot varus équin... <b>Tumorales :</b> tumeurs au niveau du système nerveux central... <b>Dégénératives :</b> maladie de Charcot Marie Tooth ... <b>Virales :</b> séquelles de Polyomyélite...

*Tableau 1 : Etiologies possibles de la marche digitigrade (Palayer 2004)*

Quand l'étiologie de cette marche sur la pointe des pieds n'est pas trouvée, le terme de marche digitigrade idiopathique est employé. Le Tableau 1 résume les étiologies possibles de ce défaut de marche en distinguant si l'acquisition de marche digitigrade s'est faite d'emblée ou après une période de marche normale.

### **I.3.2.2 Difficulté de distinction clinique des pathologies**

Le diagnostic d'un jeune patient présentant une marche digitigrade est parfois difficile. Lors d'une consultation, le médecin recherchera les signes cliniques permettant d'orienter le diagnostic vers une pathologie neurologique, musculaire ou mixte en vue d'adresser le patient vers une consultation ou des examens spécialisés.

Les principaux examens spécialisés sont les suivants :

- Le dosage des CPK (Créatine Phospho-Kinase) et LDH (Lipoprotéine de Haute Densité) permet d'orienter le diagnostic vers une maladie musculaire si ces derniers sont élevés.
- L'électroneuromyographie permet d'estimer les vitesses de conduction des nerfs, d'étudier la relation entre l'activité nerveuse et la contraction musculaire. Cet examen oriente le diagnostic entre des pathologies musculaires ou des atteintes neurologiques mais ne peut servir à établir un diagnostic précis.
- IRM et scanner permettent de diagnostiquer les lésions aux niveaux médullaire et cérébral.

- La biopsie musculaire permet de rechercher des anomalies de structure du muscle en microscopie optique ou électronique, et de renseigner sur le type d'atteinte musculaire.

- L'analyse génétique en biologie moléculaire permet de rechercher spécifiquement des anomalies génétiques (par exemple celle du gène de la dystrophine responsable de la dystrophie musculaire de Duchenne) et de confirmer le diagnostic.

Dans le cas d'une marche digitigrade idiopathique aucun de ces examens n'apporte d'éléments. De plus, ces examens sont coûteux et souvent traumatisants pour le patient.

Des auteurs se sont intéressés à utiliser l'AQM comme moyen d'orientation diagnostique pour les patients ayant une marche digitigrade (Kalen *et al.* 1986; Hicks *et al.* 1988; Kelly *et al.* 1997; Rose *et al.* 1999; Policy *et al.* 2001; Crenna *et al.* 2005). En effet, si le diagnostic pouvait être orienté grâce à l'AQM, les médecins disposeraient d'un outil supplémentaire qui ne serait pas propre à une pathologie (comme la plupart des examens spécialisés) et qui pourrait donc diminuer le coût et les traumatismes (car non invasif). Ces études se sont essentiellement intéressées à distinguer les idiopathiques et les IMC a minima, ayant une marche digitigrade. Il y a 17 ans, Hicks *et al.* (Hicks *et al.* 1988) ont identifié des causes différentes de ce défaut de marche : pour les IMC, la cause serait une flexion excessive de genou tandis que pour les idiopathiques, elle serait due à une flexion plantaire. Plus récemment, Kelly *et al.* (Kelly *et al.* 1997) ont montré des patrons de mouvements différents au niveau de la cheville et du genou pour ces deux pathologies. Crenna *et al.* (Crenna *et al.* 2005) montrent également des marches différentes pour ces pathologies en imposant aux patients de marcher avec une attaque du pas par le talon. Au niveau de l'électromyographie de la marche, Kalen *et al.* (Kalen *et al.* 1986) n'ont mis en évidence aucune différence significative entre les IMC et les idiopathiques. Par contre, Rose *et al.* (Rose *et al.* 1999) ont montré que l'enregistrement électromyographique d'exercices fonctionnels (s'asseoir) pouvaient aider à différencier ces deux pathologies par la mise en évidence de co-contractions dans le cas d'IMC. Ces études se sont intéressées seulement à distinguer ces deux pathologies, sans résultat efficace pouvant être utilisé en routine clinique. A notre connaissance, aucune étude n'a analysé la marche digitigrade de manière transversale, c'est-à-dire avec une variété de pathologies confondues.

### **I.3.2.3 Traitement**

Selon l'étiologie ou la sévérité de la symptomatologie, différents moyens sont utilisables pour traiter une marche digitigrade, allant de la thérapie orale à l'allongement

chirurgical. Ils sont résumés dans la Figure 12 suivant l'effet local ou général (axe des ordonnées) et suivant la réversibilité ou la permanence (axe des abscisses).

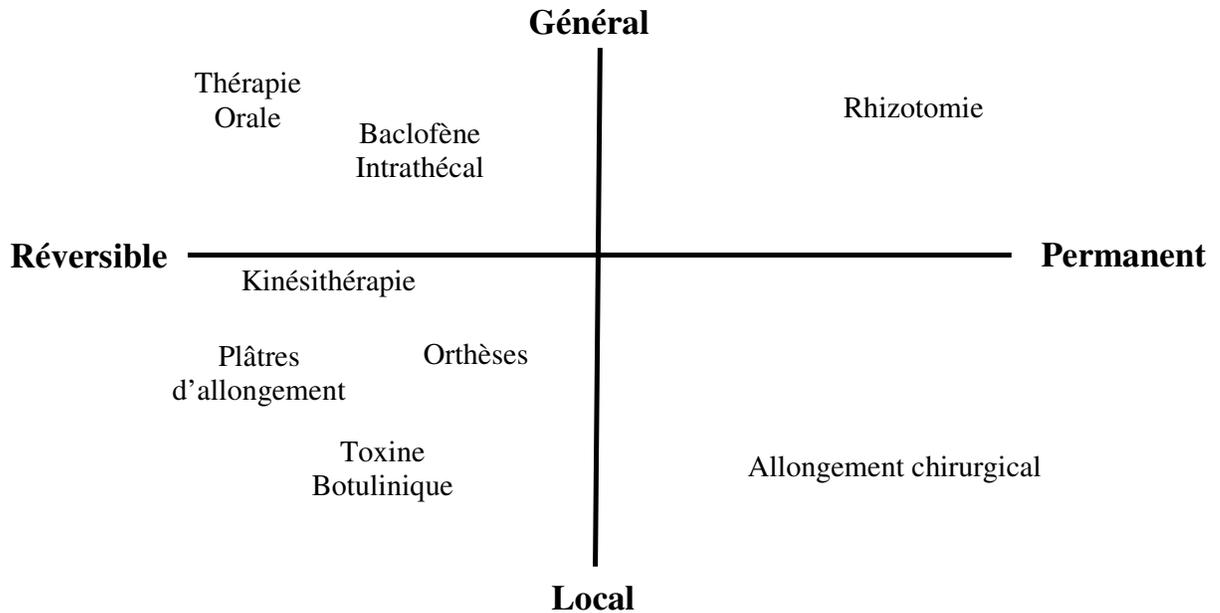


Figure 12 : Synthèse des traitements possibles pour une marche digitigrade en partie suggérée par Graham *et al.* (Graham *et al.* 2000)

Même s'il n'existe pas vraiment de consensus pour le choix du traitement, les auteurs s'accordent sur le fait qu'il est primordial de trouver la cause de la marche digitigrade avant de choisir un traitement (Schwentker 2004). Par exemple, l'identification d'une marche digitigrade due à une contracture ou à une spasticité du triceps entraîne des traitements différents chez l'IMC. La contracture sera traitée par chirurgie (Steinwender *et al.* 2001) tandis que la spasticité sera plutôt traitée par injection de toxine botulinique et/ou plâtres d'allongement (Sutherland *et al.* 1999).

### **I.3.3 Aspects patho-biomécaniques**

#### **I.3.3.1 Implications biomécaniques d'une marche digitigrade**

On peut se demander pourquoi chercher à corriger ce défaut de marche. Kerrigan *et al.* (Kerrigan *et al.* 2000) pensent que la marche sur la pointe des pieds peut être un avantage pour les patients présentant des lésions neurologiques. Leur hypothèse est fondée sur l'observation d'une diminution des pics des moments à la cheville et au genou chez des sujets

sains marchant sur la pointe des pieds par rapport à leur marche dite "normale". Ils proposent donc que la force nécessaire pour une marche digitigrade serait inférieure à celle d'une marche dite "normale". De même, dans la patho-mécanique de la dystrophie musculaire de Duchenne, la marche digitigrade permet une compensation pour la faiblesse du quadriceps, maintenant ainsi la force de réaction en avant du genou. Ceci crée un moment fléchisseur interne permanent limitant la contribution du quadriceps (Hsu et Furumasu 1993).

Mais, malgré ces avantages compensateurs, la marche digitigrade présente bien des inconvénients. Tout d'abord, la stabilité de l'appui est compromise par une proportion réduite de contact du pied avec le sol (Hicks *et al.* 1988; Perry 1992; Kelly *et al.* 1997; Davids *et al.* 1999; Armand *et al.* 2005), cela entraînant parfois des chutes. La marche digitigrade est également associée avec une diminution de la vitesse de marche et de la longueur du pas (Davids *et al.* 1999).

Quand on regarde la structure anatomique du pied, le talon rassemble toutes les fonctions pour amortir des chocs tandis que l'avant-pied rassemble plutôt des fonctions de propulsions en restituant l'énergie emmagasinée (Viel et Esnault 2000b). La marche digitigrade ne semble, ainsi, pas être le meilleur choix pour utiliser toutes les fonctionnalités du pied. De plus, de nombreuses études sur la marche avec chaussures à talons rapportent des problèmes dus à la marche avec le pied en position d'équin pouvant apparaître directement au niveau du pied mais aussi au niveau des autres articulations (Kerrigan *et al.* 1998b; Linder et Saltzman 1998; Broch *et al.* 2004).

D'un point de vue musculaire, Perry *et al.* (Perry *et al.* 2003) contredisent l'étude de Kerrigan *et al.* (Kerrigan *et al.* 2000) en montrant une augmentation de l'activité électromyographique du *triceps surae* avec une marche digitigrade. De plus, la position de l'articulation influence la force musculaire ainsi que la force due aux structures passives : ligaments, tendons et aponévroses (Siegler *et al.* 1984). La force musculaire maximale est atteinte pour une longueur de fibre optimum qui dépend de l'amplitude de recouvrement des filaments d'actine et de myosine dans le sarcomère (Gordon *et al.* 1966). Or ce recouvrement ne semble pas être optimum au niveau de la cheville lors d'une marche digitigrade.

D'un point de vue purement mécanique, il est évident qu'une marche digitigrade demande une tension permanente dans le triceps pour contrebalancer le moment créé par l'application de la force de réaction au niveau de l'avant pied (Figure 13).

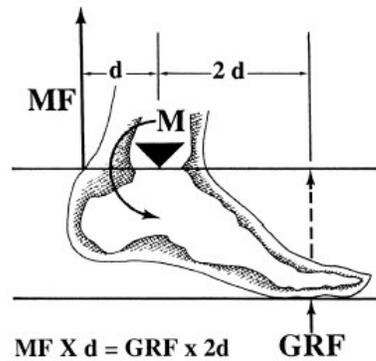


Figure 13 : Relation entre la force de réaction au sol (GRF) et la force musculaire (MF) en fonction du bras de levier lors d'une marche digitigrade (Gage et al. 2001)

### I.3.3.2 Causes possibles

Plusieurs causes possibles d'une marche digitigrade sont rapportées dans la littérature. Le Tableau 2 résume ces différentes causes en fonction du type de déviation et des études respectives. Ces causes peuvent être de type primaire, secondaire ou tertiaire (cf. I.2.7.6, p. 30). Il est intéressant de remarquer que l'examen clinique réalisé lors d'une AQM (cf. I.2.5.2, p. 22) permet d'accéder à la quasi-totalité de ces causes.

Causes possibles	Type	Etudes
Faiblesse du <i>tibialis anterior</i>	Primaire/secondaire	(Perry 1992)
Activité inadéquate du <i>tibialis anterior</i>	Primaire/secondaire	(Perry 1992)
Contracture du <i>triceps surae</i> Limitation de flexion dorsale	Primaire/secondaire	(Perry 1992) (Taussig et Delouvee 2001)
Spasticité du <i>triceps surae</i>	Primaire	(Perry 1992)
Flexion plantaire excessive pour compenser la faiblesse du quadriceps.	Tertiaire	(Perry 1992; Hsu et Furumasu 1993; Armand et al. 2005)
Contracture des ischio-jambiers	Tertiaire	(Perry 1992)
Spasticité combinée triceps et ischio-jambiers	Primaire	(Perry 1992)
Différence de longueur de jambe	Tertiaire	(Gurney 2002)
Compensation pour un problème contro-latéral	Tertiaire	(Goodman et al. 2004)
Douleurs (exemple talon)	Tertiaire	

Tableau 2 : Synthèse des causes possibles d'une marche digitigrade

### **I.3.4 Conclusion**

La marche digitigrade définie par une absence de premier pivot présente une patho-biomécanique complexe. Il est nécessaire de corriger ces déviations de marche dans la majorité des cas. Mais il n'est parfois pas facile d'effectuer le diagnostic (étiologies et/ou causes) de ce défaut. Or ce diagnostic est primordial pour le choix du traitement. Bien que l'AQM n'ait pas encore montré son efficacité dans l'aide au diagnostic pour la marche digitigrade, cet examen s'avère être précieux pour identifier, quantifier un défaut de marche et essayer de l'expliquer. Malheureusement, l'interprétation des données de l'AQM reste difficile et assez variable d'un expert à l'autre (Skaggs *et al.* 2000).

Etant donné la complexité des causes pouvant entraîner une marche digitigrade et la difficulté d'interprétation des résultats de l'AQM, les techniques issues de l'intelligence artificielle pourraient être adéquates pour extraire des connaissances pertinentes des données relatives à ce défaut de marche. Cette extraction automatique et objective de connaissances pourrait fournir une aide à l'interprétation des données de l'AQM pour les patients digitigrades.

## **I.4 Des données de l'AQM à une aide à l'interprétation clinique**

De nombreuses approches existent pour fournir une aide à l'interprétation clinique d'un problème médical. Une première approche possible pour résoudre ce type de problème est l'approche "système expert". Dans ce cadre, les connaissances d'un expert (ou d'un groupe d'experts) sont décrites sous forme de règles. Cet ensemble de règles forme un système expert qui est utilisé pour classer de nouveaux cas. Cette approche, largement utilisée dans les années 80, dépend fortement de la capacité à extraire et à formaliser les connaissances de l'expert ainsi qu'à fusionner les connaissances de plusieurs experts. Pour aider l'interprétation de l'AQM, un système expert a été créé en 1990 (Weintraub *et al.* 1990; Bylander *et al.* 1993) connu sous le nom de QUAWDS (expert system for the QUalitative Analysis of Walking DisorderS). Il a ensuite évolué sous le nom de Dr. Gait III avec l'incorporation d'une interface multimédia (Simon *et al.* 1996; Simon 2004). Cette méthode n'a pas l'air d'avoir convaincu les laboratoires si l'on tient compte de l'absence de littérature sur ce sujet dans le domaine de l'analyse de la marche (Kuchar *et al.* 1998). Les limites d'un tel système découlent de l'importante spécificité des connaissances utilisées, tant vis-à-vis des pathologies qu'elles concernent que de l'expert dont elles proviennent. De plus, les seules connaissances explicitement formalisées par l'expert s'avèrent insuffisantes à résoudre tous les problèmes

qui font appel aux connaissances tacites (ou implicites) difficilement accessibles (Liebowitz 2001; Stefanelli 2001).

Nous considérons dans ce travail une autre approche pour laquelle la connaissance est extraite objectivement et automatiquement à partir des données.

#### **I.4.1 Présentation de l'extraction de connaissances à partir de données**

L'Extraction de Connaissances à partir de Données (ECD) (*Knowledge Discovery in Databases (KDD)*) est une discipline relativement récente qui a vu le jour afin d'exploiter de grandes quantités de données stockées sous forme numérique pour en extraire des connaissances (Fayyad *et al.* 1996). La fouille de données (*Datamining*) est également un terme souvent employé pour désigner cette extraction de connaissances, mais dans la littérature ce terme se focalise généralement sur l'algorithme permettant l'extraction tandis que le terme ECD est dédié au processus complet. La fouille de données n'est alors qu'une étape de l'ECD. Les techniques de l'ECD se trouvent à l'intersection entre de nombreux domaines tels que l'intelligence artificielle, les bases de données, les statistiques, l'apprentissage automatique ou encore les techniques de visualisation. Ses domaines d'applications sont également très variés : astrophysique, économie, Internet, entreprise, médecine, etc. Fayyad *et al.* (Fayyad *et al.* 1996) définissent l'ECD comme un processus non trivial d'identification de structures inconnues, valides et potentiellement exploitables, dans les bases de données. Une telle "information" extraite d'une base de données devient alors une "connaissance". Le terme d'ECD désigne un processus complet interactif de découverte de connaissances selon les étapes suivantes (qui sont plus ou moins décomposées selon les auteurs) (Fayyad *et al.* 1996; Lavrac 1999) :

- compréhension du domaine,
- acquisition et stockage des données,
- sélection des données cibles dans la base de données,
- pré-traitement et nettoyage des données,
- transformation éventuelle des données,
- choix et application d'une méthode de fouille de données afin de découvrir les modèles sous-jacents aux données,
- évaluation des connaissances extraites,
- utilisation des connaissances.

Ces étapes sont représentées sur la Figure 14.

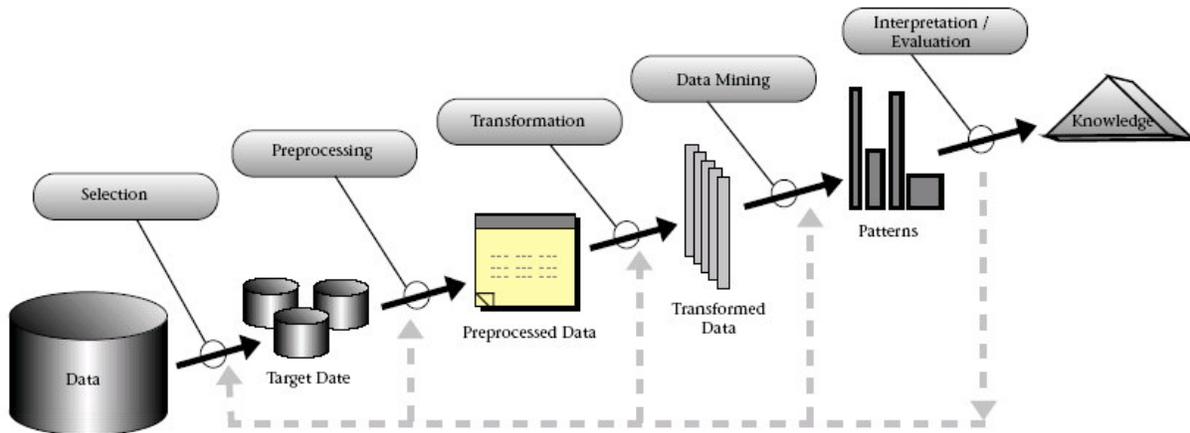


Figure 14 : Etapes du processus d'extraction de connaissances à partir de données (Fayyad et al. 1996)

Avant d'aborder les méthodes de fouille de données qui constituent le cœur de l'ECD, il est nécessaire d'expliquer les réductions et transformations des données pouvant être effectuées sur les données provenant de l'AQM.

## I.4.2 Caractérisation des données

### I.4.2.1 Caractéristique des données

Même si la transformation des données est une petite étape de l'ECD, elle conditionne l'utilisation des méthodes de fouille de données et le résultat de ces méthodes.

Chau (Chau 2001a) caractérise les données de l'AQM par :

- **une haute dimensionnalité** : La quantité de données d'une AQM est importante avec les variables de type cinématique, cinétique, EMG, clinique, métabolique et anthropométrique.
- **une dépendance temporelle** : La plupart des variables ont une dimension spatiale et temporelle. La dimension spatiale correspond à l'amplitude des valeurs prise par une variable tandis que la dimension temporelle correspond à l'évolution des valeurs de ces variables au cours du temps (Loslever *et al.* 1999; Loslever 2002).
- **une haute variabilité** : Les enregistrements de marche présentent une variabilité intra et inter sujets, intra et inter expérimentateurs due à la complexité et aux limites des processus considérés (cf. paragraphe I.2.7, p. 27).

- **corrélations entre les courbes** : L'amplitude et la forme des courbes varient en fonction de nombreux paramètres (ex. : vitesse de marche) rendant difficile les comparaisons entre courbes. La forme de la courbe est un aspect souvent plus important que les valeurs absolues de cette dernière (Chau 2001a; Chau 2001b).
- **relations non linéaires** : Les variables de l'AQM interagissent entre elles par des modèles non linéaires. La relation entre les caractéristiques du signal électromyographique et la force d'un muscle en est un exemple (Davis 1997a).

#### **I.4.2.2 Méthodes de caractérisation des données de l'AQM**

Les méthodes usuelles de caractérisation des données pour l'AQM prennent des **points caractéristiques** sur les courbes. Benedetti *et al.* (Benedetti *et al.* 1998) proposent de prendre 124 paramètres correspondant à des maxima, minima, amplitudes, moyennes et instants d'apparition de ces paramètres de variables spatio-temporelles, cinématiques et cinétiques. Varadix *et al.* (Vardaxis *et al.* 1998) utilisent leurs propres paramètres basés sur la puissance. Schwartz *et al.* (Schwartz *et al.* 2000) créent un index pour quantifier la fonction des fléchisseurs de hanche basé sur 5 paramètres discrets de l'AQM. Sur le même principe, 16 paramètres sont utilisés pour évaluer la marche pathologique par un index de normalité (Schutte *et al.* 2000; Romei *et al.* 2004). Ces cinq études sont citées à titre d'exemple mais il en existe bien d'autres ayant utilisé leurs propres paramètres discrets.

Deux inconvénients majeurs apparaissent dans l'utilisation de paramètres discrets :

- la difficulté à automatiser la sélection de ces paramètres : cette automatisation fonctionne assez bien pour la marche dite "normale" ou spécifique à une population pathologique, mais assez mal lorsqu'elle est appliquée à des patients provenant de diverses pathologies. Ceci rend la sélection des extrema locaux hasardeuse.
- la perte de l'aspect temporel des courbes : ces études résument l'aspect temporel d'une courbe à des instants. Elles perdent ainsi la simultanéité et la chronologie des événements intervenant dans un mouvement (Loslever *et al.* 1999). Or, comme il est mentionné dans la partie précédente, la forme des courbes est souvent plus intéressante pour la compréhension de la marche que les valeurs absolues de ces dernières.

Pour caractériser des signaux temporels en sauvegardant le maximum d'information contenue dans ces signaux, Loslever a proposé une méthode représentant le signal par des

valeurs d'appartenance à des **fenêtres spatio-temporelles floues** (Loslever *et al.* 1997; Loslever *et al.* 1999; Loslever 2002; Loslever et Bouilland 2003). La Figure 15 présente le principe de ce codage. Cette méthode de codage a montré son intérêt pour étudier des levers de charges en utilisant des techniques statistiques multivariées (Bouilland 1995; Loslever et Bouilland 1999) ou pour mettre en relation la cinématique du membre supérieur avec des questionnaires en utilisant des arbres de décision flous (Roux 2002).

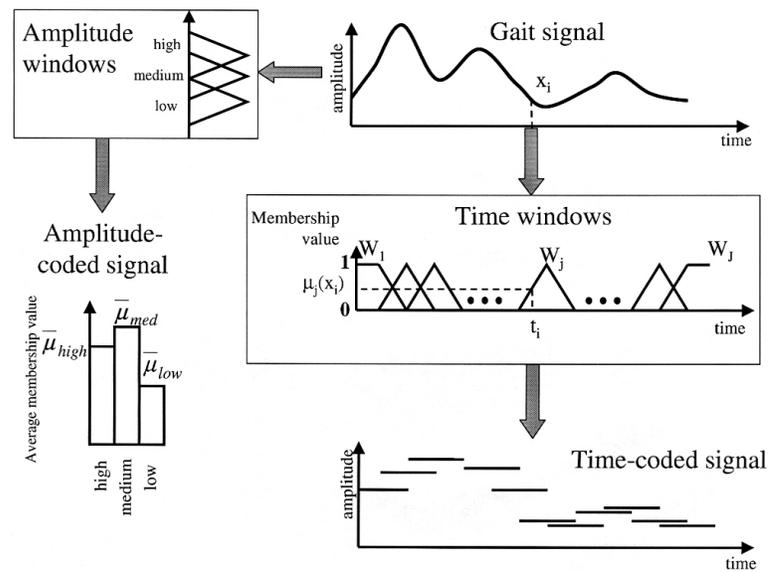


Figure 15 : Principe de codage flou d'un signal de marche (Chau 2001a)

Une autre méthode conservant l'aspect temporel des données est le **codage symbolique** des variables (Daw *et al.* 2003). Le principe est de diviser l'amplitude des événements observés en un nombre fini de régions. Un symbole est alors assigné à chaque région. La symbolisation consiste ainsi à coder le signal en symboles suivant les régions traversées par ce dernier (Figure 16). Dans la plupart des cas, un codage binaire est utilisé car il est pratique pour effectuer les calculs (Daw *et al.* 2003). Afin de définir les régions, il est nécessaire de définir des seuils de partition. Ces seuils peuvent apparaître naturellement, comme en neurobiologie, avec les potentiels d'action qui apparaissent au dessus d'un seuil précis. Bien que le symbolisme soit utilisé dans de nombreux domaines (astrophysique, chimie, intelligence artificielle...), aucune étude, à notre connaissance, n'a utilisé ce codage pour étudier des phénomènes biomécaniques. Le codage symbolique présente l'avantage d'être simple, peu sensible à l'erreur de mesure et de garder l'aspect temporel des données.



faisant réellement parti des techniques d'apprentissage automatique, des raisonnements par déduction, par analogie ou par abduction peuvent être utilisés pour l'ECD. Les apprentissages inductifs supervisés et non supervisés, qui constituent l'essentiel des méthodes d'ECD utilisées dans ce travail, sont décrits dans les paragraphes suivants.

### **I.4.3.1 Apprentissage inductif non supervisé**

#### ***I.4.3.1.1 Définition***

L'apprentissage inductif consiste à extraire des règles générales à partir d'exemples. Il s'agit d'un raisonnement des plus communs chez l'homme. Lorsque l'apprentissage est inductif non supervisé, le système d'apprentissage considère un ensemble d'objets ou d'individus sans savoir si ces objets appartiennent ou non à la même classe. Il n'y a pas de classes prédéfinies. Le but est de regrouper les individus ou objets en un nombre restreint de classes homogènes et d'en trouver une description explicative. Les classes sont obtenues au moyen d'algorithmes formalisés et non par des méthodes subjectives ou visuelles faisant appel à l'initiative du praticien (Bouroche et Saporta 2002). L'apprentissage non supervisé a pour but de **classifier**. Les méthodes de classification les plus connues sont la classification hiérarchique, les méthodes d'agrégation autour des centres mobiles, et les réseaux de neurones auto-organisés (Jain *et al.* 1999).

#### ***I.4.3.1.2 Méthodes***

##### **I.4.3.1.2.1 Classification hiérarchique ascendante**

Le principe de la classification hiérarchique consiste à créer de manière itérative une suite de partitions en fusionnant deux à deux les éléments les plus proches, jusqu'à qu'il ne reste qu'une seule classe. Ces éléments peuvent être les individus (ou objets) à classer ainsi que le groupement d'individus déjà effectué par l'algorithme. Ainsi chaque groupement d'une partition est inclus dans le groupement de la partition suivante. Le résultat final se présente sous la forme d'un dendrogramme (arbre hiérarchique). Chaque coupure de l'arbre fournit une partition constituée de moins en moins de classes et de moins en moins homogène lorsqu'on se rapproche du sommet de l'arbre. Bien qu'il existe différents algorithmes décrits dans de nombreux ouvrages (Lebart *et al.* 1997; Jain *et al.* 1999), tous sont basés sur le principe décrit ci-dessus. L'avantage de cette méthode de classification est son déterminisme (i.e. qui donne toujours le même résultat à partir des données) et la visualisation du nombre de classes à retenir. Par contre, elle est mal adaptée aux vastes recueils de données (Lebart *et al.* 1997).

#### **I.4.3.1.2.2 Classification autour des centres mobiles**

L'algorithme de classification autour des centres mobiles consiste à déterminer les  $k$  centres provisoires des  $k$  classes (le choix du nombre de classes étant choisi à l'avance). Les  $k$  centres induisent une première partition de l'ensemble des individus (ou objets) en  $k$  classes. Ainsi, chaque individu appartient à la classe  $k$  s'il est plus proche de son centre que du centre des autres classes. La moyenne ou le centre de gravité de chaque classe constitue leur nouveau centre. Alors, une nouvelle partition des individus en  $k$  classes est réalisée selon la même règle que la première partition. Cette opération de détermination des centres des classes et de calcul de la nouvelle partition des individus en  $k$  classes est répétée jusqu'à ce que deux itérations successives conduisent à la même partition, soit lorsqu'un critère convenablement choisi cesse de décroître de façon sensible, soit parce qu'un nombre d'itérations maximal a été atteint. La partition finale dépend donc du choix initial du nombre de classes et des centres de ces classes. Plusieurs méthodes basées sur le même principe général existent ( $k$ -moyennes, nuées dynamiques, etc). La méthode dite des  $k$ -moyennes (*k-means*), largement employée, consiste à recalculer les nouveaux centres à chaque réaffectation d'individu plutôt que d'attendre la réaffectation de tous les individus. Ces méthodes présentent l'avantage de pouvoir être appliquées à des quantités importantes de données (Lebart *et al.* 1997; Jain *et al.* 1999).

La méthode des  $k$ -moyennes a été adaptée à la théorie des ensembles flous par Dunn en 1973 (Dunn 1973) et améliorée par Bezdek en 1981 (Bezdek 1981). Elle se nomme  $c$ -moyennes floues (*fuzzy c-means*). La notion de flou permet à un individu d'appartenir à toutes les classes avec un degré d'appartenance variant entre 0 et 1. Le total de l'appartenance d'un individu à toutes les classes est égal à 1. Cette approche permet donc de ne pas assigner strictement un individu (ou objet) à une seule classe et de diminuer le poids des valeurs aberrantes.

#### **I.4.3.1.2.3 Réseaux de neurones auto-organisés**

Dans l'apprentissage inductif non-supervisé, le réseau de Kohonen (Kohonen 1990) (*Self-Organizing Map (SOM)*) est un réseau de neurones qui a la propriété suivante : les données proches dans l'espace d'entrée vont avoir des représentations proches dans l'espace de sortie et vont donc être classées dans une même classe ou dans des classes voisines. Il est constitué :

- d'une **couche d'entrée**. Toute entrée à classer est représentée par un vecteur multidimensionnel (le vecteur d'entrée). À chaque entrée est affectée un neurone qui représente le centre de la classe.
- d'une **couche de compétition** (ou carte de Kohonen). Les neurones de cette couche entrent en compétition lors de l'apprentissage non supervisé. Seuls les meilleurs gagnent.
- d'une **couche de sortie** (résultat final).

Le principe de la compétition est de spécialiser les neurones. Chaque neurone reçoit les signaux de ses voisins : son excitation (ou son inhibition) dépend de la distance de ses voisins. Les neurones voisins proches ont une action d'excitation, alors que les neurones éloignés ont une action d'inhibition : la loi d'évolution de la couche fait alors que le réseau s'organise de telle façon à créer un amas de neurones autour du neurone le plus stimulé par le signal d'entrée. Les autres neurones se stabilisent dans un état d'activation faible.

Le résultat final est une carte en deux dimensions qui permet de distinguer des groupes dans des ensembles de données. Cette méthode présente l'inconvénient d'être difficilement interprétable par le non-expert (Jain *et al.* 1999).

#### ***1.4.3.1.3 Utilisation de ces méthodes pour l'analyse de la marche humaine***

Les techniques de **classification hiérarchique** ont été utilisées pour identifier les patrons de marche de sujets dit "normaux" (Vardaxis *et al.* 1998; Gillet 2004), pour classer la marche de sujets jeunes et âgés (Watelain *et al.* 2000), pour distinguer la marche sans et avec talons (Schollhorn *et al.* 2002a) ou pour distinguer des patrons d'activités EMG pendant la marche (Jansen *et al.* 2003; Delpierre 2004).

L' algorithme de type **k-moyennes** a permis de différencier la marche de patients ayant eu un accident vasculaire cérébral au début et pendant la rééducation (Mulroy *et al.* 2003), et les patrons de marche de ces patients en fonction de leur vitesse de marche (Kim et Eng 2004). Ce type d'algorithme légèrement modifié a également été utilisé pour déterminer l'enveloppe EMG des muscles pendant la marche (Chen et Shiavi 1990).

L'algorithme **c-moyennes floues** a permis de différencier la marche dite "normale" de la marche dite "pathologique" pour des patients atteints d'infirmité motrice cérébrale (O'Malley *et al.* 1997) ou ayant eu une arthrodeuse (Su *et al.* 2001).

Les **réseaux de Kohonen** ont fait l'objet de peu d'études sur la marche humaine. Seules deux études montrent qu'il est possible de les utiliser pour l'interprétation des données de la marche (Barton 1999) ou pour distinguer dans la marche les caractéristiques (sexe, âge)

de sujets normaux ainsi que pour distinguer ces sujets sains de sujets pathologiques (Lakany 2000).

Toutes ces études se sont basées sur des populations relativement faibles par rapport au domaine de l'ECD (qui vise à extraire automatiquement des connaissances sur une large base de données). A notre connaissance, aucune de ces études n'a cherché à mettre en évidence différents patrons d'un défaut de marche sur une grande population, toutes pathologies confondues.

### **I.4.3.2 Apprentissage inductif supervisé**

#### ***I.4.3.2.1 Définition***

L'apprentissage inductif supervisé, également désigné par apprentissage inductif à partir d'exemples, cherche à extraire des connaissances à partir de données déjà classées. L'objectif de cet apprentissage se scinde en deux. Le premier objectif est l'**explication** des classes observées tandis que le deuxième est la **prédiction** des classes. Pour un patient (objet) atteint d'une pathologie (la classe), le premier objectif serait d'expliquer pourquoi ce patient souffre de telle pathologie tandis que le deuxième serait de trouver une méthode permettant de prédire la pathologie du patient. Cet apprentissage nécessite donc un ensemble d'exemples, appelé ensemble d'apprentissage, utilisé par le système afin d'induire les connaissances utiles à l'explication et à la prédiction des classes.

#### ***I.4.3.2.2 Méthodes***

##### ***I.4.3.2.2.1 Analyse discriminante***

Bien que l'analyse discriminante appartienne plus aux méthodes d'analyse statistique que d'apprentissage automatique, cette méthode est abordée dans ce chapitre car elle sert souvent de référence dans les articles comparant les techniques d'ECD (Gioftsos et Grieve 1995; Lafuente *et al.* 1998; Wu *et al.* 2001; Begg et Kamruzzaman 2005).

L'analyse discriminante permet l'explication par l'analyse factorielle discriminante et la prédiction par l'analyse discriminante décisionnelle (Bouroche et Saporta 2002). Le but de la méthode discriminante explicative est de déterminer un nouveau caractère correspondant à une combinaison linéaire des caractéristiques des individus (ou objets). Ce nouveau caractère doit séparer au mieux les classes entre elles et donc prendre des valeurs les plus voisines pour les individus appartenant à une même classe et les plus différentes pour les individus appartenant à des classes différentes. Ainsi, l'analyse factorielle discriminante vise à

déterminer les caractères (ou variables) qui permettent d'expliquer l'appartenance des individus aux classes.

L'analyse discriminante décisionnelle a pour but d'utiliser les connaissances des caractères explicatifs (relation linéaire entre caractère et classes obtenues) pour affecter un nouvel individu dans sa classe d'appartenance. Son rôle est alors prédictif.

L'analyse discriminante présente l'inconvénient d'utiliser des relations linéaires entre les caractères pour expliquer ou prédire l'appartenance d'un individu à une classe. Par ce fait, elle est une méthode peu adaptée à saisir la complexité des données en ECD (Anand *et al.* 1999) par rapport aux méthodes (réseaux de neurones et arbres de décision) décrites dans les parties suivantes.

#### **I.4.3.2.2 Réseaux de neurones**

Une méthode largement utilisée est la méthode des réseaux de neurones. Elle est basée sur la modélisation sommaire du fonctionnement du cerveau humain. Elle considère un ensemble de neurones artificiels interconnectés qui forment un réseau. Chaque neurone possède une entrée, une ou plusieurs sorties et un poids ajustable. Ce poids est ajusté lors d'une phase d'apprentissage (entraînement) afin que l'écart entre la sortie obtenue et la sortie souhaitée soit minimal. Il existe de nombreuses méthodes possibles pour créer des réseaux de neurones dépendant du nombre de couches de neurones, du type de connections de ces derniers, etc. (réseau multicouches, réseau à connexion locale ou totale). Ils peuvent également être associés à des algorithmes d'optimisations tels que des algorithmes génétiques (Jain *et al.* 1999; Marvin *et al.* 1999; Su et Wu 2000) basés sur les mêmes principes que les lois de l'évolution stipulées par Darwin. L'utilisation de ces réseaux de neurones est essentiellement réservée à la prédiction car les relations entre l'entrée et la ou les sortie(s) sont difficilement interprétables (Chau 2001b; Guillaume 2001b). Ils sont ainsi souvent qualifiés de "boîtes noires" (Su et Wu 2000; Guillaume 2001b). A l'inverse, les arbres de décision sont facilement interprétables, ils sont présentés dans le paragraphe suivant.

#### **I.4.3.2.3 Arbres de décision**

Les arbres de décision constituent une méthode intéressante dans l'ECD pour expliquer les classes observées. En effet, les résultats peuvent être mis sous la forme de règles de type "SI-ALORS" qui ont l'avantage d'être particulièrement interprétables (Lucas et Abu-Hanna 1999; Guillaume 2001b; Roux 2002). Afin d'utiliser ces arbres avec des données imprécises, l'algorithme d'induction d'arbre de décision introduit par Quinlan (Quinlan 1986) a été adapté

aux données floues (Yuan et Shaw 1995; Janikow 1998; Marsala 1998). Le principe général d'induction d'un arbre de décision à partir d'un ensemble d'apprentissage présente quatre étapes (Quinlan 1986; Marsala 1998; Guillaume 2001b; Roux 2002) qui sont illustrées sur la Figure 17.

- 1) Un noeud de l'arbre est créé et une mesure de discrimination permet de déterminer quelle variable est la plus susceptible d'expliquer la répartition des exemples parmi les classes.
- 2) L'ensemble d'apprentissage est partitionné en autant de sous-ensembles que la variable discriminante précédemment déterminée possède de modalités.
- 3) Au niveau de chaque sous-ensemble, un test est réalisé afin de vérifier une condition d'arrêt définie grâce à un critère d'arrêt donné.
- 4) Si la condition d'arrêt est vérifiée, le sous-ensemble est considéré comme une feuille de l'arbre, c'est-à-dire un noeud terminal, sinon les étapes 1 à 4 sont répétées avec comme nouvel ensemble d'apprentissage le sous-ensemble créé à l'étape 2.

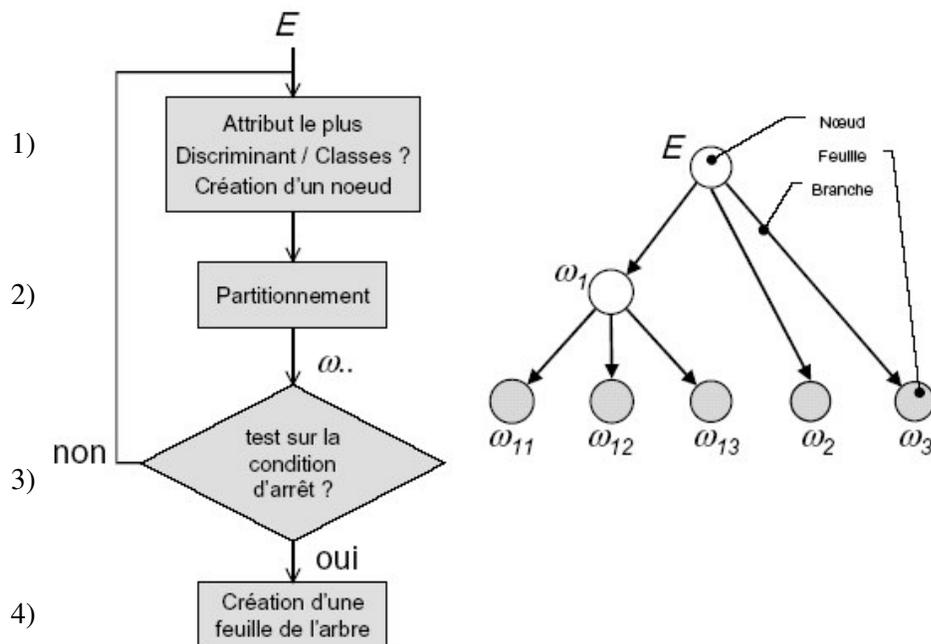


Figure 17 : Principe de génération d'un arbre de décision (Roux 2002)

Les arbres de décision présentent l'avantage de pouvoir expliquer de manière intelligible l'appartenance des exemples aux classes et de prédire la classe à partir des règles explicatives obtenues.

#### ***I.4.3.2.3 Utilisation de ces méthodes pour l'analyse de la marche humaine***

L'**analyse discriminante** a été utilisée dans l'analyse de la marche pour expliquer les classes obtenues à partir de méthodes d'apprentissage non-supervisé et ainsi valider ces classes. L'étude de White et McNair (White et McNair 2002) est un exemple de cette utilisation pour les patrons d'activité des muscles érecteurs spinaux et abdominaux pendant la marche. L'analyse discriminante en utilisation prédictive a surtout été utilisée en comparaison avec d'autres méthodes de prédiction (notamment les réseaux de neurones). Elle sert en quelque sorte de référence de base pour la prédiction de ces études (Gioftsos et Grieve 1995; Lafuente *et al.* 1998; Wu *et al.* 2001; Begg et Kamruzzaman 2005) qui montrent des résultats supérieurs pour la prédiction par rapport à l'utilisation de l'analyse discriminante.

Les **réseaux de neurones** ont été largement utilisés dans le domaine de la marche humaine (Chau 2001b; Schollhorn 2004) :

- pour différencier la marche dite "pathologique" de la marche dite "normale" (Holzreiter et Kohle 1993; Barton et Lees 1995; Lafuente *et al.* 1998; Wu *et al.* 2001; Begg et Kamruzzaman 2005);
- pour différencier des conditions de marche différentes (Gioftsos et Grieve 1995; Barton et Lees 1997);
- pour modéliser les relations entre les variables caractérisant la marche : EMG et cinématique/cinétique (Heller *et al.* 1993; Sepulveda *et al.* 1993; Chou *et al.* 2003) ou d'autres variables telles que les pressions plantaires et les forces de réaction (Savelberg et de Lange 1999) ou encore la cinématique, la vitesse de marche et la pente du sol (Harris et Smith 1996).

Bien que les **arbres de décision** soient communément utilisés dans le domaine médical (Lucas et Abu-Hanna 1999; Podgorelec *et al.* 2002) et qu'ils aient été appliqués en biomécanique à l'analyse du mouvement du membre supérieur (Roux 2002), ils semblent ne pas avoir été utilisés dans le domaine de la marche humaine. Cette méthode est d'ailleurs qualifiée de potentiellement intéressante pour ce domaine d'application par Chau (Chau 2001b).

#### **I.4.4 Conclusion**

L'ECD est une technique prometteuse pour extraire des connaissances utiles pour l'aide à l'interprétation de l'AQM. Contrairement aux systèmes experts dépendant fortement

de la capacité de l'expert à extraire et à formaliser les connaissances, les techniques d'ECD présentent l'avantage d'extraire les connaissances directement à partir des informations contenues dans de larges bases de données en se basant sur un apprentissage automatique. On peut ainsi proposer d'utiliser les techniques de l'ECD avec les données de l'AQM pour la marche digitigrade dans deux étapes complémentaires.

La **première étape** serait de découvrir les **connaissances intrinsèques** des données de la marche digitigrade (sans faire de considération, *a priori*, sur l'organisation des données), permettant ainsi de mettre en évidence les différents patrons de la marche digitigrade. Cette étape fait référence à un **apprentissage inductif non-supervisé**. La classification autour des centres mobiles nous paraît être le type de méthode le plus adapté à cette première étape, étant donné que la classification hiérarchique est difficilement exploitable pour un nombre important d'individus et que les réseaux de neurones auto-organisés sont relativement difficiles à interpréter. De plus, l'utilisation d'un formalisme flou lié à une méthode d'agrégation autour des centres mobiles permet d'obtenir un degré d'appartenance des individus aux patrons identifiés plutôt qu'une appartenance stricte.

La **deuxième étape** consisterait à rechercher les **connaissances discriminantes** dans ces données pour expliquer les patrons de marche identifiés dans la première étape et ainsi fournir un aide à l'interprétation clinique des données de l'AQM pour la marche digitigrade. Cette étape fait référence à un **apprentissage inductif supervisé**. Les arbres de décision sont particulièrement adaptés à l'explication. De plus, ces arbres permettent de prédire une fois les règles créées. Dans une comparaison de trois méthodes de fouille de données sur la prédiction du cancer du sein, Delen *et al.* montrent de meilleures performances pour les arbres de décision par rapport aux réseaux de neurones et à l'analyse discriminante. Les résultats de Martens *et al.* (Martens *et al.* 1998; Delen *et al.* 2005) vont dans le même sens que ceux de Delen *et al.* Par ailleurs, l'utilisation d'un formalisme flou avec les arbres de décision permettra d'augmenter l'intelligibilité des règles dans le sens où elles seront écrites en langage naturel et ainsi, compréhensibles par l'utilisateur (spécialiste ou non des arbres de décision).

## **I.5 Conclusion générale du 1<sup>er</sup> chapitre**

L'analyse quantifiée de la marche est née d'un besoin médical : identifier, quantifier pour comprendre et corriger les défauts de marche des patients. Ce besoin médical a pu être assouvi grâce aux techniques d'analyse du mouvement et aux connaissances sur les marches dites "normale" et "pathologique". Cet examen clinique souffre des limites des techniques

d'analyse du mouvement mais surtout de la difficulté d'interprétation de ces données qui sont à la fois biomécaniques et médicales.

Afin d'aider cette interprétation, nous proposons d'étudier la marche digitigrade qui est un des défauts de marche les plus courants et dont le diagnostic et les causes ne sont pas faciles à identifier.

Pour aider l'utilisateur de l'AQM à analyser la marche d'un patient digitigrade, il peut être intéressant d'extraire des connaissances pertinentes de ce défaut de marche et de les rendre utilisables. L'extraction de connaissances à partir de données, largement appliquée dans de nombreux domaines, paraît être une solution adéquate et originale qui n'a, à notre connaissance, pas encore été employée pour l'analyse de la marche humaine. L'étape de fouille de données se fera dans un premier temps à l'aide d'un algorithme d'apprentissage inductif non-supervisé (c-moyennes floues) pour identifier les patrons de marche digitigrade et dans un second temps à l'aide d'un algorithme d'apprentissage inductif supervisé (arbres de décision flous) pour expliquer ces patrons et ainsi fournir une aide à l'interprétation clinique de la marche digitigrade.

Les chapitres suivant présentent notre contribution personnelle à ce travail en commençant par décrire la méthode générale employée pour atteindre notre objectif dans le deuxième chapitre. Il sera suivi de deux chapitres correspondant respectivement aux deux étapes identifiées précédemment. Le dernier chapitre discutera de la méthode mise en place ainsi que des résultats obtenus, et présentera les perspectives de ce travail.

## Chapitre II : Méthode générale

Pour effectuer ce travail sur la marche digitigrade, l'ensemble de la base de données du laboratoire de marche de l'Institut Saint-Pierre a été utilisé comme source de données pour l'extraction de connaissances; tout d'abord pour identifier les patrons de la marche digitigrade à partir de la cinématique de la cheville, puis pour expliquer ces patrons à partir des données cliniques.

La première partie de ce chapitre décrit le laboratoire d'analyse de la marche de l'Institut Saint-Pierre : son matériel, son protocole d'acquisition, sa base de données ainsi que les outils développés pour l'exploiter. La méthodologie générale utilisée pour extraire les connaissances sur la marche de cette base de données est présentée dans la deuxième partie de ce chapitre. Une description détaillée de cette méthodologie est présentée dans la troisième partie et la quatrième partie. La troisième partie expose la méthode pour identifier les patrons de marche digitigrade, et la quatrième partie se focalise sur la méthode servant à expliquer ces patrons.

### II.1 Le laboratoire d'analyse de la marche de l'institut Saint-Pierre

L'Institut Saint-Pierre (ISP) est un établissement sanitaire privé, participant au service public hospitalier pédiatrique. Il est géré par l'Oeuvre Montpelliéraine des Enfants de la Mer (OMEM), association (loi 1901) à but non lucratif. Le laboratoire d'analyse de la marche a été le premier laboratoire clinique créé en France en 1993 sous l'initiative du Professeur Pous. Pendant 12 ans d'existence, ce laboratoire a réalisé plus de 2500 AQM, ce qui a permis de constituer une des plus grandes bases de données en France.

#### II.1.1 Matériel

Durant ces 12 années, le matériel a évolué mais est resté conforme au matériel standard d'un laboratoire d'analyse de la marche décrit paragraphe I.2.3 (p. 14) :

- un **système optoélectronique** composé d'un Vicon 370 avec 5 caméras (Oxford Metrics, UK) qui a été remplacé par un Vicon 512 en 1999. La fréquence d'acquisition est de 50 Hz, la résolution des caméras est de 800 x 590 pixels. La précision de ce système, fournie par le constructeur, est de l'ordre de 1 mm pour la localisation des marqueurs en trois dimensions, dans des conditions d'utilisation standard. L'erreur

RMS a été estimée à 0.62 mm pour une distance de 500 mm et à 1.421° pour un angle de 95.8° (Richards 1999).

- Deux **plates-formes de force** AMTI (Advanced Mechanical Technology, Inc, Watertown, USA), modèle OR6-7 (dimension 464 x 508mm). La fréquence d'acquisition est de 1000 Hz. L'écart type sur le calcul du centre de pression a été estimé inférieur à 3 mm à partir d'une force minimale de 113 N appliquée sur l'axe vertical (Chockalingam *et al.* 2002). Elles sont incrustées dans le sol sur le chemin de marche de telle sorte que le patient ne se rende pas compte de leur présence.

- Un **système EMG** MA100 (Motion Labs System, Baton Rouge, LA, USA) avec 10 canaux d'enregistrement et des électrodes de surface MA110 pré-amplifiées et à double différenciation. La fréquence d'acquisition est de 1000 Hz, la bande passante est de 10 Hz à 30 kHz (-3dB) avec un gain de 380 ( $\pm 3\%$ ).

- Un **système vidéo** composé de deux caméras S-VHS (à une fréquence d'acquisition de 25 Hz), de deux magnétoscopes S-VHS, d'une table de montage, d'un moniteur de contrôle ainsi que d'une carte d'acquisition vidéo par ordinateur pour permettre la numérisation de la vidéo lors de l'acquisition.

L'ensemble est relié et synchronisé à un ordinateur pour acquérir les données. Le logiciel d'acquisition est Workstation et le logiciel de calcul des différents paramètres de l'AQM est Vicon Clinical Manager (VCM). Tout deux sont des produits distribués par Vicon (Oxford Metrics, UK).

### II.1.2 Protocole d'acquisition

Le protocole de mesure pour l'AQM est standard et correspond à celui décrit dans le paragraphe I.2.5 (p. 22). Le placement des marqueurs réfléchissants est réalisé par un ingénieur biomédical suivant le protocole de Davis (Davis *et al.* 1991). Les signaux EMG des muscles *rectus femoris*, *semi-membranosus*, *gastrocnemius* et *tibialis anterior* sont enregistrés sur tous les patients. Suivant la pathologie ou le problème de marche, les muscles *gluteus maximus*, *gluteus medius*, *peroneus*, *vastus lateralis*, *vastus medialis* et *semi-tendinosus* peuvent également être pris en compte. Les électrodes électromyographiques sont posées selon les recommandations de la SENIAM (Hermens *et al.* 2000), c'est-à-dire en dégraissant la peau avant d'appliquer l'électrode sur le corps musculaire dans le sens des fibres, etc.

Une fois les électrodes et les marqueurs placés (cf. Figure 10, p 24), le patient se familiarise avec l'environnement du laboratoire et réalise deux essais statiques permettant *l'auto-labelling* et le calcul des axes segmentaires. Puis, le patient marche à vitesse spontanée,

pieds nus, sur le chemin de marche (12 mètres) jusqu'à ce qu'un minimum de cinq essais soient considérés comme bons (incluant les appuis entiers sur les plates-formes de force).

### II.1.3 Population et base de données

De 1993 à 2003, 1752 patients ont réalisé 2526 AQM ( $1.44 \pm 0.89$  AQM par patient avec un minimum de 1 et un maximum de 8) au laboratoire d'analyse de la marche de l'ISP représentant 12109 passages analysés. Les principales raisons de réalisation de ces AQM étaient de faire une synthèse des problèmes de marche, d'évaluer quantitativement la marche avant et après un traitement, et de suivre l'évolution de la marche d'un patient.

La Figure 18 présente la répartition du nombre de patients par pathologie. Compte tenu des orientations pédiatrique et neuro-orthopédique de l'établissement, la pathologie la plus représentée est l'infirmité motrice cérébrale (IMC). Toutes les pathologies présentant moins de 10 examens sont regroupées dans "divers". La Figure 19 présente la répartition des pathologies en fonction de l'âge. Le nombre d'examen après 20 ans (âge à partir duquel une dérogation était nécessaire pour réaliser une AQM) est de 221. L'âge moyen est de  $13.7 \pm 8.4$  ans avec un minimum de 3.2 ans et un maximum de 73.7 ans. La proportion de filles est de 44% et 56% pour les garçons.

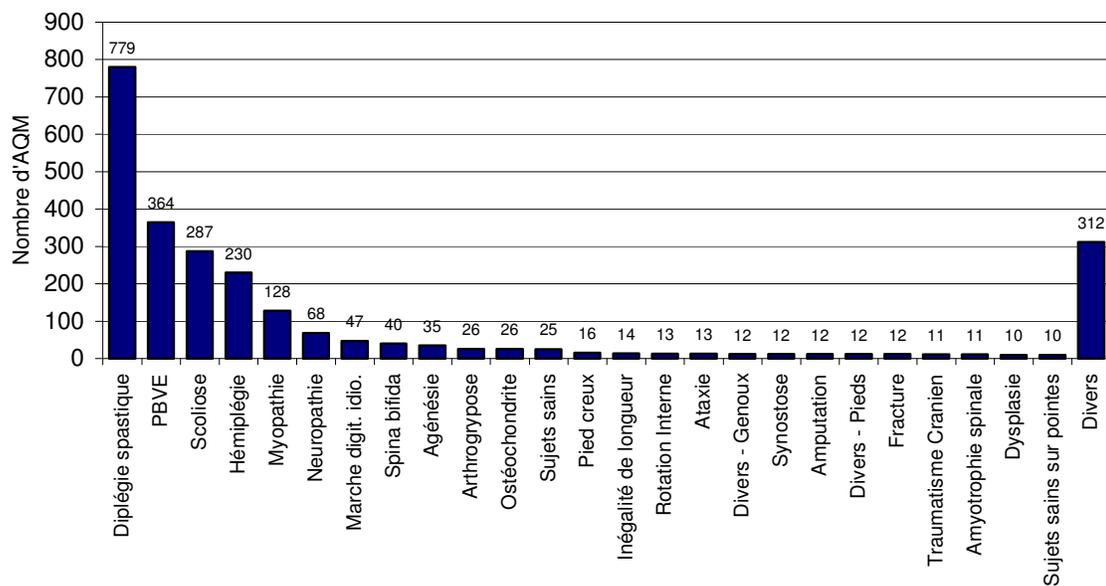


Figure 18 : AQM de la base de données du laboratoire de marche de l'Institut Saint-Pierre entre 1993-2003 : représentation par pathologie

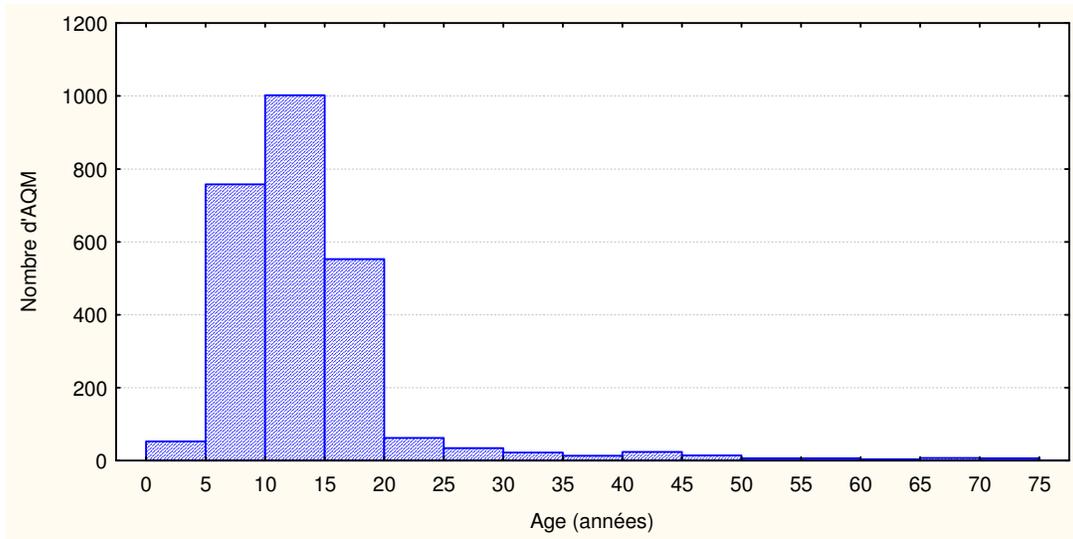


Figure 19 : Répartition des AQM en fonction de l'âge des patients

La base de données est construite à partir du logiciel VCM englobant la partie calcul et représentation des données de l'AQM. Cette base de type Paradox contient une table *patients* reliée à une table *examens* (relation un à plusieurs) elle-même reliée à une table *essais* (relation un à plusieurs). La table *patients* contient les informations relatives aux patients : sexe, date de naissance, pathologie, etc. La table *examens* contient les informations relatives aux AQM : date de l'AQM, paramètres anthropométriques du patient, motif de l'AQM, etc. La table *essais* contient les informations relatives à chaque essai (ou passage) effectué lors de l'AQM : chemin et nom du fichier des données sources, chemin et nom du fichier des données calculées, paramètres spatio-temporaux du cycle de marche, etc.

#### II.1.4 Outils informatiques développés pour l'extraction de données

Afin de pouvoir utiliser les méthodes d'extraction de connaissances sur les données de l'AQM, il a été nécessaire de créer des outils permettant d'exploiter les informations contenues dans la base de données Paradox du logiciel VCM. Pour cela, toute la base de données a été transférée vers une base de données sous Access Microsoft, elle-même interfacée avec Matlab.

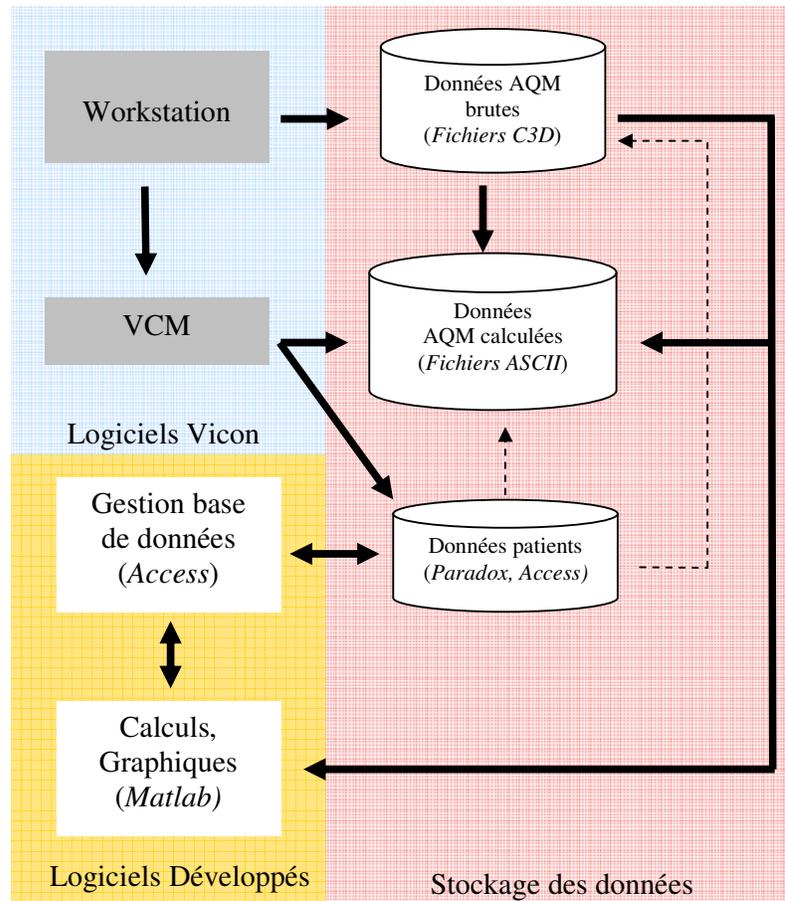


Figure 20 : Architecture logicielle pour gérer et calculer les données de l'AQM. Dans les rectangles sont présentés les logiciels utilisés (en gris, les logiciels commerciaux et en blanc ceux qui ont été développés pour ce travail). Les flèches épaisses représentent les flux des données et les flèches en pointillées représentent les liens entre les données.

Une interface pour récupérer les données, lancer des calculs, visualiser les courbes a été créée avec Matlab. Cette interface est d'ailleurs maintenant utilisée en routine clinique à l'ISP pour créer les rapports de l'AQM (Annexe E). La Figure 20 présente un aperçu de l'architecture logicielle en lien avec les données.

## II.2 Méthodologie générale

Nous avons mis en évidence deux grandes étapes nécessaires pour l'aide à l'interprétation clinique de la marche digitigrade. La première est d'identifier les grands patrons de marche digitigrade à partir de la base de données de l'ISP. La deuxième est d'expliquer cliniquement les patrons identifiés en les mettant en correspondance avec les caractéristiques cliniques des patients. Cette mise en correspondance fournit les explications

cliniques possibles (données de l'examen clinique) des patrons de marche digitigrade (données de l'AQM) et contribue ainsi à l'aide à l'interprétation des données de l'AQM.

Ces deux étapes correspondent à deux méthodes différentes d'extraction de connaissances à partir de données (ECD). La première étape correspond à un apprentissage inductif non-supervisé (classification), et la deuxième étape à un apprentissage inductif supervisé (explication et prédiction). La Figure 21 illustre la méthode utilisée.

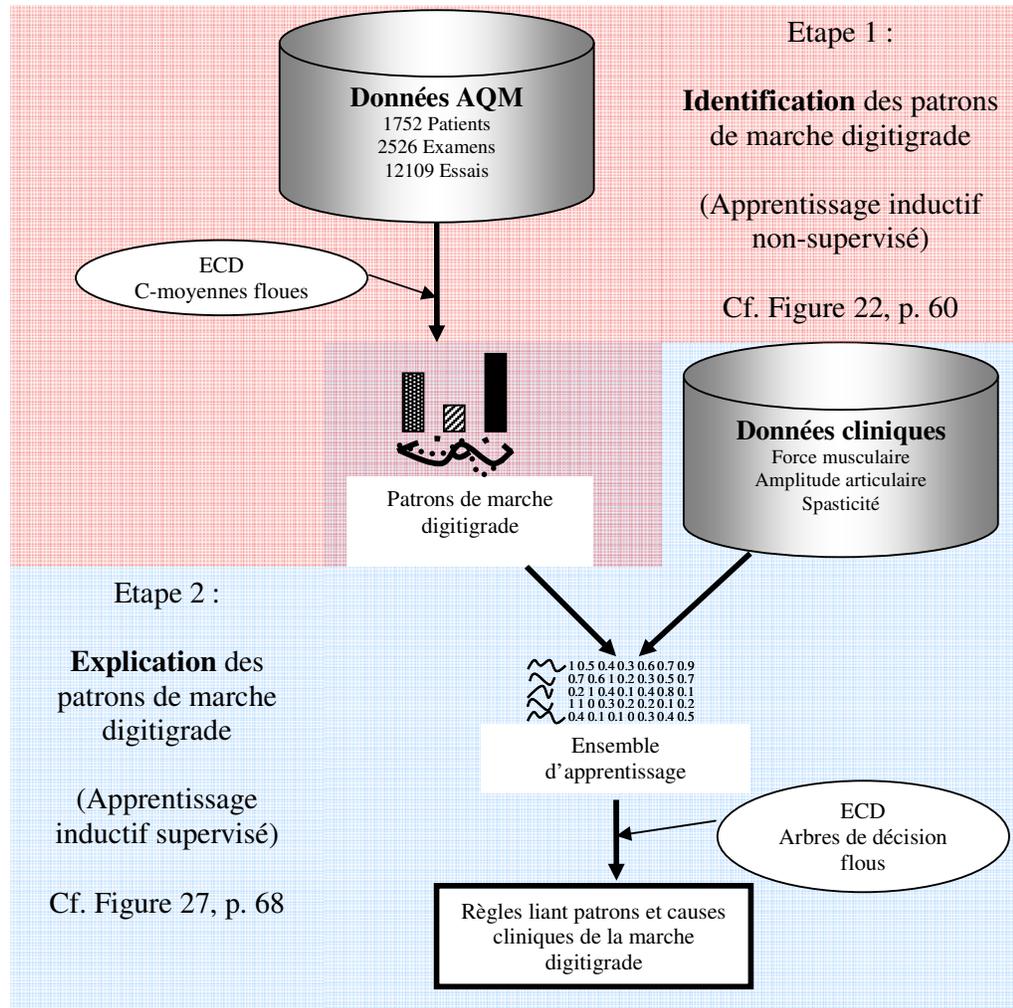


Figure 21 : Méthodologie générale pour l'aide à l'interprétation clinique de la marche digitigrade

## II.3 Méthode d'identification des patrons de marche digitigrade

La méthode utilisée pour identifier les patrons de marche est illustrée dans la Figure 22 et présentée dans les paragraphes suivants.

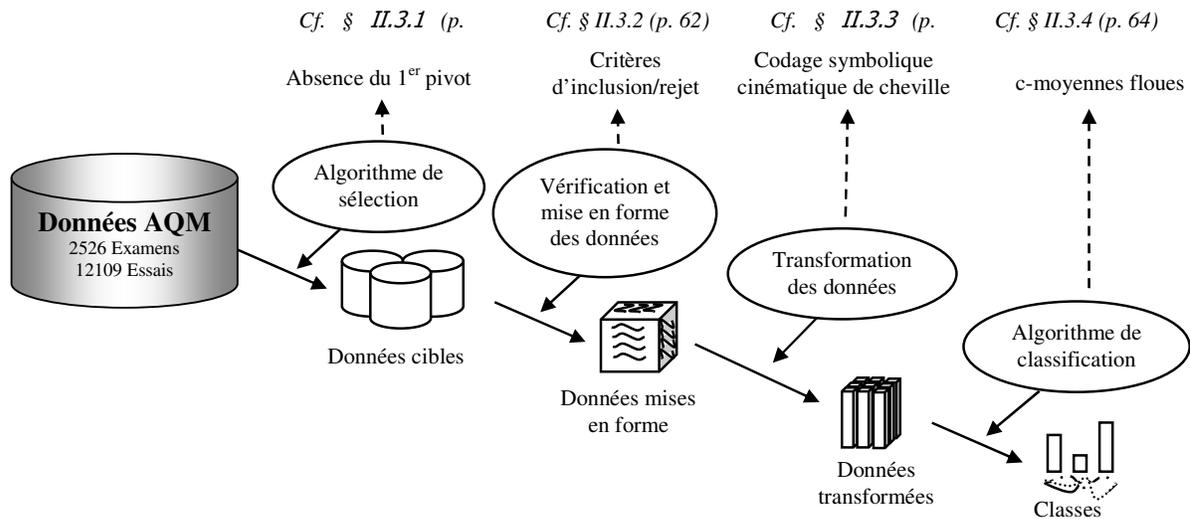


Figure 22 : Illustration de la méthode d'ECD utilisée pour identifier les patrons de marche digitigrade

### II.3.1 Sélection automatique des données

#### II.3.1.1 Patients ayant une marche digitigrade

La première étape de l'ECD est la sélection des données cibles dans la base de données du laboratoire de marche. Dans notre cas, il faut sélectionner les patients ayant une marche digitigrade. Pour cela, tous les essais de la base de données ont été parcourus à la recherche d'une absence de premier pivot qui caractérise la marche digitigrade (cf. paragraphe I.3.1, p. 32). Le premier pivot se définit par une rotation autour du talon. Lorsque le pied est posé au sol par le talon, une légère flexion plantaire apparaît pendant la période de mise en charge, suivie immédiatement du deuxième pivot caractérisé par une flexion dorsale progressive. Pendant ce deuxième pivot, la rotation se fait au niveau de la cheville faisant avancer le corps au dessus de cet appui. Lors de la marche digitigrade, le premier pivot est absent, entraînant une flexion dorsale progressive (sans la légère flexion plantaire). Ainsi la recherche d'essais digitigrades correspond à la recherche d'absence de premier pivot, équivalent à une absence

de flexion plantaire pendant la mise en charge et caractérisée par une courbe croissante monotone (pente positive).

L'algorithme de sélection est présenté sur la Figure 23. La dérivée de la cinématique de cheville est calculée de la manière suivante :  $V_i = (d_{i+1} - d_{i-1}) / 2t$  où  $V$  est la dérivée,  $d$  l'angle de flexion de cheville,  $t$  l'intervalle de temps entre deux échantillons et  $i$  l'instant de calcul de la dérivée.

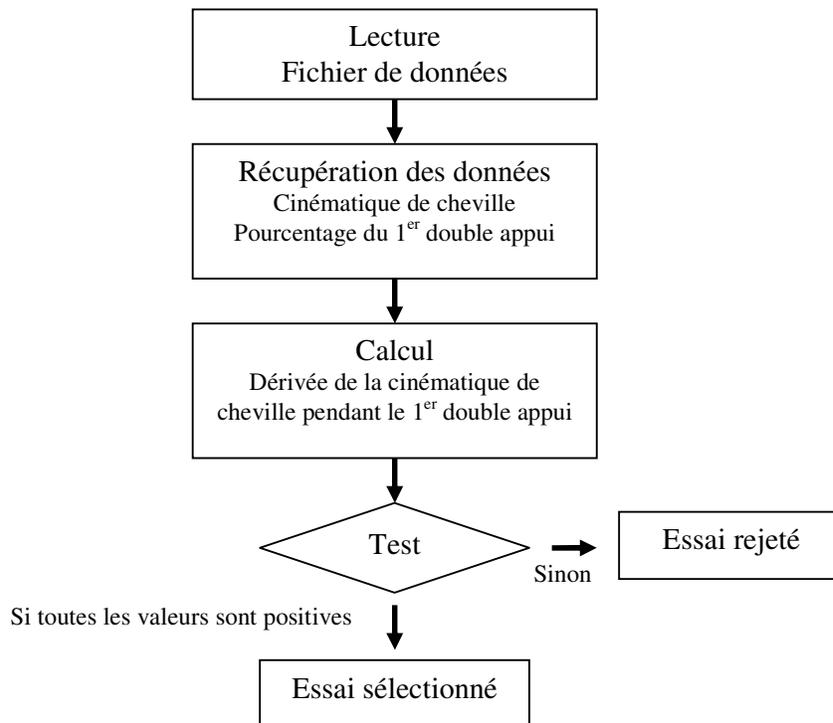


Figure 23 : Présentation de l'algorithme de sélection des essais digitigrades

### II.3.1.2 Données de l'AQM considérées

Deux types de données sont considérés. Les premières sont celles qui servent à la recherche des patrons de marche. Les deuxièmes sont celles qui servent à caractériser ces patrons identifiés.

Pour les données servant à la recherche des patrons de marche inter-pathologies, seule **la cinématique de cheville dans le plan sagittal** est choisie. En effet, la forme de cette courbe est souvent rapportée comme caractéristique d'éléments cliniques dans la marche digitigrade (Steinwender *et al.* 2001; Zwick *et al.* 2004; Matjacic *et al.* in press). Une courbe avec une double bosse (*double bump*) peut être liée à de la spasticité tandis qu'une courbe

avec une courte flexion dorsale suivie d'une longue flexion plantaire monotone peut être liée à une contracture chez l'IMC (Steinwender *et al.* 2001; Zwick *et al.* 2004). La forme de cette courbe peut également permettre de différencier une contracture due aux muscles *gastrocnemus* ou *soleus* ou à une combinaison de ces deux derniers (Matjacic *et al.* in press). Cet angle entre le pied et la jambe est directement lié au défaut de marche digitigrade mais peut également rendre compte de la position des angles articulaires du genou et de la hanche. Par exemple, si l'on considère une marche digitigrade avec une flexion dorsale de la cheville, le genou et la hanche sont forcément fléchis pour maintenir une position érigée du corps (c'est la marche en triple flexum). Cette variable cinématique présente également l'avantage d'être facile à comprendre.

Toutes les autres **données cinématiques et cinétiques de l'AQM** dans le plan sagittal sont analysées dans un second temps, en fonction des patrons de marche digitigrade obtenus, en vue de les décrire plus précisément.

### **II.3.2 Elimination des données extrêmes**

La sélection des essais présentant une marche digitigrade étant faite de manière automatique, il est donc nécessaire de "filtrer" cette sélection afin d'éviter l'intrusion de données extrêmes pouvant altérer l'étape de fouille des données (Fayyad *et al.* 1996; Lavrac 1999). Pour cela, des critères d'exclusion ont été mis en place à trois niveaux : essais, examens et patients.

Au niveau des **essais** :

Les valeurs de la cinématique de cheville (déplacement et dérivée) de tous les essais sélectionnés ont permis à chaque instant (tous les 2% du cycle de marche) de calculer le premier quartile, le troisième quartile et l'espace interquartile correspondant à la différence entre le troisième et le premier. Ainsi, conformément à la définition des valeurs extrêmes (Hoaglin *et al.* 1983), si la valeur à chaque instant du déplacement ou de la dérivée dépassait l'intervalle défini par le premier quartile moins trois fois l'espace interquartile et le troisième quartile plus trois fois cet espace (Figure 24), l'essai était exclu.

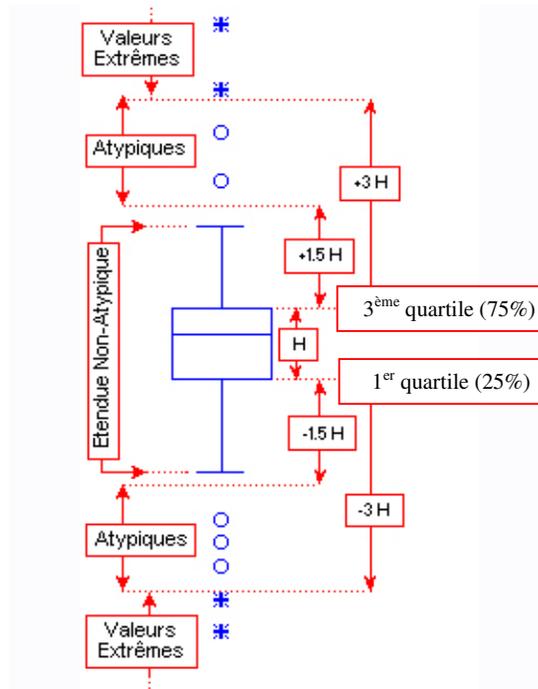


Figure 24 : Illustration statistique des valeurs extrêmes et atypiques en fonction de l'espace interquartile ( $H$ ) d'après l'aide de Statistica 6.0 (StatSoft)

Au niveau des **examens** :

Si moins de trois essais digitigrades étaient sélectionnés (par la méthode décrite dans le paragraphe II.3.1.1, p. 60), l'examen était exclu des examens digitigrades. Afin de préserver l'homogénéité de la population, les examens réalisés lorsque le patient avait plus de 20 ans ont également été retirés.

Au niveau des **patients** :

Un patient ne pouvait être considéré digitigrade que s'il avait au moins un examen sélectionné comme digitigrade.

### II.3.3 Transformation et mise en forme des données

Nous avons choisi d'utiliser la forme de la courbe de la cinématique de la cheville dans le plan sagittal pour identifier les patrons de marche digitigrade. Le calcul de la dérivée de cette courbe permet d'accéder à ces variations : si la dérivée est positive alors la courbe va vers la flexion dorsale, si la dérivée est négative alors la courbe va vers la flexion plantaire.

Pendant la période de la phase d'appui, cette dérivée est rééchantillonnée sur 30 points afin d'obtenir le même nombre de valeurs pour la phase d'appui de chaque passage. D'après le théorème de Shannon, la fréquence d'acquisition doit être supérieure à au moins deux fois la

fréquence maximale du phénomène observé. Or, la fréquence des mouvements du corps humain ne dépasse pas 6 Hz (Winter 1990) et le temps d'un cycle de marche est d'environ une seconde. Les variables de l'AQM pendant le cycle de marche sont échantillonnées sur 50 points représentant une fréquence 8 fois supérieure à la fréquence maximale de mouvement du corps humain. Etant donné que la période de la phase d'appui correspond à environ 60% du cycle de marche, un rééchantillonnage de 30 points semble adéquat.

Les valeurs de la phase d'appui sont ensuite codées par un 1 si la valeur de la dérivée était positive et par un 0 si la valeur était négative ou nulle. La Figure 25 illustre ce codage symbolique utilisé dans de nombreux domaines (Daw *et al.* 2003).

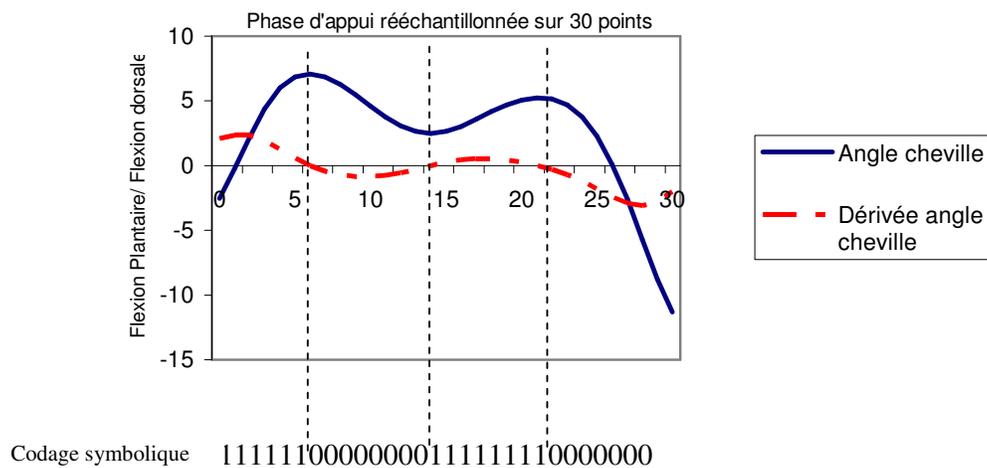


Figure 25 : Illustration du codage symbolique utilisé sur la dérivée de l'angle de cheville

La mise en forme de ces données est simple : elle consiste en un tableau où les lignes correspondent aux essais sélectionnés et les colonnes aux instants de la phase d'appui.

### II.3.4 Algorithme de classification : c-moyennes floues

L'algorithme des c-moyennes (*c-means*) est l'une des méthodes les plus connues parmi les techniques de classification non supervisée. La version c-moyennes floues (CMF) (*fuzzy c-means*) est une extension directe de cet algorithme. Elle a été développée par Dunn en 1973 (Dunn 1973) et améliorée par Bezdek en 1981 (Bezdek 1981), la notion d'ensemble flou est ainsi introduite dans la définition des classes (cf. paragraphe I.4.3.1.2.2, p. 46).

Comme leurs homologues "durs", cet algorithme utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distances inter-classes, mais en tenant compte des degrés d'appartenance des individus. La partition floue obtenue est présentée sous forme

d'une matrice  $U$  de taille  $n \times c$ , où  $n$  est le nombre d'individus,  $c$  le nombre de classes obtenues, et l'élément  $\mu_{ij}$  de la matrice  $U$  est le degré d'appartenance de l'individu  $i$  à la classe  $j$ . Contrairement aux classifications dures, la valeur d'appartenance d'un objet à une classe ne prend pas simplement les valeurs 0 ou 1, mais toutes les valeurs possibles dans l'intervalle  $[0, 1]$ . L'algorithme des  $c$ -moyennes floues consiste à trouver  $U$  et  $V$  qui minimise la fonction suivante :

$$J_m(V) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c (\mu_{ij})^m d^2(x_i, V_j) \quad (1)$$

Avec :

- $m$  : coefficient  $\geq 1$  (fixé généralement à 2 dans les applications) appelé exposant flou. Le poids de cet exposant s'interprète comme un paramètre de distorsion. Le "flou" de la partition augmente avec ce coefficient.
- $V_j$  : centre de gravité ou centroïde  $V$  de la classe  $j$ .
- $d(x_i, V_j)$  : distance euclidienne entre l'élément  $i$  et le centre de gravité de la classe  $j$ .

Cette formule exprime donc la variance intra-groupe, où la distance, entre chaque élément et le centre de gravité de la classe à laquelle il appartient, est pondérée par le degré d'appartenance.

Les étapes de l'algorithme des  $c$ -moyennes floues sont résumées dans la Figure 26 :

- 1) **Initialisation** : déterminer le nombre de classes  $c$ , le degré de flou  $m$ , la distance  $d$ , choix aléatoire des centroïdes  $V$  (centres provisoires) et calcul de  $U$  suivant l'équation 3.
- 2) **Calcul des centres** : calculer la position des  $c$  centroïdes  $V$  :

$$V_j = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_{ij})^m x_i}{\sum_{i=1}^n (\mu_{ij})^m} \quad (2)$$

- 3) **Calcul des valeurs d'appartenance** : mémorisation de  $U$  dans  $\hat{U}$  et calcul des nouvelles valeurs d'appartenance de la matrice  $U$  à toutes les classes :

$$\mu_{ij} = \frac{\left[ \frac{1}{d^2(x_i, V_j)} \right]^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{i=1}^n \left[ \frac{1}{d^2(x_i, V_j)} \right]^{\frac{1}{m-1}}} \quad (3)$$

4) **Arrêt** : recommencer à l'étape 2 tant que  $|U-\hat{U}|>\varepsilon$  ( $\varepsilon$  est le critère d'arrêt) ou si le nombre maximal d'itérations n'est pas atteint.

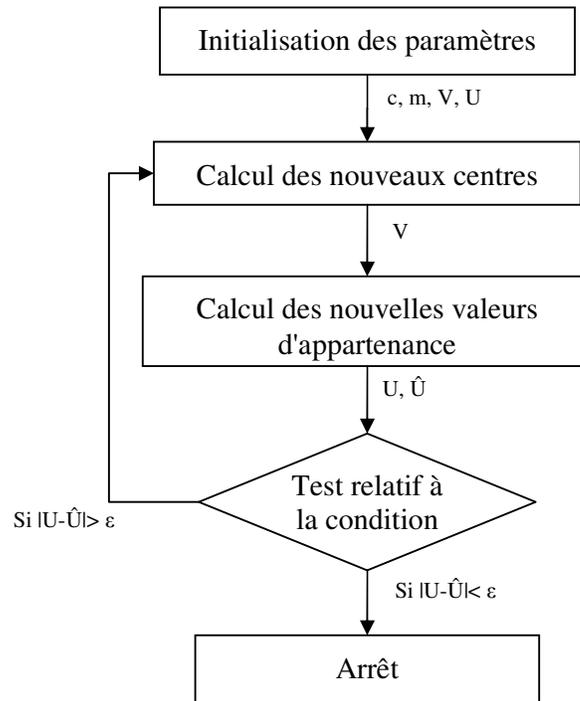


Figure 26 : Présentation de l'algorithme de classification des c-moyennes floues

Dans ce travail, les paramètres utilisés sont standards : l'exposant flou  $m$  est fixé à 2, le critère d'arrêt  $\varepsilon$  est fixé à  $10^{-5}$  et le nombre maximal d'itérations à 100 (Su *et al.* 2001).

Une des difficultés du CMF est de choisir le nombre de classes. Pour cela, de nombreuses méthodes existent, nous avons choisi d'utiliser l'indice de Xie-Beni (Xie et Beni 1991) défini comme le meilleur indice dans la littérature (Pal et Bezdek 1995; Guillaume 2001b) :

$$V_{XB} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^2 d^2(x_i, V_j)}{n \left[ \min_{k \neq j} (d^2(V_k, V_j)) \right]} \quad (4)$$

Le nombre de classes est optimum quand l'indice  $V_{XB}$  est minimum. Ainsi, pour choisir le nombre de classes en calculant cet indice, il est nécessaire de lancer l'algorithme CMF du nombre maximal ( $c_{min}$ ) jusqu'au nombre maximal de classes considérées ( $c_{max}$ ). Nous avons choisi  $c_{min}=2$  et  $c_{max}=10$  qui correspond à une amplitude du nombre de classes en accord avec

les autres études sur la classification de la marche humaine (O'Malley *et al.* 1997; Su *et al.* 2001) et avec le nombre de classes attendues.

### **II.3.5 Caractérisation des patrons**

Pour caractériser les patrons de marche digitigrade obtenus, les données de l'AQM sont moyennées en fonction du degré d'appartenance de l'essai à ces patrons si la valeur d'appartenance est supérieure à 0.5. Ce seuil est choisi afin de sélectionner seulement les patrons reproductibles dans les passages d'un même examen et ceux qui caractérisent le plus chaque groupe. D'une part, les valeurs d'appartenance des essais d'un examen étant moyennées pour obtenir une appartenance moyenne d'un examen à un patron de marche, la moyenne sera forcément inférieure à 0.5 si les patrons d'un examen ne sont pas reproductibles. D'autre part, si la valeur d'appartenance est supérieure à 0.5 pour un groupe, elle est forcément inférieure à 0.5 pour l'autre ou les autres groupes. Cette caractérisation permet une représentation graphique des patrons de marche digitigrade au niveau de l'angle articulaire de la cheville (données ayant servi à la classification) mais aussi au niveau des autres données de l'AQM (cinématique et cinétique de toutes les articulations).

Afin d'étudier statistiquement ces patrons, des valeurs caractéristiques (maxima et minima locaux) des courbes cinématiques, cinétiques et les paramètres spatio-temporaux sont sélectionnés sur chaque essai en fonction des paramètres de marche préconisés par Benedetti (Benedetti *et al.* 1998) et Kerrigan (Kerrigan *et al.* 2000).

Une analyse de la variance (ANOVA) à un facteur est ensuite utilisée pour examiner les effets des groupes identifiés sur les paramètres de marche avec un niveau significatif  $\alpha$  fixé à 0.05. Un post-hoc approprié aux groupes identifiés sera alors choisi pour déterminer les différences significatives entre les moyennes des groupes. Tous les calculs statistiques sont réalisés avec le logiciel Statistica 6.0 (Statsoft, France).

La méthode d'ECD en apprentissage inductif non-supervisé pour identifier automatiquement les patrons de marche digitigrade vient d'être décrite. La seconde étape est maintenant d'expliquer ces patrons afin de répondre aux questions suivantes: Quelles peuvent être les causes des patrons de marche digitigrade ? Quelles sont les causes de la marche digitigrade d'un patient donné ?

## **II.4 Méthode d'explication des patrons de marche digitigrade**

La méthode utilisée pour expliquer les patrons de marche digitigrade est illustrée par la Figure 27 et présentée dans les paragraphes suivants. Cette méthode d'ECD fait référence à

un apprentissage inductif supervisé où l'apprentissage se fait à partir d'un ensemble d'exemples. Les étapes de la méthode sont présentées dans les paragraphes suivants.

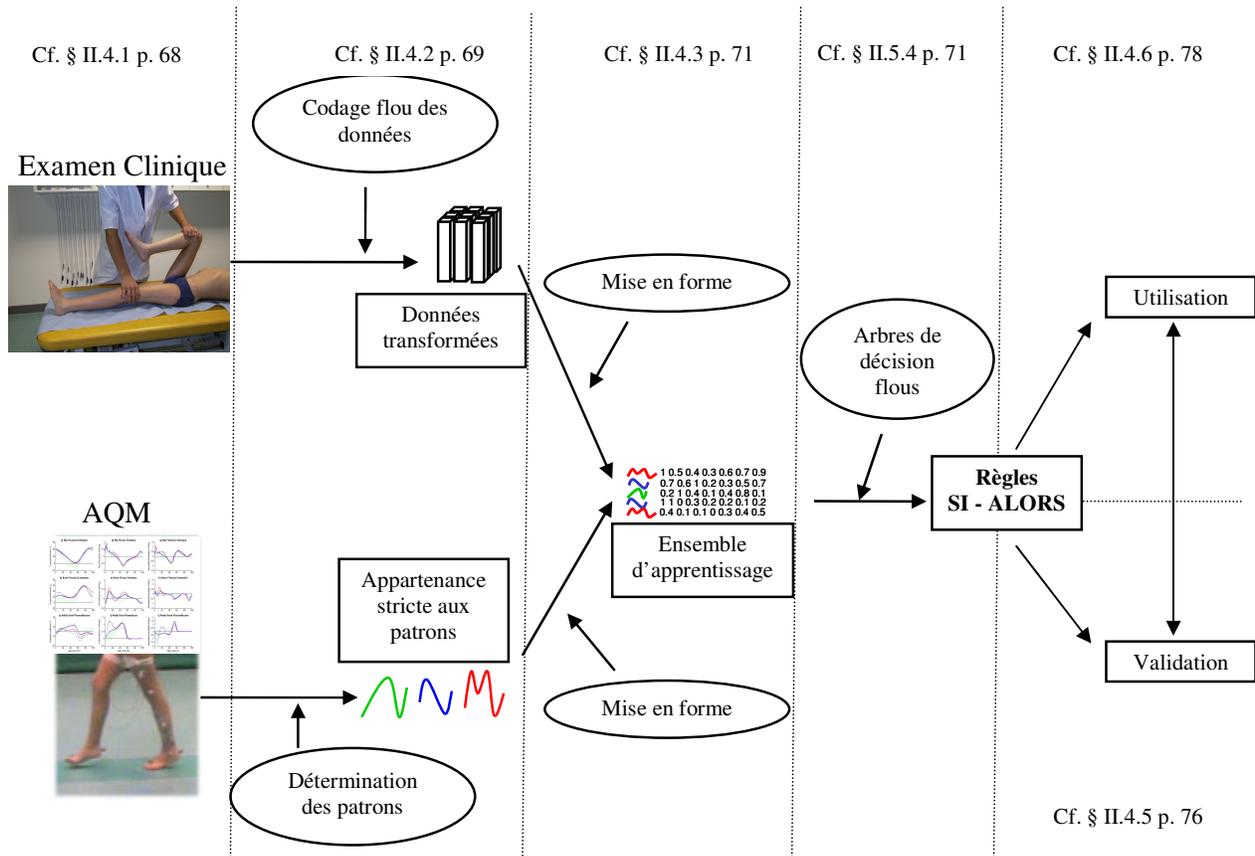


Figure 27 : Illustration de la méthode d'ECD utilisée pour expliquer les patrons de marche digitigrade identifiés

### II.4.1 Données considérées

Le but de la première étape est de sélectionner les données pertinentes qui pourraient expliquer la ou les cause(s) des patrons de marche digitigrade identifiés à l'étape précédente. Comme nous l'avons vu au paragraphe I.3.3.2 (p. 38), les causes possibles d'une marche digitigrade sont, pour la plupart, évaluées au cours de l'examen clinique réalisé pendant l'AQM. La saisie informatique de cet examen est réalisée depuis 2002 à l'aide d'une interface graphique spécifique créée sous Access (cf. Annexe E). Le nombre d'AQM réalisées entre 2002 et 2004, avec l'examen clinique saisi informatiquement, est de 358.

Les variables cliniques utilisées pour expliquer les patrons de marche digitigrade sont reportées dans le Tableau 3, elles concernent essentiellement le plan sagittal.

	Variables cliniques	Faible	Moyen	Important	Unités
Amplitude de mouvement	Flexion Hanche	100	120	140	Degrés (°)
	Extension Hanche	-30	-10	10	Degrés (°)
	Flexion Genou	110	130	150	Degrés (°)
	Extension Genou	-20	0	20	Degrés (°)
	Flexion dorsale (Cheville)	-20	10	40	Degrés (°)
	Flexion plantaire (Cheville)	0	30	60	Degrés (°)
Spasticité	Quatriceps	0	2	4	Echelle d'Ashworth
	Ischio-jambiers	0	2	4	Echelle d'Ashworth
	Triceps surae	0	2	4	Echelle d'Ashworth
	Tibias anterior	0	2	4	Echelle d'Ashworth
Force	Quatriceps	1	3	5	Echelle
	Ischio-jambiers	1	3	5	Echelle
	Triceps surae	1	3	5	Echelle
	Tibias anterior	1	3	5	Echelle
	Différence de longueur de jambe	0	2	4	cm

Tableau 3 : Variables cliniques avec les limites des fenêtres pour le codage flou

Nous avons choisi de prendre seulement les variables cliniques du côté latéral au défaut de marche digitigrade afin de limiter la complexité des règles expliquant ces patrons et ainsi préserver leur interprétabilité. De plus, le coefficient de corrélation calculé sur les 358 examens cliniques entre chaque variable clinique du coté latéral et controlatéral au défaut de marche digitigrade est supérieur à 0.8 ( $p < 0.00001$ ).

Les AQM où les patients avaient une marche digitigrade ont été sélectionnées et liées aux patrons de marche digitigrade manuellement. Cette sélection a été réalisée deux fois à une semaine d'intervalle dans un ordre aléatoire à partir de la courbe cinématique de la cheville et de la vidéo de marche des patients. Quatre cas pouvaient se produire :

- marche non digitigrade;
- marche digitigrade avec un des patrons identifiés;
- marche digitigrade non reproductible (alternance entre plusieurs patrons);
- marche digitigrade avec patrons différents de ceux identifiés.

Seuls les examens ayant une marche digitigrade reproductible avec un patron identifié et ayant été classés les deux fois avec le même patron sont sélectionnés pour la suite de l'analyse.

#### II.4.2 Transformation des données

L'examen clinique réalisé sur table présente une variabilité intra et inter expérimentateurs (Blackburn *et al.* 2002; Van Gheluwe *et al.* 2002). Blackburn *et al.* (Blackburn *et al.* 2002) rapportent une mauvaise reproductibilité des mesures de la spasticité

entre deux examinateurs (Tau de Kendall égal à 0.062) et une reproductibilité moyenne pour le même examinateur lors de deux examens différents (Tau de Kendall égal à 0.567). Pour la mesure des amplitudes des angles articulaires, Van Gheluwe *et al.* (Van Gheluwe *et al.* 2002) rapportent un coefficient de corrélation intra-classe (ICC) bon pour l'évaluation intra-examinateur ( $ICC > 0.8$ ) mais moyen pour l'évaluation inter-examineurs ( $ICC < 0.51$ ). Les données de cet examen sont donc relativement imprécises et incertaines. Pour faire face à la difficulté de traitement de ce type de données, Zadeh en 1965 (Zadeh 1965) a introduit la théorie des sous-ensembles flous. Nous allons utiliser cette théorie pour obtenir des règles intelligibles et limiter l'influence de l'imprécision et de l'incertitude de l'examen clinique sur notre méthode explicative. Les valeurs cliniques sont donc codées en modalités floues permettant ainsi d'obtenir des variables linguistiques.

Les variables linguistiques sont communément définies par un triplet constitué de la variable (ex. : *force du quadriceps*), de l'ensemble des valeurs prises par cette variable (ex. :  $\{0, 1, 2, 3, 4, 5\}$ ) et de l'ensemble des sous-ensembles flous associés aux dénominations linguistiques (ex. :  $\{Faible, Moyen, Important\}$ ). La valeur d'appartenance à un sous-ensemble flou prise par une variable est généralement comprise entre 0 et 1. Dans ce cas, la somme des valeurs d'appartenance aux variables linguistiques prises par une variable est égale à 1. La

Figure 28 montre un exemple du codage flou en trois modalités pour lesquelles les fonctions d'appartenance sont de forme triangulaire et trapézoïdale. Elles sont caractérisées par l'ensemble de valeurs  $\{a, b, c\}$ . Prenons l'exemple d'une force musculaire  $V$  prenant la valeur  $x=2$ . Avec les bornes  $\{a, b, c\}=\{1, 3, 5\}$ , les valeurs d'appartenance seront 0.5 pour "faible", 0.5 pour "moyen" et 0 pour "important".

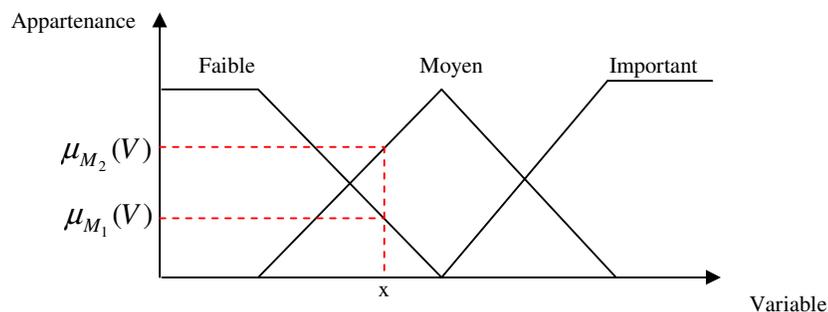


Figure 28 : Illustration du codage flou avec un fenêtrage triangulaire au centre et deux fenêtrages trapézoïdales sur les extrémités.

Soit  $x$  une valeur donnée de la variable  $V$ . La valeur d'appartenance  $\mu_{M_i}(V)$  de  $x$  à la modalité  $M_i$  est :

$$\mu_{M_i}(V) = \max(\min(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{c-x}{c-b}), 0) \quad (5)$$

Le nombre de fenêtres ainsi que leurs bornes (Tableau 3) sont définies en collaboration avec le clinicien réalisant l'examen clinique et en étudiant l'histogramme d'amplitude des valeurs prises par la variable clinique considérée. Le nombre de trois fenêtres permet de caractériser les données de façon satisfaisante (Loslever *et al.* 2003) et de limiter la complexité des règles.

### II.4.3 Construction de l'ensemble d'apprentissage

Dans notre application, les données d'entrée du système explicatif sont donc les variables cliniques codées en valeurs d'appartenance aux modalités floues de ces variables. Chaque exemple de l'ensemble d'apprentissage correspond à une AQM d'un patient présentant un des patrons de marche digitigrade identifiés dans la première étape. L'ensemble d'apprentissage constitue un tableau où chaque ligne correspond aux valeurs d'appartenance cliniques et à l'appartenance de la marche à un des patrons identifiés. Le Tableau 4 présente la mise en forme des données de l'ensemble d'apprentissage avec le patient ayant réalisé l'examen 1 appartenant au patron 1 (P1), le patient ayant réalisé l'examen 2 appartenant au patron 2 (P2).

Exemples	Caractéristiques cliniques							Patrons (classes)		
	AdM Flexion cheville			Force Triceps			...	P1	P2	...
	Faible	Moyen	Important	Moyen	Faible	Important				
Examen 1	0.53	0.47	0.00	0.00	0.70	0.30		1	0	...
Examen 2	0.00	0.60	0.40	0.20	0.80	0.00		0	1	
...										

Tableau 4 : Mise en forme de l'ensemble d'apprentissage pour l'induction des arbres de décision

### II.4.4 Induction des règles explicatives

A la suite de la préparation des données, nous allons aborder le cœur de la méthode de l'ECD en apprentissage automatique supervisé : l'induction de règles explicatives des patrons de marche digitigrade à partir des arbres de décision flous.

#### II.4.4.1 Définition des termes

Dans la partie propre aux arbres de décision, nous utiliserons le vocabulaire spécifique à ce domaine :

- un **arbre** est constitué d'une **racine**, de **nœuds**, de **branches** et de **feuilles** (cf. Figure 17, p. 50);
- une **forêt** est constituée de plusieurs arbres;
- une **classe** désigne un patron de marche digitigrade pouvant aussi être appelé groupe, groupement, pattern ou expression;
- un **individu** désigne un examen clinique mis en forme dans l'ensemble d'apprentissage pouvant aussi être appelé objet, observation ou patient suivant le contexte;
- un **exemple** désigne un individu appartenant à une classe (donc un examen clinique appartenant à un patron de marche digitigrade);
- l'ensemble des exemples constitue **l'ensemble d'apprentissage**;
- un **attribut** désigne une variable nominale ou plus exactement, dans notre cas, une variable clinique découpée en modalités floues;
- une **condition** désigne un attribut discriminant à un nœud;
- une **règle** est constituée des conditions rencontrées sur le parcours d'une branche depuis la racine jusqu'à une feuille de l'arbre;
- l'ensemble des règles constitue une **base de règles**.

#### II.4.4.2 Les arbres de décision flous

Le principe général de génération d'un arbre de décision a été présenté dans le paragraphe I.4.3.2.2.3 (p. 49). De nombreuses publications décrivent une méthode d'induction d'arbres de décision flous (Yuan et Shaw 1995; Janikow 1998; Marsala 1998; Wang *et al.* 2000; Chiang et Hsu 2002; Oлару et Wehenkel 2003) schématisé sur la Figure 29. Cette partie ne détaille pas ces méthodes mais présente les choix effectués concernant la construction de l'arbre d'après les trois points caractéristiques de l'algorithme de création d'un arbre de décision qui sont :

- le mesure de discrimination;
- la stratégie de partitionnement;
- le critère d'arrêt.

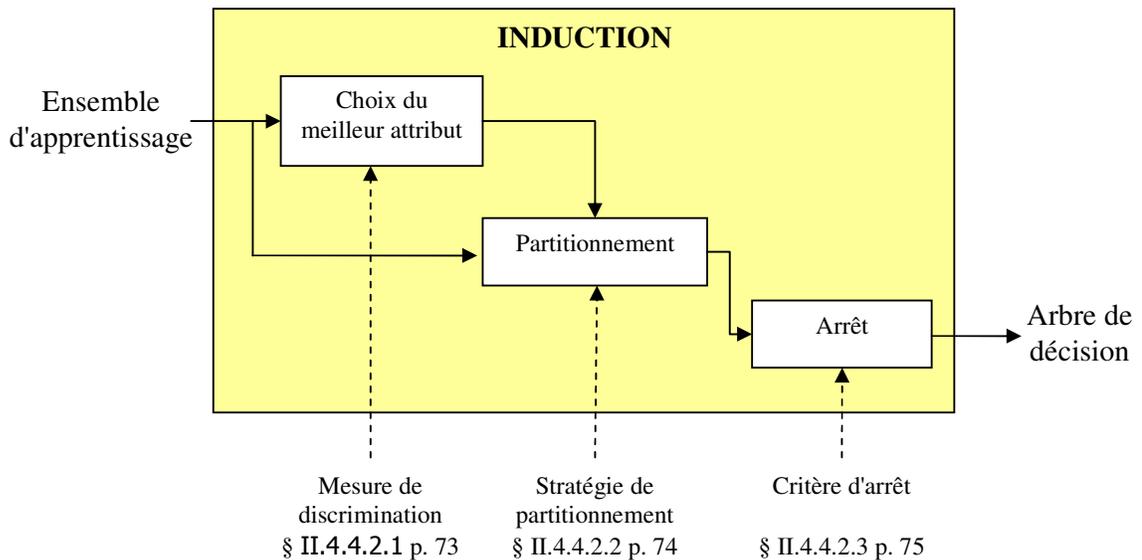


Figure 29 : Illustration de l'induction d'arbres de décision

#### II.4.4.2.1 Mesure de discrimination

Lors de la construction d'un noeud non terminal il faut déterminer l'attribut qui doit permettre de partitionner la base d'exemples. Ce point est crucial dans le mécanisme de construction d'arbres de décision puisqu'il influe directement sur la structure de l'arbre et donc sur ses propriétés. Cet attribut est généralement choisi par une mesure de discrimination déterminée de manière heuristique afin de limiter la taille de l'arbre et d'obtenir des résultats intelligibles par l'utilisateur (Marsala 1998). La plus courante de ces mesures de discrimination (celle que nous utiliserons) est la mesure de l'entropie de Shannon  $H$  (Shannon 1948) qui repose sur les principes de la théorie de l'Information :

$$H(X) = \sum_{i=1}^n -p_i \log p_i \quad (6)$$

Cette mesure renseigne sur la valeur moyenne d'information fournie par un attribut  $X$ . Elle est maximale quand les probabilités d'occurrences  $p_i$  des valeurs de  $X$  sont égales, c'est à dire que l'information est complètement dispersée dans toutes les valeurs de  $X$ .

Dans le cadre de la génération des arbres de décision, on mesure l'entropie conditionnelle d'un attribut de la base d'apprentissage en fonction de l'appartenance des individus aux classes. A chaque noeud, l'attribut le plus discriminant (qui servira à partitionner) est celui qui explique le mieux la répartition des exemples de l'ensemble

d'apprentissage dans les classes. D'un point de vue de la théorie de l'information, c'est l'attribut qui maximise à chaque nœud de l'arbre le gain d'information (différence entre l'entropie d'un attribut et l'entropie conditionnelle de cet attribut).

Cette mesure de discrimination a été adaptée à l'environnement flou (Marsala 1998) à partir de la probabilité conditionnelle d'un événement flou définie par Zadeh (Zadeh 1968). Elle est adéquate à la discrimination en présence de deux classes mais pas lorsque le nombre de classes est supérieur à deux. Pour pallier à ce problème, Marsala (Marsala 1998) propose de créer autant d'arbres qu'il y a de classes. Ainsi, les individus de l'ensemble d'apprentissage sont divisés suivant leur appartenance ou leur non-appartenance à la classe considérée. Un arbre est alors créé pour chaque classe (pour chaque patron de marche digitigrade dans notre cas) et cette méthode aboutit à une "forêt" d'arbres (Figure 30). Chaque arbre de cette "forêt" explique ou prédit l'appartenance ou la non-appartenance d'un individu à une classe.

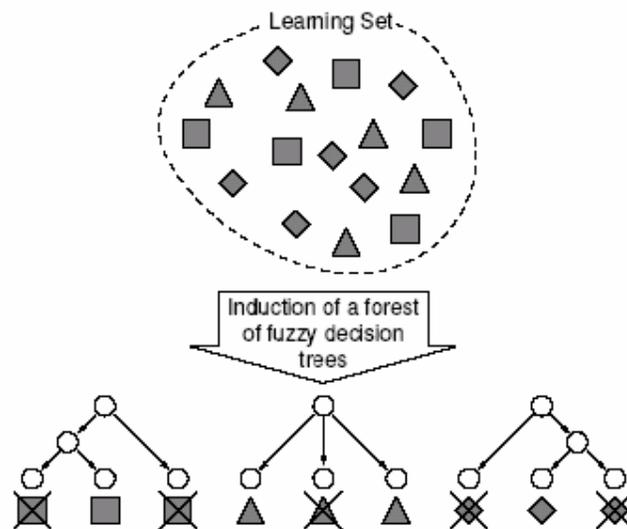


Figure 30 : Illustration de l'induction d'une forêt d'arbres de décision pour les classes représentées par les symboles  $\square$ ,  $\triangle$ ,  $\diamond$ . Une branche d'un arbre induit l'appartenance ou la non appartenance (symbole barré) à une classe. (Roux et al. in press).

#### II.4.4.2 Stratégie de partitionnement

Une fois que l'attribut le plus discriminant est identifié à un nœud donné de l'arbre, les individus doivent être répartis dans les sous-nœuds correspondant à chaque modalité de l'attribut. La répartition se fait généralement à partir des valeurs prises par l'attribut. Avec un environnement flou, un exemple peut appartenir à plusieurs sous-nœuds avec des degrés

d'appartenance (Janikow 1998; Marsala 1998). Dans ce travail, un exemple appartiendra à un seul sous-nœud afin de limiter la taille de l'arbre comme l'a proposé Marsala.

#### II.4.4.2.3 Critère d'arrêt

L'idée la plus simple concernant le critère d'arrêt serait de grossir l'arbre tant que les nœuds contiennent des exemples appartenant à des classes différentes pour arriver à un arbre avec seulement des nœuds dit "purs". Cet arbre serait alors parfaitement représentatif de l'ensemble d'apprentissage et ne ferait pas d'erreur de classification. Mais la taille de l'arbre, avec cette approche, pourrait être très importante et les règles générées trop spécifiques alors que l'on cherche à généraliser des connaissances à partir d'exemples. Cette situation est couramment appelée « sur-apprentissage ». Deux types de critère d'arrêt ont été mis en place pour pallier à ce problème : soit *l'arrêt précoce* pendant la construction de l'arbre, soit *l'élagage* de l'arbre après sa construction (Ragot 2003).

Dans ce travail, le critère d'arrêt de type *précoce* est utilisé. Pour un nœud donné, il est basé sur la probabilité qu'un individu appartienne à une classe sachant que les conditions rencontrées le long de la branche considérée de l'arbre sont vérifiées. Le choix du seuil  $\beta$  lié à cette probabilité est important car il détermine la profondeur de l'arbre et ainsi la spécificité et la généralité des règles obtenues. Plus  $\beta$  est élevé et plus les règles sont spécifiques (si  $\beta=1$ , on obtiendrait un arbre avec des nœuds purs). Pour expliquer les classes de marche digitigrade, nous souhaitons obtenir un compromis entre ces deux critères antagonistes (spécificité et généralité).  $\beta$  est alors fixé à une valeur initiale de 0.7 qui a également été utilisée par Roux (Roux 2002). Le principe de ce critère d'arrêt est simple. L'arbre est généré avec cette valeur initiale. Si toutes les classes (appartenance et non-appartenance à un patron) sont expliquées, le processus s'arrête; sinon  $\beta$  est incrémenté de 0.01 et un nouvel arbre est généré de manière itérative jusqu'à ce que toutes les classes soient expliquées.

Maintenant que les arbres de décision sont créés, il est nécessaire de déterminer les règles servant à expliquer l'appartenance d'un individu à une classe.

#### II.4.4.3 Détermination des règles

Les règles floues sont générées à partir des arbres de décision flous en parcourant chacune des branches des arbres, de leur racine jusqu'à leurs feuilles. Les conditions rencontrées à chaque nœud constituent ainsi les conditions des règles. Chaque condition est constituée d'une des trois modalités floues (ex. : faible) et d'une variable linguistique (ex. : force du *tibialis anterior*). Ainsi pour un individu  $I$  quelconque, la règle est : **SI** *Condition a*

**ET** *Condition b* **ET**... **ALORS** *I* appartient à la *classe c* avec la probabilité  $p$  supérieure à  $\beta$ .  $p$  représente la valeur de vérité de la règle pouvant être considérée comme une évaluation de la validité de cette règle.

Un exemple de règle à deux conditions dans notre cas serait : **SI** *spasticité triceps surae faible* **ET** *force tibialis anterior faible* **ALORS** marche digitigrade avec patron 1 avec une probabilité supérieure à 0.95.

Chaque règle de la base de règles est alors optimisée selon la méthode suivante (Yuan et Shaw 1995) : la première condition est retirée puis la nouvelle valeur de vérité  $p'$  est calculée, si  $p'$  est supérieure ou égale à  $p$  alors la condition est définitivement retirée, si  $p'$  est inférieure à  $p$  alors cette dernière condition est réintroduite. Ce processus est réitéré pour chaque condition de la règle. Les règles ainsi obtenues sont plus courtes (moins de conditions), donc plus générales et plus interprétables tout en étant au moins aussi fiables car  $p' \geq p$ .

#### **II.4.5 Evaluation des règles**

Avant d'utiliser les règles créées à partir des arbres de décision flous, il est nécessaire de les valider. Etant donné que les règles peuvent servir soit à prédire la classe d'un individu, soit à expliquer la classe d'un individu, deux validations sont nécessaires. La première validation doit porter sur la précision de classement des règles et la deuxième sur l'explication des règles. Même si dans notre cas, c'est surtout le pouvoir explicatif des règles qui nous intéresse, la précision de classification est également importante car elle conditionne la qualité de l'explication.

##### **II.4.5.1 Evaluation de la prédiction**

L'évaluation de la prédiction est faite à partir d'individus n'ayant pas servi au processus d'apprentissage. Pour cela, la méthode la plus simple consiste à diviser l'ensemble d'apprentissage en deux sous-ensembles. Le premier sous-ensemble est l'ensemble d'apprentissage effectif servant à l'induction des règles et le deuxième est l'ensemble test servant à évaluer le pouvoir prédictif des règles. Généralement, 2/3 des exemples servent à l'apprentissage et 1/3 au test (Ragot 2003). Ce processus nécessite d'avoir un nombre important d'exemples et ne permet pas d'obtenir une précision rendant compte de la stabilité de l'apprentissage car il peut varier suivant les exemples considérés.

Afin de pallier à ce problème, ce travail propose d'utiliser la totalité de l'ensemble d'apprentissage à la fois pour le processus d'apprentissage et pour le processus de test. Pour

cela, une validation croisée est réalisée en divisant l'ensemble de départ en  $k$  sous-ensembles. Les  $k-1$  sous-ensembles sont alors utilisés pour l'apprentissage puis le sous-ensemble non utilisé sert à évaluer la précision des règles. Ce processus est réitéré  $k$  fois afin que tous les sous-ensembles servent à induire les règles et à tester la performance de celles-ci. Dans ce travail, la méthode de validation croisée stratifiée (les sous-ensembles sont de taille proportionnelle au nombre d'individus appartenant à chaque classe) proposée par Kohavi (Kohavi 1995) est utilisée.  $k$  est alors fixé à 10, ce qui correspond à un compromis acceptable entre le temps de calcul et la fiabilité d'évaluation (Kohavi 1995).

La performance des règles est ensuite évaluée à partir de trois indices construits sur la base des possibilités de classement d'un individu (Tableau 5) :

- la **précision** correspond au rapport entre le nombre d'individus correctement classés sur le nombre total d'individus :

$$Pre = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} = \frac{nb\ ind\ bien\ classés}{nb\ ind\ total} \quad (7)$$

- la **sensibilité** évalue la capacité à déterminer si les individus **sont** atteints d'une maladie donnée, et plus particulièrement dans notre cas si les individus correspondent à un patron de marche donné.

$$Sen = \frac{VP}{VP + FN} \quad (8)$$

- la **spécificité** évalue la capacité à déterminer si les individus **ne sont pas** atteints d'une maladie donnée, et plus particulièrement dans notre cas si les individus ne correspondent pas à un patron de marche donné:

$$Spe = \frac{VN}{VN + FP} \quad (9)$$

	Bien classé	Mal classé
Individu sain	Vrai Positif (VP)	Faux Positif (FP)
Individu atteint	Vrai Négatif (VN)	Faux Négatif (FN)

Tableau 5 : Présentation des possibilités de classement d'un individu dans le domaine médical

Dans le cas de la validation croisée stratifiée, la précision, la sensibilité et la spécificité sont donc les moyennes arithmétiques respectives des  $k$  tests :

$$\left\{ Pre = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k Pre_i, Sen = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k Sen_i, Spe = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k Spe_i \right\} \quad (10)$$

### II.4.5.2 Evaluation de l'explication

Afin d'évaluer la performance des règles pour expliquer l'appartenance d'un individu à une classe, Roux (Roux 2002) propose d'utiliser un indice appelé le **taux d'explication**. Dans notre étude, il correspond au pourcentage de nouveaux individus dont le patron de marche digitigrade est expliqué par au moins une règle. Comme les indices définis précédemment, la validation croisée stratifiée permet de calculer un taux d'explication moyen sur les  $k$  tests réalisés.

### II.4.6 Exploitation des règles

Le but de la création de cette base de règles est d'expliquer les patrons de marche digitigrade identifiés dans la première étape de la méthode. Mais avant de voir comment sont utilisées ces règles pour l'explication, la méthode de classement d'un nouveau patient est décrite; elle est en effet nécessaire dans la phase de validation et pourrait également être utilisée pour prédire le patron de marche d'un patient digitigrade.

#### II.4.6.1 Classement d'un nouvel individu

Le but du classement est de prédire la classe (patron de marche dans notre cas) à laquelle va appartenir un individu uniquement à partir des données d'entrée du système (examen clinique dans notre cas). Cette prédiction s'apparente à un raisonnement déductif qui consiste à utiliser la base de règles pour déduire la classe d'un individu à partir de ses caractéristiques (Figure 31).

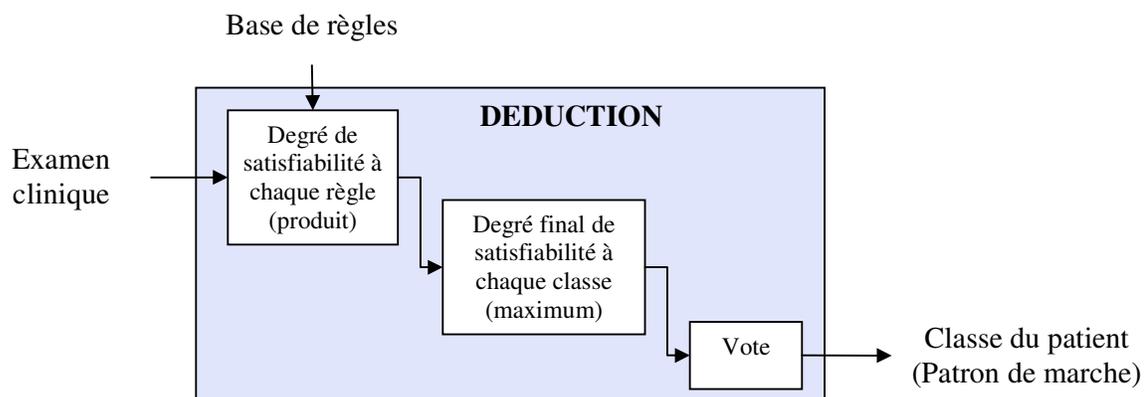


Figure 31 : Illustration de la prédiction de la classe d'un patient

La méthode utilisée est celle proposée par Marsala (Marsala 1998) et utilisée par Roux (Roux 2002).

Pour une règle  $R$  concluant à l'appartenance à la classe  $c$ , le degré de satisfiabilité pour un individu  $I$  est le **produit** des valeurs d'appartenance aux conditions de la règle pondéré par la probabilité conditionnelle d'appartenir à la classe  $c$  sachant que les conditions de la règle  $R$  sont vérifiées.

Prenons par exemple :

- un individu  $I$  ayant comme caractéristique : spasticité *triceps surae*  $\{0.4, 0.6, 0\}$  et force *tibialis anterior*  $\{0.7, 0.3, 0\}$  pour l'appartenance aux trois modalités *{faible, moyen, important}*;
- une règle  $R$  définie par les conditions : **SI** spasticité *triceps* **faible** **ET** force *tibialis surae* **faible** avec la valeur de vérité de  $p=0.8$  ;
- alors son degré de satisfiabilité à cette règle serait de **0.224** (produit de 0.7, 0.4 et 0.8).

Pour la classe  $c$ , le degré final de satisfiabilité est le **maximum** des degrés de satisfiabilité de l'individu  $I$  aux règles. Etant donné, qu'il existe autant d'arbres que de classes, cette méthode conclut à l'appartenance ou à la non-appartenance de l'individu à chacune des classes. Afin d'aboutir à une seule conclusion pour le classement d'un individu, il est nécessaire de combiner les résultats de chaque arbre.

La méthode d'agrégation du **vote** est alors employée pour déterminer à quelle classe appartient l'individu. Cette méthode consiste à déterminer autant de fois qu'il y a de classes ( $n$  classes) une valeur  $V$  pour un individu  $I$  pour chaque classe  $c$  à partir du degré de satisfiabilité d'appartenance à cette classe  $S_{c_i}$  et des degrés de satisfiabilité de non appartenance à cette classe  $S_{c_j}$  :

$$V_{c_i}(I) = S_{c_i}(I) + \frac{1}{n-1} \sum_{c_j \neq c_i} S_{c_j}(I) \quad (11)$$

La classe qui remporte le vote est la classe  $c$  qui a la valeur  $V$  maximale.

#### II.4.6.2 Explication des patrons de marche digitigrade

L'explication des patrons de marche digitigrade peut être vue de manière globale, relativement à la marche digitigrade en générale, ou spécifique, relativement à un patient digitigrade donné. Dans le cas global, la base de règles est éditée et constitue une base de connaissances expliquant les différents patrons de la marche digitigrade. Dans le cas

spécifique, la base de règles est utilisée pour expliquer le patron de marche digitigrade d'un patient donné. Dans les deux cas, un raisonnement par abduction est utilisé (Figure 32). Il consiste à partir de la conclusion (patrons de marche) et de trouver les conditions (causes) qui peuvent l'expliquer.

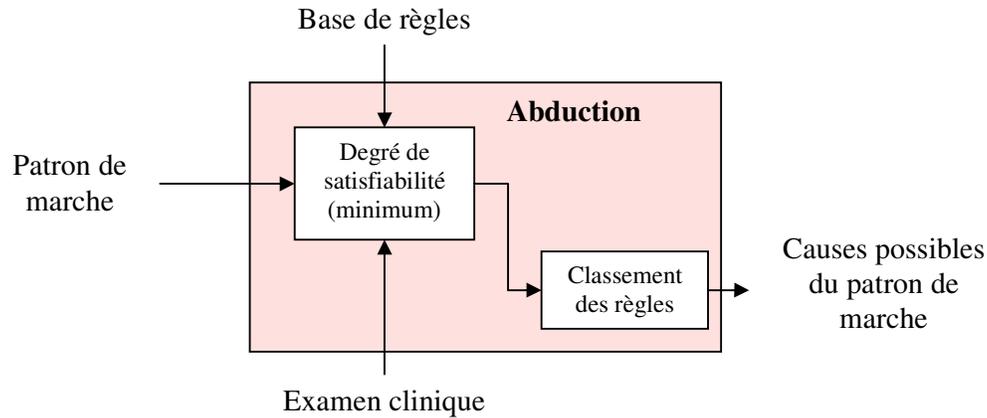


Figure 32 : Illustration de l'explication de l'appartenance d'un patient à un patron de marche

Dans un premier temps, la constitution d'une base de connaissances est particulièrement intéressante pour donner une vue d'ensemble des causes cliniques possibles de la marche digitigrade. Lorsqu'il existe un grand nombre de règles, l'édition de toutes les règles rendrait cette base de connaissances ininterprétable par sa taille. Il est donc nécessaire de sélectionner les règles les plus significatives et les plus interprétables. Les règles significatives sont celles qui classent une proportion suffisante d'individus de l'ensemble d'apprentissage, nous fixons ce nombre d'individus supérieur ou égal à 3 (afin de ne pas obtenir des règles trop spécifiques). L'interprétabilité est difficile à définir (Mikut *et al.* 2005), mais le sens général va vers une base de règles de petite taille avec des règles comprenant un faible nombre de conditions (Jin 2000; Guillaume 2001b; Mikut *et al.* 2005). Nous choisissons, en accord avec un expert, un nombre maximal de conditions pour une règle égal à 5 (afin d'obtenir des règles interprétables). Ainsi, l'édition des seules règles considérées comme significatives et interprétables permet d'obtenir une base de connaissances concise et intelligible qui pourra être confrontée à la littérature et à l'avis des experts.

Dans un second temps, il est possible d'utiliser de façon "automatique" ou "manuelle" cette base de règles pour l'aide à l'interprétation clinique de la marche d'un patient digitigrade à partir de ces données de l'AQM.

Ainsi, la façon "automatique" donne directement les causes possibles de la marche digitigrade en fonction du patron de marche identifié et de l'examen clinique. Il s'agit de déterminer quelles sont les règles correspondant le mieux aux caractéristiques cliniques d'un patient donné. Pour cela, il est nécessaire de définir une mesure de satisfiabilité des caractéristiques du patient aux règles de la base. Nous avons choisi le degré de satisfiabilité défini pour une règle par le **minimum** des valeurs d'appartenance aux conditions cette règle. Le minimum est utilisé plutôt que le produit car ce dernier est particulièrement sensible au nombre de conditions des règles (Roux 2002). L'explication peut alors se faire par l'édition des règles en fonction du degré de satisfiabilité. La règle la plus explicative est celle qui a le degré de satisfiabilité le plus élevé.

La façon "manuelle" se rapproche plus de l'interprétation habituelle de l'AQM; l'expert identifie le patron de marche, sélectionne les règles correspondant à ce patron et regarde les conditions de l'examen clinique qui peuvent expliquer ce patron. Cette méthode présente l'avantage d'être très pédagogique pour apprendre à interpréter les données de l'AQM.

#### II.4.6.3 Caractérisation des règles

Dans le cadre de l'AQM, les causes cliniques possibles de la marche digitigrade n'entraînent pas seulement des répercussions sur la cinématique de la cheville mais aussi sur toutes les variables de l'AQM. De plus, plusieurs causes cliniques peuvent induire le même patron cinématique de cheville. Il est donc intéressant de caractériser ces règles en tenant compte des données de l'AQM. Cette caractérisation crée en quelque sorte des sous-groupes dans la marche digitigrade et élargit ce problème clinique aux autres articulations. Ainsi, si chaque règle a des courbes caractéristiques, il sera aisé pour l'expert d'interpréter les données de l'AQM ou au novice biomécanicien d'apprendre à les interpréter. Si un patient présente des courbes de cheville, de genou, de hanche caractéristiques d'une règle, alors il est fort probable que les causes cliniques de cette marche soient celles correspondant à cette règle. Une telle approche permet à la fois d'aider à l'interprétation clinique des données de l'AQM des patients ayant une marche digitigrade mais permet également un apprentissage pédagogique des liens existant entre les données cliniques et les variables de l'AQM.

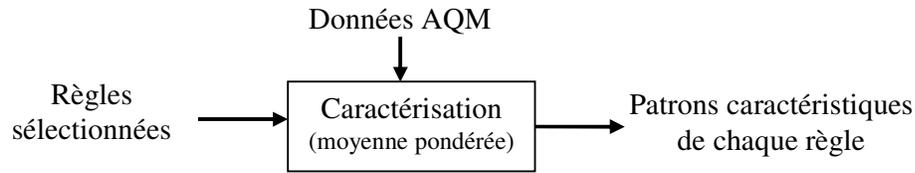


Figure 33 : Illustration de la caractérisation des règles par les données de l'AQM

Chaque règle est alors caractérisée par la moyenne des données des AQM des individus ayant servi à son induction (Figure 33). Cette moyenne est pondérée par le degré de satisfiabilité des individus à chaque règle considérée.

## II.5 Conclusion

Ce chapitre vient de décrire la méthode utilisée dans ce travail pour caractériser la marche digitigrade à partir de l'AQM et aider à l'interprétation clinique de ce défaut de marche. Deux étapes complémentaires d'extraction de connaissances à base de systèmes d'inférence floue ont été mises en place. Pour extraire les patrons de la marche digitigrade, la première étape utilise les caractéristiques intrinsèques de ce défaut de marche. Cette étape fait référence à un apprentissage inductif non-supervisé construit à partir de l'algorithme des c-moyennes floues. Pour créer des règles explicatives de ces patrons de marche, la deuxième étape utilise les capacités discriminantes des arbres de décision flous. Cette étape fait référence à un apprentissage inductif supervisé. L'utilisation des connaissances extraites à partir de cette méthode mixte fournit une base de connaissances sur les causes cliniques de la marche digitigrade et permet d'aider à l'interprétation des données de l'AQM des patients digitigrades.

Les deux chapitres suivants présentent respectivement les résultats de ces deux étapes sous la forme de deux études. La première étude porte ainsi sur l'identification des patrons de marche digitigrade à partir de l'ensemble de la base de données d'AQM de l'ISP. La seconde étude porte sur l'explication de ces patrons de marche à partir des causes cliniques possibles. L'utilisation de cette méthode et des connaissances extraites lors de ces deux études est discutée dans le dernier chapitre.

## Chapitre III : Identification des différents patrons de marche digitigrade

Cette première étude cherche à identifier et classer les patients ayant une marche digitigrade en fonction de leur cinématique de cheville. La méthode utilisée correspond à la partie II.3 (p. 60), et consiste à extraire des connaissances intrinsèques des données à partir d'un apprentissage inductif non supervisé. Cette étude a donné lieu à une publication internationale dans la revue indexée *Gait & Posture* (Armand *et al.* in press); elle est reportée dans l'Annexe F.

### III.1 Introduction

La définition de la marche digitigrade ainsi que l'état de l'art sur la marche digitigrade sont exposées dans la partie I.3 (p. 32). Pour rappel, elle est définie par une absence de premier pivot. Les études relatives à la marche digitigrade peuvent être divisées en fonction de trois objectifs principaux :

- Concernant le premier objectif, les chercheurs ont essayé de différencier deux pathologies ou deux signes cliniques chez les patients digitigrades à partir des données de l'AQM. Dans le cas d'une différenciation entre pathologies, c'est essentiellement l'infirmité motrice cérébrale a minima et la marche digitigrade idiopathique qui ont suscité le plus grand intérêt (Kalen *et al.* 1986; Hicks *et al.* 1988; Kelly *et al.* 1997; Rose *et al.* 1999; Policy *et al.* 2001). La synthèse de ces études a été réalisée dans le paragraphe I.3.2.2 (p. 34). Dans le cas de la distinction entre deux signes cliniques, des études se sont intéressées à distinguer l'équin dû à une contracture du triceps ou à une spasticité de celui-ci chez l'IMC, à partir des données de l'AQM (Tardieu *et al.* 1989; Zwick *et al.* 2004). Tardieu *et al.* (Tardieu *et al.* 1989) proposent d'utiliser le rapport entre le moment interne actif calculé à la cheville pendant la marche et le moment passif calculé sur table d'examen. Ce rapport doit donner une indication sur la participation de la contracture et de la spasticité à l'équin. Suivant le même objectif, Zwick *et al.* (Zwick *et al.* 2004) proposent une méthode utilisant un réseau de neurones pour différencier automatiquement l'équin dynamique (dû à la spasticité) de la contracture. Malheureusement, leur méthode ne permet pas d'obtenir des données discriminantes pour faire cette distinction.

- Concernant le deuxième objectif, les chercheurs se sont intéressés aux conséquences biomécaniques d'une marche digitigrade (Kerrigan *et al.* 2000; Perry *et al.* 2003), cette partie est détaillée dans le paragraphe I.3.3.1 (p. 36).

- Concernant le troisième objectif, les chercheurs ont essayé de distinguer les déviations primaires et secondaires d'une marche digitigrade chez les IMC en comparant des sujets IMC digitigrades et des sujets sains marchant sur la pointe des pieds (Davids *et al.* 1999).

Toutes ces études se focalisent soit sur un aspect pathologique, soit sur un aspect biomécanique de la marche digitigrade.

Le choix du traitement d'une marche digitigrade a entraîné de considérables débats, tout spécialement concernant les enfants IMC (Rosenthal 1984; Graham et Fixsen 1988; Sutherland *et al.* 1999; Farmer et James 2001; Koman *et al.* 2001; Steinwender *et al.* 2001; Orendurff *et al.* 2002) mais aussi chez les patients digitigrades idiopathiques (Conrad et Bleck 1980; Stricker et Angulo 1998; Cottalorda *et al.* 2000; Eastwood *et al.* 2000; Taussig et Delouvee 2001), chez les patients souffrant de pieds bots varus équin (Papavasiliou et Papavasiliou 2004; Alvarez *et al.* 2005; Richards *et al.* 2005) ou encore de myopathie (Khodadadeh *et al.* 1986; Patte *et al.* 2000). Comprendre la cause d'une marche digitigrade est primordial pour optimiser le choix du traitement. On peut citer par exemple la distinction entre un équin dû à une contracture ou à la spasticité, le premier sera plutôt traité par chirurgie tandis que le second le sera par des techniques conservatives (Steinwender *et al.* 2001). Il semble donc intéressant d'étudier les différentes caractéristiques biomécaniques de ce défaut de marche.

Des méthodes d'apprentissage inductif non-supervisé ont été employées pour identifier des patrons de marche de sujets sains (Chen et Shiavi 1990; Vardaxis *et al.* 1998; Lakany 2000; Schollhorn 2002b; Jansen *et al.* 2003; Delpierre 2004; Gillet 2004) et de sujets pathologiques ou âgés (O'Malley *et al.* 1997; Barton 1999; Lakany 2000; Watelain *et al.* 2000; Su *et al.* 2001; Mulroy *et al.* 2003; Kim et Eng 2004). Ces différentes études et leurs méthodes sont détaillées dans le paragraphe I.4.3.1.3 (p. 47). Leur utilisation correspond plus à de l'analyse de données multidimensionnelles qu'à de l'extraction de connaissances à partir de données, car les sujets ont été testés directement pour l'étude (pas sélectionnés automatiquement à partir d'une base de données existante) et l'échantillon était de petite taille. Néanmoins, la méthode des c-moyennes floues utilisée par Su *et al.* (Su *et al.* 2001) présente l'avantage, par rapport aux méthodes de classification "dure", de ne pas assigner un patient

strictement à un groupe défini mais de déterminer un degré d'appartenance du patient au groupe considéré. Elle permet également de mettre en évidence les caractéristiques de chaque groupe, de comparer les patients d'un même groupe et de suivre l'évolution d'un patient. De plus, elle peut être utilisée avec une quantité importante de données (Lebart *et al.* 1997; Jain *et al.* 1999). Ainsi, la méthode de classification des c-moyennes floues a été choisie pour l'étape de fouille de données de l'ECD en apprentissage non-supervisé, afin d'identifier les différents patrons de la marche digitigrade (cf. paragraphe I.4.3.1.2.2, p. 46).

L'objectif principal de cette étude est de rechercher des patrons potentiels de marche digitigrade. Les objectifs secondaires sont d'identifier la prévalence de ce défaut de marche ainsi que de lier les patrons de marche avec les pathologies présentes dans la base de données.

### **III.2 Méthode**

La méthode générale de cette étude est décrite en détail dans la partie II.3 (p. 60). Seules les informations les plus importantes sont reprises dans ce paragraphe.

La recherche de patients ayant une marche digitigrade s'est faite sur l'ensemble de la base de données de l'ISP. De 1993 à 2003, 1752 patients ont réalisé une ou des AQM dans ce laboratoire représentant 2526 examens et 12109 passages analysés. La répartition des patients en fonction des pathologies est présentée sur la Figure 18 (p. 56).

L'acquisition des données standard d'une AQM a été réalisée pour chaque examen. Elle comprend l'analyse cinématique, cinétique et électromyographique des deux membres inférieurs. Les données électromyographiques n'ont pas été utilisées dans cette étude.

Tous les essais de marche avec une attaque du pas par le médio-pied ou l'avant-pied ont été inclus dans l'analyse subséquente. La pente de la courbe de cinématique de cheville dans le plan sagittal pendant période de mise en charge (0-10% du cycle de marche) a été utilisée pour sélectionner les essais digitigrades.

Les critères d'exclusion ont été définis sur trois niveaux :

- pour les essais, afin d'éliminer les valeurs extrêmes,
- pour les examens, s'ils présentaient moins de trois essais digitigrades et si le patient avait plus de 20 ans lors de l'examen,
- pour les patients, si aucun examen n'était retenu.

La dérivée de la cinématique de cheville pendant la phase d'appui a été rééchantillonnée sur 30 points et ces valeurs ont été codées par un 1 si la dérivée était positive (mouvement vers la flexion dorsale) et par un 0 si la dérivée était négative (ou nulle) (mouvement vers la flexion plantaire). Pour identifier les patrons de marche sur les données

ainsi codées, l'algorithme des c-moyennes floues (CMF) a été utilisé avec les paramètres suivants : l'exposant flou  $m$  est fixé à 2 (valeur préconisée par la plupart des études (Guillaume 2001a)), le critère d'arrêt  $\varepsilon$  est fixé à  $10^{-5}$  (valeur généralement utilisée (Su *et al.* 2001)) et le nombre maximal d'itérations à 100. Les entrées de CMF étaient des séquences de 0-1 pour tous les essais sélectionnés et la sortie était la valeur d'appartenance aux classes. Pour déterminer le nombre de classes, l'indice de Xie-Beni (Xie et Beni 1991) a été utilisé; le nombre optimal de classes est atteint lorsque l'indice atteint son minimum. Ensuite, la moyenne des valeurs d'appartenance aux essais est calculée pour analyser les liens entre les pathologies et les patrons de marche digitigrade identifiés. Un examen est assigné à un des patrons si la valeur d'appartenance moyenne est supérieure à 0.5. Ce critère a été mise en place pour éviter de classer un examen non reproductible ou un patron différent de ceux identifiés.

Les angles, moments internes et puissances dans le plan sagittal sont reportés pour chaque patron de cheville. La moyenne est pondérée par la valeur d'appartenance aux essais pour caractériser chaque groupe correspondant à un patron. Seuls les essais ayant une valeur d'appartenance supérieure à 0.5 ont été pris en compte. En partie suggérés par Benedetti *et al.* (Benedetti *et al.* 1998) et Kerrigan *et al.* (Kerrigan *et al.* 2000), les paramètres de marche, correspondant à des maxima et minima locaux des courbes cinématiques et cinétiques dans le plan sagittal ainsi qu'aux paramètres spatio-temporaux, ont été sélectionnées. Ils sont présentés dans le Tableau 6 (p. 92).

Une analyse de la variance (ANOVA) à un facteur est ensuite réalisée pour examiner les effets des groupes identifiés sur les paramètres de marche avec un niveau significatif  $\alpha$  fixé à 0.05. Un post-hoc approprié aux groupes identifiés : le test "*Honestly Significant Difference (HSD)*" de Tukey pour échantillons de taille inégale appelé test de Spjotvoll-Stoline est utilisé pour déterminer les différences significatives entre les moyennes des groupes avec  $\alpha$  fixé à 0.05. Les tests statistiques sont réalisés avec le logiciel Statistica (Statsoft, France).

### **III.3 Résultats**

#### **III.3.1 Sélection des patients digitigrades**

En considérant les côtés droit et gauche comme indépendants, 10426 essais ont été sélectionnés par l'algorithme de recherche d'absence de premier pivot sur l'ensemble de la base de données, 5188 pour le côté droit et 5238 pour le coté gauche. Après élimination des

essais en fonction des critères d'exclusion, les essais sélectionnés correspondent à 41% des 2305 sessions, des 1576 patients âgés de moins de 20 ans, 54% pour une marche digitigrade bilatérale, 20% pour une marche digitigrade uniquement à gauche et 26% pour une marche digitigrade uniquement à droite. La proportion de patients ayant une marche digitigrade, en fonction de leur pathologie, est présentée sur la Figure 34.

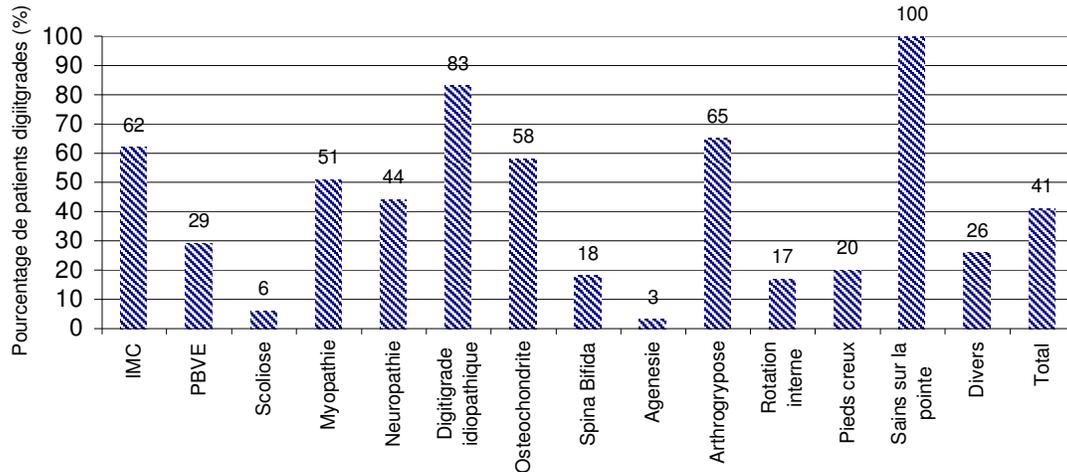


Figure 34 : Proportion de patients présentant une marche digitigrade en fonction de leur pathologie

Ces pourcentages sont supérieurs à 50% pour cinq pathologies : IMC (62%), myopathie (51%), marche digitigrade idiopathique (83%), ostéochondrite (58%) et arthrogrypose (65%), ainsi que pour les sujets sains marchant sur la pointe (100%). Ce pourcentage est inférieur à 50% pour les autres pathologies : neuropathie (44%), PBVE (29%), spina bifida (18%), marche en rotation interne (17%) et pieds creux (20%). Deux pathologies seulement présentent une proportion inférieure à 10% : les patients souffrant de scoliose (6%) ou d'agénésie (3%).

### III.3.2 Identification des patrons de marche digitigrade

A partir de l'indice de Xie-Beni (Xie et Beni 1991), trois classes ont été déterminées (valeur pour laquelle cet indice est minimum) (Figure 35). Trente-cinq itérations ont été nécessaires pour atteindre le critère d'arrêt  $\varepsilon$  ( $10^{-5}$ ) (Figure 36).

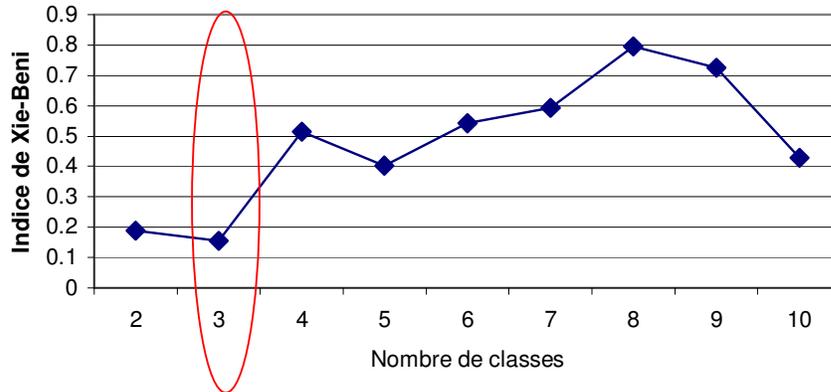


Figure 35 : Indice de Xie-Beni calculé pour 2 à 10 classes

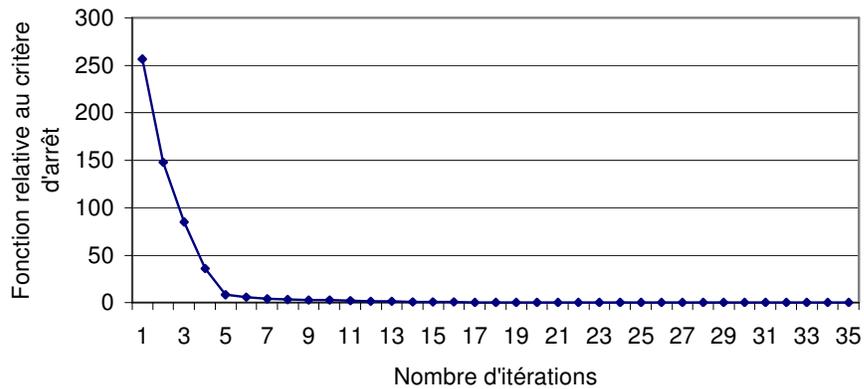


Figure 36 : Evolution de la fonction relative au critère d'arrêt  $\varepsilon (10^{-5})$

La Figure 37 présente les trois patrons identifiés à partir des données de la cinématique de cheville dans le plan sagittal pendant la phase d'appui avec l'algorithme des c-moyennes floues. Le premier patron qui correspond au groupe 1 (G1) montre une flexion dorsale longue et progressive, suivie par une flexion plantaire jusqu'au décolllement du pied. Le deuxième patron (G2) présente une flexion dorsale courte, suivie par une flexion plantaire progressive jusqu'au décolllement du pied. Le troisième patron (G3) présente un aspect en double bosse, allant successivement d'une flexion dorsale courte (comme pour le deuxième patron), à une flexion plantaire courte, puis à un retour vers une flexion dorsale courte pour finir par une flexion plantaire jusqu'au décolllement du pied.

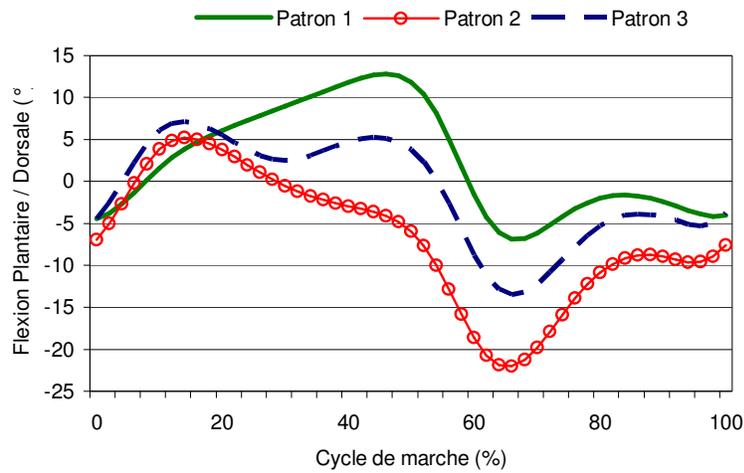


Figure 37 : Présentation des trois patrons de marche digitigrade identifiés à partir des données de la cinématique de la cheville dans le plan sagittal

### III.3.3 Répartition des patrons de marche digitigrade selon les pathologies

Quarante-quatre pour cent des examens (cotés droit et gauche considérés indépendamment) appartiennent à G1, 19% appartiennent à G2, 16% appartiennent à G3 et 21% ont une valeur d'appartenance moyenne inférieure à 0.5 (non classé). La Figure 38 présente l'appartenance aux patrons de marche digitigrade en fonction des pathologies.

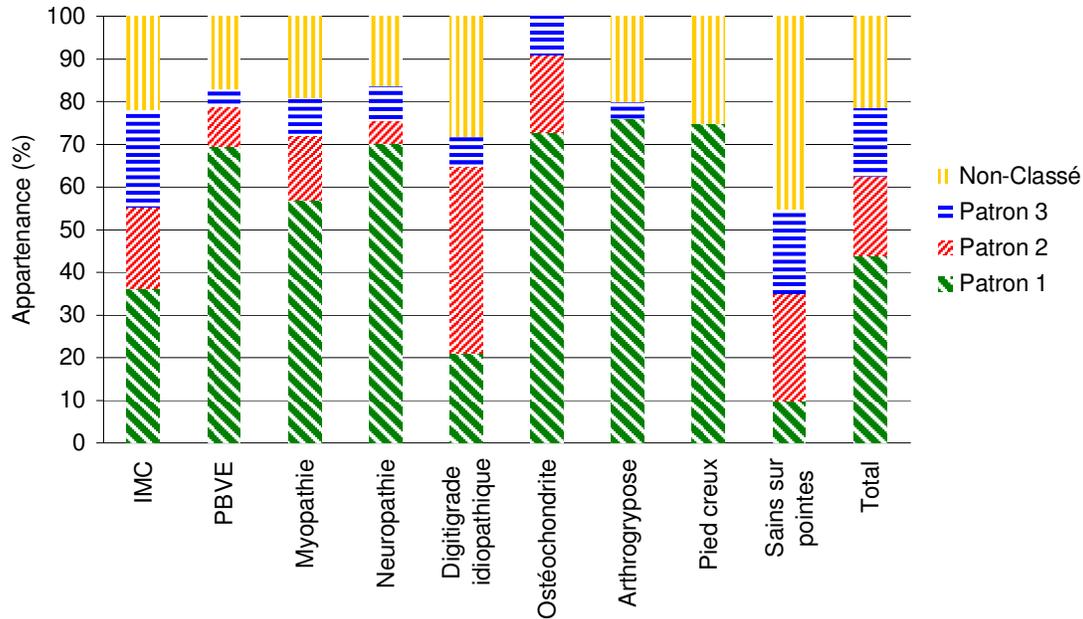


Figure 38 : Appartenance aux trois patrons de marche digitigrade en fonction des pathologies. Le groupe non-classé correspond aux examens présentant une valeur moyenne d'appartenance inférieure à 0.5. Les pathologies avec moins de 20% de patients ayant une marche digitigrade (Figure 34) ne sont pas représentées.

Plus de 50% des patients souffrant d'un pied bot varus équin (PBVE), d'une myopathie, d'une neuropathie, d'une ostéochondrite, d'une d'arthrogrypose et d'un pied creux ont une marche digitigrade appartenant à G1. Un pourcentage élevé de patients avec une marche digitigrade idiopathique (44%) appartiennent à G2. Les patients IMC sont plus également répartis suivant les trois patrons : 36% à G1, 23% à G3 et 19% à G2. Un pourcentage élevé de sujets sains marchant sur la pointe des pieds (45%) présente une appartenance moyenne inférieure à 0.5 (non classé), 25% de leur examen sont classés dans G2, 20% dans G3 et 10% dans G1.

### III.3.4 Caractérisation statistique des patrons de marche digitigrade

Les paramètres de marche : paramètres spatio-temporaux ainsi que les valeurs caractéristiques de la cinématique, cinétique des articulations du membre inférieur dans le plan sagittal, illustrés sur la Figure 39, sont présentés dans le Tableau 6 avec les différences significatives entre les groupes.

Les paramètres spatio-temporaux indiquent une plus faible phase d'appui (T1) et en conséquence une plus grande phase oscillante (T2) pour G2, comparée à G1 et G3. La durée

du pas (T4) et la vitesse (T6) sont plus faibles pour G1. La cadence (T5) est significativement différente entre les trois groupes. Aucune différence n'est trouvée pour la longueur du pas (T3). L'inclinaison moyenne du bassin est légèrement plus faible pour G1 comparée à G2.

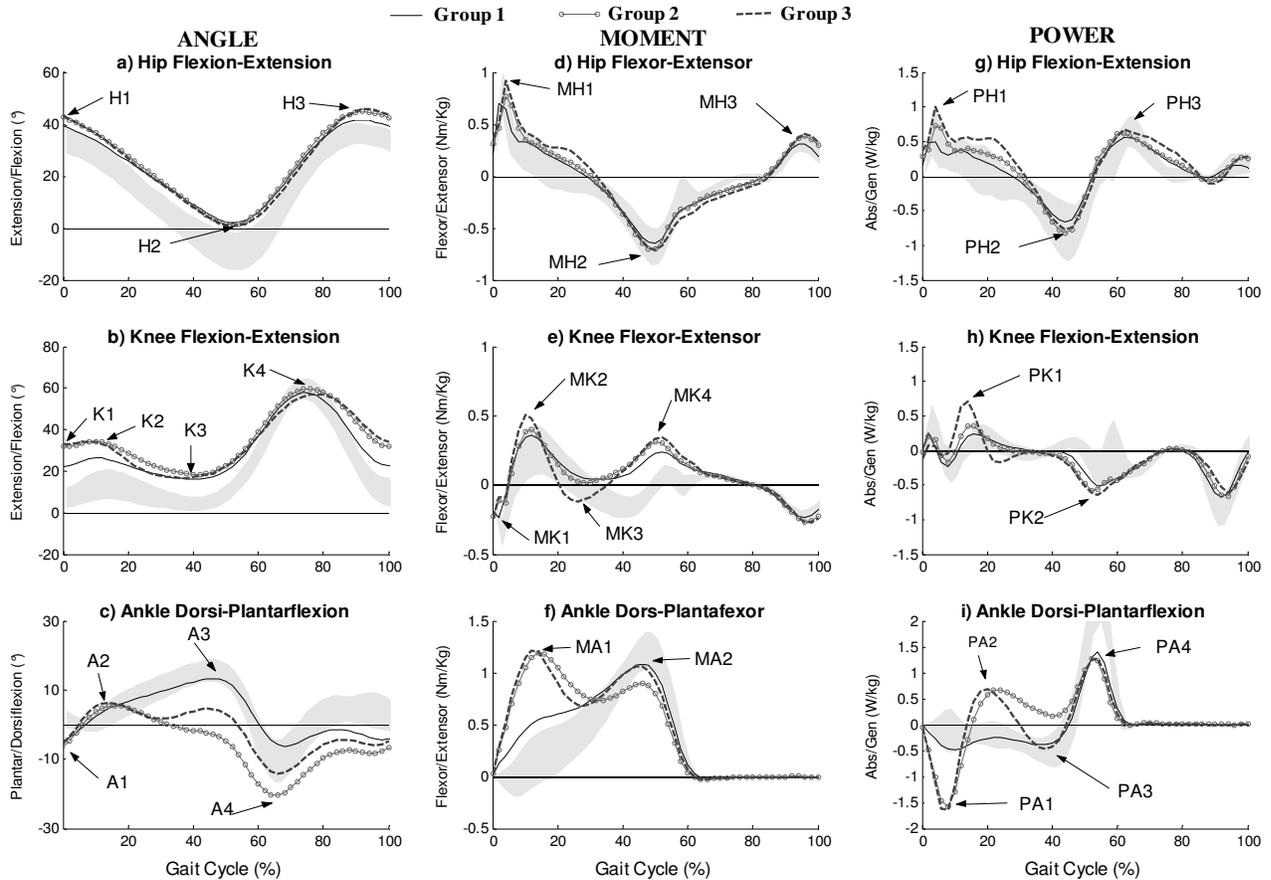


Figure 39 : Angles (a-c), moments internes (d-f) et puissances (g-i) dans le plan sagittal pour la cheville (c, f, i), le genou (b, e, h) et la hanche (a, d, g) selon les trois groupes de marche digitigrade. La moyenne  $\pm$  un écart-type forme la bande dite de "normalité" (bande grise) des sujets sains. La moyenne des trois groupes de marche digitigrade identifiés avec l'algorithme des c-moyennes floues est présentée par une ligne noire fine pour le groupe 1, par une ligne grise avec des cercles pour le groupe 2 et par une ligne gris foncée en pointillés pour le groupe 3. Les paramètres caractéristiques en rapport avec les résultats sont indiqués par des flèches (Armand et al. in press).

Codes Variables	Type	Paramètres	Phase	Unité	Groupe 1		Groupe 2		Groupe 3		différence significative (p<0.05)			
					Moy	ET	Moy	ET	Moy	ET	G1 vs G2	G1 vs G3	G2 vs G3	
HR1	Pelvis	Angle	Moy	AC	°	14.59	7.64	16.07	7.79	15.98	7.25	*	--	--
H1	Hanche	Angle	Valeur	IC	°	39.15	9.91	42.69	11.44	43.23	9.35	*	*	--
H2	Hanche	Angle	Max. Ext.	AC	°	1.14	11.83	0.76	13.13	0.04	9.31	--	--	--
H3	Hanche	Angle	Max. Flex.	SwP	°	43.02	9.92	46.06	11.30	46.68	9.60	*	*	--
K1	Genou	Angle	Valeur	IC	°	22.17	14.52	31.92	17.53	33.16	12.90	*	*	--
K2	Genou	Angle	Max. Flex.	LR	°	27.70	13.68	35.80	15.73	35.53	11.77	*	*	--
K3	Genou	Angle	Max. Ext.	MS	°	15.85	14.98	17.12	18.76	16.22	13.17	--	--	--
K4	Genou	Angle	Max. Flex.	SwP	°	60.14	10.58	62.43	10.28	59.78	8.81	*	--	*
A1	Cheville	Angle	Valeur	IC	°	-4.68	10.21	-6.40	10.39	-5.23	10.31	*	--	--
A2	Cheville	Angle	Max. Dors.	LR	°	5.46	9.16	5.76	9.91	6.69	9.76	--	--	--
A3	Cheville	Angle	Max. Dors.	AC	°	14.21	9.82	5.98	9.99	7.49	9.82	*	*	--
A4	Cheville	Angle	Max. Plant.	SwP	°	-9.72	12.26	-21.82	13.40	-15.62	12.87	*	*	*
A5	Progression Pied	Angle	Moy	AC	°	-8.90	14.62	-0.91	15.50	0.62	11.54	*	*	--
MH1	Hanche	Moment	Max. Ext.	LR	Nm/kg	0.83	0.41	0.87	0.44	1.03	0.51	--	*	*
MH2	Hanche	Moment	Max. Flex.	MS	Nm/kg	-0.76	0.29	-0.82	0.28	-0.82	0.30	*	*	--
MH3	Hanche	Moment	Max. Ext.	SwP	Nm/kg	0.39	0.16	0.46	0.18	0.49	0.19	*	*	--
MK1	Genou	Moment	Max. Flex.	LR	Nm/kg	-0.27	0.22	-0.22	0.25	-0.18	0.23	*	*	--
MK2	Genou	Moment	Max. Ext.	LR	Nm/kg	0.40	0.34	0.46	0.46	0.52	0.43	--	*	--
MK3	Genou	Moment	Max. Flex.	MS	Nm/kg	0.09	0.23	-0.04	0.30	-0.21	0.28	*	*	*
KM4	Genou	Moment	Max. Ext.	TS	Nm/kg	0.34	0.26	0.43	0.38	0.45	0.31	*	*	--
MA1	Cheville	Moment	Max. Ext.	LR	Nm/kg	0.77	0.29	1.25	0.32	1.26	0.37	*	*	--
MA2	Cheville	Moment	Max. Ext.	TS	Nm/kg	1.14	0.29	0.99	0.29	1.11	0.30	*	--	*
PH1	Hanche	Puissance	Max. Gen.	LR	W/kg	0.58	0.60	0.81	0.66	1.03	0.74	*	*	*
PH2	Hanche	Puissance	Max. Abs.	MS	W/kg	-0.83	0.45	-0.99	0.45	-0.97	0.50	*	*	--
PH3	Hanche	Puissance	Max. Gen.	SwP	W/kg	0.62	0.44	0.81	0.56	0.87	0.60	*	*	--
PK1	Genou	Puissance	Max. Gen.	StP	W/kg	0.32	0.44	0.42	0.64	0.75	0.73	--	*	*
PK2	Genou	Puissance	Max. Abs.	StP	W/kg	-0.58	0.52	-0.64	0.50	-0.67	0.57	--	--	--
PA1	Cheville	Puissance	Max. Abs.	LR	W/kg	-0.43	0.39	-1.57	0.87	-1.60	0.88	*	*	--
PA2	Cheville	Puissance	Max. Gen.	MS	W/kg	-0.08	0.19	0.84	0.48	0.80	0.56	*	*	--
PA3	Cheville	Puissance	Max. Abs.	MS	W/kg	-0.40	0.28	0.20	0.31	-0.48	0.35	*	--	*
PA4	Cheville	Puissance	Max. Gen.	TS	W/kg	1.45	0.92	1.31	0.91	1.33	0.66	*	*	--
T1	Phase d'appui	SpatioTemp		% GC		63.50	5.00	62.22	4.20	63.38	3.79	*	--	*
T2	Phase oscillation	SpatioTemp		% GC		36.50	5.00	37.78	4.20	36.62	3.79	*	--	*
T3	Long. cycle	SpatioTemp		cm		91.81	20.50	92.04	17.56	93.97	16.65	--	--	--
T4	Durée cycle	SpatioTemp		s		1.06	0.18	0.93	0.14	0.95	0.12	*	*	--
T5	Cadence	SpatioTemp		pas/s		0.96	0.16	1.10	0.16	1.07	0.14	*	*	*
T6	Vitesse	SpatioTemp		cm/s		88.99	23.99	100.61	20.08	99.61	17.37	*	*	--

Max-maximum; Min-minimum; Flex-flexion; Ext-extension; Dors-dorsale; Plant-plantaire Moy-moyenne; ET-écart-type; AC-cycle complet; StP-phase d'appui; SwP-phase oscillante; IC-contact initial; LR-mise en charge; MS-milieu d'appui; TS-fin d'appui; Gen-génération; Abs-absorption; Ext-extension; Flex-flexion, GC-cycle de marche, SpatioTemp-Spatio-temporel.

\* significatif (p < 0.05)

Tableau 6 : Moyenne et écart-type des angles, moments et puissances illustrés sur la Figure 39 et des paramètres spatio-temporaux.

La flexion plantaire au contact initial (A1 dans la Figure 39c) est légèrement plus faible pour G1, comparée à G2. La flexion dorsale maximale dans la phase de mise en charge (A2) ne présente pas de différence significative. La flexion dorsale maximale en milieu d'appui/fin d'appui (A3) est plus importante pour G1 comparée à G2 et G3. La flexion plantaire maximale en phase pré-oscillante (A4) est significativement différente dans les trois groupes. L'angle de progression moyen du pied (A5) est quasi-neutre pour G2 et G3 tandis qu'il est externe pour G1. Le moment interne à la cheville (MA1 dans la Figure 39f) montre un pic plus important en phase de mise en charge pour G2 et G3 en comparaison de G1. Ceci indique que le point d'application de la force de réaction au sol se situe au niveau de l'avant pied pour G2 et G3, et certainement au niveau du médio-pied pour G1. Le moment de flexion en phase pré-oscillante (MA2) montre des valeurs plus importantes pour G1 et G3 comparées à G2. La puissance au niveau de la cheville (Figure 39i) est significativement différente pour les trois groupes. L'absorption d'énergie pendant la phase de mise en charge (PA1) et la génération d'énergie en milieu d'appui (PA2) sont supérieures pour G2 et G3 par rapport à G1. En milieu d'appui, G1 et G3 présentent une absorption tandis que G2 présente une génération d'énergie (PA3). La génération d'énergie en phase pré-oscillante (PA4) a des valeurs supérieures pour G1 en comparaison de G2 et G3.

Au niveau du genou (Figure 39b), la flexion au contact initial (K1) et la flexion maximale à la mise en charge (K2) sont plus importantes pour G2 et G3 comparées à G1. La flexion minimale (K3) ne montre aucune différence significative en milieu d'appui. La flexion maximale en phase oscillante (K4) est légèrement plus élevée pour G2 comparée à G1 et G3. Le moment interne extenseur au contact initial (MK1) et durant la phase de mise en charge (MK2) montre des valeurs supérieures pour G1 comparées à G2 et G3. Il n'y pas de différence significative pour le moment extenseur en milieu d'appui (MK3). Concernant la puissance, la génération maximale de puissance (PK1) est supérieure pour G3 par rapport aux deux autres groupes, mais aucune différence n'apparaît pour l'absorption minimale d'énergie (PK2).

Pour la hanche (Figure 39a), G1 présente une flexion inférieure au contact initial (H1) et en phase oscillante (H3) par rapport à G2 et G3. La flexion minimale en milieu d'appui (H2) ne présente pas de différence significative. G3 fait preuve d'un moment extenseur plus important au contact initial (MH1). Le moment fléchisseur maximal en phase d'appui (MH2) et le moment extenseur maximal en phase oscillante (MH3) sont inférieurs pour G1 par rapport à G2 et G3. En terme de puissances, la génération au contact initial (PH1) est significativement différente pour les trois groupes. L'absorption maximale en phase d'appui

(PH2) et la puissance maximale à la fin de la phase d'appui (PH3) montrent des valeurs inférieures pour G1 par rapport à G2 et G3.

## III.4 Discussion

### III.4.1 Originalité de la méthode

A notre connaissance, l'extraction de connaissances à partir de données (ECD) n'avait pas encore été utilisée pour caractériser un défaut de marche. Cependant, l'investigation d'importantes bases de données est souvent réalisée dans le domaine médical, comme en oncologie (Li *et al.* 2004; Armand *et al.* in press) ou en génétique (Shah et Kusiak 2004). Cette méthode d'ECD basée sur un apprentissage inductif non supervisé a permis de faire émerger des connaissances intrinsèques de la marche digitigrade. Trois patrons de marche digitigrade ont été identifiés à partir des données de la cinématique de la cheville à travers une grande variété de pathologies. Cette étude révèle qu'il s'agit d'une déviation majeure (>50%) pour les patients souffrant d'IMC, de myopathie, d'arthrogrypose, d'ostéochondrite et bien sûr pour les patients digitigrades idiopathiques.

L'utilisation d'un codage symbolique pour la transformation des données s'est avérée intéressante pour mettre en évidence trois patrons de marche digitigrade à partir de la courbe de cinématique de la cheville. Ce codage a l'avantage de conserver l'aspect temporel de la courbe, de ne pas être sensible au bruit de mesure et d'être facile à interpréter (Daw *et al.* 2003). Pour ces raisons, le codage symbolique a été préféré à des points caractéristiques ou à un codage en fenêtres spatio-temporelles floues (cf. paragraphe I.4.2.2, p. 42). L'algorithme des c-moyennes floues, utilisé pour l'étape de fouille des données, a permis de faire émerger trois groupes avec un degré d'appartenance de chaque patient à ces groupes. Cet algorithme, déjà utilisé pour l'analyse de la marche (Su *et al.* 2001), présente l'avantage d'être applicable à une quantité importante de données (tableau de 10426 passages sur 30 valeurs (phase d'appui)) et de ne pas assigner strictement un individu à un groupe (Jain *et al.* 1999). Le choix des paramètres de l'algorithme, en concordance avec la littérature (Su *et al.* 2001; Guillaume 2001a), a donné des résultats cohérents en regard des études sur la marche digitigrade (cf. paragraphe suivant). Une des difficultés majeures de cet algorithme non supervisé est le choix du nombre de groupes, l'indice de Xie-Beni (Xie et Beni 1991) a orienté notre choix sur trois groupes. Le critère d'arrêt a été satisfait avant d'atteindre le nombre maximal d'itérations montrant ainsi la convergence rapide de l'algorithme avec nos données. La représentation des groupes obtenus est une étape nécessaire à leur validation (Halkidi *et al.* 2001). Su *et al.* (Su

*et al.* 2001) utilisent le passage de marche le plus proche du centre de chaque groupe comme représentation du groupe considéré. Nous préférons tirer avantage du formalisme flou et ne pas s'arrêter à une représentation symbolique; ainsi le patron de marche pour chaque groupe est représenté par la moyenne de la cinématique de la cheville pondérée par les valeurs d'appartenance respectives.

#### **III.4.2 Comparaison avec les patrons de marche présentés dans la littérature**

Plusieurs classifications existent chez les IMC, basées principalement sur le genou (Sutherland et Davids 1993; Lin *et al.* 2000) ou la position de la cheville (Winters *et al.* 1987; O'Byrne *et al.* 1998; Rodda *et al.* 2004). Le groupe 3 de notre étude ressemble à l'équin apparent décrit par Rodda *et al.* (Rodda *et al.* 2004), au groupe IV décrit par Winters *et al.* (Winters *et al.* 1987), et au groupe présentant une double bosse de O'Byrne *et al.* (O'Byrne *et al.* 1998). Rodda pense que la cause de la marche digitigrade dans l'équin apparent est la flexion excessive du genou et de la hanche. Nos résultats montrent aussi une flexion excessive du genou et de la hanche pour les trois groupes qui est plus prononcée pour les groupes 2 et 3. Cette flexion excessive peut être la cause ou la conséquence d'une marche digitigrade. Une investigation complémentaire est nécessaire pour établir ce qu'il en est réellement. Notre groupe 2 correspond à l'équin "vrai" et à la marche "jump" de Rodda (Rodda *et al.* 2004) et au groupe III de Winters (Winters *et al.* 1987). Notre groupe 1 est similaire aux groupes I et II de Winters et a le même patron de marche que le groupe en triple flexum (*crouch gait*) de Rodda mais avec une flexion dorsale moins marquée.

Lin *et al.* (Lin *et al.* 2000) décrivent les moments et puissances selon les groupes définis chez les IMC. Le moment de flexion plantaire de notre étude donne pour les groupes 2 et 3 un aspect en double bosse, avec des valeurs supérieures pour le groupe 3 à la fin de la phase d'appui. Le seul patron de marche avec un aspect en double bosse (Lin *et al.* 2000) correspond à une marche "jump". Notre groupe 3 ressemble au groupe "jump" de Lin pour la puissance à la cheville, mais aucun groupe de cette étude ne correspond à notre groupe 2 avec une génération permanente d'énergie à 40% du cycle de marche.

Seulement 83% des patients digitigrades idiopathiques (35 patients) ont montré une marche digitigrade. La proportion attendue aurait pu être plus proche de 100% cependant ces patients sont caractérisés par la possibilité de marcher avec une attaque par le talon (Crenna *et al.* 2005); il n'est donc pas rare de voir des patients alterner ces deux types de marche (attaque par le talon et attaque par la pointe) (Taussig et Delouvee 2001). Une grande proportion de

ces patients sélectionnés comme digitigrades a été classée dans le groupe 2. Hicks *et al.* (Hicks *et al.* 1988) ont rapporté un patron de cheville chez les patients digitigrades idiopathiques similaire à celui de notre groupe 2, avec une flexion plantaire progressive en milieu d'appui. De plus, ces auteurs décrivent un patron de cheville pour les IMC similaire au patron de notre groupe 1. Le faible nombre de patients dans l'étude de Hicks *et al.*, sept par pathologie, pourrait expliquer la présence unique d'un patron avec une flexion dorsale permanente chez les IMC.

Les patients myopathes (au nombre de 79) présentent une grande proportion dans notre groupe 1. La marche digitigrade a été attribuée pour cette pathologie à une compensation pour un quadriceps faible, une fibrose du *triceps surae* et une faiblesse du *tibialis anterior*. Plusieurs auteurs (Sutherland *et al.* 1981; Patte *et al.* 2000; Armand *et al.* 2005) rapportent que l'équin augmente progressivement avec l'évolution de la maladie. Les patrons de cheville décrits dans ces articles correspondent à notre groupe 1.

A notre connaissance, la marche des patients souffrant d'arthrogrypose n'a pas été décrite dans la littérature. Ces patients (au nombre de 11) appartiennent presque tous à notre groupe 1. Une investigation plus approfondie est nécessaire pour expliquer leur marche complexe. Ces patients montrent souvent une faible mobilité articulaire et une rotation externe importante des membres inférieurs.

La marche des patients souffrant de neuropathie a été décrite par un contact de l'avant pied associé à une activité prématurée du *triceps surae* (Kwon *et al.* 2003). Le contact par l'avant pied semble augmenter la sensation de sécurité pour ceux manquant d'assurance comme les personnes âgées (Kerrigan *et al.* 1998a). L'appartenance au groupe 1 est importante pour les patients souffrant de neuropathie (au nombre de 38).

La proportion élevée d'examens non-classés pour les sujets sains marchant sur la pointe des pieds (au nombre de 10) pourrait être la conséquence d'une marche non reproductible causée par le fait que ces sujets sains ne sont pas habitués à marcher sur les orteils. Dans le même examen, un sujet présentait parfois un patron de marche du type 2, et parfois de type 3. La moyenne de la cinématique de cheville pour les sujets sains rapportée par Davids *et al.* (Davids *et al.* 1999) est à la frontière entre le groupe 2 et 3. Il est possible que certains des essais dans cette étude correspondaient à notre groupe 2 et d'autres à notre groupe 3. La courbe de Davids pourrait ainsi être le résultat de la moyenne d'essais ayant des patrons de marche différents.

Il est intéressant d'observer que notre groupe 2 a un patron de cheville similaire à celui d'une montée d'escaliers décrit par Riener *et al.* (Riener *et al.* 2002). Pour ces auteurs, le

contact par l'avant pied pendant la montée d'escaliers permet de placer la cheville dans une position angulaire naturelle. Les patients digitigrades idiopathiques peuvent présenter une limitation de flexion dorsale (Kalen *et al.* 1986; Rose *et al.* 1999), mais leur amplitude de mouvement passif apparaît être supérieure à celui nécessaire pour une marche dite "normale" (Katz et Mubarak 1984). Les recherches de Gordon *et al.* (Gordon *et al.* 1966) ont montré que la tension musculaire dépend du degré de recouvrement entre des filaments d'actine et de myosine. Il est possible que la marche digitigrade observable pendant une montée d'escaliers, ou chez les patients avec un *triceps surae* court (tel que les patients digitigrades idiopathiques), conduise à une amplitude angulaire à la cheville correspondant à une force maximale produite dans le sarcomère (courbe force/longueur). Dans la plupart des cas, les patients digitigrades idiopathiques et les personnes montant des escaliers sont capables d'attaquer le sol avec le talon, mais ils choisissent un contact par l'avant pied. Ce choix pourrait être également dû à une position de cheville plus confortable sans relation directe avec la courbe de force/longueur.

#### **III.4.3 Hypothèses explicatives des trois patrons de marche digitigrade**

Les hypothèses suivantes peuvent expliquer les liens entre les patrons de cheville et les caractéristiques cliniques. Chez les patients IMC, Tardieu *et al.* (Tardieu *et al.* 1989) discernent deux groupes en fonction du rapport entre le moment passif et le moment interne total. Le premier groupe est caractérisé par une contraction excessive du *triceps surae* et le second par une contracture du complexe musculo-tendineux. Malheureusement, cet article ne montre pas la cinématique de cheville, mais les groupes de Tardieu pourraient correspondre à nos groupes 2 et 3. Le groupe 3 serait lié à l'activité excessive du muscle (pouvant être causée par la spasticité) et le groupe 2 serait lié aux contractures, en totalité ou en partie responsable de la marche digitigrade. L'absence de premier pivot dans le groupe 1 pourrait être due à la faiblesse des muscles fléchisseurs dorsaux (Perry 1992). D'autres causes de la marche digitigrade pourraient être la conséquence d'une compensation des problèmes articulaires ou musculaires ne concernant pas la cheville mais les articulations au dessus (Kerrigan *et al.* 2000).

#### **III.4.4 Implications thérapeutiques**

L'identification des patrons de marche digitigrade pourrait permettre d'aider les choix thérapeutiques. Si le groupe 2 correspond à une contracture fixée du triceps, un allongement

chirurgical est préconisé (Steinwender *et al.* 2001). Si le groupe 3 correspond à la spasticité du *triceps surae* ou à un équin dynamique, l'injection de toxine botulinique et/ou de plâtres pourrait avoir un effet positif (Sutherland *et al.* 1999; Cottalorda *et al.* 2000). Si le groupe 1 correspond à des faiblesses des muscles fléchisseurs dorsaux ou des muscles au dessus de la cheville, il pourrait être intéressant de renforcer ces muscles pour freiner la progression de la faiblesse, et donc permettre de maintenir la marche aussi longtemps que possible (Armand *et al.* in press); ou pour augmenter la force musculaire et donc permettre une marche plus confortable. Ces hypothèses pourront en partie être vérifiées par la seconde étude présentée dans le chapitre suivant.

### **III.5 Conclusion**

La prévalence de la marche digitigrade dans une importante base de données confirme que la marche digitigrade est un défaut de marche majeur. Malgré le nombre de pathologies considérées, trois patrons majeurs de cheville ont émergés grâce à une méthode d'extraction de connaissances à partir des données de l'AQM. L'identification des causes cliniques de ces patrons de marche devrait permettre d'améliorer l'interprétation de l'AQM et ainsi influencer positivement les choix thérapeutiques. Certaines hypothèses pouvant expliquer nos résultats ont été faites, mais elles devront être testées. Les mesures de l'examen clinique réalisé lors de l'AQM sont potentiellement intéressantes pour expliquer ces résultats. L'étude suivante se consacre à identifier les causes cliniques pouvant être associées à ces trois patrons de marche digitigrade.

## Chapitre IV : Explication des différents patrons de marche digitigrade

Cette seconde étude a pour objectif d'expliquer les causes possibles des patrons de marche digitigrade identifiés dans l'étude présentée dans le chapitre III. Cette explication est réalisée par la mise en relation des trois patrons de marche avec les données cliniques des patients. La méthode utilisée correspond à la partie II.4 (p. 67) qui consiste à extraire des connaissances discriminantes des données à partir d'un apprentissage inductif supervisé. Cette étude a été soumise au journal *Gait & Posture* le 21 Février 2005 (Armand *et al.* Soumis); elle est reportée dans l'Annexe F.

### IV.1 Introduction

A notre connaissance, les liens entre les patrons de marche digitigrade et les causes cliniques (ou patho-biomécaniques) de la marche digitigrade n'ont pas été établis dans la littérature, bien que les causes possibles, soient elles, largement décrites (cf. paragraphe I.3.3.2, p. 38). Les principales causes proposées par Perry (Perry 1992) sont :

- une faiblesse du *tibialis anterior*,
- une activité inadéquate du *tibialis anterior*,
- une contracture des muscles fléchisseurs plantaires,
- une spasticité des muscles fléchisseurs plantaires,
- une compensation pour la faiblesse du quadriceps,
- une contracture des ischio-jambiers,
- une combinaison de spasticité des ischio-jambiers et des fléchisseurs plantaires.

La marche digitigrade peut également être la conséquence :

- d'une différence de longueur des jambes (Gurney 2002),
- d'une compensation pour un problème du côté controlatéral (Goodman *et al.* 2004).

Les causes d'une marche digitigrade sont donc une combinaison d'éléments physiologiques et biomécaniques ayant une nature pathologique. Ils peuvent être résumés selon trois types :

- une force musculaire insuffisante,
- une contraction inadéquate d'un muscle (pouvant être causée par la spasticité),
- une amplitude de mouvement limitée.

Ces éléments sont, pour la plupart, mesurés pendant le bilan clinique réalisé sur table d'examen (cf. paragraphe I.2.5.2, p. 22).

L'identification des causes des défauts de marche est primordiale car elle conditionne directement le choix thérapeutique (cf. paragraphe I.2.5.7, p. 25.). Cette identification est améliorée par l'AQM par rapport à une identification faite avec une simple observation visuelle (Lee *et al.* 1992). Néanmoins, l'interprétation de l'AQM est assujettie à une variabilité non négligeable entre les experts (Skaggs *et al.* 2000; Noonan *et al.* 2003). Les causes de cette variabilité sont exposées dans le paragraphe I.2.7.6 (p. 30).

Pour ces raisons, identifier les causes cliniques des trois patrons cinématiques de la cheville est important. L'utilisation de techniques d'analyse de données avancées doit permettre de limiter la subjectivité humaine. Les techniques d'intelligence artificielle, et plus particulièrement d'extraction de connaissances à partir de données (ECD), basées sur un apprentissage automatique pourraient être un outil adapté à cette tâche. Parmi les méthodes d'ECD en apprentissage inductif supervisé, les arbres de décision flous (FDT) rassemblent tous les avantages nécessaires à cette étude (cf. paragraphe I.4.3.2.2.3, p. 49). En effet, la notion de flou permet d'introduire les notions d'incertitude et d'imprécision présentes dans les données cliniques et permet d'exprimer le phénomène considéré en langage naturel (Bortolan 1998). Dans le domaine médical, les arbres de décision rendent possible à la fois la détermination de la pathologie d'un patient à partir de ses données cliniques, mais surtout, ils expliquent pourquoi ce patient souffre de telle pathologie (Podgorelec *et al.* 2002). Ainsi, les FDT extraient des connaissances d'un phénomène en fournissant des liens intelligibles et interprétables. Ces liens sont des règles de type "SI-ALORS" écrites en langage naturel. Les FDT peuvent être un bon moyen pour extraire les causes cliniques potentielles des trois patrons de marche digitigrade.

L'objectif de cette étude est donc d'identifier ces causes dans le but d'améliorer la compréhension de la marche digitigrade. De telles connaissances pourraient aider à interpréter les données de l'AQM et ainsi guider le choix du corps médical vers un traitement approprié.

Pour atteindre notre objectif, cette étude évalue, dans un premier temps, la capacité des mesures cliniques à prédire et à expliquer les patrons de la cinématique de la cheville. Dans un deuxième temps, elle met en évidence les causes possibles des trois patrons de marche digitigrade à l'aide d'une base de règles. Enfin, elle fournit une représentation graphique des marches des patients digitigrades en fonction des causes de ce défaut de marche.

## **IV.2 Méthode**

La méthode générale de cette étude est décrite en détail dans la partie II.4 (p. 67). Seules les informations les plus importantes sont reprises dans les paragraphes suivants.

### **IV.2.1 Sujets**

De 2002 à 2004, 358 AQM réalisées au laboratoire d'analyse de la marche de l'ISP, comprenant un examen clinique et des données standard de l'AQM (cinématique, cinétique, EMG), ont été prises en compte pour cette étude. L'examen clinique et l'acquisition de ces AQM ont été accomplis par le même praticien de médecine physique et par le même ingénieur biomédical. Pour être inclus dans cette étude, les patients devaient présenter les critères de sélection suivant :

- montrer une absence de premier pivot,
- avoir un minimum de trois essais digitigrades dans l'AQM,
- ne pas avoir utilisé d'aides extérieures pour marcher (cane, déambulateur ou appareil orthopédique).

Suivant ces critères, 169 AQM ont été sélectionnées avec un total de 240 "jambes" (droites et gauches) pour l'analyse subséquente. L'âge moyen des enfants ayant réalisé ces AQM était de  $9.4 \pm 4.2$  ans.

### **IV.2.2 Données de l'AQM**

Le matériel d'acquisition du laboratoire d'analyse de la marche est décrit paragraphe I.2.3 (p. 14). Les paramètres cinématiques et cinétiques sont calculés à partir du logiciel Vicon Clinical Manager (Oxford Metrics, Oxford, UK). L'enveloppe EMG est calculée avec Matlab en redressant le signal brut et en appliquant un filtre passe bas Butterworth de quatrième ordre avec une fréquence de coupure définie à 10Hz (DeVita 1994). Ce signal est ensuite normalisé par rapport à l'amplitude du signal.

Les mesures cliniques classiques d'une AQM sont mesurées sur table d'examen (cf. paragraphe I.2.5.2, p. 22) :

- l'amplitude articulaire du mouvement,
- la force musculaire (échelle à 5 points),
- la mesure de la spasticité (échelle d'Ashworth modifiée).

### IV.2.3 Méthode d'extraction de connaissances

L'ensemble d'apprentissage est créé à partir des données cliniques et de l'appartenance de la marche d'un patient digitigrade à un des trois patrons. Cette appartenance est définie en évaluant visuellement les données de la cinématique de cheville et la vidéo de l'AQM des patients présentant une marche digitigrade. L'évaluation est réalisée deux fois à une semaine d'intervalle dans un ordre aléatoire. Elle conduit au classement des patients ayant une marche digitigrade dans un des trois groupes (si un patient présente un patron de marche digitigrade X, il sera classé dans le groupe X correspondant). La première évaluation a permis de classer 144 patrons de cheville (Tableau 7). Cinquante trois patients ont été considérés avec un patron de cheville non reproductible contre 43 avec un patron différent des trois nôtres. Pendant la seconde évaluation, 146 patrons de cheville ont été classés. Seuls les patrons de cheville classés deux fois dans le même groupe sont sélectionnés pour l'ensemble d'apprentissage. En définitif, 143 AQM : 60 pour le groupe 1, 35 pour le groupe 2 et 48 pour le groupe 3 sont utilisées pour créer l'ensemble d'apprentissage servant à l'extraction de connaissances.

	Groupe 1 (patron 1)	Groupe 2 (patron 2)	Groupe 3 (patron 3)	Autre patron	Non reproductible
1 <sup>ère</sup> évaluation	60	35	49	43	53
2 <sup>nde</sup> évaluation	63	35	48	42	52
Résultat	60	35	48	-	-

*Tableau 7 : Synthèse de la sélection des patients présentant un des trois patrons de marche digitigrade*

La Figure 40 présente la répartition des patients suivant les pathologies et les trois groupes de marche digitigrade.

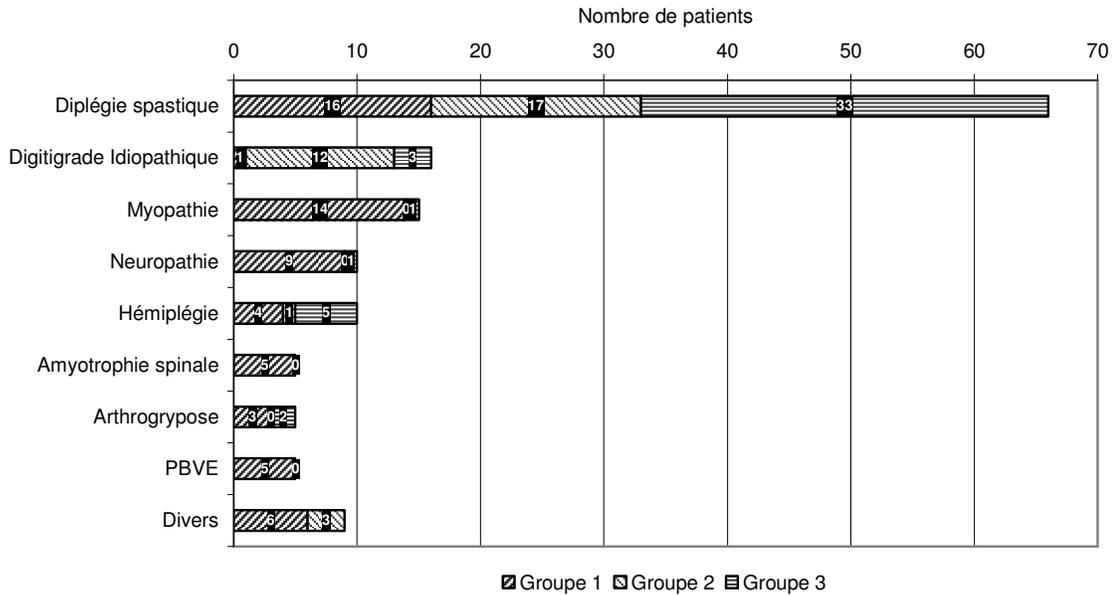


Figure 40 : Répartition des patients servant à la construction de l'ensemble d'apprentissage selon la pathologie et l'appartenance aux trois groupes de marche digitigrade

Les mesures cliniques correspondant au plan sagittal du côté latéral à la déviation sont codées avec une fonction d'appartenance triangulaire selon les trois modalités linguistiques suivantes : faible, moyen, important. Le Tableau 3 (p. 69) indique les limites de chaque fenêtre.

Les arbres de décision flous décrits dans le paragraphe II.4.4.2 (p. 72) sont ensuite utilisés pour induire des règles de type "**SI telle modalité ET telle modalité ET... ALORS telle classe**", avec les modalités correspondant aux éléments de l'examen clinique et la classe correspondant à un des trois patrons de marche digitigrade. Chaque règle correspond ainsi à une combinaison d'éléments cliniques constituant une explication probable d'une marche digitigrade pour un patron de marche donné.

La validation des règles obtenues est réalisée avec une validation croisée stratifiée (Kohavi 1995) permettant de calculer la précision, la spécificité, la sensibilité et le taux d'explication de la base de règles.

Afin d'obtenir une base de connaissances caractérisant les patrons de marche digitigrade, seules les règles les plus significatives et interprétables sont sélectionnées. Bien qu'il n'existe pas de consensus sur la définition de l'interprétabilité (Mikut *et al.* 2005), le sens général va vers une base de règles de petite taille avec des règles comprenant un faible nombre de conditions (Jin 2000; Guillaume 2001b; Mikut *et al.* 2005). En accord avec les utilisateurs de notre base de connaissances (essentiellement des médecins), nous fixons un

nombre maximum de conditions égal à 5 ainsi qu'une significativité représentée par un nombre d'individus supérieur à 3 (de l'ensemble d'apprentissage). Ces contraintes sont appliquées pour obtenir une base de connaissances interprétable (compacte, lisible) de manière "manuelle" ainsi que pour être décrite dans cette étude. Par contre, comme l'interprétabilité est souvent améliorée au détriment de la précision (Casillas *et al.* 2003), l'utilisation de la base de règles complète serait préférable pour la prédiction de la classe dans le cadre d'une implémentation dans un système d'aide automatisé.

Chaque règle caractérisée par une combinaison d'éléments cliniques fournit une explication de l'appartenance à une classe et donc constitue une cause possible d'un patron de marche digitigrade. Etant donné que plusieurs règles peuvent conclure à un même patron, il est intéressant de caractériser chaque règle par les données de l'AQM (cinématique, cinétique et EMG du membre inférieur). Ainsi les données de l'AQM des patients présentant un de nos trois patrons sont moyennées et pondérées en fonction du degré d'appartenance à chaque règle. Cette méthode produit un patron de marche caractéristique pour chaque règle, constituant ainsi une sorte de sous-groupes de nos 3 patrons de marche digitigrade en fonction des caractéristiques cliniques.

### IV.3 Résultats

#### IV.3.1 Evaluation de la méthode

Quatre-vingt trois règles ont été obtenues en utilisant les FDT. Le nombre de conditions par règle varie entre 1 et 11 avec une moyenne de  $4.2 \pm 2.5$ . L'ensemble de ces règles est présenté dans l'Annexe D.

	Générale	Groupe 1 (patron 1)	Groupe 2 (patron 2)	Groupe 3 (patron 3)
Précision	81%	83%	77%	80%
Sensibilité	65%	60%	67%	67%
Spécificité	84%	95%	73%	78%

*Tableau 8 : Résultat de la validation croisée stratifiée pour les trois groupes de marche digitigrade*

Les résultats de la validation croisée stratifiée sont présentés dans le Tableau 8 pour les trois groupes. De manière générale, notre méthode est capable de classer correctement des patients digitigrades en fonction de leurs caractéristiques cliniques avec une précision générale évaluée à 81%, une spécificité à 84% et une sensibilité à 65%.

Le pourcentage de patients digitigrades correctement classé en fonction de leur pathologie est rapporté dans la Figure 41. Les meilleurs résultats (100%) sont obtenus pour les pathologies présentant des faiblesses musculaires (myopathie et amyotrophie spinale) ainsi que pour les pieds bots varus équin (PBVE). La précision de classement est plus faible (inférieure à 50%) pour les patients digitigrades idiopathiques.

Le taux d'explication globale calculé à partir de la validation croisée stratifiée est de 100% pour les trois groupes (Figure 42). Le taux d'explication d'appartenance est plus faible (66.7% et 70%) que le taux d'explication de non-appartenance (92.2% et 86.7%) à un groupe pour les groupes 1 et 3. Pour le groupe 2, ces taux ont des valeurs similaires (86.7% vs 85.6%).

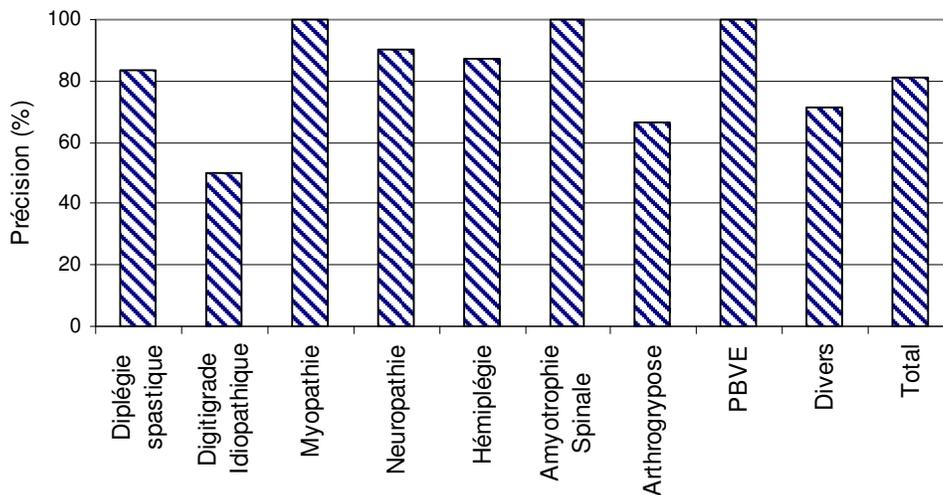


Figure 41 : Précision de classement en fonction de la pathologie

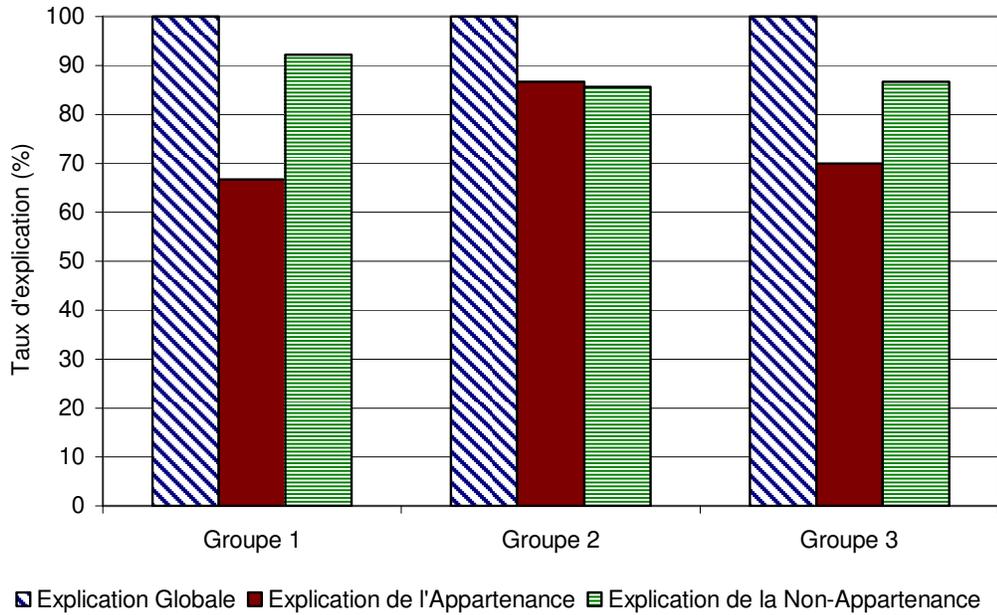


Figure 42 : Taux d'explication de la base de règles

### IV.3.2 Caractérisation des règles

Afin de préserver l'interprétabilité de la base de connaissances, les règles "non" (qui conduisent à la non appartenance à une classe) ainsi que les règles "oui" (qui conduisent à l'appartenance à une classe) présentant plus de cinq conditions et ayant classé moins de trois individus sont exclues de notre base de connaissances. Les 12 règles retenues sont présentées dans le Tableau 9. L'ensemble de la base de règles est présenté dans l'Annexe D. La répartition des pathologies associées à ces règles est illustrée sur la Figure 43.

SPA-Spasticité; ADM-Amplitude De Mouvement; FOR-Force.

Règles	p (Valeur de vérité)	n	Condition 1	Condition 2	Condition 3	Condition 4	Condition 5
R1-1	1.00	22	Faible Triceps SPA	Moyen Quadriceps FOR			
R1-2	1.00	3	Faible Triceps SPA	Important Quadriceps FOR	Faible Flexion plantaire ADM		
R1-3	0.95	8	Faible Triceps SPA	Moyen Flexion plantaire ADM			
R1-4	0.97	9	Faible Triceps SPA	Moyen Tibialis Anterior FOR			
R1-5	0.77	4	Moyen Triceps SPA	Important Genou Extension ADM	Moyen Hanche Extension ADM	Moyen Quadriceps SPA	
R2-1	0.77	6	Important Triceps SPA	Faible Flexion dorsale ADM	Moyen Quadriceps SPA		
R2-2	1	4	Important Triceps SPA	Faible Flexion dorsale ADM	Important Quadriceps SPA		
R2-3	0.75	5	Important Triceps SPA	Moyen Flexion dorsale ADM	Faible Genou Extension ADM	Moyen Tibialis Anterior FOR	Moyen Flexion plantaire ADM
R3-1	0.75	4	Moyen Ischio-Jambiers SPA	Moyen Flexion dorsale ADM	Faible Quadriceps SPA	Important Hanche Extension ADM	
R3-2	1.00	13	Moyen Ischio-Jambiers SPA	Moyen Flexion dorsale ADM	Moyen Quadriceps SPA	Important Hanche Extension ADM	Important Genou Extension ADM
R3-3	0.81	5	Important Ischio-Jambiers SPA	Moyen Genou Extension ADM	Moyen Flexion plantaire ADM		
R3-4	0.76	15	Important Ischio-Jambiers SPA	Moyen Hanche Extension ADM	Important Flexion dorsale ADM	Moyen Triceps FOR	Moyen Genou Extension ADM

Numéro des règles : R"groupe"- "numéro règle".

n : nombre d'individus utilisés pour créer une règle donnée.

*Tableau 9 : Règles "OUI" induites à partir des FDT avec le nombre de conditions  $\leq 5$  et le nombre de patients  $\geq 3$ . Le premier chiffre de la règle R#-# correspond au groupe de marche digitigrade à laquelle la règle conclue. Le second chiffre correspond au numéro de la règle. Par exemple, R1-3 représente la troisième règle qui conclue au groupe 1.*

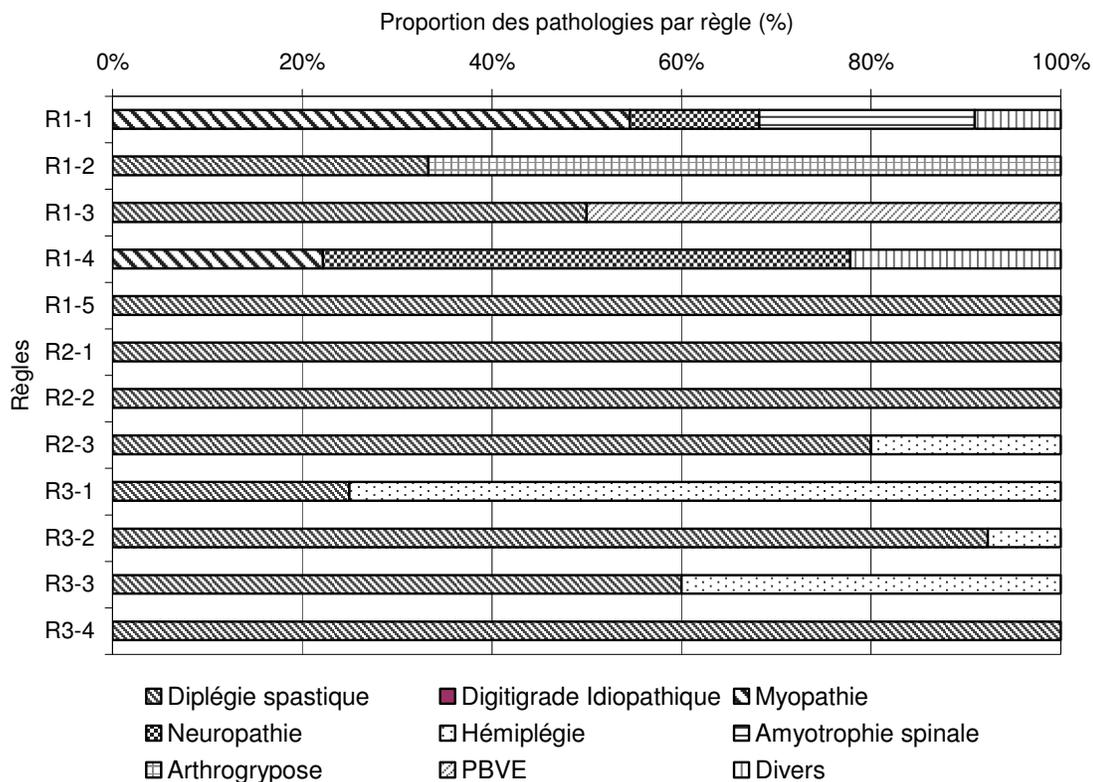


Figure 43 : Proportion de chaque pathologie pour chaque règle retenue

Toutes **les règles du groupe 1 (R1)** correspondent à une spasticité faible (incluant une spasticité absente) à moyenne du *triceps surae* avec des faiblesses musculaires spécifiques. Les règles R1-1 et R1-4 concernent une marche digitigrade causée par une faiblesse musculaire. La première règle correspond à une faiblesse du quadriceps et correspond essentiellement à des patients souffrant de myopathie, de neuropathie (en plus faible proportion) ou d'amyotrophie spinale. La seconde correspond à une faiblesse du *tibialis anterior* et correspond essentiellement à des patients souffrant de myopathie et de neuropathie (en plus forte proportion).

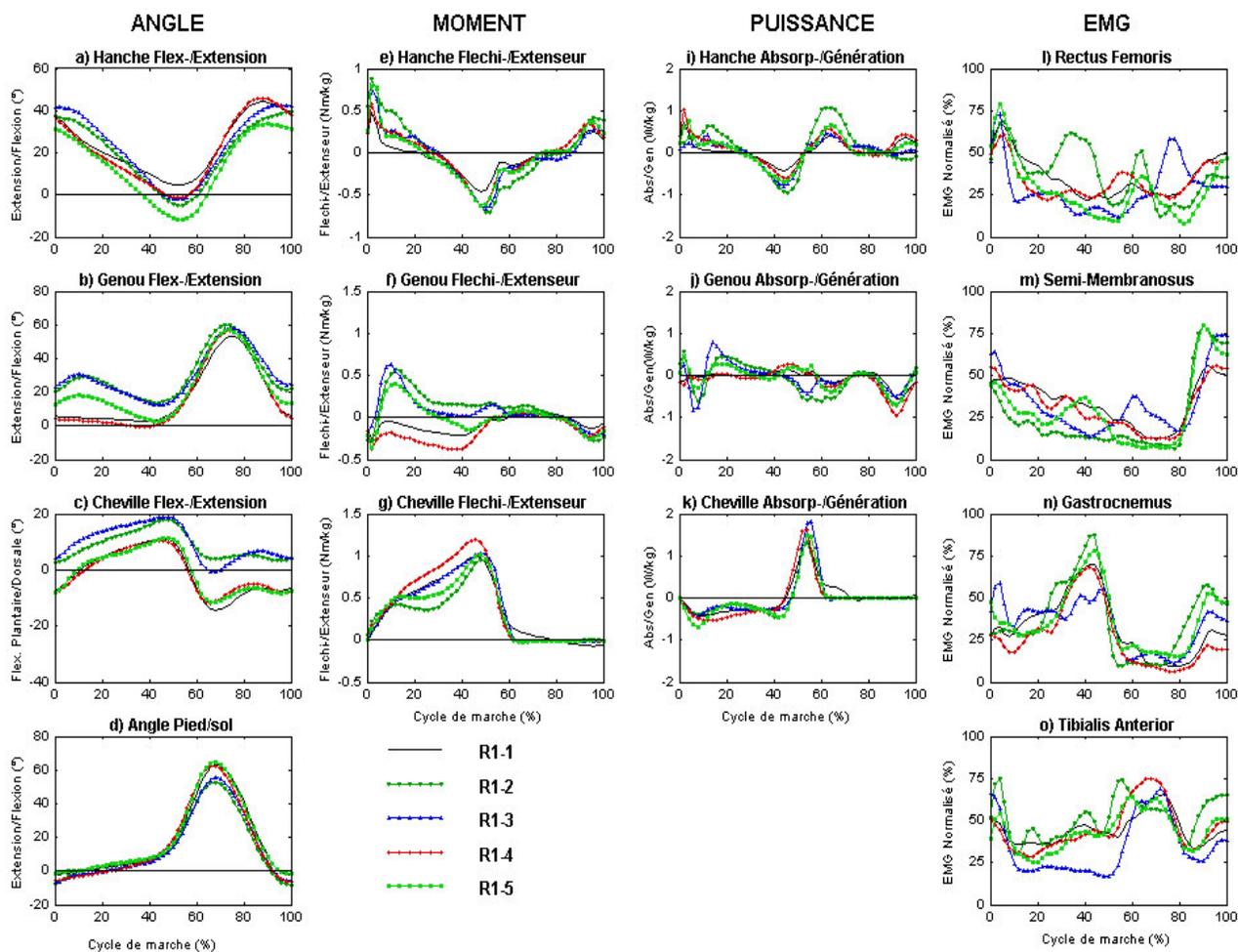


Figure 44 : Les angles (a, b, c, d), moments internes (e, f, g), puissances (i, j, k) et EMG (l, m, n, o) du plan sagittal pour la cheville (c, g, k), pour le genou (b, f, j) et pour la hanche (a, e, i) illustrant les règles du **groupe 1** sont représentés. Pour chaque règle, les données moyennées et pondérées des patients caractérisant cette règle pendant la création des arbres de décision flous sont affichées. Tous les graphiques sont normalisés par rapport au cycle de marche.

Les patients classés selon ces deux règles (R1-1 et R1-4) ne montrent pas de flexion de genou en phase d'appui (Figure 44b), ont une flexion plantaire excessive au contact initial (Figure 44c), un moment fléchisseur permanent au genou en phase d'appui (Figure 44f) et présentent une activité moyenne du *tibialis anterior* en milieu d'appui (Figure 44o). De plus, les patients avec une faiblesse du quadriceps n'ont pas d'extension de hanche en fin d'appui (Figure 44a). Les patients concernés par les règles R1-2 et R1-3, ont respectivement une amplitude de mouvement faible ou moyenne pour la flexion plantaire de la cheville. La règle R1-2 correspond aux patients souffrant de diplégie spastique ou d'arthrogrypose. La règle R1-

3 correspond aux patients souffrant de diplégie spastique et de PBVE. Les patients de ces deux règles ne présentent aucune flexion plantaire en phase oscillante (Figure 44c), et ont une flexion de genou excessive à l'attaque du pas (Figure 44b). Les patients désignés par la règle R1-2 présentent un moment extenseur de genou anormal en milieu d'appui (Figure 44f). La règle R1-5 résulte d'une spasticité moyenne du *triceps surae*, correspond à des patients diplégiques et ne présente pas de caractéristiques notables sur les graphiques.

**Les trois règles du groupe 2 (R2)** dénotent une importante spasticité au niveau du triceps. Les règles R2-1 et R2-2 présentent une limitation de flexion dorsale et une spasticité moyenne ou importante des ischio-jambiers. Les patients désignés par ces règles sont exclusivement diplégiques et montrent un angle pied/sol important à l'attaque du pas (entre 25 et 35°: Figure 45d); une flexion de genou permanente (Figure 45b) et une flexion à la hanche en phase d'appui (Figure 45a). Ils présentent aussi un moment extenseur permanent au genou pendant toute la phase d'appui (Figure 45f). L'EMG (Figure 45l, m, n, o) pour ces trois règles est élevé pour tous les muscles considérés au contact initial, et relativement faible à la fin de la phase d'appui pour le *triceps surae* (normalement à son activité maximale). La règle R2-3 correspond à des patients diplégiques ou hémiparétiques, elle indique une limitation importante d'extension du genou. Les patients désignés par cette règle montrent un angle pied/sol proche de 10° au contact initial (Figure 45d), une flexion de genou élevée (Figure 45b), un moment de genou extenseur permanent en phase d'appui (Figure 45f), une allure de courbe du moment extenseur de cheville en double bosse (Figure 45g), ainsi qu'un angle de flexion plantaire/dorsale aux alentours de 0° (Figure 45c).

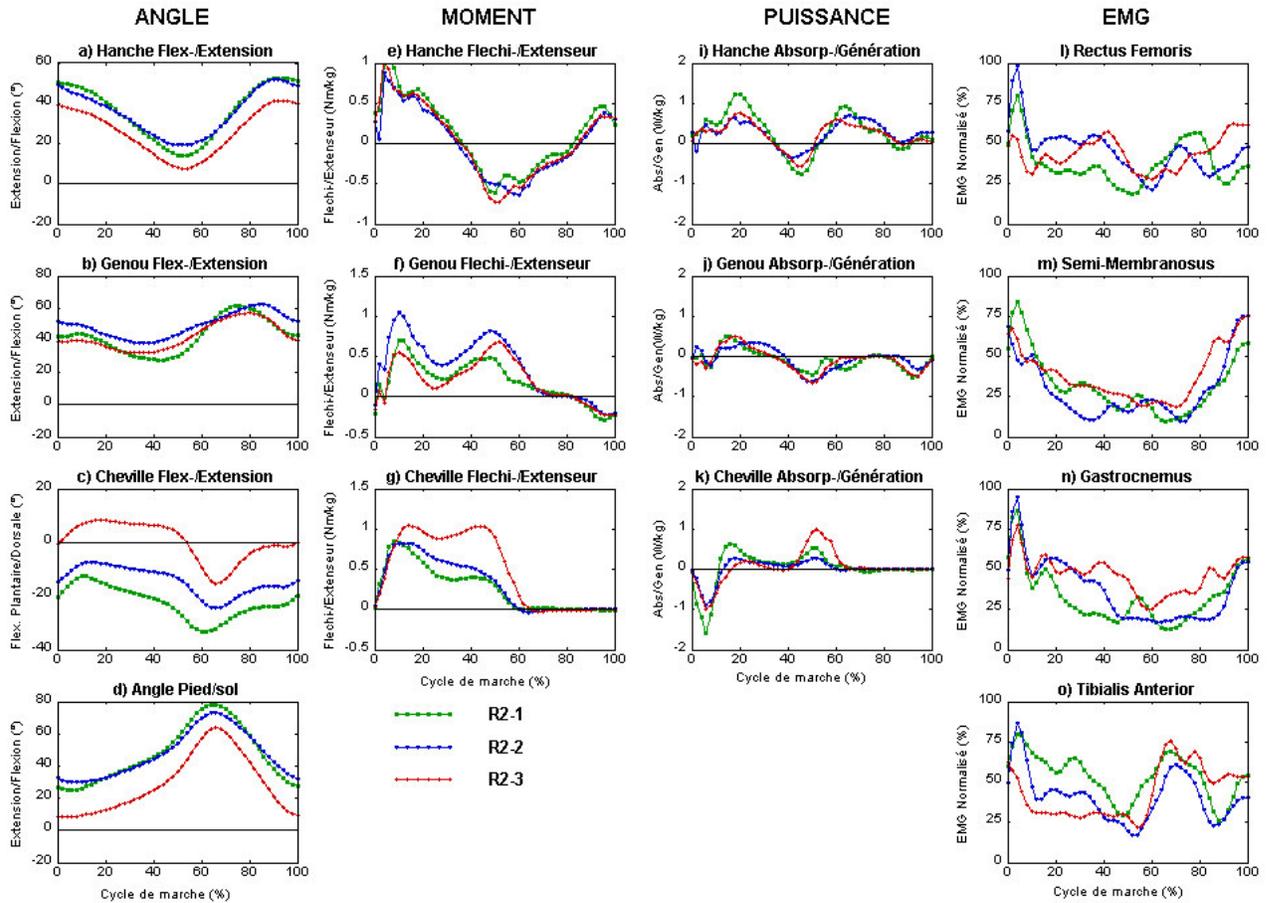


Figure 45 : Les angles (a, b, c, d), moments internes (e, f, g), puissances (i, j, k) et EMG (l, m, n, o) du plan sagittal pour la cheville (c, g, k), pour le genou (b, f, j) et pour la hanche (a, e, i) illustrant les règles du **groupe 2** sont représentés. Pour chaque règle, les données moyennées et pondérées des patients caractérisant cette règle pendant la création des arbres de décision flous sont affichées. Tous les graphiques sont normalisés par rapport au cycle de marche.

**Les règles du groupe 3 (R3)** indiquent une spasticité moyenne ou élevée des ischio-jambiers et une limitation d'extension à la cheville, au genou ou encore à la hanche. Tous les patients classés en utilisant ces règles sont soit dipléliques, soit hémipéliques, et montrent un angle pied/sol entre 0 et 10° au contact initial (Figure 46d). La flexion de genou au contact initial (Figure 46b) est en conjonction avec l'importante spasticité des ischio-jambiers. Ils présentent également une extension de genou correcte en milieu d'appui (Figure 46b), avec une exception pour ceux classés avec la règle R3-3 qui ont une limitation moyenne d'extension de genou.

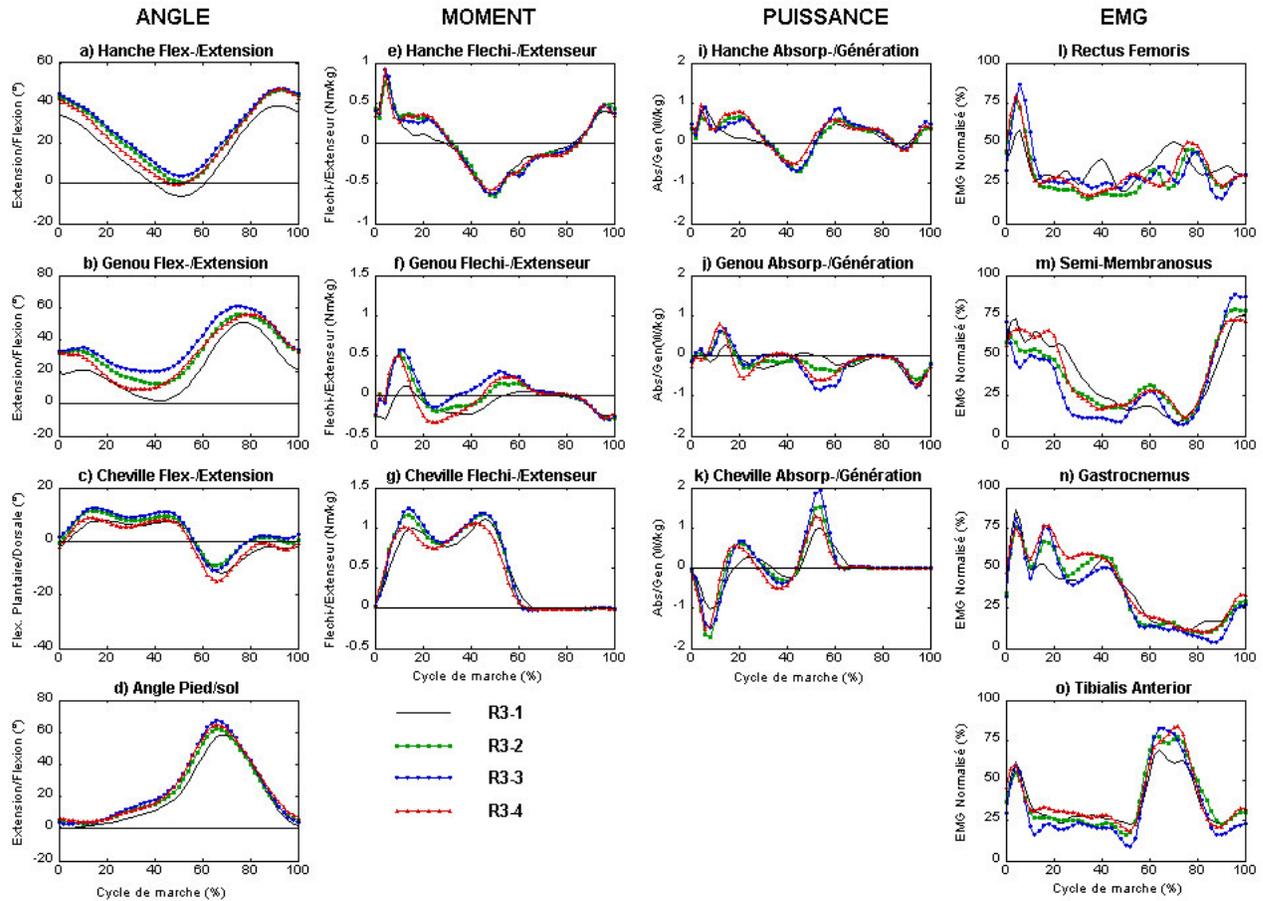


Figure 46 : Les angles (a, b, c, d), moments internes (e, f, g), puissances (i, j, k) et EMG (l, m, n, o) du plan sagittal pour la cheville (c, g, k), pour le genou (b, f, j) et pour la hanche (a, e, i) illustrant les règles du **groupe 3** sont représentés. Pour chaque règle, les données moyennées et pondérées des patients caractérisant cette règle pendant la création des arbres de décision flous sont affichées. Tous les graphiques sont normalisés par rapport au cycle de marche.

## IV.4 Discussion

### IV.4.1 Originalité et pertinence de la méthode

L'objet de cette étude était d'associer les causes cliniques possibles de la marche digitigrade avec les trois patrons de marche digitigrade identifiés par l'étude précédente (chapitre III). A notre connaissance, c'est la première fois que des arbres de décision flous sont utilisés pour l'analyse de la marche humaine. Dans une revue de littérature sur les techniques d'analyse de la marche, Chau (Chau 2001b) mentionne que les arbres de décision sont des méthodes qui n'ont pas encore été appliquées à ce domaine et qu'ils pourraient être

utilisés pour classer des conditions pathologiques, étudier la relation entre EMG et cinématique, ou pour chercher des patrons de marche suspects dans les données. Les FDT ont été utilisés dans cette étude pour lier les patrons cinématiques de la cheville de patients digitigrades avec les mesures cliniques.

Le choix des FDT pour lier les patrons de marche digitigrade avec leurs causes cliniques est pertinent. Les règles induites constituent une base de connaissances sur la marche digitigrade pouvant être utilisée pour prédire ou expliquer la marche d'un patient avec ces données cliniques. Même si l'utilisation de réseaux de neurones peut donner des résultats comparables en terme de prédiction, leur utilisation pour générer des règles reste encore marginale malgré quelques modèles neuro-flous existants (Mitra *et al.* 1997; Mitra et Hayashi 2000). Pour certains auteurs, elle est même vouée à l'échec (Roy 2000).

La notion de flou introduite dans la méthode de codage de cette étude rend possible le traitement de données imprécises (Marsala 1998) comme celles de la force musculaire, de la spasticité musculaire ou de l'amplitude de mouvement. Les termes linguistiques obtenus par ce codage flou fournissent des termes intelligibles qui sont très proches de ceux utilisés dans le raisonnement humain (Bortolan 1998). Ce formalisme flou apparaît donc être un bon moyen pour manipuler des mesures cliniques.

#### **IV.4.2 Précision de la base de règles**

La précision de classement (81%) de notre étude est dans le même ordre de grandeur que les études ayant utilisé des réseaux de neurones artificiels pour la biomécanique appliquée au clinique (Schollhorn 2004). Dans la synthèse de Schollhorn, la précision de classement en utilisant les données de marche avec des réseaux de neurones varie d'une étude à l'autre, mais peut être estimée aux alentours de 80%. Dans les études rapportées par Chau (Chau 2001b), la précision de prédiction de paramètres de marche en utilisant d'autres types de données mène à un coefficient de corrélation qui varie entre 0.71 et 0.98.

Dans le but de distinguer une contracture fixée d'une contracture dynamique chez les patients IMC digitigrades, Zwick *et al.* (Zwick *et al.* 2004) expérimentent un réseau de neurones en utilisant des angles et des moments de la cheville et du genou en entrée. Ils rapportent une précision de 91.2%. Même si l'étude de Zwick et la nôtre s'intéressent à la recherche des causes de la marche digitigrade, les visées de ces deux études sont différentes, rendant la comparaison des résultats difficile. Nous essayons de lier les données de l'AQM avec les mesures cliniques dans le but de trouver les causes possibles des patrons de marche

digitigrade; alors que Zwick *et al.* essaient de distinguer deux éléments cliniques à partir de l'AQM.

La précision de classement en rapport avec les pathologies indique que les mesures cliniques fournissent une bonne précision pour la plupart des pathologies mais une faible précision (50%) pour les patients digitigrades idiopathiques. Les règles sélectionnées pour la base de connaissances sur la marche digitigrade ne permettent pas de classer les patients digitigrades idiopathiques. La faible limitation de flexion dorsale chez ces patients évoquée par Taussig (Taussig et Delouvee 2001) ne semble pas être une explication suffisante. En effet, aucune règle "oui" du groupe 2 dans la base de règles complète (Annexe D) n'est caractérisée par une limitation de flexion dorsale et une spasticité faible alors que 12 sur 15 patients digitigrades idiopathiques appartiennent à ce groupe. Ainsi, le classement correct de ces patients (50%) est dû entièrement aux règles "non". Nos résultats ne permettent donc pas de résoudre la cause de la marche digitigrade idiopathique. De plus, l'inclusion des patients digitigrades idiopathiques dans notre ensemble d'apprentissage diminue la précision de classement de notre méthode. En effet, la précision de classement, calculée à partir d'une validation croisée stratifiée en enlevant ces patients de l'ensemble d'apprentissage est de 87% pour le groupe 2 (au lieu de 77%) et de 85% (au lieu de 81%) pour la méthode globale.

#### **IV.4.3 Confrontation de la base de connaissances avec la littérature**

Parmi les règles créées par les FDT (Tableau 9) la règle R1-1 qui indique une faiblesse du quadriceps, confirme les causes de la marche digitigrade mentionnées dans la littérature (Perry 1992). La flexion plantaire à la cheville (Figure 44c) et l'absence de flexion de genou pendant la phase d'appui (Figure 44b) sont des adaptations vraisemblablement intentionnelles et nécessaires pour créer un moment interne fléchisseur au niveau du genou (Figure 44f); ces adaptations compensent donc la faiblesse du quadriceps.

La faiblesse du *tibialis anterior* (R1-4) empêche le positionnement correct du pied en phase oscillante entraînant un contact par le médio-pied ou l'avant pied (Perry 1992; Armand *et al.* 2005). Ceci est confirmé par une flexion plantaire excessive en phase oscillante (Figure 44c).

La limitation de flexion plantaire, caractérisant les règles R1-2 et R1-3 (mesures cliniques) et observée sur les courbes (Figure 44c), a déjà été évoquée pour les enfants souffrant de PBVE (Karol *et al.* 1997; Davies *et al.* 2001). Ils suggèrent que ce manque de flexion plantaire pourrait être causé par des fléchisseurs plantaires faibles. Les règles R1-2 et

R1-3 de notre étude indiquent cependant une limitation de flexion plantaire plus qu'une faiblesse musculaire comme cause de ce patron de marche digitigrade.

La spasticité dans le *triceps surae* (moyen pour la règle R1-5) est une cause de marche digitigrade très commune pour les IMC (Perry *et al.* 1974). Il est intéressant de noter qu'une spasticité moyenne de ce muscle en lien avec une spasticité moyenne du quadriceps et une faible spasticité des ischio-jambiers entraînent un patron de cheville de type 1. Par contre, une importante spasticité du *triceps surae* avec une limitation de flexion dorsale et une spasticité du quadriceps (R2-1, R2-2) entraînent un patron de marche de type 2. Les patrons de marche de ces règles sont similaires à celui de la marche "jump" de Rodda (Rodda *et al.* 2004) et à celui du groupe 2 de O'Byrne (O'Byrne *et al.* 1998), qui est caractérisé par une marche raide en flexum (*stiff crouch gait*) et digitigrade. Cette marche présente une flexion plantaire permanente (Figure 45c) ainsi qu'une flexion excessive du genou et de la hanche (Figure 45a, b). Les causes évoquées par Rodda (Rodda *et al.* 2004) sont la spasticité des ischio-jambiers et des fléchisseurs de hanche ajoutée à une spasticité des muscles du mollet qui sont le siège d'une co-contraction avec le *rectus femoris* pour la marche avec genou raide.

Dans notre étude, tous les patients classés par ces règles (R2-1, R2-2 et R2-3) présentaient une spasticité des ischio-jambiers, qui n'est pas apparu dans les règles car cette spasticité n'était pas une condition discriminante pour le classement dans le groupe 2. Ces règles pourraient être liées à une contracture fixée du *triceps surae* comme décrit par Steinwender (Steinwender *et al.* 2001) ou Tardieu (Tardieu *et al.* 1989).

La spasticité importante du triceps avec une faible extension de genou (R2-3) produit un patron de marche similaire à celui de l'équin apparent décrit par Rodda *et al.* (Rodda *et al.* 2004) avec une flexion importante de genou (Figure 45b) et un angle à la cheville variant autour de 0° (Figure 45c). Ce faible niveau d'extension de genou mesuré pendant l'examen clinique pourrait être le résultat d'une contracture des ischio-jambiers.

La spasticité importante des ischio-jambiers avec une limitation d'amplitude de mouvement est caractérisée par les règles du groupe 3 (R3-#). Le niveau d'activité du *gastrocnemius* à 40% du cycle de marche (Figure 46n) est significative par rapport au groupe 2 (Figure 45n). L'aspect en double bosse (Figure 46c) associé avec cette activité du *gastrocnemius* confirme la raideur dynamique du triceps évoquée par Tardieu *et al.* (Tardieu *et al.* 1989). La flexion du genou au contact initial (Figure 46b) est liée à la spasticité importante des ischio-jambiers.

#### **IV.4.4 Conseil pour l'interprétation de l'AQM**

La création de règles pour expliquer les patrons de marche digitigrade permet également de fournir une approche pédagogique de l'interprétation de l'AQM en liant les combinaisons de mesures cliniques avec un patron de marche. A notre avis, utiliser cette approche en sens inverse (c'est-à-dire : faire des hypothèses sur les causes d'un défaut de marche à partir des graphiques de l'AQM) permettrait d'améliorer la performance (rapidité et précision) de cette interprétation. Etant donné qu'elle est une des étapes les plus importantes de l'AQM et assujettie à une variabilité non négligeable (Skaggs *et al.* 2000; Noonan *et al.* 2003), il est nécessaire qu'elle devienne plus reproductible comme le conseille Simon (Simon 2004) dans son article sur les limitations et les bénéfices de l'AQM.

#### **IV.5 Conclusion**

L'explication des trois patrons de marche digitigrade (en utilisant des règles en langage naturel et leur caractérisation graphique) fournit une base de connaissances pour interpréter les données de l'AQM de patients digitigrades.

La méthode utilisée a permis d'explorer les causes possibles de la marche digitigrade à travers plusieurs pathologies. A notre connaissance, aucune étude ne s'est intéressée à un défaut de marche de manière transversale. La méthode d'ECD employée pourrait être appliquée à d'autres défauts de marche ou pour distinguer d'autres patrons produits par différentes pathologies. L'accumulation de connaissances ainsi extraites, pourrait, à terme, servir à créer une grande base de connaissances sur la marche dite "pathologique".

La pertinence et la contribution scientifique de la méthode utilisée pour identifier et expliquer les patrons de marche digitigrade ainsi que des résultats obtenus pour l'aide à l'interprétation clinique la marche digitigrade à partir des données de l'AQM sont discutées dans le chapitre suivant. Les améliorations possibles ainsi que les perspectives de ce travail sont également exposées dans ce chapitre.

## **Chapitre V : Discussion et perspectives**

Les trois chapitres précédents ont présenté respectivement la méthode générale d'analyse et les résultats obtenus pour identifier puis expliquer les patrons de marche digitigrade afin d'aider à l'interprétation de l'AQM. Ce cinquième chapitre a pour objet, dans un premier temps, de discuter la méthode utilisée et les résultats obtenus en terme de pertinence, de contribution scientifique et d'améliorations possibles. Dans un second temps, ce chapitre expose les perspectives ouvertes par ce travail.

### **V.1 Discussion de la méthode d'extraction de connaissances pour l'aide à l'interprétation clinique**

#### **V.1.1 Pertinence des choix méthodologiques**

Les méthodes d'apprentissage automatique, au cœur du processus d'extraction de connaissances, ont été choisies et adaptées en fonction des besoins et des objectifs de notre travail.

Notre premier objectif était de rechercher les différents patrons de marche digitigrade. Le choix d'une méthode d'apprentissage non-supervisé était nécessaire. En effet, même si différentes publications rapportent des patrons de marche spécifiques à une pathologie (Winters *et al.* 1987; O'Byrne *et al.* 1998; Rodda *et al.* 2004) ou à un signe clinique (Steinwender *et al.* 2001; Zwick *et al.* 2004), aucune étude, à notre connaissance, n'a étudié la marche digitigrade de manière transversale. Il était donc important de ne pas avoir *d'a priori* sur l'organisation des données. Parmi les méthodes d'apprentissage non-supervisé, les méthodes dites de "classification autour des centres mobiles" nous ont semblé intéressantes pour :

- leur capacité à traiter une quantité importante de données (Lebart *et al.* 1997),
- leur facilité d'interprétation,
- la relation non-linéaire entre les variables (Chau 2001a),
- la possibilité d'utiliser un formalisme flou.

Notre choix s'est donc porté sur l'algorithme des c-moyennes floues (CMF). Le formalisme flou a été choisi afin de ne pas assigner strictement un patient à une classe en obtenant une appartenance plus nuancée de ce patient à la classe considérée.

Concernant les données d'entrée du CMF, un codage symbolique a été choisi dans le but de conserver l'allure de la courbe de cinématique de la cheville. Ce codage a l'avantage d'être simple et permet de garder l'aspect temporel des données (Daw *et al.* 2003).

Concernant le choix du nombre de groupes, présenté comme la principale difficulté de l'algorithme (Jain *et al.* 1999), nous avons utilisé l'indice de Xie-Beni (Xie et Beni 1991) défini comme le meilleur indice de partition (Pal et Bezdek 1995).

Le deuxième objectif de ce travail était d'expliquer les différents patrons de marche digitigrade à partir des données cliniques. Afin d'extraire des connaissances discriminantes à partir de données, un ensemble d'apprentissage a été créé et une méthode d'apprentissage inductif supervisé utilisée. La plupart de ces méthodes sont dédiées à prédire une classe à partir de données mais peu d'entre elles servent à expliquer cette classe. Notre choix s'est donc porté sur les arbres de décision ayant à la fois les facultés d'explication et de prédiction. Le parcours de chaque branche d'un arbre permet de générer des règles explicatives d'une classe considérée. Les arbres de décision sont en quelque sorte transparents, affichant des relations compréhensibles entre l'entrée et la sortie. Nous avons exclu de notre choix les réseaux de neurones (méthode d'apprentissage automatique supervisé des plus employées) car même s'il existe quelques tentatives pour induire des règles explicatives à partir de cette méthode (Mitra *et al.* 1997; Mitra et Hayashi 2000), elle est surtout dédiée à la prédiction. Pour certains auteurs, son utilisation explicative est vouée à l'échec (Roy 2000) et son opacité entre l'entrée et la sortie lui vaut parfois le qualificatif de "boîte noire" (Su et Wu 2000; Guillaume 2001a). De plus, Kononenko (Kononenko 2001), dans une revue de littérature sur les méthodes d'apprentissage automatique pour le diagnostic médical, montre que seul les arbres de décision remplissent les conditions utiles pour le diagnostic : bonne performance, gestion des données imprécises ou manquantes, transparence et capacité d'expliquer la décision.

L'utilisation d'un formalisme flou a été choisie pour la création des arbres de décision pour deux raisons principales.

La première raison est liée à l'imprécision et à l'incertitude des données cliniques (Blackburn *et al.* 2002; Van Gheluwe *et al.* 2002). En effet, ces auteurs rapportent une variabilité intra et inter examinateurs non négligeable. Pourtant, les cliniciens sont capables d'analyser des données imprécises et peuvent prendre des décisions à partir de celles-ci. Manipuler les imprécisions est une des capacités où le raisonnement humain excelle. Afin de reproduire cette capacité et de l'utiliser dans les systèmes informatiques, Zadeh (Zadeh 1965) a introduit la théorie des sous-ensembles flous. Pour cet auteur, le domaine d'application

privilegié de cette théorie est le diagnostic médical ainsi que la description des systèmes biologiques (Zadeh 1969). Depuis l'introduction de cette théorie, elle est largement utilisée dans le domaine médical pour gérer l'imprécision des données cliniques (Steimann 1997; Mahfouf *et al.* 2001; Steimann 2001). Une telle gestion est notamment permise par des bornes non strictes entre deux états : un sujet peut être d'une taille entre "grande" et "moyenne", sans que le système soit obligé de trancher entre les deux.

La seconde raison est liée à l'interprétabilité des règles induites. L'interprétabilité d'une base de règles est un des éléments majeurs dans sa construction (Guillaume 2001a). L'être humain est habitué à raisonner avec des variables linguistiques associées à des qualificatifs imprécis comme *faible, grand, rapide, cher*. L'Homme est plus intéressé par un ordre de grandeur que par des valeurs précises. L'utilisation d'un codage flou pour les données cliniques permet l'expression de ces dernières dans un langage naturel (Bortolan 1998), proche de celui utilisé dans le langage courant, rendant ainsi les règles induites aisément compréhensibles. Pour Mikut *et al.* (Mikut *et al.* 2005), l'interprétabilité est même le principal avantage d'un système d'inférence floue. Il est donc pertinent d'effectuer un codage flou des données cliniques permettant de gérer l'imprécision et l'incertitude des données, et de rendre la base de règles interprétable. Notre choix s'est porté sur un codage avec des fenêtres triangulaires/trapézoïdales car il est simple (ne demandant que trois paramètres) et facilement compréhensible par le non expert de la logique floue, ce qui en fait un codage flou largement utilisé dans la littérature (Guillaume 2001b; Mitra *et al.* 2003). En accord avec les médecins pouvant utiliser cette base de règles et en accord avec la littérature (Loslever *et al.* 2003), trois fenêtres ont été choisies correspondant aux modalités *{faible, moyen, important}*. Les bornes de ces fenêtres sont définies à l'aide d'un histogramme d'amplitude pour chaque variable et avec l'avis d'un expert médical.

Les choix des paramètres de construction des arbres de décision flous : mesure de discrimination, stratégie de partitionnement, critère d'arrêt, optimisation des règles ont été effectués en regard des travaux de Marsala (Marsala 1998), pour le côté fondamental, et des travaux de Roux (Roux 2002), pour le côté applicatif.

La contribution scientifique de la méthode est discutée dans le paragraphe suivant

### **V.1.2 Contribution scientifique**

Dans le contexte de ce travail pluridisciplinaire, à l'intersection de l'apprentissage automatique, de la biomécanique et de la médecine, nous avons utilisé une méthode pertinente et originale pour extraire des connaissances de données "patho-biomécaniques".

En effet, les laboratoires d'analyse du mouvement (et/ou de la marche) ont développé depuis leur création d'importantes bases de données qui semblent sous-exploitées si on en juge par l'absence de littérature sur ce sujet (requêtes dans Medline et ScienceDirect: ("*knowledge discovery*" OU "*datamining*") ET ("*biomechanics*" OU "*gait*")). Les chercheurs dans ce domaine tirent essentiellement leurs connaissances des experts (par exemple QUAWDS et Dr Gait (Weintraub *et al.* 1990; Bylander *et al.* 1993; Simon 2004)), de la modélisation musculo-squelettique liée à la simulation – voir Zajac *et al.* (Zajac *et al.* 2003) pour une revue – et, pour la plupart des études, de l'analyse de données statistiques – voir Chau (Chau 2001a) pour une revue. Pourtant, depuis une dizaine d'années et dans de nombreux domaines, il y a eu une migration de l'extraction de connaissances provenant des experts vers celle provenant des données (Fayyad *et al.* 1996). Ceci est rendu possible grâce à la collecte intensive de données sous forme numérique et bénéficie de la difficulté d'extraire des connaissances des experts (Horn 2001; Long 2001).

De nombreuses méthodes ont été proposées dans la littérature pour l'extraction de connaissances à partir d'un apprentissage automatique inductif (cf. paragraphe I.4.3, p. 44). Mais généralement, le choix d'une méthode est arrêté soit sur un mode supervisé, soit sur un mode non-supervisé suivant les besoins de l'étude (classement, prédiction et/ou explication). L'originalité de la méthode utilisée est de **combiner ces deux modes d'apprentissage** mais aussi d'être, à notre connaissance, précurseur en proposant ce type de méthode dans le cadre de l'analyse de la marche.

L'apprentissage inductif non-supervisé est utilisé pour extraire des connaissances intrinsèques des données servant à identifier les patrons de marche digitigrade, sans *a priori* sur l'organisation des données. L'apprentissage supervisé est utilisé pour extraire des connaissances discriminantes des données, dans le but d'expliquer les différents patrons de marche digitigrade par leurs causes cliniques possibles. Ce type de combinaison a déjà été utilisé pour la reconnaissance de formes pour l'écriture (Ragot 2003), mais à notre connaissance, il existe peu de publications combinant ces deux modes d'apprentissage. Les connaissances extraites à partir de cette méthode ont l'avantage d'être entièrement guidées par les données.

L'utilisation de l'ECD pour l'AQM qui touche à la fois aux domaines biomécanique et médical, est particulièrement adaptée. En effet, la taille de la base de données des laboratoires de marche (>2500 examens dans notre cas) est suffisamment importante pour faire émerger des connaissances valides. De plus, il manque des techniques efficaces et robustes pour extraire des informations utiles des données de l'AQM (Chau 2001a) caractérisées par une

haute dimensionnalité, une dépendance temporelle, une haute variabilité, une corrélation entre les courbes et une relation non linéaire entre les variables (cf. paragraphe I.4.2.1, p. 41). Par la nature de ces données, l'AQM est particulièrement difficile à interpréter (Davis 1997a) et devrait bénéficier d'une aide à l'interprétation automatisée (Simon 2004). Le domaine médical est, de plus, considéré comme un des domaines privilégiés de l'application de l'ECD (Lavrac 1999).

Ainsi, pour aider à l'interprétation des données de l'AQM dans le cadre de la marche digitigrade, une méthode originale combinant un apprentissage non-supervisé et supervisé a été implémentée et appliquée avec succès. Elle a pour objectif d'identifier et expliquer les patrons de marche digitigrade. Cependant, bien que la pertinence de nos choix soit valide au regard des résultats obtenus et de la littérature, quelques améliorations seraient encore possibles.

### **V.1.3 Améliorations possibles**

Une limite à notre étude est la réduction de la population pour l'explication des patrons de marche digitigrade. En effet, le nombre d'examens est passé de 2526 examens pour l'identification des patrons de marche à 358 examens pour leur explication. Seuls les examens qui présentaient un patron de marche correspondant "clairement" à ceux identifiés (Chapitre III) ont été inclus pour l'explication (Chapitre IV).

Concernant la première réduction, elle est inhérente à la gestion du laboratoire d'analyse de la marche avant 2001 où les données cliniques des patients n'étaient pas disponibles pour une saisie informatique. Pour pallier à cette réduction du nombre de patients pour l'étape explicative, il serait intéressant de faire une étude multicentrique en prenant tous les patients des laboratoires de marche présentant une marche digitigrade. Cependant, cette possibilité est rendue difficile par les problèmes de standardisation du processus d'acquisition, d'homogénéisation du format des données et du partage de données médicales.

Concernant la seconde réduction de la population, en rapport avec la sélection les patrons de marche "clairement" identifiés, la valeur d'appartenance d'un examen à un patron aurait pu être directement utilisée pour créer l'ensemble d'apprentissage. Ainsi, au lieu d'avoir une appartenance stricte d'un individu (AQM) à une classe (patron de marche digitigrade) (cf. Tableau 4, p. 71), l'appartenance aurait directement été définie par l'algorithme des c-moyennes floues. Cette approche aurait permis de donner un poids différent à chaque exemple, en fonction de la valeur d'appartenance, pour la construction de l'arbre de décision. Nous avons préféré, dans un premier temps, privilégier une approche plus stricte, en étant

certain de la concordance des patrons observés avec ceux identifiés, mais cette voie devra être explorée ultérieurement.

Bien que chaque règle ait été optimisée pour le nombre de conditions par la méthode de Yuan et Shaw (Yuan et Shaw 1995) qui consiste à retirer les conditions une à une et à évaluer leur effet sur la valeur de vérité de la règle, il serait possible de diminuer le nombre de règles soit par combinaison, soit par élimination (Chen et Linkens 2004). La combinaison consiste à regrouper les règles similaires avec un commutateur "OU". Par exemple, la règle R2-1 et R2-2 du Tableau 9 (p. 107), deviendrait "SI *spasticité importante du triceps* ET *flexion dorsale faible* ET *spasticité faible* OU *moyenne du quadriceps* ALORS *patron 2*". La combinaison nécessite une mesure de similarité entre les règles qui peut être simplement le nombre de conditions communes (Guillaume 2001a). L'élimination consiste à supprimer les règles dont le degré de satisfiabilité est proche de 0 (Chen et Linkens 2004), ou les règles activées par un faible nombre d'exemples (Guillaume 2001a) (élimination effectuée dans le cadre de la base de connaissances de ce travail). La simplification de la base de règles est réalisée afin d'améliorer l'interprétabilité, nécessitant parfois un compromis entre précision et interprétabilité (Casillas *et al.* 2003).

Ainsi, des améliorations sont éventuellement possibles sur la taille de notre population ainsi que sur l'interprétabilité des règles. Néanmoins, la méthode mise en place contribue aux méthodes d'analyse de données et demeure pertinente par rapport aux objectifs de recherche de ce travail.

## **V.2 Discussion des résultats et de leur utilisation pour l'aide à l'interprétation clinique de la marche digitigrade**

La discussion concernant la méthode utilisée vient d'être exposée; les paragraphes suivants discutent les résultats obtenus ainsi que leur utilisation pour l'aide à l'interprétation clinique de la marche digitigrade. Cette discussion s'articule également en trois parties qui sont la pertinence, la contribution scientifique, et les améliorations possibles.

### **V.2.1 Pertinence des résultats**

La pertinence de nos résultats peut être abordée selon trois niveaux. Le *premier niveau* de pertinence concerne la nécessité d'une aide à l'interprétation pour l'AQM et plus spécifiquement pour la marche digitigrade. Le *deuxième niveau* de pertinence correspond à la

validité des résultats obtenus et le *troisième niveau* à l'utilisation possible de ces résultats pour l'aide à l'interprétation clinique de la marche digitigrade à partir des données de l'AQM.

L'AQM permet d'identifier aisément les défauts de marche mais son interprétation, qui consiste à trouver les causes de ces défauts, reste un challenge difficile (Whittle 1996; Davis 1997a). Cette interprétation est associée à une variabilité non négligeable entre les experts (Skaggs *et al.* 2000; Noonan *et al.* 2003). Le développement de l'AQM doit arriver, entre autre, à une interprétation plus reproductible (Simon 2004). Bien qu'un système expert évolue depuis 1990 (Weintraub *et al.* 1990; Simon 2004), et qu'un système à base de cas ait été présenté dans un congrès sur l'intelligence artificielle (Kuchar *et al.* 1998), la littérature est quasiment vierge sur l'aide à l'interprétation des données l'AQM. Il est donc intéressant d'initier une aide à l'interprétation par une nouvelle approche : l'extraction de connaissances à partir des données de l'AQM. Nous avons centré notre travail sur la marche digitigrade présentée dans la littérature comme un des défauts de marche les plus courants et posant des difficultés pour identifier son étiologie (cf. paragraphe I.3.2.1, p. 33).

Les principaux résultats de notre travail sont l'identification de trois patrons de marche digitigrade et leur explication par des données cliniques. La pertinence des trois patrons de marche digitigrade a pu être montrée en les comparant à ceux cités dans la littérature (paragraphe III.4.2, p. 95). De plus, s'intéresser uniquement à la forme des courbes, plutôt qu'aux valeurs absolues, est intéressant car une même forme de courbe peut être retrouvée avec des valeurs absolues différentes (cf. patrons caractéristiques des règles du groupe 2, Figure 45, p. 111). Nous pensons que les variations dans la forme d'une courbe sont plus représentatives des caractéristiques cliniques que ne le sont les variations des valeurs absolues, ces dernières semblant être plus sensibles à la variabilité inter-individus et inter-examineurs. Cette hypothèse devra être vérifiée par une étude ultérieure.

L'explication des patrons de marche digitigrade a été effectuée sous la forme de règles exprimées en langage naturel. Les règles les plus significatives et interprétables (base de connaissances) ont été validées par les données de la littérature (paragraphe IV.4.3, p. 114). Leur validité et leur interprétabilité rendent ces règles particulièrement pertinentes pour expliquer les patrons de marche digitigrade. Certaines règles sont mêmes caractéristiques de pathologies. Par contre, aucune règle "oui" ne permet de classer les patients digitigrades idiopathiques; notre travail ne permet donc pas d'expliquer leur marche digitigrade. Chaque

règle a ensuite été caractérisée par les données de l'AQM, formant ainsi des sous-groupes relatifs aux trois patrons de marche digitigrade.

Ce travail a également été soumis à deux experts médicaux connaissant l'AQM, l'un médecin physique et l'autre chirurgien orthopédique. Tous deux ont été séduits par ce travail.

Le premier expert a souligné la nécessité de comprendre les mécanismes et les causes de la marche digitigrade pour une meilleure prise en charge des patients. En effet, d'une manière générale un symptôme clinique (la marche digitigrade dans notre cas) peut être la conséquence de bien des maladies. Pour faire disparaître ce symptôme, il est nécessaire d'en trouver la cause. Ainsi, comme il est possible d'observer différents types de fièvre, nous avons identifié différents patrons de marche digitigrade. Cet expert insiste sur le fait qu'il est important de faire le lien entre les expressions d'un symptôme et les causes possibles de ce dernier pour effectuer un diagnostic efficace. Le présent travail contribue d'une part à identifier les expressions d'un symptôme (marche digitigrade) et d'autre part à les expliquer par les causes cliniques possibles (base de règles).

Le second expert a souligné que d'ordinaire, les chirurgiens apprécient peu que l'on schématise la pratique médicale à entrer des données dans un ordinateur pour avoir le diagnostic ou les indications chirurgicales en sortie; mais il reconnaît cependant qu'une aide "intelligente" est nécessaire à l'évolution de leur pratique. Dans ce travail, la relation entre l'entrée et la sortie est transparente et l'ordinateur ne prend aucune décision à la place de l'expert médical.

Plusieurs utilisations des résultats sont possibles pour l'aide à l'interprétation clinique de la marche digitigrade à partir des données de l'AQM. En effet, la base de règles peut servir à prédire ou à expliquer les patrons de marche, soit "manuellement", soit "automatiquement"; la prédiction s'apparente à un raisonnement déductif tandis que l'explication est relative à un raisonnement abductif.

Dans le cadre de l'aide à l'interprétation des données de l'AQM, c'est surtout le caractère explicatif de la base de règles qui est intéressant. La prédiction peut, toutefois, être utilisée pour émettre des hypothèses sur le patron de marche d'un patient. Celles-ci peuvent être confirmées ou réfutées par les données de l'AQM. Si l'hypothèse est vérifiée, il y a de grandes chances que les causes des défauts de marche de ce patient correspondent aux conditions des règles les mieux satisfaites par les données cliniques. L'édition des conditions des règles activées pour cette prédiction correspond à une explication. Ceci peut être réalisé

de manière "manuelle" : si un patient présente des caractéristiques cliniques qui correspondent aux conditions d'une règle  $R$ , il est possible de faire l'hypothèse que les données de l'AQM de ce patient correspondront au patron caractéristique de cette règle  $R$ . Si cette prédiction est réalisée de manière "automatique", il est possible d'éditer la ou les règle(s) "oui" ayant permis le classement du patient dans le patron de marche approprié (cf. paragraphe II.4.6.1, p. 78).

L'explication consiste à déterminer les caractéristiques cliniques pouvant expliquer le patron de marche observé. Le patron de marche digitigrade d'un patient est alors défini en fonction des données de l'AQM (cinématique de la cheville), puis on regarde quelles règles concluent à ce patron et correspondent aux caractéristiques cliniques du patient. Les règles peuvent également être classées automatiquement de manière décroissante en fonction du degré de satisfaisabilité (cf. paragraphe II.4.6.2, p. 79).

La contribution scientifique des résultats obtenus est discutée dans le paragraphe suivant.

## V.2.2 Contribution scientifique

La marche digitigrade est un défaut de marche associée à de nombreuses pathologies. Plusieurs études (Kelly *et al.* 1997; Davids *et al.* 1999; Kerrigan *et al.* 2000; Perry *et al.* 2003) rapportent que ce défaut de marche est un des plus courant mais aucune étude, à notre connaissance, n'a défini sa prévalence. La sélection automatique des patients digitigrades dans une large base de données a permis de définir cette **prévalence** et révèle une proportion élevée (>50%) pour l'IMC (62%), la myopathie (51%), la marche digitigrade idiopathique (83%), l'ostéochondrite (58%) et l'arthrogrypose (65%).

Identifier des patrons de marche et les lier avec leurs caractéristiques cliniques a largement contribué aux connaissances actuelles sur la marche pathologique (Winters *et al.* 1987; O'Byrne *et al.* 1998; Li *et al.* 2004; Rodda *et al.* 2004). Parmi les différents types d'études s'étant intéressées à la marche digitigrade (cf. paragraphe I.3.2.2, p. 34) ou à une pathologie présentant une marche digitigrade – par exemple la dystrophie musculaire de Duchenne (Patte *et al.* 2000; Armand *et al.* 2005) – la plupart rapportent des courbes caractéristiques de la marche digitigrade; mais aucune de ces études ne s'est intéressée à ce défaut de manière transversale (sur une importante base de données sans sélection *a priori* des pathologies). Notre travail a permis de mettre en évidence **trois patrons majeurs de marche digitigrade** au niveau de la cinématique de cheville. Chacun des trois patrons, décrits dans le chapitre III, ont été retrouvés dans la littérature mais sans conclure sur les causes de ces derniers.

Pour identifier les causes cliniques possibles de ces trois patrons, des connaissances discriminantes ont été extraites des données cliniques grâce à une forêt d'arbres de décision flous. Ces connaissances se présentent sous la forme d'une base de règles qui peut être utilisée pour un système d'aide à l'interprétation. Chaque règle correspond à une combinaison d'éléments cliniques conduisant à un des trois patrons de marche. Afin d'éditer des connaissances interprétables à partir de cette base de règles, formant ainsi une **base de connaissances**, seules 12 règles "oui" (83 règles au total dont 33 règles "oui", cf. Annexe D) ont été éditées suivant des critères d'interprétabilité et de significativité. Ces règles ont été caractérisées par les données de l'AQM (cinématique, cinétique et EMG). Cette caractérisation forme en quelque sorte des sous-groupes des trois patrons où chaque sous-groupe correspond à une combinaison d'éléments cliniques (cf. Figure 44, 45, 46, p. 109, p. 111, p. 112).

Ce travail contribue à l'avancée des connaissances scientifiques sur la marche dite "pathologique" en identifiant les différentes expressions d'un défaut de marche (la marche digitigrade) et en expliquant ces patrons par leurs causes cliniques possibles.

En conclusion, les résultats sont pertinents pour aider à l'interprétation de la marche digitigrade à partir des données de l'AQM et contribuent aux connaissances scientifiques sur la marche pathologique. Néanmoins quelques améliorations sont encore possibles.

### **V.2.3 Améliorations possibles**

Par rapport à l'utilisation de nos résultats, deux améliorations sont envisageables à court terme. La **première** consisterait à prédire les éléments cliniques à partir de l'ensemble des données de l'AQM en utilisant la méthode utilisée pour expliquer les patrons de marche digitigrade. La **seconde** serait d'implémenter notre système d'aide à la décision dans l'interface graphique présentée dans l'Annexe E.

La **prédiction des éléments cliniques à partir des données de l'AQM** permettrait de remonter automatiquement aux causes des défauts de marche sans avoir besoin d'examen clinique. En effet, chaque règle a été caractérisée par les données de l'AQM (cinématique, cinétique, EMG) menant à un patron caractéristique pour chaque règle (cf. Figure 44, 45, 46, p. 109, p. 111, p. 112). Si pour un nouveau patient, nous sommes capables de définir une appartenance à un de ces patrons, alors nous obtiendrons la règle liée à ce patron et donc les causes cliniques possibles de ce patron. Pour ce faire, nous avons pensé utiliser à nouveau les arbres de décision flous. L'ensemble d'apprentissage serait constitué des données de l'AQM

avec leur appartenance respective aux règles de la base de connaissances. Les données de l'AQM pourraient être codées avec des fenêtres spatio-temporelles floues (cf. Figure 15, p. 43) définies automatiquement par les différentes phases du cycle de marche pour le découpage temporel et par rapport aux histogrammes d'amplitude pour le découpage spatial. Les règles induites seraient par exemple : "SI *flexion de genou faible en milieu d'appui* ET *activité importante du droit antérieur en mise en charge* ET... ALORS Règle R" (la règle R correspondant à une combinaison d'éléments cliniques). Ainsi pour un nouveau patient, il serait possible de prédire automatiquement les caractéristiques cliniques discriminantes de sa marche digitigrade en fonction de son AQM, rendant ainsi le système d'aide à l'interprétation autonome.

La seconde amélioration serait **d'implémenter notre système d'aide à l'interprétation dans une interface graphique**. En effet, pour être complètement opérationnel, le système d'aide doit être intégré parmi les outils à la disposition du praticien (Horn 2001; Torasso 2001). Le laboratoire d'analyse de la marche de l'Institut Saint-Pierre utilise une interface graphique réalisée dans le cadre de ce travail. Elle est développée sous Matlab pour le traitement et l'affichage des données et sous Access pour la gestion des données relatives à l'AQM et aux patients (Annexe E). Le lien entre la base de données et l'interface graphique peut être créé facilement avec des outils comme la *Toolbox Database* de Matlab. Ainsi, on peut imaginer d'intégrer dans l'interface graphique existante un module d'aide à l'interprétation des données de l'AQM. Pour l'instant, il est évident que le système d'aide ne fonctionnera que pour les patients digitigrades. Ainsi le module d'interprétation pourra prédire le patron de marche digitigrade pour un patient *X* en fonction de ses caractéristiques cliniques. L'utilisateur pourra alors vérifier sur les courbes de l'interface que le patron prédit correspond bien à celui observé, si c'est le cas, il pourra alors demander l'explication de ce patron. La Figure 47 donne un exemple d'un prototype réalisé pour l'implémentation du système d'aide l'interface graphique existante. Une automatisation de la reconnaissance du patron de marche digitigrade pourrait être également apportée amenant directement à l'édition des règles explicatives.

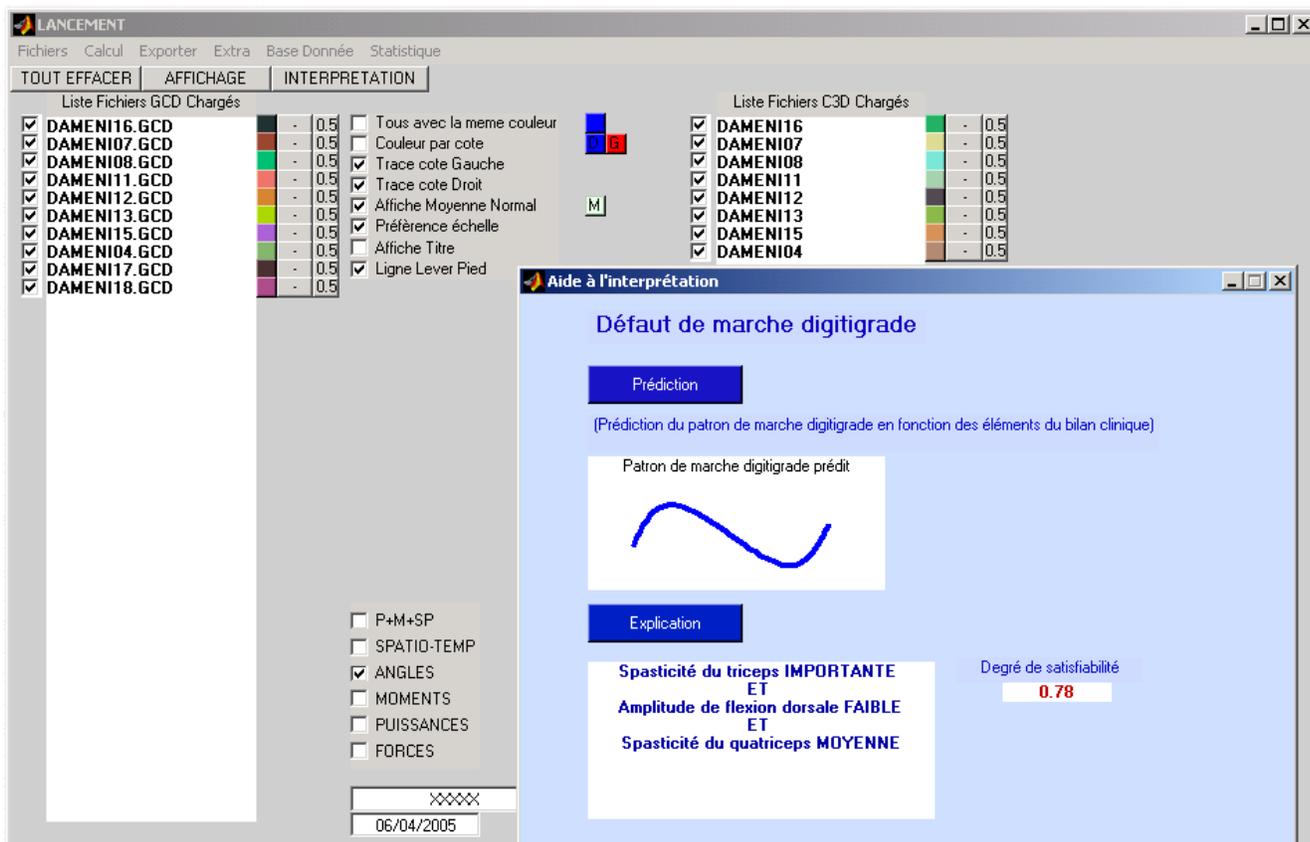


Figure 47 : Prototype de l'interface graphique pour l'aide à l'interprétation de la marche digitigrade implantée dans l'interface existante.

Bien qu'il existe plusieurs améliorations possibles pouvant être effectuées sur la méthode d'extraction de connaissances et sur l'utilisation des résultats, nos travaux apportent une contribution scientifique pertinente à l'Analyse Quantifiée de la Marche et plus spécifiquement à la marche digitigrade. Ce travail ouvre également des perspectives à plus long terme qui sont décrites dans les paragraphes suivants.

### V.3 Perspectives

Nous présenterons dans cette partie les trois perspectives les plus intéressantes avec des orientations assez différentes. La *première* perspective concerne la suite possible de ce travail sur l'aide à l'interprétation clinique de la marche digitigrade. Après avoir aidé à identifier les causes cliniques de la marche d'un patient digitigrade, il est judicieux de compléter notre travail par **une aide au choix thérapeutique**. La *deuxième* perspective, qui n'est pas spécifique à la marche digitigrade, consiste à créer **un simulateur de marche pathologique**. La *troisième perspective*, plus générique, concerne la généralisation de la

méthode mise au point dans ce travail qui peut alors être utilisée pour d'autres applications et notamment **l'analyse des causes d'un mouvement**, tels que les déterminants d'un mouvement sportif ou ergonomique.

### **V.3.1 Vers un système d'aide au choix thérapeutique**

En médecine, identifier l'étiologie de signes cliniques est primordial pour choisir un traitement adapté. Il en est de même pour les défauts de la marche humaine. Le travail présenté dans ce mémoire a répondu à l'objectif d'aide à l'identification de l'étiologie d'un défaut de marche. Cependant, même si l'étiologie est établie, il n'existe parfois pas de consensus sur le choix thérapeutique. Par exemple, plusieurs traitements semblent adéquats pour traiter une marche digitigrade due à une spasticité du triceps. Certains cliniciens seront plutôt partisans d'effectuer des injections de toxine botulinique, d'autres d'utiliser des plâtres d'allongement, d'autres encore d'utiliser des attelles ou encore de combiner plusieurs traitements (Glanzman *et al.* 2004). Il n'est pas facile pour le praticien de choisir le meilleur traitement. Afin d'aller plus loin dans le processus du système d'aide à la prise en charge des patients présentant une marche digitigrade, il serait intéressant d'avoir une aide au choix thérapeutique après l'aide à l'identification étiologique. En d'autres termes, la cause possible du défaut de marche digitigrade vient d'être identifiée et le problème est maintenant de choisir un traitement adapté à cette cause.

Etant donné qu'une partie des enfants présentant des problèmes de marche est analysée dans les laboratoires de marche avant et après leur traitement, que chaque médecin ou institution a sa "philosophie" de traitement, il serait pertinent de faire une étude multicentrique pour évaluer l'effet des traitements en fonction des causes obtenues. Une étude préliminaire pourrait être effectuée de manière rétrospective sur la base de données de l'ISP. Mais pour être valide, cette étude devra être réalisée sur un grand nombre de sujets ainsi que sur un nombre suffisamment important de médecins prescripteurs. Plusieurs facteurs pourraient être retenus : la cause du défaut de marche (pouvant être établie avec notre base de règles), le traitement réalisé, l'âge du patient, l'amélioration perçue par le patient, l'amélioration quantifiée par l'AQM (rapprochement de la courbe dite "normale", changement de patron de marche), la lourdeur du traitement, la durée de l'efficacité du traitement, son coût... Ainsi, pour chaque cause de la marche digitigrade, nous pourrions avoir un classement des traitements les plus appropriés suivant divers critères que le médecin aurait la possibilité de faire varier. Par exemple, si un patient présente une marche digitigrade due à telle(s) cause(s), le médecin peut souhaiter avoir le traitement le plus efficace dans le temps et le

moins contraignant pour le patient, alors le système d'aide afficherait les traitements possibles classés suivant les critères choisis.

Cette perspective compléterait notre travail et franchirait une étape supplémentaire dans le système d'aide pour l'interprétation clinique de la marche digitigrade.

### **V.3.2 Vers un simulateur de marche pathologique**

La modélisation musculo-squelettique permet de créer des simulations de la marche humaine. Le modèle le plus utilisé est certainement le modèle SIMM (MusculoGraphics, Inc) comprenant 117 articulations et 344 muscles pour le corps complet. De nombreuses études ont effectué des simulations dynamiques à partir de ce modèle (ou un modèle similaire) pour comprendre la fonction des muscles pendant la marche (Neptune *et al.* 2001; Jonkers *et al.* 2003) avec différentes approches (contribution à l'avancement, coordination, contribution à la stabilité, etc.) qui sont synthétisées dans l'article de Zajac (Zajac *et al.* 2003). Peu de simulations dynamiques existent pour étudier l'influence d'éléments pathologiques sur la marche car une limitation majeure de la simulation dynamique pour étudier la marche pathologique réside dans l'utilisation d'un modèle générique qui n'est pas spécifique aux patients (Zajac *et al.* 2003).

Notre étude ouvre des perspectives pour créer un simulateur de marche pathologique en extrayant les connaissances directement à partir des données. Le principe reposerait sur l'identification des données de l'AQM discriminantes pour les données cliniques. Pour chaque modalité clinique, des règles seraient induites à partir des données de l'AQM. Les codages des données cliniques et de l'AQM seraient fait en modalités floues. Un arbre de décision flou serait généré pour chaque modalité clinique pour obtenir des règles du type : "*SI telles caractéristiques de marche ALORS telle modalité clinique*"; par exemple, "*SI flexion plantaire importante en phase oscillante ET activité EMG importante du tibialis anterior ALORS Faiblesse importante du tibialis anterior*". Nous devrions ainsi obtenir une base de règles conséquente où chaque variable clinique serait expliquée par les données de l'AQM.

Afin de construire le simulateur de marche pathologique, une interface devra être créée permettant de faire varier les valeurs des variables cliniques. Un algorithme choisira alors les règles les plus adaptées et affichera les variables de marche correspondant aux conditions des règles. Dans un second temps un humanoïde pourra visualiser la marche obtenue en fonction des règles activées.

Plusieurs problèmes devront, cependant, être résolus pour cela. Le *premier* est la sélection des règles adéquates. En effet, pour chaque modalité d'une variable clinique, il

existera certainement plusieurs règles étant donné que plusieurs combinaisons de fenêtres spatio-temporelles peuvent aboutir à la même modalité clinique. Un algorithme devra être mis en place pour sélectionner les règles qui ont la plus forte probabilité d'être activées ensemble. Des contraintes devront être établies sur la sélection des règles (par exemple : valeur de vérité, similarité et contradiction des règles) ainsi que sur la cohérence du mouvement. Chaque règle sélectionnée (une par variable clinique) devrait permettre de déterminer des valeurs d'activation pour quelques fenêtres spatio-temporelles floues. Ceci peut être suffisant pour visionner l'effet des variables cliniques sur les courbes caractéristiques de la marche (Figure 48) mais insuffisant pour créer une animation complète d'un humanoïde en train de marcher.

La *seconde difficulté* majeure concerne l'animation d'un humanoïde. Pour cela, il serait peut-être judicieux de coupler les éléments obtenus avec une modélisation du corps humain. Ces éléments (par exemple : flexion de genou autour de  $40^\circ$  en début d'appui et moment interne de genou fléchisseur en milieu d'appui, etc.) serviraient de contraintes à la simulation dynamique pour spécifier entièrement le mouvement.

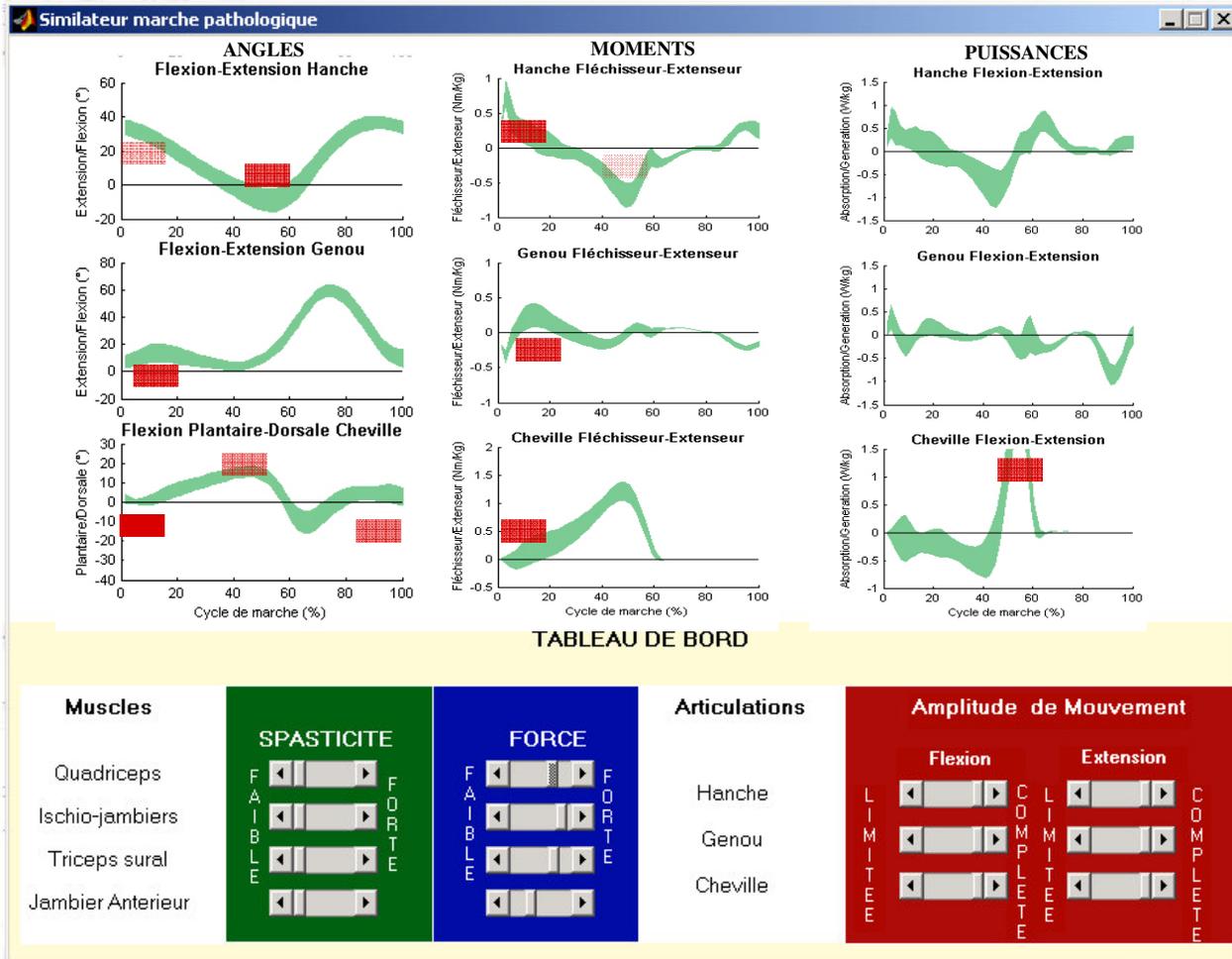


Figure 48 : Proposition d'une interface graphique pour un simulateur de marche pathologique. La bande verte représente une marche dite "normale", les rectangles rouges représentent les fenêtres spatio-temporelles des paramètres de l'AQM activées par la combinaison des éléments cliniques sur le tableau de bord.

Un simulateur de marche nécessite la création d'un ensemble d'apprentissage comprenant un grand nombre d'exemples couvrant le plus de combinaisons possibles ainsi qu'une validation approfondie. L'apport sur le plan clinique serait novateur et intéresserait le corps médical. Les médecins pourraient alors comparer la marche obtenue par le simulateur avec la marche d'un patient ou bien visionner l'effet d'un traitement (par exemple : diminution de la spasticité du triceps) avant de l'administrer.

### V.3.3 Vers une méthode générique d'analyse des causes d'un mouvement

Un des challenges les plus difficiles dans l'analyse du mouvement humain, que ce soit en matière sportive, ergonomique ou encore pathologique, est l'interprétation des données enregistrées. Cette interprétation est rendue particulièrement difficile pour le raisonnement humain par la quantité importante de données générées par les systèmes de capture du mouvement, par la dépendance temporelle et la variabilité de ces données, ainsi que par leur corrélation (Chau 2001a). La méthode utilisée dans ce travail présente l'avantage d'être entièrement guidée par les données, de supporter leur imprécision et d'établir des règles facilement interprétables. Cette méthode est généralisable et utilisable pour d'autres applications, notamment pour identifier les patrons de mouvement et comprendre les déterminants de ces patrons. Par exemple en ergonomie, l'accès à un véhicule automobile peut se faire de plusieurs manières (ViconStandard, n°2, 2004, <http://www.viconstandard.org/archives/2004no2/digitalHumans/fig1.htm>). On pourrait, par exemple, proposer d'identifier les différentes façons d'accéder au véhicule par l'algorithme des c-moyennes floues et d'expliquer les stratégies d'entrée par plusieurs critères (par exemple : paramètres du véhicule, paramètres anthropométriques du sujet, paramètres psychologiques du sujet...) à partir des arbres de décision flous. Dans le domaine sportif, on peut utiliser la méthode de ce travail pour accéder aux critères permettant d'optimiser la performance. La première étape consisterait à identifier les différentes façons de réaliser un mouvement (par exemple un lancer) et la seconde étape de déterminer quels sont les facteurs intrinsèques au sujet ou au mouvement (par exemple : force de tels groupes musculaires, vitesse d'exécution, etc.) expliquant ces différentes façons de réaliser le mouvement. Ce genre d'application pourrait être utilisé dans le but d'optimiser la performance ou encore de limiter les blessures.

La généralisation de la méthode, dont les différentes étapes sont présentées sur la Figure 49, nécessiterait de définir les choix possibles à chaque niveau en fonction du type d'objectif recherché. Par exemple, pour le codage des données, il est possible d'utiliser un codage en fenêtres spatio-temporelles ou un codage symbolique. La manière de choisir les limites et le nombre de fenêtres ou le seuil de partition devrait être établie d'une manière générique, etc.

Accéder aux déterminants d'un mouvement quel qu'il soit ou aux facteurs l'influençant est, en définitive, un des buts majeurs des études réalisées dans le domaine de l'analyse du mouvement. La méthode proposée dans ce travail sort du schéma classique de l'analyse

statistique en se rapprochant de l'aide à la décision. Nous espérons que cette méthode issue d'un apprentissage automatique, permettra aux chercheurs s'intéressant au mouvement de progresser davantage dans l'extraction de connaissances.

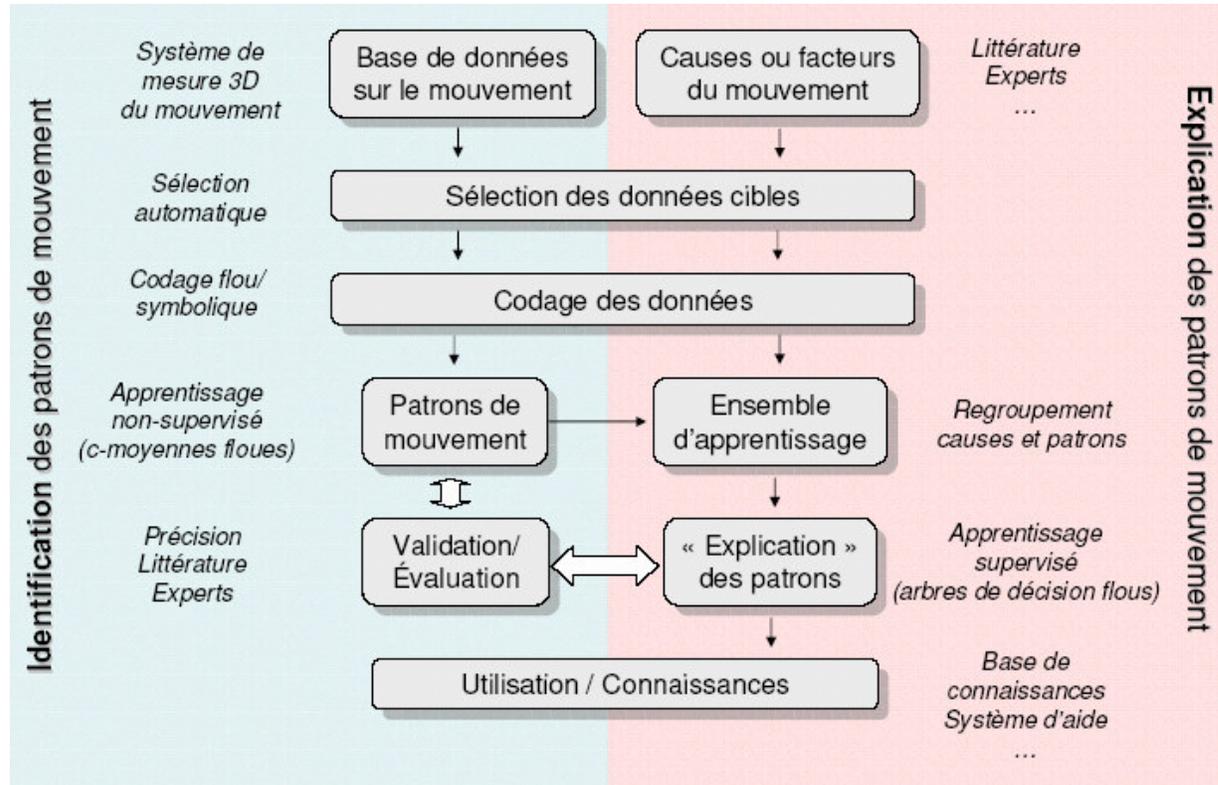


Figure 49 : Méthode générique d'analyse d'un mouvement

## Conclusion générale

L'Analyse Quantifiée de la Marche (AQM) est un examen valide et standardisé permettant d'identifier et de quantifier les défauts de marche d'un patient (Whittle 1996). Malgré son apport indéniable pour la prise en charge des patients (Gage et Novacheck 2001), l'interprétation de cet examen, conduisant à l'explication des défauts de marche, reste difficile (Davis 1997a).

L'**objectif** de ce travail était de fournir une aide à l'interprétation des données de l'AQM pour la marche digitigrade. L'approche choisie pour atteindre cet objectif était d'extraire objectivement des connaissances à partir des données de l'AQM par un apprentissage automatique.

Le **premier chapitre** de ce travail a montré, dans une *première partie*, la complexité de la marche humaine et des processus pathologiques pouvant l'affecter. Les limites de l'AQM ont été mises en évidence dans une *deuxième partie*, dévoilant que la limite majeure demeure son interprétation, qui est assujettie à une variabilité non négligeable (Skaggs *et al.* 2000). L'état des connaissances biomécaniques et médicales sur la marche digitigrade montre, dans une *troisième partie*, que les causes "patho-biomécaniques" de ce défaut de marche sont complexes et difficiles à identifier. La *quatrième partie* de ce chapitre a été consacrée aux méthodes permettant d'induire des connaissances pouvant servir à l'aide à l'interprétation des données de l'AQM. Deux méthodes d'apprentissage automatique complémentaires ont émergé : les c-moyennes floues pour extraire des connaissances intrinsèques des données et les arbres de décision flous pour extraire des connaissances discriminantes des données.

Le **deuxième chapitre** de ce travail présente la méthode générale. Elle est basée sur les potentialités de l'importante base de données du laboratoire d'analyse de la marche de l'Institut Saint-Pierre, comprenant plus de 2500 examens. Des choix méthodologiques ont été effectués concernant l'identification des patrons de marche digitigrade et ont été présentés suivant les différentes étapes d'une extraction de connaissances à partir de données. Ces choix correspondent, entre autres, à la sélection automatique des patients présentant une absence de premier pivot, à un codage symbolique de la cinématique de la cheville, à une élimination automatique des données extrêmes et aux paramètres de l'algorithme des c-moyennes floues. Dans un second temps, les étapes nécessaires à l'explication des patrons de marche digitigrade ont été décrites. La première étape était le codage des données cliniques pour construire l'ensemble d'apprentissage servant à induire des règles. Un codage flou a été choisi permettant de gérer l'imprécision des données cliniques et d'exprimer les règles en langage naturel.

L'induction de ces règles a été réalisée par une forêt d'arbres de décision flous. L'interprétabilité et la significativité des règles induites ont été privilégiées pour créer une base de connaissances.

Le **troisième chapitre** présente les résultats de l'identification des patrons de marche digitigrade. La sélection automatique des patients digitigrades a permis, à partir de la base de données, de définir la prévalence de ce défaut de marche en fonction des différentes pathologies. Ce défaut est une déviation de marche importante pouvant se manifester essentiellement selon trois patrons cinématiques au niveau de la cheville. Le premier patron se caractérise par une flexion dorsale progressive jusqu'à la phase de fin d'appui. Le deuxième patron présente une courte flexion dorsale pendant la phase de mise en charge et se termine par une flexion plantaire progressive jusqu'au décollement du pied. Le troisième patron présente un aspect en double bosse, allant successivement d'une courte flexion dorsale à une courte flexion plantaire, puis à une courte flexion dorsale pour finir par une flexion plantaire jusqu'au décollement du pied. La répartition de ces patrons suivant différentes pathologies a montré l'appartenance prépondérante de certaines pathologies à un des trois patrons. Des hypothèses sur les causes de ces patrons ainsi que sur leurs conséquences thérapeutiques peuvent ainsi être formulées au regard des travaux de la littérature.

Le **quatrième chapitre** identifie les causes possibles de ces trois patrons à partir d'une base de règles générée par des arbres de décision flous. Ces causes sont les combinaisons des éléments cliniques (force musculaire, spasticité et amplitude de mouvement) codés en modalités floues qui correspondent à des variables linguistiques. La précision globale de la méthode a été évaluée à 81% avec une validation croisée stratifiée. Le taux d'explication global pour chaque patron de marche est de 100% pour l'ensemble de la base de règles mais diminue si on regarde uniquement le pouvoir explicatif des règles "oui". Néanmoins, les patrons de marche des patients digitigrades idiopathiques n'ont pas pu être expliqués. Afin de fournir une base de connaissances sur les causes de la marche digitigrade, 12 règles considérées comme les plus significatives et les plus interprétables ont été éditées et caractérisées par les données de l'AQM (cinématique, cinétique et électromyographie). Cette base de connaissances a été confrontée à la littérature et à l'avis d'experts médicaux. Elle se montre pertinente et utilisable dans le domaine clinique.

Le **dernier chapitre** discute la méthode utilisée ainsi que les résultats obtenus en terme de pertinence, de contribution scientifique, et d'améliorations possibles. La méthode utilisée, combinant un apprentissage non-supervisé et supervisé, est originale et pertinente pour extraire des connaissances issues des données du mouvement. Les résultats obtenus

répondent à un besoin d'amélioration de l'interprétation des données de l'AQM. Les patrons de marche digitigrade ainsi que les règles expliquant ces patrons contribuent aux connaissances sur la marche humaine et peuvent servir d'aide à l'interprétation de l'AQM. Ce travail ouvre notamment des perspectives d'aide au choix thérapeutique et de création d'un simulateur de marche pathologique. De plus, la méthode proposée pourrait être facilement généralisée et appliquée à d'autres domaines s'intéressant au mouvement tels que les domaines ergonomiques ou sportifs. Par ailleurs, le stockage des données dans les laboratoires d'analyse du mouvement renferme une quantité importante d'informations qui pourraient être transformées en connaissances. Nous espérons, par ce travail, initier un mouvement de recherche vers l'extraction de connaissances à partir des données du mouvement. En effet, nous pensons que de nombreuses connaissances sur la marche humaine ou le mouvement sont encore à découvrir.

## **Bibliographie personnelle**

### Revue internationale avec comité de lecture

- [1] **Armand, S., Watelain, E., Roux, E., Mercier, M. et Lepoutre, F. X.**  
Mapping the clinical measurements and gait patterns of toe-walking using fuzzy decision trees  
*Gait & Posture*, Soumis
- [2] **Armand, S., Watelain, E., Mercier, M., Lensel, G. et Lepoutre, F. X.**  
Identification and classification of toe-walkers based on ankle kinematics using data-mining method  
*Gait & Posture*, Sous presse
- [3] **Armand, S., Mercier, M., Watelain, E., Patte, K., Pelissier, J. et Rivier, F.**  
A comparison of gait in spinal muscular atrophy, type II and Duchenne muscular dystrophy  
*Gait & Posture*, Vol. 21, pp. 369-378.
- [4] **Gillet, C., Duboy, J., Barbier, F., Armand, S., Jeddi, R., Lepoutre, F. X. et Allard, P.**  
Contribution of accelerated body masses to able-bodied gait  
*American Journal of Physical Medicine & Rehabilitation*, Vol. 82, n°2, pp. 101-109., 2003

### Conférences internationales avec comité de lecture et actes

- [1] **Armand, S., Watelain, E., Mercier, M. et Lepoutre, F. X.**  
Toe-walking gait patterns  
*European Society of Movement Analysis for Adults and Children 13th*. Warsaw (Poland), *Gait & Posture*, Vol. 20S, pp. S68, 2004
- [2] **Armand, S. et Mercier, M.**  
Gait analysis in neuromuscular diseases : a comparison between spinal muscular atrophy and Duchenne muscular dystrophy  
*10th Mediterranean Meeting of Child Neurology*. La Grande-Motte (France), 2004
- [3] **Delpierre, Y., Garnier, C., Armand, S., Lensel, G. et Lepoutre, F. X.**  
Interjoint coordination for adolescent during different gait conditions: an example of coordination between hip and knee  
*European Society of Movement Analysis for Adults and Children 12th*. Marseille (France), *Gait & Posture*, Vol. 18, pp. S96, 2003
- [4] **Guelton, K., Delprat, S., Barbier, F., Guerra, T. M., Armand, S. et Lepoutre, F. X.**  
Global optimization of a double inverted pendulum model for the ankle and hip joint torques estimation in standing  
*European Society of Movement Analysis for Adults and Children 12th*. Marseille (France), *Gait & Posture*, Vol. 18, pp. S101, 2003

[5] **Armand, S., Mercier, M., Patte, K., Jouvét, M., Watelain, E., Rivier, F., Humbertclaude, V., Guibal, C. et Echenne, B.**

Gait patterns in patients with neuromuscular diseases: comparison between type II spinal muscular amyotrophy and Duchenne muscular dystrophy  
*European Society of Movement Analysis for Adults and Children 12th*. Marseille (France), Gait & Posture, Vol. 18, pp. S120, 2003  
3rd place – Best Paper Award

[6] **Armand, S., Gillet, C., Delpierre, Y., Delporte, L. et Barbier, F.**

Hoes does carrying a school bag affects the child's kinematic and kinetic pattern ? Primary results  
*ESMAC*. Leuven (Belgium), Gait & Posture, Vol. 16, pp. 139, 2002

[7] **Barbier, F., Guelton, K., Colobert, B., Armand, S., Gillet, C., Caron, O. et Allard, P.**

Estimation of the center of mass displacement in quiet standing by means of a 3D biomechanical model  
*Sixth International Symposium on 3-D Analysis of Human Movement*. Cape Town (South Africa), 2000

[8] **Colobert, B., Armand, S., Barbier, F., Guelton, K., Gillet, C., Caron, O. et Allard, P.**

A 3D model for the estimation of the center of mass displacement in orthostatic posture  
*Congrès conjoint de la société de Biomécanique et de la société Canadienne de Biomécanique*. Montreal (Canada), Archives of Physiology and Biochemistry, Vol. 108, pp. 206, 2000

[9] **Alexandre, B., Allard, P., Armand, S., Labelle, H. et Duhaime, M.**

Estimation du moment d'inertie chez les scoliotiques  
*30ième réunion annuelle de la Société des scolioses du Québec*. Montreal (Canada), 2000

[10] **Armand, S. et Colobert, B.**

Validation au moyen de la vidéographie, d'une méthode d'estimation du déplacement du centre de masse à partir de plate-forme de forces  
*ACFAS*. Montréal (Canada), 2000

### Conférences nationales avec comité de lecture et actes

[1] **Armand, S., Watelain, E. et Mercier, M.**

Caractérisation biomécanique de la marche digitigrade et aide à l'interprétation clinique  
*GAMEA*. Le Mans (France), 2005

[2] **Mercier, M. et Armand, S.**

Analyse Quantifiée de la Marche de 2 cas cliniques atteints d'une amyotrophie spinale de type II  
*GAMEA*. Bois Larris (France), 2003

[3] **Armand, S., Gillet, C., Delpierre, Y., Delporte, L. et Barbier, F.**

Modelling and first results of the school bag's weight's incidence on walking kinetic of the lower body and the lower back

*17eme congrès de la Société de Biomécanique*. Valenciennes (France), Archives of Physiology and Biochemistry, Vol. 110, pp. 93, 2002

[4] **Gillet, C., Armand, S. et Barbier, F.**

Proposition d'un modèle pour l'analyse des sollicitations articulaires chez l'enfant porteur d'un cartable

*IRRH*. Lille (France), 2000

[5] **Guelton, K., Armand, S., Barbier, F. et Allard, P.**

Proposition d'un modèle permettant le calcul du centre de gravité en temps réel - Application à la rééducation

*IRRH*. Lille (France), 2000

### Autres participations à la recherche

[1] **Armand, S.**

Modélisation et analyse des sollicitations articulaires au niveau de L5 chez l'enfant portant un cartable.

*Troisième Symposium Etudiant sur la Biomécanique et la Physiologie des APS*. Valenciennes (France), 2001

1<sup>er</sup> Prix innovation et recherche

## Bibliographie

- [1] **Abdel-Aziz, Y. I. et Karara, H. M.**  
Direct linear transformation from comparator coordinates into object space coordinates in close-range photogrammetry  
*American Society of Photogrammetry*, pp. 1-18, 1971
- [2] **Allard, P., Cappozzo, A., Lundberg, A. et Vaughan, C. L.**  
Three-dimensional Analysis of Human Locomotion  
International Society of Biomechanics Series, John Wiley & Sons Ltd, 1997
- [3] **Alton, F., Baldey, L., Caplan, S. et Morrissey, M. C.**  
A kinematic comparison of overground and treadmill walking  
*Clinical Biomechanics*, Vol. 13, n°6, pp. 434-440, 1998
- [4] **Alvarez, C. M., Tredwell, S. J., Keenan, S. P., Beauchamp, R. D., Choit, R. L., Sawatzky, B. J. et De Vera, M. A.**  
Treatment of idiopathic clubfoot utilizing botulinum A toxin: a new method and its short-term outcomes  
*Journal of Pediatric Orthopedics*, Vol. 25, n°2, pp. 229-235, 2005
- [5] **Anand, S. S., Smith, A. E., Hamilton, P. W., Anand, J. S., Hughes, J. G. et Bartels, P. H.**  
An evaluation of intelligent prognostic systems for colorectal cancer  
*Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 15, n°2, pp. 193-214, 1999
- [6] **Armand, S., Mercier, M., Watelain, E., Patte, K., Pelissier, J. et Rivier, F.**  
A comparison of gait in spinal muscular atrophy, type II and Duchenne muscular dystrophy  
*Gait & Posture*, Vol. 21, n°4, pp. 369-378, 2005
- [7] **Armand, S., Watelain, E., Mercier, M., Lensele, G. et Lepoutre, F. X.**  
Identification and classification of toe-walkers based on ankle kinematics, using a data-mining method  
*Gait & Posture*, in press
- [8] **Armand, S., Watelain, E., Roux, E., Mercier, M. et Lepoutre, F. X.**  
Identification of the causes of toe-walking using fuzzy decision trees  
*Gait & Posture*, Soumis
- [9] **Baker, R.**  
ISB recommendation on definition of joint coordinate systems for the reporting of human joint motion-part I: ankle, hip and spine  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 36, n°2, pp. 300-302; author reply 303-304, 2003
- [10] **Barbier, F.**  
*Thèse*  
Modélisation biomécanique du corps humain et analyse de la marche normale et pathologique : application à la rééducation  
LAMIH, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambrésis, 1994

- [11] **Barton, J. G.**  
Interpretation of gait data using Kohonen neural networks  
*Gait & Posture*, Vol. 10, n°1, pp. 85, 1999
- [12] **Barton, J. G. et Lees, A.**  
Development of a connectionist expert system to identify foot problems based on under-foot pressure patterns  
*Clinical Biomechanics*, Vol. 10, n°7, pp. 385-391, 1995
- [13] **Barton, J. G. et Lees, A.**  
An application of neural networks for distinguishing gait patterns on the basis of hip-knee joint angle diagrams  
*Gait & Posture*, Vol. 5, n°1, pp. 28-33, 1997
- [14] **Begg, R. et Kamruzzaman, J.**  
A machine learning approach for automated recognition of movement patterns using basic, kinetic and kinematic gait data  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 38, n°3, pp. 401-408, 2005
- [15] **Bell, A. L., Pedersen, D. R. et Brand, R. A.**  
A comparison of the accuracy of several hip center location prediction methods  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 23, n°6, pp. 617-621, 1990
- [16] **Belli, A., Bui, P., Berger, A., Geysant, A. et Lacour, J. R.**  
A treadmill ergometer for three-dimensional ground reaction forces measurement during walking  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 34, n°1, pp. 105-112, 2001
- [17] **Benedetti, M. G., Catani, F., Leardini, A., Pignotti, E. et Giannini, S.**  
Data management in gait analysis for clinical applications  
*Clinical Biomechanics*, Vol. 13, n°3, pp. 204-215, 1998
- [18] **Bezdek, J. C.**  
Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. New York, Plenum Press, 1981
- [19] **Blackburn, M., van Vliet, P. et Mockett, S. P.**  
Reliability of measurements obtained with the modified Ashworth scale in the lower extremities of people with stroke  
*Physical Therapy*, Vol. 82, n°1, pp. 25-34, 2002
- [20] **Blankevoort, L., Huiskes, R. et de Lange, A.**  
Helical axes of passive knee joint motions  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 23, n°12, pp. 1219-1229, 1990
- [21] **Bleck, E. E.**  
Orthopedic management of cerebral palsy. Philadelphia ; Toronto, Saunders: x, 266, 1979

- [22] **Bohannon, R. W. et Smith, M. B.**  
Interrater reliability of a modified Ashworth scale of muscle spasticity  
*Physical Therapy*, Vol. 67, n°2, pp. 206-207, 1987
- [23] **Bortolan, G.**  
An inference system based on fuzzy logic  
*Journal of Medical Engineering & Technology*, Vol. 22, n°3, pp. 112-120, 1998
- [24] **Bouilland, S.**  
*Thèse*  
Etude biomécanique des levers de charge isocinétique et naturel - application à la rééducation des lombalgiques chroniques  
LAMIH, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambrésis, 1995
- [25] **Bouisset, S. et Maton, B.**  
Muscles, posture et mouvement : base et applications de la méthode électromyographique.  
Paris, Hermann: VII, 735 ill, 1995
- [26] **Bouroche, J.-M. et Saporta, G.**  
L'analyse des données  
Que sais-je? ; 1854. Paris, Presses universitaires de France: 127, 2002
- [27] **Broch, N. L., Wyller, T. et Steen, H.**  
Effects of heel height and shoe shape on the compressive load between foot and base: a graphic analysis of principle  
*Journal of the American Podiatric Medical Association*, Vol. 94, n°5, pp. 461-469, 2004
- [28] **Burrige, J. H., Wood, D. E., Hermens, H. J., Voerman, G. E., Johnson, G. R., Van Wijck, F., Platz, T., Gregoric, M., Hitchcock, R. et Pandyan, A. D.**  
Theoretical and methodological considerations in the measurement of spasticity  
*Disability and Rehabilitation*, Vol. 27, n°1-2, pp. 69-80, 2005
- [29] **Bylander, T., Weintraub, M. A. et Simon, S. R.**  
QUAWDS: Diagnosis using Different Models for Different Subtasks  
*Second Generation Expert Systems*. J. M. David, Krivine, J.-P. and Simmons R. Berlin, Springer-Verlag: 110-130, 1993
- [30] **Cappozzo, A., Catani, F., Leardini, A., Benedetti, M. G. et Croce, U. D.**  
Position and orientation in space of bones during movement: experimental artefacts  
*Clinical Biomechanics*, Vol. 11, n°2, pp. 90-100, 1996
- [31] **Cappozzo, A., Della Croce, U., Leardini, A. et Chiari, L.**  
Human movement analysis using stereophotogrammetry: Part 1: theoretical background  
*Gait & Posture*, Vol. 21, n°2, pp. 186-196, 2005
- [32] **Carlson, W. E., Vaughan, C. L., Damiano, D. L. et Abel, M. F.**  
Orthotic management of gait in spastic diplegia  
*American Journal of Physical Medicine & Rehabilitation*, Vol. 76, n°3, pp. 219-225, 1997

- [33] **Casillas, J., Cordón, O., Herrera, F. et Magdalena, L.**  
Interpretability improvements to find the balance interpretability-accuracy in fuzzy modeling: an overview  
*Accuracy improvements in linguistic fuzzy modeling*. J. Casillas, O. Cordón, F. Herrera et L. Magdalena. Heidelberg, Springer: 3-24, 2003
- [34] **Chau, T.**  
A review of analytical techniques for gait data. Part 1: Fuzzy, statistical and fractal methods  
*Gait & Posture*, Vol. 13, n°1, pp. 49-66, 2001a
- [35] **Chau, T.**  
A review of analytical techniques for gait data. Part 2: neural network and wavelet methods  
*Gait & Posture*, Vol. 13, n°2, pp. 102-120, 2001b
- [36] **Chen, J. J. et Shiavi, R.**  
Temporal feature extraction and clustering analysis of electromyographic linear envelopes in gait studies  
*IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 37, n°3, pp. 295-302, 1990
- [37] **Chen, L., Armstrong, C. W. et Raftopoulos, D. D.**  
An investigation on the accuracy of three-dimensional space reconstruction using the direct linear transformation technique  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 27, n°4, pp. 493-500, 1994
- [38] **Chen, M.-Y. et Linkens, D. A.**  
Rule-base self-generation and simplification for data-driven fuzzy models  
*Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 142, pp. 243-265, 2004
- [39] **Chiang, I.-J. et Hsu, J. Y.-J.**  
Fuzzy classification trees for data analysis  
*Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 2002, pp. 87-99, 2002
- [40] **Chiari, L., Croce, U. D., Leardini, A. et Cappozzo, A.**  
Human movement analysis using stereophotogrammetry: Part 2: Instrumental errors  
*Gait & Posture*, Vol. 21, n°2, pp. 197-211, 2005
- [41] **Cho, S. H., Park, J. M. et Kwon, O. Y.**  
Gender differences in three dimensional gait analysis data from 98 healthy Korean adults  
*Clinical Biomechanics*, Vol. 19, n°2, pp. 145-152, 2004
- [42] **Chockalingam, N., Giakas, G. et Iossifidou, A.**  
Do strain gauge force platforms need in situ correction?  
*Gait & Posture*, Vol. 16, pp. 233-237, 2002
- [43] **Chou, L. S., Kaufman, K. R., Hahn, M. E. et Brey, R. H.**  
Medio-lateral motion of the center of mass during obstacle crossing distinguishes elderly individuals with imbalance  
*Gait & Posture*, Vol. 18, n°3, pp. 125-133, 2003

- [44] **Chusseau, S.**  
*Thèse*  
 Système d'aide à la décision pré-opératoire en chirurgie orthopédique de la scoliose  
 LAMIH, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambrésis, 1999
- [45] **Clauser, C. E., Mc Conville, J. T. et Young, J. W.**  
 Weight, volume and center of masse of segments of the human body  
 Wright-Patterson Air Force Base, AMRL Technical report (TR-69-70). Ohio, 1969
- [46] **Conrad, L. et Bleck, E. E.**  
 Augmented auditory feed back in the treatment of equinus gait in children  
*Developmental Medicine and Child Neurology*, Vol. 22, n°6, pp. 713-718, 1980
- [47] **Cottalorda, J., Gautheron, V., Metton, G., Charmet, E. et Chavrier, Y.**  
 Toe-walking in children younger than six years with cerebral palsy. The contribution of serial corrective casts  
*Journal of Bone and Joint Surgery (British)*, Vol. 82, n°4, pp. 541-544, 2000
- [48] **Crenna, P., Fedrizzi, E., Andreucci, E., Frigo, C. et Bono, R.**  
 The heel-contact gait pattern of habitual toe walkers  
*Gait & Posture*, Vol. 21, n°3, pp. 311-317, 2005
- [49] **Crisco, J. J., 3rd, Chen, X., Panjabi, M. M. et Wolfe, S. W.**  
 Optimal marker placement for calculating the instantaneous center of rotation  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 27, n°9, pp. 1183-1187, 1994
- [50] **Danion, F., Varraine, E., Bonnard, M. et Pailhous, J.**  
 Stride variability in human gait: the effect of stride frequency and stride length  
*Gait & Posture*, Vol. 18, n°1, pp. 69-77, 2003
- [51] **Dauids, J. R., Foti, T., Dabelstein, J. et Bagley, A.**  
 Voluntary (normal) versus obligatory (cerebral palsy) toe-walking in children: a kinematic, kinetic, and electromyographic analysis  
*Journal of Pediatric Orthopedics*, Vol. 19, n°4, pp. 461-469, 1999
- [52] **Davies, T. C., Kiefer, G. et Zernicke, R. F.**  
 Kinematics and kinetics of the hip, knee, and ankle of children with clubfoot after posteromedial release  
*Journal of Pediatric Orthopedics*, Vol. 21, n°3, pp. 366-371, 2001
- [53] **Davis, R. B.**  
 Reflections on clinical gait analysis  
*J Electromyogr Kinesiol*, Vol. 7, n°4, pp. 251-257, 1997
- [54] **Davis, R. B.**  
 Reflections on clinical gait analysis  
*Journal of Electromyography and Kinesiology*, Vol. 7, n°4, pp. 251-257, 1997a

- [55] **Davis, R. B., Ounpuu, S. et DeLuca, P. A.**  
 Gait Data : Reporting, Archiving and Sharing  
*Three dimensional Analysis of Human Locomotion*. P. Allard, Cappozzo, A., Lundberg, A. and Vaughan, C.L.: 190-209, 1997b
- [56] **Davis, R. B., Ounpuu, S., Tyburski, D. et Gage, J. R.**  
 A gait data collection and reduction technique  
*Human Movement Science*, Vol. 10, pp. 575-587, 1991
- [57] **Daw, C. S., Finney, C. E. A. et Tracy, R. E.**  
 A review of symbolic analysis of experimental data  
*Revue of Scientific Instruments*, Vol. 74, n°2, pp. 915-930, 2003
- [58] **De Leva, P.**  
 Adjustments to Zatsiorsky-Seluyanov's segment inertia parameters  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 29, n°9, pp. 1223-1230, 1996
- [59] **Delen, D., Walker, G. et Kadam, A.**  
 Predicting breast cancer survivability: a comparison of three data mining methods  
*Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 34, n°2, pp. 113-127, 2005
- [60] **Della Croce, U., Cappozzo, A. et Kerrigan, D. C.**  
 Pelvis and lower limb anatomical landmark calibration precision and its propagation to bone geometry and joint angles  
*Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 37, n°2, pp. 155-161, 1999
- [61] **Della Croce, U., Leardini, A., Chiari, L. et Cappozzo, A.**  
 Human movement analysis using stereophotogrammetry: Part 4: assessment of anatomical landmark misplacement and its effects on joint kinematics  
*Gait & Posture*, Vol. 21, n°2, pp. 226-237, 2005
- [62] **Delpierre, Y.**  
*Thèse*  
 Etude des adaptations locomotrices lors d'un portage dorsal chez l'adolescent  
 LAMIH, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambrésis, 2004
- [63] **DeLuca, P. A., Davis, R. B., 3rd, Ounpuu, S., Rose, S. et Sirkin, R.**  
 Alterations in surgical decision making in patients with cerebral palsy based on three-dimensional gait analysis  
*Journal of Pediatric Orthopedics*, Vol. 17, n°5, pp. 608-614, 1997
- [64] **Dempster, W. T.**  
 Space requirements of the seated operator : geometrical, kinematic, and mechanical aspects of the body with special reference to the limbs  
 Wright Air Development Center Air Research and Development Command United States Air Force Ohio 1955

- [65] **DeVita, P.**  
The selection of a standard convention for analyzing gait data based on the analysis of relevant biomechanical factors  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 27, n°4, pp. 501-508, 1994
- [66] **Dunn, J. C.**  
A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters  
*Journal of Cybernetics*, Vol. 3, pp. 32-57, 1973
- [67] **Eastwood, D. M., Menelaus, M. B., Dickens, D. R., Broughton, N. S. et Cole, W. G.**  
Idiopathic toe-walking: does treatment alter the natural history?  
*Journal of Pediatric Orthopaedics (Part B)*, Vol. 9, n°1, pp. 47-49, 2000
- [68] **Ehara, Y., Fujimoto, H., Miyazaki, S., Tanaka, S. et Yamamoto, S.**  
Comparison of the performance of 3D camera systems  
*Gait & Posture*, Vol. 3, n°3, pp. 166-169, 1995
- [69] **Farmer, S. E. et James, M.**  
Contractures in orthopaedic and neurological conditions: a review of causes and treatment  
*Disability and Rehabilitation*, Vol. 23, n°13, pp. 549-558, 2001
- [70] **Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G. et Smyth, P.**  
From data mining to knowledge discovery in databases  
*Artificial Intelligence Magazine*, Vol. Fall 1996, pp. 37-54, 1996
- [71] **Filippetti, P.**  
Analyse quantifiée de la marche  
*Spasticité*, Vol. 5, pp. 3-6, 2003
- [72] **Gabell, A. et Nayak, U. S.**  
The effect of age on variability in gait  
*Journal of Gerontology*, Vol. 39, n°6, pp. 662-666, 1984
- [73] **Gage, J. R.**  
Gait analysis in cerebral palsy  
Clinics in developmental medicine. Oxford, Blackwell: xv, 206, 1991
- [74] **Gage, J. R.**  
The treatment of gait problems in cerebral palsy  
Clinics in developmental medicine. London, Mac Keith: xiv, 448, 2004
- [75] **Gage, J. R., DeLuca, P. A. et Renshaw, T. S.**  
Gait analysis: principle and applications with emphasis on its use in cerebral palsy  
*Instructional Course Lectures*, Vol. 45, pp. 491-507, 1996
- [76] **Gage, J. R. et Novacheck, T. F.**  
An update on the treatment of gait problems in cerebral palsy  
*Journal of Pediatric Orthopaedics (Part B)*, Vol. 10, n°4, pp. 265-274, 2001

- [77] **Gefen, A., Megido-Ravid, M., Itzhak, Y. et Arcan, M.**  
 Analysis of muscular fatigue and foot stability during high-heeled gait  
*Gait & Posture*, Vol. 15, n°1, pp. 56-63, 2002
- [78] **Gillet, C.**  
*Thèse*  
 Analyse biomécanique de la marche et proposition de classes de marcheurs - Application au portage de sacs à dos  
 LAMIH, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambrésis, 2004
- [79] **Gillet, C., Duboy, J., Barbier, F., Armand, S., Jeddi, R., Lepoutre, F. X. et Allard, P.**  
 Contribution of accelerated body masses to able-bodied gait  
*American Journal of Physical Medicine & Rehabilitation*, Vol. 82, n°2, pp. 101-109, 2003
- [80] **Gioftsos, G. et Grieve, D. W.**  
 The use of neural networks to recognize patterns of human movement: gait patterns  
*Clinical Biomechanics*, Vol. 10, n°4, pp. 179-183, 1995
- [81] **Glanzman, A. M., Kim, H., Swaminathan, K. et Beck, T.**  
 Efficacy of botulinum toxin A, serial casting, and combined treatment for spastic equinus: a retrospective analysis  
*Developmental Medicine and Child Neurology*, Vol. 46, n°12, pp. 807-811, 2004
- [82] **Goodman, M. J., Menown, J. L., West, J., Jay M., Barr, K. M., Vander Linden, D. W. et McMulkin, M. L.**  
 Secondary gait compensations in individuals without neuromuscular involvement following a unilateral imposed equinus constraint  
*Gait & Posture*, Vol. 20, n°3, pp. 238-244, 2004
- [83] **Gordon, A. M., Huxley, A. F. et Julian, F. J.**  
 The variation in isometric tension with sarcomere length in vertebrate muscle fibres  
*Journal of Physiology*, Vol. 184, n°1, pp. 170-192, 1966
- [84] **Gorton, G., Hebert, D. et Goode, B.**  
 Assessment of the kinematic variability between 12 Shriner's motion analysis laboratories  
*Gait & Posture*, Vol. 13, n°3, pp. 247, 2001
- [85] **Graham, H. K., Aoki, K. R., Autti-Ramo, I., Boyd, R. N., Delgado, M. R., Gaebler-Spira, D. J., Gormley, M. E., Guyer, B. M., Heinen, F., Holton, A. F., Matthews, D., Molenaers, G., Motta, F., Garcia Ruiz, P. J. et Wissel, J.**  
 Recommendations for the use of botulinum toxin type A in the management of cerebral palsy  
*Gait & Posture*, Vol. 11, n°1, pp. 67-79, 2000
- [86] **Graham, H. K. et Fixsen, J. A.**  
 Lengthening of the calcaneal tendon in spastic hemiplegia by the White slide technique. A long-term review  
*Journal of Bone and Joint Surgery (British)*, Vol. 70, n°3, pp. 472-475, 1988

- [87] **Grood, E. S. et Suntay, W. J.**  
 A joint coordinate system for the clinical description of three- dimensional motions:  
 application to the knee  
*Journal of Biomechanical Engineering*, Vol. 105, n°2, pp. 136-144, 1983
- [88] **Guillaume, S.**  
*Thèse*  
 Induction de règles floues interprétables  
*Informatique*, LAAS, Cemagref Montpellier/INSA Toulouse, 2001a
- [89] **Guillaume, S.**  
 Designing fuzzy inference systems from data: an interpretability-oriented review  
*IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 9, n°3, pp. 427-443, 2001b
- [90] **Gurney, B.**  
 Leg length discrepancy  
*Gait & Posture*, Vol. 15, n°2, pp. 195-206, 2002
- [91] **Halkidi, M., Batistakis, Y. et Vazirgiannis, M.**  
 On clustering validation techniques  
*Journal of Intelligent Information Systems*, Vol. 17, n°2/3, pp. 107-145, 2001
- [92] **Hanavan, E. P.**  
 A mathematical model of the human body. Wright-Patterson Air Force Base, Ohio,  
 Behavioral Sciences Laboratory Aerospace Medical Research Laboratories Aerospace  
 Medical Division Air Force Systems Command: viii, 149, 1964
- [93] **Harris, F. G. et Smith, P.**  
 Human Motion Analysis: Current Applications and Future Directions  
 TAB-IEEE Press Book Series. New York, The Institute of Electrical and Electronics  
 Engineers, 1996
- [94] **Hausdorff, J. M., Zeman, L., Peng, C. et Goldberger, A. L.**  
 Maturation of gait dynamics: stride-to-stride variability and its temporal organization in  
 children  
*Journal of Applied Physiology*, Vol. 86, n°3, pp. 1040-1047, 1999
- [95] **Heller, B. W., Veltink, P. H., Rijkhoff, N. J., Rutten, W. L. et Andrews, B. J.**  
 Reconstructing muscle activation during normal walking: a comparison of symbolic and  
 connectionist machine learning techniques  
*Biological Cybernetics*, Vol. 69, n°4, pp. 327-335, 1993
- [96] **Hermens, H. J., Freriks, B., Disselhorst-Klug, C. et Rau, G.**  
 Development of recommendations for SEMG sensors and sensor placement procedures  
*Journal of Electromyography and Kinesiology*, Vol. 10, n°5, pp. 361-374, 2000
- [97] **Hicks, R., Durinick, N. et Gage, J. R.**  
 Differentiation of idiopathic toe-walking and cerebral palsy  
*Journal of Pediatric Orthopedics*, Vol. 8, n°2, pp. 160-163, 1988

- [98] **Hoaglin, D. C., Mosteller, F. et Tukey, J. W.**  
Understanding robust and exploratory data analysis  
Wiley series in probability and mathematical statistics. Applied probability and statistics. New York ;  
Toronto, Wiley: xvi, 447, 1983
- [99] **Hodges, P. W. et Bui, B. H.**  
A comparison of computer-based methods for the determination of onset of muscle contraction using electromyography  
*Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Vol. 101, n°6, pp. 511-519, 1996
- [100] **Holzreiter, S. H. et Kohle, M. E.**  
Assessment of gait patterns using neural networks  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 26, n°6, pp. 645-651, 1993
- [101] **Horn, W.**  
AI in medicine on its way from knowledge-intensive to data-intensive systems  
*Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 23, pp. 5-12, 2001
- [102] **Hsu, J. D. et Furumasa, J.**  
Gait and posture changes in the Duchenne muscular dystrophy child  
*Clinical Orthopaedics and Related Research*, n°288, pp. 122-125, 1993
- [103] **Inman, V. T., Ralston, H. J. et Todd, F.**  
Human walking. Baltimore, Williams & Wilkins, 1981
- [104] **Jain, A. K., Murty, M. N. et Flynn, P. J.**  
Data Clustering: A Review  
*Computing Surveys*, Vol. 31, n°3, pp. 264-323, 1999
- [105] **Janikow, C. Z.**  
Fuzzy Decision Trees: Issues and Methods  
*IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 28, pp. 1-14, 1998
- [106] **Jansen, B. H., Miller, V. H., Mavrofrides, D. C. et Stegink Jansen, C. W.**  
Multidimensional EMG-based assessment of walking dynamics  
*IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 11, n°3, pp. 294-300, 2003
- [107] **Jensen, R. K.**  
Body segment mass, radius and radius of gyration proportions of children  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 19, pp. 359-368, 1986
- [108] **Jin, Y.**  
Fuzzy modeling of high-dimensional systems: complexity reduction and interpretability improvement  
*IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 8, n°2, pp. 212-221, 2000

- [109] **Jobbagy, A. et Furnee, E. H.**  
 Marker centre estimation algorithms in CCD camera-based motion analysis  
*Medical & Biological Engineering & Computing*, Vol. 32, n°1, pp. 85-91, 1994
- [110] **Jonkers, I., Stewart, C. et Spaepen, A.**  
 The complementary role of the plantarflexors, hamstrings and gluteus maximus in the control of stance limb stability during gait  
*Gait & Posture*, Vol. 17, n°3, pp. 264-272, 2003
- [111] **Kadaba, M. P., Ramakrishnan, H. K., Wootten, M. E., Gainey, J., Gorton, G. et Cochran, G. V.**  
 Repeatability of kinematic, kinetic, and electromyographic data in normal adult gait  
*Journal of Orthopaedic Research* Vol. 7, n°6, pp. 849-860, 1989
- [112] **Kadaba, M. P., Wootten, M. E., Gainey, J. et Cochran, G. V.**  
 Repeatability of phasic muscle activity: performance of surface and intramuscular wire electrodes in gait analysis  
*Journal of Orthopaedic Research* Vol. 3, n°3, pp. 350-359, 1985
- [113] **Kaelin, A.**  
 L'orthopédiste pédiatre et l'analyse de la marche  
*La marche de l'enfant*. A. Diméglio, C. Hérisson et L. Simon, Sauramps médical: 91-96, 2002
- [114] **Kalen, V., Adler, N. et Bleck, E. E.**  
 Electromyography of idiopathic toe walking  
*Journal of Pediatric Orthopedics*, Vol. 6, n°1, pp. 31-33, 1986
- [115] **Karol, L. A., Concha, M. C. et Johnston, C. E.**  
 Gait analysis and muscle strength in children with surgically treated clubfeet  
*Journal of Pediatric Orthopedics*, Vol. 17, n°6, pp. 790-795, 1997
- [116] **Katz, M. M. et Mubarak, S. J.**  
 Hereditary tendo Achillis contractures  
*Journal of Pediatric Orthopedics*, Vol. 4, n°6, pp. 711-714, 1984
- [117] **Kay, R. M., Dennis, S., Rethlefsen, S., Reynolds, R. A., Skaggs, D. L. et Tolo, V. T.**  
 The effect of preoperative gait analysis on orthopaedic decision making  
*Clinical Orthopaedics and Related Research*, n°372, pp. 217-222, 2000a
- [118] **Kay, R. M., Dennis, S., Rethlefsen, S., Skaggs, D. L. et Tolo, V. T.**  
 Impact of postoperative gait analysis on orthopaedic care  
*Clinical Orthopaedics and Related Research*, n°374, pp. 259-264, 2000b
- [119] **Kelly, I. P., Jenkinson, A., Stephens, M. et O'Brien, T.**  
 The kinematic patterns of toe-walkers  
*Journal of Pediatric Orthopedics*, Vol. 17, n°4, pp. 478-480, 1997
- [120] **Kerrigan, D. C., Riley, P. O., Rogan, S. et Burke, D. T.**  
 Compensatory advantages of toe walking  
*Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, Vol. 81, n°1, pp. 38-44, 2000

- [121] **Kerrigan, D. C., Todd, M. K., Della Croce, U., Lipsitz, L. A. et Collins, J. J.**  
Biomechanical gait alterations independent of speed in the healthy elderly: evidence for specific limiting impairments  
*Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, Vol. 79, pp. 317-322, 1998a
- [122] **Kerrigan, D. C., Todd, M. K. et Riley, P. O.**  
Knee osteoarthritis and high-heeled shoes  
*Lancet*, Vol. 351, n°9113, pp. 1399-1401, 1998b
- [123] **Khodadadeh, S., McClelland, M. R., Patrick, J. H., Edwards, R. H. et Evans, G. A.**  
Knee moments in Duchenne muscular dystrophy  
*Lancet*, Vol. 2, n°8506, pp. 544-545, 1986
- [124] **Kim, C. M. et Eng, J. J.**  
Magnitude and pattern of 3D kinematic and kinetic gait profiles in persons with stroke: relationship to walking speed  
*Gait & Posture*, Vol. 20, n°2, pp. 140-146, 2004
- [125] **Kleissen, R. F., Buurke, J. H., Harlaar, J. et Zilvold, G.**  
Electromyography in the biomechanical analysis of human movement and its clinical application  
*Gait & Posture*, Vol. 8, n°2, pp. 143-158, 1998
- [126] **Kohavi, R.**  
A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection  
*International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*. Montreal, Canada., 1995
- [127] **Kohonen, T.**  
The Self-Organizing Map  
*Proceedings of the IEEE*, Vol. 78, n°9, pp. 1464-1480, 1990
- [128] **Koman, L. A., Brashear, A., Rosenfeld, S., Chambers, H., Russman, B., Rang, M., Root, L., Ferrari, E., Garcia de Yebenes Prous, J., Smith, B. P., Turkel, C., Walcott, J. M. et Molloy, P. T.**  
Botulinum toxin type a neuromuscular blockade in the treatment of equinus foot deformity in cerebral palsy: a multicenter, open-label clinical trial  
*Pediatrics*, Vol. 108, n°5, pp. 1062-1071, 2001
- [129] **Komistek, R. D., Dennis, D. A. et Mahfouz, M.**  
In vivo fluoroscopic analysis of the normal human knee  
*Clinical Orthopaedics and Related Research*, n°410, pp. 69-81, 2003
- [130] **Kononenko, I.**  
Machine learning for medical diagnosis: history, state of the art and perspective  
*Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 23, n°1, pp. 89-109, 2001
- [131] **Kuchar, O. A., Lazukova, Y. L., D., R. et J.L., L.**  
A case-based reasoning system involving a quantized method for gait disorder diagnosis  
*ASTED International Conference on Artificial Intelligence and soft computing*, 1998

- [132] **Kwon, O. Y., Minor, S. D., Maluf, K. S. et Mueller, M. J.**  
 Comparison of muscle activity during walking in subjects with and without diabetic neuropathy  
*Gait & Posture*, Vol. 18, n°1, pp. 105-113, 2003
- [133] **Laassel, E. M.**  
*Thèse*  
 Analyse et modélisation multidimensionnelles de la marche humaine.  
 LAMIH, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambrésis, 1992
- [134] **Lafuente, R., Belda, J. M., Sanchez-Lacuesta, J., Soler, C. et Prat, J.**  
 Design and test of neural networks and statistical classifiers in computer-aided movement analysis: a case study on gait analysis  
*Clinical Biomechanics*, Vol. 13, n°3, pp. 216-229, 1998
- [135] **Lakany, H. M.**  
 A generic kinematic pattern for human walking  
*Neurocomputing*, Vol. 35, pp. 27-54, 2000
- [136] **Lance, J.**  
 Spasticity: Disordered motor control  
 Year Book Medical. Chicago, Feldman RG, Young RR, Koella WP: 485 – 494, 1980
- [137] **Lavrac, N.**  
 Selected techniques for data mining in medicine  
*Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 16, n°1, pp. 3-23, 1999
- [138] **Leardini, A., Cappozzo, A., Catani, F., Toksvig-Larsen, S., Petitto, A., Sforza, V., Cassanelli, G. et Giannini, S.**  
 Validation of a functional method for the estimation of hip joint centre location  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 32, n°1, pp. 99-103, 1999
- [139] **Leardini, A., Chiari, L., Croce, U. D. et Cappozzo, A.**  
 Human movement analysis using stereophotogrammetry: Part 3. Soft tissue artifact assessment and compensation  
*Gait & Posture*, Vol. 21, n°2, pp. 212-225, 2005
- [140] **Lebart, L., Morineau, A. et Piron, M.**  
 Statistique exploratoire multidimensionnelle  
 Sciences sup. Mathématiques. Paris, Dunod: xv, 439, 1997
- [141] **Lee, E. H., Goh, J. C. et Bose, K.**  
 Value of gait analysis in the assessment of surgery in cerebral palsy  
*Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, Vol. 73, n°7, pp. 642-646, 1992
- [142] **Li, L., Tang, H., Wu, Z., Gong, J., Gruidl, M., Zou, J., Tockman, M. et Clark, R. A.**  
 Data mining techniques for cancer detection using serum proteomic profiling  
*Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 32, n°2, pp. 71-83, 2004

- [143] **Liebowitz, J.**  
Knowledge management and its link to artificial intelligence  
*Expert Systems with Applications*, Vol. 20, n°1, pp. 1-6, 2001
- [144] **Lin, C. J., Guo, L. Y., Su, F. C., Chou, Y. L. et Cherng, R. J.**  
Common abnormal kinetic patterns of the knee in gait in spastic diplegia of cerebral palsy  
*Gait & Posture*, Vol. 11, n°3, pp. 224-232, 2000
- [145] **Linder, M. et Saltzman, C. L.**  
A history of medical scientists on high heels  
*International Journal of Health Services*, Vol. 28, n°2, pp. 201-225, 1998
- [146] **Long, W. J.**  
Medical informatics: reasoning methods  
*Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 23, n°1, pp. 71-87, 2001
- [147] **Loslever, P.**  
Organisation, caractérisation et analyse multidimensionnelle des données de la marche :  
aspects méthodologiques  
*Innovation et Technologie en Biologie et Médecine*, Vol. 23, n°3, pp. 137-148, 2002
- [148] **Loslever, P. et Bouilland, S.**  
Marriage of fuzzy sets and multiple correspondence analysis: Examples with subjective  
interval data and biomedical signals  
*Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 107, pp. 255-275, 1999
- [149] **Loslever, P. et Bouilland, S.**  
Multidimensional signal exploration using multiple correspondence analysis. An example of a  
load lifting study  
*IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 11, n°3, pp. 301-  
310, 2003
- [150] **Loslever, P., Flahaut, J.-J. et Lepoutre, F.-X.**  
Caractérisation statistique des mouvements I. Aspects méthodologiques  
*Le Travail Humain*, Vol. 62, n°2, pp. 131-154, 1999
- [151] **Loslever, P., Guerra, T.-M., Bouilland, S. et Ouattara, S.**  
L'étape de caractérisation pour l'analyse de données temporelles I. Principe et évaluation  
*Journal Européen des Systèmes Automatisés*, Vol. 31, n°2, pp. 241-267, 1997
- [152] **Loslever, P., Popieul, J. C. et Simon, P.**  
From classic statistical characterization to fuzzy windowing based characterization for the  
exploratory analysis of miscellaneous time variables: example in the field of car driving  
studies  
*Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 137, n°2, pp. 271-296, 2003
- [153] **Lucas, P. J. et Abu-Hanna, A.**  
Prognostic methods in medicine  
*Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 15, n°2, pp. 105-119, 1999

- [154] **Mahfouf, M., Abbod, M. F. et Linkens, D. A.**  
A survey of fuzzy logic monitoring and control utilisation in medicine  
*Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 21, n°1-3, pp. 27-42, 2001
- [155] **Marsala, C.**  
*Thèse*  
Apprentissage inductif en présence de données imprécises : construction et utilisation d'arbres de décision flous  
*LIP6*, Paris VI, 1998
- [156] **Martens, J., Wets, G., Vanthienen, J. et Mues, C.**  
An initial comparison of a fuzzy neural classifier and a decision tree based classifier  
*Expert Systems with Applications*, Vol. 15, pp. 375–381, 1998
- [157] **Marvin, N., Bower, M. et Rowe, J. E.**  
An evolutionary approach to constructing prognostic models  
*Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 15, n°2, pp. 155-165, 1999
- [158] **Matjacic, Z., Olensek, A. et Bajd, T.**  
Biomechanical characterization and clinical implications of artificially induced toe-walking: Differences between pure soleus, pure gastrocnemius and combination of soleus and gastrocnemius contractures  
*Journal of Biomechanics*, in press
- [159] **Mayagoitia, R. E., Nene, A. V. et Veltink, P. H.**  
Accelerometer and rate gyroscope measurement of kinematics: an inexpensive alternative to optical motion analysis systems  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 35, n°4, pp. 537-542, 2002
- [160] **Mendell, J. R. et Florence, J.**  
Manual muscle testing  
*Muscle & Nerve*, Vol. 13 Suppl, pp. S16-20, 1990
- [161] **Mikut, R., Jäkel, J. et Gröll, L.**  
Interpretability issues in data-based learning of fuzzy systems  
*Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 150, pp. 179–197, 2005
- [162] **Mitra, S., De, R. K. et Pal, S. K.**  
Knowledge-based fuzzy MLP for classification and rule generation  
*IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 8, n°6, pp. 1338-1350, 1997
- [163] **Mitra, S. et Hayashi, Y.**  
Neuro-fuzzy rule generation : Survey in soft computing framework  
*IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 11, n°3, pp. 748-768, 2000
- [164] **Mitra, S., Konwar, K. M. et Pal, N. R.**  
Fuzzy Decision Tree, Linguistic Rules and Fuzzy Knowledge-Based Network: Generation and Evaluation  
*IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 32, n°4, pp. 328-339, 2003

- [165] **Moe-Nilssen, R.**  
A new method for evaluating motor control in gait under real-life environmental conditions.  
Part 1: The instrument  
*Clinical Biomechanics*, Vol. 13, n°4-5, pp. 320-327, 1998
- [166] **Mulroy, S., Gronley, J., Weiss, W., Newsam, C. et Perry, J.**  
Use of cluster analysis for gait pattern classification of patients in the early and late recovery phases following stroke  
*Gait & Posture*, Vol. 18, n°1, pp. 114-125, 2003
- [167] **Neptune, R. R., Kautz, S. A. et Zajac, F. E.**  
Contributions of the individual ankle plantar flexors to support, forward progression and swing initiation during walking  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 34, n°11, pp. 1387-1398, 2001
- [168] **Neptune, R. R., Zajac, F. E. et Kautz, S. A.**  
Muscle force redistributes segmental power for body progression during walking  
*Gait & Posture*, Vol. 19, n°2, pp. 194-205, 2004
- [169] **Noonan, K. J., Halliday, S., Browne, R., O'Brien, S., Kayes, K. et Feinberg, J.**  
Interobserver variability of gait analysis in patients with cerebral palsy  
*Journal of Pediatric Orthopedics*, Vol. 23, n°3, pp. 279-287, 2003
- [170] **O'Byrne, J. M., Jenkinson, A. et O'Brien, T. M.**  
Quantitative analysis and classification of gait patterns in cerebral palsy using a three-dimensional motion analyzer  
*Journal of Child Neurology*, Vol. 13, n°3, pp. 101-108, 1998
- [171] **O'Malley, M. J., Abel, M. F., Damiano, D. L. et Vaughan, C. L.**  
Fuzzy clustering of children with cerebral palsy based on temporal-distance gait parameters  
*IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, Vol. 5, n°4, pp. 300-309, 1997
- [172] **Olaru, C. et Wehenkel, L.**  
A complete fuzzy decision tree technique  
*Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 138, pp. 221-254, 2003
- [173] **Orendurff, M. S., Aiona, M. D., Dorociak, R. D. et Pierce, R. A.**  
Length and force of the gastrocnemius and soleus during gait following tendo Achilles lengthenings in children with equinus  
*Gait & Posture*, Vol. 15, n°2, pp. 130-135, 2002
- [174] **Pal, N. R. et Bezdek, J. C.**  
On cluster validity for the fuzzy c-means model  
*IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 3, n°3, pp. 370-379, 1995
- [175] **Palayer, C.**  
*Thèse*  
L'enfant digitigrade ("Toe-walker") : Intérêt diagnostique de l'analyse quantifiée de la marche  
*Médecine*, Faculté de médecine Henri Warembourg, 2004

- [176] **Papariello, S. G. et Skinner, S. R.**  
Dynamic electromyography analysis of habitual toe-walkers  
*Journal of Pediatric Orthopedics*, Vol. 5, n°2, pp. 171-175, 1985
- [177] **Papavasiliou, V. A. et Papavasiliou, A. V.**  
A novel surgical option for the operative treatment of clubfoot  
*Acta Orthopaedica Belgica*, Vol. 70, n°2, pp. 155-161, 2004
- [178] **Patte, K., Péliissier, J., Bénaim, C., Laassel, E. M., Guibal, C. et Echenne, B.**  
Analyse de la marche au cours de la dystrophie musculaire de Duchenne  
*Annales de Réadaptation et de Médecine Physique*, Vol. 43, pp. 53-68, 2000
- [179] **Pearsall, D. J. et Costigan, P. A.**  
The effect of segment parameter error on gait analysis results  
*Gait & Posture*, Vol. 9, n°3, pp. 173-183, 1999
- [180] **Pedotti, A.**  
A study of motor coordination and neuromuscular activities in human locomotion  
*Biological Cybernetics*, Vol. 26, n°1, pp. 53-62, 1977
- [181] **Penneçot, G.-F.**  
L'enfant - apport de l'analyse quantifiée de la marche (AQM) à la prise de décision chirurgicale  
*La marche humaine, la course et le saut : biomécanique, explorations, normes et dysfonctionnements*. E. Viel. Paris, Masson, 2000
- [182] **Penneçot, G.-F.**  
Analyse quantifiée de la marche  
*La marche de l'enfant*. A. Diméglio, C. Hérisson et L. Simon, Sauramps médical: 111-114, 2002
- [183] **Perry, J.**  
Gait analysis normal and pathological function. Thorofare (N.J.), Slack: xxxii, 524, 1992
- [184] **Perry, J., Burnfield, J. M., Gronley, J. K. et Mulroy, S. J.**  
Toe walking: muscular demands at the ankle and knee  
*Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, Vol. 84, n°1, pp. 7-16, 2003
- [185] **Perry, J., Hoffer, M. M., Giovan, P., Antonelli, D. et Greenberg, R.**  
Gait analysis of the triceps surae in cerebral palsy. A preoperative and postoperative clinical and electromyographic study  
*Journal of Bone and Joint Surgery (American)*, Vol. 56, n°3, pp. 511-520, 1974
- [186] **Podgorelec, V., Kokol, P., Stiglic, B. et Rozman, I.**  
Decision trees: an overview and their use in medicine  
*Journal of Medical Systems*, Vol. 26, n°5, pp. 445-463, 2002

- [187] **Policy, J. F., Torburn, L., Rinsky, L. A. et Rose, J.**  
 Electromyographic test to differentiate mild diplegic cerebral palsy and idiopathic toe-walking  
*Journal of Pediatric Orthopedics*, Vol. 21, n°6, pp. 784-789, 2001
- [188] **Quinlan, J. R.**  
 Induction of decision trees  
*Machine Learning*, Vol. 1, pp. 81-106, 1986
- [189] **Rabuffetti, M., Baroni, G., Ferrarin, M., Ferrigno, G. et Pedotti, A.**  
 Self-marking of anatomical landmarks for on-orbit experimental motion analysis compared to expert direct-marking  
*Human Movement Science*, Vol. 21, n°4, pp. 439-455, 2002
- [190] **Ragot, M.**  
*Thèse*  
 MELIDIS: Reconnaissance de formes par modélisation mixte intrinsèque/discriminante à base de systèmes d'inférence floue hiérarchisés.  
 IRISA, Université de Rennes 1, 2003
- [191] **Richards, B. S., Johnston, C. E. et Wilson, H.**  
 Nonoperative clubfoot treatment using the French physical therapy method  
*Journal of Pediatric Orthopedics*, Vol. 25, n°1, pp. 98-102, 2005
- [192] **Richards, J. G.**  
 The measurement of human motion: A comparaison of commercially available systems  
*Human Movement Science*, Vol. 18, pp. 589-602, 1999
- [193] **Riener, R., Rabuffetti, M. et Frigo, C.**  
 Stair ascent and descent at different inclinations  
*Gait & Posture*, Vol. 15, n°1, pp. 32-44, 2002
- [194] **Rodda, J. M., Graham, H. K., Carson, L., Galea, M. P. et Wolfe, R.**  
 Sagittal gait patterns in spastic diplegia  
*Journal of Bone and Joint Surgery (British)*, Vol. 86, n°2, pp. 251-258, 2004
- [195] **Romei, M., Galli, M., Motta, F., Schwartz, M. et Crivellini, M.**  
 Use of the normalcy index for the evaluation of gait pathology  
*Gait & Posture*, Vol. 19, n°1, pp. 85-90, 2004
- [196] **Rose, J., Martin, J. G., Torburn, L., Rinsky, L. A. et Gamble, J. G.**  
 Electromyographic differentiation of diplegic cerebral palsy from idiopathic toe walking: involuntary coactivation of the quadriceps and gastrocnemius  
*Journal of Pediatric Orthopedics*, Vol. 19, n°5, pp. 677-682, 1999
- [197] **Rosenthal, R. K.**  
 The use of orthotics in foot and ankle problems in cerebral palsy  
*Foot & Ankle*, Vol. 4, n°4, pp. 195-200, 1984

- [198] **Roux, E.**  
*Thèse*  
Mesure du mouvement du membre supérieur et aide à l'interprétation clinique des données  
*LAMIH, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambrésis, 2002*
- [199] **Roux, E., Godillon-Maquinghen, A.-P., Caulier, P., Bouilland, S. et Bouttens, D.**  
A support method for the contextual interpretation of biomechanical data  
*IEEE Transactions on Information Technology in Biomedecine, in press*
- [200] **Roy, A.**  
On connectionism, rule extraction, and brain-like learning  
*IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 8, n°2, pp. 222-227, 2000*
- [201] **Savelberg, H. H. et de Lange, A. L.**  
novel Award Third Prize Paper. Assessment of the horizontal,fore-aft component of the ground reaction force from insole pressure patterns by using artificial neural networks  
*Clinical Biomechanics, Vol. 14, n°8, pp. 585-592, 1999*
- [202] **Schollhorn, W. I.**  
Inter- and intra-individual differentiation of dynamic foot pressure patterns by means of artificial neural nets.  
*Gait & Posture, Vol. 16, n°Supplement, pp. 159, 2002b*
- [203] **Schollhorn, W. I.**  
Applications of artificial neural nets in clinical biomechanics  
*Clinical Biomechanics, Vol. 19, n°9, pp. 876-898, 2004*
- [204] **Schollhorn, W. I., Nigg, B. M., Stefanyshyn, D. J. et Liu, W.**  
Identification of individual walking patterns using time discrete and time continuous data sets  
*Gait & Posture, Vol. 15, n°2, pp. 180-186, 2002a*
- [205] **Schutte, L. M., Narayanan, U., Stout, J. L., Selber, P., Gage, J. R. et Schwartz, M. H.**  
An index for quantifying deviations from normal gait  
*Gait & Posture, Vol. 11, n°1, pp. 25-31, 2000*
- [206] **Schwartz, M. H., Novacheck, T. F. et Trost, J.**  
A tool for quantifying hip flexor function during gait  
*Gait & Posture, Vol. 12, n°2, pp. 122-127, 2000*
- [207] **Schwartz, M. H., Trost, J. P. et Wervey, R. A.**  
Measurement and management of errors in quantitative gait data  
*Gait & Posture, Vol. 20, n°2, pp. 196-203, 2004*
- [208] **Schwentker, E. P.**  
Toe walking  
<http://www.emedicine.com/orthoped/topic451.htm>, eMedecine, 2004

- [209] **Sepulveda, F., Wells, D. M. et Vaughan, C. L.**  
A neural network representation of electromyography and joint dynamics in human gait  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 26, n°2, pp. 101-109, 1993
- [210] **Shah, S. C. et Kusiak, A.**  
Data mining and genetic algorithm based gene/SNP selection  
*Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 31, n°3, pp. 183-196, 2004
- [211] **Shannon, C. E.**  
A mathematical theory of communication  
*The Bell System Technical Journal*, Vol. 27, pp. 379-423, 1948
- [212] **Siegler, S., Moskowitz, G. D. et Freedman, W.**  
Passive and active components of the internal moment developed about the ankle joint during human ambulation  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 17, n°9, pp. 647-652, 1984
- [213] **Simon, H. A.**  
Why should machine learn?  
*Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach*. R. S. Michalski, J. G. Carbonell et T. M. Mitchell. Berlin, Springer-Verlag: 25-37, 1983
- [214] **Simon, S. R.**  
Quantification of human motion: gait analysis—benefits and limitations to its application to clinical problems  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 37, pp. 1869–1880, 2004
- [215] **Simon, S. R., Mann, R. A., Hagy, J. L. et Larsen, L. J.**  
Role of the posterior calf muscles in normal gait  
*Journal of Bone and Joint Surgery (American)*, Vol. 60, n°4, pp. 465-472, 1978
- [216] **Simon, S. R., Smith, P. J., Smith, J. W., Nippa, J. C., Johnson, K. A. et Stern, L. S. S., M. T.**  
Applications of Intelligent Multi-Media Technology in Human Motion Analysis  
*Human Motion Analysis: Current Applications and Future Directions*. F. G. a. S. Harris, P.A., IEEE Press, 1996
- [217] **Skaggs, D. L., Rethlefsen, S. A., Kay, R. M., Dennis, S. W., Reynolds, R. A. et Tolo, V. T.**  
Variability in gait analysis interpretation  
*Journal of Pediatric Orthopedics*, Vol. 20, n°6, pp. 759-764, 2000
- [218] **Sohier, R. et Haye, M.**  
Deux marches pour la machine humaine : celle qui vient d'en haut et celle qui vient d'en bas.  
La Louvière, Kiné-Sciences: 298, 1989
- [219] **Spaulding, S. J., Livingston, L. A. et Hartsell, H. D.**  
The influence of external orthotic support on the adaptive gait characteristics of individuals with chronically unstable ankles  
*Gait & Posture*, Vol. 17, n°2, pp. 152-158, 2003

- [220] **Stefanelli, M.**  
The socio-organizational age of artificial intelligence in medicine  
*Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 23, n°1, pp. 25-47, 2001
- [221] **Steimann, F.**  
Fuzzy set theory in medicine  
*Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 11, n°1, pp. 1-7, 1997
- [222] **Steimann, F.**  
On the use and usefulness of fuzzy sets in medical AI  
*Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 21, n°1-3, pp. 131-137, 2001
- [223] **Steinwender, G., Saraph, V., Scheiber, S., Zwick, E. B., Uitz, C. et Hackl, K.**  
Intrasubject repeatability of gait analysis data in normal and spastic children  
*Clinical Biomechanics*, Vol. 15, n°2, pp. 134-139, 2000
- [224] **Steinwender, G., Saraph, V., Zwick, E. B., Uitz, C. et Linhart, W.**  
Fixed and dynamic equinus in cerebral palsy: evaluation of ankle function after multilevel surgery  
*Journal of Pediatric Orthopedics*, Vol. 21, n°1, pp. 102-107, 2001
- [225] **Stolze, H., Kuhtz-Buschbeck, J. P., Mondwurf, C., Boczek-Funcke, A., Johnk, K., Deuschl, G. et Illert, M.**  
Gait analysis during treadmill and overground locomotion in children and adults  
*Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Vol. 105, n°6, pp. 490-497, 1997
- [226] **Stolze, H., Kuhtz-Buschbeck, J. P., Mondwurf, C., Johnk, K. et Friege, L.**  
Retest reliability of spatiotemporal gait parameters in children and adults  
*Gait & Posture*, Vol. 7, n°2, pp. 125-130, 1998
- [227] **Stricker, S. J. et Angulo, J. C.**  
Idiopathic toe walking: a comparison of treatment methods  
*Journal of Pediatric Orthopedics*, Vol. 18, n°3, pp. 289-293, 1998
- [228] **Su, F., Wu, W., Cheng, Y. et Chou, Y.**  
Fuzzy clustering of gait patterns of patients after ankle arthrodesis based on kinematic parameters  
*Medical Engineering & Physics*, Vol. 23, n°2, pp. 83-90, 2001
- [229] **Su, F. C. et Wu, W. L.**  
Design and testing of a genetic algorithm neural network in the assessment of gait patterns  
*Medical Engineering & Physics*, Vol. 22, n°1, pp. 67-74, 2000
- [230] **Sutherland, D. H.**  
The evolution of clinical gait analysis part I: kinesiological EMG  
*Gait & Posture*, Vol. 14, n°1, pp. 61-70, 2001

- [231] **Sutherland, D. H. et Davids, J. R.**  
Common gait abnormalities of the knee in cerebral palsy  
*Clinical Orthopaedics and Related Research*, n°288, pp. 139-147, 1993
- [232] **Sutherland, D. H., Kaufman, K. R., Wyatt, M. P., Chambers, H. G. et Mubarak, S. J.**  
Double-blind study of botulinum A toxin injections into the gastrocnemius muscle in patients with cerebral palsy  
*Gait & Posture*, Vol. 10, n°1, pp. 1-9, 1999
- [233] **Sutherland, D. H., Olshen, R., Cooper, L. et Woo, S. L.**  
The development of mature gait  
*Journal of Bone and Joint Surgery (American)*, Vol. 62, n°3, pp. 336-353, 1980
- [234] **Sutherland, D. H., Olshen, R., Cooper, L., Wyatt, M., Leach, J., Mubarak, S. et Schultz, P.**  
The pathomechanics of gait in Duchenne muscular dystrophy  
*Developmental Medicine and Child Neurology*, Vol. 23, n°1, pp. 3-22, 1981
- [235] **Tardieu, C., Lespargot, A., Tabary, C. et Bret, M. D.**  
Toe-walking in children with cerebral palsy: contributions of contracture and excessive contraction of triceps surae muscle  
*Physical Therapy*, Vol. 69, n°8, pp. 656-662, 1989
- [236] **Taussig, G. et Delouvee, E.**  
La marche en équin idiopathique de l'enfant. Diagnostic et évolution spontanée  
*Annales de Réadaptation et de Médecine Physique*, Vol. 44, n°6, pp. 333-339, 2001
- [237] **Torasso, P.**  
Multiple representations and multi-modal reasoning in medical diagnostic systems  
*Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 23, n°1, pp. 49-69, 2001
- [238] **Troje, N. F.**  
Decomposing biological motion: a framework for analysis and synthesis of human gait patterns  
*Journal of Vision*, Vol. 2, n°5, pp. 371-387, 2002
- [239] **Van Gheluwe, B., Kirby, K. A., Roosen, P. et Phillips, R. D.**  
Reliability and accuracy of biomechanical measurements of the lower extremities  
*Journal of the American Podiatric Medical Association*, Vol. 92, n°6, pp. 317-326, 2002
- [240] **Vardaxis, V. G., Allard, P., Lachance, R. et M., D.**  
Classification of able-bodied gait using 3-D muscle powers  
*Human Movement Science*, Vol. 17, pp. 121-136, 1998
- [241] **Vaughan, C. L., Davis, B. L. et O'Connor, J. C.**  
Dynamics of human gait. Champaign, Ill., Human Kinetics Publishers: xii, 137, 1992

[242] **Viel, E.**

La marche humaine, la course et le saut : biomécanique, explorations, normes et dysfonctionnements

Le Point en rééducation et en APS, 9. Paris, Masson: x, 267, 2000a

[243] **Viel, E. et Esnault, M.**

Rôle du pied pendant la phase d'appui au sol

*La marche humaine, la course et le saut : biomécanique, explorations, normes et dysfonctionnements.* E. Viel. Paris, Masson, 2000b

[244] **Viel, E. et Plas, F.**

Activité des muscles pendant le cycle de marche

*La marche humaine, la course et le saut : biomécanique, explorations, normes et dysfonctionnements.* E. Viel. Paris, Masson, 2000c

[245] **Wang, X., Chen, B., Qian, G. et Ye, F.**

On the optimization of fuzzy decision trees

*Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 112, pp. 117-125, 2000

[246] **Watelain, E.**

*Thèse*

Proposition d'une méthode d'analyse du mouvement : application à la marche du sujet hémiplégique

LEMH, Université de Droit et de Santé de Lille 2, 1999

[247] **Watelain, E., Barbier, F., Allard, P., Thevenon, A. et Angue, J. C.**

Gait pattern classification of healthy elderly men based on biomechanical data

*Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, Vol. 81, n°5, pp. 579-586, 2000

[248] **Weintraub, M. A., Bylander, T. et Simon, S. R.**

QUAWDS: a composite diagnostic system for gait analysis

*Computer Methods and Programs in Biomedicine*, Vol. 32, n°1, pp. 91-106, 1990

[249] **White, R., Agouris, I., Selbie, R. D. et Kirkpatrick, M.**

The variability of force platform data in normal and cerebral palsy gait

*Clinical Biomechanics*, Vol. 14, n°3, pp. 185-192, 1999

[250] **White, S. C., Yack, H. J., Tucker, C. A. et Lin, H. Y.**

Comparison of vertical ground reaction forces during overground and treadmill walking

*Medicine and Science in Sports and Exercise*, Vol. 30, n°10, pp. 1537-1542, 1998

[251] **White, S. G. et McNair, P. J.**

Abdominal and erector spinae muscle activity during of cluster analysis to identify patterns of activity

*Clinical Biomechanics*, Vol. 17, pp. 177-184, 2002

[252] **Whittle, M.**

Gait analysis : an introduction. Oxford, Butterworth-Heinemann: x, 220, 2002

- [253] **Whittle, M. W.**  
Clinical gait analysis: A review  
*Human Movement Science*, Vol. 15, n°3, pp. 369-387, 1996
- [254] **Winter, D. A.**  
Energy generation and absorption at the ankle and knee during fast, natural, and slow cadences  
*Clinical Orthopaedics and Related Research*, Vol. 175, pp. 147-154, 1983
- [255] **Winter, D. A.**  
Biomechanics and motor control of human movement. New York ; Toronto, Wiley: xvi, 277, 1990
- [256] **Winters, T. F., Jr., Gage, J. R. et Hicks, R.**  
Gait patterns in spastic hemiplegia in children and young adults  
*Journal of Bone and Joint Surgery (American)*, Vol. 69, n°3, pp. 437-441, 1987
- [257] **Woltring, H. J., Huiskes, R., de Lange, A. et Veldpaus, F. E.**  
Finite centroid and helical axis estimation from noisy landmark measurements in the study of human joint kinematics  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 18, n°5, pp. 379-389, 1985
- [258] **Wood, D. E., Burridge, J. H., Van Wijck, F. M., McFadden, C., Hitchcock, F. M., Pandyan, A. D., Haugh, A., Salazar-Torres, J. J. et Swain, I. D.**  
Biomechanical approaches applied to the lower and upper limb for the measurement of spasticity: A systematic review of the literature  
*Disability and Rehabilitation*, Vol. 27, n°1-2, pp. 19-32, 2005
- [259] **Wu, G. et Cavanagh, P. R.**  
ISB recommendations for standardization in the reporting of kinematic data  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 28, n°10, pp. 1257-1261, 1995
- [260] **Wu, G., Siegler, S., Allard, P., Kirtley, C., Leardini, A., Rosenbaum, D., Whittle, M., D'Lima, D. D., Cristofolini, L., Witte, H., Schmid, O. et Stokes, I.**  
ISB recommendation on definitions of joint coordinate system of various joints for the reporting of human joint motion--part I: ankle, hip, and spine. International Society of Biomechanics  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 35, n°4, pp. 543-548, 2002
- [261] **Wu, W. L., Su, F. C., Cheng, Y. M. et Chou, Y. L.**  
Potential of the genetic algorithm neural network in the assessment of gait patterns in ankle arthrodesis  
*Annals of Biomedical Engineering*, Vol. 29, n°1, pp. 83-91, 2001
- [262] **Xie, X. et Beni, G.**  
A validity measure for fuzzy clustering  
*IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 13, n°8, pp. 841-847, 1991

- [263] **Yeadon, M. R.**  
The simulation of aerial movement--II. A mathematical inertia model of the human body  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 23, n°1, pp. 67-74, 1990
- [264] **Yoshino, K., Motoshige, T., Araki, T. et Matsuoka, K.**  
Effect of prolonged free-walking fatigue on gait and physiological rhythm  
*Journal of Biomechanics*, Vol. 37, n°8, pp. 1271-1280, 2004
- [265] **Yuan, Y. et Shaw, M. J.**  
Induction of fuzzy decision trees  
*Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 69, pp. 125-139, 1995
- [266] **Zadeh, A. L.**  
Fuzzy set  
*Information and Control*, Vol. 8, pp. 338-358, 1965
- [267] **Zadeh, A. L.**  
Probability measures of fuzzy events  
*Journal of Mathematics Analysis and Applications*, Vol. 10, pp. 421-427, 1968
- [268] **Zadeh, A. L.**  
Biological application of the theory of fuzzy sets and systems  
*International Symposium on Biocybernetics of the Central Nervous System*. Washington, pp. 199-212, 1969
- [269] **Zajac, F. E., Neptune, R. R. et Kautz, S. A.**  
Biomechanics and muscle coordination of human walking. Part I: introduction to concepts, power transfer, dynamics and simulations  
*Gait & Posture*, Vol. 16, n°3, pp. 215-232, 2002
- [270] **Zajac, F. E., Neptune, R. R. et Kautz, S. A.**  
Biomechanics and muscle coordination of human walking: part II: lessons from dynamical simulations and clinical implications  
*Gait & Posture*, Vol. 17, n°1, pp. 1-17, 2003
- [271] **Zatsiorsky, V. M. et Seluyanov, V.**  
The mass and inertial characteristics of the human body  
*Biomechanics VIII B - International series on biomechanics 4b*. H. Matsui et K. Kobayashi. Champaign (Ill.), Human kinetics: 1152-1159, 1983
- [272] **Zwick, E. B., Leistriz, L., Milleit, B., Saraph, V., Zwick, G., Galicki, M., Witte, H. et Steinwender, G.**  
Classification of equinus in ambulatory children with cerebral palsy - discrimination between dynamic tightness and fixed contracture  
*Gait & Posture*, Vol. 20, n°3, pp. 273-279, 2004



## **Analyse Quantifiée de la Marche : extraction de connaissances à partir de données pour l'aide à l'interprétation clinique de la marche digitigrade**

### **Résumé :**

L'Analyse Quantifiée de la Marche (AQM) est un examen permettant d'identifier et de quantifier les défauts de marche d'un patient à partir de données biomécaniques. L'interprétation de cet examen, conduisant à l'explication des défauts de marche, est ardue. Parmi ces défauts, la marche digitigrade est un des plus courants et pour lequel l'identification des causes demeure difficile. Ce travail propose de fournir une aide à l'interprétation des données de l'AQM pour la marche digitigrade.

Afin d'atteindre cet objectif, une méthode d'Extraction de Connaissances à partir de Données (ECD) est utilisée en combinant un apprentissage automatique non-supervisé et supervisé, pour extraire objectivement des connaissances intrinsèques et discriminantes des données de l'AQM. L'apprentissage non-supervisé (c-moyennes floues) a permis d'identifier trois patrons de marche digitigrade à partir de la cinématique de la cheville provenant d'une base de données de plus de 2500 AQM (Institut Saint-Pierre, Palavas, 34). L'apprentissage supervisé est utilisé pour expliquer ces trois patrons de marche par des mesures cliniques sous la forme de règles induites à partir d'arbres de décision flous. Les règles les plus significatives et interprétables (12) sont sélectionnées pour créer une base de connaissances qui est validée au regard de la littérature et des experts. Ces règles peuvent servir d'aide à l'interprétation des données de l'AQM pour la marche digitigrade.

Ce travail ouvre différentes perspectives de recherche allant de la généralisation de la méthode utilisée à la création d'un simulateur de marche pathologique.

**Mots Clés :** Analyse Quantifiée de la Marche, marche humaine, marche digitigrade, Extraction de Connaissances à partir de Données, apprentissage automatique, aide à l'interprétation, c-moyennes floues, arbres de décision flous, règles floues, explication, classification.

## **Clinical Gait Analysis: using knowledge discovery in databases to aid in the clinical interpretation of toe-walking**

### **Abstract:**

Clinical Gait Analysis (CGA) is used to identify and quantify gait deviations from biomechanical data. Interpreting CGA, which provides the explanations for the identified gait deviations, is a complex task. Toe-walking is one of the most common gait deviations, and identifying its causes is difficult. This research had for objective to provide a support tool for interpreting toe-walker CGAs.

To reach this objective, a Knowledge Discovery in Databases (KDD) method combining unsupervised and supervised machine learning is used to extract objectively intrinsic and discriminant knowledge from CGA data. The unsupervised learning (fuzzy c-means) allowed three toe-walking patterns to be identified from ankle kinematics extracted from a database of more than 2500 CGA (Institut Saint-Pierre, Palavas, 34). The supervised learning was employed to explain these three gait patterns through clinical measurement using induced rules from fuzzy decision trees. The most significant and interpretable rules (12) were selected to create a knowledge base that has been validated in terms of the literature and experts. These rules can be used to facilitate the interpretation of toe-walker CGA data.

This research opens several prospective paths of investigation, ranging from the development of a generic method based on the proposed method for studying movement to the creation of a pathologic gait simulator.

**Keywords:** Clinical Gait Analysis, human gait, toe-walking, Knowledge Discovery in Database, machine learning, interpretation support, fuzzy c-means, fuzzy decision trees, fuzzy rules, explanation, classification.