



Université de Batna 2 – Mostefa Ben Boulaïd
Faculté de Technologie
Département d'Electronique



Thèse

Préparée au sein du laboratoire LAAAS

Présentée pour l'obtention du titre de :

Docteur en 3ème Cycle LMD en Électronique
Option : Électronique médicale

Sous le Thème :

**Analyse de la dynamique du contrôle de la dynamique
posturale d'un bipède**

Présentée par :

HEDJAZI Naceur

Devant le jury composé de :

M. SAIDI Lamir
M. DIBI Zohir
M. BENALI Abderraouf
M. AISSI Salim
Mme. SAADIA Nadia

Prof. Université de Batna 2
Prof. Université de Batna 2
Prof. Université de Versailles
MCA Université de Batna 2
Prof. USTHB d'Alger

Président
Rapporteur
Co-Rapporteur
Examineur
Examineur

Juin 2018

Table des matières

Remerciements	iv
Dédicace	vi
Liste des abréviations	vii
Introduction générale	1
1 État de l’art	4
1.1 Introduction	5
1.2 La posture humaine et les troubles de l’équilibre	5
1.3 Outils d’analyse de la posture	8
1.3.1 Tests cliniques non-instrumentés (semi-quantitatifs)	9
1.3.2 Tests cliniques instrumentés	10
1.4 Posturographie	11
1.4.1 La posturographie statique	11
1.4.2 La posturographie dynamique	12
1.4.3 Critères de stabilité classiques	17
1.5 Logiciel de modélisation musculo-squelettique : OpenSim	20
1.5.1 Les relevés et la collection des données expérimentales	20
1.5.2 La mise à l’échelle	22
1.5.3 Application sur la marche en accroupie	23
1.6 Évaluation posturale des personnes après-AVC	26
1.7 Conclusions	28
2 Méthodes d’analyse posturale et applications	29
2.1 Introduction	30

2.2	Acquisition de données préliminaires	30
2.3	Modèle proposé	33
2.4	Méthodes d'analyse proposées	37
2.4.1	Analyse Spectrale	37
2.4.2	Analyse de diffusion d'un signal stabilométrique	38
2.5	Analyses et identification des stratégies d'équilibres	40
2.5.1	Résultats de l'analyse traditionnelle et fréquentielle	40
2.5.2	Résultats de l'analyse stochastique SDA	47
2.6	Discussions	52
2.7	Conclusions	55
3	Évaluation de la dynamique posturale des individus sains et après-AVC	57
3.1	Introduction	58
3.2	Expérimentations et méthodes proposées	59
3.2.1	Expériences et acquisition des données	59
3.2.2	Identification non paramétrique	59
3.2.3	Identification paramétrique	60
3.3	Analyse du groupe des sujets de références	63
3.3.1	Résultats des paramètres traditionnels et fréquentsiels	63
3.3.2	Résultats de la méthode paramétrique et non paramétrique	65
3.4	Approches proposées : discrimination entre les sujets références et les après-AVC	71
3.4.1	Résultats des fonctions de transfert	71
3.4.2	Résultats de la méthode SDA	74
3.4.3	Test dynamique d'asymétrie de distribution du poids	75
3.5	Discussions	76
3.6	Conclusions	81
4	Sélection des critères de stabilité distinctifs et classification des modèles	82
4.1	Introduction	83
4.2	Méthodes d'analyse	83
4.2.1	Analyse de corrélation et préparations des paramètres	83
4.2.2	Analyse en composantes principales	86
4.2.3	Machines à vecteurs de support (SVM)	87
4.3	Élimination des variables non-pertinentes en utilisant l'ACP	88

4.3.1	La sélection des variables et les résultats associés	91
4.4	Techniques de discrimination et les résultats associés	94
4.4.1	Représentation graphique en étoiles	94
4.4.2	Modèles de classifications proposés et les résultats associés	98
4.5	Discussions	101
4.6	Conclusions	104
Conclusion générale		105
Table des figures		109
Liste des tableaux		113
A Compléments des chapitres		115
A.1	Compléments du chapitre 4 : diagrammes en étoiles	115
Bibliographie		120

Remerciements

Je tiens à remercier mon directeur de thèse monsieur Zohir DIBI, professeur à l'université de Batna 2 pour ses précieux conseils et sa disponibilité. Je le remercie d'avoir été à mes côtés durant ces années de thèse et je reconnais qu'il a fait preuve de beaucoup de compréhension, de soutien et de patience.

Également, je tiens à exprimer ma sincère gratitude à mon co-directeur de thèse monsieur Abderraouf BENALI, professeur à l'université de Versailles Saint-Quentin-en-Yvelines. Je vous remercie monsieur de m'avoir très bien accueilli et intégré au sein de votre équipe de recherche et de m'avoir accompagné et apporté une grande aide. Votre intervention et disponibilité ont largement contribué à l'avancement et à l'achèvement de ce travail. Je veux vous renouveler toute ma reconnaissance pour tout le temps que vous avez consacré à notre travail et j'apprécie particulièrement votre appui, vos conseils et votre grande patience.

Je voudrais remercier monsieur Jean-Marie CASTELAIN, le directeur de l'INSA centre Val de Loire ainsi que le directeur de laboratoire PRISME monsieur Azeddine KOURTA pour m'avoir accueilli au sein de leur laboratoire. J'adresse également mes remerciements au directeur de l'université de Versailles Saint-Quentin-en-Yvelines monsieur Alain BUI, ainsi que le directeur de laboratoire LISV monsieur Luc CHASSAGNE d'avoir accepté de m'accueillir dans leur laboratoire dans le cadre d'un stage de 11 mois. Un remerciement particulier au ministère de l'enseignement supérieur algérienne d'avoir financé mon stage par une bourse PNE, auquel je voudrais témoigner ma profonde gratitude. J'adresse mes remerciements à tous les collègues pour leur accueil qu'ils m'ont réservé et le temps consacré lors de mes stages dans les deux établissements français. Ils ont rendu mon séjour passionnant et m'ont permis de développer mes connaissances. Cette expérience de stage sera sans doute très importante pour la poursuite de ma carrière.

Je tiens à remercier sincèrement monsieur Haissam KHARBOUTLY enseignant de Télécom Sud Paris, avec qui j'ai eu la chance de travailler et avec qui j'ai beaucoup appris de son

expérience. J'aimerais aussi remercier monsieur Mourad BOUZIT, président et fondateur d'AssistMove ainsi que monsieur Jianting MA pour leur aide.

Je souhaite remercier monsieur Salim AISSI docteur à l'université de Batna 2 et madame Nadia SAADIA, professeur à l'USTHB d'Alger pour avoir accepté de faire partie de mon jury et d'avoir accepté l'évaluation de mon travail de thèse. J'exprime également mes remerciements à monsieur Lamir SAIDI professeur à l'université de Batna 2 et directeur du laboratoire LAAAS d'avoir accepté de présider mon jury de thèse.

Et enfin je tiens à remercier tous ceux qui ont contribué de près ou de loin dans ce travail de thèse ainsi qu'à tous mes amis et mes proches pour leur soutien. Je remercie évidemment tous les enseignants du département d'électronique de l'université de Batna 2 sans oublier le personnel administratif.

Dédicaces

Je dédie cette thèse à ma mère, mon père et mes deux frères. Je leur adresse un énorme merci pour leurs encouragements et soutien durant toutes ces années. Ainsi qu'à tous mes amis et les personnes qui me sont chères.

Liste des abréviations

AP : Antéro-Postérieur.

ML : Médio-Latéral.

CdP : Centre de Pression.

CdM : Centre de Masse.

AVC : Accident Vasculaire Cérébral.

EMG : Électromyographie.

MOCAP : Motion Capture.

SDA : Stabilogram Diffusion Analysis.

ACP : Analyse en Composantes Principales.

SVM : Support Vector Machines.

CNS : Système Nerveux Central.

LM : Life Modeler.

DSP : Densité Spectrale de Puissance.

TFD : Transformée de Fourier Discrète.

DQM : Déplacement Quadratique Moyen.

MPF : Mean Power Frequency.

MF : Median Frequency.

LAAAS : Laboratoire d'automatique Avancée et d'analyse des Systèmes.

LISV : Laboratoire d'ingénierie des Systèmes de Versailles.

PRISME : Pluridisciplinaire de Recherche en Ingénierie des Systèmes, Mécanique et Énergétique.

Résumé

Ce travail de thèse s'inscrit dans le cadre général du développement des outils d'aide à l'évaluation de l'équilibre en situation debout au service des praticiens. Cette évaluation s'effectue en laboratoire en situation dynamique et pourrait trouver son application aux moyens de transports. Ce travail fournit plusieurs outils permettant de reproduire la réaction d'un sujet soumis à une perturbation de son équilibre. La finalité de ces outils concernera la capacité à représenter la réaction de différents types de populations, incluant les personnes ayant subi un AVC. Pour y arriver, nous avons fait appel à des sujets humains amenés à effectuer des tests de posturographie sur un stand réel. Les expériences ont fait l'objet d'une évaluation basée sur des informations recueillies. Ce qui nous a permis de prédire les stratégies de rattrapage de l'équilibre et d'identifier les principales caractéristiques des mouvements. Ces derniers nous ont permis de capter et de relever les paramètres propres aux mouvements afin de les analyser. L'objectif étant l'obtention des alertes permettant de diminuer les risques de chutes.

Dans ce but, nous avons envisagé certaines approches d'analyses basées sur des techniques linéaires et non linéaires. Nous avons utilisé dans le cadre linéaire : l'analyse spectrale et l'analyse traditionnelle basée sur les indices de stabilité du signal issue des mesures des perturbations ressenties par le sujet humain. Dans le cadre non-linéaire : nous avons exploité l'analyse de diffusion. Grâce à cette analyse, un nombre significatif de paramètres a été évalué. Le nombre important des paramètres calculés peut conduire à un temps de calcul excessif. Par conséquent, nous avons établi une sélection des caractéristiques par l'usage de la technique de la composante principale. Cela nous a amené à éliminer la redondance des paramètres et de proposer de nouveaux indices de stabilité composés. Ces approches ont été complétées par l'identification paramétrique et non-paramétrique ainsi que l'exploitation des techniques de classification de modèles utilisant les machines à vecteurs de support. En particulier, ces outils nous ont permis l'identification des pathologies posturales dont souffrent les personnes âgées ainsi que des personnes ayant subi des lésions neurologiques (AVC). Ainsi ce travail a permis de proposer un cadre d'étude complet qui peut servir à l'amélioration des outils d'évaluations pouvant être exploités dans la rééducation des pathologies liées aux troubles de l'équilibre, ou la protection des passagers de transports en commun avant de répandre l'usage de ces derniers.

Mots clés : Analyse posturale, Plateforme robotique mobile, Troubles de l'équilibre, Identification des modèles, Analyse stabilométrique.

Abstract

This thesis is part of a general framework of the development of tools to help the assessment of balance in a standing position which could serve the practitioners. This evaluation is carried out in a laboratory in dynamic situation that could be applied to the means of transportation. The work provides several tools to reproduce the reaction of a subject undergo to a disturbance of its equilibrium. The purpose of these tools will be their ability to represent the responses of different types of populations, including people with stroke. In order to achieve this, we have recruited human subjects to perform posturography tests on a real mobile platform. Experiments were evaluated based on the collected information. This will allow us to predict the balance recovery strategies and to identify the main characteristics of movements. These allowed us to capture and record the specific parameters related to the movements in order to analyze them. The objective is to obtain alerts reducing the risk of falls.

For this purpose, we have considered some approaches based on linear and nonlinear techniques of analysis. For the linear framework, we used spectral and traditional analysis using the indices of stability computed from the measured signals extracted from a perturbed stance of a human subject. For the non-linear framework we have exploited the diffusion analysis. Thanks to this analysis, a significant number of parameters were evaluated. The large number of calculated parameters can lead to an excessive computation time. Therefore, we have established a feature selection using principal component analysis. This led us to eliminate the redundancy of parameters and to suggest new indices of stability. These approaches have been complemented by parametric and nonparametric identification as well as the use of model classification techniques using support vector machines. In particular, these tools allowed us to identify postural pathologies related to elderly people as well as people suffering from neurological lesions (stroke). Thus, the work allowed us to propose a complete framework of study that can be used to improve the assessment tools used in the rehabilitation of balance disorders, or the protection of public transit passengers before the use of transportation means.

Keywords : Postural analysis, Mobile robotic platform, Balance disorders, models identification, Stabilometric analysis.

ملخص

هذه الأطروحة هي جزء من الإطار العام المخصص لتطوير أدوات للمساعدة في تقييم التوازن في وضعية وقوف التي تخدم الممارسين الطبيين. يتم إجراء هذا التقييم في المخبر وفي الوضع الديناميكي الذي يمكن تطبيقه على وسائل النقل. هذا العمل يمكن أن يوفر العديد من الأدوات لإعادة إنتاج رد فعل شخص في حالة وقوف حين يخضع لاضطراب في توازنه. الغرض من هذه الأدوات هو قدرتها على تمثيل استجابة أنواع مختلفة من الأشخاص، بما في ذلك الأشخاص الذين يعانون من السكتة الدماغية. لتحقيق ذلك، قمنا بتوظيف مجموعات مختلفة من الأشخاص لإجراء اختبارات التوازن في حالة وقوف على منصة متحركة حقيقية. تم تقييم التجارب بناءً على المعلومات التي تم جمعها والتي أتاحت لنا التنبؤ باستراتيجيات استرداد التوازن وتحديد الخصائص الرئيسية للحركة. سمح لنا هذا بتسجيل المَعْلَمَات الخاصة المتعلقة بالحركة من أجل تحليلها. الهدف هو الحصول على تنبيهات تقلل من مخاطر السقوط.

لهذا الغرض، نظرنا في بعض الأساليب القائمة على تقنيات التحليل الخطية وغير الخطية. بالنسبة للإطار الخطي، يمكننا الاستشهاد بما يلي: التحليل الطيفي والتقليدي باستخدام مؤشرات الاستقرار المحسوبة من الإشارات المستخرجة من موقف مضطرب لكائن بشري. بالنسبة للإطار غير الخطي: لقد استخدمنا تحليل الانتشار. بفضل هذا التحليل، تم تقييم عدد كبير من المَعْلَمَات. يمكن أن يؤدي العدد الكبير من المَعْلَمَات المحسوبة إلى زمن حساب زائد. لذلك، أنشأنا طريقة لاختيار الخصائص باستخدام تحليل المكونات الرئيسية. وقد قادنا ذلك إلى إزالة التكرار من المَعْلَمَات واقتراح مؤشرات جديدة للاستقرار الموضوعي. وقد استكملنا هذه النُهج من خلال تحديد النموذج الحدودي وغير الحدودي فضلاً عن استخدام تقنيات تصنيف النماذج باستخدام آلات الدعم. على وجه الخصوص، سمحت لنا هذه الأدوات لتحديد الأمراض الوضعية المتعلقة بكبار السن وكذلك الأشخاص الذين يعانون من الآفات العصبية (السكتة الدماغية). وهكذا مكننا هذا العمل من اقتراح إطار عمل كامل للدراسة يمكن استخدامه لتحسين أدوات التقييم المستخدمة في إعادة تأهيل اضطرابات التوازن، أو حماية ركاب النقل العام قبل استخدامهم لوسائل النقل.

كلمات البحث: التحليل الوضعي، منصة روبوتية متنقلة، اضطرابات التوازن، تحديد النماذج، التحليل الستابيلومتري.

Introduction générale

La question de l'analyse dynamique de l'équilibre humain est à l'origine de ce travail. Elle trouve sa motivation dans le soucis rencontré actuellement pour prévenir les risques de chutes accidentelles en particulier chez les personnes atteintes ou âgées. En effet en France, 82% des personnes âgées de plus de 80 ans souffrent des difficultés de la marche, 50% d'entre eux ont besoin d'une assistance à la marche. Par conséquent, ces personnes peuvent perdre leur autonomie [1]. Les chutes présentent un véritable problème de la santé, 9000 décès par ans parmi les personnes âgées à cause des chutes [2]. Différentes études ont été menées pour estimer les causes des chutes et tous les désordres du système du contrôle postural liés à l'âge [3], [4]. L'environnement externe et les perturbations peuvent favoriser l'instabilité du système postural [5]. D'autres pathologies et stimulations sensorielles peuvent également affecter le système de rétroaction qui peut induire les troubles de mobilité [6]. Les personnes ayant subi un accident vasculaire cérébral (après-AVC) peuvent également souffrir de difficultés à se maintenir en position debout à cause des incidences fonctionnelles comme l'engourdissement soudain des muscles du bras ou de la jambe, ce qui provoque une instabilité de la marche inexpliquée ou des chutes soudaines suite à des lésions neurologique [7]. Par conséquent, il y a une grande nécessité de faire des recherches liées à la stabilité posturale.

Actuellement et grâce aux outils de diagnostic, les risques de chute peuvent diminuer. Les chercheurs font souvent appel aux sujets humains pour effectuer des mouvements sur un stand réel. Pendant ces tests cliniques, les médecins et les thérapeutes peuvent enregistrer la coordination des segments du corps humain, les angles des articulations ainsi que le déplacement du centre de pression (CdP), par l'intermédiaire de plateformes dédiées, de systèmes de capture de mouvement (MOCAP) et de marqueurs. L'objectif étant l'exploitation des outils informatiques afin d'estimer la dynamique du contrôle postural et d'évaluer comment le corps arrive à maintenir son équilibre lors de sa réaction aux perturbations. Avec un modèle dynamique approprié, nous pouvons calculer les forces appliquées et les couples sur les articulations et les

segments du corps. Cette approche est difficile à mettre en oeuvre directement à cause de la nécessité de la connaissance exacte de tous les effets dynamiques du corps humain en équilibre [8]. En effet, la capacité du corps humain à maintenir l'équilibre dépend de l'efficacité et les performances du système de contrôle posturale afin de choisir la stratégie de correction appropriée. Le système d'équilibre postural emploie la coordination des systèmes sensorimoteurs pour stabiliser le centre de masse (CdM) du corps humain lors des perturbations externes. Le choix d'une stratégie de réponse spécifique dépend non seulement des caractéristiques du déplacement postural externe, mais aussi des systèmes : visuel, vestibulaire et sensorimoteur de la personne [9]. Plusieurs stratégies et mécanismes de contrôle postural sont impliqués dans le processus de maintien de l'équilibre tel que : la stratégie de la hanche, de la cheville et du pas.

Dans ce travail, nous avons mis en place des outils permettant d'estimer les stratégies de récupérations posturales. Généralement, la stratégie de la cheville est extrêmement utilisée dans l'équilibre quasi-statique, et le système de contrôle postural peut être identifié avec un simple pendule inversé [10]. L'étude de la dynamique du contrôle postural humain peut être validée en comparant les caractéristiques du modèle simulé avec les résultats expérimentaux [11].

Notre travail vise à étudier les effets des perturbations bidirectionnelles sur la position debout d'un être humain. Il s'agit donc de l'étude et l'analyse de la posture des sujets sains et d'autres avec déficiences posturales placés sur une plateforme appelée IsiSkate, cette plateforme mobile a été utilisée pour reproduire les perturbations subies dans les transports en commun et d'en mesurer les conséquences sur la posture [12]. Ce qui nous permet l'acquisition des coordonnées du CdP, des données cinématiques et dynamiques, car ces mesures sont nécessaires pour la détermination des indices de stabilité.

Notre manuscrit de thèse est organisé comme suit :

- Nous présenterons dans le premier chapitre une définition de la posture debout d'un sujet humain ainsi que des notions générales sur le maintien de l'équilibre debout.
- Dans le deuxième chapitre, nous avons procédé à la modélisation de la posture debout d'un sujet humain placé sur une plateforme de perturbations dans le but d'estimer la stratégie d'équilibre adoptée. Nous introduisons alors des méthodes linéaires classiques et non-linéaires utiles pour l'évaluation de la stabilité posturale et la validation de l'hypothèse de la récupération de l'équilibre [13].
- Le troisième chapitre est consacré à l'analyse des données expérimentales associées aux patients ayant subi d'un AVC, afin de trouver des corrélations et de distinguer leurs phases de contrôle postural tout en utilisant des inférences statistiques. De plus, des approches

non linéaires comme l'analyse de diffusion d'un signal stabilométriques (SDA) ont été étudiées pour évaluer la nature stochastique du CdP. Nous proposons par ailleurs un algorithme d'identification paramétrique de la dynamique du système, basée sur la vitesse de la plateforme robotique et des mesures stabilométriques.

- Le quatrième chapitre est dédié à la réduction des critères de stabilité redondants utilisant l'analyse par composante principale (ACP). De plus, nous avons utilisé les nouvelles composantes principales non-corrélées acquises à partir des caractéristiques du CdP, pour construire notre modèle de classification et de discrimination des sujets après-AVC utilisant un classificateur à base des machines à vecteurs de support (SVM). Ce classificateur binaire est fondé sur la sélection des caractéristiques utilisant l'ACP appliquée sur un système multi-variant composés de paramètres stabilométriques calculés. Notre structure résultante définie par un système à 3D décrit une partie fondamentale de la variance globale. Par conséquent, il est très utile de mettre en œuvre une analyse posturale détaillée exploitant ainsi les scores de confiance pour vérifier la similarité dans le comportement postural. Ainsi, notre enquête peut nous conduire à des critères distinctifs intéressants et à d'autres caractéristiques invariantes d'intra-groupe.

Chapitre 1

État de l'art

Sommaire

1.1	Introduction	5
1.2	La posture humaine et les troubles de l'équilibre	5
1.3	Outils d'analyse de la posture	8
1.3.1	Tests cliniques non-instrumentés (semi-quantitatifs)	9
1.3.2	Tests cliniques instrumentés	10
1.4	Posturographie	11
1.4.1	La posturographie statique	11
1.4.2	La posturographie dynamique	12
1.4.3	Critères de stabilité classiques	17
1.5	Logiciel de modélisation musculo-squelettique : OpenSim	20
1.5.1	Les relevés et la collection des données expérimentales	20
1.5.2	La mise à l'échelle	22
1.5.3	Application sur la marche en accroupie	23
1.6	Évaluation posturale des personnes après-AVC	26
1.7	Conclusions	28

1.1 Introduction

Une évaluation posturale efficace sans des modèles informatiques et biomécaniques de diagnostic demande beaucoup d'expériences et de tests avec de nombreux patients. De ce fait, les essais et les simulations dynamiques sont nécessaires afin de déterminer comment les déficiences neuromusculaires contribuent à un mouvement anormal. Ils complètent aussi les approches expérimentales en fournissant des estimations des variables importantes, comme l'activation des muscles et les intensités des forces articulaires qui sont difficiles à mesurer expérimentalement [14].

Dans la première section, on décrit l'aspect général de la posture et la problématique associée. La section 1.3 et 1.4 sont consacrées à la présentation des différents outils utilisés dans l'analyse de la posture. La section 1.5 est dédiée à l'exploitation du logiciel biomécanique nommé OpenSim. Le but est de le présenter aux utilisateurs tout en démontrant son utilité dans la modélisation musculo-squelettique et de montrer comment il peut contribuer à diagnostiquer les troubles du mouvement humain. Dans la dernière section, nous donnons une investigation sur le comportement postural et les atteintes sensori-moteurs dont souffrent les patients après-AVC.

1.2 La posture humaine et les troubles de l'équilibre

La première loi de Newton définit l'équilibre comme l'état d'un objet lorsque la somme des forces soit nulle [15]. Le sujet n'est équilibré si et seulement si le centre de gravité reste à l'intérieur de la base du support (BS) du sujet. Ainsi, pour rester dans un état d'équilibre, le corps utilise l'activité musculaire contre les contraintes gravitationnelles afin d'éviter la chute. La stabilité posturale est définie comme la capacité inhérente d'une personne à restaurer l'état d'équilibre statique [16]. Cependant, cette compétence dépend des propriétés physiques et des systèmes sensori-moteurs de la personne [17]. Le maintien du corps dans l'espace est assuré par le système du contrôle postural, qui est l'acte de la synergie entre les stratégies de mouvements afin d'anticiper les perturbations externes et de prévenir les chutes. Dans le but de maintenir une position de référence, le système du contrôle postural implique la mise en place d'un mécanisme de rétrocontrôle sensoriel qui coordonne entre les muscles volontaires et réflexifs [18].

Consciemment ou inconsciemment, le système du contrôle postural définit l'endroit dans lequel il sera déplacé en réponse à des perturbations. Éventuellement, il peut choisir la meilleure stratégie de contrôle qui influe sur la coordination de la contraction des muscles [19]. Pour ce qui est du balancement postural, les signaux correctifs essaient de garder le centre de pression (CdP)

dans les limites de sécurité. Pour des tâches plus difficiles, des corrections de la dynamique du corps par le système nerveux central (SNC) prennent une part importante dans le processus de récupération de l'équilibre. Par la suite, la posture debout peut être maintenue par trois types de stratégies du contrôle postural : stratégie de la cheville, stratégie de la hanche et la stratégie du pas [20], voir la figure 1.1. Le choix de la stratégie du rattrapage dépend de la santé générale de l'individu, et des systèmes : vestibulaire, proprioceptif et visuel [21].

Le système proprioceptif sert à la perception de la position des membres du corps et des articulations dans l'espace [22]. Le système vestibulaire est l'un des éléments sensoriels placés dans l'oreille interne. Il joue un rôle important dans la stabilisation de la tête et du tronc durant les réponses posturales à travers des connexions neuronales. Il peut également fournir un soutien aux réponses proprioceptives [21]. Le système visuel joue une part importante dans le contrôle de l'équilibre en fournissant des informations sur l'environnement. Ce qui est important pour éviter les chutes inattendues [23]. Ces systèmes multi-sensoriels interviennent essentiellement à la régulation de la coordination motrice posturale avec le système nerveux central. Ils apportent une contribution fondamentale à la perception visuo-spatiale [24]. L'interaction entre ces systèmes engendre une meilleure stabilité face aux contraintes gravitaires [25].

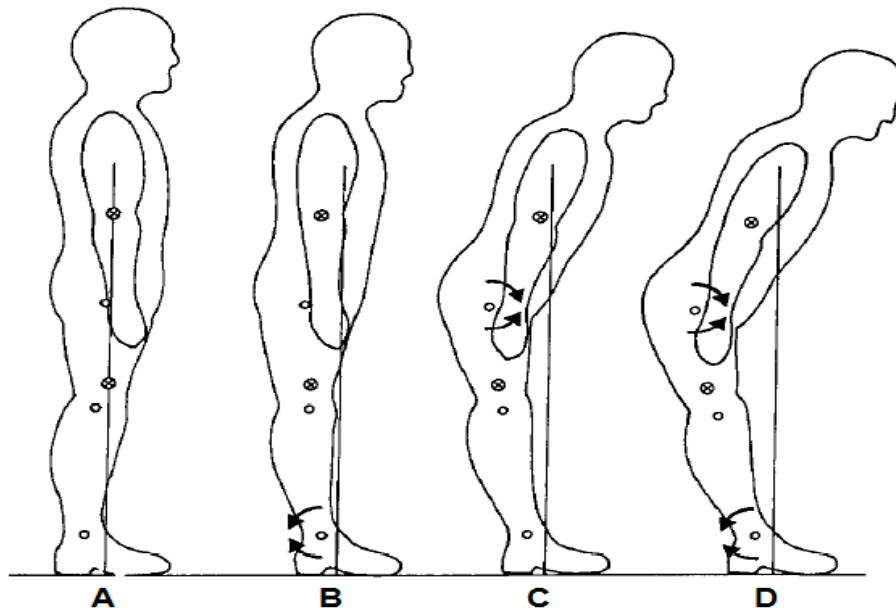


FIGURE 1.1 – Stratégies d'équilibre posturale : (A) : posture statique, (B) : stratégie de la cheville, (C) : stratégie de la hanche, (D) : stratégie combinée (synergie) [26].

Les troubles de l'équilibre représentent un problème de santé publique car ils touchent à la mobilité et pour une partie à l'autonomie de certaines catégories de la population. En effet, une personne qui souffre de ces troubles risque la chute qui peut engendrer des blessures. Ces dernières

favorisent une perte d'autonomie dans les activités de la vie courante qui peut être une source d'isolement ou de repliement sur soit. Si l'on considère, à titre d'exemple les personnes âgées : 36% des personnes de 75 ans présentent une instabilité posturale [27],[28]. La compréhension de la dynamique du mouvement tout en se basant seulement sur les expérimentations présente des contraintes dans l'estimation des variables importantes, y compris les couples articulaires et les forces générées par les muscles, qui ne sont pas généralement mesurable directement depuis les expériences. Par ailleurs, élucider les fonctions des muscles à partir d'expériences n'est pas simple. Par exemple, les enregistrements électromyographiques peuvent indiquer l'activité musculaire, mais ils ne peuvent pas déterminer de quels mouvements du corps proviennent ces activités [29]. En raison de la multitude des pathologies et des systèmes impliqués dans le maintien d'équilibre, l'évaluation des troubles de la stabilité est un processus délicat. Elle exige un diagnostic précis posé après des examens non invasifs effectués en laboratoire. Ces diagnostics peuvent se faire soit par l'analyse de la posture debout à l'état statique ou dynamique. L'analyse statique consiste à utiliser une plateforme fixe munie de capteurs permettant de mesurer l'évolution au cours du temps de la distribution du poids [30]. L'analyse dynamique consiste non seulement à déterminer la répartition du poids mais aussi à perturber le sujet placé sur une plateforme et prendre les mesures des indices de stabilité qui définissent ces possibilités de se maintenir en équilibre debout [30].

Les tests cliniques sont les seuls moyens qui permettent de chercher les causes du trouble postural afin d'en limiter les conséquences. Pendant les tests posturographiques, les médecins et les thérapeutes sont capables d'enregistrer la coordination des segments du corps, les angles des articulations et le déplacement du CdP. Le CdP c'est la position des forces verticales exercées sur la base du support. Il est calculé à partir du point d'application des forces résultantes de réaction au sol [31]. Avec un modèle dynamique approprié et à travers des mesures cinématiques, nous pouvons calculer les forces et les couples appliqués sur les articulations et les segments du corps humain [32], [33].

Les méthodes traditionnelles classiques sont des approches utiles pour l'évaluation de la stabilité posturale, et la validation des hypothèses des stratégies de récupération afin d'explorer la nature du CdP [13]. Sous de faibles niveaux de perturbations sagittales, le système de contrôle postural utilise principalement la stratégie de la cheville avec un système de contrôle basé sur le couple de la cheville. Par conséquent, le modèle du pendule inversé est le plus approprié pour représenter l'équilibre debout [34]. Durant l'état statique ou dynamique d'un sujet humain, la trajectoire du centre de pression est un signal non stationnaire. Le stabilogramme peut être décrit

comme le résultat de superposition de plusieurs signaux ayant des caractéristiques temporelles et dimensionnelles [35]. Il est également décrit comme un mouvement aléatoire selon [36]. Ce type de mouvement a été observé par Robert Brown (1827) et décrit comme un mouvement aléatoire des particules dans l'eau, nommé : mouvement brownien. Plus tard, Albert Einstein (1905) a expliqué plus ce phénomène en utilisant un modèle probabiliste [37]. Afin d'analyser la stabilité de la position verticale du corps humain, Collins et De Luca(1993) ont considérés que la trajectoire du CdP se comporte comme un processus stochastique. Il peut être modélisé comme un mouvement brownien fractionnaire [38]. Ils ont également effectué une analyse statistique afin de quantifier les caractéristiques dynamiques des stabilogrammes. Ils ont également démontrés deux mécanismes principaux du contrôle postural : un mécanisme de contrôle en boucle ouverte et un autre en boucle fermée. Le CdP est positivement corrélé avec le mouvement de la plateforme de perturbations pendant la phase de contrôle en boucle ouverte et il est négativement corrélé avec le mouvement de celle-ci au cours de la phase de contrôle en boucle fermée. Cette analyse du comportement de déplacement aléatoire du CdP montre une corrélation intra-classe (CIC) entre les sujets.

Les calculs liés au CdP peuvent induire un grand nombre de paramètres [39]. D'après ceux-ci, une sélection de caractéristiques pour réduire la dimensionnalité pour simplifier un processus multi-varié est nécessaire. La sélection des caractéristiques est une analyse statistique d'observation basée sur l'analyse en composantes principales ou ACP. C'est une technique statistique utilisée pour éliminer la redondance des données et permet de vérifier la similarité du comportement entre les variables et la distribution entre les échantillons. L'ACP a déjà été utilisée dans l'analyse de la posture et la compression des données de mouvement [40]. Tahir et al. l'ont utilisé aussi dans le classement des postures debout et assis basée sur la technique des espaces propres [41].

1.3 Outils d'analyse de la posture

L'examen clinique en laboratoire sert à capter les mouvements et à utiliser des outils informatiques afin d'analyser et de quantifier ces mouvements. Pour le diagnostic des troubles du mouvement humain, les praticiens demandent souvent à des sujets humains d'effectuer des tests posturaux instrumentés et d'autres non-instrumentés afin d'établir un diagnostic et de mieux interpréter les anomalies d'équilibre et de la marche.

1.3.1 Tests cliniques non-instrumentés (semi-quantitatifs)

Les échelles d'évaluation de l'équilibre sont des examens simples basés sur des échelles de notation. Ces tests sont utilisés pour identifier les dysfonctions posturales chez les personnes âgées et des personnes ayant subi des maladies orthopédiques, neuromusculaires ou des troubles musculo-squelettiques [39]. Quelques tests de diagnostic non-instrumentés sont répertoriés dans [42] tel que :

- L'échelle de Berg (BBS) qui est spécialisé dans l'évaluation statique ou dynamique de la capacité de maintien de la position debout chez les personnes âgées et les patients après-AVC. Le BBS a été considéré comme l'examen le plus couramment utilisé, il est facile à utiliser et peut être réalisé en 15 minutes [43].
- Le test de Tinetti est utilisé pour identifier les personnes âgées en les notant normales ou anormales, il consiste à des tâches cliniques sur la position debout statique tout en résistant aux perturbations externes, ainsi qu'une évaluation de la performance de la marche [44].
- L'échelle d'évaluation posturale pour les patients victimes d'un AVC (PASS) est un protocole clinique sous la forme d'un examen de notation composé de tests d'équilibre statiques et dynamiques [45]. Il se compose de 12 sous-tests qui peuvent être effectués en 10 minutes. Le PASS est utile pour comprendre les troubles posturaux liés à un AVC et pour distinguer les sujets ayant des différentes performances posturales. Comme inconvénient, il est moins fiable après 3 mois d'accident vasculaire cérébral [46].
- L'échelle de Hoehn et Yahr (HY) qui permet de dépister les patients parkinsoniens dont les clinicien peuvent évaluer leur autonomie. Après le diagnostic, les patients peuvent être classés comme : parkinsonien sans troubles de l'équilibre, ou marche impossible sans assistance humaine [47].
- Le test "Timed up and go (TUG)". C'est le test le plus simple et fiable pour évaluer la capacité motrice et l'aptitude à bouger. Il se fait de la manière suivante : la personne doit être assise sur une chaise puis elle se lève, marche trois mètres et enfin elle se retrouve à la chaise pour s'asseoir [48].
- La "Functional Ambulation Classification (FAC)" est un test de notation de 6 points. Il permet un classement des patients ayant subi des pathologies de la marche dont les personnes après-AVC. Le FAC rend possible l'estimation du degré d'incapacité physique sans soutien et assistance ou supervision verbale pendant la marche [49].
- Test d'équilibre unipodal (UPST) est un test statique de prédiction de chute basé sur le maintien de la position unipodal, il est utilisé pour évaluer la capacité d'un sujet à résister

à la chute avec une seule jambe pendant 30 secondes [50]. Il est convenable pour identifier les maladies du système nerveux comme l'exclusion de la présence d'une neuropathie périphérique [51].

1.3.2 Tests cliniques instrumentés

Les tests cliniques instrumentés fournissent des informations qualitatives et quantitatives sur la physiologie du système de contrôle postural, ainsi que sur l'évaluation de la motricité humaine et le système neuromusculaire. Ces tests nécessitent l'utilisation des dispositifs médicaux de type : cinématiques, cinétiques et électro-physiologiques [39].

- L'électromyographie (EMG) : est un outil d'électrodiagnostic qui consiste à mesurer l'activité musculaire spontanée et l'activité électrique des nerfs [52]. Il permet d'étudier la coordination inter-articulaires en mesurant l'amplitude temporelle EMG qui reflète l'intensité de l'activité musculaire. Cette mesure peut être utilisée pour caractériser le comportement postural suite à des perturbations externes, et de révéler les anomalies physiologiques liées aux troubles de l'équilibre [53].
- Les dispositifs cinématiques : citons comme exemple les technologies d'enregistrement vidéo [54], et les systèmes de capture de mouvement 3D (MOCAP). L'avantage du système MOCAP réside dans sa précision élevée grâce à l'utilisation des caméras de haute résolution et des marqueurs réfléchissants [55]. D'autres outils cliniques peuvent être exploités pour estimer les mouvements des articulations et des segments, nous indiquons : l'accéléromètre [56], et l'électro-goniomètre [57]. Les capteurs à déplacement laser peuvent également offrir la possibilité d'établir des mesures cinématiques [58].
- Les dispositifs cinétiques : la posturographie exploitant des équipements cinétiques est désormais un outil principal dans l'analyse des réponses posturales et l'évaluation des systèmes sensoriels contribuant dans le processus du maintien de l'équilibre. Les équipements les plus utilisés en posturographie sont les plateformes de forces [59]. Elles peuvent être incorporées dans des plateformes statiques ou dynamiques.

Dans la section suivante, nous allons expliciter les principes de la posturographie et les outils associés.

1.4 Posturographie

La posturographie est un outil d'évaluation objective qui sert à mesurer les variations de la force verticale exercée par le corps humain [60]. Elle permet de caractériser le balancement du corps en fonction des signaux stabilométriques combinés aux tracés en fonction du temps du CdP et du CdM de l'individu dans les directions antéro-postérieur et médio-latérale [61]. Les tests posturographiques utilisent des plateformes statiques ou dynamiques pour mesurer les réponses posturales des mouvements pendant que le participant se tient sur une position déséquilibrée, dont la section qui suit décrit quelques exemples.

1.4.1 La posturographie statique

La posturographie statique informatisée (PSI) est un test d'évaluation objective du système de stabilité posturale. Elle est basée sur la mesure du balancement du CdP d'un individu placé sur une plateforme statique [62]. Plusieurs plateformes statiques sont disponibles. La plateforme de force statique Kistler illustrée dans la figure 1.2 a été utilisée pour évaluer l'instabilité statique et le contrôle de l'équilibre des patients présentant des troubles vestibulaires [63].

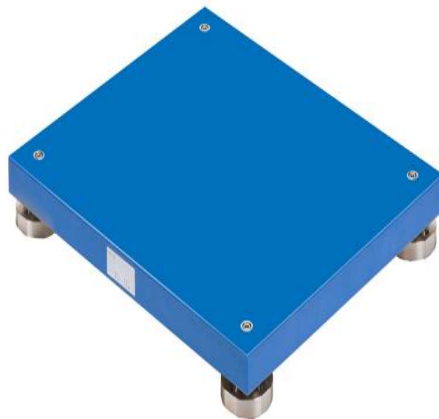


FIGURE 1.2 – Plateforme de force statique : Kistler [64].

Ickenstein et al. ont exploités des plateformes statiques appelées GK-1000 pour aider à des examens neurologiques appliqués sur des sujets parkinsoniens (voir la figure 1.3). Leurs techniques quantitatives sont basées sur le test de Romberg, l'examen de la démarche et la performance du test de traction [65].

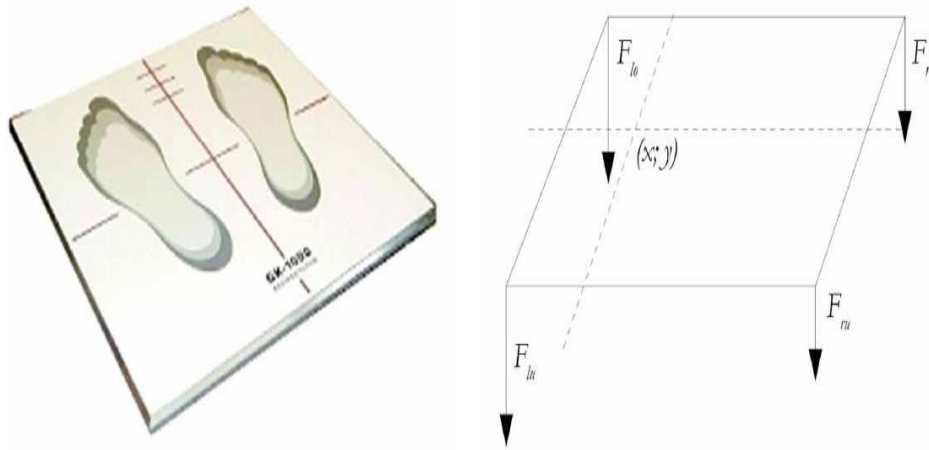


FIGURE 1.3 – Platesforme posturographique statique : GK-1000 [65].

1.4.2 La posturographie dynamique

La posturographie dynamique informatisée (PDI) utilise des signaux issus de la plateforme en mouvement afin de quantifier les réactions motrices d'un sujet donné. Les techniques PDI ont été initialement développées avec le soutien de la NASA et plus tard par l'institut national américain de la santé. Ils ont été utilisés par la suite dans la recherche scientifique mondiale [66]. Ces tests dynamiques peuvent fournir une évaluation appropriée du système de bio-rétroaction comme les anomalies vestibulaires [67]. Elle est divisée en trois protocoles principaux :

- Le test d'organisation sensorielle (SOT) est pratiqué dans l'évaluation du balancement postural au cours d'une posture debout avec des modifications dans les entrées sensorielles pour évaluer les stratégies de stabilisation posturale [68]. Il peut être utilisé dans la vérification de l'état fonctionnel des voies neuronales et vestibulo-spinales qui sont impliqués dans le fonctionnement du système nerveux central ou CNS [69].
- Le test de contrôle moteur (MCT) utilise la durée de récupération comme critère d'évaluation de stabilité pour estimer l'efficacité du système de rattrapage d'équilibration posturale d'une personne. Le MCT doit être réalisé en appliquant différents niveaux de perturbations externes [70].
- Le test d'adaptation (ADT) sert à examiner l'efficacité du système de contrôle postural dans l'adaptation automatique à un changement de surface imprévue comme l'inclinaison et la rotation. Cela se fait en vérifiant la capacité de minimiser la zone de balancement et l'amplitude du couple de la cheville en utilisant le score d'énergie du balancement. Le but est de quantifier l'aptitude fonctionnelle des patients [71].

Plateformes d'évaluation de la posturographie dynamique

Plusieurs plateformes dynamiques ont été suggérées. La figure 1.4.a montre la plateforme dynamique nommée Equitest qui se compose d'une surface de support avec des capteurs dans les coins ayant pour but la détermination du déplacement CdP ainsi que le balancement du CdM. Au cours des tests posturographiques, les sujets se tiennent sur une plateforme avec des capacités de rotation et de translation. La plateforme EquiTest peut effectuer un test d'organisation sensorielle (SOT). L'inconvénient de ce dispositif reste son coût en le comparant aux plateformes de forces qui ne mesurent que les forces de réaction au sol [72]. Oda et al. ont exploités le système d'EquiTest pour évaluer le balancement des patients atteints des dysfonctions vestibulaires [67].

Kharboutly et. al ont présentés la conception d'une plate-forme robotique dynamique appelée : IsiMove illustrée dans la figure 1.4.b. Cette plate-forme robotique est capable de générer des mouvements avec quatre degrés de liberté, y compris des translations horizontales avec un maximum de 150 mm [73]. IsiMove peut fournir des capacités d'évaluation posturale avec des tests statiques ou dynamiques. Elle est employée dans la posturographie dynamique et son praticité a été confirmée [74].

La plateforme Imoove illustrée dans la figure 1.4.c est motorisée munie d'un mouvement de déstabilisation élastique à 3 dimensions. Elle est largement utilisée dans la kinésithérapie, la rééducation des pathologies d'équilibre et la préparation athlétique [78]. Des séances d'entraînement utilisant Imoove peuvent permettre à développer la synergie entre les segments ainsi que le renforcement musculaire et la mobilité articulaire.

La figure 1.4.d montre la plateforme dynamique Proprio annoncée par la société Perry Dynamics. Elle est multidirectionnelle avec une inclinaison maximale de 25 degrés sur l'axe vertical [77]. Elle peut être utilisée dans l'amélioration de l'équilibre et aussi pour renforcer les forces locomotrices des extrémités inférieures [79]. L'analyse des mouvements dynamiques utilisant la plateforme Proprio est basée sur un score de balancement. Les scores générés par la plateforme Proprio ont été analogues avec les scores obtenus à partir du test SOT sous de petites perturbations dynamiques. Cependant, d'autres tests sur une population pathologique sont nécessaires avant que le dispositif puisse être validé [80].

Ces plateformes dynamiques sont fabriquées pour générer des perturbations à faible amplitudes, qui ne sont pas mobiles et elles ne peuvent pas simuler les perturbations dans les transports en commun. Ce travail de thèse s'est basé exclusivement sur l'exploitation des données issus d'une plateforme dynamique et mobile appelée : IsiSkate. Par conséquent, nous allons décrire plus en détail les caractéristiques de cette dernière.

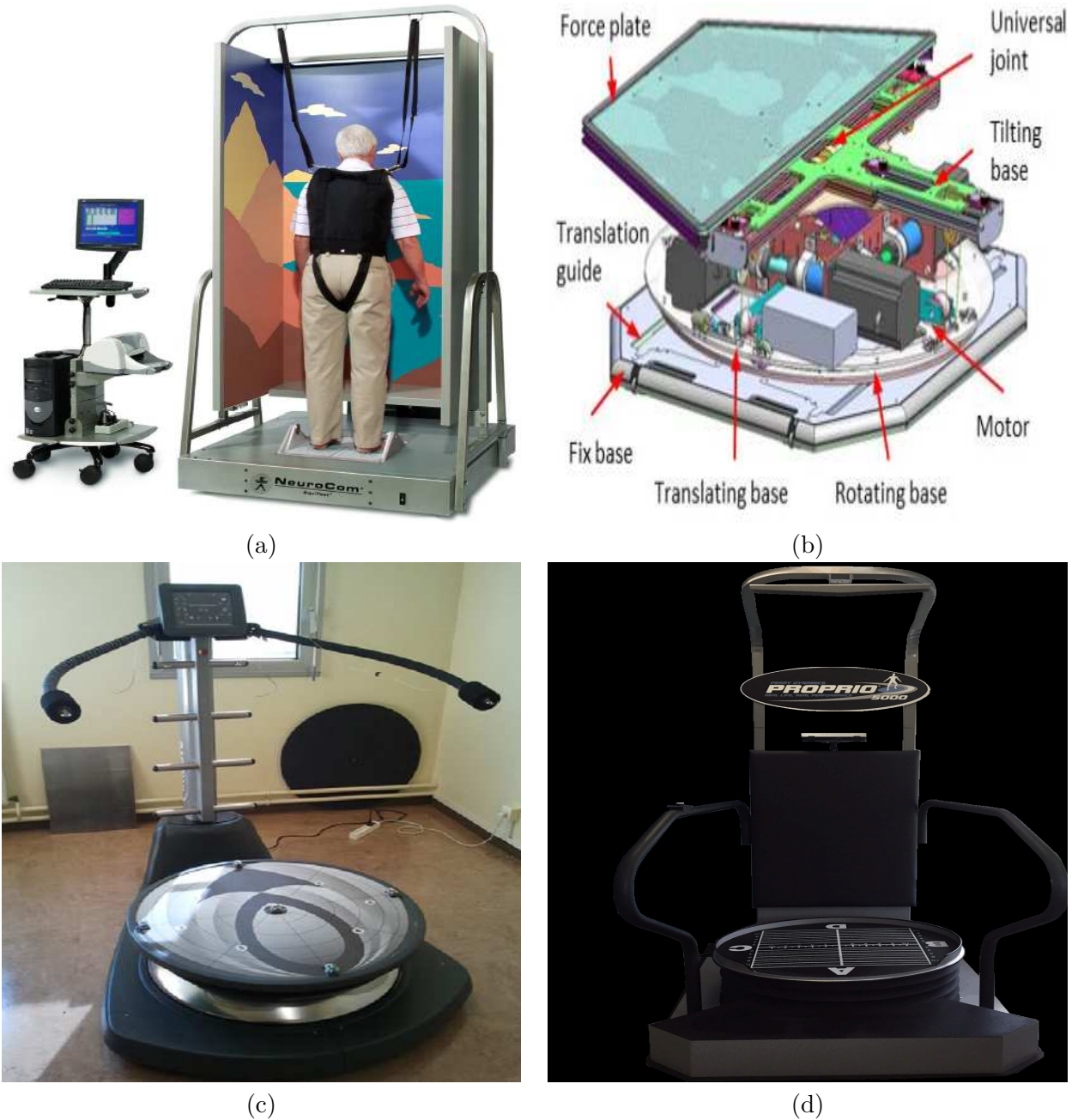


FIGURE 1.4 – (a) : système EquiTest fabriqué par NeuroCom [75]. (b) : plateforme IsiMove réalisée par la société AssitMov [73]. (c) : plateforme Imoove [76]. (d) : plateforme Proprio de Perry Dynamics [77]

Plateforme robotique mobile : IsiSkate

IsiSkate est une nouvelle plateforme dédiée à l'étude de l'équilibre dans les transports en commun. C'est une structure qui est capable d'assurer en même temps un mouvement dans le plan et de mesurer ses effets via les capteurs d'efforts dédiés. Cette plateforme est représentée dans les figures 1.5.a et 1.5.b.

Dans le but de mesurer les efforts, le support de la plateforme se compose de 2 demi-plateaux identiques indépendants pour supporter respectivement le pied droit et gauche de l'individu à expérimenter. Chaque demi-plateau est équipé de capteurs d'efforts dédiés à la mesure de la force de pression et la position du centre de pression du pied droit et gauche ainsi que le centre de pression global (voir : figure 1.6).

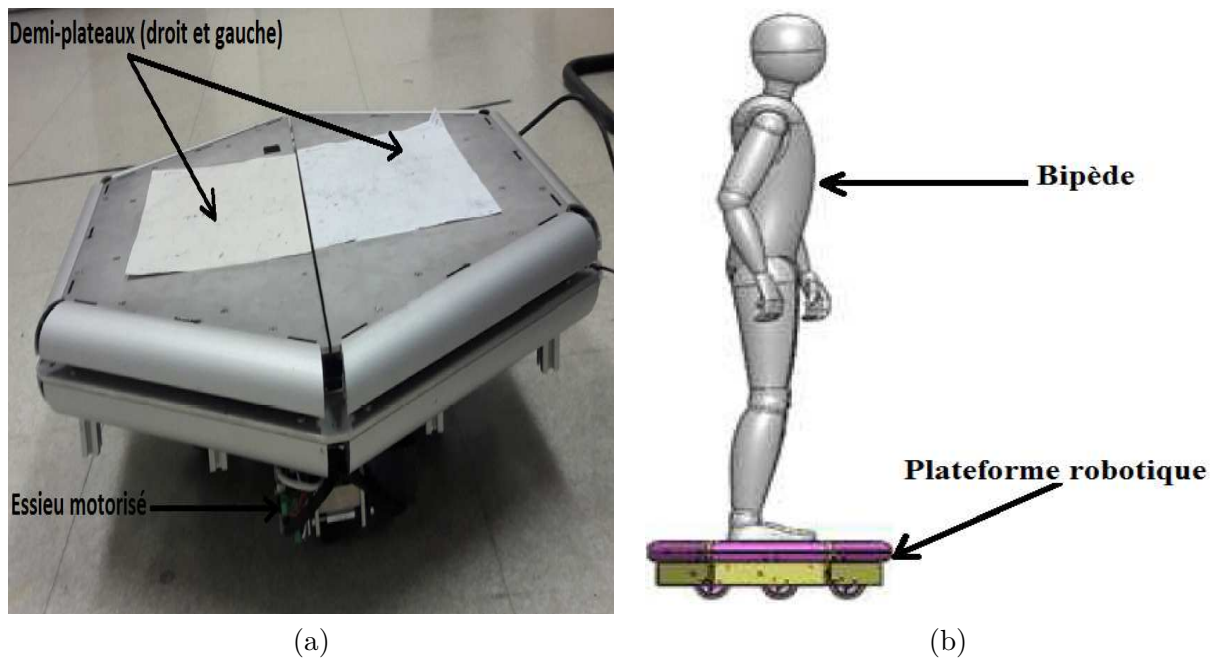


FIGURE 1.5 – (a) : Plateforme robotique mobile : Isiskate. (b) : bipède placé sur une plateforme mobile.

La mobilité de la plateforme robotique est assurée par quatre essieux motorisés. Chaque essieu est capable d'effectuer un mouvement longitudinal et une rotation autour d'un axe vertical. Les essieux sont motorisés et synchronisés afin d'assurer la stabilité d'une personne debout. Avec les quatre roues omnidirectionnelles, la plateforme dispose de trois degrés de libertés : deux en translations sur le plan horizontal et une en rotation autour de l'axe vertical. La translation horizontale (situation de déstabilisation par cisaillement au niveau des pieds) est similaire à celle

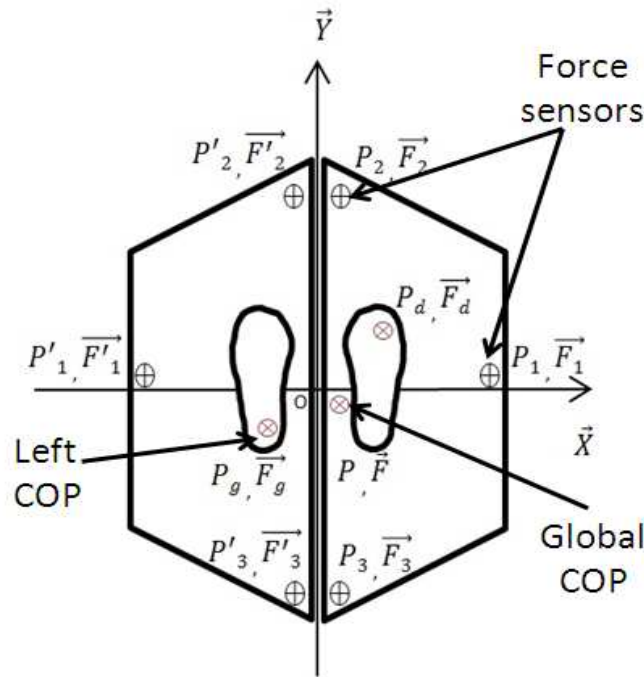


FIGURE 1.6 – Disposition des capteurs de forces et la mesure du centre de pression droit, gauche et global.

subie dans les transports en commun : métro, bus, train, etc. La plateforme est compacte afin de réaliser une meilleure perception de confort et de sécurité. Les dimensions de la plateforme sont définies par des cercles représentant les trajectoires des quatre roues : il n'y a pas de choc entre 2 roues quelconques, les roues ne dépassent pas la bordure du plateau support. La hauteur de la plateforme est faible (inférieure à la hauteur d'une marche d'escalier sur laquelle un utilisateur peut monter en position debout). La charge maximale supportée par la plateforme est de l'ordre de 120 kg, avec une vitesse maximale du déplacement estimée à 1.2 m/s. Plus de détails sur la conception de la plateforme peuvent se trouver dans [12].

La position du centre de pression du pied droit et de gauche peut être déterminée en passant par le calcul de la distribution des efforts entre les 3 capteurs de forces (voir la figure 1.6). Pour valider un capteur, la résolution du centre de pression doit être de l'ordre 0.05 mm. Ainsi, pour le calibrage, on pose sur le plateau d'IsiSkate une série de poids variant de 10 kg, 50 kg jusqu'à 100 kg et on calcule l'erreur du centre de pression sur l'axe X et l'axe Y. Les deux courbes de la figure 1.7.a et 1.7.b comparent les erreurs de mesures du centre de pression de l'IsiSkate avec ceux de la plateforme de force Satel utilisée comme référence industrielle. L'erreur de l'IsiSkate est de l'ordre de $0.2 \text{ mm} < 0.5 \text{ mm}$, qui est acceptable [81]. L'usage de cette plateforme a permis de mener des analyses en se basant sur les critères qu'on l'ont décrit dans la section qui suit.

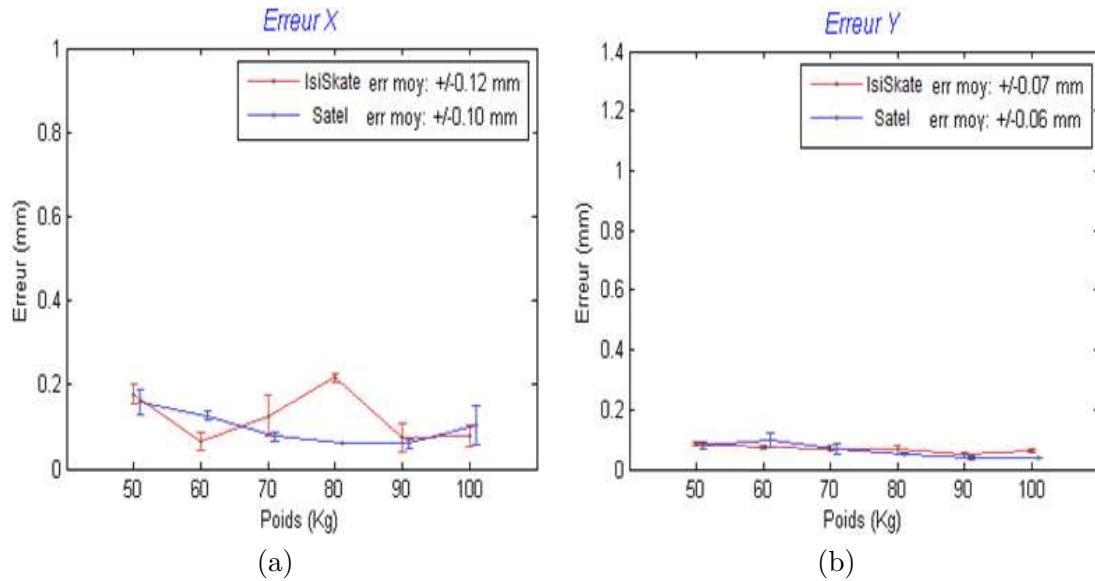


FIGURE 1.7 – Erreurs obtenues pour les directions X et Y.

1.4.3 Critères de stabilité classiques

Nous introduisons les définitions de quelques paramètres posturographiques traditionnels qui seront utilisés par la suite dans notre étude.

La moyenne du CdP

La moyenne du CdP pour n observations (Moy_{CdP}) est calculée par la formule :

$$Moy_{CdP} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n CdP_i \quad (1.1)$$

Il permet de renseigner sur l'évaluation moyenne du CdP et sa situation durant une expérience.

La variance et l'écart-type du CdP

La variance du CdP est un paramètre de dispersion de la série du CdP. Elle mesure la façon dont les valeurs de CdP se dispersent autour de la moyenne [82]. La variance d'une variable discrète composée est définie comme suit :

$$\sigma^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (CdP_i - Moy_{CdP})^2 \quad (1.2)$$

σ^2 est la variance du déplacement du CdP, n est le nombre d'observations et Moy_{CdP} est la moyenne de déplacement du CdP. L'écart-type SD_{CdP} représente l'étalement des données, qui

est le résultat de la racine carrée de la variance. Il mesure la dispersion des données autour de leur moyenne. Plus l'écart-type est faible plus les données sont homogènes et le processus étudié est stable. Si l'écart-type est élevée, le processus étudié est instable.

Longueur de la trajectoire du CdP

La longueur du statokinésigramme ($L_{x,y}$) est la trajectoire parcourue par le CdP dans la direction antéro-postérieure (AP) selon l'axe (x) et la direction médio-latérale (ML) selon l'axe (y). Elle est calculée par la formule [63] :

$$L_x = \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(CdPx_{i+1} - CdPx_i)^2} \quad (1.3)$$

$$L_y = \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(CdPy_{i+1} - CdPy_i)^2} \quad (1.4)$$

$L_{x,y}$ peut être utilisée dans l'évaluation de l'instabilité du balancement postural dans les directions AP et ML, séparément. La longueur du statokinésigramme dans le plan planaire (L_{stat}) nous donne un aperçu général sur le comportement postural suite à des perturbations externes. La L_{stat} représente la somme des distances entre les enregistrements successives du CdP, qui peut être calculée par :

$$L_{stat} = \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(CdPx_{i+1} - CdPx_i)^2 + (CdPy_{i+1} - CdPy_i)^2} \quad (1.5)$$

Surface de l'ellipse de confiance

Dans cette étude, la surface de l'ellipse de confiance (voir la figure 1.8) représente la zone du statokinésigramme (S), elle comprend 95% des points de CdP et peut être calculée par [83] :

$$S = \pi AB \quad (1.6)$$

Avec A le grand axe, $A = \sqrt{\chi_2^2 \lambda_1}$. B le petit axe, $B = \sqrt{\chi_2^2 \lambda_2}$.

λ_1 et λ_2 sont les variances correspondantes au grand axe et petit axe de l'ellipse de confiance, successivement. Elles sont obtenus à partir de la matrice de covariance. Dans le cas d'un niveau de confiance de 95%, le paramètre χ_2^2 à deux degrés de liberté correspond à 5.991.

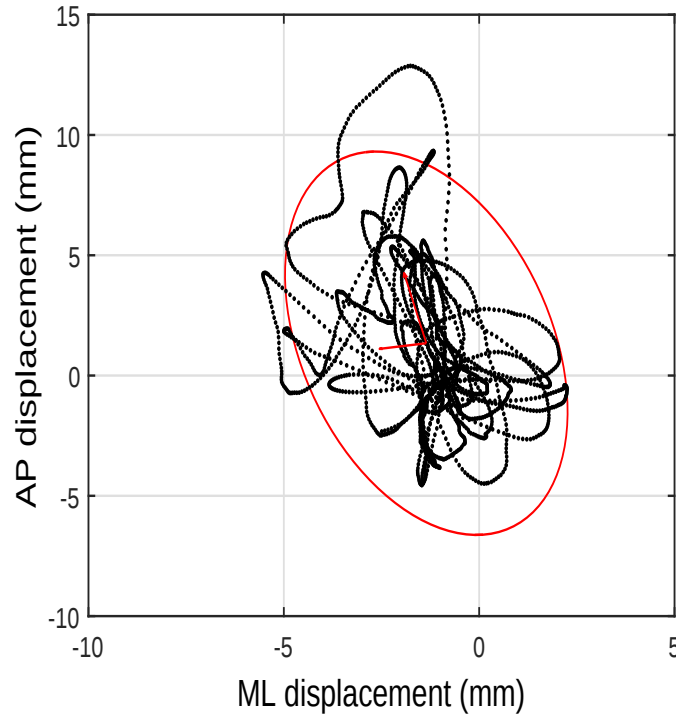


FIGURE 1.8 – Surface de l'ellipse de confiance

Moyenne quadratiques pondérée

Les valeurs moyennes quadratiques pondérées (RMS) du CdP peuvent être calculées par [84] :

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (CdP_i)^2} \quad (1.7)$$

Ce critère permet de donner une information sur la magnitude d'un ensemble de données stabilométriques. Il peut être utilisé pour quantifier les altérations dans le balancement postural.

Valeur moyenne de la vitesse du CdP

La valeur moyenne de la vitesse du CdP dans le plan AP (x) et ML (y) : $MV_{x,y}$ peut être calculée par [84] :

$$MV_x = \frac{f_s}{n} \sum_{i=2}^n |CdPx_{i+1} - CdPx_i| \quad (1.8)$$

$$MV_y = \frac{f_s}{n} \sum_{i=2}^n |CdPy_{i+1} - CdPy_i| \quad (1.9)$$

Où f_s est la fréquence d'échantillonnage. La valeur moyenne des vitesses résultantes du CdP dans le plan planaire (V_{Moy}) peut être calculé par : L_{stat}/T , ou T le temps pris par l'excursion du CdP.

La modélisation est le meilleur moyen qui nous permet de comprendre les conséquences biomécaniques de la reconstruction musculo-squelettiques complexe [85]. Les modèles informatiques peuvent également être utiles à l'ingénieur biomécanique et aux expérimentateurs pour l'analyse des problématiques orthopédique ou neuromusculaire, ainsi à la conception de nouvelles procédures comme la simulation des transferts de tendons et des déplacements des articulations. OpenSim est un produit qui répond à cette modélisation. Il est décrit dans la section suivante.

1.5 Logiciel de modélisation musculo-squelettique : OpenSim

Les modèles musculo-squelettiques humaines peuvent être utiles pour étudier les effets des décisions chirurgicales sur un modèle plutôt que sur un sujet humain [86].

OpenSim est une plateforme de modélisation, simulation et d'analyse des systèmes neuromusculo-squelettiques, dont le code source est libre [87]. L'étape commune dans l'analyse des mouvements consiste à calculer les angles et les moments articulaires d'un objet pendant son mouvement. La topologie complète d'OpenSim nous offre la possibilité d'exploiter les modèles existants pour prédire les angles articulaires et les forces musculaires générées [88]. Par exemple, le moment de l'articulation dépend de la force et la longueur du tendon. Par conséquent, la spécification exacte de la géométrie musculo-squelettique est essentielle à l'élaboration d'un modèle précis. Elle passe par le relevé des données expérimentales puis par leur mise à l'échelle ou scaling. Il sera ensuite possible d'exploiter les résultats dans une application.

1.5.1 Les relevés et la collection des données expérimentales

Les données expérimentales permettent de générer des simulations dynamiques. Elles sont souvent répétables, ce qui les rend difficiles au prétraitement et importation dans un logiciel biomécanique. Afin de surmonter cette difficulté, les expérimentateurs recommandent de développer et de documenter tous les protocoles en laboratoire. Nous reprenons ici quelques conseils concernant les protocoles expérimentaux à suivre [89] :

- L'acquisition des informations anthropométriques : tell que la masse corporelle et la hauteur du sujet, les longueurs des segments du corps, ainsi que la vérification de la résistance des articulations du corps [90].

- La préparation d'au moins trois marqueurs réfléchissants sur chaque segment d'un corps rigide afin de déterminer la position exacte de chaque segment. Deux marqueurs supplémentaires sur les malléoles médiale et latérale de la cheville ainsi que sur les épicondyles médiale et latérales des genoux doivent être installés, cette conception représentée dans la figure 1.9 permet une détermination précise des centres articulaires de la cheville et du genou [91].



FIGURE 1.9 – Configuration des marqueurs expérimentaux [91].

- Pour une meilleure précision de calculs des couples articulaires, les sujets doivent effectuer des mouvements pour l'approximation des centres de rotation fonctionnels des articulations. Concernant la cheville, on demande au sujet d'effectuer trois fois une flexion plantaire de la cheville et se tenir debout sur les pointes des pieds. Pour le cas de la hanche et des épaules, le sujet doit déplacer les bras et les jambes en forme d'étoile, élever et abaisser le bras cinq fois. Pour le genou : le sujet effectue un squat de genou trois fois. Notons qu'il existe d'autres méthodes prédictives pour estimer les centres articulaires basés sur la géométrie et les dimensions des segments [92].
- Le calibrage de la plateforme robotique mobile avec la position des marqueurs, puis l'enregistrement des coordonnées de la trajectoire du CdP. Ainsi, l'intégration des fichiers du CdP et de mouvements supplémentaires issues des marqueurs dans le modèle générique.
- Pour une modélisation dynamique complète, il est fortement recommandé de mesurer les forces externes appliquées au sujet et leur points d'application et directions, incluant les forces d'interaction sujet-environnement et les forces de réaction au sol (GRF).
- Prendre beaucoup de photos et de vidéos au cours de l'expérience afin que l'on puisse

vérifier le positionnement des marqueurs. Cela facilite la mise à l'échelle des données cinématiques avec le modèle générique. Notons que certains systèmes MOCAP autorisent une synchronisation avec une caméscope numérique.

- La collection des données EMG des muscles pour améliorer la précision. En particulier pour les muscles les plus intéressants dans l'étude. L'accès aux données EMG du mouvement expérimental nous permettra d'évaluer les activités musculaires associées aux mouvements et de vérifier la fiabilité des activations musculaires estimées à partir des simulations [93].
- Les étapes suivantes sont consacrées à l'exploitation des données de mouvements par OpenSim [89] :
 - Utiliser OpenSMAC pour convertir les données de mouvements au format d'OpenSim.
 - Utiliser le modèle SIMM ou C3D pour importer les données de mouvements puis de les enregistrer comme un fichier : .mot.
 - Utiliser des codes Matlab spécifiques pour l'acquisition des fichiers : .trc, .anc et .C3D.

1.5.2 La mise à l'échelle

La mise à l'échelle ou Scaling correspondant à l'adaptation de l'anthropométrie du modèle générique afin qu'il corresponde au sujet étudié. Nous pouvons utiliser des mesures biométriques comme la masse segmentaire, et la hauteur du sujet, ainsi que les positions des marqueurs pour mieux les faire correspondre au modèle générique [94].

La mise à l'échelle peut se faire en comparant les données des marqueurs expérimentaux à ceux des marqueurs virtuels. Elle est basée sur la comparaison des distances entre les points de marqueurs virtuels sur le modèle avec les marqueurs expérimentaux correspondants. Par ailleurs, une autre approche manuelle suggère un facteur prédéterminé pour la mise à l'échelle des marqueurs. Ce qui est parfois nécessaire lorsque les données des marqueurs appropriés ne sont pas disponibles [95]. La figure 1.10 montre le modèle approximatif qui est proche aux données prises en laboratoire. OpenSim détermine la meilleure correspondance en résolvant un problème d'optimisation pondérée des moindres carrés dans le but de minimiser les erreurs des marqueurs. Cette erreur est définie par la distance entre les marqueurs virtuels et les marqueurs réels [96].

Après la mise à l'échelle, le modèle générique nous permet de simuler et de déterminer les angles, les vitesses, les accélérations angulaires, ainsi les moments et les forces articulaires. La précision des relevés expérimentaux ainsi qu'une mise à l'échelle appropriée nous aident dans la résolution des problèmes de la cinématique et de la dynamique inverse. La cinématique inverse

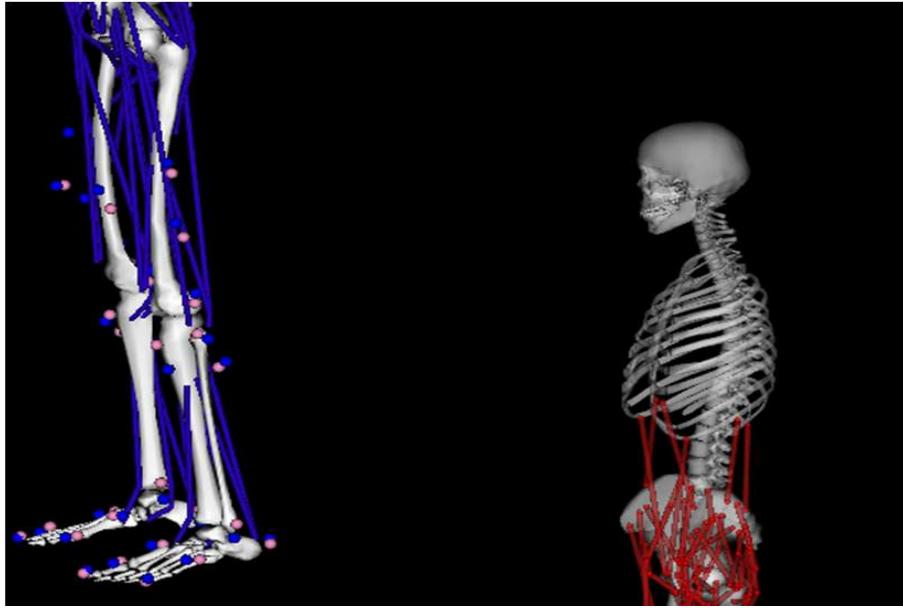


FIGURE 1.10 – Le modèle musculo-squelettique approximatif le plus proche au marqueurs expérimentaux.

(CI) est un outil qui sert à calculer les angles articulaires d'un modèle musculo-squelettique qui reproduit le mouvement réel d'un sujet. La dynamique inverse (DI) permet de résoudre les équations de mouvements et de déterminer les forces générées et les moments dans chaque articulation [97].

1.5.3 Application sur la marche en accroupie

La marche en accroupie (crouch gait) est l'une des anomalies les plus fréquentes de la marche chez les individus souffrant de paralysie cérébrale (PC). Cette marche est caractérisée par une flexion excessive du genou au cours de la phase d'appui, qui est accompagnée d'une flexion exagérée et d'une rotation interne de la hanche (voir la figure 1.11). Nous allons utiliser OpenSim pour analyser les causes possibles de cette marche anormale, qui peut être due aux longueurs des tendons [88]. D'autres causes sont également possibles, comme les problèmes au niveau des fléchisseurs plantaires de la cheville qui peuvent provoquer une flexion excessive du genou [98]. La façon la plus appropriée pour distinguer les causes est de développer un modèle qui représente la structure musculo-squelettique du sujet PC étudié.

OpenSim est capable de synchroniser et de charger plusieurs mouvements dynamiques simultanément. Nous allons comparer la marche normale avec celle accroupie, la figure 1.12 montre que l'angle du genou dépend du type de la marche. Étant donnée que les genoux fléchissent pendant l'appui chez le sujet paralysé cérébrale.

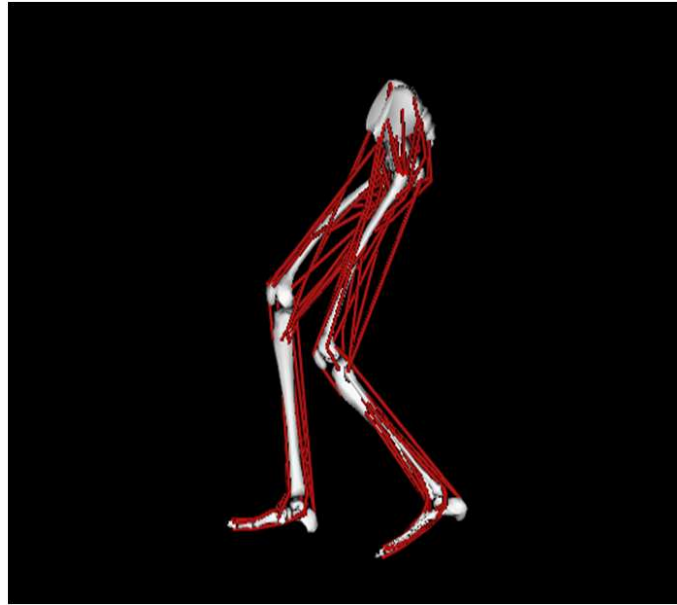


FIGURE 1.11 – La marche en accroupie

Afin de montrer la cause de cette anomalie posturale, on compare la longueur des ischio-jambiers de la marche en accroupie à la longueur d'ischio-jambiers au cours de la marche normale. Il est évident que la différence entre les deux marches apparaît dans les tendons d'ischio-jambiers comme nous le montre la figure 1.13. Dans une tentative d'améliorer la posture et la marche des patients souffrants d'une paralysie cérébrale, les chirurgiens orthopédistes parfois allongent leurs muscles ischio-jambiers, car les ischio-jambiers très courts peuvent induire une marche accroupie. Cependant, l'allongement des ischio-jambiers peuvent compromettre la force de ces muscles. Ce qui suggère des inconvénients et oblige les chirurgiens de savoir exactement la longueur adéquate pour assurer un mouvement normale [86].

L'analyse donnée dans cette section n'est qu'un exemple qui montre l'intérêt d'un outil comme OpenSim. Il offre une bonne illustration du couplage entre les données expérimentaux et l'analyse biomécanique. Il peut permettre de suggérer des pistes qui peuvent servir ou traitement ou à la rééducation de certaines anomalies. Notre étude s'est principalement focalisée sur les personnes après-AVC.

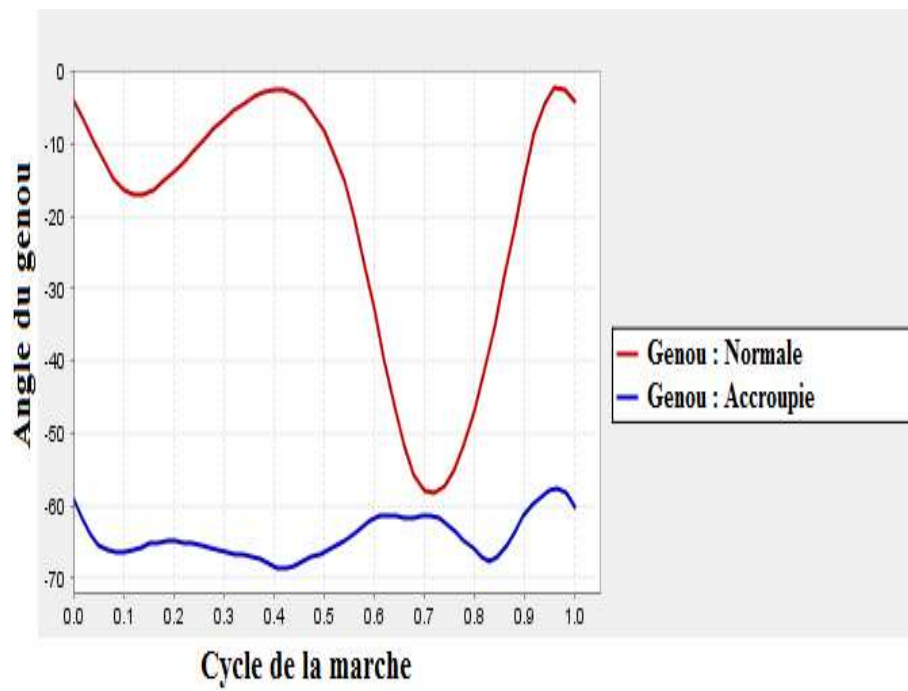


FIGURE 1.12 – Angle du genou droit en fonction du type de la marche normale et accroupie.

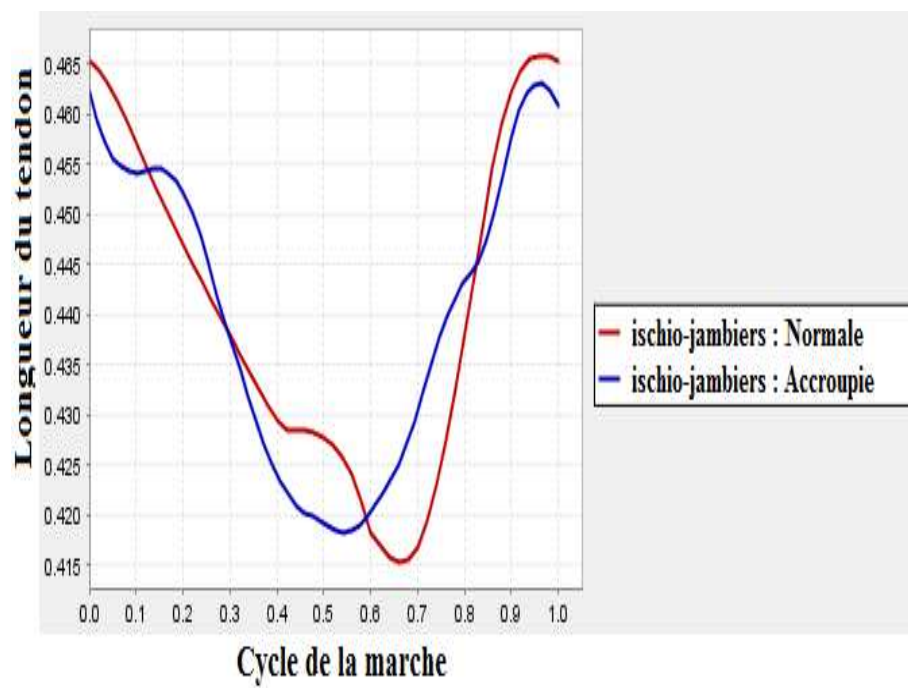


FIGURE 1.13 – Longueur d'ischio-jambiers en fonction du type de la marche normale et accroupie.

1.6 Évaluation posturale des personnes après-AVC

L'une des principales conséquences après un AVC sont les déficiences causées par l'endommagement de certains tissus cérébraux [99], ce fait entraîne des dégradations dans les connexions neuronales entre le cerveau et les muscles qui affectent la boucle d'information et le système somato-sensoriel [100]. Certains patients peuvent être aussi confrontés à des pertes de la sensibilité ou de la vision, ces détériorations sensorielles affectent le système proprioceptif qui positionne et oriente les segments du corps dans l'espace et peut induire un dysfonctionnement des connexions inter-membres en raison d'une activité sensorimotrice limitée [101]. Cela provoque une dégradation au niveau du système de rétroaction favorisant de graves conséquences pouvant entraîner des chutes [102]. Les symptômes après-AVC peuvent conduire à une parésie ou d'autres syndromes liés à un AVC. Cette faiblesse de la capacité motrice favorise une hémiplégie asymétriques qui peut se définir par une répartition du poids du corps sur les parties non paralysées des membres inférieurs [103]. Des études ont montrés que les sujets après-AVC ont connu des erreurs de perception sur la répartition du poids en les comparant avec les individus sains, cela peut les rendre inconscients du problème asymétrique [104]. En conséquence, il peut arriver une perte de contrôle postural. Les personnes atteintes d'AVC se distinguent également par leurs lésions somato-sensorielles et proprioceptive provoquant des perturbations dans les coordinations motrice et par la suite des déficits posturaux. Ils peuvent aussi conduire à des déficiences héli-sensorielle et une perception erronée de coordonnées du corps provoquant une posture inclinée connue par : syndrome de Pusher [105].

Chaque année, environ 15 millions de personnes dans le monde souffrent d'un accident vasculaire cérébral [106]. En Algérie, chaque année 50.000 nouveau cas d'AVC sont enregistrés parmi lesquels 20.000 conduit à des déficiences physiques [107]. Ce qui constitue la deuxième cause de décès après les accidents de la route. En France, jusqu'à 150.000 souffrent de syndromes après-AVC chaque année, 80% d'entre eux souffrent d'un accident vasculaire cérébral ischémique [106]. C'est la principale cause de déficiences physiques et des altérations du système de contrôle postural. En 2008, 105 000 hospitalisations d'AVC ont été recensées en France avec un pourcentage de 50.3% ayant subi des troubles de l'équilibre et de la marche [108]. Différentes études ont été menées pour évaluer les circonstances de chutes et de toutes les détériorations posturales liées au vieillissement et d'AVC. D'après l'organisation mondiale de la santé : 37.3 millions des chutes se produisent chaque année provoquant des blessures graves et l'invalidité ou les décès [109].

Pour améliorer les capacités locomotrices des patients après-AVC, plusieurs approches ont

été proposées. Les thérapies cliniques et la rééducation telles que les techniques de stimulation sont appropriées pour améliorer leur système postural [110]. La réhabilitation de la faiblesse cardiovasculaire à l'aide d'un exercice sur tapis roulant est une méthode de réhabilitation appropriée [111]. En outre, l'entraînement sur tapis roulant avec yeux fermés et d'une rétroaction audio-visuelle est une méthode de rééducation appropriée. Elle est capable d'améliorer le système proprioceptif et le contrôle du mouvement articulaire [112], [99]. Des études montrent également que les exercices de pilâtes renforcent l'équilibre et l'aptitude posturale des sujets après-AVC [113].

Dans la littérature, différentes études ont été menées pour évaluer le comportement postural des patients après-AVC. Silva et al. ont constaté que les patients après-AVC souffrent de lésions neuronales dans les membres ipsilatéraux pendant la phase d'appui de la marche. Ce critère peut être utilisé pour distinguer les individus ayant subi d'un AVC [114]. Par ailleurs, ils ont également utilisé l'activation musculaire pour évaluer leurs ajustements posturaux anticipés en transition entre les positions assise et debout en comparant avec des individus sains [115]. Le processus de l'équilibre repose sur des principaux ajustements sensorimoteurs qui nécessitent une synergie neuromusculaire élevée. Ainsi, les changements dans les coordonnées motrices favorisent des ajustements posturaux majeurs qui peuvent avoir des conséquences graves sur les individus après-AVC, et donc un outil de diagnostic sera nécessaire. Par conséquent, différentes méthodes de classification peuvent être utilisées. Begg et al. ont utilisé les réseaux de neurones pour la reconnaissance et le diagnostic des effets du vieillissement sur la marche [116]. Ainsi, les machines à vecteurs de support (SVM) ont été utilisées dans le diagnostic et la surveillance des lésions neuromusculaires chez les AVC en utilisant les activités électro-myographiques en employant des mesures EMG [117].

Les mesures posturographiques peuvent être distinctes dans le diagnostic et la réhabilitation des maladies neuro-dégénératives qui peuvent causer un déséquilibre comme les AVC et la maladie de Parkinson [103]. L'après-AVC est reconnu par le hasard dans les trajectoires de CdP et l'asymétrie de la démarche qui peut conduire à des blessures [118]. Plusieurs études ont comparé le comportement postural des après-AVC et des individus sains utilisant des paramètres stabilométriques traditionnels liés au CdP. Ces paramètres traditionnels ont été calculés à l'aide des techniques linéaires classiques [119]. De plus, les mesures CdP sont convenables pour l'évaluation du comportement postural chez les patients après-AVC avant et après la réhabilitation et la rééducation clinique [120].

Notre étude vise à procéder vers une posturographie dynamique connue un outil d'évaluation objectif. L'examen dynamique employant une posturographie clinique quantitative permettant

l'évaluation dynamique du balancement posturale. Il est plus sensible aux déficiences posturales que les outils fonctionnels non-instrumentés. Ces derniers ne dépendent que sur le taux d'exécution et ne peuvent pas identifier précisément la nature du déficit postural. Par conséquent, les outils d'évaluation objectifs comme la posturographie dynamique sont des approches les plus faisable dans l'évaluation de la posture debout [60]. Les problèmes de l'équilibre dans le transport nous ont guidés vers une technique d'observation fondée sur des tests dynamiques pour évaluer et distinguer le comportement postural pathologique des patients ayant subi un AVC.

1.7 Conclusions

La modélisation et la simulations feront progresser la science du mouvement et de l'analyse de la dynamique posturale. Ces techniques sont indispensable afin de fournir un cadre théorique et de contribuer à la perspective d'acquérir des informations à partir des données issues des expériences cliniques.

Dans les chapitres suivants, nous allons nous consacrer aux traitements et à l'analyse des signaux issus des mesures stabilométriques obtenues à partir de données expérimentales. Notre objectif est de les classer selon leurs nature : temporelles, fréquentielles. De plus, le développement des algorithmes spécifiques nous permettront de calculer les indices de stabilité. Cela peut nous aider à l'évaluation de la prédominance de la stratégie adopté par un sujet donné pour qu'il puisse maintenir la position orthostatique ainsi d'identifier les pathologies neuromusculaires comme l'AVC.

Chapitre 2

Méthodes d'analyse posturale et applications

Sommaire

2.1	Introduction	30
2.2	Acquisition de données préliminaires	30
2.3	Modèle proposé	33
2.4	Méthodes d'analyse proposées	37
2.4.1	Analyse Spectrale	37
2.4.2	Analyse de diffusion d'un signal stabilométrique	38
2.5	Analyses et identification des stratégies d'équilibres	40
2.5.1	Résultats de l'analyse traditionnelle et fréquentielle	40
2.5.2	Résultats de l'analyse stochastique SDA	47
2.6	Discussions	52
2.7	Conclusions	55

2.1 Introduction

Ce chapitre vise la présentation et l'exploitation d'une plateforme robotique nommée IsiSkate permettant de reproduire les perturbations subies dans un transport en commun et d'en mesurer les conséquences sur la posture. Dans une première approche, les perturbations sont limitées à des mouvements sinusoïdaux. La méthode d'analyse est basée sur le calcul des paramètres traditionnels dans les domaines temporel et fréquentiel [121]. Des données biomécaniques sont également calculées à l'aide des mesures fournies par des capteurs associés à la plateforme. Ces derniers permettent une estimation des signaux articulaires à partir des signaux stabilométriques et des efforts échangés entre l'utilisateur et la plateforme. Dans notre analyse, plusieurs niveaux de perturbations ont été expérimentés pour connaître celui dont le niveau et le type est plus compatible avec la stratégie adoptée par le patient. Les expériences menées ont permis la confirmation de l'utilité d'une telle plateforme pour les praticiens dans leurs analyses. Nous allons ensuite exposer les expériences menées au laboratoire pour relever des mesures utiles aux calculs des paramètres linéaires et non-linéaires. Ces paramètres sont considérés comme des indices de stabilité qui nous permettent de tirer des conclusions sur la stratégie de l'équilibre posturale adoptée par le patient.

Ce chapitre est organisé comme suit : dans la section 2.2, nous décrirons les conditions expérimentales ainsi que les expériences menées et nous donnerons une vue globale sur la structure mécanique dédiée à la transmission des mouvements. La section 2.3 et 2.4 seront dédiées aux modèle et méthodes d'analyse posturale proposées. La section 2.5 est consacré à l'application des méthodes proposées. Les sections 2.6 et 2.7 sont dédiées à quelques commentaires sur les résultats obtenus.

2.2 Acquisition de données préliminaires

Ce protocole expérimental a été effectué sur un volontaire mâle ayant participé aux expériences et ne souffre pas d'antécédents en lien à des troubles de l'équilibre. Comme on le voit dans la figure 2.1, le sujet se tient en position debout, les yeux ouverts, les pieds parallèle et les bras relâchés tout le long du corps. La figure 2.1 représente un dispositif de capture de mouvement nommé : Vicon [122]. Il permet de mesurer en temps réel les coordonnées du corps dans l'espace. le système est une combinaison de caméras infrarouges, d'une unité d'acquisition, d'un ordinateur d'analyse pour le pré-traitement des données et d'un ensemble de marqueurs. La plate-forme mobile est utilisée pour générer des mouvements et mesurer des séries chronologiques du CdP.

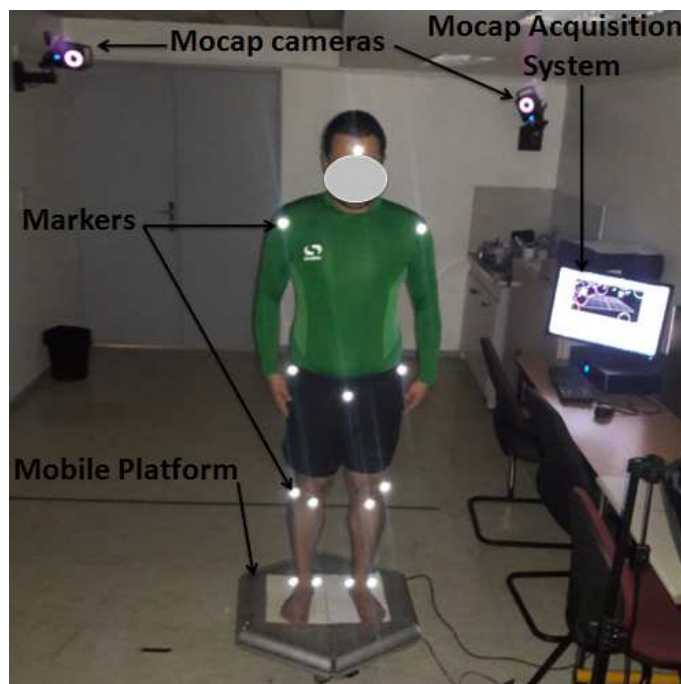


FIGURE 2.1 – Protocole d'acquisition de données.

Le sujet a été soumis à de différentes fréquences de perturbations comprises (0.02 Hz à 0.1 Hz) issues de la plateforme robotique. Les données posturales ont été recueillies en réponse à ces perturbations et puis ont été échantillonnées à une fréquence de 50 Hz et puis captées pendant 48 secondes à chaque essai. Le choix de cette période d'essais permet d'éviter la fatigue du sujet ainsi que la réduction des incertitudes dans les mesures. Pendant tous les essais le sujet porte des capteurs permettant l'enregistrement de la position de son corps ainsi que les données cinématiques.

Les coordonnées de la position de la plateforme et des marqueurs réfléchissants seront par la suite exploités par un logiciel biomécanique complet appelé Life Modeler (LM), cet outil nous permettra de créer un modèle musculo-squelettique relativement complet du sujet étudié. Ce modèle peut alors simuler les postures réelles de l'humain et d'estimer les valeurs des angles, efforts et moments articulaires ainsi que les forces musculaires sous la condition d'interaction avec l'environnement [81]. Pour atténuer le bruit aléatoire des signaux, nous avons commencé par un pré-filtrage du signal CdP afin d'éliminer les valeurs aberrantes par l'utilisation d'un algorithme spécifique qui atténue les pics du signal CdP. Nous avons ensuite appliqué le filtre Savitzky-Golay pour le lissage. Cette méthode utilise un filtre polynomial à moindres carrés pour éliminer les composantes hautes fréquences (voir figure 2.2).

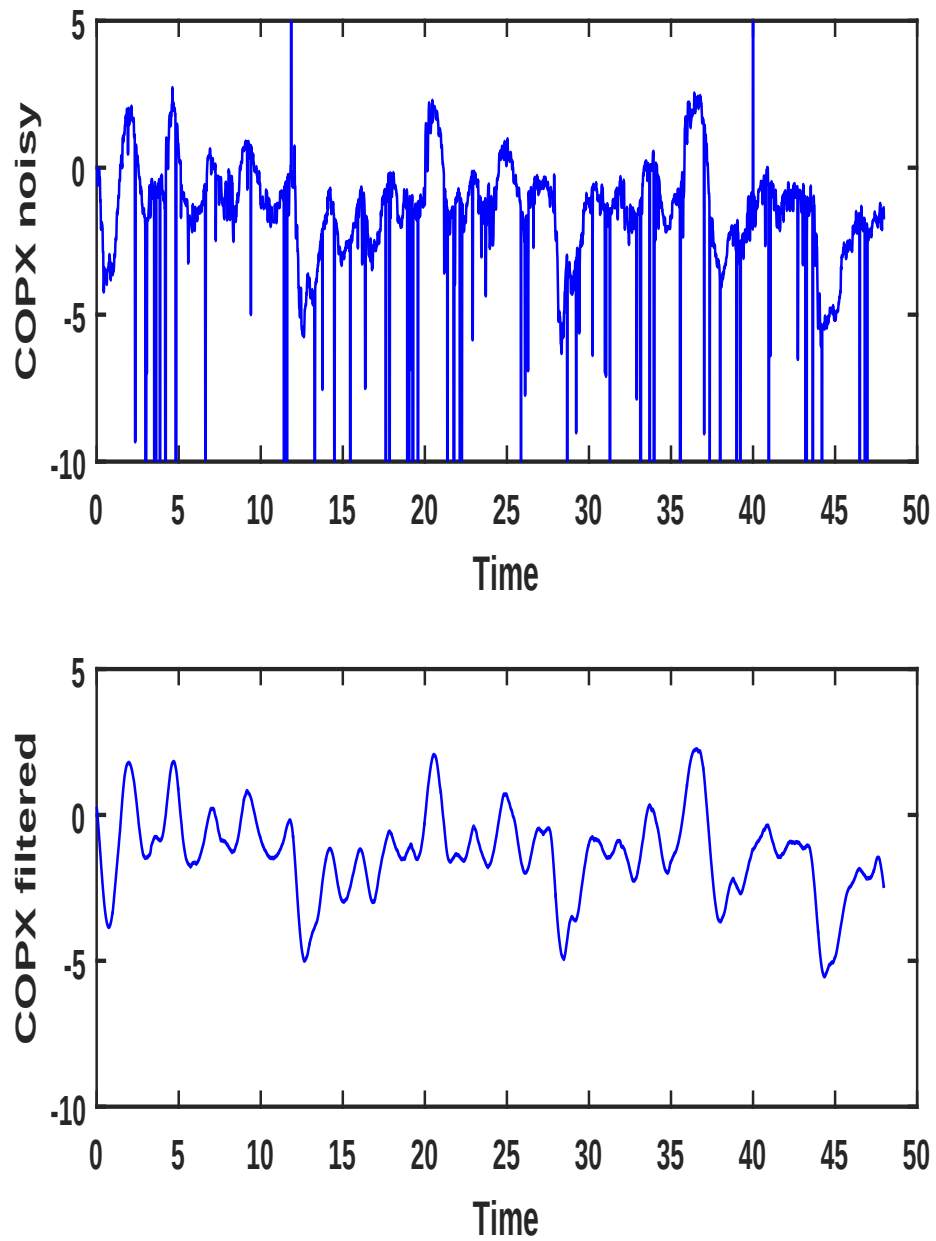


FIGURE 2.2 – Signal stabilométrique brut du CdP avant et après le filtrage.

2.3 Modèle proposé

Concernant l'étude biomécanique du sujet, nous considérons un modèle d'équilibre sous la forme d'un pendule inversé, avec θ l'angle de la cheville. L est la hauteur du centre de masse au-dessus de l'axe des tibio-tarsiennes, L_f la hauteur du pied au-dessus de la plateforme, M et m sont les masses calculées du corps et du pied du sujet, successivement (basé sur les caractéristiques anthropométriques et la distribution de poids). R est la force de réaction résultante, G est la force de gravité du sujet, I est l'inertie globale du corps autour de l'angle θ , X_{CdP} est le déplacement du centre de pression et X_{CdM} est le déplacement horizontal du centre de masse du sujet, voir la figure 2.3. Le corps balance vers l'avant et vers l'arrière tout en se maintenant droit sur la plateforme.

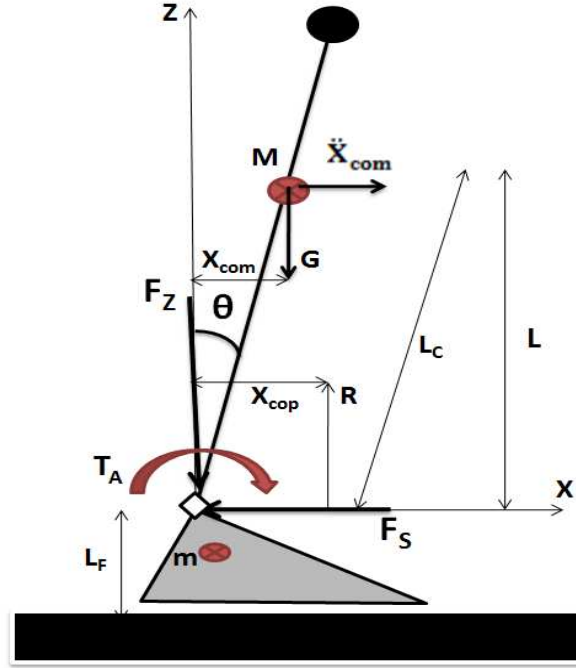


FIGURE 2.3 – Modèle du pendule inversé dans un plan sagittal.

L'équation d'équilibre est donnée par :

$$I\ddot{\theta} = RX_{CdP} - GX_{CdM} \quad (2.1)$$

Si $RX_{CdP} > GX_{CdM}$, alors le corps tend à basculer vers l'arrière. Celui-ci aura pour conséquence à réduire X_{CdP} pour se déplacer au-dessous de X_{CdM} . Si $RX_{CdP} < GX_{CdM}$ alors le corps tend à basculer vers l'avant. Ceci permettra à X_{CdP} de se déplacer au-dessus de X_{CdM} . Lorsque $RX_{CdP} = GX_{CdM}$ le corps est dans une posture statique. Pour de petits angles, on

peut admettre que $R = G$. Par conséquent, l'accélération angulaire est donnée par :

$$\ddot{\theta} = \frac{\ddot{X}_{CdM}}{L_c} \quad (2.2)$$

L'équation (2.1) devient alors :

$$X_{CdP} - X_{CdM} = \frac{I \ddot{X}_{CdM}}{G L_c} \quad (2.3)$$

où X_{CdM} est la trajectoire du CdM dans la direction du plan antérieur-postérieur, L_c est la distance entre le CdM et l'axe de rotation de l'articulation de la cheville, $L_c = 0.57H$, avec H la hauteur du sujet selon les travaux de Winter [123].

Dans notre cas, un modèle de calcul d'un pendule inversé le long du plan sagittal représenté dans la figure 2.3 a été proposé afin de représenter le corps humain. L'angle de balancement du corps θ est donné par :

$$\theta = \arcsin\left(\frac{X_{CdM}}{L_c}\right) \quad (2.4)$$

Pour estimer la trajectoire du CdM à partir des données du CdP, il existe plusieurs approches. La première a été développée par Shimba [124], dans laquelle il mesure de manière cinématique la position du CdM en se basant sur la mécanique newtonienne pour dériver les équations de mouvement d'un corps placé sur une plate-forme mobile. La deuxième méthode applique un filtre passe-bas basé sur la transformée de Fourier avec une fréquence de coupure spécifiée aux données du CdP. Après la transformation du signal du domaine temporel au domaine fréquentiel et après le filtrage des fréquences indésirables, nous pouvons récupérer les données dans le domaine temporel en effectuant simplement la transformée de Fourier inverse. La troisième méthode applique un filtre passe-bas à moyenne mobile pondérée (un filtre boxcar) aux données du CdP. Les deux dernières méthodes ont été développées par : Brian et al. Pour plus de détails, voir [125].

Dans notre étude, la trajectoire du CdM est déterminée en utilisant la troisième méthode, établie en prenant la moyenne des valeurs du CdP multipliant le signal par une fenêtre de lissage de 20 échantillons (cette valeur a été fixée expérimentalement). Cette méthode correspond à un filtre passe-bas où la figure 2.4 montre des résultats d'estimation typiques de la position du CdM comparé au CdM calculé par LM.

Le couple de la cheville T_a est déterminé par la combinaison d'un système de forces verticales et horizontales agissant sur le pied, représenté par les composantes des forces de réaction des

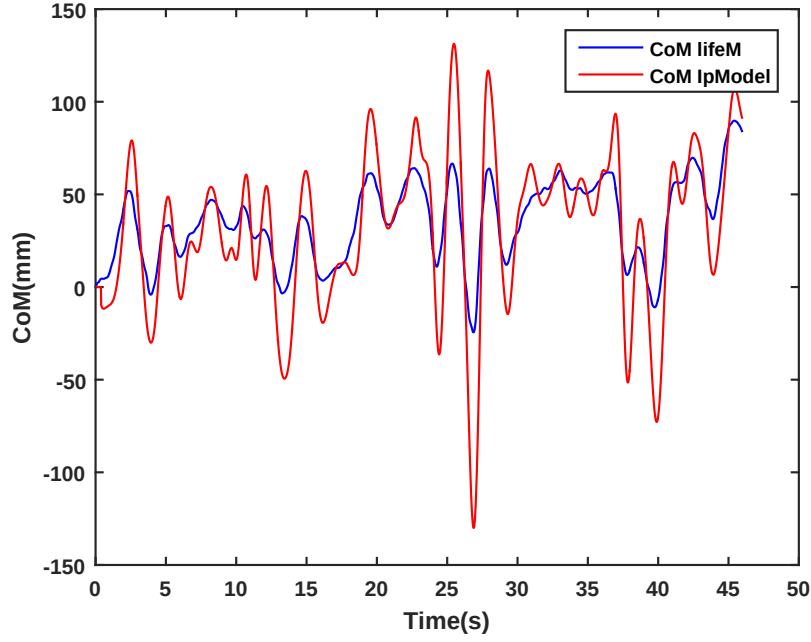


FIGURE 2.4 – Comparaison des trajectoires du CdM calculés à partir d'un modèle du pendule inversé et celui de LM sur le plan sagittal en réponse aux perturbations (0,08 Hz) le long de la direction AP.

pieds et des couples agissant sur un système du pendule inversé. Selon [126], le couple résultant de l'articulation de la cheville est donné par l'équation suivante :

$$T_a = F_z X - F_s Z \quad (2.5)$$

Par conséquent, l'équation (2.5) devient :

$$T_a = F_z L_c \sin \theta - F_s L_f \quad (2.6)$$

Où : T_a est le couple résultant de l'articulation de la cheville, F_s et F_z sont les vecteurs des composantes horizontales et verticales de la force résultante appliquée à la cheville du sujet, respectivement. X et Z sont les axes des coordonnées.

Afin de calculer le couple de la cheville, nous avons extrait les forces horizontales et verticales appliquées à l'articulation de la cheville à partir de l'équation du mouvement ainsi que les équations dynamique de l'équilibre. Par conséquent, les forces horizontales et verticales résultantes sont calculées par les équations suivantes [127] :

$$F_s = M L_c (\ddot{\theta} \cos \theta - \dot{\theta}^2 \sin \theta) \quad (2.7)$$

$$F_z = (M + m)g - ML_c(\ddot{\theta}\sin\theta + \dot{\theta}^2\cos\theta) \quad (2.8)$$

Où : θ , $\dot{\theta}$ et $\ddot{\theta}$ représentent la position, la vitesse et l'accélération angulaire, successivement.

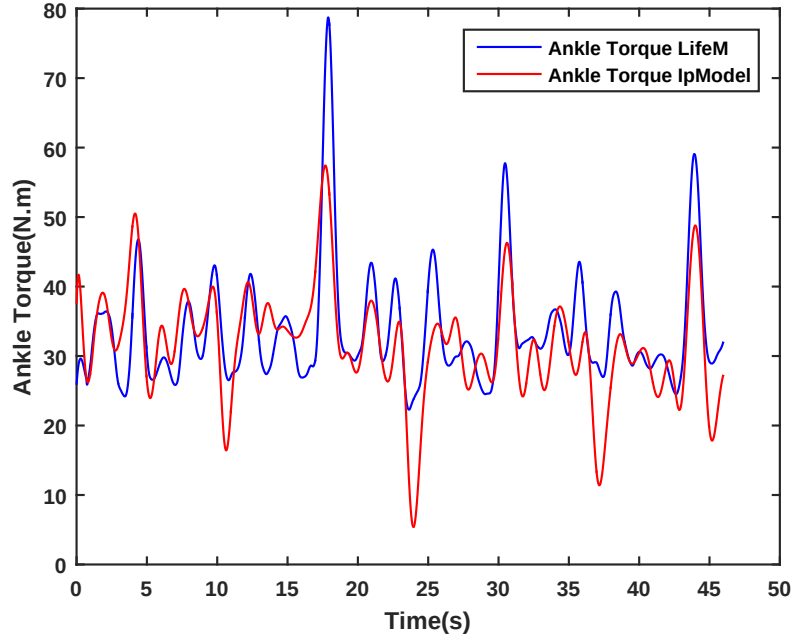


FIGURE 2.5 – Illustre le couple de la cheville calculé par LM et celui calculé à partir d'un modèle de pendule inversé.

La figure 2.5 représente une superposition de deux signaux, le couple de la cheville calculé à partir de notre modèle proposé et celui de LM sont cohérents. En réponse à une perturbation sagittale de ($P3 = 0.08Hz$), le coefficient d'inter-corrélation qui exprime le degré de similarité entre les deux signaux est de l'ordre de 0.68. Cela signifie que nous pouvons exclure l'hypothèse de la stratégie du pas. Par contre, la courbe de couple calculé par LM qui possède une amplitude plus élevée, cela reflète un inconvénient et la possibilité d'avoir une synergie entre les articulations pour maintenir la position verticale statique. Donc, le modèle proposé peut nous donner une vision initiale sur la stratégie principale adoptée par le sujet d'étude. Cette cohérence entre les deux courbes dans la figure 2.5 nous amène à conclure que la stratégie dominante est celle de la cheville. Par conséquent, des méthodes d'analyse traditionnelles et non-linéaires peuvent mieux servir à nous confirmer la stratégie la plus utilisée par le sujet et permet aussi de nous donner des information détaillées sur le comportement fréquentielle et stochastique des articulations ainsi que leur simultanéité avec le CdP. Cette comparaison nous a permis de mettre à l'épreuve notre modèle du pendule inversé dans l'évaluation des stratégies impliquées dans le rétablissement de

l'équilibre, et par la suite de déterminer son efficacité dans la modélisation dynamique.

Afin de quantifier le balancement postural et de confirmer si le phénomène d'un corps placé sur une plateforme robotique mobile se comporte comme un pendule inversé, nous avons tenté de valider notre modèle en se basant sur la quantification des caractéristiques spectrales et stochastique des signaux stabilométriques tout en utilisant la densité spectrale de puissance et l'analyse de diffusion. En outre, nous avons essayé d'évaluer la relation entre le niveau de perturbations et le comportement du CdP. Nous allons fournir une explication théorique plus détaillée dans la section suivante.

2.4 Méthodes d'analyse proposées

Dans la section précédente nous avons mené une étude préliminaire temporelle simple qui a vite montrée des limites. Ainsi, pour distinguer la stratégie de rattrapage principale, il est nécessaire d'établir une analyse détaillée sur tous les angles articulaires impliqués dans le maintien de l'équilibre. Dans cette section, des approches fréquentielles et de diffusion sont proposées.

2.4.1 Analyse Spectrale

La densité spectrale de puissance (DSP) fournit des informations utiles sur la puissance et les fréquences extraites à partir d'un signal stabilométrique. Dans notre étude, la DSP a été estimée en utilisant la méthode de Welch, qui est une forme modifiée de la méthode Bartlett. Les signaux stabilométriques ont été recueillis avec une fenêtre temporelle de 13 secondes et ont été découpés en segments avec un recouvrement (overlap) de 50%. Les segments ont été également fenêtrés. La méthode de Welch est une méthode non paramétrique basée sur la transformée de Fourier discrète (TFD) de chaque segment. La DSP est donc le carré des périodogrammes issue de la TFD divisée par le nombre de segments [128], [129]. Le cadre mathématique de la DSP estimé est donné par :

$$DSP(\omega) = \frac{1}{KLU} \sum_{i=0}^{K-1} \left| \sum_{n=0}^{L-1} W(n)Y_i(n)e^{-jn\omega} \right|^2 \quad (2.9)$$

Avec L la longueur de segments, K représente le nombre de segment, ω est la pulsation angulaire et $W(n)$ est la fenêtre de pondération. $Y_i(n)$ sont les segments avec une séquence i , U est le coefficient de normalisation qui est défini par :

$$U = \frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} |W(n)|^2 \quad (2.10)$$

Avec : n est le nombre d'éléments fréquentiels.

Par la suite, nous pouvons évaluer et quantifier la zone qui maximise la puissance totale (énergie spectrale). Rappelons que cette méthode présente l'avantage de ne pas générer de pics dans le spectre de fréquence. Elle est par conséquent plus précise comparée à d'autres méthodes [130].

On notera par MF la fréquence médiane qui est la fréquence à laquelle 50% de l'énergie spectrale du signal est cumulée. Elle divise le spectre du CdP en deux portions de puissance égale [131].

La fréquence de puissance moyenne (MPF) est la somme des produits de la puissance et la fréquence divisée par la somme des puissances spectrales [132], donc la MPF est calculé par :

$$MPF = \frac{\int_0^{f_s/2} f DSP(f) df}{\int_0^{f_s/2} DSP(f) df} \quad (2.11)$$

$DSP(f)$ représente l'estimation de la DSP calculée à la fréquence f , f_s est la fréquence d'échantillonnage.

Dans la section suivante, une approche basée sur la diffusion est présentée, elle complète la méthode fréquentielle.

2.4.2 Analyse de diffusion d'un signal stabilométrique

Plusieurs études ont confirmé l'utilité de l'analyse de diffusion du stabilogramme ou SDA dans l'analyse des mouvements humains. Cette analyse considère les signaux mesurés comme issus d'un processus stochastique lors des phases d'équilibres. L'analyse SDA est une méthode intéressante puisqu'elle donne plus d'informations que les paramètres traditionnels [133]. Le principe d'un mouvement brownien est utilisé pour décrire le déplacement quadratique moyen (DQM) du signal mesuré en fonction de l'intervalle du temps [36]. Le concept mathématique est donné par la formule :

$$\langle \Delta x^2 \rangle = 2D\Delta t \quad (2.12)$$

Où D est le coefficient de diffusion ($mm^2.s^{-1}$), il représente l'activité stochastique et la relation linéaire entre le DQM et l'intervalle du temps Δt . Il est calculé par la demi-pente des lignes de régression. Le DQM est donné par : Δx^2 .

Le DQM planaire ou radial indiqué sur la figure 2.7 est la somme des déplacements quadratiques dans les plans sagittal et latéral ($\langle \Delta p^2 \rangle$), il est donc calculé par :

$$\langle \Delta p^2 \rangle = \langle \Delta x^2 \rangle + \langle \Delta y^2 \rangle \quad (2.13)$$

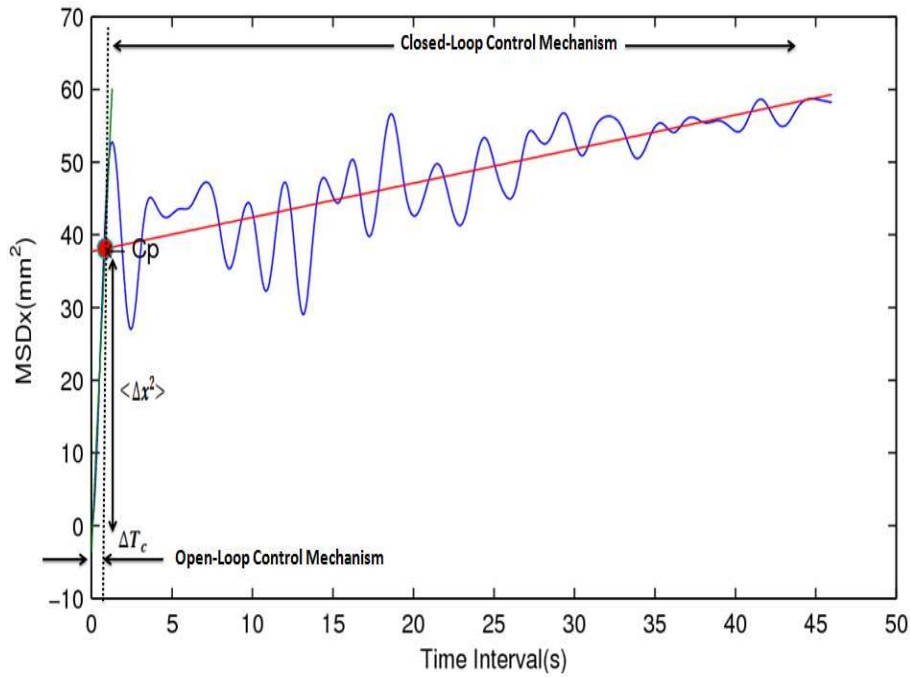


FIGURE 2.6 – Déplacement quadratique moyen du signal CdP en fonction du temps dans le plan sagittal.

Le DQM et les mécanismes de contrôle en boucle ouverte et en boucle fermée sont affichés dans la figure 2.6. Le point critique qui sépare la phase à court et la phase à long terme (C_p) est noté. Il représente le point de transition qui est défini par le temps critique dans lequel le système postural change son mécanisme de contrôle. En effet, le système passe d'un état de contrôle à un autre et le C_p montre le point de passage du contrôle en boucle ouverte en boucle fermée. Il montre aussi les lignes de régression à court et à long terme dans le plan sagittal. Notons que, le coefficient de diffusion D correspondant à la moitié de la pente de régression linéaire. Les lignes de régression ont été développées à partir de l'ajustement des courbes de DQM. Nous avons d'abord

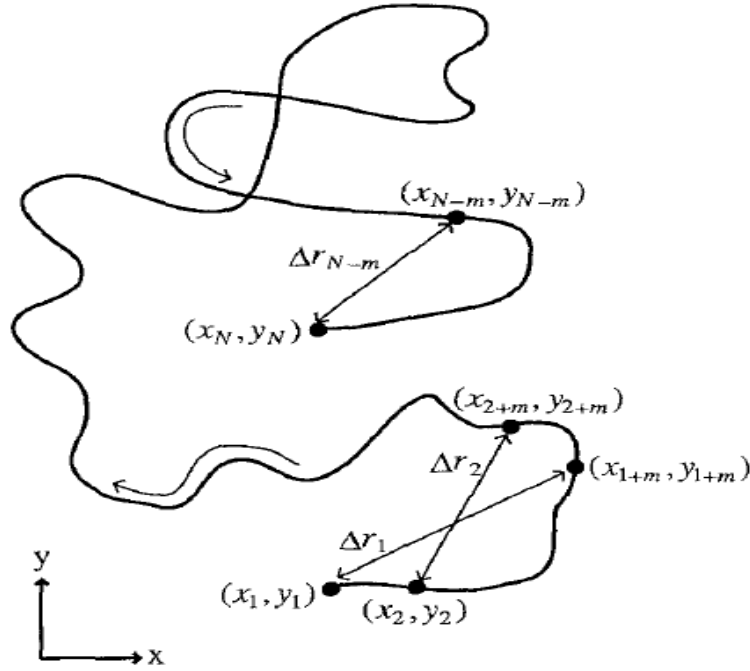


FIGURE 2.7 – Déplacement du CdP dans le plan planaire [38].

acquis les points maximums et minimums locaux des courbes de diffusion. Notre analyse repose sur la quantification des points critiques. En effet, nous avons utilisé les points de maximum locaux pour définir les lignes de régression en ajustant les diagrammes de stabilogrammes. Par la suite, les points critiques ont été déterminés par l'intersection des lignes de régression [134]. Après avoir présenté nos méthodes d'analyse, la section suivante sera consacrée aux résultats obtenus.

2.5 Analyses et identification des stratégies d'équilibres

2.5.1 Résultats de l'analyse traditionnelle et fréquentielle

A partir de l'enregistrement des positions successives du centre de pression, nous avons tracé le statokinésigramme selon deux directions : la direction AP et la direction ML en réponse aux perturbations subies. La figure 2.8 représente la surface de balancement sous une fréquence de perturbation de 0.08 Hz. On montre la projection de déplacement du centre de pression sur les deux plans frontal (Y) et sagittal (X) ainsi que l'ellipse de confiance qui contient 95% des données liées au CdP. Les vecteurs propres indiquent l'orientation et la propagation des points qui représentent les séries de données du CdP.

Deux types d'analyses ont été effectués sur les mesures obtenues. La première est basée sur

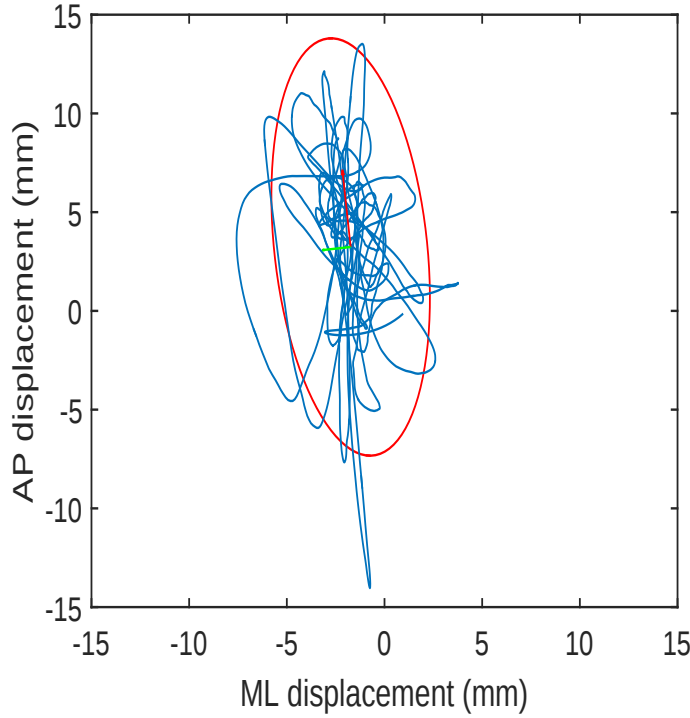


FIGURE 2.8 – Statokinésigramme.

la mesure du CdP puis son traitement par une analyse traditionnelle linéaire. En effet, nous avons traité les indices de stabilité et les paramètres temporels qui sont décrits dans le tableau 2.1 et 2.2. Dans cette analyse, nous avons proposé quelques indices de stabilités traditionnels :

- $Moy_X \pm SD_x$ et $Moy_Y \pm SD_Y$: qui représentent la valeur moyenne de la position du CdP et leur écart-types selon les axes AP et ML, successivement.
- S est la surface de l'ellipse de confiance qui représente la zone du statokinésigramme. Dans notre cas, elle contient 95% des points de CdP
- L_X , L_Y et L_{stat} sont les longueurs du statokinésigramme sur l'axe AP et ML et le plan planaire, successivement.
- LFS : est le paramètre de longueur en fonction de la surface du statokinésigramme. Cela nous permet de savoir combien d'énergie est nécessaire pendant le processus de contrôle pour maintenir l'état stable d'équilibre.
- $MV_X \pm SDV_X$ et $MV_Y \pm SDV_Y$ sont les valeurs moyennes de la vitesse du CdP et leur écart-types sur l'axe AP et l'axe ML, successivement.
- $V_{Moy} \pm SDV_T$ est la valeur moyenne des vitesses résultantes du CdP et l'écart-type.
- Var_X et Var_Y sont les variances du CdP sur l'axe AP et ML, successivement.
- RMS_X et RMS_Y sont les valeurs moyennes quadratiques pondérées du CdP sur l'axe AP

et ML, successivement.

- Lg et La sont la largeur et la longueur de l'ellipse de confiance qui élucide la trajectoire du CdP.
- RMS_A et RMS_H sont les valeurs moyennes quadratiques pondérées de l'angle de la cheville et de la hanche, successivement.
- $Moy_A \pm SD_A$ et $Moy_H \pm SD_H$: représentent la valeur moyenne de la position angulaire de la cheville et de la hanche et leur écart-types, successivement.
- $MV_A \pm SDV_A$ et $MV_H \pm SDV_H$ sont les valeurs moyennes de la vitesse angulaires des articulations de la cheville et de la hanche et leur écart-types, successivement.

Les calculs des paramètres traditionnels temporels montrent une corrélation forte entre les fréquences des perturbations et les paramètres évalués. Les indices de stabilité traditionnels sont représentés dans les tableaux 2.1 et 2.2.

Tableau 2.1 – Résumé des résultats des paramètres traditionnels temporels déterminés à partir du signal CdP.

critères	P1(0.02 Hz)	P2(0.06 Hz)	P3(0.08 Hz)	P4(0.1 Hz)
SD_Y	0.69	1.47	1.65	2.18
SD_X	2.44	3.25	4.31	4.60
Moy_Y	-0.56	-1.35	-1.73	-1.58
Moy_X	2.91	1.34	3.23	2.05
L_Y	45.46	109.02	141.32	157.18
L_X	128.15	259.34	346.40	413.42
S	24.48	84.59	130.61	188.03
L_{stat}	143.08	302.86	405.40	471.44
MV_Y	0.94	2.27	2.94	3.27
MV_X	2.66	5.40	7.21	8.61
SDV_Y	0.84	1.85	2.38	2.70
SDV_X	2.01	3.73	6.81	6.96
LFS	0.36	0.71	0.92	1.02
V_{Moy}	2.98	6.31	8.44	9.82
SDV_T	1.96	3.44	6.43	6.65
RMS_Y	0.89	1.03	1.79	2.70
RMS_X	3.80	3.52	6.48	7.58
La	2.56	6.65	8.17	10.58
Lg	12.16	16.18	20.61	22.61
Var_Y	0.47	2.18	2.80	4.75
Var_X	5.96	10.60	17.71	21.25

Pour le deuxième type d'analyse, nous procédons à l'analyse spectrale en utilisant la méthode de la DSP sur les estimations articulaires. Cette analyse fréquentielle nous permet de déduire la stratégie d'équilibre adoptée par le sujet. La méthode de la densité spectrale fournit des infor-

Tableau 2.2 – Résumé des résultats des paramètres traditionnels temporels déterminés à partir des mesures angulaires de la cheville et de la hanche.

critères	P1(0.02 Hz)	P2(0.06 Hz)	P3(0.08 Hz)	P4(0.1 Hz)
RMS_A	0.23	0.33	0.87	1.13
RMS_H	0.16	0.25	0.37	0.52
SD_A	0.14	0.24	0.50	0.78
SD_H	0.10	0.26	0.31	0.43
$MV_A(\times 10^{-5})$	4.17	5.18	9.02	16.32
$MV_H(\times 10^{-5})$	1.93	3.12	4.66	8.70
$SDV_A(\times 10^{-5})$	3.24	5.33	8.46	19.07
$SDV_H(\times 10^{-5})$	1.98	3.53	5.29	12.25
Moy_A	-0.086	-0.21	-0.71	-0.82
Moy_H	-0.02	-0.08	-0.14	-0.25

mations utiles sur la puissance et les fréquences extraites à partir d'un signal stabilométrique. Dans notre étude, la DSP a été estimée en utilisant la méthode de Welch avec 32 points d'échantillonnages et une fenêtre temporelle de 48 secondes. Par conséquent, nous pouvons évaluer et quantifier la zone qui maximise la puissance totale (énergie spectrale). La méthode de Welch est une méthode non paramétrique basée sur la transformée de fourrier discrète (TFD) et de la fonction d'auto-corrélation du signal. Rappelons que cette méthode présente l'avantage de ne pas présenter de pics dans le spectre de fréquence. Elle est par conséquent plus précise comparée à d'autres méthodes [130].

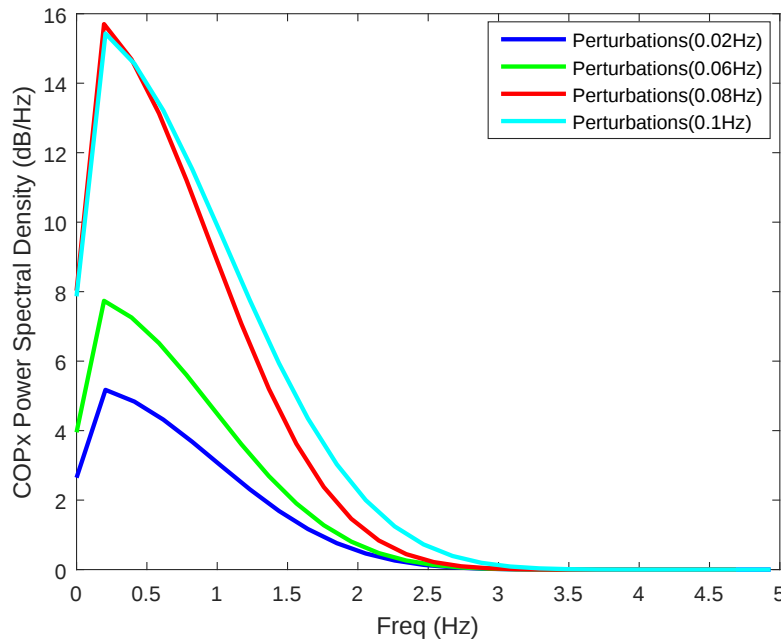


FIGURE 2.9 – Analyse de la DSP appliquée sur le signal du CdP dans le plan AP.

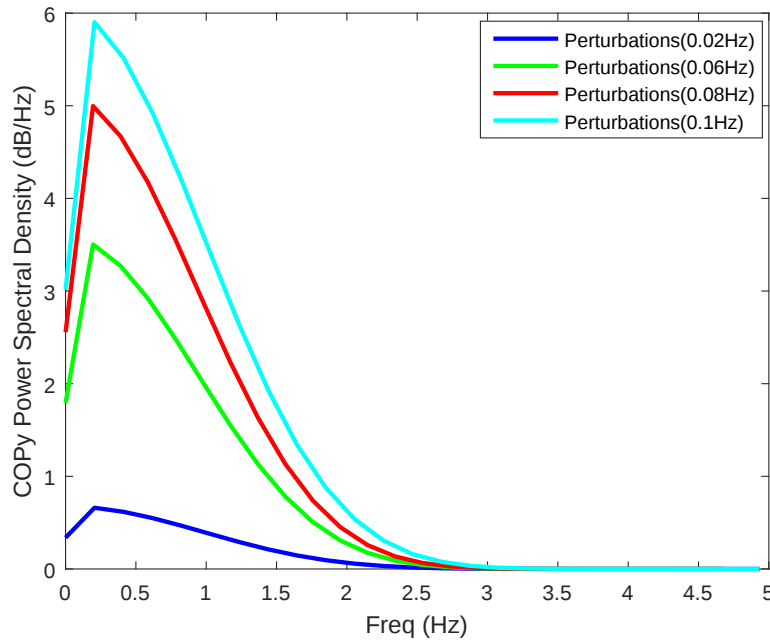


FIGURE 2.10 – Analyse de la DSP appliquée sur le signal du CdP dans le plan ML.

Par ailleurs, nous avons établi une analyse spectrale sur les mesures angulaires des articulations de la hanche et de la cheville. Nous avons pu extraire la surface de chaque spectre de puissance représentant l'énergie du signal total, qui est calculée par la méthode trapézoïdale. Les figures 2.11 et 2.12 nous montrent l'évolution de la densité spectrale des angles de la cheville et de la hanche en fonction des différents niveaux de perturbations. Les courbes montrent une forte corrélation entre le spectre de puissance et les niveaux des perturbations appliquées. En effet, l'augmentation du spectre de puissance est proportionnelle au niveau de difficulté de la tâche de maintien en équilibre.

Les densités spectrales des signaux des angles articulaires de la cheville, la hanche et du CdP pour différents niveaux de perturbations sont illustrés par la figure 2.9 et 2.10 et les tableaux 2.3 et 2.4, avec : E_n l'énergie spectrale, mpf : la puissance moyenne, $F50$, $F80$ et $F95$ sont respectivement les fréquences correspondantes à 50%, 80% et 95% de la puissance dans le signal. Ces paramètres fréquentiels permettent d'évaluer les effets des perturbations sur les signaux stabilométriques. Ils décrivent la relation entre l'énergie spectrale du CdP et les niveaux des perturbations. Pour les basses fréquences de perturbations, la densité spectrale est très faible reflétant ainsi la faible quantité de l'énergie du signal. En revanche, la plus grande amplitude de la dynamique se produit dans la gamme des fréquences faible du signal jusqu'à 0.2 Hz pour toutes les expériences. Nous pouvons également remarquer que tous les signaux de correction

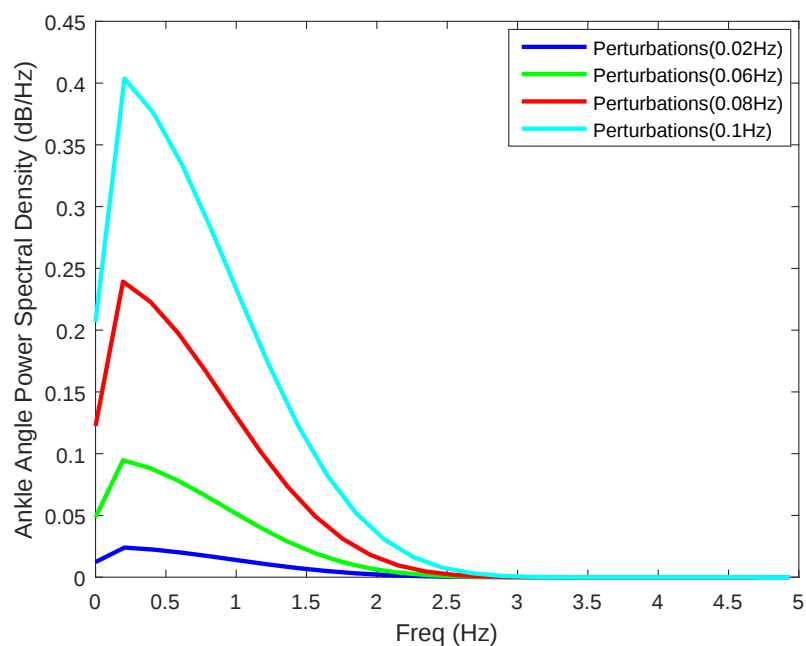


FIGURE 2.11 – Analyse de la DSP appliquée sur les mesures angulaires de la cheville.

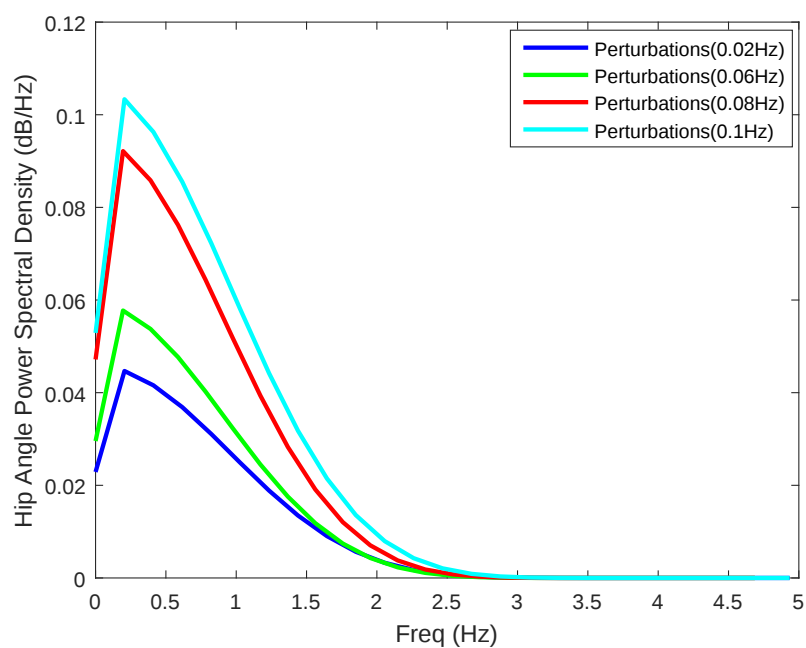


FIGURE 2.12 – Analyse de la DSP appliquée sur les mesures angulaires de la hanche.

se produisent dans les basses fréquences (jusqu'à 2.5 Hz). Par ailleurs, le tableau 2.4 montre que l'énergie spectrale de la cheville est plus grande en la comparant avec l'énergie dépensée au niveau de la hanche.

Tableau 2.3 – Analyse DSP appliquée sur le signal CdP pour des différents niveaux de perturbations. X et Y : représentent le déplacement du CdP dans le plan AP et ML, successivement.

critères	P1(0.02 Hz)	P2(0.06 Hz)	P3(0.08 Hz)	P4(0.1 Hz)
En_X	8.782	6.01	17.440	19.345
MPF_X	0.760	0.778	0.745	0.837
$F50_X$	0.781	0.822	0.781	0.822
$F80_X$	1.367	1.233	1.367	1.438
$F95_X$	1.953	1.850	1.757	2.055
En_Y	0.761	3.848	5.519	6.869
MPF_Y	0.773	0.737	0.740	0.780
$F50_Y$	0.822	1.171	0.781	0.822
$F80_Y$	1.233	1.171	1.171	1.23
$F95_Y$	1.850	1.757	1.757	1.850

Tableau 2.4 – Analyse DSP appliqué sur les angles de la cheville et de la hanche pour des différents niveaux de perturbations. Les paramètres indexés : A et H représentent la cheville et la hanche, successivement.

critères	P1(0.02 Hz)	P2(0.06 Hz)	P3(0.08 Hz)	P4(0.1 Hz)
En_A	0.027	0.101	0.256	0.455
En_H	0.05	0.061	0.1	0.116
MPF_A	0.757	0.716	0.717	0.754
MPF_H	0.751	0.716	0.710	0.750
$F50_A$	0.822	0.781	0.781	0.822
$F50_H$	0.820	0.780	0.781	0.822
$F80_A$	1.233	1.171	1.170	1.233
$F80_H$	1.233	1.171	1.170	1.233
$F95_A$	1.850	1.757	1.750	1.850
$F95_H$	1.850	1.757	1.755	1.850

La méthode fréquentielle mise en place nous a permis de donner des résultats d'analyse globales qui est basée non seulement sur les critères stabilométriques traditionnels, mais aussi complétés par une analyse de la densité spectrale appliquée sur les critères angulaires stabilométriques. Nous avons ainsi constaté que :

- Le maximum de l'amplitude de la puissance spectrale de la cheville est supérieure à celle de la hanche, ce qui montre que le comportement de récupération d'équilibre est dédié à la stratégie de la cheville.
- Grâce à la comparaison entre les couples de cheville estimé par le logiciel biomécanique

complet : LM et les sorties simulées par le modèle du pendule inversé, nous avons constaté que la stratégie principale adoptée par le sujet de test était celle de la cheville, cela confirme les calculs de la DSP et les paramètres traditionnels calculés.

- Les valeurs des critères de stabilité calculés augmentent en fonction de la fréquence de la perturbation imposée. Les effets de ces perturbations peuvent être détectés via une analyse fréquentielle et à partir des paramètres traditionnels appropriés ou bien d'utiliser d'autres techniques stochastiques comme l'analyse du point critique qui sépare la phase de contrôle en boucle ouverte et peut nous donner une aide sur la nature du système de contrôle posturale avant et après la rétroaction (feedback).

2.5.2 Résultats de l'analyse stochastique SDA

Le but de la présente méthode est d'explorer la possibilité d'utiliser les variables stochastiques afin d'évaluer la flexibilité du système postural sous plusieurs niveaux de perturbation. En outre, nous avons étudié les caractéristiques stochastiques de certaines mesures posturales pour comprendre la différence entre le comportement de la cheville et de la hanche. Nous avons examiné l'évolution stochastique des angles articulaires au cours du temps et la dynamique du CdP parmi différents niveaux de perturbations. Pour extraire les caractéristiques dynamiques du stabilogramme et quantifier les changements des mécanismes de contrôle postural, notre analyse de diffusion des stabilogrammes a été réalisée sur le déplacement de la cheville, de la hanche et du CdP sur un espace tridimensionnel. Les paramètres SDA décrivent les caractéristiques non-linéaire qui montrent la nature stochastique du comportement de notre signal CdP ainsi que les angles articulaires.

Le temps critique (T_c) est également connu comme un point de transition par lequel le système change son mécanisme de contrôle. Par conséquent, le système passe d'un état de contrôle à un autre état de contrôle et modifie ainsi ses propriétés comme il est représenté dans les figures 2.6, 2.13, 2.14. Les paramètres SDA ont été calculés indépendamment et ils sont en corrélation au niveau des perturbations tel que affiché par le tableau 2.5. L'intervalle de temps critique du CdP est inversement proportionnel aux niveaux des perturbations dans tous les cas. Ces résultats font référence à l'accélération du processus de transition d'un état de boucle ouverte à un état de contrôle en boucle fermée. L'augmentation du degré de perturbation accélère le changement du mécanisme de contrôle. C'est pour cette raison que le contrôle de type bioréaction en boucle fermée doit intervenir le plus rapidement possible. Ce processus est une structure fondamentale du système de contrôle postural humain. En outre, nous avons

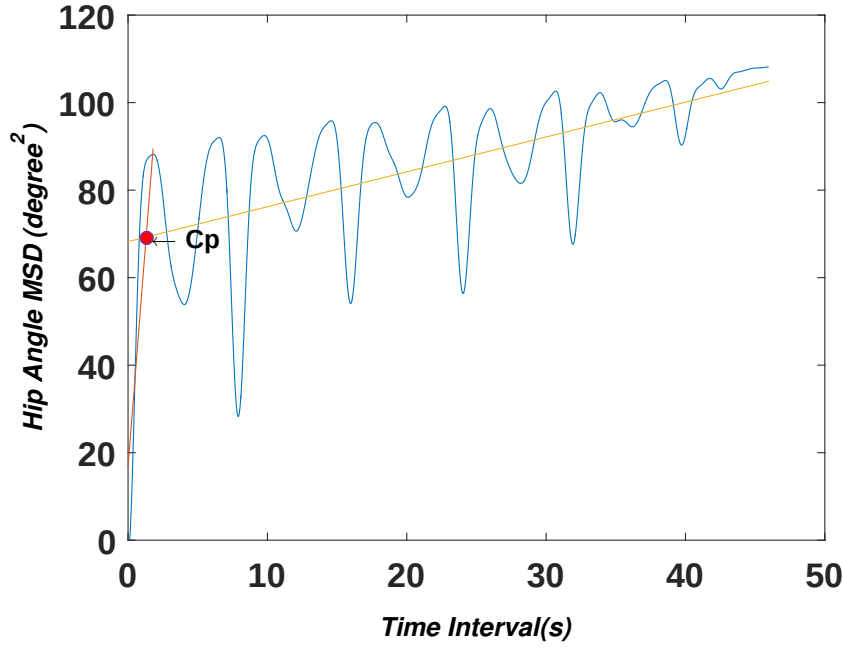


FIGURE 2.13 – Angle de la hanche : déplacement quadratique moyen en fonction du décalage temporel.

calculé R_A , qui est le rapport entre le temps critique du CdP et le temps critique de l'angle de la cheville ($R_A = P_{Tc} / A_{Tc}$). La même procédure est utilisée pour l'angle de la hanche ($R_H = P_{Tc} / H_{Tc}$), avec : R_H le rapport entre le temps critique du CdP et le temps critique de l'angle de la hanche. Cela a été fait dans le but de vérifier la corrélation entre le CdP et les mouvements des deux articulations. Pour rétablir l'équilibre, le système postural essaie de maintenir le centre de masse dans ses limites de sécurité. Par conséquent, le CdP décrit l'équilibre postural car son comportement est à peine identique au centre de masse dans les petites inclinaisons angulaires. Les intervalles de temps critiques de l'angle de la cheville ($A_{Tc} = 1.47 \pm 0.49$ avec un rapport de $R_A = 0.73$), le paramètre A_{Tc} est plus proche de l'intervalle de temps critique du CdP ($P_{Tc} = 1.07 \pm 0.31$). Par contre, les intervalles de temps critiques de l'angle de la hanche sont loin et en retard par rapport au temps critique du CdP ($H_{Tc} = 2.41 \pm 2.10$ avec un rapport de $R_H = 0.44$).

Cette harmonie entre le comportement angulaire du CdP et le déplacement angulaire de la cheville indique que la transition entre les mécanismes de contrôle en boucle ouverte et en boucle fermée est quasi-simultanée. Cela entraîne une domination de la stratégie de la cheville dans le processus de récupération de l'équilibre, car les points critiques des signaux CdP sont corrélés et simultanés avec la stratégie utilisée par le sujet.

Les coefficients de diffusion de la région à court terme (boucle ouverte) sont proportionnels

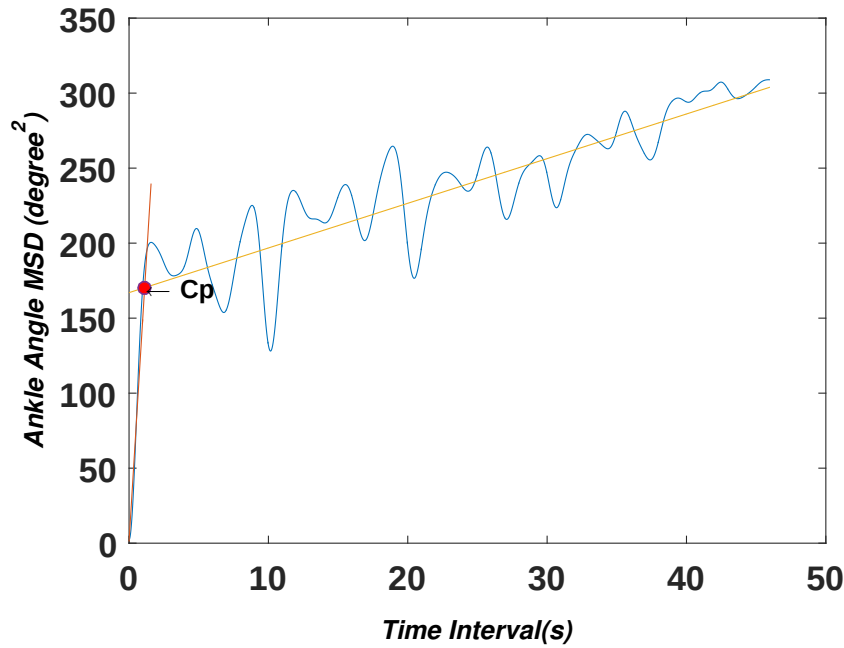


FIGURE 2.14 – Angle de la cheville : déplacement quadratique moyen en fonction du décalage temporel.

à l'accroissement des fréquences de perturbation, ce qui montre une augmentation de l'activité stochastique au cours du mécanisme de contrôle en boucle ouverte. Les plus grandes valeurs des paramètres de diffusion dans les directions AP et planaires sont justifiées par la difficulté de la tâche le long du plan sagittal en raison de la grande quantité de perturbations AP qui nécessite plus d'efforts, cette augmentation significative de l'activité stochastique exprime la direction principale du balancement posturale. Cependant, nous avons noté une légère augmentation dans Y_{Ds} sur le plan ML (2.32 ± 1.51). En outre, les coefficients A_{Ds} (34.15 ± 31.42) étaient très élevés par rapport aux coefficients de diffusion de la hanche H_{Ds} (12.68 ± 10.83). Ce qui montre que le balancement de la cheville était très élevé et caractérisé par sa plus grande vitesse d'étalement entre les points de mesures angulaires. Ce dernier explique la haute fréquence du déplacement angulaire de la cheville tout au long du processus de récupération de l'équilibre pour toutes les perturbations. Ce comportement articulaire élucide une synergie entre les articulations de la cheville et de la hanche bien que la stratégie de la cheville soit principalement utilisée en fonction des coefficients de diffusion.

Le tableau 2.5 affiche les paramètres stochastiques calculés pour le déplacement angulaire et le déplacement du CdP. Avec : X_{Ds}, Y_{Ds} et P_{Ds} (mm^2s^{-1}) qui sont successivement les coefficients de diffusion du déplacement CdP dans le plan AP, ML et planaire. A_{Ds} et H_{Ds} ($degree^2s^{-1}$) sont les coefficients de diffusion des déplacements angulaires pour les articulations de la cheville et

Tableau 2.5 – Paramètres de diffusion pour différents niveaux de perturbations sinusoïdales, tous les paramètres sont moyennés pour toutes les perturbations.

Paramètres	0.02Hz	0.06Hz	0.08Hz	0.1Hz	Moyenne $\pm$ SD
X_{Tc}	1.54	1.04	0.84	0.80	1.06 $\pm$ 0.34
Y_{Tc}	1.34	1.24	0.94	1.06	1.15 $\pm$ 0.18
P_{Tc}	1.5	1.08	0.86	0.82	1.07 $\pm$ 0.31
A_{Tc}	2.16	1.46	1.14	1.11	1.47 $\pm$ 0.49
H_{Tc}	5.54	1.58	1.3	1.22	2.41 $\pm$ 2.10
X_{Ds}	2.98	10.34	24.89	28.27	16.62 $\pm$ 11.97
Y_{Ds}	0.32	2.03	3.22	3.70	2.32 $\pm$ 1.51
P_{Ds}	3.29	16.37	28.07	32.75	20.12 $\pm$ 13.17
A_{Ds}	2.91	18.52	39.66	75.52	34.15 $\pm$ 31.42
H_{Ds}	1.15	8.23	14.71	26.64	12.68 $\pm$ 10.83

de la hanche ,successivement. $X_{Tc}, Y_{Tc} \text{ et } P_{Tc} (s)$ sont successivement les intervalles de temps critiques des déplacements AP, ML et planaire des signaux CdP . $A_{Tc} \text{ et } H_{Tc} (s)$ sont les intervalles de temps critiques des déplacements angulaires de la cheville et de la hanche, successivement.

La capacité du corps à maintenir l'équilibre dépend de la robustesse du système de contrôle postural lors des perturbations externes. Ainsi, un mécanisme de contrôle stable avec une réponse en régime permanent est nécessaire. Le processus de contrôle reflète la transition d'une phase non statique à une phase quasi statique. Typiquement, les changements dans le comportement du système de contrôle postural et sa stabilité peuvent être décrit par le comportement persistant et anti-persistant, qui ont été expliqués dans les recherches précédentes comme une combinaison de deux phases de contrôle : à court et à long terme séparés par un temps critique [135]. Ce comportement est défini par l'exposant de mise à l'échelle (Hurst). Afin de comprendre les effets des perturbations multidirectionnelles sur les mécanismes de contrôle en boucle ouverte et en boucle fermée, nous avons étudié les phases à court et à long terme de déplacement quadratique de la cheville, de la hanche et du CdP. Par la suite, les exposants d'échelle dans les deux phases de contrôle ont été définis et les résultats ont été obtenus à partir des courbes (log-log) des lignes de régression [136]. L'exposant de Hurst peut donc être calculé comme suit :

Pour le système à boucle ouverte :

$$\log\langle\Delta x^2\rangle = 2H_s\Delta t + K_s \quad (2.14)$$

Pour le système à boucle fermée :

$$\log\langle\Delta x^2\rangle = 2H_l\Delta t + K_l \quad (2.15)$$

Où : H_s et H_l sont les exposants d'échelle à court terme ($1 > H_s > 0.5$) et l'intervalle à long terme ($0 < H_l < 0.5$), successivement. Dans le cas où $H = 0.5$, le déplacement chronologique du CdP sera expliqué comme un simple mouvement brownien classique, K_s et K_l sont les points d'intersections.

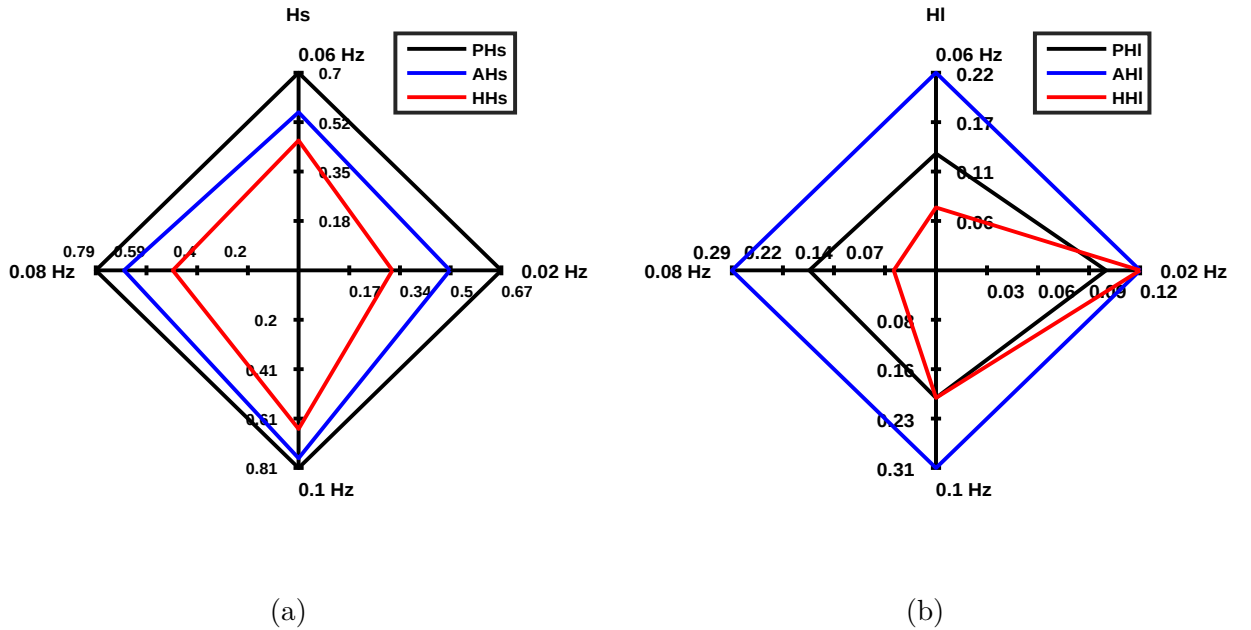


FIGURE 2.15 – Diagrammes en étoiles.

Les diagrammes en étoile dans la figure 2.15.a et 2.15.b montrent l'évolution des exposants de Hurst pour la cheville et de la hanche en appliquant différents niveaux de perturbations par rapport aux déplacements planaires du CdP comme référence. Les paramètres (PH_s , AH_s et HH_s) sont les exposants de Hurst à court terme pour le déplacement planaire, de la cheville et de la hanche, successivement. Les paramètres (PH_l , AH_l et HH_l) sont les exposants de Hurst à long terme pour le déplacement planaire, de la cheville et de la hanche, successivement.

Deux mécanismes de contrôle ont été observés :

a) Une phase de contrôle en boucle ouverte à long terme :

Dans cette phase de contrôle, on remarque que les valeurs moyennes de l'exposant de l'échelle de la cheville, de la hanche et de CdP planaire sont proportionnelles à l'augmentation des pertur-

bations. Les déplacements de la cheville et du CdP ont une évolution positivement corrélée avec le mouvement de la plate-forme au cours du temps, comme le montrent les valeurs moyennées de l'exposant de Hurst ($AH_s = 0.62 \pm 0.12$ et $PH_s = 0.74 \pm 0.06$). Au contraire, l'exposant de l'angle de la hanche a une valeur moyenne de $HH_s = 0.47 \pm 0.13$. Cette valeur indique un mouvement brownien géométrique qui décrit le comportement aléatoire du déplacement de la hanche. Les exposants à court terme de mise à l'échelle de la cheville sont beaucoup plus élevés que ceux de la hanche. La raison pourrait provenir du fait que l'articulation de la cheville intervient plus pendant le rétablissement de l'équilibre. Par conséquent, nous pouvons estimer que les inclinaisons de la hanche ont été caractérisées par un état quasi-stable, en particulier dans les perturbations à basse fréquence.

b) Une phase de contrôle en boucle fermée :

Dans cette phase, le CdP planaire et les inclinaisons angulaires de la hanche et de la cheville sont corrélées négativement en fonction du temps dans la région à long terme, exprimées par les valeurs moyennes des exposants d'échelles à long terme : $PH_l = 0.15 \pm 0.05$, $AH_l = 0.23 \pm 0.09$ et $HH_l = 0.11 \pm 0.06$. Bien que la valeur de l'exposant de l'échelle de la hanche est faible, cela explique que les inclinaisons de la hanche ont été à peu près diminuées et ont bougées vers un état quasi-stable. Ce comportement anti-persistant montre une diminution du taux d'étalement des inclinaisons posturales. Par conséquent, le passage d'un processus de contrôle instable à un processus d'état stable se produit après le passage de l'intervalle de temps critique. Ce changement de mécanisme est dû à l'intégration du système de biofeedback et du système cognitif. Cela veut dire que l'indicateur du système de contrôle postural robuste peut être modélisé comme un processus stable.

La proximité entre le déplacement quadratique planaire du CdP et les comportements stochastiques de l'angle de la cheville explique une forte interaction entre le balancement de la cheville et la dynamique du CdP. Par conséquent, nous en déduisons que l'analyse SDA des coordonnées posturales à l'aide de certaines variables stochastiques appuie notre modèle proposé du pendule inversé, car il confirme la domination de la stratégie de la cheville au cours du processus d'équilibre.

2.6 Discussions

Dans ce chapitre, nous avons appliqué des perturbations sinusoïdales afin d'étudier leurs effets sur un individu en bonne santé tout en utilisant les données du mouvement dynamique

du CdP et les angles des articulations. Comme nous l'avons montré dans notre analyse de la DSP et à travers les paramètres stabilométriques traditionnels complémentaires. L'interprétation des paramètres stochastiques montre que la stratégie de la cheville est principalement utilisée. L'utilisation de métriques traditionnelles linéaires est très courante en posturographie. Bien que, cette méthode a de nombreux inconvénients concernant la distinction des comportements posturaux. A ce propos, les caractéristiques stochastiques SDA ont été exploitées pour expliquer la variabilité des signaux CdP et les vitesses d'inclinaison des angles articulaires pour distinguer la principale stratégie d'équilibre adoptée lors d'une position perturbée. De plus, les résultats obtenus nous ont montré la bonne corrélation entre le niveau de perturbations appliquées et les paramètres traditionnels, spectrales et stochastiques. C'est à partir de ces résultats qu'il est possible de retrouver l'évolution posturale à l'aide d'un modèle du pendule inversée. Ce qui conduit à ce que la stratégie de la cheville soit largement impliquée dans nos expérimentations. Ces résultats font l'objet de recherches en cours.

Dans la littérature, plusieurs études ont confirmé l'utilité de la méthode de diffusion dans l'analyse des mouvements chaotiques qui pourraient être considérés comme un processus stochastique [36]. Elle est également appropriée pour la différenciation entre les individus sains et les patients présentant des troubles de l'équilibre [137]. Dans cette analyse, nous avons étudié la corrélation commune entre la difficulté de la tâche et les caractéristiques stochastiques du CdP ainsi que les déplacements angulaires, les effets étaient modérés à élevés et dépendants du niveau de perturbations, cela indique que les perturbations à haute fréquence sont appropriées pour évaluer le contrôle postural. Une grande variance entre les perturbations a été observée, les valeurs des paramètres ont été écartées de leurs valeurs moyennes, ce qui signifie une plus grande variabilité des paramètres qui est corrélée avec l'augmentation du taux stochastique. Le comportement stochastique est proportionnel à l'augmentation des perturbations. Plusieurs études ont démontrés que l'augmentation des paramètres SDA est étroitement liée à la difficulté de la tâche [138], ces résultats confirment nos constatations. Une forte augmentation des valeurs suggère une capacité limitée du mécanisme de commande en boucle ouverte pour atteindre l'équilibre. Par conséquent, la diminution de l'intervalle de temps critique était inversement proportionnelle à l'augmentation des perturbations dues au retard des systèmes de rétroaction sensoriels, ce qui souligne la nécessité antérieure de la phase en boucle fermée tout en augmentant le niveau de perturbations. Pour maintenir l'équilibre au cours de cette période, le système de contrôle intègre les informations sensorielles permettant d'améliorer la stabilité du système postural [23].

Cependant, le temps critique du déplacement quadratique du CdP était plus proche de celui

de la cheville comparé au temps critique de la hanche, cela donne un premier aperçu de la stratégie principale impliquée dans le maintien de l'équilibre. Le système de rétroaction et les informations sensorielles incitent le système postural à changer son mécanisme à celui du contrôle en boucle fermée. Par conséquent, la transition vers le contrôle en boucle fermée coïncide avec le basculement de la courbe de diffusion du point maximum local vers la position stationnaire, où le système du contrôle postural rectifie le niveau du balancement par la restriction de l'angle de balancement de la cheville à son minimum, ce qui déplace le système vers sa position permanente, l'intégration du retour sensoriel des informations par le système de contrôle est très requise dans ce cas [139]. De plus, l'application de la méthode SDA sur les angles de la hanche et de la cheville nous ont permis la déduction d'un certain nombre de paramètres distinctifs importants. Les coefficients SDA de l'angle de la cheville sont fortement corrélés au comportement quadratique du CdP et révélaient une plus grande sensibilité aux perturbations. L'augmentation du coefficient de diffusion de l'angle de la cheville est un indicateur d'une plus grande variabilité dans l'inclinaison angulaire, ce taux d'étalement élevé qui peut être interprété comme une activité plus élevée afin de maintenir l'équilibre. Ces résultats nous montrent que la puissance d'équilibre était principalement concentrée au niveau de l'articulation de la cheville. D'où on peut conclure que la principale stratégie utilisée par le sujet était la stratégie de la cheville, ce qui confirme les résultats issus de l'analyse DSP et les paramètres traditionnels calculés [13]. L'application de cette méthodologie sur les angles des articulations pour distinguer les stratégies de l'équilibre adopté n'a pas été complètement enquêté dans d'autres travaux publiés. Vuillerme et al. ont réalisé une analyse statistique sur des adultes jeunes ainsi que des personnes âgées, en calculant l'exposant de l'échelle, ils ont observé une intervention de conditions de bio-rétroaction sur le centre de gravité [140].

Dans la présente étude, la variabilité du CdP et des déplacements angulaires a montré que notre sujet étudié a été présenté par son système de contrôle en régime permanent et son système postural peut être modélisé comme un processus stable. Ainsi, nos approches étaient réalisables et elles peuvent être utilisées pour l'identification de sa stratégie d'équilibre. L'avantage de nos méthodes réside dans leur capacité à différencier entre les différentes stratégies posturales. De plus, pour de faibles perturbations, nous avons remarqué que le couple articulaire de la cheville est adéquat dans le processus du maintien de l'équilibre. Dans ce cas, un homme assis sur une plateforme de force peut être représenté par un modèle du pendule inversé. Cela a été fait par la comparaison entre le modèle générique humain complet et le couple de la cheville simulé à partir du modèle de pendule inversé. Atkeson et al. ont utilisé des modèles du corps humains

pour explorer les stratégies d'équilibre vertical en utilisant des pendules inversés d'un segment et de deux segments, ils ont observé une corrélation élevée entre les couples articulaires et les perturbations. De plus, ils ont observé des mouvements plus élevés au niveau de la hanche dans les grandes perturbations [141]. Bien que, leur méthode doit être validée en utilisant des procédures expérimentales. Les couples musculaires peuvent être estimés à l'aide d'un robot exosquelette en mesurant les paramètres inertiels des membres avec moins de biocapteur. Bien que l'utilisation de robots à exosquelette rend la précision de cette méthode sensible aux forces de réaction au sol et tout contact au sol suggère un inconvénient [142].

2.7 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons montré que le modèle du pendule inversé est typique pour identifier la stratégie la plus impliquée dans le processus de rattrapage posturale, tout en établissant une analyse non linéaire d'un signal stabilométrique et l'investigation de ces propriétés temporelles. De plus, nous avons discuté comment le corps peut maintenir son équilibre en réponse aux perturbations. D'autre part, nous avons donné un aperçu sur l'utilisation de la méthode SDA pour définir la stratégie adoptée par le sujet par la quantification des coefficients de diffusion et le temps critique qui sépare les phases de contrôle en boucle ouverte et en boucle fermée. La méthode proposée nous a permis également d'obtenir des résultats avec une analyse globale basée non seulement sur les critères traditionnels linéaires de CdP et les attributs fréquentiels tels que l'analyse de densité spectrale de puissance, mais aussi peut être complétées par l'utilisation de la SDA appliquées sur les angles articulaires, qui nous permet d'étudier les caractéristiques stochastiques en fonction de l'évolution temporelle.

Les méthodes fréquentielles et SDA exploitées sont fiables et analogues avec les résultats de l'approche classique. L'avantage des méthodes proposées est leur capacité à distinguer les stratégies adoptées qui se produisent tout en maintenant la position verticale désirée. Cela peut également servir dans le diagnostic, la réhabilitation et la surveillance des pathologies associées aux troubles de la stabilité. Ce sont des méthodes valables qui méritent des recherches supplémentaires. Jusqu'à présent, il n'y a pas d'analyse posturale similaire qui implique la SDA dans le diagnostic des stratégies d'équilibre. Concernant les perspectives futures, dans le domaine de diagnostic des stratégies du rattrapage posturale, nous proposons l'application des méthodes linéaires et non-linéaires proposées. Il est plus efficace d'établir une étude globale des couples articulaires du corps entier, de la raideur et de la viscosité des articulations. Par ailleurs, la

modélisation des systèmes posturaux en utilisant des données posturales telles que les mesures de CdP, les déplacements angulaires. Cela peut réduire le temps d'examen, et ainsi améliorer le confort du patient ainsi que le système de réadaptation.

Chapitre 3

Évaluation de la dynamique posturale des individus sains et après-AVC

Sommaire

3.1	Introduction	58
3.2	Expérimentations et méthodes proposées	59
3.2.1	Expériences et acquisition des données	59
3.2.2	Identification non paramétrique	59
3.2.3	Identification paramétrique	60
3.3	Analyse du groupe des sujets de références	63
3.3.1	Résultats des paramètres traditionnels et fréquentiels	63
3.3.2	Résultats de la méthode paramétrique et non paramétrique	65
3.4	Approches proposées : discrimination entre les sujets références et les après-AVC	71
3.4.1	Résultats des fonctions de transfert	71
3.4.2	Résultats de la méthode SDA	74
3.4.3	Test dynamique d'asymétrie de distribution du poids	75
3.5	Discussions	76
3.6	Conclusions	81

3.1 Introduction

Différentes techniques d'analyse ont été appliquées dans ce chapitre pour étudier les effets des perturbations sur des sujets atteints d'AVC et des sujets sains (références). Dans le cadre de notre analyse certains essais ont été établis sous plusieurs niveaux de vibrations sinusoïdales (0.1 Hz à 0.5 Hz), le long des plans AP et ML. Ainsi, notre plateforme mobile nous a permis d'enregistrer les variations du CdP en fonction du temps. C'est à partir de ces mesures que nous avons calculé les paramètres traditionnels par l'usage de la méthode stabilométrique classique. La densité spectrale de puissance (DSP) nous a permis d'estimer les paramètres fréquentiels. Ensuite, nous avons déterminé les paramètres de diffusion à partir de l'analyse de diffusion des signaux stabilométriques. Les fonctions de transferts entre la vitesse de la plate-forme et la trajectoire du CdP ont été évaluées. Les réponses fréquentielles ont été effectuées pour différentes fréquences allant de 0.1 Hz et 3.3 Hz. Nous avons également mené une comparaison des modèles par deux types d'identifications, paramétriques et non paramétrique qui ont révélés des invariants intéressants pour cette analyse. Notre objectif est d'analyser certains outils linéaires et non-linéaires d'évaluation posturale de l'équilibre debout, et de différencier entre les différents systèmes du contrôle. Dans les travaux effectués antérieurement, très peu d'études ont abordé l'utilisation de méthodes non-linéaires à base des mesures du CdP dans le diagnostic du comportement postural pathologique d'un après-AVC. Par ailleurs, les outils exploités sont basés sur des procédures paramétriques et non paramétriques d'identification, ce qui peut donner un aperçu sur la façon d'améliorer la durée de l'examen.

Dans ce chapitre, nous avons proposé une technique qui combine différentes approches d'analyse du comportement du système de contrôle postural des sujets humain au cours des mouvements unidirectionnels. Dans la section 3.2, nous décrivons le protocole expérimental et l'aspect théorique de méthodes proposées. La section 3.3 est dédiée à la caractérisation et l'identification des sujets de références tout en utilisant l'analyse fréquentielle et les paramètres traditionnels, ainsi qu'une modélisation paramétrique et non paramétrique. La section 3.4 est dédiée à la comparaison entre un groupe de personnes de références et des patients après-AVC en utilisant la modélisation par fonctions de transferts, l'analyse de diffusion du signal stabilométrique et le test d'asymétrie. La dernière section sera consacrée à des explications et quelques conclusions.

3.2 Expérimentations et méthodes proposées

3.2.1 Expériences et acquisition des données

Le protocole expérimental a été effectué dans l'hôpital Rothschild (Paris, France). Vingt-cinq volontaires ont participé dans cette étude (quatorze mâles et onze femelles), divisés en trois groupes : treize jeunes adultes sains considérés comme références, âgés de 23.61 ± 1.2 , ne souffrant d'aucune faiblesse neurologique ou musculo-squelettique et aucun d'entre eux n'est atteint ni d'infection articulaire ou musculaire. Ils sont également exempts de tout type d'anomalies d'équilibre. Six sujets considérés normaux de différents âges (âge : 54.16 ± 19.1). Ainsi que six autres sujets souffrant de syndromes d'après-AVC (âge : 45.66 ± 19.2), (tableau 3.1). Tous les sujets étaient en position debout, yeux ouverts et les pieds parallèles.

Tableau 3.1 – Caractéristiques physiques des individus atteint d'AVC.

Sujets	Genre	Age	Taille	Masse	Temps écoulé depuis l'AVC	Côté hémiplegique
Après-AVC1	M	60	1.75 m	65.34 kg	21 jours	Droite
Après-AVC2	M	24	1.68 m	65.07 kg	26 jours	Droite
Après-AVC3	F	69	1.55 m	57.42 kg	32 jours	Gauche
Après-AVC4	F	27	1.64 m	64.15 kg	26 jours	Droite
Après-AVC5	M	59	1.74 m	76.45 kg	51 jours	Gauche
Après-AVC6	F	35	1.70 m	63.60 kg	58 jours	Gauche

Les expériences ont été effectuées sur une plateforme mobile : IsiSkate. Les coordonnées du CdP ont été mesurés avec une résolution de 0.05 mm et une résolution de déplacement linéaire de la plate-forme de 0.5 mm [12]. Les sujets ont été exposés à différentes fréquences de perturbations (0.1 Hz à 0.5 Hz) dans le plan antéro-postérieur et par la suite dans le plan médio-latéral appelés : PAP et PML, respectivement. Ainsi, les signaux stabilométriques ont été échantillonnés à une fréquence de 100 Hz et les expériences ont été effectuées avec une durée d'acquisition des données pour chaque essais fixée à 13 s. Ce laps de temps nous permet d'éviter la fatigue des personnes ayant subi des syndromes après-AVC.

Par la suite, nous procéderons à l'étude théorique des méthodes d'analyses fréquentielles et de diffusion ainsi que leurs résultats.

3.2.2 Identification non paramétrique

Les réponses posturales aux perturbations ont été représentées par des fonctions de transferts. Cette approche représente le domaine fréquentiel avec une estimation non paramétrique. Nous proposons un estimateur ETFE (Empirical transfer-function estimate), avec un biais nul pour les signaux d'entrées déterministes [143]. Cet estimateur convient bien à notre plate-forme qui

est capable d'appliquer un stimulus périodique sur le sujet étudié dans les directions AP et ML. L'estimateur ETFE possède une fonction de transfert de réponse fréquentielle qui est déduite à partir du rapport de la transformée de Fourier discrète de l'entrée (vitesse de la plateforme) et celle de la sortie (CdP) [144]. Si l'on pose $s(t)$ comme signal générique qui peut représenter l'évolution temporelle des signaux d'entrée ou le signal de sortie en fonction du temps, alors la transformée de Fourier discrète d'un signal $s(t)$ sera :

$$S_N(\omega) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{t=1}^N s(t) e^{-i\omega t} \quad (3.1)$$

Nous pourrions alors déterminer l'ETFE de notre modèle par :

$$T_N(e^{i\omega}) = \frac{Y_N(\omega)}{X_N(\omega)} \quad (3.2)$$

Avec $Y_N(\omega)$ et $X_N(\omega)$ sont les transformées de Fourier discrètes de sortie et d'entrée respectivement.

3.2.3 Identification paramétrique

Pour extraire les paramètres de comparaison comme le gain et la phase, nous avons procédé à l'identification paramétrique des modèles. À partir des données expérimentales d'un système dynamique, nous pouvons construire un modèle mathématique sous la forme d'équations différentielles. Par la suite, nous pouvons déduire un modèle paramétrique d'identification qui représente la réaction des personnes suite à des perturbations causant leurs déséquilibres. La forme générale du modèle polynomial représenté dans la figure 3.1 est donnée par la structure générale [145] :

$$A(q)Y(t) = \frac{B(q)}{F(q)}X(t) + \frac{C(q)}{D(q)}e(t) \quad (3.3)$$

$X(t)$ et $Y(t)$ sont l'entrée et la sortie du système, respectivement. $A(q)$, $B(q)$, $F(q)$, $C(q)$ et $D(q)$ sont des polynômes, q est l'opérateur de décalage, et $e(t)$ représente l'erreur du modèle (bruit blanc).

Nous allons chercher maintenant à déterminer un modèle générique tout en utilisant une méthode linéaire nommée OE (Output-Error), qui prend la forme d'un modèle polynomial

considéré comme une boîte noire. Le modèle est déduit à partir de la forme générale illustrée par l'équation (3.3), avec $A(q)$, $C(q)$ et $D(q)$ égale à 1. L'équation (3.3) peut alors prendre la forme suivante :

$$Y(t) = \frac{B(q)}{F(q)}X(t) + e(t) \quad (3.4)$$

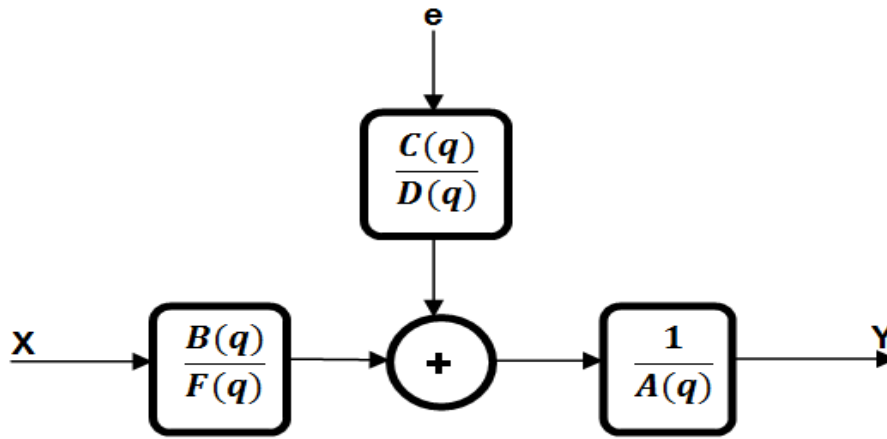


FIGURE 3.1 – Structure générale d'un modèle polynomial

Afin d'obtenir une meilleure estimation de l'ordre du modèle paramétrique, nous avons utilisé une boucle expérimentale de test qui nous permet de trouver la meilleure approximation entre la réponse simulée du modèle paramétrique et les données mesurées. La procédure générale de l'algorithme proposé est donné par la figure 3.2. Après avoir obtenu un modèle qui représente le processus de l'équilibre, nous procédons à l'extraction des gammes des gains et des phases qui représentent les individus de références.

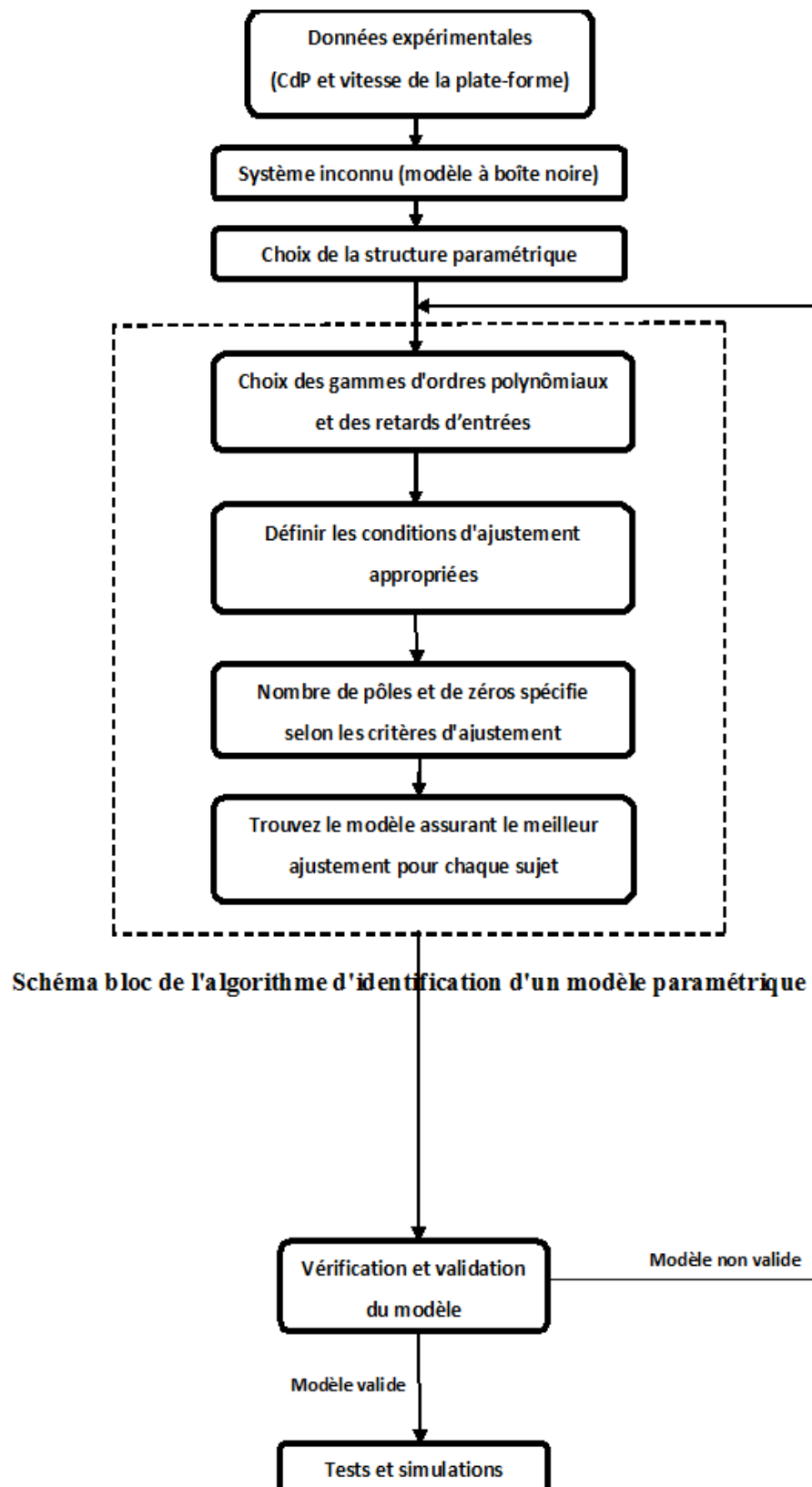


FIGURE 3.2 – Synoptique de l'algorithme proposé pour identifier le meilleur modèle polynomial

3.3 Analyse du groupe des sujets de références

L'évaluation du comportement du système postural à cinq niveaux de perturbations dans les deux directions (AP et ML) ne peut se faire qu'après avoir calculé quelques paramètres traditionnels et fréquentiels. Notre objectif est d'étudier la variabilité des paramètres à quantifier afin de caractériser les sujets de référence d'une part, et d'autre part, la proposition d'une méthode d'identification paramétrique et enfin une analyse détaillée des fonctions de transferts.

3.3.1 Résultats des paramètres traditionnels et fréquentiels

Les données de stabilité posturale sont constituées des coordonnées du CdP prélevés durant une période de 13 s. Dans notre étude, nous émettons l'hypothèse que le balancement sagittal est lié aux perturbations AP de la plate-forme. Sa corrélation avec le balancement ML est négligeable. À l'inverse, les perturbations ML ont une petite influence sur le balancement AP.

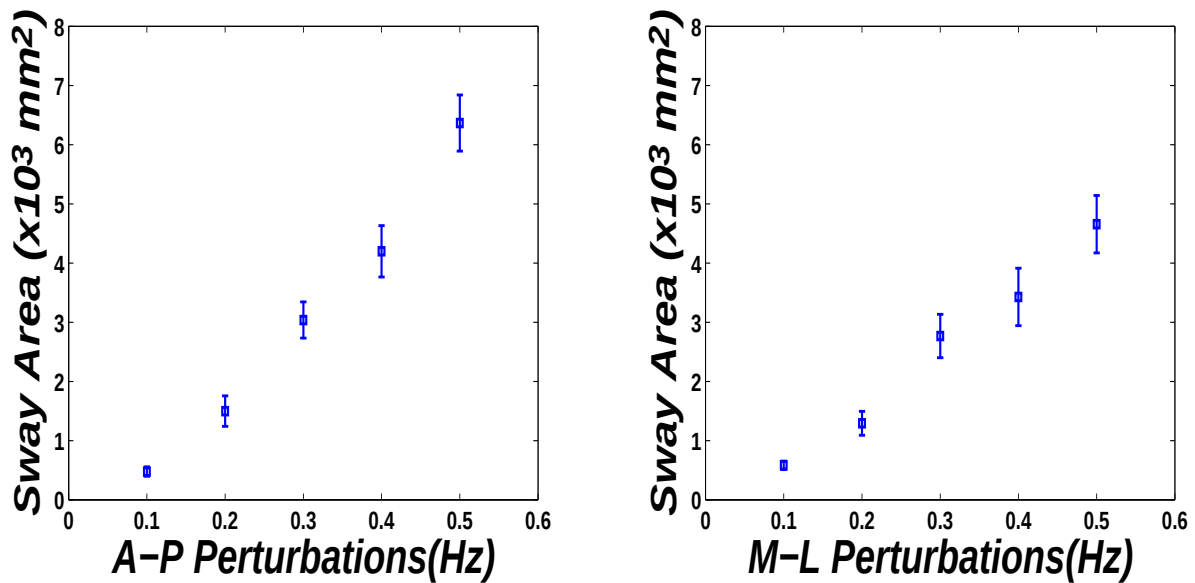


FIGURE 3.3 – Les moyennes et les écarts types de la surface de balancement (Sway area) pour toutes les fréquences de perturbations dans les plan AP et ML. Les barres d'erreur représentent 95% de l'intervalle de confiance.

Les sujets de références ont été soumis à différents niveaux de perturbations dans les deux plans : AP et ML. Nous avons utilisé la méthode d'analyse de la variance (two-way ANOVA) pour comparer l'effet de deux facteurs qui sont : le type de perturbations et le niveau de perturbations sur le balancement du corps. La figure 3.3 montre une croissance significative de la surface de balancement en augmentant le niveau de perturbations ainsi qu'une augmentation

Tableau 3.2 – La MF moyenne, MPF moyenne, longueur moyenne de statokinésigramme (Lsat), la vitesse moyenne (MV_t), l'énergie spectrale et leur écart-types, calculés pour tous les sujets de référence sous des perturbations sagittales et médio-latérales, séparément.

Paramètres	Perturbations (AP)	Perturbations (ML)	$ Changement(\%) $
MPF (Hz)	0.54 ± 0.023	0.62 ± 0.083	14.80%
MF (Hz)	0.57 ± 0.031	0.63 ± 0.085	10.52%
Énergie (mm^2)	19.80 ± 1.6	15.12 ± 2.9	23.63%
MV_t ($\times 10^3 mm/s$)	0.132 ± 0.009	0.112 ± 0.009	15.15%
L-stato ($\times 10^3 mm$)	1.138 ± 0.085	1.087 ± 0.087	4.48%

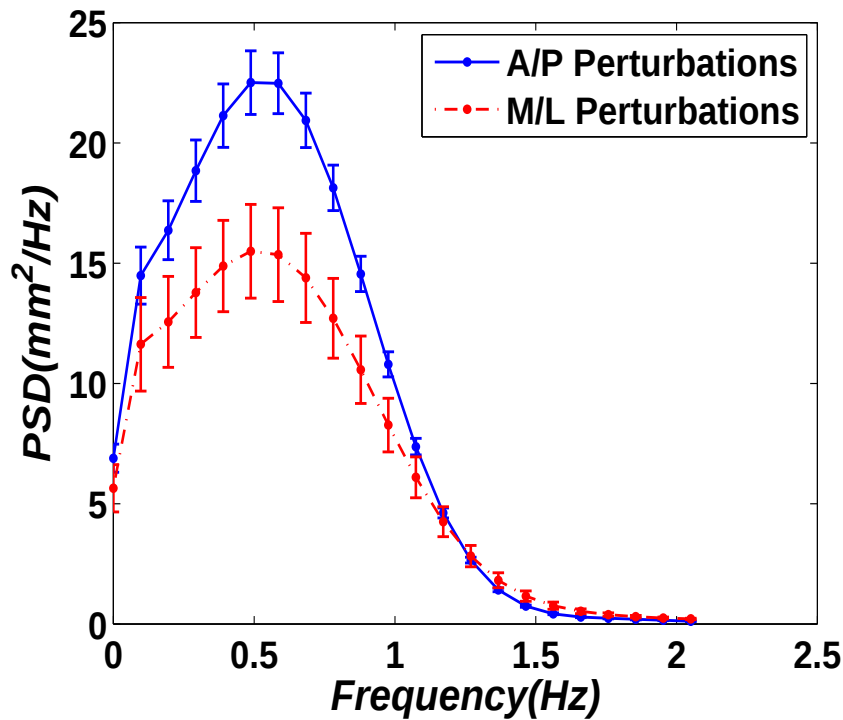


FIGURE 3.4 – Densité spectrale de puissance du CdP en fonction de tous les éléments fréquentiels pour les sujets de référence dans les perturbations AP et ML.

dans la direction AP ($p < 0.0003$) par rapport à la direction ML des perturbations. Il est bien évident que la surface de balancement du corps est significativement plus élevée dans les PAP en comparaison aux PML et elle est proportionnelle à l'augmentation de la difficulté de la tâche. L'interaction entre les deux facteurs est significativement élevée ($p = 0.02$). Cependant, en utilisant la méthode de la différence significative de Tukey, nous avons évalué les intervalles de comparaison des moyennes et nous avons conclu que les perturbations de (0.2 Hz à 0.5 Hz) sont les plus influentes sur le balancement du corps humain. Donc, l'impact des faibles perturbations (0.1 Hz) sur le balancement du corps est presque négligeable. Nous avons également utilisé l'analyse : T-test à deux échantillons pour vérifier la signification statistique des résultats fréquentiels et traditionnels. Le tableau 3.2 montre une augmentation significative ($p < 0.01$) et une augmentation proche de la signification statistique (tendance) en MPF et MF successivement dans les PML. Par contre, la vitesse moyenne du CdP (MV_t) et l'énergie spectrale étaient significativement plus élevés ($p < 0.0001$) dans les PAP. Cependant, la longueur du statokinésigramme était plus grande en PAP, mais elle n'était pas statistiquement significative ($p = 0.2$). La figure 3.4 montre la densité spectrale de la puissance moyennée sur tous les sujets. Elle a été observée plus dans les basses fréquences (0.12 Hz to 1.2 Hz). La DSP montre une faible variabilité dans la direction AP des perturbations. La gamme de balancement postural est également plus petite dans la direction AP des perturbations. Notre analyse indique que le plan AP reste plus pratique quand à l'identification du groupe de référence.

3.3.2 Résultats de la méthode paramétrique et non paramétrique

Les réponses fréquentielles du balancement postural peuvent être représentées par une fonction de transfert établie afin d'étudier la relation entre le déplacement du CdP (sortie) et la vitesse de la plate-forme (entrée). Le gain moyen, le déphasage moyen et leur écart-types sont estimés pour 17 composantes de fréquence comprises entre : 0.1Hz et 3.3Hz. Ces calculs ont été réalisés pour deux types de perturbations.

Ce modèle non paramétrique est proposé afin de modéliser la relation non linéaires entre l'entrée et la sortie. La figure 3.5 montre les réponses fréquentielles moyennes des sujets de références. Elles ont été obtenues pour une fenêtre de Hamming ($w = 150$), la taille de la fenêtre est spécifiée pour obtenir une bonne résolution, sous des perturbations de 0.5 Hz dans la direction AP (a) et ML (b). Une diminution du gain ainsi qu'une amélioration du déphasage a été observée à des fréquences allant jusqu'au 1.3 Hz, ce qui entraîne une diminution du retard du temps lié au système du contrôle postural. Par contre, une augmentation du gain a été observée pour des

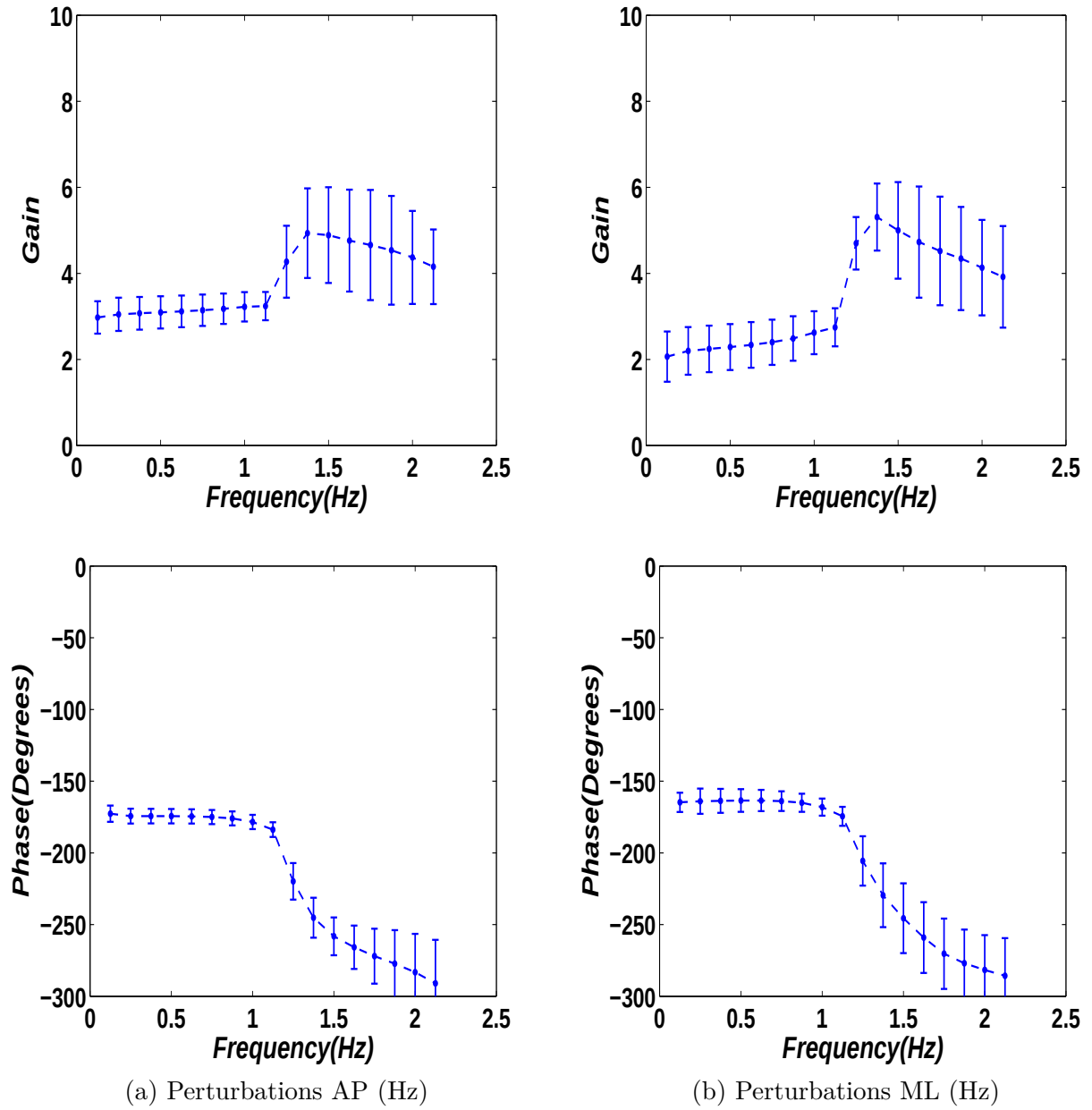


FIGURE 3.5 – Montre les réponses fréquentielles moyennes et les phases moyennes évaluées ainsi que leur écart types sur tous les éléments fréquentiels.

fréquences allant de 1.3 Hz à 3 Hz.

Afin d'estimer la variabilité intergroupes des références pour les gains et les déphasages, nous avons calculé le coefficient de variation (C_v) pour chaque élément de fréquence. Il peut être interprété comme le rapport entre l'écart-type et sa valeur moyenne. En comparant le PAP et le PML, nous avons observé que le C_v était plus faible pour PAP comme le montre la figure 3.6. Le C_v est inférieur dans les PAP suggère une variabilité inférieure dans les fréquences jusqu'à 1.25 Hz. Comme nous l'avons signalé ci-dessus, l'analyse spectrale a clairement révélé que cette bande de fréquence caractérise 90-95% de l'énergie spectrale (voir, figure 3.4). Dans cette bande de fréquences, le système de contrôle postural dépend principalement des systèmes vestibulaire et proprioceptif [146], ces derniers ont la capacité d'orienter le corps humain et de faire des ajustements dans les coordinations motrices assurant l'équilibre postural [147]. Le C_v moyen et son écart-type pour chaque élément de fréquence ont été calculés. Par la suite, nous avons déterminé la valeur moyenne de tous les C_v dans chaque bande de fréquence, les réponses fréquentielles ont été divisés en deux bandes montrées par la figure 3.5 :

- Dans la bande de fréquence de 0.125 Hz à 1.12 Hz : le gain moyen en AP était supérieur au ML avec un changement de 23.3% et un C_v de 0.11 ± 0.008 et 0.21 ± 0.038 dans la direction (AP) et (ML) successivement. La phase est plus importante pour la PML avec un changement de 6.28% et un C_v de 0.032 ± 0.002 et 0.04 ± 0.004 dans les PAP et PML, successivement.
- Dans la bande de fréquence de 1.12 Hz à 2.2 Hz : nous remarquons une légère augmentation du gain (2.80%) pour le PAP en comparaison avec le PML, avec un C_v de 0.24 ± 0.037 et 0.24 ± 0.067 pour le AP et le ML successivement. Le déphasage est presque le même (2,65% de changement) avec un C_v de 0.08 ± 0.02 et 0.1 ± 0.008 dans les plans AP et le ML successivement. Cela suggère une plus grande variabilité dans les hautes fréquences. En comparant les PAP et PML, nous avons remarqué que le C_v est plus faible pour les PAP comme le montre la figure 3.6.

La variabilité des gains et des phases dans la direction AP est plus petite que dans la direction ML. Par contre le gain moyen est plus important dans la direction AP. En conclusion, nous pouvons dire que le comportement fréquentiel est très proche pour les sujets de références dans les basses fréquences. Une variabilité plus grande est constaté dans le plan ML. Ces constatations nous ont guidé vers une identification dans le plan AP.

Pour une meilleure représentation, nous avons cherché un modèle paramétrique qui peut représenter chaque individu séparément. L'algorithme proposé par la figure 3.2, nous a permis

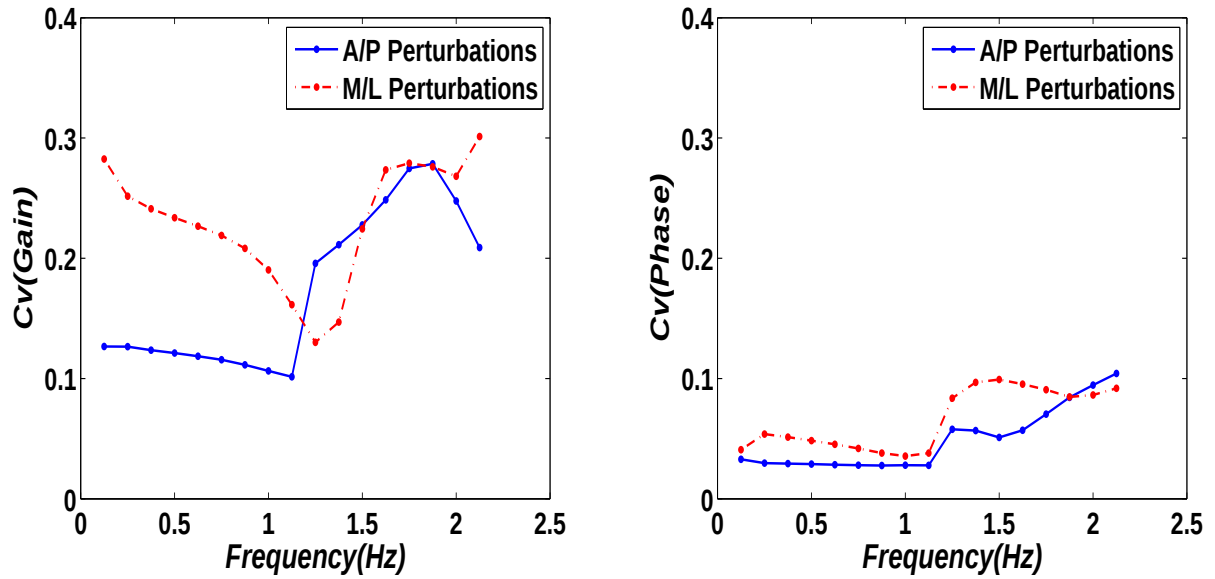


FIGURE 3.6 – C_v des gains et de phases calculée pour le PAP et le PML à travers tous les éléments fréquentiels.

de calculer les ordres optimums ainsi que le retard d'entrée du modèle tout en se basant sur le meilleur pourcentage d'estimation correspondant à chaque essai et pour chaque sujet. La figure 3.7 compare les modèles paramétriques et non paramétriques d'un sujet de référence donné. On remarque que les deux fonctions de transfert sont très similaires avec une incertitude négligeable et une précision de 96.75%. Cela prouve que les deux méthodes de modélisation donnent les mêmes réponses fréquentielles. Nous avons utilisé trois fréquences d'entrées et de sorties pour le processus d'identification et nous avons sélectionné deux entrées (0.2 Hz, 0.5 Hz) pour la validation. Concernant un sujet donné, les modèles à temps discret pour toutes les perturbations ont été caractérisés dans l'ordre $nb = 3$, $nf = 3$ et avec un retard d'entrée : $nk = 1$. Ce modèle nous a permis de garder le maximum d'information. Les ordres de nos modèles ont été minimisés avec l'annulation des pôles et des zéros en utilisant un intervalle de confiance spécifié. En utilisant les mêmes ordres polynomiaux, nous avons calculé les paramètres d'estimation représentés par les critères quantitatifs, comme le pourcentage d'ajustement, l'erreur quadratique moyenne (EQM) et l'erreur de prédiction finale (EPF). Les paramètres d'estimation et les coefficients des modèles sont établis en moyenne pour toutes les perturbations, avec $EPF = 0.28 \pm 0.11$, $EQM = 0.20 \pm 0.09$ et un pourcentage de prédiction de 85.4 ± 4.2 . Par la suite, les coefficients du modèle correspondant ont été sélectionnés.

Selon le modèle paramétrique calculé, nous pouvons estimer facilement le centre de pres-

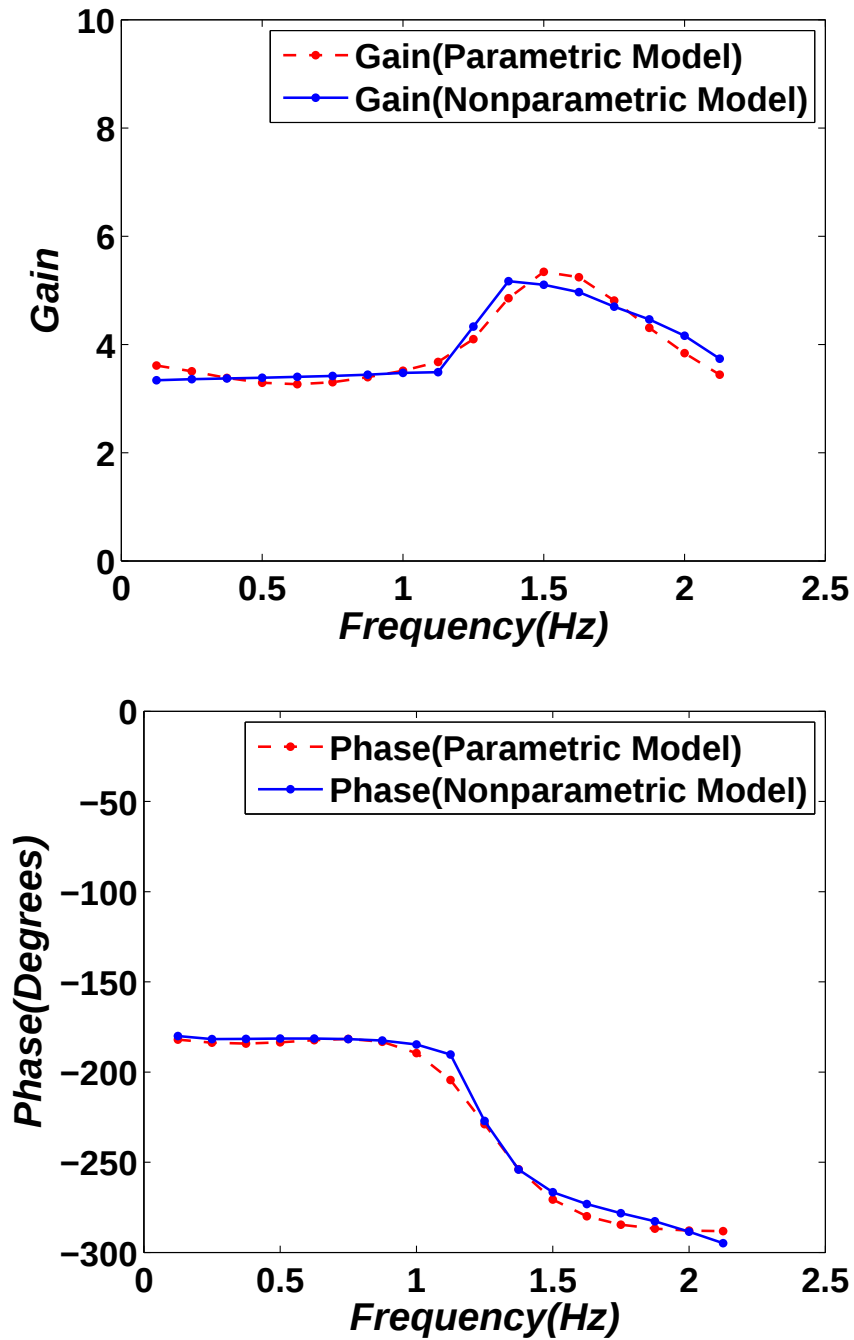
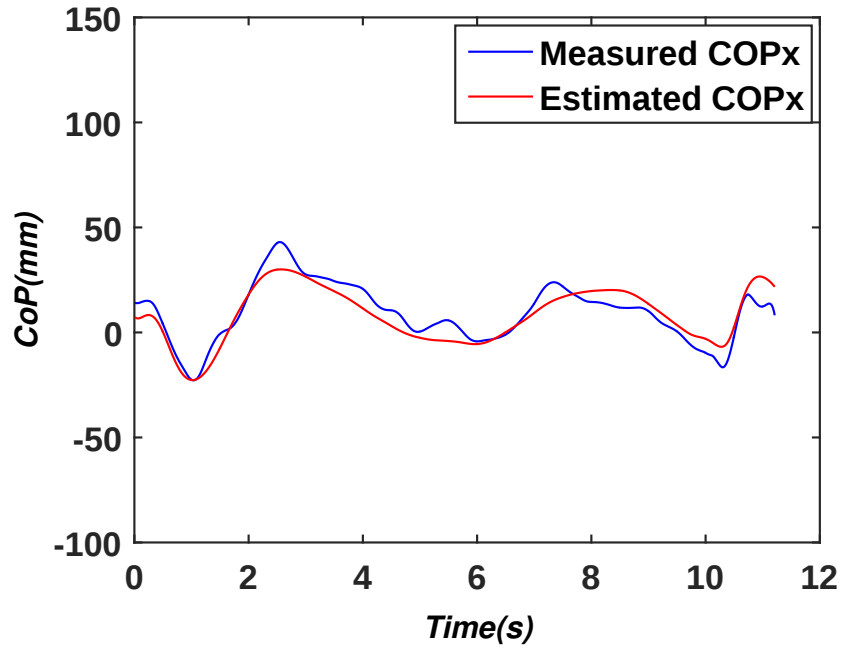
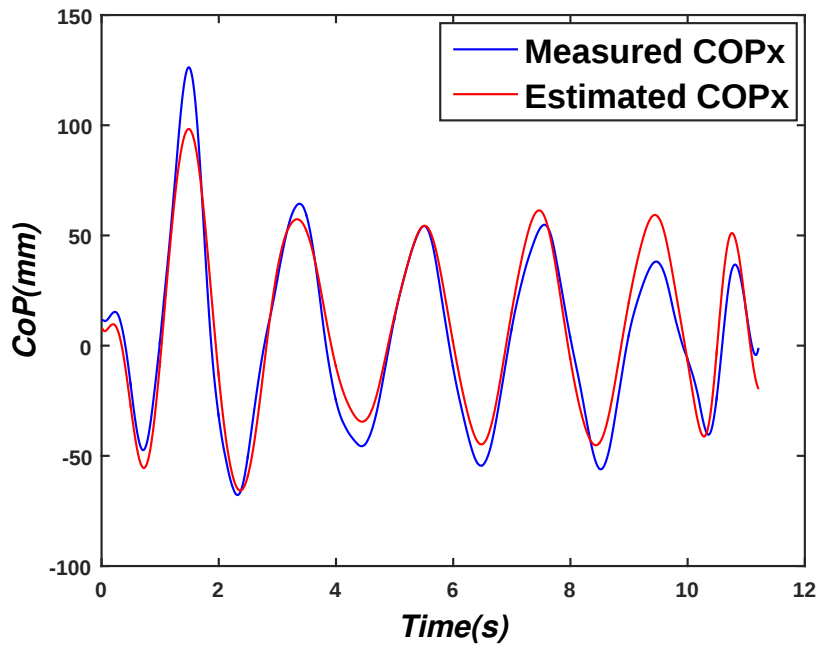


FIGURE 3.7 – Comparaison entre le gain et la phase pour le modèle paramétrique et non paramétrique sous une perturbation AP de 0.5 Hz, le modèle indique un degré élevé d’ajustement.



(a)



(b)

FIGURE 3.8 – Comparaison entre le CdP estimé et le CdP mesuré. (a) : la sortie a été estimé à partir d'un stimulus de 0.5 Hz, (b) : pour un stimulus de 0.2 Hz.

sion à partir d'un stimulus (entrée) pour chaque fréquence de perturbation (AP). La figure 3.8 représente à la fois les CdP estimés et mesurés, les sorties estimées de notre modèle sont à peu près similaire aux sorties mesurées dans les deux cas, avec un coefficient de corrélation de 0.90 et 0.96 dans les deux niveaux de perturbations (0.2 Hz et 0.5 Hz), successivement. Ce coefficient exprime le degré de linéarité entre les deux signaux. Ce modèle est fiable car nous avons pu estimer des sorties quasiment identiques avec les données expérimentales.

À partir des résultats précédents nous pouvons envisager de traiter la problématique de discrimination entre des groupes de sujets.

3.4 Approches proposées : discrimination entre les sujets références et les après-AVC

Dans la section suivante nous introduisons quelques propositions de méthodes permettant de discriminer les groupes étudiés. Par la suite, des techniques de diagnostic basées sur les fonctions de transfert et le test d'asymétrie ont été proposés afin d'identifier les sujets références et de distinguer les sujets après-AVC.

3.4.1 Résultats des fonctions de transfert

Les figures 3.9 et 3.10 décrivent la gamme des gains et des phases dans lesquels les sujets de références sont représentés. Les fonctions de transferts ont été calculées selon le modèle paramétrique proposé par l'équation (3.4). Les résultats ont été estimés pour 13 sujets en appliquant une perturbation de 0.5 Hz sur les plans sagittal et frontal. Dans les deux plans, le comportement des sujets après-AVC (Test 1 et Test 2) est clairement différent dans le cas des basses fréquences de 0.1 Hz à 1.12 Hz et 0.1 Hz à 1 Hz comme le montre la figure 3.9 et la figure 3.10, successivement.

Nous remarquons que les gains des sujets après-AVC se positionnent en dehors de la bande des gains des références. Par contre, pas de différence concernant les déphasages. Le rapport entré/sortie élevé représente une augmentation de l'énergie dépensé par le sujet qui décrit l'activité stochastique du balancement. Fondamentalement, le système postural est moins stable dans le plan AP. Par conséquent, il nécessite plus d'énergie pour rétablir l'équilibre, ce qui explique pourquoi l'augmentation du gain dans la direction AP est supérieure à celui de la direction ML.

Une diminution du gain pour les sujets après-AVC par rapport aux sujets de références a été observée pour les hautes fréquences ($>1.3\text{Hz}$) dans le plan ML. Cette bande de fréquences n'est

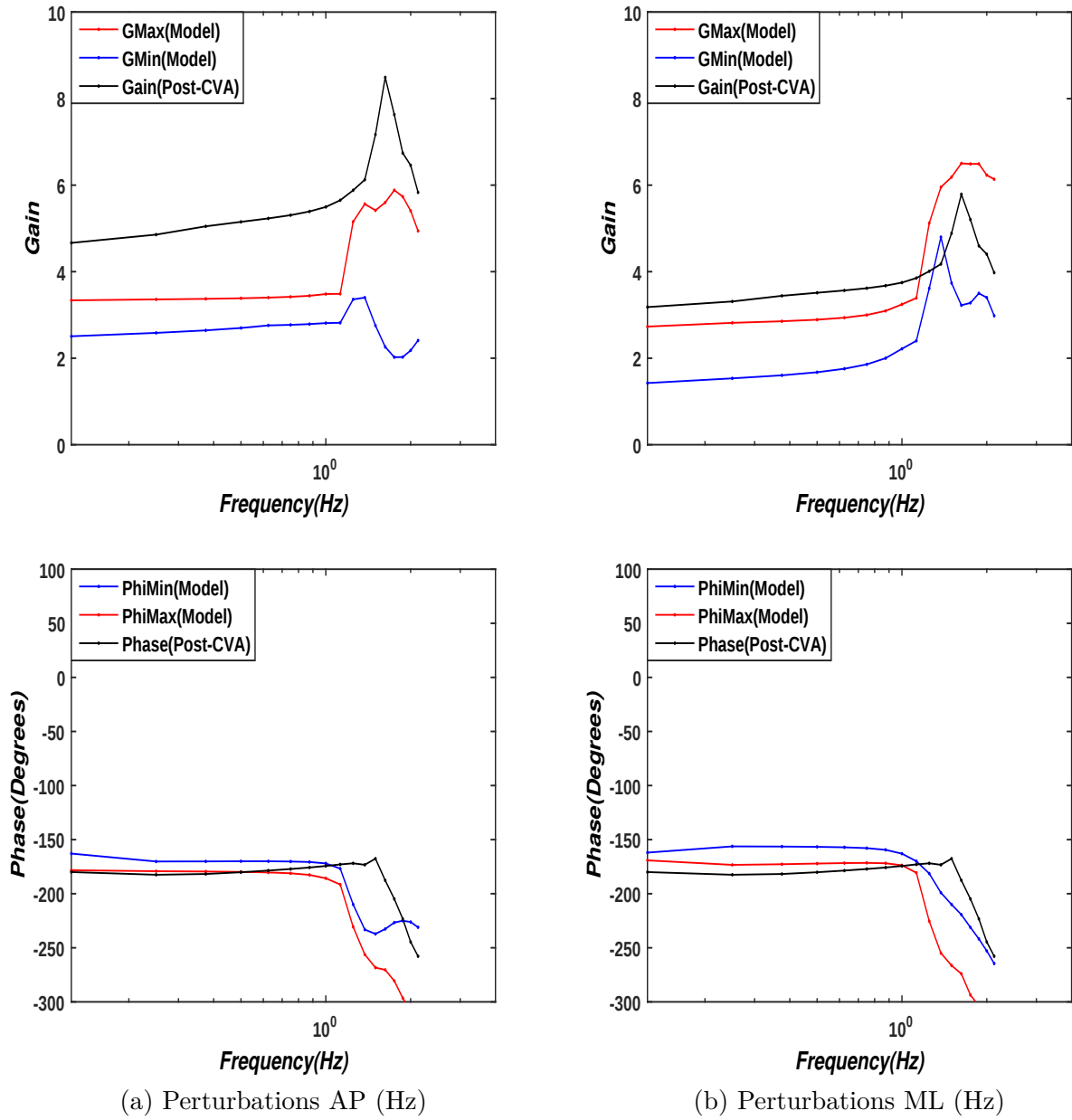


FIGURE 3.9 – Test 1 : Comparaison entre un sujet après-AVC et les sujets références. Les diagrammes représentent le maximum et le minimum de tous les gains en tant que des réponses fréquentielles et des phases qui représentent les sujets références.

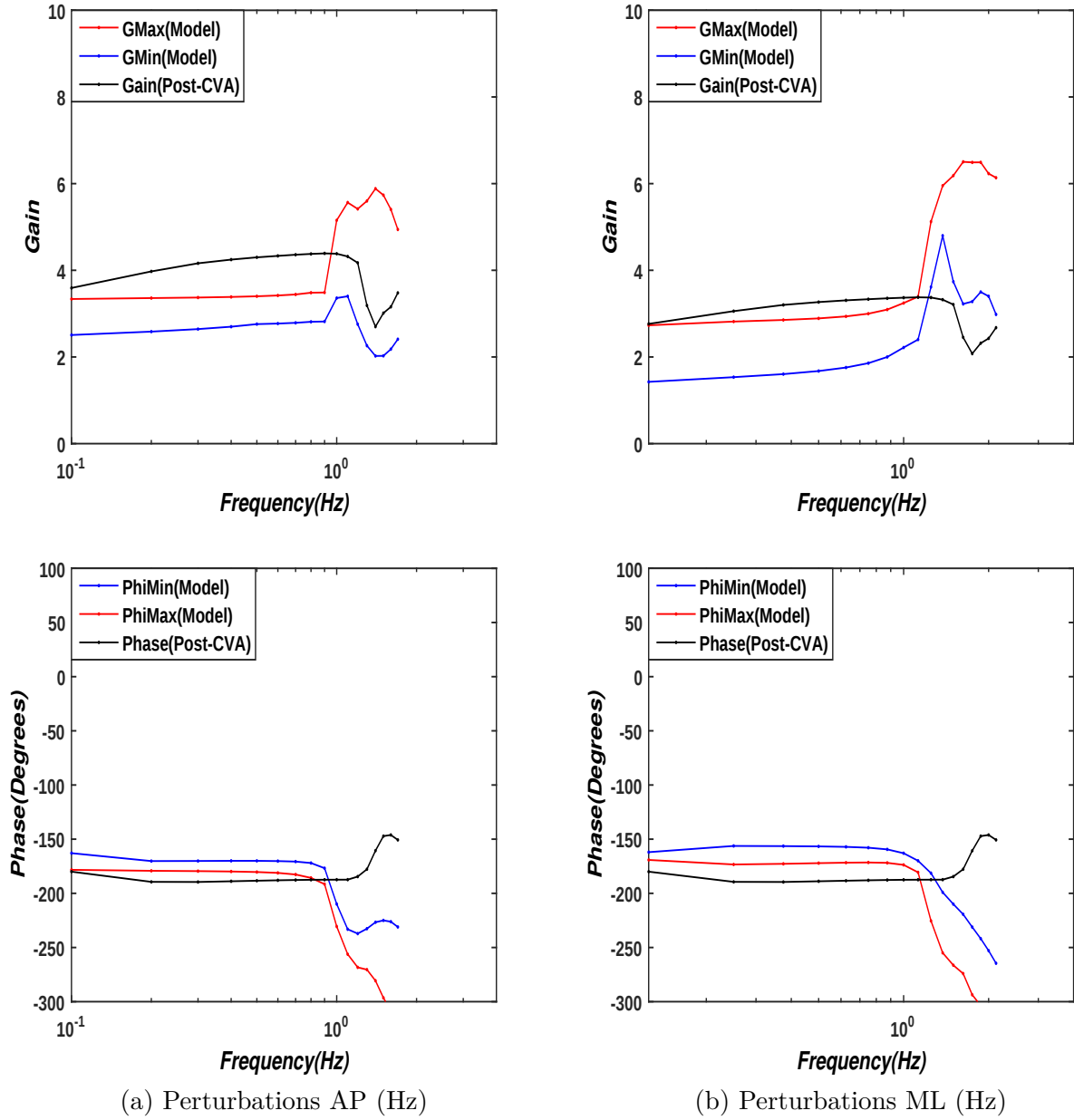


FIGURE 3.10 – Test 2 : Comparaison entre un sujet après-AVC et les sujets références. Les diagrammes représentent le maximum et le minimum de tous les gains en tant que des réponses fréquentielles et des phases qui représentent les sujets références.

pas importante car l'analyse DSP a révélé que 92% de l'énergie spectrale enregistrée pour des fréquences comprises entre (0.1 Hz et 1.2 Hz).

3.4.2 Résultats de la méthode SDA

Dans cette section, nous allons examiner la dynamique stochastique du CdP pour différents niveaux et types de perturbations. En particulier, nous allons analyser la phase de contrôle à court terme afin d'extraire les caractéristiques dynamiques du stabilogramme. Notre analyse a été réalisée sur un espace bidimensionnel (plans sagittal et frontal). Nous avons encore utilisé le test de signification statistique T-test pour chaque paramètre SDA afin d'examiner la différence entre les deux catégories des sujets. Le test de signification statistique soutient l'hypothèse alternative que les paramètres moyennés des deux plans de perturbations ne sont pas égaux.

Tableau 3.3 – Comparaison entre les groupes étudiés utilisant les paramètres de diffusion pour les perturbations AP et ML. Tous les paramètres sont moyennés à travers les sujets.

Paramètres	Sujets références	Sujets après-AVC	Valeur P
H_s (AP)	0.78 ± 0.02	0.84 ± 0.03	<0.002
H_s (ML)	0.77 ± 0.01	0.82 ± 0.01	<0.0002
D_s (AP)	30.32 ± 6.38	61.88 ± 18.33	<0.0003
D_s (ML)	23.01 ± 7.31	38.64 ± 9.72	<0.002
T_c (AP)	0.50 ± 0.02	0.55 ± 0.04	<0.01
T_c (ML)	0.48 ± 0.03	0.55 ± 0.04	<0.02
D_c (AP)	28.20 ± 9.64	146 ± 49.3	<0.00001
D_c (ML)	15.89 ± 5.71	77.75 ± 12.14	<0.00001

Le tableau 3.3 montre une comparaison entre les deux groupes en utilisant les critères de diffusions, où : D_s ($mm^2.s^{-1}$) est le coefficient de diffusion, H_s est l'exposant de Hurst, T_c (s) est le temps critique et D_c (mm^2) est la valeur critique du déplacement quadratique moyen

Le (H_s) a révélé une augmentation significative pour les sujets après-AVC par rapport aux sujets de références ($p < 0.002$ et $p < 0.0002$) pour les perturbations AP et ML respectivement. Le H_s est plus faible pour les sujets références se réfère à une tendance plus forte vers l'équilibre en le comparant avec les valeurs de H_s plus élevées des sujets après-AVC. Cependant, une faible différence a été observé entre les deux plans. Le coefficient de diffusion augmente significativement pour les après-AVC ($p < 0.0003$ et $p < 0.002$) dans les directions AP et ML, respectivement. Il était plus faible dans la direction ML. Le D_c des sujets après-AVC est à peine 5 fois plus grand que les individus références ($p < 0.00001$ et $p < 0.00001$) dans les directions AP et ML respectivement, et une diminution a été enregistrée dans les perturbations ML en comparaison avec les AP pour les deux groupes. Afin de quantifier les changements des mécanismes du

contrôle postural, nous avons calculé les temps critiques pour les deux types de perturbations concernant les deux groupes. Nous avons remarqué que les valeurs du temps critique étaient plus élevées chez les sujets après-AVC par rapport aux sujets de référence ($p < 0.01$ et $p < 0.02$) dans les directions AP et ML, respectivement. Les moyennes et les écart-types de T_c pour les perturbations AP et ML ont les mêmes valeurs pour le groupe des après-AVC. Par ailleurs, le T_c était légèrement plus petit pour les individus de références.

Les paramètres SDA pour les sujets après-AVC se caractérisent par leur grande variance, les écart-types de D_c et de D_s sont extrêmement élevés, comme on le voit dans le tableau 3.3. Contrairement aux sujets de références qui représentent un faible écart-type. Par conséquent, les paramètres SDA calculés de tous les sujets références se rassemblent autour de la moyenne de chaque critère de diffusion, ce qui identifie le groupe des sujets de références. Nous avons également conclu que la variabilité sur le plan ML est plus grande. D'un point de vue statistique, les résultats sont très significatifs et la décision de test nie l'hypothèse nulle de similarité entre les groupes au niveau de signification de 5% dans tous les cas.

3.4.3 Test dynamique d'asymétrie de distribution du poids

Afin d'évaluer l'asymétrie dynamique de la répartition de poids, nous avons calculé le pourcentage de décalage entre l'un des centres du CdP du pied droit ou de gauche avec le centre de l'ellipse de confiance. Les résultats montrent que le décalage latéral pour le sujet sain est de 0.79%, par contre celui de sujet après-AVC est de 29.87%. La figure 3.11 montre une comparaison entre un sujet sain et un patient après-AVC, les vecteurs propres représentent la direction d'étalement du CdP. Pour le sujet après-AVC, les vecteurs propres élucident l'orientation et la propagation des points de données CdP. La direction du vecteur propre du patient après-AVC est orienté vers le côté gauche. Par contre, une symétrie a été observée au niveau des surfaces de balancement chez le sujet sain. Comme le montre la figure 3.11, la surface de statokinésigramme est plus grande pour le sujet après-AVC que celle du sujet sain. Ainsi, la surface de balancement décrit comment la perturbation AP peut également provoquer une augmentation du balancement frontal pour les sujets après-AVC.

Le vecteur propre orienté vers la gauche (latérale) montre la direction de diffusion des données et par la suite une asymétrie du poids vers la jambe gauche avec une valeur propre de 123.28 pour le patient après-AVC en comparant avec 8.16 pour le sujet sain. Ceci désigne une plus grande variance dans le plan frontal. Dans ce cas, nous pensons que la personne souffre d'une hémiplegie droite, qui prouve un dysfonctionnement au niveau de l'hémisphère cérébrale gauche.

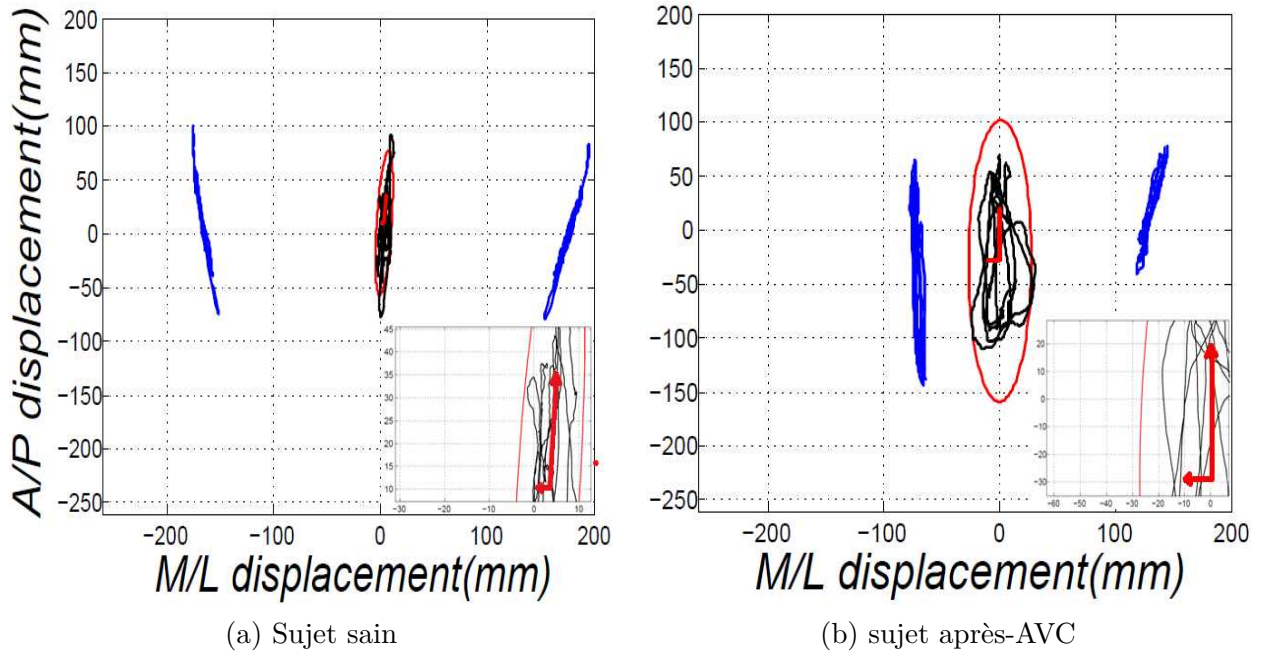


FIGURE 3.11 – Les surfaces de balancement de la jambe gauche, de droite et le statokinésigramme totale sous une perturbation AP de 0.5Hz. (A) et (b) sont successivement les surfaces de balancement d'un sujet sain et d'un patient après-AVC.

L'évaluation de la relation entre les perturbations AP et le balancement orthogonal du CdP pour les deux groupes étudiés nécessite une détermination des axes mineurs des ellipses de confiances. Le petit axe de l'ellipse (largeur) est de 49.33 ± 11.2 mm pour les patients après-AVC et de 26.95 ± 5.46 mm pour les sujet sains. La largeur de l'ellipse des après-AVC était significativement plus grande ($p < 0.0001$).

Notre test d'asymétrie indique bien que le patient après-AVC est caractérisé par une asymétrie dans la distribution du poids. D'un autre côté, une posture symétrique a été observée sur les sujets sains. De plus, l'analyse des ellipses de confiances indique que les perturbations sagittales peuvent également provoquer une augmentation du balancement frontal chez les individus après-AVC.

3.5 Discussions

Notre analyse a été menée sur la posture debout sous des différents niveaux de perturbations dans les deux directions AP et ML, séparément. Après l'extraction des paramètres SDA et traditionnelles, nous avons conclu que les balancements AP sont étroitement liés au stimulus sagittal (perturbations). Par contre, dans le cas des balancements selon le plan ML, elles ne

sont pas influencées par les perturbations sagittales et vice versa. La combinaison des différentes approches tel que : l'analyse spectrale, paramètres traditionnels, les critères de diffusions, les fonctions de transferts et l'identification paramétrique est basée sur l'analyse statistique et de la variabilité.

Nous avons utilisé le paramètre C_v et l'écart-type pour expliquer la variabilité inter-sujets dans différents niveaux et directions de perturbations. Ces paramètres doivent être connus afin que l'on puisse expliquer la variabilité entre les sujets et de pouvoir différencier entre les groupes étudiés. Pour effectuer une analyse posturale complète, des paramètres linéaires et des critères non linéaires dépendant du temps ont été utilisés. Les calculs linéaires présentent de nombreux inconvénients liés à la distinction des dégradations posturales. Nous avons également conclu que les valeurs des paramètres posturaux dans le plan AP sont importantes. Par contre, il existe plus de variabilité dans le plan ML. Notre étude affirme également une plus grande variabilité posturale chez les sujets atteints d'AVC, ce qui complique la prédiction de leur comportement postural. Dans la littérature, plusieurs analyses de variabilité ont été proposées pour comparer entre les groupes. Contrairement à notre étude dynamique, Andrade et al. ont établi une analyse de la marche, et ils ont trouvé une plus grande variabilité des sujets présentant des déficiences de la hanche par rapport aux individus en bonne santé [148]. Leur méthode de discrimination repose sur la variabilité et présente de nombreuses limitations car elles ne présentent pas de caractéristiques spectrales ni des propriétés stochastiques.

Dans notre analyse, la corrélation entre la difficulté de la tâche et les caractéristiques stochastiques du CdP reste de modérée à élevée. Cette caractéristique indique que les perturbations à haute fréquence sont appropriées pour distinguer un sujet après-AVC à partir d'un groupe de références. L'activité stochastique est significativement plus importante chez les patients atteints d'AVC. Ce taux d'étalement élevé peut être interprété comme une difficulté à maintenir l'équilibre. Pour surmonter ce problème, il existe une forte probabilité d'appliquer une stratégie de contrôle différente que celle de la cheville telle que la stratégie de la hanche ou la stratégie du pas. Ce type d'analyses est également effectuée par Mitchell et al, lorsqu'ils ont étudié l'effet de la maladie idiopathique de Parkinson sur la stabilité posturale pendant la position debout. Ils ont également enregistré une augmentation de l'activité stochastique [137]. Avec une crédibilité statistique élevée, les valeurs extrêmes des paramètres SDA prouvent que la capacité des sujets après-AVC à exécuter les tâches reste limitée. Une grande variance a été observée chez les sujets atteints d'AVC et que les valeurs des paramètres sont étalées, ce qui signifie une plus grande variabilité des paramètres en corrélation avec l'augmentation du taux stochastique. L'effet d'AVC

sur les paramètres SDA était analogue à l'effet de la faiblesse du contrôle postural sur les sujets âgés chuteurs par rapport aux non chuteurs [149]. Cela peut s'expliquer car les patients ayant subi un AVC sont plus souvent exposés à des chutes et souffrent également de déficit locomoteur et de fatigue dans leurs membres inférieurs. Des études sur la co-activation antagoniste des muscles fléchisseurs de la cheville au cours de la marche ont montré que les patients après-AVC souffrent souvent de lésions neuromusculaires [150]. De ce fait, ils sont plus exposés à la perte de synergie entre les membres du corps [150]. Ces déficiences peuvent promouvoir des interruptions neuronales et une diminution de la force musculaire, ce qui est interprété comme une fatigue motrice [151]. Nous avons déduit une capacité limitée du mécanisme de contrôle en boucle ouverte en raison d'une forte augmentation des valeurs. Par conséquent, le temps critique de transition était faible en particulier pour les sujets de références. Par contre, le temps critique chez les sujets après-AVC était légèrement plus grand à cause du retard temporel. Par conséquent, la courte durée du temps de transition pour les hautes fréquences de perturbations des deux groupes confirme la nécessité plus exigeante de la phase en boucle fermée. Lors de l'utilisation des critères stochastiques, Gimmon et Al ont comparé 3 cas : des sujets non-fatigué, des sujets avec une fatigue au niveau des muscles de flexion plantaire et des sujets avec fatigue des extrémités supérieures. Ils ont constaté une augmentation significative des paramètres SDA et des paramètres traditionnels [152]. L'application de la SDA sur les sujets atteint d'AVC et les individus de références nous a donné les mêmes résultats, ce qui peuvent être interprétés comme les sujets après-AVC souffrent également de déficits locomoteurs et de la fatigue aux niveaux des extrémités inférieures. Une forte augmentation des valeurs suggère une capacité limitée du mécanisme de contrôle en boucle ouverte.

L'augmentation des paramètres SDA interprétée comme une plus grande variabilité du balancement de CdP, comme les après-AVC qui sont reconnus par leur posture inconsistante. Une grande variance a été observée, donc, les paramètres ont été étalés de leurs valeurs moyennes. Cela signifie une plus grande variabilité des paramètres est corrélée avec l'augmentation du taux stochastique. En comparaison avec la méthode SDA, les paramètres traditionnels et la DSP ont confirmés que de nombreux facteurs affectent les paramètres stabilométriques tels que la difficulté de la tâche et la direction des perturbations. La corrélation entre la difficulté de la tâche et les caractéristiques stochastiques du CdP allant de modérés à élevés indique que les perturbations à haute fréquence sont appropriées pour distinguer les sujets après-AVC depuis les individus références.

Pour une analyse d'identification complète, nous avons utilisé des méthodes d'identification

paramétriques et non paramétriques. En comparaison avec les perturbations frontales, pendant les perturbations sagittales, l'analyse des fonctions de transferts montre une plus petite gamme de gain dans tous les éléments fréquentiels pour les sujets sains, cela suggère une plus faible variabilité entre les individus de références sur le plan sagittale. Le plan AP est plus stable que le plan ML, ce qui élucide pourquoi nous avons utilisé le plan sagittal dans l'identification paramétriques. Afin de distinguer les individus après-AVC à partir des sujets références, Iosa et al ont utilisés l'accélération, la vitesse et le rapport harmonique pour différencier entre les sujets sains et les sujets d'AVC pendant la marche [153]. Dans notre étude, nous avons également proposé une autre méthode permettant de distinguer les patients atteints d'AVC par rapport aux sujets références qui est l'utilisation des fonctions de transferts. La gamme des gains représentée par les individus de références a été considérée comme un seuil. Cette approche peut nous aider à différencier les sujets ayant subi d'AVC comme les sujets après-AVC sont caractérisées par des gains plus élevé par rapport aux sujets références. Un gain plus faible pour le groupe de références était associé à une inclinaison plus faible du CdP en raison de leur contrôle optimal. En conséquence, nous observons une plus grande stabilité par rapport au groupe après-AVC. Ce qui peut servir dans le diagnostic et dans la réhabilitation des pathologies liée aux troubles de l'équilibre. L'effet des symptômes d'après-AVC sur les fonctions de transfert était visible. En effet les sujets après-AVC dépensent plus d'énergie pour maintenir leur position debout à cause des lésions locomotrices. Ce constat est confirmé selon les résultats obtenues avec la méthode SDA et l'analyse d'asymétrie. Et c'est à partir de ces résultats que nous pouvons confirmer que les personnes après-AVC souffrent des faiblesses brusques car leur système postural perd brutalement sa robustesse à cause des lésions soudaine au niveau du système visuelle et proprioceptif, ce qui provoque des chutes inattendues [154]. Cette asthénie (fatigue) généralisée présente une difficulté à se tenir en équilibre, ce qui explique l'augmentation des gains. La distinction entre les deux groupes étudié en utilisant les fonction de transferts montre que le plan AP est plus efficace que le plan ML pour différencier entre les deux groupes, ce qui a été confirmé par l'analyse de variabilité des paramètres de comparaison.

Notre algorithme d'identification est robuste car les fonctions de transfert paramétrique et non-paramétrique sont cohérentes et identiques. Par conséquent, la sortie prévue du modèle proposé est fortement corrélée à celle de la sortie observée. Il a une complexité d'ordre $O(n^3)$ et un temps de calcul de 4 minutes et 45 secondes avec l'utilisation d'un processeur Core i7. En outre, il est lisible et facile à implémenter. Cotton et al. ont procédé à une comparaison entre plusieurs méthodes de quantification du centre de masse en employant des coordonnées biomécaniques et

des angles articulaires. Leurs méthodes sont appropriées pour estimer la trajectoire du CdP à partir de la projection du CdM. Par contre, elles sont limitées et ne sont efficace que pour les perturbations statiques de faibles niveaux de balancement. De plus, la complexité des données biomécaniques et des mesures d'angles articulaires nécessite plus de matériel et de temps. Un niveau élevé de perturbations peut également suggérer une erreur d'estimation plus élevée [155]. Dans cette analyse, l'algorithme d'identification paramétrique proposé nous a permis d'aboutir à de meilleurs résultats, cela peut nous aider à minimiser le nombre d'essais avec la possibilité de prévoir les données de centre de pression pour chaque fréquence de perturbations. De plus, la nature simple de notre stimulus et le comportement du CdP rendent notre approche d'identification convenable. Cependant, des types complexes de stimulus peuvent suggérer un inconvénient. D'un autre côté, la méthode d'identification paramétrique n'était pas approprié pour modéliser la réaction de système de récupération de l'équilibre des patients après-AVC en raison de leur comportement postural imprévisible.

Le statokinésigramme global était plus proche du pied gauche. Il est donc facile de distinguer quel est le côté hémiplégique. Guerts et al ont établi un test d'asymétrie statique sur des sujets après-AVC avant et après la rééducation en position statique [156]. Nos résultats confirment leur analyse. Par ailleurs, notre étude d'asymétrie de la répartition de poids a été testée au cours des perturbations sagittales, car les perturbations sagittales sont les plus communes dans les transports publics. Notre analyse d'asymétrie dynamique montre que les sujets après-AVC dépendent surtout de leur jambe non parétique afin de maintenir leur équilibre. L'asymétrie de la répartition de poids chez les personnes ayant subi d'après-AVC se déplace latéralement à cause de la paralysie partielle des membres inférieurs. Les symptômes après-AVC peuvent conduire à une parésie et d'autres syndromes liés au AVC. Les études ont prouvés que les sujets après-AVC ont connus quelques erreurs de perception quant à la répartition du poids, en les comparant avec les sujets de références [104], qui peut les rendre inconscients sur le problème asymétrique. En conséquence, cela peut entraîner une perte de contrôle.

3.6 Conclusions

Dans ce chapitre, notre analyse a montré une augmentation des paramètres posturaux dans le plan AP, mais plus de variabilité dans le plan ML. L'analyse de variabilité intra-groupe a montré que les sujets de référence qui sont décrits par leur système de contrôle correspond au régime permanent, et leur système postural peut être modélisé comme un processus stable. Pourtant, nos approches étaient réalisables et ils peuvent être utilisés pour différencier entre deux comportements posturaux différents. En revanche, les sujets après-AVC ont suggéré une plus grande variabilité posturale, ce qui complique la prédiction de leur comportement postural. L'avantage des méthodes proposées était dans leur capacité à différencier entre les groupes, cela peut servir à diagnostiquer, rééduquer et surveiller les pathologies associées aux troubles de l'équilibre. Ce sont des méthodes intéressantes qui méritent des recherches supplémentaires. Notons que dans les travaux publiés, une analyse posturale complète présentée dans ce chapitre n'a pas été explorée. En effet, à notre connaissance, il n'y a pas d'analyse posturale similaire qui implique l'usage de la SDA et les fonctions de transfert dédiées dans la distinction des sujets ayant subi un AVC. Pour ce qui est des perspectives, nous proposons d'autres études en utilisant des méthodes linéaires et non linéaires, cela peut aider à minimiser le temps d'examen clinique, et ainsi d'améliorer le confort du patient et d'enrichir les procédures de réhabilitation.

Chapitre 4

Sélection des critères de stabilité distinctifs et classification des modèles

Sommaire

4.1	Introduction	83
4.2	Méthodes d'analyse	83
4.2.1	Analyse de corrélation et préparations des paramètres	83
4.2.2	Analyse en composantes principales	86
4.2.3	Machines à vecteurs de support (SVM)	87
4.3	Élimination des variables non-pertinentes en utilisant l'ACP	88
4.3.1	La sélection des variables et les résultats associés	91
4.4	Techniques de discrimination et les résultats associés	94
4.4.1	Représentation graphique en étoiles	94
4.4.2	Modèles de classifications proposés et les résultats associés	98
4.5	Discussions	101
4.6	Conclusions	104

4.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons pu quantifier soixante-dix paramètres posturaux qui représentent la réaction de chaque sujet aux perturbations AP et ML. Cet ensemble est constitué d'une combinaison de paramètres stabilométriques linéaires et de paramètres stochastiques non linéaires dépendant du temps calculés à partir de l'analyse de diffusion d'un signal stabilométriques, et de certaines caractéristiques fréquentielles obtenues en utilisant la densité spectrale de puissance. Le but du chapitre 4 est de réduire la dimensionnalité des paramètres par l'utilisation de l'analyse en composantes principales (ACP). Il sera alors possible d'éliminer les paramètres non pertinents. Suite à cela, nous proposerons un nouveau critère associé à l'ACP pour évaluer la contribution de chaque variable dans la structure résultante de notre nouveau système simplifié. Ainsi, nous pourrions éliminer les caractéristiques posturales redondantes et extraire les variables stabilométriques les plus corrélées qui peuvent donner lieu à des modèles de comparaison intéressants. Nous avons sélectionné quelques variables distinctives intéressantes pour les utiliser dans la comparaison des groupes étudiés. À la fin, nous essayons de créer un modèle de classification à l'aide des machines à vecteurs de support (SVM) qui nous permettra la distinction des patients souffrant d'un AVC. Les techniques proposées nous aideront à comprendre la dynamique posturale humaine et nous faciliteront le diagnostic de pathologies liées à l'équilibre qui sert à l'évaluation des différentes phases de la réhabilitation.

4.2 Méthodes d'analyse

Dans cette section, nous présentons les aspects théoriques des méthodes proposées. En outre, nous étudions la corrélation entre le balancement et la direction des perturbations, ce qui peut justifier l'utilisation des paramètres en concordance avec chaque direction de perturbations. L'ensemble de données postural initial est constitué de paramètres linéaires et non linéaires quantifiés à partir des séries chronologiques du CdP. L'élimination des variables non-pertinentes nécessite l'estimation du paramètre de contribution en variance globale pour chaque variable.

4.2.1 Analyse de corrélation et préparations des paramètres

C'est à partir de l'enregistrement des positions successives du centre de pression que nous avons tracé les statokinésigrammes et les ellipses de confiance qui contiennent 95% des données du CdP selon deux directions : sagittale (COPx) et frontale (COPy). Les figures 4.1.a et 4.1.b montrent les statokinésigrammes du CdP après avoir appliqué séparément des perturbations

selon les directions AP et ML. La valeur quadratique moyenne (RMS) a été calculé pour évaluer la relation entre l'activité de balancement et la direction des perturbations. Pour les perturbations AP, nous avons $RMS_x = 48.2$ mm et $RMS_y = 5.7$ mm. Pour les perturbations ML, $RMS_x = 5.15$ mm et le $RMS_y = 42.14$ mm. Cela suggère que l'instabilité du balancement est corrélée avec la direction des perturbations.

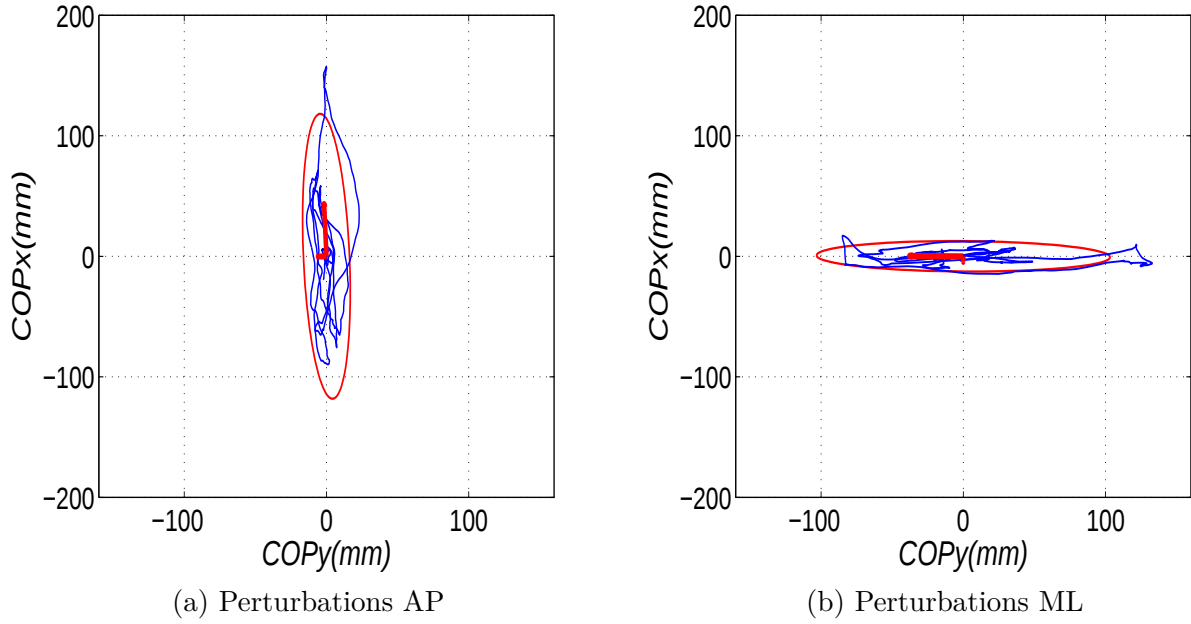


FIGURE 4.1 – Montre la surface de balancement du statokinésigramme sous une fréquence de perturbation de 0.5Hz dans les directions AP et ML de la plateforme, séparément.

Les vitesses sagittales et medio-latérales de la plateforme ont été considérées comme un stimulus pour chaque test. Les fonctions de cohérence entre l'entrée (vitesse) et la sortie (CdP) ont été calculées afin d'évaluer la linéarité entre les deux signaux dans les deux directions [157], la fonction de cohérence est donc donné par :

$$C(f) = \frac{|P_{xy}(f)|^2}{P_{xx}(f)P_{yy}(f)} \quad (4.1)$$

Avec : $P_{xy}(f)$ est l'inter-densités spectrales d'entrée/sortie, $P_{xx}(f)$ et $P_{yy}(f)$ représentent les densités spectrales du stimulus et de la sortie, respectivement.

Les figures 4.2.a et 4.2.b représentent les fonctions de cohérence correspondantes à des perturbations AP et ML, avec Coh-x et Coh-y la cohérence entre l'entrée (vitesse) et la sortie (CdP) dans les directions AP et ML de la plateforme, respectivement. Les fonctions de cohérence ont

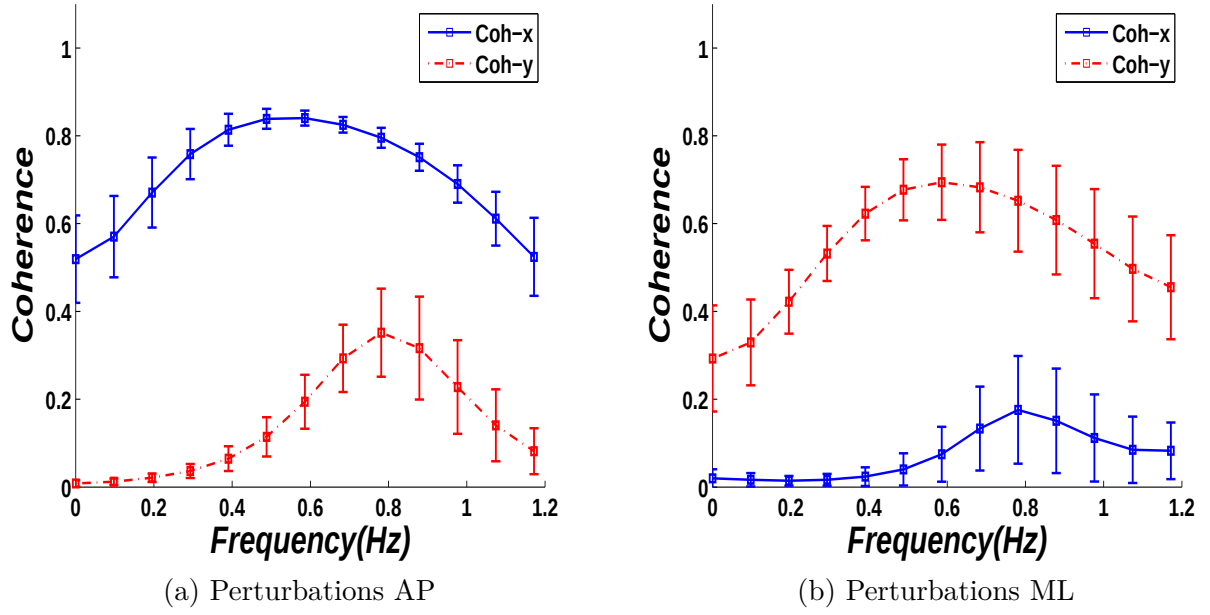


FIGURE 4.2 – Fonctions de cohérence moyennées sur tous les sujets pour un stimulus de 0.5 Hz en appliquant des perturbations AP (a) et ML (b).

été calculées pour 13 éléments de fréquence allant jusqu'à 1.2 Hz, l'analyse spectrale a clairement révélé que cette bande de fréquence caractérise par 90-95% de l'énergie spectrale comme nous l'avons signalé [13]. Les fonctions de cohérence étaient plus élevées pour des fréquences comprises entre 0.4 Hz et 0.8 Hz. Les PAP suggèrent une plus grande cohérence entre l'entrée et la sortie et une plus faible variabilité par rapport au PML. De plus, les fonctions de cohérence suggèrent que le déplacement CdP est fortement corrélé avec la direction des perturbations comme on le voit sur la figure 4.2. Par conséquent, l'analyse de la fonction de cohérence a révélée que le balancement AP était extrêmement lié au stimulus sagittal. Par contre, le balancement ML n'est pas affecté par les perturbations sagittales et vice versa. En outre, la corrélation entre les paramètres AP et les paramètres ML est faible pour les perturbations unidirectionnelles. Ces résultats nous ont conduit à appliquer la sélection des composantes principales tout en utilisant les paramètres qui caractérisent les PAP et PML tout en évitant une perte d'information. On pourra étudier les variables en concordance avec les deux directions des perturbations à la fois. Cela peut nous donner un aperçu sur les variables les plus importantes pour caractériser la dynamique posturale en appliquant des perturbations omnidirectionnelles. Des algorithmes spéciaux ont été développés sous Matlab R2012 pour calculer les variables stabilométrique classiques tel que : les spatio-temporels et les fréquentielles. Nous avons utilisé également des variables linéaires et non linéaires décrivant les processus physiologiques intervenant dans le maintien d'équilibre comme

les paramètres stochastiques provenant de l'approche SDA.

Dans la section suivante, nous allons inspecter l'utilité de l'ACP dans la sélection des caractéristiques posturales et étudier les variables pertinentes qui peuvent fournir des indices liés au maintien de la posture debout.

4.2.2 Analyse en composantes principales

L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode de transformation linéaire qui peut être utilisée pour réduire la redondance des données en respectant le maintien du maximum d'informations. Le concept principal de l'ACP a été établi par Pearson [158], et amélioré ensuite par Hotelling [159]. L'ACP produit d'autres variables associées aux variables initiales appelées : composantes principales. Cela peut être considéré comme une structure simplifiée d'un système multi-varié. Elle est largement utilisée dans de nombreux domaines tels que la détection de défauts [160].

L'ACP est convenable pour transformer des données statistiquement dépendantes et des variables corrélées en une nouvelle forme de données non-corrélée appelée composantes principales [161]. Considérons la matrice de données originales suivante : $X_n = [X_1, X_2 \dots X_n]^T$. L'ACP peut être calculée comme suit :

$$PC_n = X_n P^T \quad (4.2)$$

PC_n est la matrice qui représente les nouvelles variables et sous-espaces appelées : composantes principales. $P = [P_1 P_2 \dots P_n]$ qui sont des vecteurs propres exploités dans la projection des données dans le nouveau espace résultant. Les vecteurs sont non-corrélés et orthogonaux entre eux. Chaque vecteur propre est associé à une valeur propre dans la matrice de covariance Σ donné par [162] :

$$\Sigma = P \Lambda P^T \quad (4.3)$$

Où : Λ matrice diagonale des valeurs propres, triés du maximum au minimum. Le vecteur de variance peut être quantifié par les valeurs propres. Il est alors défini par la diagonale de la matrice de covariance. Les premières composantes principales (PC_s) contiennent le maximum de la variance défini par leurs valeurs propres.

4.2.3 Machines à vecteurs de support (SVM)

Les machines à vecteurs de support (SVM) est une méthode à base de noyau utilisée dans la reconnaissance et la classification des formes et des données. C'est une approche d'apprentissage supervisé à vaste marge [163]. SVM est considérée comme une méthode statistique, mais elle n'est pas probabiliste. Vapnik et al. ont suggéré le premier algorithme de classification SVM de type linéaire [164]. Il a été développé plus tard par Boser et al. qui ont présenté leur première version d'un séparateur SVM non-linéaire [165]. SVM est une application répandue. Elle est souvent appliquée dans plusieurs études, telles que la vision artificielle par ordinateur [166]. Il a également été rapporté que la technique SVM donne de meilleurs résultats par rapport à d'autres méthodes [167], [168]. SVM sépare les classes en utilisant un hyperplan avec la plus grande distance possible entre les classes. L'objectif est de générer un classificateur entre les classes étudiées avec de grandes marges possible [169]. L'hyperplan optimal est donné par une équation linéaire de la forme :

$$f(x) = w^T x + b = 0 \quad (4.4)$$

Avec : x est le vecteur caractéristique de l'hyperplan et w son vecteur poids qui représente l'orientation des hyperplans. L'interception b est la constante du biais qui définit la position du l'hyperplan de séparation. Pour minimiser l'erreur du classificateur, on doit respecter la condition : $yf(x) \geq 1$, où $y = \pm 1$. Une procédure d'optimisation est nécessaire pour maximiser la marge autour de l'hyperplan [170]. Cela peut être fait en résolvant le problème quadratique suivant :

$$\min_{w,b,\xi} \left(\frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^n \xi_i \right) \quad (4.5)$$

Sujet à : $y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i$, $\xi_i \geq 0$. Où : x_i sont les vecteurs de support. C est le facteur coûts pour l'optimisation de la marge en respectant la précision du classificateur. Le signe de nos données classifiées peut être défini par la surface de décision qui est fortement liée à la position des vecteurs de support, son concept mathématique est donné par la formule suivante :

$$S(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i k(x_i, x) + b \right) \quad (4.6)$$

Pour un classificateur linéaire, $k(x_i, x_j)$ qui est le produit scalaire par la fonction noyau des données d'apprentissage dans l'espace des caractéristiques. α_i se réfère aux poids des vecteurs

de support. $S(x)$ illustre les scores de classification.

Dans la section suivante, nous allons examiner l'utilité de l'APC dans la sélection des caractéristiques posturales et étudier les variables posturales sélectionnées.

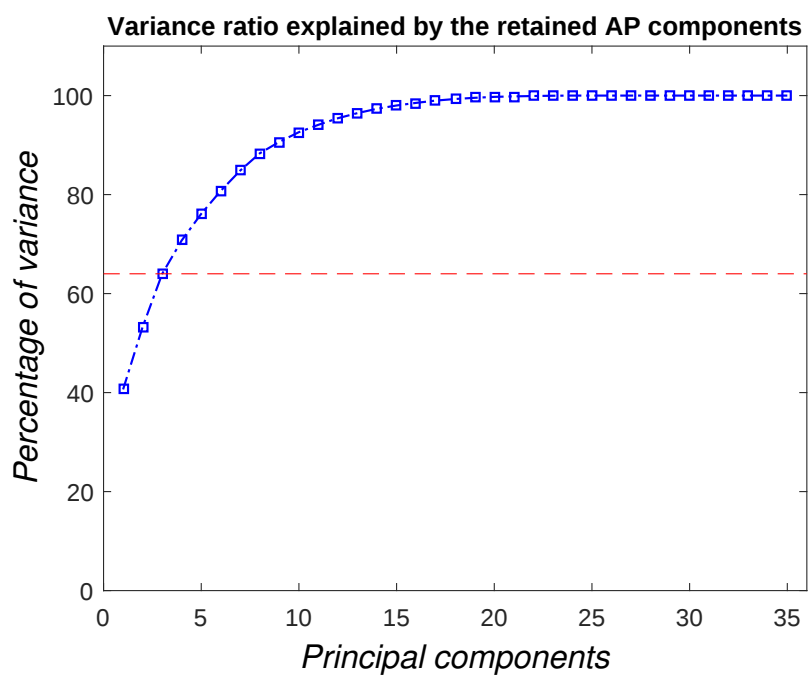
4.3 Élimination des variables non-pertinentes en utilisant l'ACP

L'ensemble des données posturales initiales se compose de soixante-dix paramètres quantifiés pour chaque sujet à partir des séries temporelles du CdP mesurées séparément durant les essais AP et ML à 0.5 Hz. Ces paramètres sont déterminés à partir de trente-cinq variables classiques spatio-temporelles et des variables spectrales, ainsi que des variables non linéaires comme les critères stochastiques (voir le tableau 4.1). Notons que les variables traditionnelles classiques se composent de variables AP, ML et de variables de deux dimensions (2D) pour chaque type de perturbations. Pour éviter les valeurs nulles, les variables non linéaires et fréquentielles doivent être calculées pour un seul plan conduit par la direction de perturbation (les variables AP ont été choisies pour des essais AP et les variables ML ont été choisies pour des essais ML). Après avoir normalisé et centré les données, nous utilisons l'ACP afin de simplifier notre système multi-varié et de former un nouveau espace dimensionnel. Tout d'abord, nous procédons à la détermination de la matrice de covariance pour étudier la similarité de comportement et de distribution entre les variables.

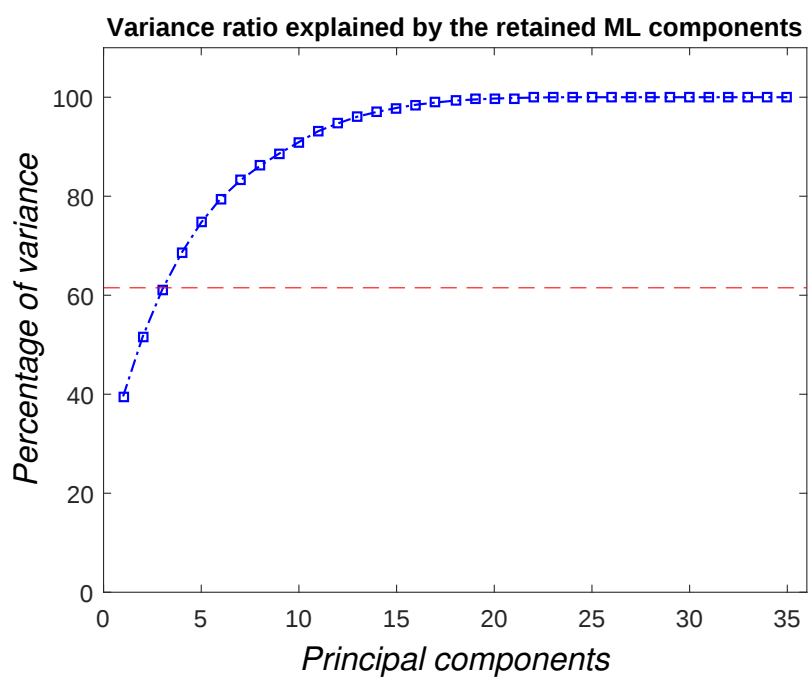
L'extraction des caractéristiques à l'aide de l'ACP nous a fourni un ensemble de sous-espaces (PC_s) qui expliquent la variabilité globale des données. Pour le reste de l'analyse, parmi les 35 sous-espaces, nous avons retenu que les 3 premières composantes qui sont une combinaison linéaire des paramètres d'origine. Ils expliquent 64% de la variance totale des caractéristiques AP et 61.5% de la variance totale des caractéristiques ML comme le montrent les figures 4.3.a et 4.3.b. Ce nouveau processus reflète la partie principale du processus initial. Le choix des composantes retenues a été basé sur le type et la nécessité de notre étude. Black et al. ont considéré que ce pourcentage plus sensible pour détecter les caractéristiques par rapport à 80% de la variance globale [171]. Il est également recommandé de prendre un pourcentage supérieur ou égale à 60% de la variance [172]. Par ailleurs, les PC_s expliquent une très petite quantité de variabilité et peuvent être ignorés. Ce fut le cas de notre structure multi-variée de dimension élevée combinée de 35 sous-espaces caractérisés par leur faible participation à la variance totale. D'autres études ont envisagé de prendre 70% de la variance globale comme une pratique commune [173]. L'un de nos principaux objectifs de réduction de dimensionnalité est de construire

Tableau 4.1 – Les variables posturales initiales composées de variables fréquentielles, SDA, et traditionnelles. Nous notons que la direction AP et ML du CdP sont représentées par x et y , successivement.

$En_{x,y}$	Énergie spectrale du signal CdP.
$F90_{x,y}$	Fréquence pour laquelle se trouve 90% de l'énergie spectrale.
$MF_{x,y}$	Fréquence médiane.
$MPF_{x,y}$	Fréquence de la puissance moyenne.
$DS_{x,y}$	Coefficient de diffusion à court terme.
$DL_{x,y}$	Coefficient de diffusion à long terme.
$HS_{x,y}$	Exposant de Hurst à court terme.
$HL_{x,y}$	Exposant de Hurst à long terme.
$Dc_{x,y}$	Valeur critique du déplacement quadratique moyen.
$Tc_{x,y}$	Intervalle de temps critique.
$Xmoy$	La position moyenne du CdP dans le plan AP.
$Ymoy$	La position moyenne du CdP dans le plan ML.
$SD_{x,y}$	Écart-type du CdP.
$RMS_{x,y}$	La valeur moyenne quadratique du CdP (la valeur efficace).
$Cov - xy$	Covariance entre le déplacement du CdP dans le plan AP et ML.
$Var_{x,y}$	Variance du CdP.
$MV_{x,y}$	La vitesse moyenne.
Var_V	Variance de la vitesse totale du CdP.
MV_t	Vitesse moyenne globale.
G	Le gain entre la vitesse de la plateforme et le déplacement de CdP.
Phi	Le déphasage entre la vitesse de la plateforme et le déplacement de CdP.
Coh	La cohérence entre la vitesse de la plateforme et le déplacement de CdP.
W-stato	Largeur de l'ellipse de confiance.
Long-stato	Longueur de l'ellipse de confiance.
$L_{x,y}$	Longueur de la trajectoire du statokinésigramme dans le plan AP ou ML.
S	Surface de l'ellipse de confiance qui représente 95% du statokinésigramme.
$L - eigenval$	Valeur propre qui définit le grand axe de l'ellipse de confiance.
L-stato	Longueur de la trajectoire du statokinésigramme dans le plan planaire.
LFS	Rapport entre la longueur de déplacement et la surface de statokinésigramme.
VFY	La variance de la vitesse du CdP en fonction de la position moyenne du CdP dans le plan ML.



(a)



(b)

FIGURE 4.3 – Nombre de PC_s sélectionnés correspond au seuil prédéterminé de la somme cumulée des valeurs propres des caractéristiques AP (a) et ML (b).

un classificateur à base SVM (3D-SVM) pour l'utiliser par la suite dans le diagnostic. De plus, notre but n'est pas seulement de différencier les groupes étudiés, mais aussi d'aller vers plus loin dans une enquête posturale. Cette dernière utilise les scores provenant des modèles SVM et les paramètres distinctifs résultants présentés par leur plus grande contribution dans un nouvel espace 3D. Il est alors important de définir les variables qui caractérisent principalement notre nouvelles structure retenu (espace 3D).

Les trois premiers sous-espaces des caractéristiques AP et ML ont été choisis séparément en fonction des plus grandes valeurs propres afin d'assurer la rétention de la variance. Les directions des PC_s sélectionnées et la corrélation de chaque variable dans la variance sont définies par leurs vecteurs propres. Pour éliminer les variables redondantes et non pertinentes, nous avons estimé la contribution de chaque variable dans l'espace 3D correspondant aux caractéristiques AP et ML, séparément. Notre objectif est de trouver des variables ayant la corrélation la plus élevée avec les composantes qui représentent les caractéristiques AP et ML. Cette corrélation est conduite par les vecteurs propres émis à partir des éléments hors-diagonale et le pourcentage de variance de chaque PC_s . Un paramètre de contribution (C_r) est proposé pour chaque variable j qui est défini par :

$$C_r(j) = \sum_{i=1}^n C_i(j)V_i \quad (4.7)$$

Où : n est le nombre de PC_s sélectionnés, $j = 1, 2..p$; p est le nombre de variables, $C_n(j)$ sont les coefficients des PC_s ou les poids de contribution, V_n est le pourcentage de variance.

4.3.1 La sélection des variables et les résultats associés

L'estimation des variables pertinentes à la variance globale et fortement corrélées aux PC_s sélectionnés. Le paramètre de contribution donné par l'équation (4.7) a été calculé pour chaque variable. La figure 4.4.a représente la contribution de chaque paramètre dans l'espace 3D-AP et 3D-ML, séparément.

On propose dans cette analyse une sélection des variables qui possèdent un C_r au-dessus du seuil de 0.2, comme le montre la figure 4.4.a. C'est sur la base de ce critère que nous avons déduit les variables principales avec une contribution maximale dans l'espace 3D-AP et 3D-ML, indépendamment.

Pour une analyse posturale complète, nous avons construit un nouvel espace de caractéristiques à 6D tout en combinant les trois premières PC_s des caractéristiques AP et trois premières PC_s

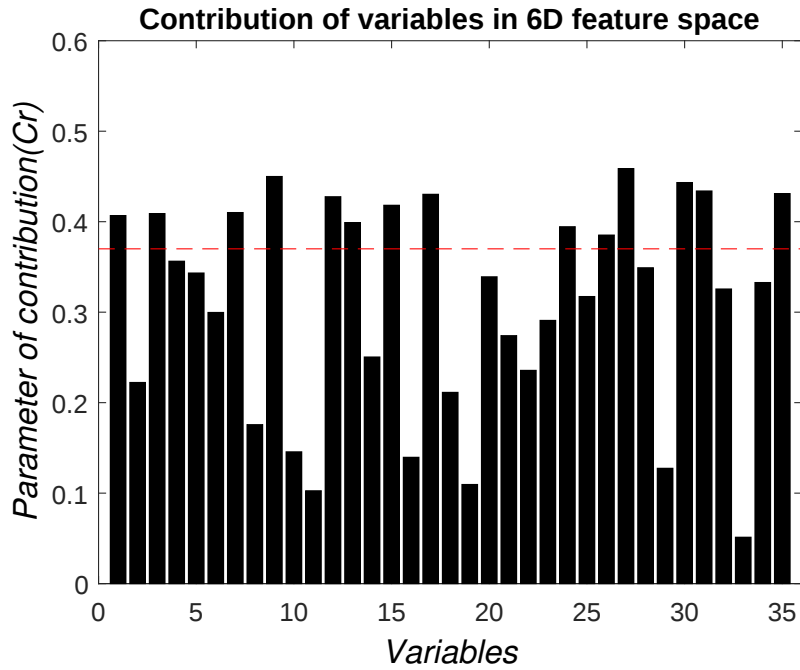
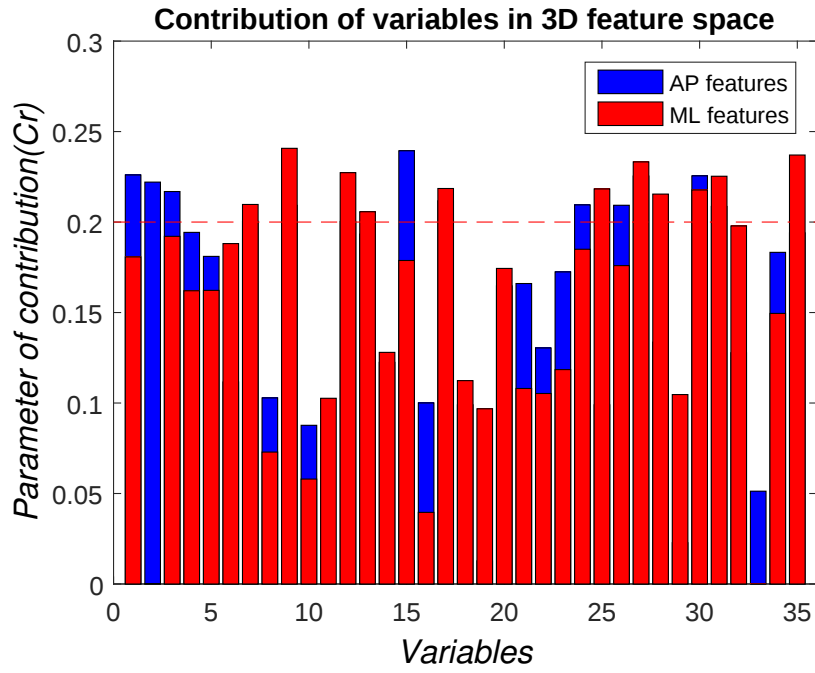


FIGURE 4.4 – (a) : Le paramètre de contribution normalisé explique la contribution globale de chaque variable calculé pour l'espace 3D-AP et 3D-ML, séparément. (b) : montre la contribution dans le nouveau espace de 6D qui correspond aux espaces caractéristiques AP et ML ensemble.

des caractéristiques ML. Cet espace à 6D résume le pourcentage le plus élevé de la variance qui englobe les informations substantielle issue des deux espaces de caractéristiques AP et ML ensemble. Nous avons ensuite calculé la contribution de chaque variable dans l'espace 6D, et par la suite, la contribution globale de chaque variable a été donnée par figure 4.4.b. Le seuil proposé de 0.37 sépare 14 variables ayant la plus grande contribution dans notre espace de caractéristiques 6D. Cette marge de contribution nous offre la possibilité d'éliminer 80% de paramètres redondants qui sont les plus indépendants et non-corrélés parmi toutes les variables.

Le tableau 4.2 récapitule les paramètres les plus pertinent qui représentent la contribution la plus élevée dans la variance globale. Ils résument les informations globales des paramètres quantifiés en réponse aux perturbations de 0.5 Hz dans le plan AP (3D-AP) et le plan ML (3D-ML), séparément. En outre, 6D-AP/ML se réfère aux variables proposées qui se manifestent considérablement sur le comportement du CdP sous les perturbations multidirectionnelles. La plupart des variables représentés dans le tableau 4.2 ont été calculées en utilisant la méthode traditionnelle classique. En particulier, ils sont en mesure de donner un aperçu général de la dynamique du balancement. Des valeurs plus élevées des paramètres stabilométriques indiquent un mauvais contrôle postural. Par exemple, certaines variables quantitatives décrivent l'amplitude d'étalement des données de CdP telles que : SD_x , RMS_x , Var_x et W-stato. Le L-stato et L_x représentent l'excursion du CdP dans le plan planaire et AP, respectivement. Var_V , MV_t et MV_x expliquent la fluctuation et la vitesse de dispersion du CdP, par conséquent, ils illustrent l'activité posturale. S est la surface de l'ellipse de confiance qui couvre les coordonnées de données CdP. Elle peut fournir une évaluation posturale primaire de la stabilité. En outre, nous avons mis en évidence certaines variables du domaine fréquentiel qui sont pratiques à l'évaluation de la robustesse ou les dégradations du système de contrôle d'équilibre. En_x est l'énergie spectrale issue de l'analyse par la DSP, elle décrit l'énergie dépensée pour maintenir la position debout. MF et MPF sont la fréquence médiane et la fréquence de la puissance moyenne. De plus, certaines variables non linéaires qui révèlent les attributs structurels de la CdP sont également indiquées. $Ds_{x,y}$ est le coefficient de diffusion à court terme qui décrit la relation linéaire entre le déplacement quadratique moyen du CdP ($\langle \Delta x^2 \rangle$) et l'intervalle de temps (Δt) pendant le mode de contrôle en boucle ouverte donné par l'équation (2.12). Le Ds est la demi-pente de la ligne de régression qui représente l'activité stochastique du déplacement du CdP [38]. $Dc_{x,y}$ est le déplacement quadratique moyen critique du signal CdP, il peut être défini par le point critique où le système de contrôle postural change son mécanisme d'un état de contrôle en boucle ouverte à un état de contrôle en boucle fermée. Les paramètres SDA peuvent être utilisés pour détecter

Tableau 4.2 – Les variables distinctives sont sélectionnées en fonction du C_r de chaque variable dans les 3 premiers composantes des caractéristiques AP (3D-AP) et ML (3D-ML). 6D-AP/ML sont les variables pertinentes sélectionnées pour l'espace 6D.

3D-AP	3D-ML	6D-AP/ML
MPF_x	Ds_y	MPF_x, MV_x
En_x	Dc_y	$MF_x, W\text{-stato}$
MF_x	$S, W\text{-stato}$	$Ds_{x,y}, SD_x$
L_{stat}	RMS_x	$Dc_{x,y}, Var_V$
MV_t	MV_x, SD_x	S, Var_x
L_x	L_y, Var_y	RMS_x, L_x
Var_V	Var_x	$L\text{-stato}, MV_t$

les lésions liée aux systèmes physiologiques intervenant dans le processus de contrôle postural.

Les variables proposées peuvent être utilisées à l'évaluation de la qualité du comportement postural qui aide à analyser les déficits de l'équilibre. Cela aide à prévenir les risques de chute et aussi dans la discrimination intergroupe, en employant non seulement des perturbations unidirectionnelles mais aussi des perturbations omnidirectionnelles.

Dans la section suivante, nous présenterons les différentes techniques servant à diagnostiquer et à distinguer les patient après-AVC.

4.4 Techniques de discrimination et les résultats associés

Cette section comporte quelques résultats liés aux techniques de classification et de comparaison entre un groupe d'individus sains et d'autres ayant subi un AVC. Tout d'abord, nous mettons en évidence certaines variables caractérisées par leur plus forte corrélation avec les PC_s sélectionnés. De plus, nous introduisons une représentation en étoiles soutenue par une inférence statistique pour discriminer les groupes étudiés en utilisant les paramètres sélectionnés. Enfin, nous employons la nouvelle structure résultante pour construire un modèle de classification SVM. En outre, nous sommes conduit vers une analyse posturale détaillée utilisant les scores SVM pour étudier le comportement postural altéré des patients victimes d'un AVC qui est éventuellement soumis à certains attributs stochastiques.

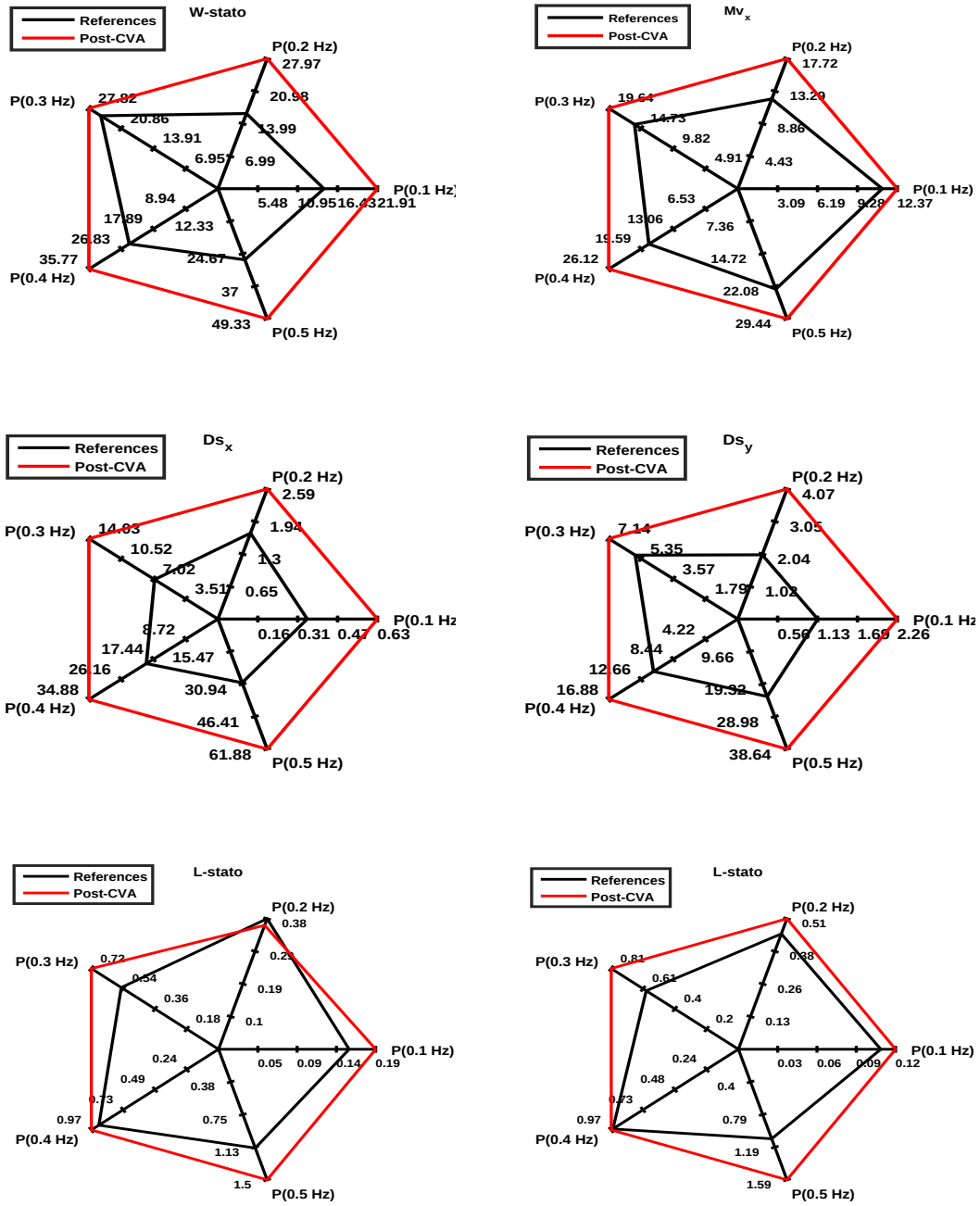
4.4.1 Représentation graphique en étoiles

Afin de différencier les groupes des sujets sains et celui des après-AVC, nous avons mis en évidence 6 variables issues de 14 variables de stabilité qui constituent la plus grande contribution dans le système 6D qui résument les propriétés principales. Les paramètres distinctifs sélectionnés

pour la représentation graphique en étoile sont constitués de paramètres traditionnels (W-stato, L-stato et MV_x) et des paramètres non linéaires dépendant du temps (Ds_x et Ds_y). En effet, les paramètres traditionnels linéaires ne sont pas suffisants pour caractériser la non-linéarité du système postural défini par la nature stochastique du signal CdP. Ainsi, nous avons quantifiés les coefficients de diffusion qui définissent les caractéristiques évolutives de la dynamique du CdP. Les coefficients de diffusion $Ds_{x,y}$ sont issus de l'analyse SDA, qui est une méthode intéressante et plus utile que les paramètres traditionnels [133]. Par conséquent, elle peut être utilisée pour distinguer entre les deux groupes en appliquant les deux types de perturbations comme les graphiques d'étoiles affichés dans les figures 4.5.a et 4.5.b. Le balancement postural peut être évalué en utilisant la surface de statokinésigrammes en 2D qui représente la trajectoire planaire du CdP. La largeur du statokinésigramme (W-stato) est simplement l'axe mineur de l'ellipse de confiance qui contient 95% de données du CdP. MV_x élucide la vitesse de propagation moyenne du CdP. Ce critère peut être utilisé pour estimer la robustesse du système de contrôle et de discriminer la stabilité posturale altérée chez les sujets après-AVC. Les paramètres choisis ont été utilisés pour une comparaison intergroupe des sujets de contrôles sains et des patients après-AVC. La représentation graphique des figures 4.5.a et 4.5.b montrent les effets de perturbations AP (PAP) et les perturbations (PML) sur le comportement posturale des deux groupes.

Afin d'étudier la différence entre les deux catégories de sujets, nous avons donc conduit un test de signification statistique de type : T-test à deux échantillons appliqué sur chaque paramètre SDA. L'augmentation de Ds pour les deux groupes est proportionnel à l'augmentation du niveaux de perturbations dans les deux directions comme indiqué dans la figure 4.5. Notamment, l'augmentation est plus élevée dans le plan AP en comparaison avec le plan ML pour les hautes fréquences de perturbations (0.3 Hz à 0.5 Hz). Bien que l'activité stochastique était plus élevée dans le plan ML lors de l'application des petites fréquences de perturbations (0.1 Hz et 0.2 Hz). Concernant la comparaison entre-groupes des sujets de références et les après-AVC, les PAP présentent des augmentations significatives du Ds pour le groupe AVC ($0.002 < p < 0.005$), seulement à la perturbation (0.2 Hz) l'augmentation n'était pas significative ($p = 0.14$). Pour les PML, l'augmentation est située entre quasi-insignifiante à très significative dans toutes les perturbations pour le groupe après-AVC ($0.001 < p < 0.04$). Seulement pour la perturbation 0.3 Hz, l'augmentation n'était pas significative ($p = 0.15$). L'augmentation de Ds indique une grande quantité de hasard dans la trajectoire du CdP.

On remarque que l'augmentation de MV_x pour les après-AVC reste significative pour tout les essais PAP et PML ($p < 0.01$) sauf pour une augmentation avec une tendance suggestive



(a) Perturbations AP

(b) Perturbations ML

 FIGURE 4.5 – Diagramme en étoiles : montre une comparaison entre les groupes étudiés en appliquant différents niveaux de perturbations dans les directions AP et ML utilisant des critères stochastiques : Ds_x et Ds_y , et des paramètres traditionnelles : W-stato, L-stato et MV_x .

vers la signification statistique pour la fréquence (0.5 Hz). L'augmentation de W-stato pour les sujets après-AVC était très significative ($0.0001 < p < 0.01$) dans les PAP et PML, Sauf dans la perturbation (0.3 Hz), l'augmentation n'était pas significative ($p = 0.3$). La longueur de la trajectoire du statokinésigramme (L-stato) est plus élevée dans les PML en comparant avec les PAP. L'augmentation de L-stato pour les après-AVC a été statistiquement significative et a présenté une très forte présomption contre l'hypothèse null ($0.00001 < p < 0.02$) dans les PAP de 0.1 Hz, 0.3 Hz et 0.5 Hz ainsi que pour les PML de 0.3 Hz et 0.5 Hz. Par ailleurs, l'augmentation dans le groupe des après-AVC n'était pas significative ($p = 0.6$) dans la PAP de 0.4 Hz et une signification quasi-marginale ($p = 0.2$) dans les les PML de 0.1 Hz et 0.2 Hz. Par contre, dans les PAP de 0.2 Hz, le L-stato des références a été plus élevée en comparant à celui des après-AVC. Ainsi, pas de présomption contre l'hypothèse nulle entre les deux groupes ($p = 0.8$) pour les PML de 0.4 Hz, cela signifie que les valeurs moyenne ont été quasi-égale dans cette fréquence. Les résultats étaient significatives et la décision de test de signification statistique nie l'hypothèse nulle de similarité entre les deux groupes à un niveau de signification de 5% dans la majorité des cas pour les paramètres : D_s , MV_x et W-stato. Par contre, le paramètres L-stato ne convient plus à la différentiation entre les deux groupes dans la PAP de 0.2 Hz qui a connus une augmentations des valeurs pour le groupe des références par rapport aux après-AVC. Les augmentations dans les paramètres stabilométriques des références ont été observée dans d'autres paramètres comme : Var_x , Var_y , L_x et L_y pour certaines niveaux de perturbations (voir Annexe A). Pour certaines fréquences de perturbations, les valeurs liées aux références sont inexplicable, ce qui peut être dû aux circonstances des essaies : l'influence du bruit et les erreurs lors de l'enregistrement des coordonnés stabilométriques.

En se basant sur les paramètres calculés pour les deux types de perturbations (PAP et PML), 18.4% des essaies ne sont pas convenables pour certains paramètres à propos de la différentiation entre les sujets sains et les patients après-AVC. Par ailleurs, la perturbation de 0.5 Hz montre une plus grande signification statistique par rapport aux autres perturbations. Elle est donc la plus convenable à l'identification des déficits de l'équilibre, et par la suite la distinction des individus avec des pathologie liées au contrôle de la position vertical bipédique. L'utilisation des paramètres provenant dans le tableau 4.2 tout en appliquant une perturbation de 0.5 Hz sera plus efficace et fiable.

4.4.2 Modèles de classifications proposés et les résultats associés

Après avoir éliminé la redondance à l'aide de l'ACP, nous avons obtenu 3 PC_s reconnu par leur pourcentage de variance élevé. Cet espace de caractéristiques 3D a été utilisé comme une nouvelle structure pour construire un modèle de classification à base SVM qui explicite les caractéristiques les plus importantes. Les deux modèles de classifications sont basés sur les caractéristiques AP et ML nommée : AP-SVM et ML-SVM, successivement. Le SVM est le plus pratique pour les données restreintes ce qui est pertinent avec le type de nos données [174]. Étant donnée la taille limitée de nos échantillons, nous avons adopté une méthode de validation croisée «leave-one-out» afin de valider nos modèles SVM [175]. Notre algorithme sélectionne aléatoirement un échantillon pour la validation et (n-1) d'échantillons pour l'apprentissage (n = 25 observations), cette opération a été répétée et appliquée pour tous les sujets séparément afin d'assurer la crédibilité de notre processus de validation. Enfin, la précision moyenne de la classification a été calculée avec les résultats suivants : 100% pour le AP-SVM et 96% pour le ML-SVM.

L'approche du : leave-one-out a révélé que la précision du classificateur ML-SVM est influencée par un seul sujet, chaque fois que ce sujet a été maintenu pour la validation. Notre analyse repose sur deux hypothèses : des adultes de contrôles sains et des patients présentant des troubles posturaux (après-AVC), sous forme des signes de classe positifs ou négatifs. Pour l'apprentissage de modèles, nous avons adopté une frontière de décision sous forme d'un hyperplan en 2D car nos données étaient bien distribuées, l'hyperplan qui sépare géométriquement les deux groupes a été défini par 7 vecteurs de support. La figure 4.6 montre les modèles de classification AP-SVM et ML-SVM. Les deux groupes sont linéairement séparés en utilisant un noyau linéaire avec un facteur de coûts à marge souple ($c = 0.3$), cette valeur est choisie pour une meilleure maximisation de la marge et pour éviter ou de minimiser l'overfitting. Les deux catégories de sujets se regroupent autour du centre de gravité de leur classes. Comme illustré dans la figure 4.6, la précision de la classification a été déterminée par l'un des sujets sains car il est bien classé en (a) et mal classé en (b) en tant que après-AVC.

Pratiquement, les deux premiers PC_s sont suffisants pour différencier entre les deux groupes car ils représentent la majorité des variables. Cependant, pour une analyse plus détaillée, le domaine spatial en 3D est préférable à cause de certaines caractéristiques qui ne peuvent pas être explorées en utilisant seulement deux PC_s comme on le voit sur la figure 4.6.b. L'un de nos sujets était parfaitement étiqueté comme un sujet référence et sain. Bien que, la composante PC_3 montre qu'il est placé loin du centre de gravité de son nuage. Par conséquent, les variables

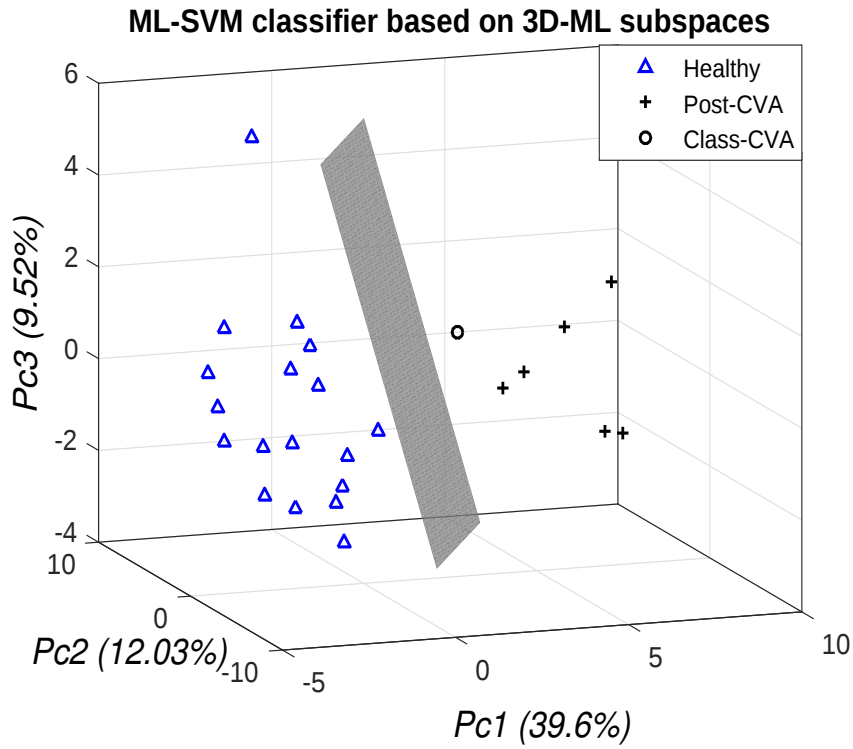
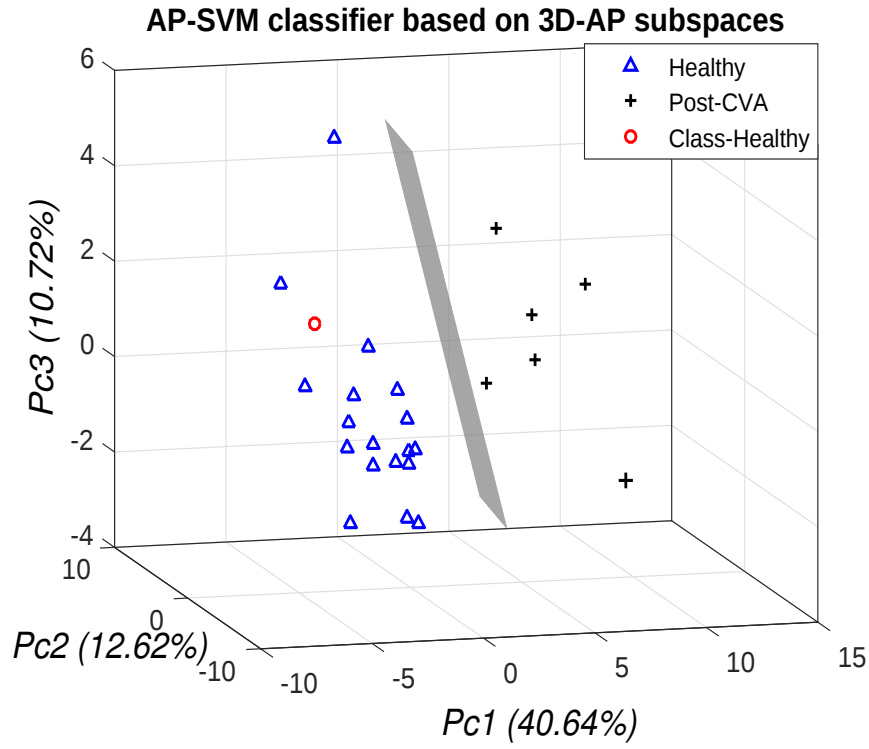


FIGURE 4.6 – Discrimination linéaire entre les deux groupes utilisant 3 axes orthogonales (PC_s) pour les deux classificateur : AP-SVM (a) et ML-SVM (b). Les cercles noirs et rouges représentent le sujet de test classé après-AVC et sain, successivement.

en concordance avec l'axe PC_3 peuvent nous offrir des attributs supplémentaires qui caractérise mieux chaque sujet séparément.

Tableau 4.3 – Les scores de classification sous la forme d'une distance Euclidienne entre les sujets et la surface de décision (Hyperplan) pour les classificateurs AP-SVM et ML-SVM.

Sujets	AP-SVM	ML-SVM
après-AVC	-6.57 ± 2.63	-7.15 ± 1.82
Sujets sains	$+2.94 \pm 1.67$	$+3.37 \pm 1.78$
Sujet-test	+3.39 (T)	-3.70 (F)

Le tableau 4.3 montre les scores moyens et leurs écarts-types qui sont calculés pour les classes d'après-AVC et des sujets sains. Les individus sains sont désignés par signe positif, et les patients d'après-AVC par signe négatif. Le sujet-test est bien classé s'il porte une étiquette : T et il est mal classé lorsqu'il porte l'étiquette : F. Le tableau 4.3 représente les classes prédites pour chaque sujet. Ils ont été assignés en se basant sur leurs fonctions de décision qui peuvent être interprétées par la distance entre les coordonnées de chaque sujet et l'hyperplan. Cette distance peut être considérée comme des scores de confiance. Les sujets classés comme après-AVC sont représentés par des valeurs négatives. Sinon, ils sont considérés comme des adultes sains. Les modèles AP-SVM et ML-SVM sont robustes car ils classent bien les nouvelles coordonnées d'entrée avec une précision de 100% (AP-SVM) et 96% (ML-SVM). Concernant le AP-SVM, les résultats montrent que le sujet-test est très proche du nuage de sa classe de données. Contrairement, le ML-SVM montre que le sujet-test se situe le long de la classe des après-AVC. À ce propos, nous avons procédé à une analyse complète du sujet mal classé nommé (S_2). Comme nous pouvons le voir dans le tableau 4.3, les sujets étaient divisés en deux nuages de différentes classes définis par les valeurs moyennes des distances de confiance et les écart-types. S_2 est le seul sujet qui est mal classé. Malgré le fait que S_2 est classé comme un après-AVC, la figure 4.6 et les scores calculés dans le tableau 4.3 montrent clairement que S_2 est loin du centre de gravité du nuage du groupe après-AVC affecté par beaucoup de critères. Les valeur des paramètres linéaires et non linéaires de S_2 étaient très proches de celle des après-AVC. Bien que, le paramètre stochastique Dc est plus élevés en comparaison avec les sujets sains ($S_2 : 35.72$, sujets sains : 15.8 ± 5.7). Par contre, la valeur de Dc a suggéré une diminution significative par rapport au après-AVC ($S_2 : 35.72$, après-AVC : 77.8 ± 12.1). Le Ds était aussi autour de la valeur moyenne des sujets sains ($S_2 : 22.05$, références : 23.1 ± 7.3) en le comparant avec les après-AVC ($S_2 : 22.05$, après-AVC : 38.6 ± 9.7). L'analyse approfondie des variables posturales démontre que le sujet de test S_2 souffre de déficiences posturales face aux perturbations ML dues à des facteurs inconnus. Par contre, son comportement postural soit différent de celui des après-AVC, comme le montre les

paramètres stochastiques SDA. D'autre part, la performance de son contrôle postural pendant les perturbations AP était optimale, étant donnée que notre AP-SVM le catégorise comme un sujet sain.

Ces résultats montrent que les classificateurs AP-SVM et ML-SVM conviennent bien à la distinction des patients après-AVC. D'autre part, les individus souffrant d'autres troubles posturaux plutôt que les syndromes d'après-AVC peuvent aussi être identifiés par nos modèles de classifications. Ceci est confirmé par l'analyse posturale profonde du sujet S_2 . Bien que, les scores de classification en parallèle avec les paramètres stabilométriques nous ont donnés des informations détaillées sur son comportement postural altéré. Cette méthode de catégorisation est appropriée pour surveiller les éventuelles distorsions dans les systèmes physiologiques et sensorielles intervenant dans le maintien d'équilibre orthostatique.

4.5 Discussions

La sélection des caractéristiques à l'aide de l'ACP a révélé des variables linéaires classiques et d'autres non linéaires dépendant du temps, et avec l'interférence statistique, nous avons comparé le comportement postural des différents catégories de personnes : un groupe des après-AVC et des individus sains utilisant les variables sélectionnées. Ces variables corrélées sont caractérisées par leur plus grande contribution dans les composantes sélectionnées ce qui facilite la détection des distorsions posturales. Rocchi et al ont utilisé l'ACP pour distinguer les variables qui caractérisent en général le système postural à partir des 15 mesures stabilométriques [176]. Leur méthode de quantification est basée sur les coefficients de corrélation entre les variables calculées dans chaque direction de PC_s . Par la suite, les paramètres associés ont été définis pour chaque composante, séparément. Dans leurs expériences, ils n'ont recruté que des adultes en bonne santé, ce qui peut influencer les paramètres choisis car la sélection de caractéristique peut être sensible à un comportement de contrôle postural altéré. En revanche, nous avons proposé un nouveau critère de contribution pour étudier les paramètres représentatifs principaux à partir de 35 paramètres. Ils sont calculés depuis des mesures prise sur un mélange de sujets sains et pathologiques tout en appliquant deux types de perturbations orthogonales. Le critère proposé a été influencé par le pourcentage de variance et les coefficients des composantes choisis. Nous sommes arrivé à acquérir quatorze paramètres indicatifs triés du plus au moins pertinent à la variance en utilisant un seuil prédéfini. Ce seuil est flexible et peut être modifié en fonction du nombre de paramètres souhaité. Parmi les variables sélectionnée, nous avons extrait quelques

variables qui définissent les caractéristiques spectrales du CdP, ainsi que des variables traditionnelles classiques qui décrivent la quantité de balancement tel que RMS_x et Mv_x . Ces paramètres distinctifs ont également été déclaré par [176]. Ces résultats similaires confirmeront nos résultats.

La comparaison entre les groupes étudiés est basée sur la construction des diagrammes discriminatoires qui reposent sur la sélection de six variables distinctives. DS_x et DS_y ont été quantifiés par l'utilisation de l'approche non linéaire SDA, Mv_x et W-stato sont des paramètres traditionnels linéaires. Le W-stato chez les individus ayant subi un AVC est plus important que chez les individus sains. Ce paramètre stabilométrique décrit la relation entre les perturbations appliquées et l'activité de balancement CdP dans le plan ML, des valeurs plus grandes étant probablement dues à une asymétrie de poids. Dans les travaux publiés liés aux AVC, ce critère n'a pas été utilisé auparavant. Alternativement, Paillex et al. ont utilisé le RMS_y et la position médiane du CdP dans le plan ML. Ces critères ont des caractéristiques communes avec W-stato car ils élucident le balancement ML, et révèlent une diminution des valeurs après la réhabilitation des patients après-AVC. Ce qui confirme une amélioration de la qualité du système de contrôle de l'équilibre [177]. Dans notre analyse, les patients après-AVC ont suggéré une augmentation significative de Mv_x qui est liée à la quantité intense de l'activité posturale, cette grande valeur est un indicateur d'un comportement postural altéré. La vitesse moyenne est appropriée pour étudier les déficits de la balance. Yu et al. ont établi une analyse statique et dynamique afin de comparer les individus sains et les patient après-AVC. Ils ont extrait trois variables traditionnelles qui sont : la vitesse moyenne, la surface de balancement (S) et la distance de balancement. Les valeurs enregistrées sont significativement plus grandes pour les patients victimes d'un AVC en comparant avec les individus sains dans les deux tests : surfaces stables et instables. Leurs résultats ont confirmé le contrôle de l'équilibre anormal des patients après-AVC [118]. Pour distinguer les patients après-AVC, Guerts et al. ont utilisé la vitesse du CdP afin d'évaluer la stabilité posturale chez les après-AVC avant et après la réhabilitation. Et après 12 semaines de la réhabilitation, ils ont remarqué que la vitesse du CdP a diminuée, qui est un indicateur de l'amélioration du système de l'équilibre posturale [156]. La vitesse moyenne est appropriée pour étudier la faiblesse posturale liée à l'âge et les sujets souffrant de syndromes parkinsoniens [178], [179]. Avec une crédibilité statistique élevée, les valeurs extrêmes des paramètres SDA et les paramètres stabilométriques soulignent que la capacité des sujets après-AVC à effectuer les tâches est limitée et que les individus de références sont identifiés par leur grande stabilité dynamique. Dans notre analyse, les représentations des diagrammes en étoiles ont l'avantage de comparer les groupes étudiés utilisant différents types de perturbations dans la direction

sagittale et frontale.

Dans la littérature, plusieurs paradigmes de classification ont été suggérés. Deluzio et al. ont conduit à une sélection de caractéristiques tout en utilisant des calculs cinématiques angulaires des genoux et des paramètres cinétiques basée sur les formes d'onde de la marche, pour distinguer les sujets normaux et des patients atteints d'arthrose [180]. Afin de distinguer les allures anormales, y compris les sujets après-AVC, Mannini et al ont établi un classificateur SVM amélioré avec une précision de 90.5%. Leur ensemble de données est constitué de données spatio-temporelles et de caractéristiques extraites à l'aide d'un modèle probabiliste de type : Markovien. Leurs données ont été mesurées à l'aide des unités de mesure inertielle (IMUs) [181]. Bien que, la précision à faible résolution de leur IMUs suggère un inconvénient à cause de l'utilisation des capteurs portables [182]. Cependant, les enregistrements IMUs sans fil peuvent être adoptés pour l'analyse de l'équilibre et de la marche.

Dans notre analyse, la nature complexe de nos données CdP rend difficile la détection de la différence entre les groupes sans la quantification des variables stabilométriques. Par conséquent, nous avons réduit la dimensionnalité de notre système résultant qui a été un processus multi-varié caractérisé par la non pertinence des variables. Ensuite, nous avons utilisé une nouvelle structure du système simplifiée pour construire un modèle de classification binaire de type SVM. Notre modèle AP-SVM paraît robuste et efficace car il sépare bien les deux groupes et convient bien aux sujets examinés tout en les classant dans leur groupe appropriée. D'autre part, notre classificateur ML-SVM a négligé un sujet qui a été mal classé comme un après-AVC. Par conséquent, la précision de notre modèle ML-SVM (96%) est influencée par un sujet mal classé bien qu'il a été positionné loin du nuage de coordonnées de la classe après-AVC. Après une analyse approfondie du sujet mal-classé, nous avons déterminé sa sensibilité aux perturbations latérales dues à certaines déficiences posturales. Les seuls paramètres distinctifs qui différencient notre sujet mal-classé du groupe des après-AVC sont les paramètres stochastiques qui pourraient caractériser le groupe des après-AVC. Par conséquent, le comportement de ses variables posturales était similaire au groupe des après-AVC sauf les paramètres SDA qui ont été similaire au groupe des références. L'augmentation des valeurs stochastiques à court terme peuvent être interprétées comme un feedback retardée endossé par le fait que les patients après-AVC sont connus par leur rétroaction visuelle inadéquate [23]. D'où, les coefficients de diffusion à court terme sont probablement adéquats pour détecter la déficience dans les systèmes sensorielles impliquant dans le processus de rétroaction, car les critères stochastique expliquent l'opération de transition entre les états de contrôle posturales.

4.6 Conclusions

L'ACP nous a aidé à déduire un certain nombre de paramètres distinctifs importants qui sont fortement pertinents et dépendants entre eux avec une plus grande sensibilité à la variance globale. Ils sont également de bons candidats pour différencier entre des différentes catégories des comportements posturaux. Cela peut aider à réduire le temps de calcul ainsi que le nombre de tests cliniques.

Le modèle SVM est pratique car il satisfait précisément à la classification des sujets étudiés et il sépare bien entre les sujets sains et les après-AVC. Ce qui implique qu'il peut également être utilisé pour distinguer d'autres patients avec des troubles posturaux plutôt que les individus victimes d'AVC. Néanmoins, l'inconvénient réside dans le fait qu'il ne peut pas différencier entre les pathologies. Après une analyse approfondie des données du sujet mal-classé, nous avons déduit un certain nombre de critères stochastiques qui peuvent caractériser les sujets après-AVC. Les approches proposées peuvent ensuite servir au diagnostic, à la réhabilitation et à la surveillance des pathologies associées aux troubles de l'équilibre.

Conclusion générale

L'objectif de cette thèse a concerné l'analyse dynamique de la posture humaine en vue de la caractériser mais aussi mettre en place les outils et méthodes associées. Nous avons montré dans les différents chapitre la validité de notre démarche scientifique pour proposer un modèle permettant de caractériser le comportement dynamique d'un sujet en posture debout. Notre démarche a consisté à expérimenter sur une plateforme mobile les conditions d'équilibrations des sujets placés debout dessus.

La détermination des stratégies adoptées doit prendre en compte toutes les dynamiques mises en jeu : celle du sujet ainsi que celle de la plateforme robotique. Pour mener à bien ce travail, nous avons procédé par mesurer les signaux du centre de pression ainsi que ceux donnés par le système de capture de mouvement. Ces données une fois analysées ont permis d'obtenir plusieurs modélisations qui se résument comme suit :

- Le modèle du pendule inversé proposé dans le chapitre deux reste raisonnablement fiable. En effet, il peut représenter dans certaines conditions la posture debout d'un être humain exposé aux perturbations de faible intensités. Ainsi, la stratégie la plus adoptée par le sujet est celle de la cheville, ce qui est confirmée par une analyse traditionnelle et par l'investigation des propriétés non-linéaires stochastiques des signaux stabilométriques. D'autres part, les approches linéaires et non-linéaires utilisés dans la section 2.5 peuvent servir à l'estimation des stratégies d'équilibre posturales, ainsi que l'évaluation de la synergie entre les articulations. Ces méthodes peuvent servir dans la surveillance des pathologies liées aux déficiences posturales.
- L'évaluation linéaire et non-linéaire du comportement postural des sujets sains citée dans le chapitre 3 prouve que leurs systèmes du contrôle postural est robuste et stable. Par contre, le comportement du système postural chez les individus AVC a été imprévisible.
- Dans la section 3.3.2, les modèles d'identification proposés servent à minimiser le nombre des tests cliniques. De plus, nous avons proposé des modèles de diagnostic à base de

fonctions de transfert qui peuvent servir de modèle de référence en vue de la prédiction des pathologies associées aux troubles de la stabilité.

- Dans le chapitre 4, la sélection des caractéristiques utilisant l'ACP nous a aidé à déduire un ensemble de critères stabilométriques traditionnels et non-linéaires. Cette simplification nous permet de minimiser la redondance et la non-pertinence des paramètres posturaux. En outre, l'analyse de la nouvelle structure réduite permet aussi de mettre en évidence certains critères SDA qui peuvent caractériser le système postural altéré des sujets après-AVC.
- Dans la section 4.4.2, notre modèle de classification binaire à base SVM reste robuste et efficace. Il peut distinguer les personnes ayant subi des troubles posturaux comme pour les personnes après-AVC.

Les résultats obtenus sont encourageants. Les principales contributions associées peuvent se résumer comme suit :

- La proposition d'un modèle paramétrique dont les paramètres sont estimés via un algorithme paramétrique dont l'entrée est la vitesse de la plateforme robotique et les sorties les mesures stabilométriques. Quelques outils basés sur les approches non linéaires comme l'analyse de diffusion d'un signal stabilométrique ont été proposés. L'intérêt de cette approche est de trouver des corrélations et de distinguer les différentes phases de contrôle postural.
- L'utilisation de l'analyse par composante principale (ACP) a permis de sélectionner les critères les plus représentatifs de la dynamique de la posture. De plus, l'utilisation de l'approche des composantes principales non-corrélées acquises à partir des caractéristiques du centre de pression a permis de construire un nouveau modèle de classification. Ce dernier a permis la discrimination des sujets après-AVC en utilisant un classificateur à base de machines à vecteurs de support (SVM).

Comme tout travail de recherches certaines pistes s'ouvrent à nous pour des développements futurs. En particulier les points suivants qui peuvent faire l'objet d'une thèse d'habilitation :

- L'évaluation de la synergie entre les différents segments et articulations du corps humain pendant la récupération de l'équilibre en utilisant les méthodes linéaires et non linéaires devient plus intéressante dans l'évaluation du système proprioceptif avant et après la rééducation.
- Les circonstances posturales complexes peuvent provoquer un comportement postural aléatoire. Dans ce cas, des techniques d'identification non linéaires comme l'apprentis-

sage machine sera nécessaire, malgré qu'ils ont besoin d'un grand nombre de données posturales. D'un autre coté, la modélisation des systèmes posturaux employant d'autres données posturales au lieu des mesures CdP devient plus intéressante.

- Pour déterminer les paramètres distinctifs dans l'analyse postural et le diagnostique utilisant l'ACP mérite des travaux de recherche complémentaires. Notre méthode proposée est basée sur la variance des données. D'un autre côté, les approches basées sur la corrélation comme l'analyse factorielle peut également être utilisée pour étudier la redondance des données.
- Nos modèles de diagnostic nous ont motivés à poursuivre les recherches et les tests en recrutant un plus grand nombre de patients présentant différentes pathologies posturales.

Travaux publiés

Journaux internationaux

[1] N. Hedjazi, H. Kharboutly, A. Benali, Z. Dibi, "PCA-based selection of distinctive stability criteria and classification of post-stroke pathological postural behaviour", *Australasian Physical & Engineering Sciences in Medicine (2018)* 41 : 189-199. [https : //doi.org/10.1007/s13246-018-0628-9](https://doi.org/10.1007/s13246-018-0628-9).

[2] N. Hedjazi, A. Benali, M. Bouzit, Z. Dibi, "Model identification and evaluation of postural dynamics of healthy and post-stroke individuals under unidirectional perturbations", *Biomedical Signal Processing and Control (2018)* 43 : 75-85. [https : //doi.org/10.1016/j.bspc.2018.02.015](https://doi.org/10.1016/j.bspc.2018.02.015).

Conférences internationales

[1] N. Hedjazi, A. Benali, M. Bouzit, Z. Dibi, "An omnidirectional platform design : application to posture analysis", *XIV Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing, IFMBE Proceedings (2016), Springer*, 57 :602-607. [https : //doi.org/10.1007/978-3-319-32703-7_117](https://doi.org/10.1007/978-3-319-32703-7_117).

[2] N. Hedjazi, A. Benali, Z. Dibi, M. Bouzit, "Évaluation par Analyse Spectrale de la Dynamique Posturale Humaine à l'Aide d'une Plate-forme Robotique Mobile", *The 9th International Conference On Electrical Engineering And First Workshop On Robotics And Controls (2016)*, 2-4 octobre, Batna, Algérie.

Table des figures

1.1	Stratégies d'équilibre posturale : (A) : posture statique, (B) : stratégie de la cheville, (C) : stratégie de la hanche, (D) : stratégie combinée (synergie) [26]. . .	6
1.2	Plateforme de force statique : Kistler [64].	11
1.3	Plateforme posturographique statique : GK-1000 [65].	12
1.4	(a) : système EquiTest fabriqué par NeuroCom [75]. (b) : plateforme IsiMove réalisée par la société AssitMov [73]. (c) : plateforme Imoove [76]. (d) : plateforme Proprio de Perry Dynamics [77]	14
1.5	(a) : Plateforme robotique mobile : Isiskate. (b) : bipède placé sur une plateforme mobile.	15
1.6	Disposition des capteurs de forces et la mesure du centre de pression droit, gauche et global.	16
1.7	Erreurs obtenues pour les directions X et Y.	17
1.8	Surface de l'ellipse de confiance	19
1.9	Configuration des marqueurs expérimentaux [91].	21
1.10	Le modèle musculo-squelettique approximatif le plus proche au marqueurs expérimentaux.	23
1.11	La marche en accroupie	24
1.12	Angle du genou droit en fonction du type de la marche normale et accroupie. . .	25
1.13	Longueur d'ischio-jambiers en fonction du type de la marche normale et accroupie.	25
2.1	Protocole d'acquisition de données.	31
2.2	Signal stabilométrique brut du CdP avant et après le filtrage.	32
2.3	Modèle du pendule inversé dans un plan sagittal.	33
2.4	Comparaison des trajectoires du CdM calculés à partir d'un modèle du pendule inversé et celui de LM sur le plan sagittal en réponse aux perturbations (0,08 Hz) le long de la direction AP.	35

2.5	Illustre le couple de la cheville calculé par LM et celui calculé à partir d'un modèle de pendule inversé.	36
2.6	Déplacement quadratique moyen du signal CdP en fonction du temps dans le plan sagittal.	39
2.7	Déplacement du CdP dans le plan planaire [38].	40
2.8	Statokinésigramme.	41
2.9	Analyse de la DSP appliquée sur le signal du CdP dans le plan AP.	43
2.10	Analyse de la DSP appliquée sur le signal du CdP dans le plan ML.	44
2.11	Analyse de la DSP appliquée sur les mesures angulaires de la cheville.	45
2.12	Analyse de la DSP appliquée sur les mesures angulaires de la hanche.	45
2.13	Angle de la hanche : déplacement quadratique moyen en fonction du décalage temporel.	48
2.14	Angle de la cheville : déplacement quadratique moyen en fonction du décalage temporel.	49
2.15	Diagrammes en étoiles.	51
3.1	Structure générale d'un modèle polynomial	61
3.2	Synoptique de l'algorithme proposé pour identifier le meilleur modèle polynomial	62
3.3	Les moyennes et les écarts types de la surface de balancement (Sway area) pour toutes les fréquences de perturbations dans les plan AP et ML. Les barres d'erreur représentent 95% de l'intervalle de confiance.	63
3.4	Densité spectrale de puissance du CdP en fonction de tous les éléments fréquentiels pour les sujets de référence dans les perturbations AP et ML.	64
3.5	Montre les réponses fréquentielles moyennes et les phases moyennes évaluées ainsi que leur écart types sur tous les éléments fréquentiels.	66
3.6	C_v des gains et de phases calculée pour le PAP et le PML à travers tous les éléments fréquentiels.	68
3.7	Comparaison entre le gain et la phase pour le modèle paramétrique et non paramétrique sous une perturbation AP de 0.5 Hz, le modèle indique un degré élevé d'ajustement.	69
3.8	Comparaison entre le CdP estimé et le CdP mesuré. (a) : la sortie a été estimé à partir d'un stimulus de 0.5 Hz, (b) : pour un stimulus de 0.2 Hz.	70

3.9	Test 1 : Comparaison entre un sujet après-AVC et les sujets références. Les diagrammes représentent le maximum et le minimum de tous les gains en tant que des réponses fréquentielles et des phases qui représentent les sujets références. . .	72
3.10	Test 2 : Comparaison entre un sujet après-AVC et les sujets références. Les diagrammes représentent le maximum et le minimum de tous les gains en tant que des réponses fréquentielles et des phases qui représentent les sujets références. . .	73
3.11	Les surfaces de balancement de la jambe gauche, de droite et le statokinésigramme totale sous une perturbation AP de 0.5Hz. (A) et (b) sont successivement les surfaces de balancement d'un sujet sain et d'un patient après-AVC.	76
4.1	Montre la surface de balancement du statokinésigramme sous une fréquence de perturbation de 0.5Hz dans les directions AP et ML de la plateforme, séparément.	84
4.2	Fonctions de cohérence moyennées sur tous les sujets pour un stimulus de 0.5 Hz en appliquant des perturbations AP (a) et ML (b).	85
4.3	Nombre de PC_s sélectionnés correspond au seuil prédéterminé de la somme cumulée des valeurs propres des caractéristiques AP (a) et ML (b).	90
4.4	(a) : Le paramètre de contribution normalisé explique la contribution globale de chaque variable calculé pour l'espace 3D-AP et 3D-ML, séparément. (b) : montre la contribution dans le nouveau espace de 6D qui correspond aux espaces caractéristiques AP et ML ensemble.	92
4.5	Diagramme en étoiles : montre une comparaison entre les groupes étudiés en appliquant différents niveaux de perturbations dans les directions AP et ML utilisant des critères stochastiques : Ds_x et Ds_y , et des paramètres traditionnelles : W-stato, L-stato et MV_x	96
4.6	Discrimination linéaire entre les deux groupes utilisant 3 axes orthogonales (PC_s) pour les deux classificateur : AP-SVM (a) et ML-SVM (b). Les cercles noirs et rouges représentent le sujet de test classé après-AVC et sain, successivement. . .	99
A.1	Paramètres non-linéaires et fréquentiels : comparaison entre les groupes étudiés utilisant le temps critique Tc et les paramètres spectraux : MF et MPF	116
A.2	Paramètres traditionnels spatio-temporels : comparaison entre les groupes étudiés utilisant la variance du CdP : Var_x et Var_y	117
A.3	Paramètres traditionnels spatio-temporels : comparaison entre les groupes étudiés utilisant la position moyenne de la trajectoire du CdP : $Xmoy$ et $Ymoy$	118

A.4 Paramètres traditionnels spatio-temporels : comparaison entre les groupes étudiés utilisant des critères liés à l'ellipse de confiance qui définit le statokinésigramme :	
L_x et L_y	119

Liste des tableaux

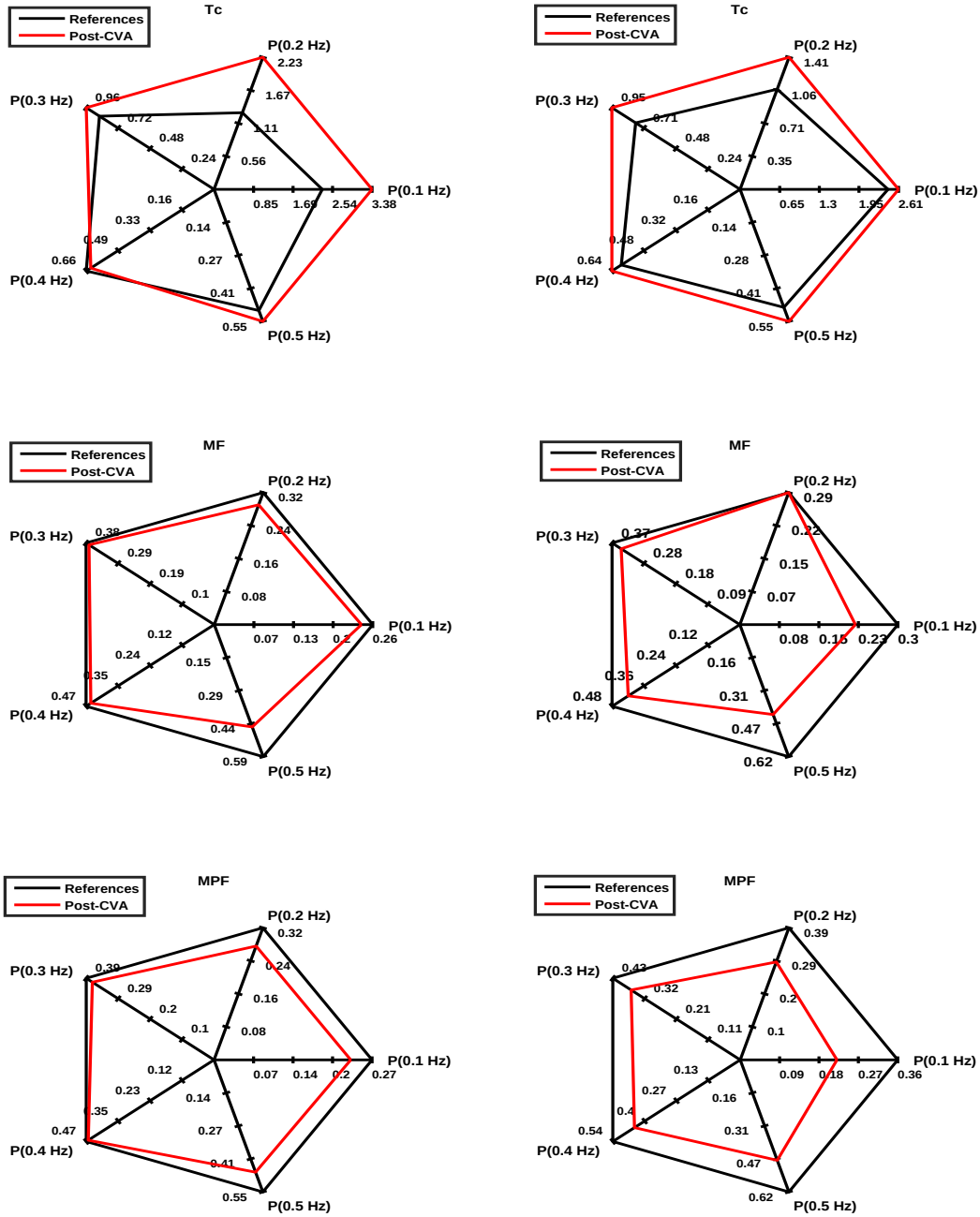
2.1	Résumé des résultats des paramètres traditionnels temporels déterminés à partir du signal CdP.	42
2.2	Résumé des résultats des paramètres traditionnels temporels déterminés à partir des mesures angulaires de la cheville et de la hanche.	43
2.3	Analyse DSP appliquée sur le signal CdP pour des différents niveaux de perturbations. X et Y : représentent le déplacement du CdP dans le plan AP et ML, successivement.	46
2.4	Analyse DSP appliqué sur les angles de la cheville et de la hanche pour des différents niveaux de perturbations. Les paramètres indexés : A et H représentent la cheville et la hanche, successivement.	46
2.5	Paramètres de diffusion pour différents niveaux de perturbations sinusoïdales, tous les paramètres sont moyennés pour toutes les perturbations.	50
3.1	Caractéristiques physiques des individus atteint d'AVC.	59
3.2	La MF moyenne, MPF moyenne, longueur moyenne de statokinésigramme (Lsat), la vitesse moyenne (MV_t), l'énergie spectrale et leur écart-types, calculés pour tous les sujets de référence sous des perturbations sagittales et médio-latérales, séparément.	64
3.3	Comparaison entre les groupes étudiés utilisant les paramètres de diffusion pour les perturbations AP et ML. Tous les paramètres sont moyennés à travers les sujets.	74
4.1	Les variables posturales initiales composées de variables fréquentielles, SDA, et traditionnelles. Nous notons que la direction AP et ML du CdP sont représentées par x et y , successivement.	89

4.2	Les variables distinctives sont sélectionnées en fonction du C_r de chaque variable dans les 3 premiers composantes des caractéristiques AP (3D-AP) et ML (3D-ML). 6D-AP/ML sont les variables pertinentes sélectionnées pour l'espace 6D.	94
4.3	Les scores de classification sous la forme d'une distance Euclidienne entre les sujets et la surface de décision (Hyperplan) pour les classificateurs AP-SVM et ML-SVM.	100

Annexe A

Compléments des chapitres

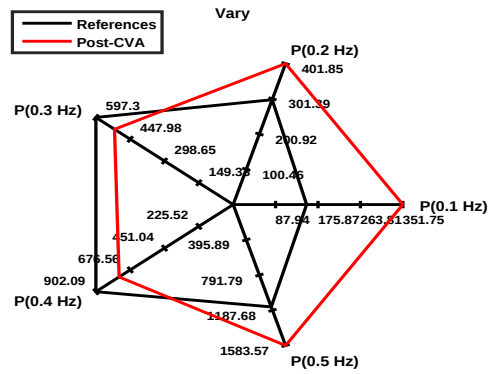
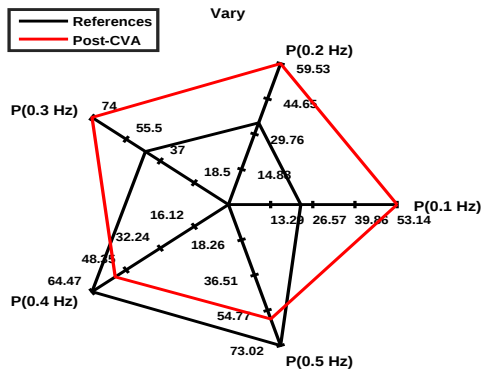
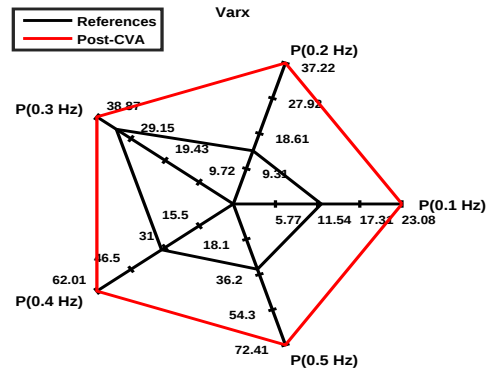
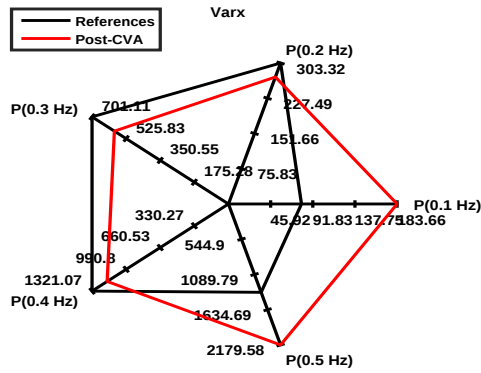
A.1 Compléments du chapitre 4 : diagrammes en étoiles



(a) Perturbations AP

(b) Perturbations ML

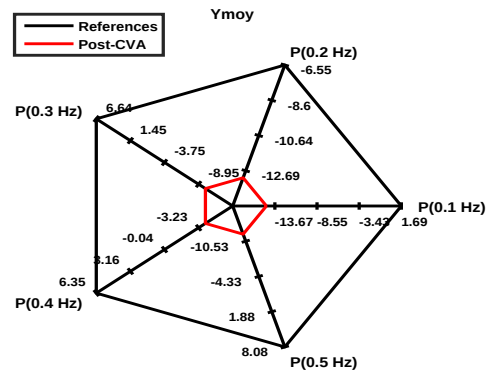
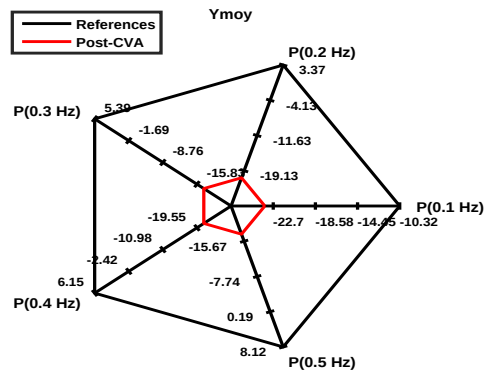
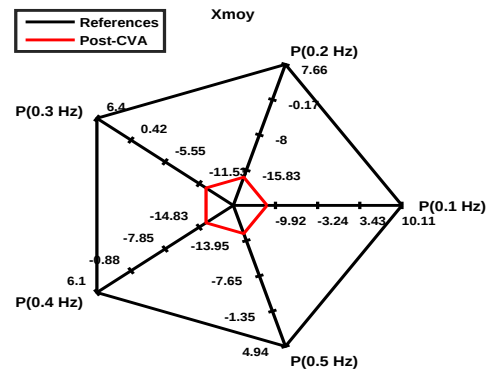
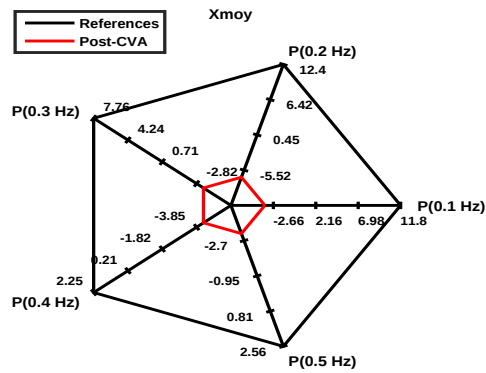
FIGURE A.1 – Paramètres non-linéaires et fréquentiels : comparaison entre les groupes étudiés utilisant le temps critique T_c et les paramètres spectraux : MF et MPF .



(a) Perturbations AP

(b) Perturbations ML

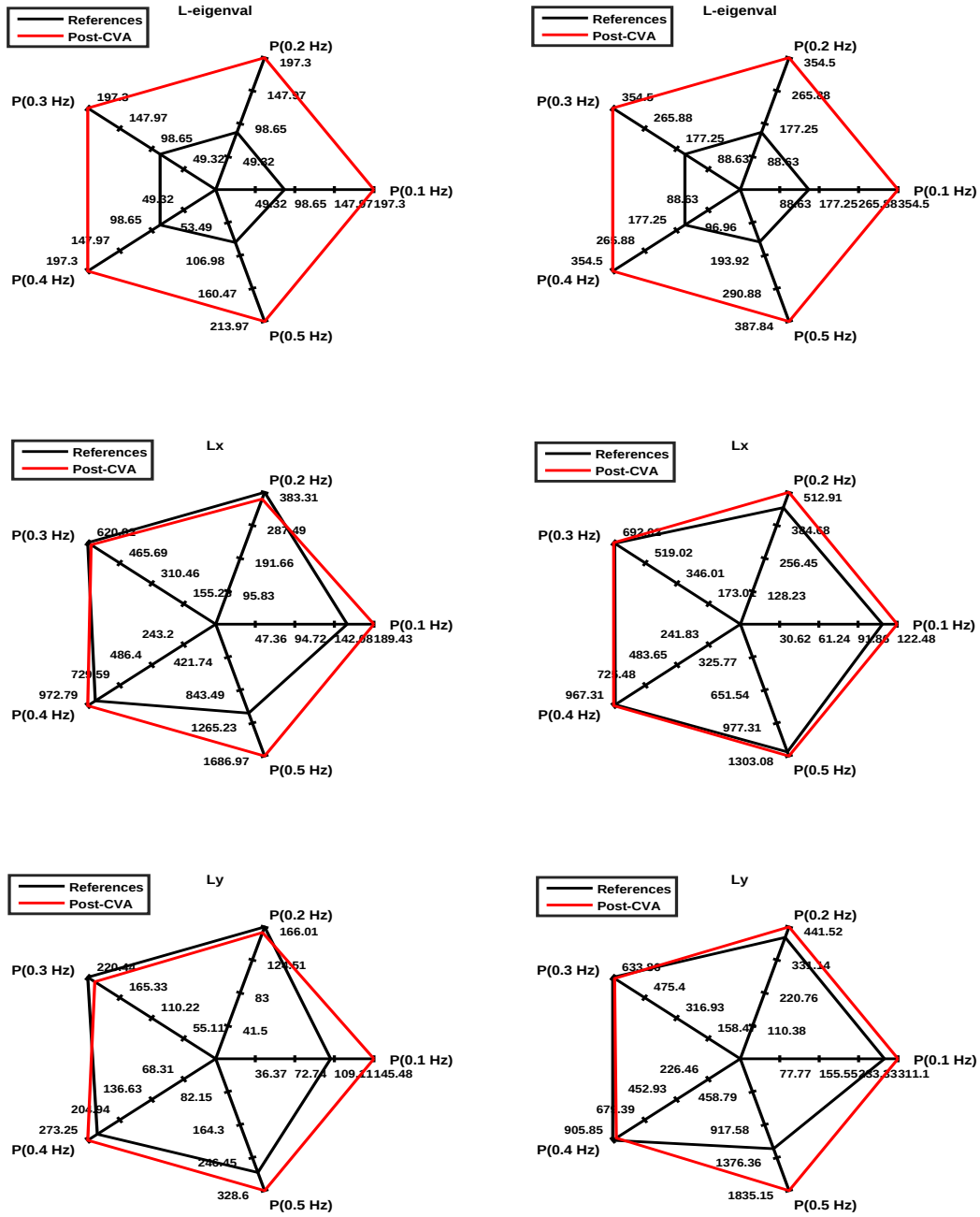
FIGURE A.2 – Paramètres traditionnels spatio-temporels : comparaison entre les groupes étudiés utilisant la variance du CdP : Var_x et Var_y .



(a) Perturbations AP

(b) Perturbations ML

FIGURE A.3 – Paramètres traditionnels spatio-temporels : comparaison entre les groupes étudiés utilisant la position moyenne de la trajectoire du CdP : X_{moy} et Y_{moy} .



(a) Perturbations AP

(b) Perturbations ML

FIGURE A.4 – Paramètres traditionnels spatio-temporels : comparaison entre les groupes étudiés utilisant des critères liés à l'ellipse de confiance qui définit le statokinésigramme : L_x et L_y .

Bibliographie

- [1] E Matheron. Incidence des phories verticales sur le contrôle postural en vision binoculaire. *Docteur de l'Université Paris Descartes*, 2010.
- [2] H A S. Prévention des chutes accidentelles chez la personne âgée-recommandations. *Rapport de la SFDRMG en Collaboration avec la Haute Autorité de la Santé.*, 2005.
- [3] T Prieto, J Myklebust, and B Myklebust. Characterization and modeling of postural steadiness in the elderly : a review. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 1 :26–34, 1993.
- [4] M Tinetti. Preventing falls in elderly persons. *The New England journal of medicine*, 348 :1816–1818, 2003.
- [5] K Tahboub and T Mergner. Humanoid postural control based on two biologically-inspired approaches. *2007 Mediterranean Conference on Control Automation*, 35 :1–8, 2007.
- [6] A Hafstrom, F Modig, M Magnusson, and P Fransson. Effectuation of adaptive stability and postural alignment strategies are decreased by alcohol intoxication. *Human Movement Science*, 35 :30–49, 2014.
- [7] F Dolveck. Régulation des patients suspects d'accident vasculaire cérébral. In *Conférences d'actualisation SFAR*, volume 52, pages 1–12, 2010.
- [8] Y Li and W Levine. A human postural regulation model with ankle and hip coordination. *Proceedings of the IEEE International Conference on Control Applications*, pages 836–841, 2010.
- [9] F B Horak. Postural orientation and equilibrium : what do we need to know about neural control of balance to prevent falls. *Age and Ageing, Academic Journal*, 35 :7–11, 2006.

-
- [10] Y Yasutake, S Taniguchi, and T Nomura. Non-asymptotical postural stabilization strategy during human quiet stance. *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology - Proceedings*, pages 1189–1192, 2006.
- [11] A Kuo. An optimal control model for analyzing human postural balance. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, pages 1–37, 1995.
- [12] J Ma, H Kharboutly, A Benali, F. Ben Amar, and M Bouzit. Design of omnidirectional mobile platform for balance analysis. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 19 :1872–1881, 2014.
- [13] N Hedjazi, A Benali, M Bouzit, and Z Dibi. An omnidirectional platform design : application to posture analysis. *XIV Mediterranean Conference on Medical and Biological Engineering and Computing 2016, IFMBE Proceedings, Springer*, 57 :602–607, 2016.
- [14] J Reinbolt, A Seth, and S Delp. Simulation of human movement : Applications using opensim. *Procedia IUTAM*, 2 :186–198, 2011.
- [15] F Bell. Principles of mechanics and biomechanics. *Cheltenham : Stanley Thornes*, 1998.
- [16] A Pollock, B Durward, P Rowe, and J Paul. What is balance. *Clinical Rehabilitation*, 14 :402–406, 2000.
- [17] L Nashner. Adaptation of human movement to altered environments. *Trends Neurosci*, 5 :358–361, 1982.
- [18] R Johansson and M Magnusson. Human postural dynamics. *CRC Crit. Rev. Biomed*, 18 :413–437, 1991.
- [19] L Nashner and G Cullum. The organization of human postural movements : A formal basis and experimental synthesis. *The Behavioral and Brain Sciences*, 8 :135–172, 1985.
- [20] S Gurses, R Kenyon, and E Keshner. Examination of time-varying kinematic responses to support surface disturbances. *Biomedical Signal Processing and Control*, 7 :371–376, 2009.
- [21] C Shupert and F Horak. Effects of vestibular loss on head stabilization in response to head and body perturbations. *Journal of Vestibular Research*, 6 :423–437, 1996.
- [22] N Deshpande and A Patla. Postural responses and spatial orientation to neck proprioceptive and vestibular inputs during locomotion in young and older adults. *Experimental brain research*, 167 :468–474, 2005.

- [23] E Walker, A Hyngstrom, and B Schmit. Influence of visual feedback on dynamic balance control in chronic stroke survivors. *Journal of Biomechanics*, 49 :698–703, 2016.
- [24] N Choy. The relationship of the vestibular and proprioceptive systems to dysfunction in verticality perception, posture and movement, after stroke. *The Australian journal of physiotherapy*, 26 :5–16, 1980.
- [25] O Grusser and C Grusser. Comparative physiology of movement-detecting neuronal systems in lower vertebrates (anura and urodela). *Bibl Ophthalmol*, 82 :260–273, 1972.
- [26] D Winter. Human balance and posture control during standing and walking. *Gait & Posture*, 3 :193–214, 1995.
- [27] A J1 Blake, K Morgan, M J Bendall, H Dallosso, S B Ebrahim, T H Arie, P H Fentem, and E J Bassey. Falls by elderly people at home : Prevalence and associated factors. *Age and Ageing*, 17 :365–372, 1988.
- [28] M E Tinetti, M Speechley, and S F Ginter. Risk factors for falls among elderly persons living in the community. *N Engl J Med*, 17 :1701–1707, 1988.
- [29] F Zajac and M Gordon. Determining muscles force and action in multi-articular movement. *Exercise Sports Sci*, 17 :187–230, 1989.
- [30] H A S. *Analyse de la posture statique et/ou dynamique sur plate-forme de force (posturographie) Statokinésigraphie informatisée*. Haute Autorité de Santé, 2007.
- [31] H Kobayashi, M Iba, and H Suzuki. Posture control of a muscle suit for the upper limb. *2006 International Conference on Mechatronics and Automation*, pages 7–12, 2006.
- [32] Yao Li and William S Levine. A human postural regulation model with ankle and hip coordination. *IEEE International Conference on Control Applications*, pages 836–841, 2010.
- [33] H Zhou, H Hu, N Harris, and J Hammerton. Applications of wearable inertial sensors in estimation of upper limb movements. *Biomedical Signal Processing and Control*, 1 :22–32, 2006.
- [34] C Runge, C Shupert, F Horak, and F Zajac. Ankle and hip postural strategies defined by joint torques. *Gait and Posture*, 10 :161–170, 1999.

-
- [35] D Maatar, R Fournier, Z Lachiri¹, and A Naitali. Biometric application and classification of individuals using postural parameters. *UR-TSIRF*, 7 :581–593, 2013.
- [36] J J. Collins and C J. De Luca. Upright, correlated random walks : A statistical-biomechanics approach to the human postural control system. *American Institute of Physics*, 5 :57–63, 1995.
- [37] ANGELIKI ERMOGENOUS. Brownian motion and its applications in the stock market. *Illinois Institute of Technology, Chicago*, pages 1–9, 2005.
- [38] J J Collins and C J De Luca. Open-loop and closed-loop control of posture : A random-walk analysis of center-of-pressure trajectories. *Experimental Brain Research*, 2 :308–318, 1993.
- [39] T Paillard and F Noé. Techniques and methods for testing the postural function in healthy and pathological subjects. *BioMed Research International*, 2015 :1–15, 2015.
- [40] P M Molenaar, Z Wang, and K M Newell. Compressing movement information via principal components analysis (pca) : Contrasting outcomes from the time and frequency domains. *Human Movement Science*, 32 :1495–1511, 2013.
- [41] M N Tahir, A Hussain, S A Samad, and H Husain. Pca based human posture classification. *Jurnal Teknologi*, 46 :35–44, 2007.
- [42] A Yelnik and I Bonan. Clinical tools for assessing balance disorders. *Neurophysiologie Clinique*, 38 :439–445, 2008.
- [43] K Berg, S Wood-Dauphinee, J Williams, and D Gayton. Measuring balance in the elderly : preliminary development of an instrument. *Physiother Can*, 41 :304–311, 1989.
- [44] M Tinetti. Performance-oriented assessment of mobility problems in elderly patients. *J Am Geriatr Soc*, 34 :119–126, 1996.
- [45] Y Huang, W Wang, T Liou, C Liao, L Lin, and S Huang. Postural assessment scale for stroke patients scores as a predictor of stroke patient ambulation at discharge from the rehabilitation ward. *Journal of Rehabilitation Medicine*, 48 :259–264, 2016.
- [46] C Benaim, D A Pérennou, J Villy, M Rousseaux, and J Y Pelissier. Validation of a standardized assessment of postural control in stroke patients : The postural assessment scale for stroke patients (pass). *Stroke*, 30 :1862–1869, 1999.

- [47] M Hoehn and M Yahr. Parkinsonism : onset, progression and mortality. *Neurology*, 17 :427–442, 1967.
- [48] S Mathias, U Nayak, and B Isaacs. Balance in elderly patients : the get up and go test. *Arch Phys Med Rehabil*, 67 :387–399, 1986.
- [49] M Holden, M Gill, M Magliozzi, J Nathan, and L Piehl-Baker. Clinical gait assessment in the neurologically impaired : reliability and meaning-fulness. *Phys Ther*, 64 :35–40, 1984.
- [50] E Hurvitz, J Richardson, R Werner, A Ruhl, and M Dixon. Unipedal stance testing as an indicator of fall risk among older outpatients. *Arch Phys Med Rehabil*, 81 :587–591, 2000.
- [51] E Hurvitz, J Richardson, and R Werner. Unipedal stance testing in the assessment of peripheral neuropathy. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 82 :198–204, 2001.
- [52] J Winslow, M Dididze, and C Thomas. Automatic classification of motor unit potentials in surface emg recorded from thenar muscles paralyzed by spinal cord injury. *Journal of Neuroscience Methods*, 185 :165–177, 2009.
- [53] M Muller and M Redfern. Correlation between emg and cop onset latency in response to a horizontal platform translation. *Journal of Biomechanics*, 37 :1573–1581, 2004.
- [54] J Zakotnik, T Matheson, and V Dürr. A posture optimization algorithm for model-based motion capture of movement sequences. *Journal of Neuroscience Methods*, 135 :43–54, 2004.
- [55] C Schonauer, T Pintaric, and H Kaufmann. A flexible marker-based solution. *Interactive Media Systems Group*, pages 1–8, 2011.
- [56] A Caroselli, F Bagala, and A Cappello. Quasi-real time estimation of angular kinematics using single-axis accelerometers. *Sensors (Switzerland)*, 13 :918–937, 2013.
- [57] P Jonsson, P Johnson, and M Hagberg. Accuracy and feasibility of using an electrogoniometer for measuring simple thumb movements. *Ergonomics*, 50 :647–659, 2007.
- [58] J Zhang, J Sun, Z Liu, and G Zhang. A flexible calibration method for laser displacement sensors based on a stereo-target. *Measurement Science and Technology*, 25 :1–10, 2014.
- [59] M Piirtola and P Era. Force platform measurements as predictors of falls among older people - a review. *Gerontology*, 52 :1–16, 2006.

-
- [60] M Mancini and F B Horak. The relevance of clinical balance assessment tools to differentiate balance deficits. *Eur J Phys Rehabil Med*, 46 :239–248, 2010.
- [61] L Gorski, A da Silva, F Cusin, S Cesaroni, M Ganança, and H Caovilla. Body balance at static posturography in vestibular migraine. *Brazilian Journal of Otorhinolaryngology*, pages 1–10, 2018.
- [62] M Valis, J Drsata, D Kalfert, P Semerak, and J Kremlacek. Computerised static posturography in neurology. *Central European Journal of Medicine*, 7 :317–322, 2012.
- [63] H Talebi, M Karimi, S Hamid, R Abtahi, and N Fereshtenejad. Static balance in patients with vestibular impairments : A preliminary study. *Scientifica*, pages 1–4, 2016.
- [64] Kistler. Measuring systems for performance diagnostics and gait and balance analysis in sports, medicine and ergonomics. *Kistler Data sheet*, pages 1–28, 2018.
- [65] G Ickenstein, H Ambach, A Klöditz, H Koch, S Isenmann, H Reichmann, and T Ziemssen. Static posturography in aging and parkinson’s disease. *Frontiers in Aging Neuroscience*, 4 :1–7, 2012.
- [66] H Palm, P Lang, J Strobel, H Riesner, and B Friemert. Computerized dynamic posturography. *American Journal of Physical Medicine & Rehabilitation*, 93 :49–55, 2014.
- [67] D Oda and C Ganança. Computerized dynamic posturography in the assessment of body balance in individuals with vestibular dysfunction. *Audiology-Communication Research*, 20 :89–95, 2015.
- [68] M Peterson, E Christou, and K Rosengren. Children achieve adult-like sensory integration during stance at 12-years-old. *Gait and Posture*, 23 :455–463, 2006.
- [69] F Labini, A Meli, D Tufarelli, and A Colosimo. A new set of parameters for computerised dynamic posturography. *Biophysics and Bioengineering Letters*, 1 :1–9, 2008.
- [70] N Vanicek, S King, R Gohil, I Chetter, and P Coughlin. Computerized dynamic posturography for postural control assessment in patients with intermittent claudication. *Journal of Visualized Experiments*, 82 :1–9, 2013.
- [71] T Mcguirk. *The Use of Computerized Dynamic Posturography to Assess the Balance in Individuals with Parkinson’s Disease*. Bachelor of Science in Mechanical Engineering, Virginia Polytechnic Institute, Virginia, USA, 2005.

- [72] H Chaudhry, B Bukiet, Z Ji, and T Findley. Measurement of balance in computer posturography : Comparison of methods-a brief review. *Journal of Bodywork and Movement Therapies*, 15 :82–91, 2011.
- [73] H Kharboutly, J Ma, A Benali, P Thoumie, V Pasqui, and M Bouzit. Design of multiple axis robotic platform for postural stability analysis. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 23 :93–103, 2015.
- [74] H Kharboutly. *Evaluation de l'instabilité posturale à partir d'une plateforme robotisée de perturbation de l'équilibre*. Thèse de doctorat de Robotique : Université Pierre et Marie Curie, Paris, France, 2014.
- [75] A Alban, V Sainte, and F Les. Le spécialiste de l'évaluation fonctionnelle equitest : Description matérielle. *Médimex*, pages 1–5, 2015.
- [76] A Bruyneel and L Bousson. Équilibre sur plateforme dynamique « motorisée » : Influence du positionnement du pied sur le débattement angulaire de la cheville et du genou (plan sagittal). *Kinesithérapie*, 13 :38–44, 2013.
- [77] PROPRIO reactive balance systems 2017 at <https://www.perrydynamics.com/proprio-5000>.
- [78] Catalogue imoove 2016, Health Fit & Sport group at <http://www.healthsport.ch/file/pdf/temp/imoove/imoove2016.pdf>.
- [79] J Allum, B Bloem, M Carpenter, and F Honegger. Differential diagnosis of proprioceptive and vestibular deficits using dynamic support-surface posturographys. *Gait & posture*, 14 :217–226, 2001.
- [80] S Broglio, J Sosnoff, K Rosengren, and K McShane. A comparison of balance performance : Computerized dynamic posturography and a random motion platform. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 90 :145–150, 2009.
- [81] J Ma. *Conception d'une plateforme mobile omnidirectionnelle pour l'analyse de l'équilibre postural dans les transports*. Thèse de Doctorat de l'université Pierre et Marie Curie, Paris, France, 2014.
- [82] E. Kreyszig. Advanced engineering mathematics. In *John Wiley & Sons*, 1999.

-
- [83] P Schubert and M Kirchner. Ellipse area calculations and their applicability in posturography. *Gait and Posture*, 39 :518–522, 2014.
- [84] R Mezzarane and A Kohn. Postural control during kneeling. *Experimental Brain Research*, 187 :395–405, 2008.
- [85] M Cronskar, J Rasmussen, and M Tinnsten. Combined finite element and multibody musculoskeletal investigation of a fractured clavicle with reconstruction plate. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 18 :740–748, 2013.
- [86] S L Delp. Surgery simulation : A computer-graphics system to analyze and design musculoskeletal reconstructions of the lower limb. *Stanford University, Ph.D. Thesis*, 1990.
- [87] S Delp, F Anderson, A Arnold, P Loan, A Habib, C John, E Guendelman, and D Thelen. Opensim : Open-source software to create and analyze dynamic simulations of movement. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 55 :1940–1950, 2007.
- [88] S Delp, A Arnold, and S Hamner. Opensim tutorial1 : Introduction to musculoskeletal modeling. *Neuromuscular Biomechanics Laboratory, Stanford University*, pages 1–11, 2013.
- [89] J. Hicks, S. Hamner, T. Dorn, K. Steele, and C. John. *Collecting Experimental Data*, 2012.
- [90] L Chiari, L Rocchi, and A Cappello. Stabilometric parameters are affected by anthropometry and foot placement. *Clinical Biomechanics*, 17 :666–677, 2002.
- [91] A Sandholm, N Pronost, and D Thalmann. Motionlab : A matlab toolbox for extracting and processing experimental motion capture data for neuromuscular simulations. *Modeling the Physiological Human*, 5903 :110–124, 2009.
- [92] M Kang, H Sadri, L Mocozet, and N M Thalmann. Hip joint modeling for the control of the joint center and the range of motions. *IFAC Proceedings Volumes*, 36 :23–27, 2003.
- [93] P Gerus, M Sartori, T Besier, B Fregly, S Delp, S Banks, and M Pandy. Subject-specific knee joint geometry improves predictions of medial tibiofemoral contact forces. *Journal of Biomechanics*, 46 :2778–2786, 2013.
- [94] A C P Silveira. *Extended Biomechanical Model of the Ankle-Foot Complex : Incorporation of Muscles and Ligaments*. Thesis submitted for the degree of Master in Biomedical Engineering, Coimbra, Portugal, 2015.

- [95] S Hamner, C Anderson E Guendelman, C John, J Reinbolt, and S Delp. Opensim tutorial 3 : Scaling, inverse kinematics and inverse dynamics. *Neuromuscular Biomechanics Laboratory, Stanford University*, pages 1–8, 2011.
- [96] A Mahboobin. An automated iterative method for adjusting virtual model markers in an opensim model. *University of Pittsburgh, Pittsburgh, PA, U.S.A*, pages 1–2, 2013.
- [97] O Skalshoi and H Sorensen. Walking patterns and hip contact forces in patients with hip dysplasia. *Aarhus University, Denmark*, pages 1–53, 2014.
- [98] A Arnold, M Liu, S Ounpuu, M Swartz, and S Delp. The role of estimating hamstrings lengths and velocities in planning treatments for crouch gait. *Gait and Posture*, 23 :273–281, 2006.
- [99] A De Nunzio, C Zucchella, F Spicciato, P Tortola, C Vecchione, F Pierelli, and M Bartolo. Biofeedback rehabilitation of posture and weight-bearing distribution in stroke : A center of foot pressure analysis. *Functional Neurology*, 29 :127–134, 2014.
- [100] S Jang. Recovery mechanisms of somatosensory function in stroke patients : Implications of brain imaging studies. *Neurosci Bull*, 29 :366–372, 2013.
- [101] A Sousa and A Silva. Biomechanical and neurophysiological mechanisms related to postural control and efficiency of movement : A review. *Somatosensory and Motor Research*, 29 :131–143, 2012.
- [102] A Sousa, A Silva, R Santos, F Sousa, and J Tavares. Interlimb coordination during the stance phase of gait in subjects with stroke. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 94 :2515–2522, 2013.
- [103] J Hendrickson, K Patterson, E Inness, W McIlroy, and A Mansfield. Relationship between asymmetry of quiet standing balance control and walking post-stroke. *Gait and Posture*, 39 :177–181, 2014.
- [104] A Brière, S Lauzière, D Gravel, and S Nadeau. Perception of weight-bearing distribution during sit-to-stand tasks in hemiparetic and healthy individuals. *Stroke*, 41 :1704–1708, 2010.
- [105] J H Lee, S B Kim, K W Lee, and J Y Lee. Somatosensory findings of pusher syndrome in stroke patients. *Annals of Rehabilitation Medicine*, 37 :88–95, 2013.

- [106] J Kadouch and D Labojka. Avancez avec l'avc. *SCOR global life*, pages 1–24, 2014.
- [107] Les accidents vasculaires cérébraux, 2015 at [http ://www.infpf.dz/les-accidents-vasculaires](http://www.infpf.dz/les-accidents-vasculaires).
- [108] C De Peretti, O Grimaud, P Tuppin, F Chin, and F Woimant. Prévalence des accidents vasculaires cérébraux et de leurs séquelles et impact sur les activités de la vie quotidienne : Apports des enquêtes déclaratives handicap-santé-ménages et handicap-santé-institution. *Bulletin Epidémiologique Hebdomadaire*, pages 2008–2009, 2012.
- [109] J R Fhon, R A Rodrigues, W F Neira, V M Huayta, and M L Robazzi. Fall and its association with the frailty syndrome in the elderly : systematic review with meta-analysis. *Journal of School of Nursing*, 50 :1003–1010, 2016.
- [110] S M. Hatem, G Saussez, M Faille, V Prist, X Zhang, D Dispa, and Y Bleyenheuft. Rehabilitation of motor function after stroke : A multiple systematic review focused on techniques to stimulate upper extremity recovery. *Frontiers in Human Neuroscience*, 10 :1–22, 2016.
- [111] M Schindelholz, O Stoller, and K Hunt. A software module for cardiovascular rehabilitation in robotics-assisted treadmill exercise. *Biomedical Signal Processing and Control*, 10 :296–307, 2014.
- [112] S Moon and Y Kim. Effect of blocked vision treadmill training on knee joint proprioception of patients with chronic stroke. *Journal of Physical Therapy Science*, 27 :897–900, 2015.
- [113] H Lim, Y L Kim, and S Lee. The effects of pilates exercise training on static and dynamic balance in chronic stroke patients : a randomized controlled trial. *Journal of Physical Therapy Science*, 28 :1819–1824, 2016.
- [114] A Silva, A Sousa, J Tavares, A Tinoco, R Santos, and F Sousa. Ankle dynamic in stroke patients : Agonist vs . antagonist muscle relations. *Somatosensory and Motor Research*, 29 :111–116, 2012.
- [115] A Silva, A Sousa, R Pinheiro, J Ferraz, O Tavares, R Santos, F Sousa, and A Cienti. Activation timing of soleus and tibialis anterior muscles during sit-to-stand and stand-to-sit in post-stroke vs. healthy subjects. *Somatosensory and Motor Research*, 30 :48–55, 2013.

- [116] R Begg and J Kamruzzaman. Neural networks for detection and classification of walking pattern changes due to ageing. *Australasian physical and engineering sciences in medicine*, 29 :188–195, 2006.
- [117] N Farid, B Elbagoury, and A M Salem M Roushdy. A comparative analysis for support vector machines for stroke patients. *Recent Advances in Information Science*, pages 71–76, 2013.
- [118] J Yu, J Jung, and K Cho. Changes in postural sway according to surface stability in post-stroke patients. *Journal of Physical Therapy Science*, 24 :1183–1186, 2012.
- [119] R Paillex and A So. Standing posture of adults : effects of a stroke. *Ann Readapt Med Phys*, 46 :71–78, 2003.
- [120] R Yanohara, T Teranishi, Y Tomita, and G Tanino. Recovery process of standing postural control in hemiplegia after stroke. *J. Phys. Ther. Sci*, 26 :1761–1765, 2014.
- [121] P Schubert, M Kirchner, D Schmidtbleicher, and C Haas. About the structure of posturography : Sampling duration, parametrization, focus of attention (part 2). *Journal of Biomedical Science and Engineering*, 05 :508–516, 2012.
- [122] P Merriaux, Y Dupuis, R Boutteau, P Vasseur, and X Savatier. A study of vicon system positioning performance. *Sensors (Switzerland)*, 17 :1–18, 2017.
- [123] D A Winter. *Biomechanics and motor control of human movement*. John Wiley & Sons, Ontario, Canada, 2009.
- [124] T Shimba. An estimation of center of gravity from force platform data,. *J. Biomechanics*, 17 :53–60, 1984.
- [125] Brian J Benda., Patrick O Riley., and David E.Krebs. Biomechanical relationship between center of gravity and center of pressure during standing. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2 :3 – 10, 1994.
- [126] S N Robinovitch, B Heller, A Lui, and J Cortez. Effect of strength and speed of torque development on balance recovery with the ankle strategy. *J Neurophysiol*, 88 :613–620, 2002.

-
- [127] Z Ji, T Findley, H Chaudhry, and B Bukiet. Computational method to evaluate ankle postural stiffness with ground reaction forces. *Journal of Rehabilitation Research & Development*, 41 :207–214, 2004.
 - [128] S A Akar, S Kara, F Latifoglu, and V Bilgic. Spectral analysis of photoplethysmographic signals : the importance of preprocessing. *Biomedical Signal Processing and Control*, 8 :16–22, 2013.
 - [129] P D Welch. The use of fast fourier transform for the estimation of power spectra : A method based on time averaging over short, modified periodograms. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, 15 :70–73, 1967.
 - [130] R G Hansa, M Rajesh, and B Sushila. Power spectrum estimation using welch method for various window techniques. *International Journal of Scientific Research Engineering and Technology (IJSRET)*, 2 :389–292, 2013.
 - [131] R Sharpe, D Nathwani, S Pal, M Brunner, C Thornton, C Doré, and D Newton. Auditory evoked response, median frequency and 95 percent spectral edge during anaesthesia with desflurane and nitrous oxide. *British Journal of Anaesthesia*, 78 :282–285, 1997.
 - [132] I Stirn, T Jarm, and V Strojnik. Evaluation of the mean power frequency of the emg signal power spectrum at endurance levels during fatiguing isometric muscle contractions. *Kinesiology Slovenica*, 38 :28–38, 2008.
 - [133] Lorenzo Chiari, Angelo Cappello, Davide Lenzi, and Ugo Della Croce. An improved technique for the extraction of stochastic parameters from stabilograms. *Gait and posture*, 12 :225–234, 2000.
 - [134] M Lacour, L Bernard-Demanze, and M Dumitrescu. Posture control, aging, and attention resources : Models and posture-analysis methods. *Neurophysiologie Clinique*, 38 :411–421, 2008.
 - [135] J Zhou and. B Manor and. D Liu and. K Hu and. J ZJhang and. J Fang. The complexity of standing postural control in older adults : A modified detrended fluctuation analysis based upon the empirical mode decomposition algorithm. *PLoS ONE*, 8 :1–7, 2013.
 - [136] L Chiari and. A Cappello and. D Lenzi and. C Della roce. An improved technique for the extraction of stochastic parameters from stabilograms. *Gait and Posture*, 12 :225–234, 2000.

- [137] S L Mitchell, J J Collins, C J De Luca, A Burrows, and L A Lipsitz. Open-loop and closed-loop postural control mechanisms in parkinson's disease : increased mediolateral activity during quiet standing. *Neuroscience Letters*, 197 :133–136, 1995.
- [138] H Tanaka, T Uetake, S Kuriki, and S Ikeda. Changes in center-of-pressure dynamics during upright standing related to decreased balance control in young adults : Fractional brownian motion analysis. *Journal of Human Ergology*, 31 :1–11, 2002.
- [139] Mitchell Tyler ., Yuri Danilov ., and Paul Bach-Y-Rita. Closing an open-loop control system : Vestibular substitution through the tongue. *Journal of Integrative Neuroscience*, 2 :159–164”, 2003.
- [140] N Vuillerme and. N Pinsault and. O Chenu and. M Boigontier and. J Demongeot and. Y Payan. How a plantar pressure-based, tongue-placed tactile biofeedback modifies postural control mechanisms during quiet standing. *Experimental brain research*, 181 :547–54, 2007.
- [141] C Atkeson and B Stephens. Multiple balance strategies from one optimization criterion. *7th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pages 1–8, 2007.
- [142] B Hwang and D Jeon. A method to accurately estimate the muscular torques of human wearing exoskeletons by torque sensors. *Sensors*, 15 :8337–8357, 2015.
- [143] P Guillaume, I Kollir, and R Pintelon. Statistical analysis of nonparametric transfer function estimates. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, 45 :594–600, 1996.
- [144] F. Svenson. *Nonparametric System Identification of an Autonomous Helicopter*. kth electrical engineering, 2014.
- [145] L. Ljung. *System Identification Theory for User*. PTR Prentice Hall Upper Saddle River NJPTR Prentice Hall Upper Saddle River NJ, New Jersey, 1987.
- [146] G. Sourdain. *Stabilométrie statique : place de la plate-forme de force en kinésithérapie*. Kinésithérapie, Rennes, 2011.
- [147] M Bernhardt, B Angerer, M Buss, and A Struppler. Isometric muscle contraction induced by repetitive peripheral magnetic stimulation. *Biomedical Signal Processing and Control*, 6 :180–190, 2007.

-
- [148] A Andrade, L Ferreira, A Rabelo, M Vieira, A Campos, B Gonsalves, and A Pereira. Pelvic movement variability of healthy and unilateral hip joint involvement individuals. *Biomedical Signal Processing and Control*, 32 :10–19, 2017.
 - [149] I Melzer, I Kurz, and L Oddsson. A retrospective analysis of balance control parameters in elderly fallers and non-fallers. *Clinical Biomechanics*, 25 :984–988, 2010.
 - [150] A Silva, A Sousa, C Silva, J Tavares, R Santos, and F Sousa. Ankle antagonist coactivation in the double-support phase of walking : Stroke vs. healthy subjects. *Somatosensory and Motor Research*, 32 :153–157, 2015.
 - [151] A Sehle, M Vieten, A Mündermann, and C Dettmers. Difference in motor fatigue between patients with stroke and patients with multiple sclerosis : A pilot study. *Frontiers in Neurology*, 5 :1–10, 2014.
 - [152] Y Gimmon, R Riemer, L Oddsson, and I Melzer. The effect of plantar flexor muscle fatigue on postural control. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 21 :922–8, 2011.
 - [153] M Iosa, F Bini, F Marinozzi, A Fusco, G Morone, G Koch, A Cinnera, S Bonni, and S Paolucci. Stability and harmony of gait in patients with subacute stroke. *Journal of Medical and Biological Engineering*, 36 :635–643, 2016.
 - [154] H Zhou and H Hu. Human motion tracking for rehabilitation-a survey. *Biomedical Signal Processing and Control*, 3 :1–18, 2008.
 - [155] S Cotton, M Vanoncini, P Fraisse, N Ramdani, E Demircan, A Murray, and T Keller. Estimation of the centre of mass from motion capture and force plate recordings : a study on the elderly. *Applied Bionics and Biomechanics*, 0 :1–22, 2008.
 - [156] A C Geurts, M De Haart, I J Van Nes, and J Duysens. A review of standing balance recovery from stroke. *Gait and Posture*, 22 :267–281, 2005.
 - [157] A Abdul-latif, I Cosic, D Kumar, B Polus, N Pah, and D Djuwari. Eeg coherence changes between right and left motor cortical areas during voluntary muscular contraction. *Australasian physical & engineering sciences in medicine*, 27 :11–5, 2004.
 - [158] Person K. On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *Philos Mag*, 6 :559–572, 1901.

- [159] Hotelling. Analysis of a complex of statistical variables into principal components. *Journal of Educational Psychology*, 24 :417–441, 1933.
- [160] T Ait Izem, W Bougheloum, M F Harkat, and M Djeghaba. Fault detection and isolation using interval principal component analysis methods. *IFAC-PapersOnLine*, 28 :1402–1407, 2015.
- [161] I Jolliffe. *Principal component analysis*. New York : Springer, New York, NY, USA, 1986.
- [162] A Benaïcha, G Mourot, K Benothman, and J Ragot. Determination of principal component analysis models for sensor fault detection and isolation. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 11 :296–305, 2013.
- [163] T Wu and H Zhao. Classifying unlabeled data with svms. *Applied Soft Computing Technologies : The Challenge of Complexity*, 34 :695–702, 2006.
- [164] V Vapnik and A Lerner. Pattern recognition using generalized portrait method. *Automation and remote control*, 24 :774–780, 1963.
- [165] B E Boser, I M Guyon, and V N Vapnik. A training algorithm for optimal margin classifiers. *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*, pages 144–152, 1992.
- [166] E Osuna, R Freund, and F Girosi. Training support vector machines : An application to face detection. *Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition 97*, pages 130–136, 1997.
- [167] O Hadjerci, A Hafiane, D Conte, P Makris, P Vieyres, and A Delbos. Computer-aided detection system for nerve identification using ultrasound images : A comparative study. *Informatics in Medicine Unlocked*, 3 :29–43, 2016.
- [168] C Chang, S Chen, and M Tsai. Application of support-vector-machine-based method for feature selection and classification of thyroid nodules in ultra-sound images. *Pattern Recognition*, 23 :3494–506, 2010.
- [169] C Cortes and V Vapnik. Support-vector networks. *Mach. Learn*, 20 :273–297, 1995.
- [170] T Bhadra, S Bandyopadhyay, and U Maulik. Differential evolution based optimization of svm parameters for meta classifier design. *Procedia Technology*, 4 :50–57, 2012.

-
- [171] M H Black and R M Watanabe. A principal components-based clustering method to identify variants associated with complex traits. *Human Heredity*, 71 :50–58, 2011.
- [172] Y Keho. *The Basics of Linear Principal Components Analysis, Principal Component Analysis, Dr. Parinya Sanguansat (Ed.)*. InTech, 2012.
- [173] IT Jolliffe and J Cadima. Principal component analysis : A review and recent developments. *Philos Trans A Math Phys Eng Sci*, 374 :1–16, 2016.
- [174] F Li and H Li. Svm classification for large data sets by support vector estimating and selecting. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 1 :775–781, 2012.
- [175] U Braga-Neto, A Zollanvari, and E Dougherty. Cross-validation under separate sampling : strong bias and how to correct it. *Bioinformatics*, 23 :3349–3355, 2014.
- [176] L Rocchi, L Chiari, and A Cappello. Feature selection of stabilometric parameters based on principal component analysis. *Medical & biological engineering & computing*, 42 :71–79, 2004.
- [177] R Paillex and A So. Changes in the standing posture of stroke patients during rehabilitation. *Gait and Posture*, 21 :403–409, 2005.
- [178] L Rocchi, L Chiari, A Cappello, and F B Horak. Identification of distinct characteristics of postural sway in parkinson’s disease : A feature selection procedure based on principal component analysis. *Neuroscience Letters*, 394 :140–145, 2006.
- [179] M Abate, A Iorio, B Pini, C Battaglini, and I Di Nicola. Effects of hypertension on balance assessed by computerized posturography in the elderly. *Archives of Gerontology and Geriatrics*, 49 :113–117, 2009.
- [180] K J Deluzio, U P Wyss, B Zee, P A Costigan, and C Serbie. Principal component models of knee kinematics and kinetics : Normal vs. pathological gait patterns. *Human Movement Science*, 16 :201–217, 1997.
- [181] A Mannini, D Trojaniello, A Cereatti, and A M Sabatini. A machine learning framework for gait classification using inertial sensors : Application to elderly, post-stroke and huntington’s disease patients. *Sensors (Switzerland)*, 16 :1–14, 2016.

- [182] R Chandrasiri, N Abhayasinghe, and I Murray. Bluetooth embedded inertial measurement unit for real-time data collection for gait analysis. *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pages 1–5, 2013.