

Université de Montréal

Analyse quantifiée de l'asymétrie de la marche par application de Poincaré

par
Arnaud Brignol

Département d'informatique et de recherche opérationnelle
Faculté des arts et des sciences

Mémoire présenté à la Faculté des arts et des sciences
en vue de l'obtention du grade de Maître ès sciences (M.Sc.)
en informatique

Août, 2015

© Arnaud Brignol, 2015.

RÉSUMÉ

La marche occupe un rôle important dans la vie quotidienne. Ce processus apparaît comme facile et naturel pour des gens en bonne santé. Cependant, différentes sortes de maladies (troubles neurologiques, musculaires, orthopédiques...) peuvent perturber le cycle de la marche à tel point que marcher devient fastidieux voire même impossible. Ce projet utilise l'application de Poincaré pour évaluer l'asymétrie de la marche d'un patient à partir d'une carte de profondeur acquise avec un senseur Kinect. Pour valider l'approche, 17 sujets sains ont marché sur un tapis roulant dans des conditions différentes : marche normale et semelle de 5 cm d'épaisseur placée sous l'un des pieds. Les descripteurs de Poincaré sont appliqués de façon à évaluer la variabilité entre un pas et le cycle complet de la marche. Les résultats montrent que la variabilité ainsi obtenue permet de discriminer significativement une marche normale d'une marche avec semelle. Cette méthode, à la fois simple à mettre en oeuvre et suffisamment précise pour détecter une asymétrie de la marche, semble prometteuse pour aider dans le diagnostic clinique.

Mots clés: Asymétrie de la marche, application de Poincaré, carte de profondeur, senseur Kinect.

ABSTRACT

Gait plays an important part in daily life. This process appears to be very easy and natural for healthy people. However, different kinds of diseases (neurological, muscular, orthopedic...) can impede the gait cycle to such an extent that gait becomes tedious or even infeasible. This project applied Poincare plot analysis to assess the gait asymmetry of a patient from a depth map acquired with a Kinect sensor. To validate the approach, 17 healthy subjects had to walk on a treadmill under different conditions : normal walk and with a 5 cm thick sole under one foot. Poincare descriptors were applied in such a way that they assess the variability between a step and the corresponding complete gait cycle. Results showed that variability significantly discriminates between a normal walk and a walk with a sole. This method seems promising for a clinical use as it is simple to implement and precise enough to assess gait asymmetry.

Keywords: Gait asymmetry, Poincare plot analysis, depth map, Kinect sensor.

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ	ii
ABSTRACT	iii
TABLE DES MATIÈRES	iv
LISTE DES TABLEAUX	vii
LISTE DES FIGURES	viii
LISTE DES SIGLES	xvi
REMERCIEMENTS	xvii
CHAPITRE 1 : INTRODUCTION	1
1.1 Enjeux	1
1.1.1 Une population vieillissante	1
1.1.2 La chute chez les aînés	1
1.2 La marche	2
1.2.1 Un processus complexe	2
1.2.2 Mouvement de la marche	3
1.2.3 Troubles de la marche	4
1.3 Analyse de la marche	5
1.3.1 Diagnostic de la marche	5
1.3.2 Asymétrie de la marche	6
1.4 Objectif	7
CHAPITRE 2 : ÉTAT DE L'ART	10
2.1 Quantification de la marche	10
2.1.1 Paramètres de la marche	10

2.1.2	Mesures moyennes	11
2.1.3	Mesures de variabilité	11
2.2	Mesure quantifiée de la marche	12
2.2.1	Différents types de mesures	12
2.2.2	Mesure à l'aide de caméras	13
2.2.3	Caméra de profondeur pour l'étude de la marche	23
CHAPITRE 3 : ANALYSE NON LINÉAIRE		28
3.1	Espace de phase et application de Poincaré	28
3.1.1	Espace de phase et dimensions	30
3.1.2	Graphe de récurrence	31
3.1.3	Dimension de similarité	32
3.1.4	Série temporelle auto-similaire	37
3.1.5	Analyse des fluctuations redressées	43
3.1.6	Application à l'étude de la marche	47
CHAPITRE 4 : MÉTHODE		51
4.1	Description générale de la méthode	51
4.1.1	Approche non linéaire du problème	51
4.1.2	Données utilisées	52
4.1.3	Correspondance 2D/3D	52
4.1.4	Segmentation de la silhouette	53
4.1.5	Détection du cycle des pas	57
4.1.6	Quantification par application de Poincaré	59
4.1.7	Variabilité entre le pas et le cycle de la marche	62
4.2	Contributions	68
4.2.1	Un point de vue pertinent	68
4.2.2	Poincaré et le cycle de la marche	69
CHAPITRE 5 : EXPÉRIMENTATION, VALIDATION ET RÉSULTATS		73
5.1	Expérimentation	73

5.2	Validation	74
5.3	Résultats	74
5.3.1	Variabilité entre le pas et le cycle de la marche	74
5.3.2	Étude de cas détaillée	77
5.3.3	Interprétation	82
CHAPITRE 6 : CONCLUSION		85
BIBLIOGRAPHIE		88

LISTE DES TABLEAUX

2.I	Classification des différents types de mesures utilisées pour l'analyse de la marche selon [86].	13
4.I	Valeurs des paramètres pour définir la boîte englobante et les unités pour les intervalles qui la définissent. Auto indique que le paramètre est calculé automatiquement.	56
5.I	P-value pour le test t de Student apparié pour groupe A vs groupes B et C.	76
5.II	P-value pour le test t de Student à 2 échantillons pour groupe A vs groupes B et C.	77

LISTE DES FIGURES

1.1	Changements physiologiques associés au vieillissement et qui influencent la marche [30].	2
1.2	Illustration du mouvement de la marche avec le cycle, le pas, la foulée, la phase d'appui et la phase d'oscillation, adapté de [2]. . .	3
1.3	Illustration de la phase d'appui et de la phase oscillante du cycle de la marche pour le pied droit [1].	4
1.4	Aperçu général de notre méthode.	9
2.1	Modélisation par une ellipse de la tête, du tronc, du tibia et du pied [24].	15
2.2	Exemple de segmentation des membres inférieurs pour une orientation non perpendiculaire à l'axe de la marche [37].	15
2.3	Exemple de calcul des plans pour chaque pas (à gauche) et la normalisation correspondante (à droite) [47].	16
2.4	Modèle 3D de la jambe obtenue pour deux moments différents [61].	17
2.5	Résultat de la mise en correspondance (points de couleur) appliquée à des données expérimentales (en gris). En bas, les images correspondantes de la vidéo [20].	18
2.6	Exemple de résultat de mesure de l'erreur de reconstruction obtenue en fonction du nombre de caméras [69].	18
2.7	Étapes de l'algorithme pour une pose : (a) image et vidéo d'acquisition, (b) reconstruction 3D, (c) repérage des segments du corps, (d) segmentation de la jambe et (e) estimation du centre articulaire [21].	19
2.8	Illustration du concept de lumière structurée basé sur la variation d'amplitude [18].	20
2.9	Illustration du concept de lumière structurée basé sur la variation de fréquence [18].	21

2.10	Motif linéaire de lumière structurée utilisée sur l'appareil Formetric 4D [36].	22
2.11	Motif de lumière structurée avec information de couleur [95]. . .	22
2.12	Kinect version 1 : (a) motif infrarouge projeté sur la scène et (b) carte de profondeur obtenue [53].	23
2.13	Localisation du squelette à partir de la carte de profondeur de la <i>Kinect</i> [83].	24
2.14	Calcul du squelette à partir de la carte de profondeur de la <i>Kinect</i> [48].	24
2.15	Cartes de profondeur moyenne obtenues pour une marche symétrique et avec une asymétrie du côté droit [79]. Les courbes rouge et bleue indiquent respectivement la profondeur moyenne par cycle de marche pour le côté gauche et droit. La similarité des courbes est révélatrice de la symétrie de la marche. Dans le cas de l'asymétrie (à droite), une différence significative est observée au niveau des cuisses entre le côté gauche et droit.	26
2.16	Carte de profondeur avec repérage des zones d'intérêts selon les ratios anthropomorphiques [8].	27
2.17	Carte perceptuelle pour (A) un sujet sain, (B) asymétrie gauche et (C) asymétrie droite [64]. Un index d'asymétrie est calculé dans chaque cas pour chaque ligne horizontale de pixel. Les trois courbes (à droite) représentent cet index d'asymétrie et permettent de mettre en évidence une asymétrie significativement plus élevée dans les cas avec semelles (B et C).	27
3.1	Espace de phase $\dot{\theta} = f(\theta)$ pour le cas classique du pendule en mécanique. [11].	28
3.2	Application de Poincaré et ses descripteurs géométriques <i>SD1</i> et <i>SD2</i> pour caractériser la variabilité du rythme cardiaque. [14]. . .	29

3.3	(A) Enregistrement 1D d'un ECG avec le cycle caractéristique composé d'une onde P (dépolariation atriale), d'un complexe QRS (dépolariation du ventricule) et d'une onde T (repolarisation du ventricule). (B) Reconstruction 3D du signal ECG dans un espace de phase avec la méthode des délais temporels ($\tau = 10$ ms). Chaque composante du cycle peut être visualisée comme une boucle indépendante [90].	30
3.4	Exemples typiques de graphes de récurrence (rangée du haut : série temporelle, rangée du bas : graphe de récurrence correspondant.) De gauche à droite : données stochastiques non corrélées (bruit blanc), oscillation harmonique avec deux fréquences, données chaotiques avec une pente linéaire (équation logistique) et données issues d'un processus auto-régressif. [Wikipédia].	32
3.5	Illustration de la construction de fractales ayant différentes dimensions de similarité [91].	34
3.6	Illustration de la courbe de Koch obtenue après plusieurs divisions et remplacements du motif de base par un motif différent (générateur fractal). [19].	35
3.7	Notion de dimension de similarité appliquée à l'exemple du littoral de la Grande-Bretagne [Wikipédia].	37

3.8	<p>Illustration du concept d’auto-similarité pour une série aléatoire simulée. (a) Deux fenêtres d’observation, avec les échelles de temps n_1 et n_2 sont montrées pour une série temporelle auto-similaire $y(t)$. (b) Agrandissement de la petite fenêtre avec l’échelle de temps n_1. Les fluctuations dans (a) et (b) sont similaires pourvu que les deux facteurs d’échelle M_x et M_y soient appliqués respectivement aux échelles horizontale et verticale. (c) La distribution de probabilité $P(y)$ de la variable y pour les deux fenêtres de (a), où s_1 et s_2 indiquent l’écart-type des deux distributions. (d) Graphe logarithmique des échelles caractéristiques des fluctuations s versus les tailles des fenêtres n.</p>	40
3.9	<p>(A) L’intervalle pour deux pulsations cardiaques consécutives est montré (inverse du rythme cardiaque). (B) Un signal aléatoire (bruit blanc) est généré comme contrôle. Dans les deux cas, les agrandissements successifs des sous-parties du signal sont auto-similaires avec un exposant de $\alpha = 0$ (soit $M_y = 1$) bien que les motifs des signaux soient très différents entre (A) et (B).</p>	42
3.10	<p>Exemples de séries temporelles similaires à du bruit. Les séries temporelles (en bleu) sont intégrées (en rouge) pour en faire des séries non bornées dont l’auto-similarité peut être calculée [46].</p>	42
3.11	<p>La série temporelle intégrée : $y(k) = \sum_{i=1}^k [B(i) - \bar{B}]$, avec $B(i)$ le $i^{\text{ème}}$ intervalle entre deux pulsations cardiaques consécutives. Les lignes verticales en pointillé indiquent des boîtes de taille $n = 100$ et les segments de droites linéaires représentent les pentes locales estimées pour chaque boîte par approximation linéaire au sens des moindres carrés [73].</p>	44
3.12	<p>$\log[F(n)]$ vs $\log[n]$ pour deux longues séries temporelles d’intervalles entre deux pulsations cardiaques successives. Les cercles proviennent d’un sujet sain tandis que les triangles viennent d’un sujet atteint d’insuffisance cardiaque congestive [73].</p>	45

3.13	(A) Une corrélation se produit lorsque la décision du marcheur de prendre une direction est influencée par ses actions passées. (B) Un signal cumulé pour un processus corrélé (cercle rouge) présente des fluctuations plus importantes au cours du temps qu'une marche aléatoire (triangle bleu). Tandis qu'un signal anti-corrélé (carré vert) présente des fluctuations plus faibles. (C) En regardant les fluctuations moyennes pour ces différents processus avec des échelles de temps différentes, ces différences peuvent être quantifiées. Ainsi, la marche aléatoire a un exposant $\alpha = 0.5$, le processus corrélé a un exposant plus élevé ($\alpha = 0.7$), et le processus anti-corrélé a un exposant plus petit ($\alpha = 0.3$). [40].	47
3.14	Application de Poincaré pour un sujet sain. Première rangée : ϕ_1, ϕ_4 et ϕ_7 correspondent respectivement à l'angle de la cheville, des genoux et de la hanche dans le plan sagittal. Deuxième rangée : les vitesses angulaires $\dot{\phi}_1, \dot{\phi}_4$ et $\dot{\phi}_7$ associées aux angles ϕ_1, ϕ_4 et ϕ_7 . Les zones où les points s'accroissent entourées par un cercle correspondent à des phases de la marche en régime permanent, les autres points correspondent à un régime transitoire [45].	48
3.15	Déplacement vertical de l'orteil sur un cycle de marche montrant l'apparition de l'évènement MFC durant la phase d'oscillation [10].	49
3.16	(A) Le robot et son modèle articulé. (B) Cycle de la marche bipède : les paramètres et actions de contrôle sont mis à jour pour les applications de Poincaré aux phases $\theta = \frac{\pi}{2}$ et $\theta = \frac{3\pi}{2}$. L : jambe gauche, R : jambe droite. [65].	50
4.1	Photo illustrant le montage d'acquisition des données : la caméra de profondeur (1), l'ordinateur permettant l'enregistrement des cartes de profondeur (2) et le tapis roulant (3) [8].	52

4.2	La carte de profondeur en 2D (à gauche) et la reconstruction 3D des points correspondants (à droite). La ligne de pixel (*) à partir de laquelle sont obtenus d_0 et u_0 est représentée ainsi que le seuil y_{th} de hauteur pour les points en 3D. Quelques exemples de pixels bruités sont encadrés en noir.	56
4.3	Carte de profondeur brute issue de la Kinect (à gauche) et segmentation de la silhouette (à droite).	57
4.4	En haut : vue de face pour la silhouette segmentée et vue de haut pour la surface. En bas : silhouette segmentée (à gauche) et surface pour la silhouette vue de haut (à droite) obtenue à partir de l'histogramme. Les cases blanches sont les cases de l'histogramme comportant au moins un point.	58
4.5	Exemple de cycle de pas (en haut) et l'application de Poincaré correspondante (en bas).	60
4.6	Relation entre la pente de l'application de Poincaré et le coefficient de Pearson pour l'intervalle RR de variabilité cardiaque sur un sujet contrôlé (Patent coronary, à gauche) et un patient atteint d'infarctus aigu du myocarde (AMI, à droite). Dans chaque cas, l'équation de la pente, le coefficient de corrélation r et la p-value associée sont donnés. La pente et le coefficient de Pearson sont très fortement corrélés [55].	61
4.7	Bruit blanc (en haut) et son application de Poincaré (en bas). La pente de l'application de Poincaré est nulle, cela traduit l'absence de corrélation entre l'abscisse et l'ordonnée ainsi que de l'auto-corrélation du bruit blanc.	62
4.8	Un signal sinusoïdal parfait de fréquence $f = 2Hz$ (en haut) et son application de Poincaré (en bas) pour $\tau_{1/2} = 50$ (à gauche) et $\tau = 100$ (à droite).	63

4.9	Un signal sinusoïdal parfait de fréquence $f = 2Hz$ auquel du bruit blanc a été ajouté pour générer une perturbation en amplitude (en haut) et son application de Poincaré (en bas) pour $\tau_{1/2} = 50$ (à gauche) et $\tau = 100$ (à droite).	64
4.10	Variation des descripteurs $dSD1$, $dSD2$ et da en fonction de l'amplitude du bruit ajouté (à gauche) et du choix du délai pour $\tau_{1/2} = 50 \pm 25$ (à droite), soit une variation correspondant à $50 \pm 25\%$ du cycle de la marche.	65
4.11	Interprétation de $dSD1$, $dSD2$ et da en fonction de la variabilité en amplitude et en durée des cycles.	66
4.12	Application de Poincaré pour un délai de 50%, 63%, 75%, 86% et 100% du cycle de la marche dans le cas d'un sinus parfait.	67
4.13	Évolution des descripteurs de Poincaré pour un délai 50% à 100% du cycle de la marche : $SD1$ (en haut), $SD2$ (au milieu) et la pente a (en bas).	68
4.14	Cycle du pas pour un sujet sain à partir de la variation de la surface de la silhouette vue de haut avec en rouge le délai choisi à partir de la fréquence d'amplitude maximale (en haut) et son spectre obtenu par transformée de Fourier (en bas).	71
4.15	Vue d'ensemble de la méthode.	72
5.1	Graphes montrant les mesures de variabilité $dSD1$ et $dSD2$ pour les trois groupes (A : sans semelle, B : semelle à gauche et C : semelle à droite.)	75
5.2	Graphes montrant les mesures de variabilité $dSD1$ et da pour les trois groupes (A : sans semelle, B : semelle à gauche et C : semelle à droite.)	76
5.3	Graphes montrant les mesures de variabilité $dSD1$ et da pour les trois groupes (A : sans semelle, B : semelle à gauche et C : semelle à droite) dans le cas des sujets 5, 9 et 15.	78

5.4	Variabilité de $dSD1$ pour les trois groupes (A : sans semelle, B : semelle à gauche et C : semelle à droite) sur les 17 sujets.	79
5.5	Variabilité de da pour les trois groupes (A : sans semelle, B : semelle à gauche et C : semelle à droite) sur les 17 sujets.	80
5.6	Mesures $dSD1$ et da pour les trois groupes (A : sans semelle, B : semelle à gauche et C : semelle à droite) sur les sujets 4, 5, 7, 12 et 14.	81
5.7	Mesures $dSD1$ et da pour les trois groupes (A : sans semelle, B : semelle à gauche et C : semelle à droite) sur les sujets 2, 13 et 17.	82

LISTE DES SIGLES

1D	une dimension
2D	deux dimensions
3D	trois dimensions
DFA	Detrended Fluctuation Analysis
ECG	Electrocardiogramme
EEG	Electroencéphalogramme
MFC	Minimum Foot Clearance
SVM	Support Vector Machine

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier en premier lieu mon directeur de recherche, Jean Meunier, pour ses encouragements permanents et son attitude toujours positive tout au long de ce projet. Je le remercie également pour sa disponibilité et la liberté qu'il m'a laissée afin que ce projet soit pour moi une opportunité de mettre ma passion des méthodes d'analyse non linéaire (chaos et fractales) au service d'un sujet ayant des retombées potentielles dans le domaine biomédical.

Je remercie aussi Edouard Auvinet, pour avoir fourni les données sur lesquelles je me suis basé pour développer et valider la méthode proposée.

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

1.1 Enjeux

1.1.1 Une population vieillissante

Les progrès technologiques et médicaux auxquels assiste la société ont permis de prolonger la durée de vie moyenne de la population de plusieurs années. Cela est particulièrement observable dans les pays fortement industrialisés tels que le Canada. Il est important de s'assurer autant que possible que l'augmentation de la longévité ne se fasse pas au détriment de la qualité de vie. Ainsi, de nouveaux moyens et services doivent être mis en place pour porter assistance aux personnes âgées lorsqu'elles font face aux difficultés rencontrées lors du vieillissement.

Selon Statistics Canada [17], le nombre de personnes de plus de 65 ans passera à 22.6% en 2036 contre 14.4% en 2011. Il est estimé que la proportion des personnes âgées dépassera celle des jeunes de 0 à 14 ans aux alentours de 2017. Les personnes âgées sont naturellement plus enclines à être atteintes par la maladie. Un besoin de plus en plus pressant se fait donc ressentir : développer des méthodes de diagnostic simples et accessibles financièrement pour permettre au plus grand nombre un suivi personnalisé.

1.1.2 La chute chez les aînés

L'Agence de la Santé Publique du Canada [29] rapporte que la chute est la première cause d'hospitalisation pour blessure chez les aînés. Chaque année, entre 20 et 30% des personnes âgées sont victimes de chute. En plus des effets négatifs engendrés par les chutes tels que la peur de tomber, la perte d'autonomie ou la dépression, ces dernières entraînent également des coûts financiers importants (\approx 2 milliards de dollars par an).

Le service de Gériatrie du CHUM [30] souligne la relation qui existe entre les chutes et les troubles de l'équilibre fréquemment rencontrés par les personnes âgées. La Figure 1.1 illustre les changements physiologiques qui se produisent lors du processus de

vieillesse au niveau des mécanismes mis en jeu lorsqu'une personne marche. Le contrôle postural est affecté négativement par le vieillissement.

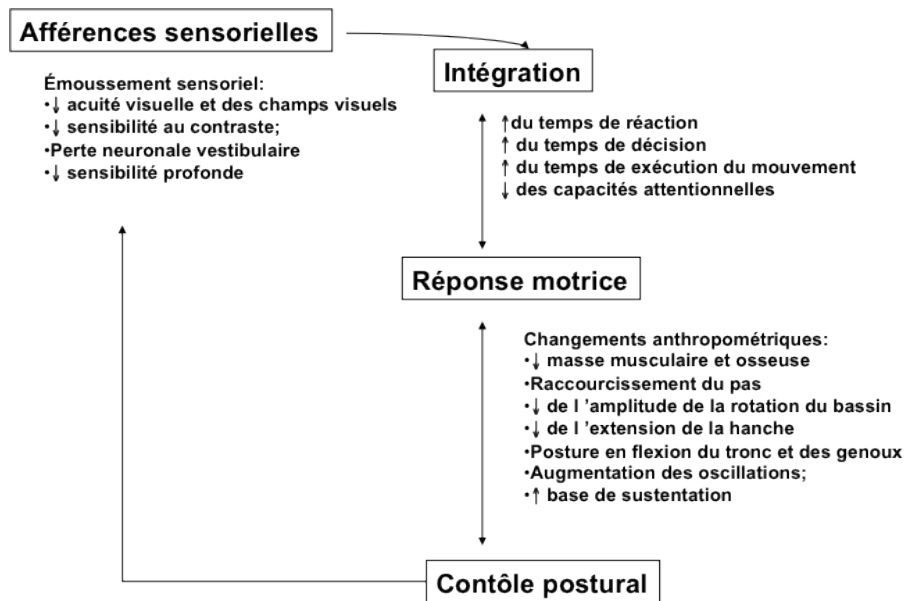


Figure 1.1 – Changements physiologiques associés au vieillissement et qui influencent la marche [30].

Rubenstein [80] indique que les trois premières causes de chute chez les personnes âgées sont les trébuchements par accident (31%), les troubles de l'équilibre (17%) et les vertiges (13%). De plus, Lord et al. [57] indiquent que 80% des chutes se produisent pendant la marche et qu'un motif anormal est corrélé avec celle-ci [93].

1.2 La marche

1.2.1 Un processus complexe

La marche est un processus naturel qui fait partie intégrante de la vie quotidienne. Même si marcher semble facile et ne requiert que très peu d'effort conscient, les processus mis en oeuvre lors d'un déplacement sont en fait complexes [13]. C'est le fonctionnement harmonieux du système nerveux avec l'appareil locomoteur qui assure cette fonction fondamentale du corps humain.

Durant la petite enfance, la coordination est développée progressivement jusqu'à ce que cette capacité de locomotion soit complètement intégrée. Elle est ensuite maintenue par des processus de régulation autonome. Les efforts à fournir durant la petite enfance ne sont plus nécessaires, la locomotion se produit désormais de façon automatique et spontanée. Ces processus caractérisent les motifs spatiaux et temporels de la marche [25]. La dynamique de ces motifs varie d'un instant à l'autre de façon à minimiser l'effort requis pour se déplacer.

1.2.2 Mouvement de la marche

Le mouvement de la marche est caractérisé par un motif répétitif [58]. Il est composé de pas et de foulées. Le vocable de pas est employé pour décrire un simple pas tandis que la foulée représente un cycle de marche complet (2 pas en tout). Par souci de simplicité, le terme de cycle de la marche sera utilisé plutôt que celui de foulée dans la suite du rapport. Les deux termes sont équivalents.

La classification du cycle de la marche comporte deux phases principales : la phase d'appui et la phase oscillante. L'appui occupe 60% du cycle de la marche et l'oscillation 40% de celui-ci. La Figure 1.2 illustre les étapes du cycle de la marche.

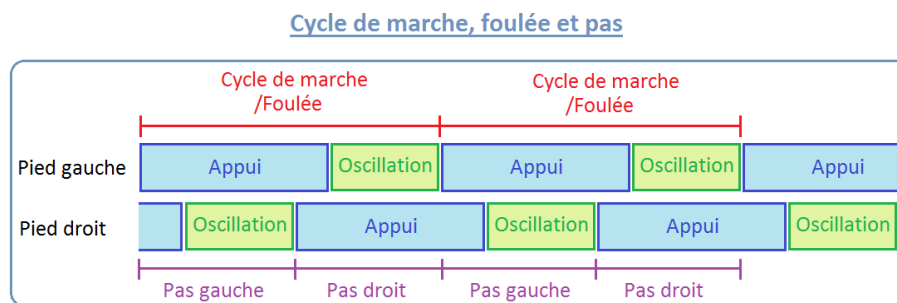


Figure 1.2 – Illustration du mouvement de la marche avec le cycle, le pas, la foulée, la phase d'appui et la phase d'oscillation, adapté de [2].

La phase d'appui correspond à la période où le pied considéré est en contact avec le sol. La phase oscillante désigne le moment où le pied considéré n'est plus en contact avec le sol (Figure 1.3).

Gait Cycle

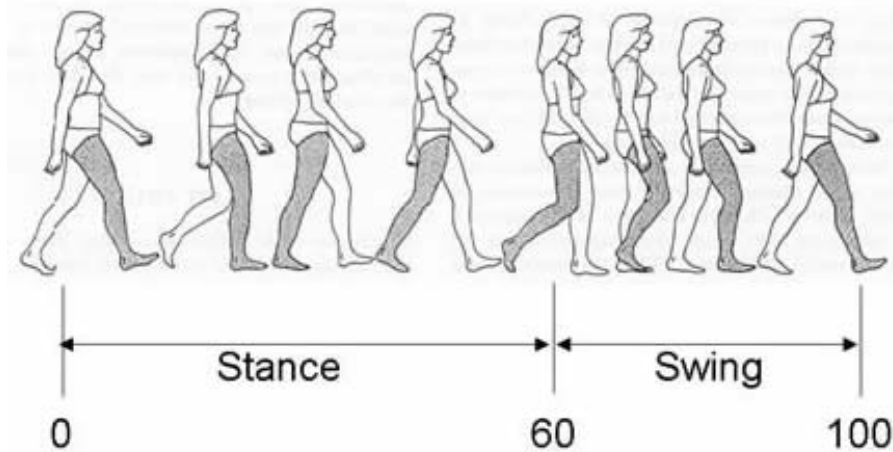


Figure 1.3 – Illustration de la phase d’appui et de la phase oscillante du cycle de la marche pour le pied droit [1].

1.2.3 Troubles de la marche

Une marche est dite pathologique lorsque le motif de la marche est altéré de telle façon que marcher devient pénible et fastidieux. Cela peut être dû à la présence de déformations, faiblesses ou autres déficiences, comme par exemple, la perte du contrôle moteur ou de la douleur.

Les altérations à l’origine des troubles de la marche peuvent se diviser en deux grandes catégories : musculo-squelettiques et neurologiques [59].

1.2.3.1 Troubles musculo-squelettiques

Les troubles de la marche entraînés par un système musculo-squelettique déficient sont généralement causés par un déséquilibre des tissus mous, un mauvais positionnement des articulations ou une anomalie au niveau des os.

Ces troubles sont catégorisés comme suit :

- Pathologie des hanches
- Pathologie des genoux

- Pathologie des pieds et chevilles
- Douleur

Quelques exemples de troubles musculo-squelettiques :

- **Arthrite** : l'arthrite de la hanche entraîne une amplitude de mouvement réduite durant la phase oscillante.
- **Jambes de longueurs inégales** : peut être causé par un pelvis asymétrique, une longueur inégale du tibia ou du fémur, une scoliose ou des contractures.
- **Douleur** : peut être causée par des douleurs au niveau des hanches, genoux ou chevilles. Un mécanisme de compensation apparaît pour réduire le poids appliqué sur la zone douloureuse.

1.2.3.2 Troubles neurologiques

Les troubles de la marche entraînés par des causes neurologiques sont dus à un endommagement du système nerveux.

Quelques exemples :

- **Hémiplégie** : souvent observée suite à un accident vasculaire cérébral. Grande probabilité que la marche soit anormalement lente et mal coordonnée.
- **Parkinson** : rigidité des joints entraîne la réduction du mouvement de balancement des bras. Discontinuité du rythme de la marche.
- **Myopathie** : causée par une dystrophie musculaire de la hanche.

1.3 Analyse de la marche

1.3.1 Diagnostic de la marche

Lorsque des personnes éprouvent des difficultés à marcher, la compréhension des systèmes impliqués occupe une place prépondérante. Une bonne connaissance de ces

derniers est indispensable, mais il est également nécessaire de développer et mettre en oeuvre des moyens d'évaluer avec précision leur état par une analyse quantitative. Un diagnostic pertinent est aussi précieux qu'un plan de traitement lorsqu'il est question de soulager avec succès les symptômes de patients présentant des troubles de la marche.

La mesure quantitative des paramètres de la marche représente une aide précieuse dans le diagnostic de certaines pathologies ainsi que dans le suivi de leur évolution au cours du temps.

Les techniques de diagnostic clinique peuvent être divisées en deux grandes catégories :

- *Evaluation des paramètres de la marche à partir d'un seul point.* L'état général du système est alors représenté par une seule variable. C'est le cas des études réalisées à partir d'accéléromètre [6] ou de capteurs de force [41].
- *Evaluation des paramètres de la marche à partir de plusieurs points.* L'état général du système est alors une combinaison de l'information obtenue à partir de l'ensemble des points considérés. C'est le cas des systèmes optoélectroniques utilisant plusieurs marqueurs positionnés sur des repères anatomiques [27] et des études réalisées à partir d'une ou plusieurs caméras [7]. En général, pour extraire l'information à partir de plusieurs points, un modèle est utilisé [28].

1.3.2 Asymétrie de la marche

Dans le passé, l'analyse de la marche a souvent été faite avec l'hypothèse que les deux jambes ont nécessairement des mouvements symétriques pour un sujet sain. En se basant sur cette hypothèse, plusieurs études ont été réalisées sur un seul côté et les résultats ont ensuite été généralisés à l'autre côté [82]. Pourtant, il existe également des études qui ont montré que l'asymétrie entre la gauche et la droite fait partie intégrante d'un cycle de marche fonctionnel [74]. Par ailleurs, des expériences visant à modéliser le contrôle moteur de la coordination entre les deux côtés ont démontré que la symétrie parfaite est difficilement atteignable d'un moment à l'autre même si le sujet suit volontairement un stimulus régulier pour exécuter ses mouvements [88]. Cela laisse penser

que la symétrie spatiale des membres inférieurs n'est pas une hypothèse valable pour analyser la marche. Cela reste encore une question ouverte à ce jour [82] [44].

La stabilité et la symétrie de la marche peuvent être investiguées en appliquant des méthodes d'analyse non linéaire pour décrire la dynamique des motifs de la marche des deux jambes simultanément. L'analyse des fluctuations redressées (DFA) est une méthode reconnue pour décrire la dynamique des variations du cycle de la marche. Elle a révélé que pour un sujet sain, il existe une corrélation à long terme lorsqu'une centaine de foulées consécutives est considérée [43]. Elle a aussi été utilisée pour quantifier l'instabilité de la marche à partir de capteurs de force [41]. Une autre méthode pour quantifier la dynamique du cycle de la marche est l'application de Poincaré. Cette approche nécessite l'acquisition de plusieurs cycles de marches consécutifs et effectue une cartographie des cycles qui se répètent au cours du temps. Cette cartographie est ensuite évaluée à l'aide de descripteurs issus de la statistique descriptive. Dans le domaine biomédical, l'application de Poincaré a principalement été utilisée dans l'étude du cœur [49] [66] [50] mais peu appliquée à l'étude de la marche [52] [45].

1.4 Objectif

L'analyse quantifiée de la marche représente un moyen prometteur d'aider dans le diagnostic clinique. La marche peut être vue comme la sortie d'un système (le corps humain). Être en mesure d'évaluer la variabilité de celui-ci à partir de sa sortie permet d'avoir une indication sur son état. Ainsi, une faible variabilité reflète un système stable, symétrique et coordonné. L'hypothèse est qu'une marche asymétrique présente une variabilité plus importante qu'une marche symétrique.

La sortie utilisée est une carte de profondeur obtenue à l'aide d'un capteur de profondeur (Kinect version 1). L'ensemble des points obtenus à chaque instant est pris en compte pour évaluer la variabilité du cycle de la marche.

L'objectif de ce projet est de proposer une nouvelle méthode d'analyse quantifiée de l'asymétrie de la marche en utilisant l'application de Poincaré. L'originalité de cette méthode est qu'elle combine l'information de plusieurs points de façon simple sans avoir

recours à un modèle particulier. Il n'y a pas d'a priori sur la localisation du phénomène d'asymétrie. C'est pourquoi l'ensemble du corps est considéré et pas seulement les jambes.

La suite de ce mémoire comporte 5 chapitres. Le chapitre 2 donne un état de l'art en ce qui concerne la quantification, la mesure et l'analyse de la marche. Le chapitre 3 présente les méthodes d'analyse non linéaire les plus connues. Le chapitre 4 décrit en détail comment quantifier l'asymétrie de la marche en utilisant l'application de Poincaré et explique quelles sont les contributions apportées par notre méthode. Un aperçu général de notre méthode est donné dans la Figure 1.4. Le chapitre 5 présente les expériences réalisées, la méthode de validation adoptée, ainsi que les résultats obtenus accompagnés de leur interprétation. Finalement, le chapitre 6 conclut ce mémoire en résumant les résultats et en évoquant de possibles voies futures d'exploration.

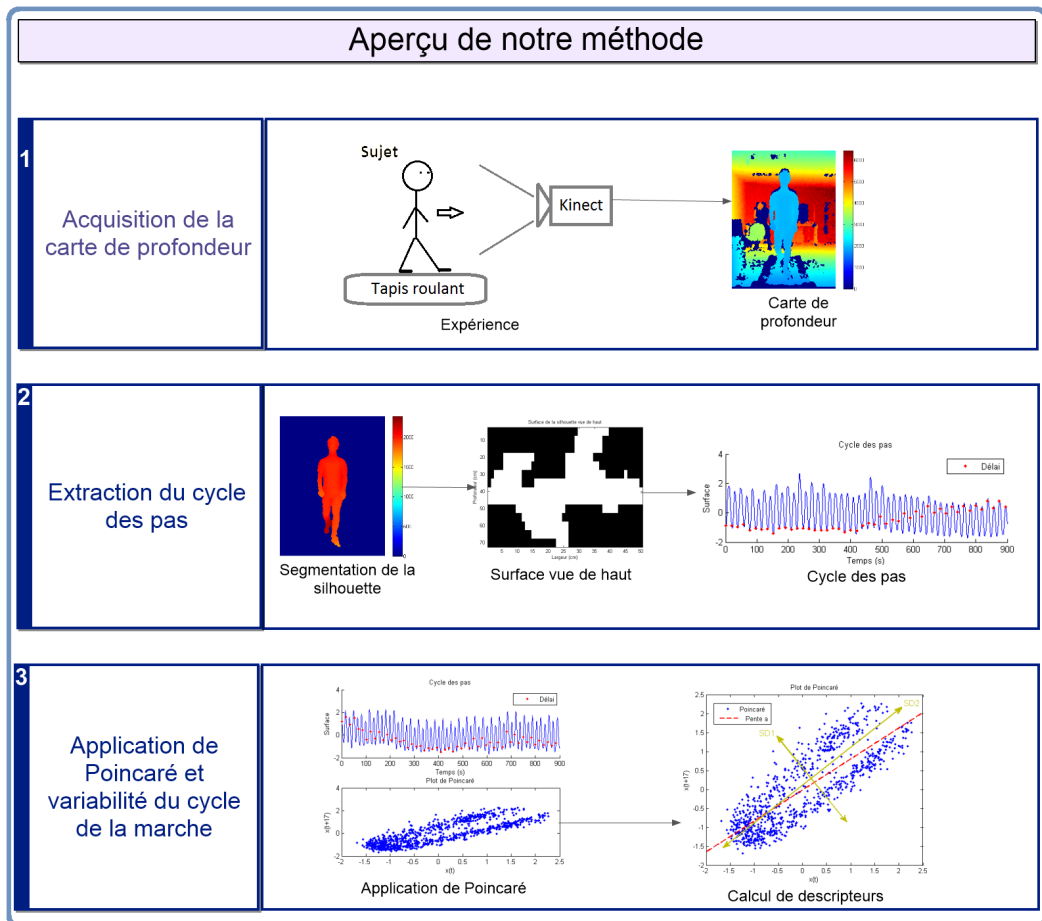


Figure 1.4 – Aperçu général de notre méthode.

CHAPITRE 2

ÉTAT DE L'ART

La marche est une activité qui fait partie intégrante de la vie quotidienne. Cette simplicité apparente du mouvement de la marche est le résultat d'un apprentissage progressif se déroulant dans la petite enfance. Cependant, lorsque qu'une personne est sujette à des troubles de la marche, cette simplicité peut rapidement se transformer en un phénomène pénible et fastidieux. C'est peut être cela, qui peut faire prendre conscience de jusqu'à quel point le mouvement de la marche peut être complexe.

Les sections qui suivent dressent un état de l'art non exhaustif des paramètres qui permettent de décrire la marche, des méthodes de mesure pour les quantifier et des différentes techniques utilisées pour analyser et aider au diagnostic des troubles de la marche dans le cas des caméras. Enfin, la dernière section de ce chapitre introduit des notions d'analyse non linéaire et donne quelques exemples d'application à l'analyse de la marche.

2.1 Quantification de la marche

2.1.1 Paramètres de la marche

Pour étudier la marche, plusieurs possibilités se présentent. Il est tout d'abord possible d'étudier la marche à partir de la résultante du mouvement de locomotion. C'est-à-dire les caractéristiques des pas et des foulées dans l'espace et le temps. Ainsi, les paramètres les plus couramment utilisés sont ([4],[56]) :

- **Vélocité** : distance totale parcourue divisée par la durée totale de la marche.
- **Longueur de la foulée** : distance parcourue entre le moment où le talon quitte le sol et le moment où la talon de ce même pied touche à nouveau le sol.
- **Cadence** : nombre de pas par minute.

- **Double support** : temps durant lequel les deux pieds sont en contact avec le sol.
- **Temps d'oscillation** : temps durant lequel le pied n'est pas en contact avec le sol.
- **Temps d'appui** : temps durant lequel le pied est en contact avec le sol.

Il est également possible de se baser sur ce qui produit le mouvement de la marche. Ce sont dans ce cas les mesures des angles des articulations [32] [67] telles que les chevilles, les genoux ou la hanche qui sont étudiées.

Chaque paramètre peut être vu comme un point de mesure permettant d'accéder à l'état des mécanismes inhérents au mouvement de la marche.

Ainsi, selon [34], la durée et la longueur de la foulée sont déterminées par le mécanisme du mouvement de la marche. La largeur de la foulée et le temps du double support sont majoritairement déterminées par le mécanisme de contrôle de l'équilibre.

Les paramètres de la marche permettent d'évaluer différentes caractéristiques du cycle de la marche. Ces paramètres peuvent être interprétés comme des mesures moyennes ou bien comme des mesures de variabilité. L'information obtenue à l'aide des mesures moyennes aide à mesurer ce qui est similaire dans la durée tandis que les mesures de variabilité permettent l'évaluation de ce qui est différent au cours du temps.

2.1.2 Mesures moyennes

Les mesures moyennes sont obtenues en mesurant un paramètre de la marche sur chaque cycle et en en prenant la moyenne obtenue sur plusieurs cycles consécutifs. Cela permet de caractériser la marche de façon générale.

C'est notamment le cas des études mesurant l'effet du vieillissement sur la marche. La longueur de la foulée est réduite, le temps de double support augmente et la cadence diminue de façon significative [92] [75] [39] [81].

2.1.3 Mesures de variabilité

Contrairement aux mesures moyennes, les mesures de variabilité s'intéressent à la variation de la marche d'un cycle à l'autre et non à la tendance globale du mouvement

de la marche.

L'instabilité de la marche peut s'observer à partir de la variation du mouvement de la marche d'un cycle à l'autre. L'avantage de prendre en compte la variabilité d'un cycle à l'autre est que, des informations qui disparaissent dans le cas de mesures moyennes peuvent être mises en évidence. Cela est particulièrement utile lorsqu'il est question d'asymétrie de la marche. Cette dernière étant une forme d'instabilité latérale entre le côté gauche et droit.

2.2 Mesure quantifiée de la marche

La mesure quantifiée de la marche a pour but de rendre objectif un diagnostic. Elle contraste avec une observation émise par un spécialiste qui, de fait, est subjective et dépend de sa compétence et de son expérience.

Il existe tout un spectre de mesure de la marche dont la simplicité de mise en oeuvre varie grandement en fonction de la méthode employée. Cela peut être aussi simple que de mesurer la longueur d'un pas et aussi complexe que de capturer le mouvement de tout le corps.

2.2.1 Différents types de mesures

En règle générale, la marche d'une personne est analysée à partir de la combinaison de plusieurs types de mesures telles que :

- **Paramètres spatio-temporels** : mesures en relation avec la distance parcourue, la vitesse et la longueur des pas.
- **Cinématique** : mesure de la géométrie des mouvements, en particulier au niveau des articulations.
- **Cinétique** : mesure de mouvement incluant la force et les moments au niveau des articulations.
- **Dépense d'énergie** : mesure associée au coût métabolique de la marche.

Surer et al. [86] ont proposé une classification des types de mesures les plus fréquemment utilisées pour l'analyse de la marche (Tableau 2.I) :

Mesure physique	Appareil d'acquisition
Force	Plateforme de force
Accélération	Accéléromètre
Mécanique	Exo-squelette, locomètre de Bessou
Cinématique	Goniomètre
Magnétique	Magnétomètre
Optique	Caméra

Tableau 2.I – Classification des différents types de mesures utilisées pour l'analyse de la marche selon [86].

De la même façon qu'un paramètre peut être interprété comme une mesure moyenne (globale) ou de variabilité (plus spécifique), il est possible d'analyser la marche à partir d'un (global) ou plusieurs points (plus spécifique).

Dans le cas d'un point, il est considéré que ce point représente une information globale pertinente pour caractériser avec suffisamment de précision l'état du système de locomotion. Cependant, prendre plusieurs points de mesures peut également avoir son intérêt dans le sens où plus d'information est accessible. Cela augmente toutefois la complexité du traitement de l'information. En effet, l'abondance de l'information offre une opportunité plus large d'accéder à des mesures pertinentes mais la difficulté est d'arriver à les extraire correctement pour pouvoir ensuite les interpréter. Chose généralement peu aisée et faisant appel à un modèle mathématique relativement complexe la plupart du temps.

Dans le cadre de ce mémoire, seule la mesure de la marche à l'aide de caméras (plusieurs points) est développée.

2.2.2 Mesure à l'aide de caméras

L'usage de caméras pour l'analyse de la marche présente une caractéristique remarquable par rapport aux autres types de mesures cités dans 2.I. Toutes les autres mesures requièrent de faire un choix de points plus ou moins nombreux de mesure. Cela entraîne

un sous-échantillonnage des données d'acquisition. A l'inverse, utiliser une caméra permet d'obtenir des informations sur toute la partie visible du corps sans faire de choix restrictif préalable quant aux points de mesure. Bien que cela puisse représenter un avantage, cela entraîne également l'apparition de certaines difficultés. Ainsi, il est nécessaire de faire la distinction entre la personne et le reste de la scène.

De nombreuses recherches ont été menées pour estimer la pose d'un individu à partir d'une scène complète obtenue par caméra. Plusieurs revues de la littérature ont été faites à ce propos par Moeslund [62] [63], Aggarwal [3] et Gavrilu [35].

Les méthodes décrites dans ces revues peuvent se décomposer en trois grandes applications :

1. **Surveillance** : fait référence à toutes les applications de vidéo-surveillance par exemple dans les parkings ou les aéroports afin de détecter d'éventuels comportements suspects.
2. **Contrôle** : comprend les applications dans lesquelles les mouvements du sujet servent d'entrée de contrôle comme dans les jeux vidéos et les environnements virtuels.
3. **Analyse** : couvre toutes les applications d'analyse de mouvements à des fins médicales ou pour aider à améliorer les performances des athlètes.

L'usage de caméras pour l'analyse de la marche peut se faire de plusieurs façons. Les systèmes dits mono-caméra se basent sur une seule caméra tandis que les systèmes multi-caméras utilisent plusieurs caméras simultanément pour acquérir de l'information.

Système mono-caméra

La mise en oeuvre d'un tel système d'acquisition est relativement simple. Il suffit de positionner la caméra de façon à pouvoir visualiser le sujet qui marche. Afin de faciliter l'extraction des paramètres de la marche, la caméra est souvent positionnée perpendiculairement au sujet (plan sagittal). L'image ainsi obtenue correspond à une vue de profil. C'est notamment le cas de [24] qui utilise une simple webcam pour analyser la marche.

La segmentation des jambes n'est pas triviale en raison du phénomène d'auto-occultation qui se produit lorsque les deux jambes se croisent durant la phase d'oscillation. Pour pallier à ce problème, des modèles sont utilisés. Dans cet article, un modèle elliptique hiérarchique est appliqué. Une ellipse est calculée pour la tête, le tronc, la cuisse et le tibia (Figure 2.1). La hiérarchie est orientée de la tête vers les pieds. Chaque ellipse enfant hérite de contraintes spatiales de l'ellipse parent. C'est un moyen de réduire les mauvaises segmentations lorsque les deux jambes se croisent. A partir de ce modèle sont extraits la cadence, la vitesse, la longueur du pas ainsi que les angles au niveau de la hanche et du genou.

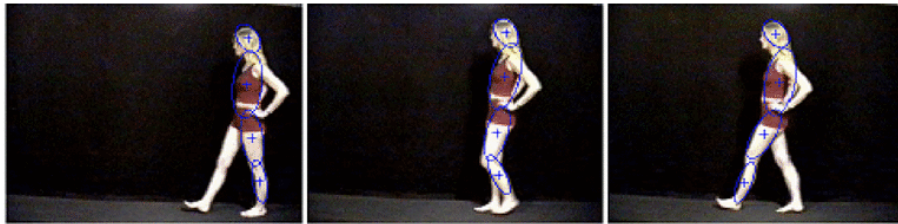


Figure 2.1 – Modélisation par une ellipse de la tête, du tronc, du tibia et du pied [24].

Une autre approche proposée par [37] permet de se libérer de la contrainte de faire l'acquisition avec la caméra placée perpendiculairement à l'axe de la marche (Figure 2.2). Elle comprend deux étapes : la segmentation des membres inférieurs avec leur orientation et une reconstruction spatiale qui normalise cette orientation selon l'axe de la marche.

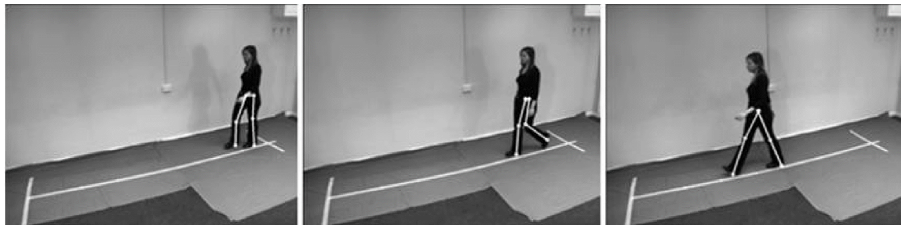


Figure 2.2 – Exemple de segmentation des membres inférieurs pour une orientation non perpendiculaire à l'axe de la marche [37].

Jean et al. [47] vont encore plus loin et développent une approche n'imposant pas que la marche soit faite selon un axe rectiligne. Un plan est calculé pour chaque pas

(Figure 2.3). Il est défini par la trajectoire de la tête et des pieds qui est parcourue durant le pas. Une homographie est ensuite appliquée à chaque plan dans le but de normaliser l'orientation du plan selon une vue de profil.

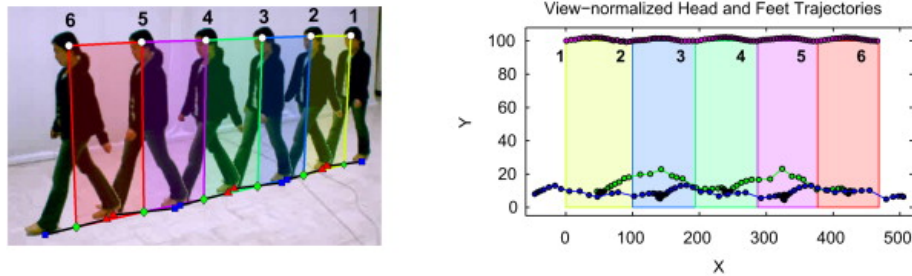


Figure 2.3 – Exemple de calcul des plans pour chaque pas (à gauche) et la normalisation correspondante (à droite) [47].

Bien que les systèmes mono-caméra soient une voie intéressante d'exploration de par la simplicité de leur mise en oeuvre, ils présentent aussi des limitations. Cela est particulièrement remarquable lorsqu'il est question d'étudier la symétrie de la marche (côté gauche vs côté droit). A partir d'une seule vue de la scène, le phénomène d'auto-occultation est inévitable.

Systeme multi-cameras

L'approche avec un système multi-cameras représente une alternative intéressante. A la condition de combiner correctement l'information obtenue à partir des différentes caméras, il est possible d'obtenir une représentation 3D du sujet. Le phénomène d'auto-occultation est ainsi évité.

Pour extraire l'information obtenue à partir de plusieurs caméras pour une même scène, différentes approches ont été proposées. Elles font appel à des modèles plus ou moins complexes combinant entre autres des notions d'anatomie, de biomécanique, de cinématique et de mathématiques.

Marzani et al. [61] font usage de 3 caméras pour reconstruire un modèle 3D des jambes (Figure 2.4). La jambe est considérée comme un modèle comprenant trois articulations : cuisse, mollet et pied. Chaque articulation est estimée par une surface super-

quadrique à partir des contours repérés au préalable à l'aide d'un algorithme de classification floue. L'erreur moyenne de reconstruction est presque de 0 tandis que l'écart-type est de 13 mm pour la translation et de 6.5° pour la rotation.

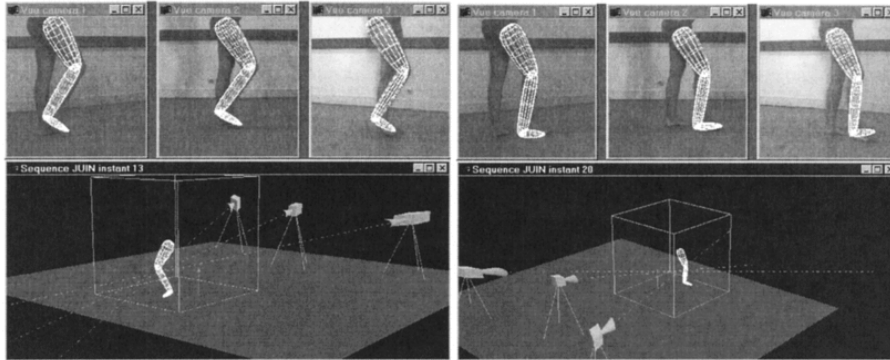


Figure 2.4 – Modèle 3D de la jambe obtenue pour deux moments différents [61].

Corazza et al. [20] proposent d'appliquer le concept d'enveloppe visuelle (visual hull) à la silhouette du sujet. La mise en correspondance entre les différentes vues est obtenue par une approche de recuit simulé (Figure 2.5). L'expérience a été faite avec 8 caméras. L'erreur moyenne en degrés pour la flexion et l'abduction du genou est respectivement 1.5° et 2.0° .

Dans un contexte clinique, Mundermann et al. [69] ont étudié l'impact du nombre de caméras sur la qualité de l'enveloppe visuelle reconstruite (Figure 2.6). Ils ont estimé qu'au moins 8 caméras sont nécessaires pour obtenir des résultats satisfaisants avec une pose fixe (erreur moyenne absolue de 11mm sur tout le corps). Dans le cas d'un mouvement comme celui de la marche [68], 8 est un nombre acceptable mais utiliser 16 caméras est préférable dans la mesure du possible.

Plus récemment, Corazza et al. [21] ont montré qu'il est possible de localiser le centre articulaire de la hanche avec une approche sans marqueurs utilisant 8 caméras (Figure 2.7). A partir de l'enveloppe visuelle construite pour différentes positions de la jambe effectuant un mouvement de rotation autour de la hanche, le recalage est fait avec l'algorithme *Iterative Closest Point* pour minimiser la différence entre l'enveloppe de la première image et celle des images suivantes. Les résultats obtenus par simulation montrent que la localisation sans marqueurs est comparable à celle obtenue avec des

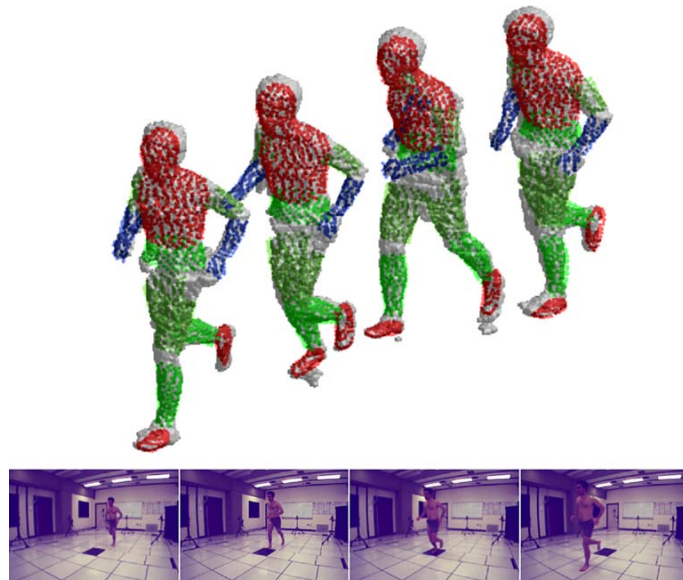


Figure 2.5 – Résultat de la mise en correspondance (points de couleur) appliquée à des données expérimentales (en gris). En bas, les images correspondantes de la vidéo [20].

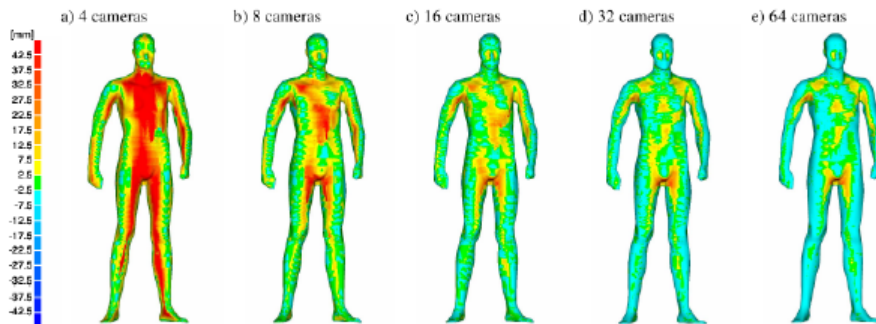


Figure 2.6 – Exemple de résultat de mesure de l’erreur de reconstruction obtenue en fonction du nombre de caméras [69].

marqueurs placés sur la peau.

Finalement, [22] a proposé une méthode plus aboutie en intégrant un modèle articulaire à 6 degrés de liberté et qui impose des restrictions sur les valeurs angulaires possibles pour chaque segment en tenant compte de la relation hiérarchique parent/enfant. Les résultats indiquent qu’à condition de disposer d’au moins 8 caméras pour faire l’acquisition, les déviations par rapport aux méthodes avec marqueurs sont très faibles (< 25 mm pour 10 caméras).

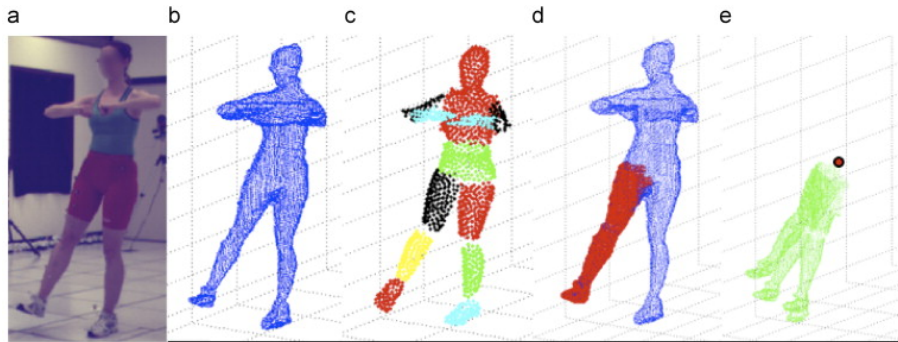


Figure 2.7 – Etapes de l’algorithme pour une pose : (a) image et vidéo d’acquisition, (b) reconstruction 3D, (c) repérage des segments du corps, (d) segmentation de la jambe et (e) estimation du centre articulaire [21].

Qu’il s’agisse d’un système à une ou plusieurs caméras, le problème de segmentation de la silhouette reste un enjeu non négligeable. En effet, les informations issues des caméras sont des couleurs. Il suffit que la couleur du fond et de la silhouette soient proches et les choses deviennent rapidement compliquées. Une façon de se soustraire de cette difficulté est d’utiliser un système avec caméra de profondeur. Cela rend alors le problème de segmentation plus facile à résoudre car en plus de la couleur, la profondeur de chaque pixel est connue.

Système avec caméra de profondeur

Une caméra de profondeur est une caméra qui, en plus d’acquérir une information de couleur, capture la profondeur pour chaque pixel de l’image. Il existe actuellement trois grandes familles de caméras de profondeur que sont la stéréo-vision, la mesure du temps de parcours de la lumière et la reconstruction à partir de lumière spatialement structurée. Les principes mis en oeuvre sont exposés dans [18] et sont développés plus en détails dans [54].

Stéréo-vision Le principe de la stéréo-vision est le plus ancien et s’inspire du système de vision humain. Ainsi, pour obtenir la reconstruction 3D d’une scène, deux caméras sont nécessaires. Chaque caméra permet d’obtenir des informations sur la même scène à partir de deux points de vue différents. Connaissant la relation mathématique qui lie les

deux caméras, il est possible d'obtenir la profondeur d'un point par triangulation. Cela implique toutefois que le point en question doit aisément être repérable dans les deux images. C'est la faiblesse de cette approche, plus la scène devient complexe, plus la mise en correspondance des points devient fastidieuse. Et cela est d'autant plus difficile lorsque plusieurs points sont de couleurs similaires. Pour pallier à cette limitation, de nouvelles approches ont vu le jour durant ces dernières années. Ces dernières ajoutent de l'information supplémentaire à la scène en y projetant un motif de lumière structurée.

Lumière structurée temporelle Le principe de la lumière structurée temporelle est basé sur le modèle ondulatoire de la lumière. Étant donné la vitesse de propagation constante de la lumière, si le temps qu'elle parcourt pour atteindre un objet, se réfléchir dessus et revenir dans le centre optique de la caméra est connu, alors il est possible d'obtenir la distance parcourue. Cette distance est la profondeur de l'objet en question. C'est d'ailleurs la raison pour laquelle cette approche est aussi appelée *temps de vol* (time of flight). Il existe deux voies possibles pour structurer la lumière dans le temps.

1. **Variation en amplitude** : Cela consiste à envoyer par intermittence de la lumière (lumière pulsée). La durée entre le moment où l'impulsion est émise et reçue permet d'obtenir la distance parcourue (Figure 2.8).

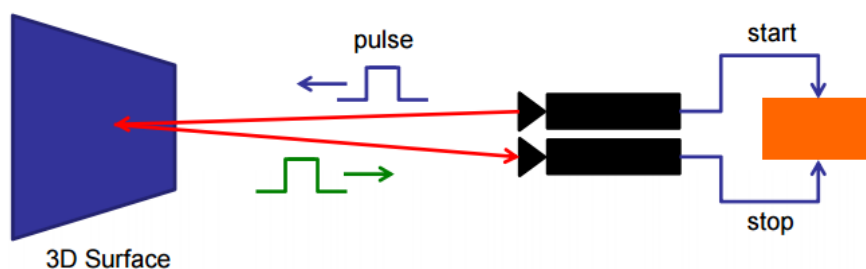


Figure 2.8 – Illustration du concept de lumière structurée basé sur la variation d'amplitude [18].

2. **Variation en fréquence** : Cela consiste à envoyer en continu de la lumière à une fréquence fixe. Le déphasage obtenu entre la lumière émise et reçue permet d'obtenir la distance parcourue (Figure 2.9).

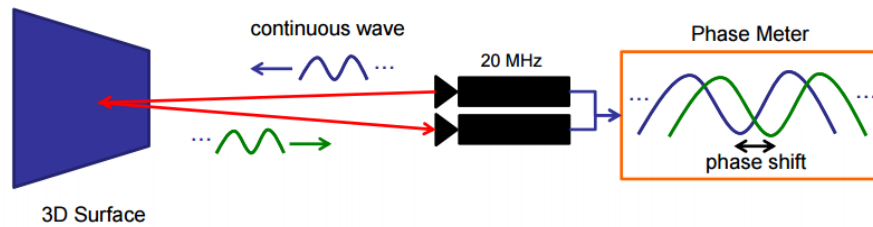


Figure 2.9 – Illustration du concept de lumière structurée basé sur la variation de fréquence [18].

La lumière structurée temporelle fonctionne bien pour des objets ayant des mouvements lents. Malheureusement, si les mouvements présents dans la scène à reconstruire sont particulièrement rapides ou brusques, il y a une forte probabilité d'apparition de flou en raison de la faible résolution de ce type de caméra (160x120 pixels). C'est pourquoi, la possibilité d'utiliser la lumière structurée spatiale a été explorée. Celle-ci offre l'avantage de combiner un motif de lumière configurée dans l'espace à une caméra normale de résolution adéquate pour l'acquisition de mouvement avec suffisamment de précision.

Lumière structurée spatiale Le principe de la la lumière structurée spatiale consiste à projeter un motif lumineux sur la scène à reconstruire de façon à pouvoir aisément identifier les points qui la composent. La relation entre le projecteur et la caméra permettent d'obtenir la profondeur des points par triangulation comme pour l'approche par stéréovision. La mise en correspondance des points est grandement facilitée grâce au motif de lumière structurée projeté. Différentes approches avec différents motifs existent. Par exemple, l'appareil *Formetric 4D* [36] utilise des lignes horizontales (Figure 2.10).

La périodicité d'un tel motif détermine la plage de profondeur mesurable. Si une discontinuité de la profondeur apparaît, il peut y avoir ambiguïté pour reconnaître le motif. Dans le cas du dos, une plage de quelques centimètres de profondeur suffit. Mais dans le cas d'une acquisition de tout le corps, la plage de profondeur est plus importante et requiert l'usage de plus d'information pour repérer correctement la profondeur de chaque pixel de la scène.

Pour cela, il est possible d'ajouter une information de couleur au motif de lumière structurée [95] afin d'augmenter la quantité d'information obtenue (Figure 2.11).



Figure 2.10 – Motif linéaire de lumière structurée utilisée sur l'appareil Formetric 4D [36].

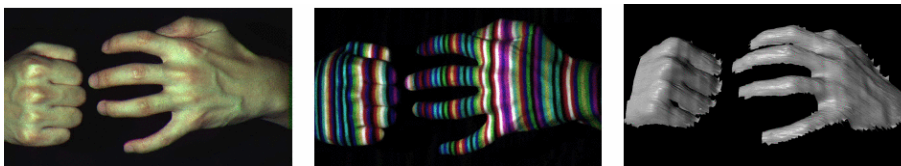


Figure 2.11 – Motif de lumière structurée avec information de couleur [95].

Une autre approche consiste à utiliser plusieurs motifs successifs et à combiner l'information obtenue pour chaque pixel à partir des projections successives. L'information supplémentaire ainsi obtenue offre une résolution suffisante pour une reconstruction 3D complète du corps. C'est la méthode utilisée par l'appareil *Mega Capturor 3D digitizer* de Creafom [26].

Ce genre d'approche fonctionne bien pour des objets statiques ou ayant des mouvements lents et de faible amplitude. Cependant, si le mouvement devient trop important, un effet de flou peut apparaître et compromettre le repérage des points à l'aide des motifs. Cela peut se produire si la durée nécessaire au calcul de la profondeur (fréquence d'échantillonnage x nombre des motifs successifs projetés) n'est pas suffisamment petite par rapport à la vitesse du mouvement.

Un compromis doit donc être fait entre le nombre des points mis en correspondance (la densité) et la précision de mesure qui doit être suffisante pour éviter l'effet de flou lors des mouvements. Un tel compromis a été réalisé pour la première version de l'appareil

Kinect de Microsoft [85]. La mesure de profondeur est réalisée avec un motif fixe dans le temps comportant un nombre de points limité. Le choix est fait de telle sorte que même si le nombre de points repérables est inférieur au nombre total des points de la scène, une reconstruction suffisamment dense puisse être faite. De plus, la configuration du motif projeté est telle que les points sont identifiables indépendamment de leur position dans l'image capturée. Chaque point est repérable à l'aide de son voisinage immédiat de façon unique (Figure 2.12).

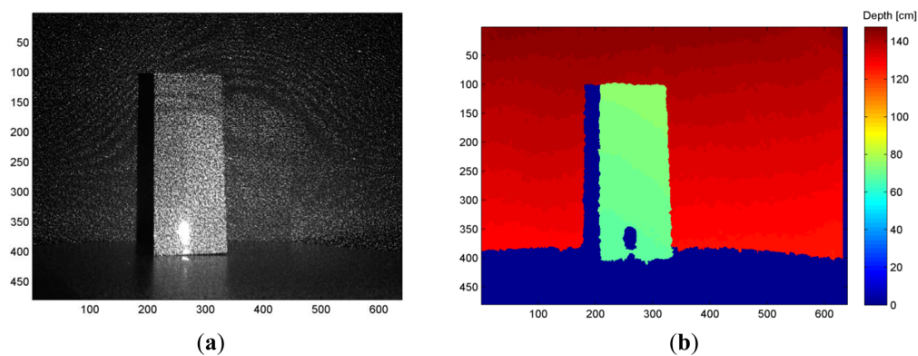


Figure 2.12 – Kinect version 1 : (a) motif infrarouge projeté sur la scène et (b) carte de profondeur obtenue [53].

La *Kinect* permet d'être résistant au bruit de mouvement (1 seule image pour le calcul de profondeur) au prix d'une diminution du nombre de points reconstruits.

2.2.3 Caméra de profondeur pour l'étude de la marche

A partir des informations de profondeur obtenues avec la *Kinect*, Shotton et al.[83] ont développé un algorithme de reconnaissance de pose à partir de l'estimation de la position des articulations. Un apprentissage a d'abord été réalisé à partir d'une base de données comportant plusieurs centaines de séquences avec des personnes effectuant des actions diverses et variées (marcher, courir, conduire, danser...) de façon à obtenir un modèle qui soit le plus général possible. Chaque pixel de la silhouette d'une personne peut ensuite être mis en correspondance avec une partie du corps en utilisant l'arbre de probabilité issu de la phase préalable d'entraînement. Une fois la silhouette segmentée en plusieurs parties, une proposition quant à la localisation des articulations est faite en

appliquant une approche de type Mean Shift (Figure 2.13).

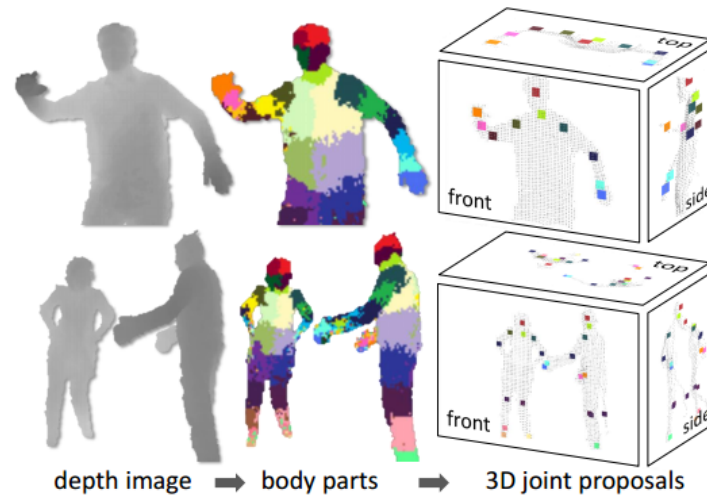


Figure 2.13 – Localisation du squelette à partir de la carte de profondeur de la *Kinect* [83].

De façon similaire, Jensen et al. [48] calculent le squelette d'une personne marchant sur un tapis roulant selon un axe perpendiculaire à l'axe optique de la *Kinect*. Le modèle employé pour évaluer la pose de la personne fait appel aux champs de Markov (Figure 2.14). Le squelette est ensuite utilisé pour étudier des paramètres du cycle de la marche (longueur du pas, vitesse).



Figure 2.14 – Calcul du squelette à partir de la carte de profondeur de la *Kinect* [48].

Dans les deux cas, l'obtention du squelette requiert l'utilisation d'un modèle. L'avantage d'utiliser un modèle est qu'il simplifie les calculs en restreignant les possibilités.

Mais l'inconvénient est que la validité des résultats est limitée par la pertinence du modèle. De plus, les hypothèses faites sur le modèle sont généralement seulement valides dans le cas de sujets sains. Dans le contexte de ce projet, l'étude porte sur l'analyse de marche potentiellement pathologique. Plus précisément sur l'asymétrie où il peut y avoir une différence de longueur entre les deux jambes. Utiliser un modèle dans ce cas n'est pas nécessairement approprié pour obtenir de bons résultats.

D'autres travaux ont choisi une approche qui ne requiert pas l'utilisation d'un modèle. L'information alors exploitée est l'information de surface directement obtenue sur la carte de profondeur. Une première approche a été proposée par [79]. Une personne marchant sur un tapis roulant est filmée de dos par une caméra *Kinect*. Après segmentation, les silhouettes sont recalées par rapport à leurs centroïdes respectifs puis l'information de profondeur est accumulée et moyennée sur un cycle de marche. Un index de symétrie est calculé en sommant les différences obtenues entre la partie gauche et droite (Figure 2.15). Dans cette approche, l'analyse est faite sur la carte de profondeur en 2D sans faire de reconstruction 3D, ce qui peut entraîner des erreurs de précision. En effet, la carte combine une information de profondeur exprimée en distance avec des informations de coordonnées horizontales et verticales exprimées en pixels. Pour passer d'un pixel donné en 2D à la reconstruction du point 3D correspondant, l'abscisse et l'ordonnée exprimées en pixels sont converties en distance par l'application d'un facteur dépendant de la profondeur. Par conséquent, l'abscisse et l'ordonnée d'un pixel en 2D ne sont pas égales à l'abscisse et à l'ordonnée du point correspondant en 3D. D'où les possibles erreurs de précision.

Une seconde approche [7] utilise plusieurs caméras de profondeur pour obtenir une reconstruction 3D à 360° de la silhouette. A nouveau, les silhouettes 3D reconstruites sont recalées en fonction de leur centroïde. Cependant, selon [38], la position du centre de gravité est affectée dans le cas de jambes de longueurs inégales. Cette méthode de recalage n'est donc pas vraiment adaptée.

Pour remédier à ce problème de recalage, [8] repère les différentes parties du corps en se basant sur des mesures anthropométriques (Figure 2.16). En particulier, la zone des jambes est utilisée pour faire le recalage latéral puis la profondeur moyenne de la zone de

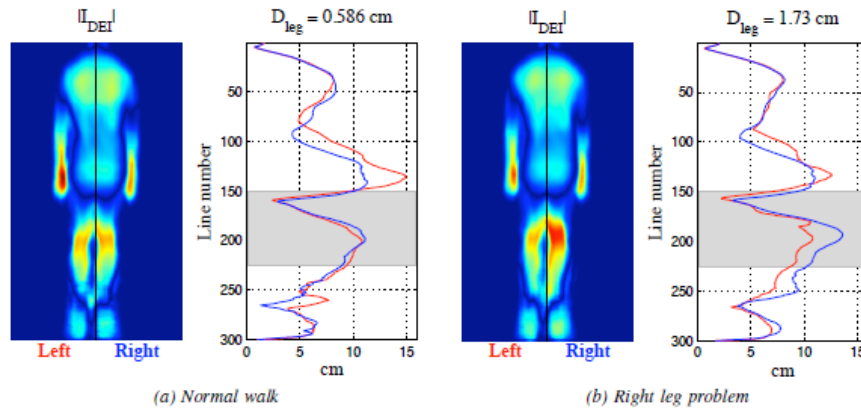


Figure 2.15 – Cartes de profondeur moyenne obtenues pour une marche symétrique et avec une asymétrie du côté droit [79]. Les courbes rouge et bleue indiquent respectivement la profondeur moyenne par cycle de marche pour le côté gauche et droit. La similarité des courbes est révélatrice de la symétrie de la marche. Dans le cas de l’asymétrie (à droite), une différence significative est observée au niveau des cuisses entre le côté gauche et droit.

l’abdomen sert de référence pour faire le recalage selon la profondeur. En effet, lorsque le sujet marche sur le tapis roulant, il arrive qu’il se décale légèrement sur la gauche et la droite ainsi que vers l’avant ou l’arrière. Le cycle de la marche est ensuite repéré à partir du mouvement des genoux. Pour chaque cycle, la profondeur du mouvement de la jambe gauche est comparée avec celle de la jambe droite permettant ainsi d’obtenir une mesure de la symétrie de la marche. Les résultats montrent que l’asymétrie est plus marquée en début et fin de cycle et qu’il y a une différence significative entre la marche normale et asymétrique ($p \ll 0.01$).

Plus récemment, Moevus et al.[64] ont développé le concept de carte perceptuelle pour visualiser et mesurer l’asymétrie de la marche à partir de tout le corps. La carte est construite à partir de l’approche Fast Map, qui est une technique de réduction de dimensionnalité. Celle-ci est combinée avec un codage couleur reflétant visuellement l’amplitude des variations de profondeur (Figure 2.17). Les résultats indiquent que la carte perceptuelle permet de différencier significativement la marche normale de la marche asymétrique ($p \ll 0.01$).

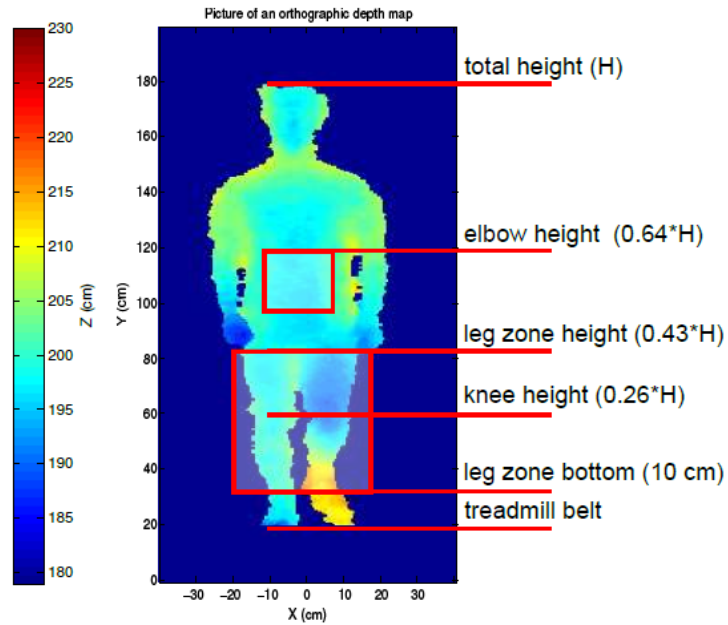


Figure 2.16 – Carte de profondeur avec repérage des zones d'intérêts selon les ratios anthropomorphiques [8].

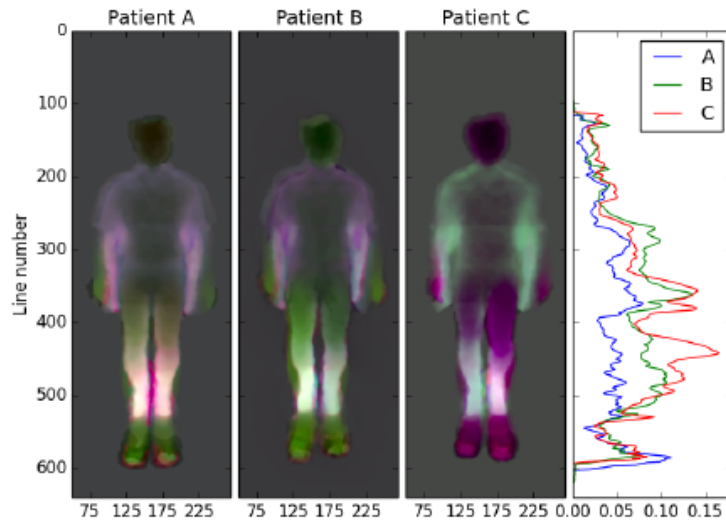


Figure 2.17 – Carte perceptuelle pour (A) un sujet sain, (B) asymétrie gauche et (C) asymétrie droite [64]. Un index d'asymétrie est calculé dans chaque cas pour chaque ligne horizontale de pixel. Les trois courbes (à droite) représentent cet index d'asymétrie et permettent de mettre en évidence une asymétrie significativement plus élevée dans les cas avec semelles (B et C).

CHAPITRE 3

ANALYSE NON LINÉAIRE

Ce chapitre introduit les méthodes d'analyses non linéaires les plus connues et illustre quelques unes de leurs applications dans le cadre de l'étude de la marche.

3.1 Espace de phase et application de Poincaré

A l'origine, les mathématiques et la physique ont développé le concept d'espace de phase [71] pour représenter et étudier les différents états que peut prendre un système. Dans un tel espace, le temps devient un paramètre implicite. Un exemple classique de l'espace de phase utilisé en mécanique est le cas du pendule oscillant. L'espace de phase correspondant représente la position du pendule repéré par son angle de rotation θ en abscisse et la vitesse associée $\dot{\theta}$ (Figure 3.1). Il permet de visualiser les trajectoires qui caractérisent le pendule et qui décrivent la relation entre les paramètres θ et $\dot{\theta}$.

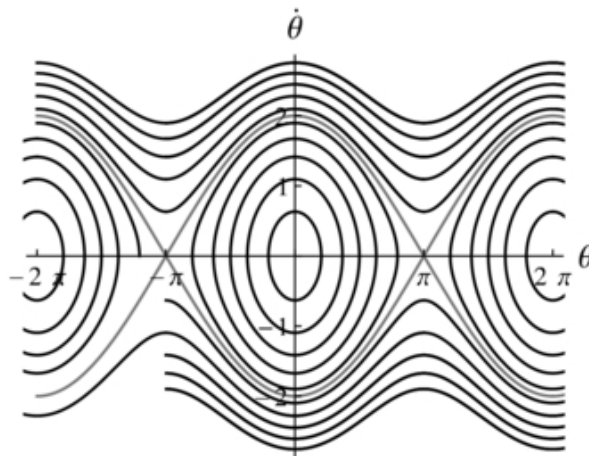


Figure 3.1 – Espace de phase $\dot{\theta} = f(\theta)$ pour le cas classique du pendule en mécanique. [11].

Dans le même but de visualiser des trajectoires caractéristiques du système étudié, l'application de Poincaré est un espace de phase particulier dans le sens où le même paramètre est représenté en abscisse et en ordonnée. Simplement, il y a un décalage

temporel d'une unité entre l'abscisse et l'ordonnée appelé délai (lag). Si le délai est supérieur à une unité, le terme d'espace de phase est généralement préféré.

Par exemple, [14] a utilisé la géométrie de l'application de Poincaré pour caractériser la variabilité du rythme cardiaque. Dans ce cas, le système étudié est le coeur et le paramètre considéré est la durée entre deux pulsations cardiaques (appelé intervalle RR). L'application de Poincaré trace $RR(n+1) = f[RR(n)]$ où $RR(n)$ représente la valeur de RR pour l'échantillon n et $RR(n+1)$ la valeur de l'échantillon suivant (Figure 3.2).

Naturellement, plus l'évolution d'un paramètre dans le temps est régulière, plus le nuage de points obtenu aura une forme semblable à la droite d'équation $y = x$. C'est pourquoi, une des façons les plus répandues de quantifier la forme géométrique obtenue est l'écart-type du nuage de points projeté sur $y = -x$ (descripteur $SD1$) et $y = x$ (descripteur $SD2$).

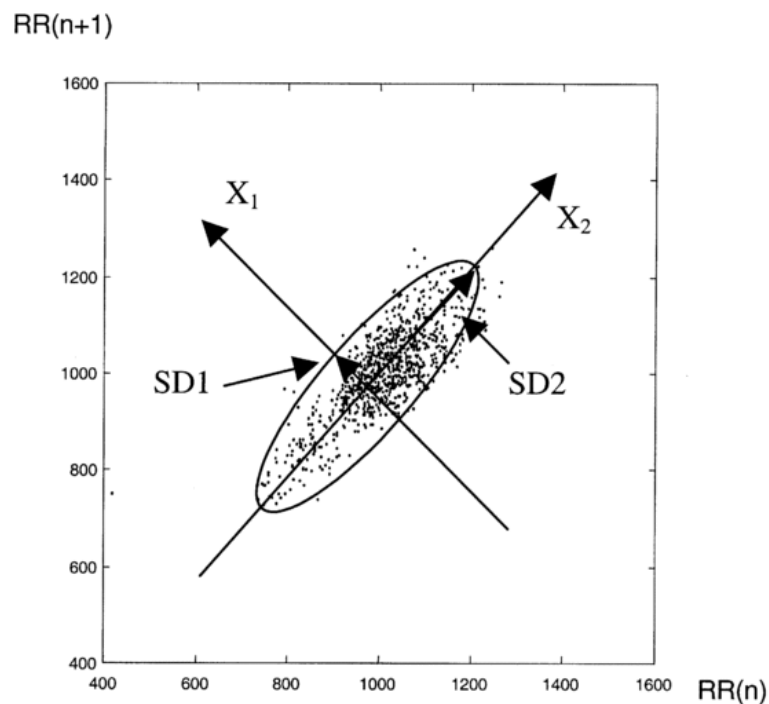


Figure 3.2 – Application de Poincaré et ses descripteurs géométriques $SD1$ et $SD2$ pour caractériser la variabilité du rythme cardiaque. [14].

3.1.1 Espace de phase et dimensions

La plupart du temps, lorsqu'une mesure est faite, il est fait l'hypothèse qu'elle est pertinente pour étudier le système considéré. A ce propos, Takens [87] a montré que les caractéristiques topologiques de n'importe quel système de dimension élevée (supérieure à 3) dont le comportement est dicté par le couplage de plusieurs variables, peut être "reconstruit" à partir de la mesure d'une seule variable de ce système par la méthode des délais temporels. C'est exactement la fonction de l'espace de phase (et de l'application de Poincaré) lorsque le même paramètre est représenté par rapport à lui-même avec un décalage temporel. Ce principe est connu sous le nom du théorème de la reconstruction des dimensions élevées par la méthode des délais temporels.

Pour illustrer ce concept, un exemple tiré de [90] dans lequel l'électrocardiogramme (ECG) mesuré est vu comme la somme des potentiels cardiaques qui varient simultanément selon trois dimensions (plan frontal, sagittal et orthogonal horizontal). La représentation 1D est une simple projection du signal réel dans une dimension inférieure. A l'aide de la reconstruction par la méthode des délais temporels, il est tout de même possible d'obtenir une représentation du signal en 3D (Figure 3.3).

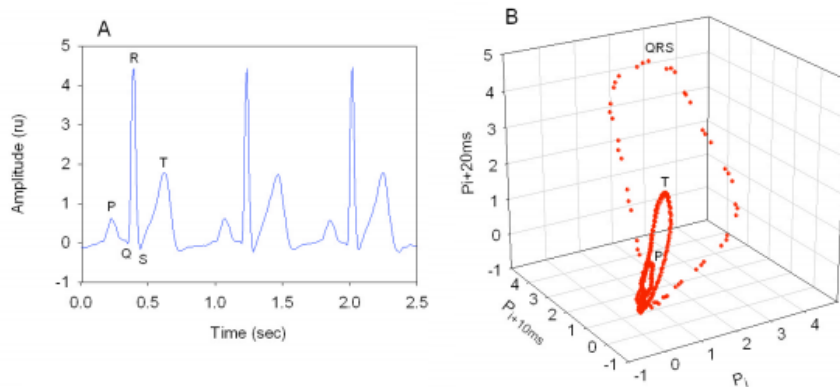


Figure 3.3 – (A) Enregistrement 1D d'un ECG avec le cycle caractéristique composé d'une onde P (dépolariation atriale), d'un complexe QRS (dépolariation du ventricule) et d'une onde T (repolarisation du ventricule). (B) Reconstruction 3D du signal ECG dans un espace de phase avec la méthode des délais temporels ($\tau = 10$ ms). Chaque composante du cycle peut être visualisée comme une boucle indépendante [90].

3.1.2 Graphe de récurrence

Introduit par Eckmann et al. [31], le graphe de récurrence est un outil de visualisation graphique de la périodicité d'une trajectoire dans un espace de phase. La notion de récurrence est définie comme un moment où la trajectoire retourne à un endroit qu'elle a déjà visité auparavant. Le graphe de récurrence représente l'ensemble des paires de moments pour lesquels la trajectoire \vec{x} visite la même place. C'est-à-dire l'ensemble des (i, j) tel que $\vec{x}(i) = \vec{x}(j)$. Cela permet de mettre en évidence différents phénomènes remarquables. Par exemple, si la trajectoire est strictement périodique de période T , alors toutes les paires de moments seront séparées par un multiple de T et seront visibles sous la forme de lignes diagonales.

Afin de tracer le graphe de récurrence, la continuité du temps et de l'espace de phase est discrétisée. Soit $\vec{x}(i)$ est pris comme la position de la trajectoire au temps i et comptabilisé comme une récurrence chaque fois que la trajectoire repasse suffisamment près (dans un rayon inférieur à ε) d'un point déjà visité. Formellement, la récurrence ou non-récurrence est calculée selon :

$$R(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{si } \|\vec{x}(i) - \vec{x}(j)\| \leq \varepsilon \\ 0 & \text{sinon,} \end{cases} \quad (3.1)$$

et un point noir est affiché dans le graphe de récurrence aux coordonnées (i, j) si $R(i, j) = 1$.

En fonction du comportement caractéristique de la trajectoire dans l'espace de phase, le graphe de récurrence contient typiquement des structures à micro-échelle, des points isolés, des lignes diagonales et des lignes horizontales/verticales. Les structures à macro-échelles, également appelées texture, peuvent être visualisées par des motifs homogènes, périodiques, à la dérive ou perturbés. L'apparence visuelle du graphe de récurrence donne des indices sur la dynamique du système ainsi représentée (Figure 3.4).

Jusqu'ici, des outils visuels d'analyse non linéaire ont été présentés. Il existe aussi toute une panoplie de mesures numériques pour quantifier la dynamique d'un système.

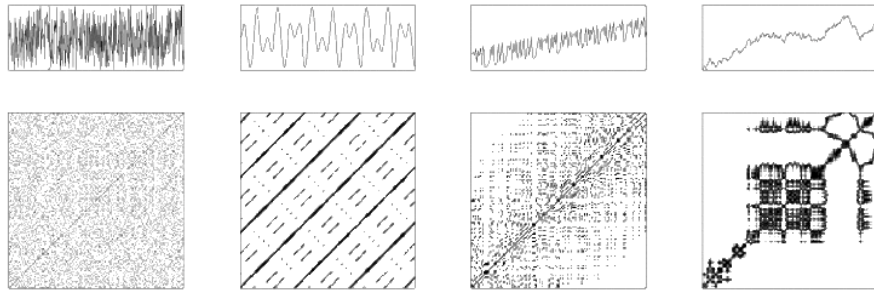


Figure 3.4 – Exemples typiques de graphes de récurrence (rangée du haut : série temporelle, rangée du bas : graphe de récurrence correspondant.) De gauche à droite : données stochastiques non corrélées (bruit blanc), oscillation harmonique avec deux fréquences, données chaotiques avec une pente linéaire (équation logistique) et données issues d’un processus auto-régressif. [Wikipédia].

3.1.3 Dimension de similarité

Popularisée par Mandelbrot [60], la dimension de similarité occupe sans aucun doute une place de choix parmi les méthodes d’analyse non linéaire. Les explications qui suivent sont tirées du livre intitulé *Chaos Tamed Theory* [91].

Similarité pour des lignes droites

Le concept de dimension le plus répandu est celui de la géométrie euclidienne. Par exemple, la ligne est à une dimension, le carré à deux dimensions et le cube à trois dimensions. La dimension de similarité est une mesure scalaire de la complexité d’un système. Elle est basée sur la notion de fractale. Fractale veut simplement dire que l’objet considéré est divisé en parties puis étudié en fonction de celles-ci, les parties étant une fraction du tout. Pour mieux saisir ce concept, il est bon de regarder plus en détail quel est le lien entre l’objet, sa dimension euclidienne et sa dimension de similarité (Figure 3.5).

Le premier cas à considérer est celui de la ligne droite. Sa longueur est choisie finie et est arbitraire. Par convention, sa longueur est égale à une unité de longueur. Cette ligne est divisée en 4 sous-parties de longueurs égales. Chaque sous-partie est une ligne similaire à la ligne d’origine, de longueur $\frac{1}{4}$ (Figure 3.5, ligne 1). La longueur de la ligne

d'origine est égale au produit de la longueur de chaque sous-partie (le facteur d'échelle de la division $r = \frac{1}{4}$) par le nombre de sous-parties $N = 4$. Ce qui donne :

$$1 = rN \quad (3.2)$$

La dimension euclidienne de la ligne est $D = 1$. L'étape suivante est d'étudier la relation entre r , N et D . Dans le cas où $N = 4$, $r = \frac{1}{4}$ et $D = 1$, la relation $4[(1/4)^1] = 1$ est vérifiée. Soit :

$$Nr^D = 1 \quad (3.3)$$

avec 1 correspondant à une unité de longueur arbitraire.

Le deuxième cas à considérer est le carré avec $D = 2$. Soit un carré ayant une surface égale à une unité d'aire. Une subtilité ici est que le facteur d'échelle ne s'applique pas à la surface du carré mais à la longueurs de ses côtés. Il indique la longueur relative des sous-carrés par rapport à la longueur du carré d'origine. En effet, si $r = \frac{1}{2}$ alors $N = 4$. Mais si $r = \frac{1}{4}$ alors $N = 16$ (Figure 3.5, lignes 2 et 3). Dans les deux cas, l'équation 3.3 est vérifiée : $Nr^D = 4[(1/2)^2] = 1$ et $Nr^D = 16[(1/4)^2] = 1$.

Le troisième cas à considérer est le cube avec $D = 3$. Soit un cube ayant un volume égal à une unité de volume. Chacune de ses faces est divisée par deux ($r = \frac{1}{2}$). Ce qui crée $N = 8$ petits cubes (Figure 3.5, ligne 4). A nouveau, l'équation 3.3 est vérifiée : $Nr^D = 8[(1/2)^3] = 1$.

A partir de l'équation 3.3, la valeur de D peut être estimée en fonction du nombre de sous-objets N et du facteur d'échelle de la division r :

$$\begin{aligned} Nr^D &= 1 \\ \log(N) + D \cdot \log(r) &= \log(1) \\ D &= \frac{\log(N)}{\log(1/r)} \end{aligned} \quad (3.4)$$

La dimension D telle que définie par l'équation 3.4 est appelée dimension de similarité. Dans le cas de la ligne, du carré et du cube, les dimensions euclidienne et de

similarité sont égales. Il s'agit des formes géométriques les plus élémentaires possibles.















	<i>Objet original</i>	<i>Niveau de base</i>	<i>Suppression</i>	<i>Suppression + substitution</i>	<i>Facteur d'échelle</i>	<i>Nombre d'éléments</i>	<i>Dimension D</i>
1.					1/4	4	1
2.					1/2	4	2
3.					1/4	16	2
4.					1/2	8	3
5.					1/3	2	0.63
6.					1/3	4	1.26
7.					1/4	8	1.5

Figure 3.5 – Illustration de la construction de fractales ayant différentes dimensions de similarité [91].

Dans le cas de formes plus complexes, la dimension euclidienne permet seulement de distinguer un nombre entier de dimensions : 1 pour une ligne, 2 pour une surface et 3 pour un volume. La dimension de similarité prend alors tout son intérêt car elle permet par exemple de différencier deux lignes de complexités différentes. Quelques exemples sont données dans la Figure 3.5 (lignes 5 à 7). La forme de départ est une ligne qui est divisée de la même façon que précédemment. Seulement, au lieu de conserver toutes les sous-parties, des modifications supplémentaires sont appliquées. Pour la ligne 5, le partie du milieu est supprimée. Pour les lignes 6 et 7, une des parties est substituée par une ligne brisée de forme géométrique plus complexe.

L'exemple de la ligne 6 correspond au flocon de Koch, illustré dans la Figure 3.6. Sa dimension de similarité $D = 1.26$. Ici, D est plus proche de 1 que de 2. Cela indique que la courbe de Koch a une complexité légèrement plus élevée qu'une ligne mais inférieure à celle d'une surface. La dimension euclidienne étant toujours entière, elle ne permet pas de rendre compte de ces variations de complexité.

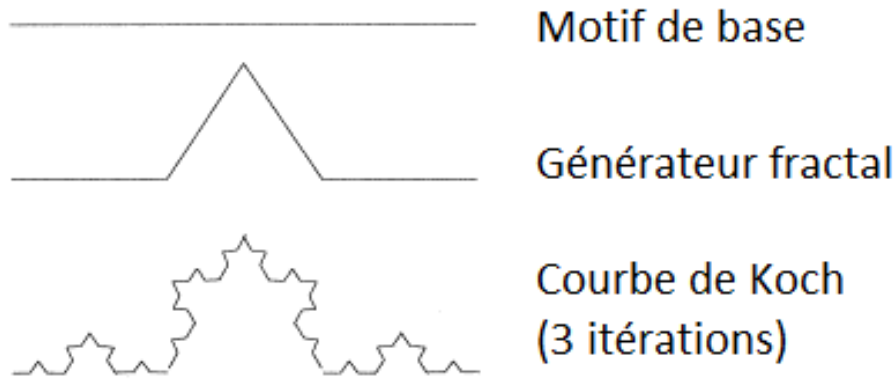


Figure 3.6 – Illustration de la courbe de Koch obtenue après plusieurs divisions et remplacements du motif de base par un motif différent (générateur fractal). [19].

Similarité pour des lignes irrégulières

Dans le monde réel, il est plus fréquent de rencontrer des lignes irrégulières que des lignes droites. La Figure 3.7 illustre le concept de dimension de similarité appliqué à une ligne irrégulière par un exemple connu intitulé le paradoxe du littoral. La différence majeure par rapport à une ligne droite est que la longueur de la ligne irrégulière n'est pas prise égale à une unité de longueur. Cette fois, la longueur (exprimée en unités de longueur) est inconnue et doit être estimée avant de pouvoir calculer la dimension de similarité. L'hypothèse raisonnable est faite que contrairement à une ligne droite, la longueur d'une ligne irrégulière ne peut pas être mesurée avec exactitude. Elle peut par contre être estimée à l'aide de petits segments de droite mis bout à bout. Un segment de droite peut alors être vu comme un étalon de mesure de longueur arbitraire.

Si la longueur mesurée L de la côte est obtenue avec un étalon de mesure de longueur ε appliquée N fois le long de la ligne irrégulière, alors :

$$L_\varepsilon = \varepsilon N \tag{3.5}$$

L'indice ε est ajouté à L pour indiquer que la longueur mesurée dépend de la taille ε de l'étalon de mesure. L'équation 3.5 est la contrepartie de l'équation 3.2 pour une ligne irrégulière. L'expression $N = 1/r^D$ (obtenue à partir de l'équation 3.3) doit être adaptée au cas des lignes irrégulières.

Pour cela, trois étapes sont nécessaires :

1. Pour passer d'une unité de mesure 1 à une longueur mesurée L_ε , une constante de proportionnalité a est appliquée. Soit $N = a(1/r^D)$.
2. Le nouveau facteur d'échelle est la longueur ε de l'étalon de mesure. Soit $N = a(1/\varepsilon^D)$.
3. La règle $1/\varepsilon^D = \varepsilon^{-D}$ est appliquée.

Ce qui donne finalement :

$$N = a\varepsilon^{-D} \quad (3.6)$$

Le but est de trouver la relation entre la longueur estimée L_ε , la longueur de l'étalon ε et la dimension de similarité D :

$$\begin{aligned} L_\varepsilon &= \varepsilon N = \varepsilon(a\varepsilon^{-D}) = a\varepsilon^1(e^{-D}) \\ L_\varepsilon &= a\varepsilon^{1-D} \end{aligned} \quad (3.7)$$

A partir de l'équation 3.7, il se trouve que $D \propto \log(L_\varepsilon)/\log(1/\varepsilon)$. L'équation 3.7 indique que l'estimation de la longueur d'une ligne irrégulière n'est pas une quantité constante fixe. Elle dépend de l'étalon de mesure ε . Choisir un ε particulier revient à choisir un niveau de détail pour estimer la longueur de la ligne. Il en résulte que plus l'étalon de mesure diminue, plus la longueur estimée augmente. L'équation 3.7 révèle qu'il existe en fait une relation suivant une loi de puissance décroissante entre L_ε et ε .

Une façon simple d'obtenir la dimension de similarité D d'une ligne irrégulière est de commencer par mesurer sa longueur L_ε pour différents étalons de mesure ε , puis de tracer sur un graphe logarithmique $L_\varepsilon = f(\varepsilon)$. Comme il s'agit d'une loi de puissance décroissante, les points devraient s'aligner selon une droite de pente négative. La pente de cette droite est $1 - D$. D'où $D = 1 - \text{pente}$.

La dimension de similarité rentre dans la catégorie des dimensions fractales car elle repose sur le principe de mesure fractionnaire. De nombreuses autres dimensions fractales ont été proposées en se basant sur ce principe avec des variations sur l'étalon de



Figure 3.7 – Notion de dimension de similarité appliquée à l'exemple du littoral de la Grande-Bretagne [Wikipédia].

mesure. Par exemple la dimension de Hausdorff [94] et la dimension de corrélation [72].

Un point tout à fait remarquable qu'il convient de relever est que la notion de mesure fractale diffère fondamentalement des mesures plus classiques. Dans le cadre de l'analyse linéaire, la mesure est faite avec un étalon de mesure constant. Le résultat obtenu est considéré comme absolu, soit comme une mesure objective de la réalité physique observée.

Dans le cas d'une mesure fractale, il est admis que la mesure dépend du choix de l'étalon de mesure. Cela signifie que le point de vue (choix des dimensions) adopté et qui détermine le choix de l'étalon de mesure a un effet sur la mesure obtenue. Dans ce cas, la mesure devient subjective et implique que la réalité physique observée est une projection dépendante de l'étalon de mesure et donc du point de vue. L'intérêt n'est alors plus de caractériser de façon absolue le système, mais d'étudier comment celui-ci varie en fonction des projections qui en sont faites.

3.1.4 Série temporelle auto-similaire

Lorsque l'aspect fractal d'un objet est étudié, deux propriétés doivent être considérées : la dimension fractale et l'auto-similarité. Comme vu précédemment, la dimension fractale est en quelque sorte une extension de la dimension euclidienne pour quantifier

la complexité d'un objet par un nombre rationnel plutôt qu'un nombre entier. Ce qui la rend plus pertinente pour étudier des objets naturels appartenant au monde réel. Dans cette section, la propriété d'auto-similarité est développée dans le cas des séries temporelles [51]. Les principes sont les mêmes que pour la dimension fractale mais sont appliqués d'une façon différente.

Paramètre d'auto-similarité

Soit un objet qui peut être décomposé en sous-objets qui lui sont statistiquement similaires. A nouveau, les sous-objets peuvent être divisés en sous-sous objets qui sont également statistiquement similaires à l'objet d'origine. Au sens mathématique strict, la propriété d'auto-similarité est satisfaite si la similarité statistique est présente *indépendamment du nombre de divisions* de l'objet initial.

Cependant, les objets du monde réels sont finis. Il convient donc d'élargir la définition mathématique : la propriété d'auto-similarité est satisfaite si la similarité statistique est présente *pour un nombre fini de divisions* de l'objet initial.

Cette propriété d'auto-similarité peut également s'appliquer à l'étude de séries temporelles complexes. Toutefois, quelques adaptations sont nécessaires. Généralement, une série temporelle est représentée en deux dimensions. Par exemple, le temps est pris comme première dimension (axe horizontale) et la valeur de la variable qui évolue au cours du temps est choisie comme deuxième dimension (axe verticale). Les deux axes ont donc des significations physiques différentes. Il s'agit d'une situation différente de l'exemple du littoral avec une courbe géométrique 2D où les deux axes ont la même signification physique (une mesure de distance).

Pour évaluer l'auto-similarité de la courbe 2D du littoral, le test suivant est appliqué :

1. Prendre une partie de l'objet et lui appliquer un facteur d'échelle pour la mettre à la même échelle que l'objet (le facteur d'échelle est le même pour la longueur et la largeur).
2. Comparer les propriétés statistiques de la partie mise à l'échelle avec l'objet.

Dans le cas d'une série temporelle $y(t)$, la mise à l'échelle d'une partie par rapport au tout requiert deux facteurs d'échelles (1 par dimension). Mathématiquement, $y(t)$ est auto-similaire si :

$$y(t) \equiv a^\alpha y\left(\frac{t}{a}\right) \quad (3.8)$$

où \equiv signifie que les propriétés statistiques des deux membres de l'équation sont identiques. En d'autres termes, une série temporelle auto-similaire $y(t)$, avec un paramètre α a les mêmes propriétés statistiques qu'une série adéquatement proportionnée, $a^\alpha y\left(\frac{t}{a}\right)$. C'est-à-dire qu'un facteur d'échelle a ($t \rightarrow \frac{t}{a}$) a été appliqué en abscisse et un facteur a^α ($y \rightarrow a^\alpha y$) a été appliqué en ordonnée. Le paramètre α est appelé *paramètre d'auto-similarité*. En pratique, les critères statistiques utilisés sont la moyenne et l'écart-type.

La Figure 3.8 montre un exemple de série temporelle auto-similaire (a). La série mise à l'échelle (b) ressemble à la série d'origine (a). Le paramètre d'auto-similarité défini dans l'équation 3.8 peut se calculer simplement à l'aide de la relation :

$$\alpha = \frac{\log(M_y)}{\log(M_x)} \quad (3.9)$$

avec M_x et M_y les facteurs d'échelle appropriés dans les directions horizontales et verticales respectivement.

En pratique, la valeur de l'exposant α n'est pas connue à l'avance. Pour la trouver, différentes tailles de fenêtre sont testées. L'idée de base est illustrée dans la Figure 3.8a. Deux fenêtres sont représentées : la fenêtre 1 de taille horizontale n_1 et la fenêtre 2 de taille horizontale n_2 . Le but est de trouver les facteurs d'échelles appropriés pour mettre à l'échelle la fenêtre 1 afin qu'elle ressemble à la fenêtre 2. L'obtention du facteur M_x est directe : $M_x = n_2/n_1$. Mais pour le facteur d'échelle selon l'axe verticale M_y , il faut d'abord déterminer les caractéristiques statistiques verticales des deux fenêtres. Une façon de faire cela est d'observer les densités de probabilités (histogrammes) de chacune des fenêtres. L'écart-type est une estimation correcte des variations d'échelles verticales des deux fenêtres, noté s_1 et s_2 respectivement. Par conséquent, $M_y = s_2/s_1$. En substituant M_x et M_y dans l'équation 3.9 :

Self-Similarity of a Time Series

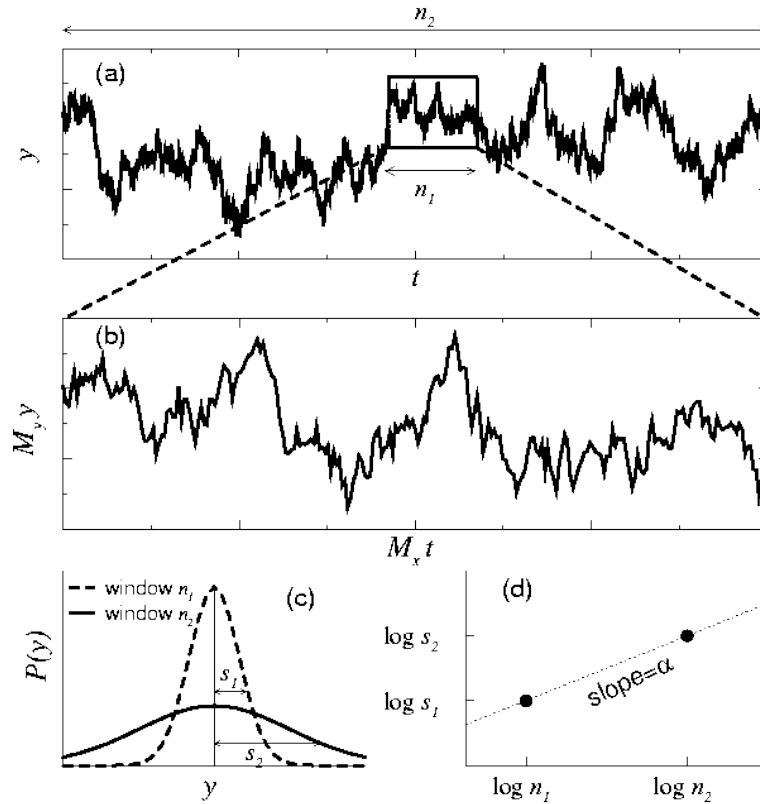


Figure 3.8 – Illustration du concept d’auto-similarité pour une série aléatoire simulée. (a) Deux fenêtres d’observation, avec les échelles de temps n_1 et n_2 sont montrées pour une série temporelle auto-similaire $y(t)$. (b) Agrandissement de la petite fenêtre avec l’échelle de temps n_1 . Les fluctuations dans (a) et (b) sont similaires pourvu que les deux facteurs d’échelle M_x et M_y soient appliqués respectivement aux échelles horizontale et verticale. (c) La distribution de probabilité $P(y)$ de la variable y pour les deux fenêtres de (a), où s_1 et s_2 indiquent l’écart-type des deux distributions. (d) Graphe logarithmique des échelles caractéristiques des fluctuations s versus les tailles des fenêtres n .

$$\alpha = \frac{\log(M_y)}{\log(M_x)} = \frac{\log(s_2) - \log(s_1)}{\log(n_2) - \log(n_1)}. \quad (3.10)$$

Cette relation correspond simplement à la pente de la droite joignant ces deux points : (n_1, s_1) et (n_2, s_2) sur un graphe logarithmique (Figure 3.8d).

Auto-similarité en pratique

En théorie, pour une série temporelle auto-similaire avec $\alpha > 0$, les variations augmentent avec la taille de la fenêtre selon une loi de puissance. Par conséquent, les variations d'une large fenêtre d'observation sont exponentiellement plus grandes que celles de fenêtres de tailles inférieures. Il en résulte qu'une telle série est non bornée. Cependant, dans la plupart des cas, les signaux réels tels que les signaux physiologiques sont bornés. Ils ne peuvent pas avoir une amplitude qui augmente indéfiniment, proportionnellement à la taille de la fenêtre choisie. Cette restriction pratique entraîne des complications pour l'analyse de l'auto-similarité.

Pour illustrer le problème, le cas d'une série temporelle des battements cardiaques est considéré (Figure 3.9). Si une partie de la série est agrandie, une auto-similarité du motif du signal semble apparaître. Pour visualiser cette auto-similarité, il n'est pas nécessaire d'appliquer un facteur d'échelle selon l'axe vertical ($M_y = 0$). Seul l'axe horizontal doit être mis à l'échelle. D'après l'équation 3.10, le paramètre d'auto similarité est 0. Le bruit blanc généré a aussi un paramètre d'auto-similarité de 0. Pourtant, il est évident que les motifs dans la Figure 3.9a et b sont différents. Un problème immédiat à résoudre est donc d'arriver à distinguer le paramètre trivial 0 du bruit blanc non corrélé du paramètre non trivial 0 obtenu pour les données d'origine.

Pour résoudre ce problème, les mathématiciens et physiciens ont développé une astuce. Elle consiste à étudier les propriétés fractales de la série temporelle accumulée (intégrée) plutôt que la série d'origine. Cette dernière est non bornée, cela signifie que l'écart-type est proportionnel à la longueur du signal. La Figure 3.10 illustre l'effet de l'intégration sur trois séries temporelles assimilables à du bruit. L'exemple du signal cardiaque est développé dans la sous-section suivante.

Self-Similarity: Non-Trivial and Trivial

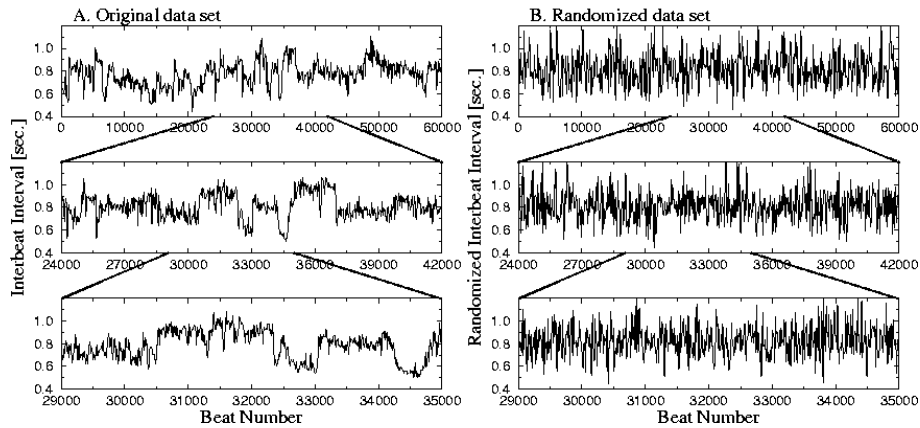


Figure 3.9 – (A) L'intervalle pour deux pulsations cardiaques consécutives est montré (inverse du rythme cardiaque). (B) Un signal aléatoire (bruit blanc) est généré comme contrôle. Dans les deux cas, les agrandissements successifs des sous-parties du signal sont auto-similaires avec un exposant de $\alpha = 0$ (soit $M_y = 1$) bien que les motifs des signaux soient très différents entre (A) et (B).

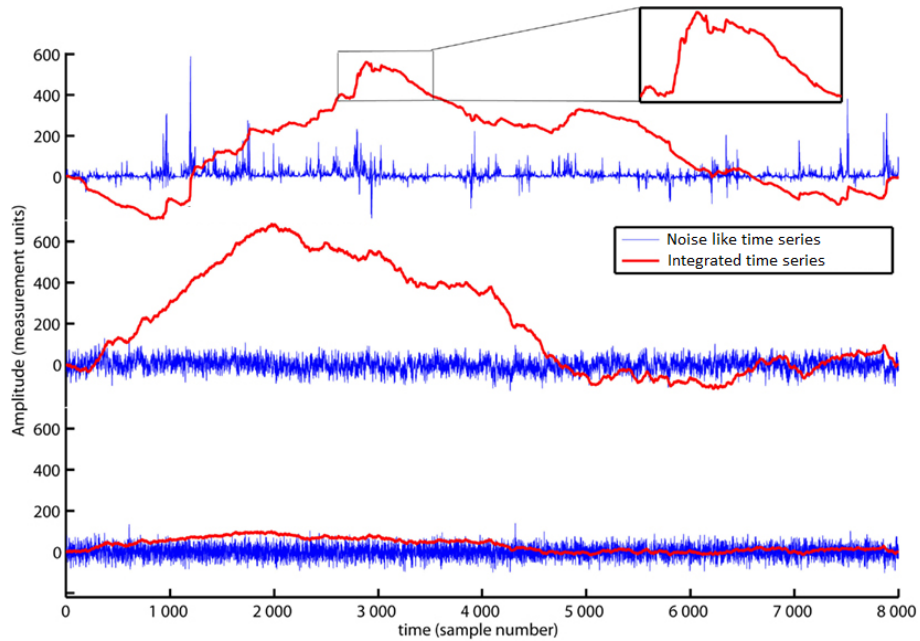


Figure 3.10 – Exemples de séries temporelles similaires à du bruit. Les séries temporelles (en bleu) sont intégrées (en rouge) pour en faire des séries non bornées dont l'auto-similarité peut être calculée [46].

3.1.5 Analyse des fluctuations redressées

Proposée par Peng et al. [73], l'analyse des fluctuations redressées (DFA) s'attache à étudier la variabilité d'un système pour différentes échelles de temps dans le but de révéler la présence d'auto-similarité (un système est statistiquement similaire à une partie de lui-même). Cette méthode évalue la corrélation à court terme et à long terme des variations d'un système. Le principe de la méthode est expliqué à partir de l'exemple de signal ECG décrit dans la sous-section précédente.

Méthode

Soit une série temporelle B composée de N échantillons. B contient les intervalles de temps entre deux pulsation cardiaques successives (Figure 3.9a). La première étape consiste à intégrer la série B tel que $y(k) = \sum_{i=1}^k [B(i) - \bar{B}]$ avec $B(i)$ le $i^{\text{ème}}$ intervalle entre deux pulsations cardiaques consécutives et \bar{B} l'intervalle moyen entre deux pulsations cardiaques consécutives. L'étape d'intégration a pour effet de transformer la série temporelle d'origine en processus auto-similaire (Figure 3.11).

Ensuite, la variation d'amplitude verticale de la série est mesurée. Pour ce faire, la série précédemment intégrée est divisée en boîtes de longueurs égales n . Pour chaque boîte de longueur n , une approximation linéaire au sens des moindres carrés est faite. L'ordonnée des points de la pente approximée est notée $y_n(k)$.

L'étape qui suit est appelée *detrending* et consiste à soustraire la pente locale $y_n(k)$ à la série temporelle intégrée $y(k)$ pour chaque boîte (Figure 3.11).

Pour une boîte donnée de longueur n , l'échelle de l'amplitude des fluctuations est calculée par :

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2} \quad (3.11)$$

Toute la procédure est répétée pour différentes échelles de temps (taille des boîtes) afin d'obtenir la relation entre $F(n)$ et la taille n des boîtes. Typiquement, $F(n)$ augmente avec la taille n des boîtes. Une relation de linéarité sur un graphique logarithmique in-

Local Detrending in the DFA Algorithm

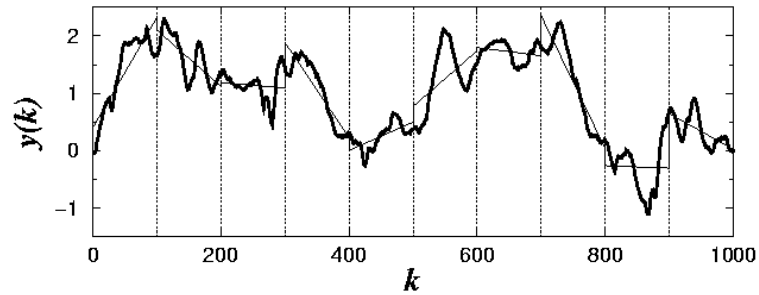


Figure 3.11 – La série temporelle intégrée : $y(k) = \sum_{i=1}^k [B(i) - \bar{B}]$, avec $B(i)$ le $i^{\text{ème}}$ intervalle entre deux pulsations cardiaques consécutives. Les lignes verticales en pointillé indiquent des boîtes de taille $n = 100$ et les segments de droites linéaires représentent les pentes locales estimées pour chaque boîte par approximation linéaire au sens des moindres carrés [73].

dique la présence d’auto-similarité (Figure 3.12). Les fluctuations dans les boîtes de petites tailles sont liées aux fluctuations des boîtes qui sont plus grandes suivant une loi de puissance. La pente de la ligne qui associe $\log[F(n)]$ à $\log[n]$ détermine l’exposant de l’échelle α . α est un paramètre d’auto-similarité.

Interprétation de α

Les interprétations possibles pour différentes valeurs de α sont illustrées à partir d’un exemple de processus de marche aléatoire [40]. Une marche aléatoire est un processus probabiliste non stationnaire obtenu à partir de la somme cumulative d’une variable aléatoire indépendante. La variable a une probabilité égale de prendre pour valeur 1 ou -1 . Le principe est le suivant : à chaque instant t , une personne se déplace d’un pas. Elle peut faire un pas à gauche (-1) ou à droite ($+1$). La séquence de pas représentant la variable aléatoire indépendante forme une série temporelle stationnaire. Cette dernière ne peut prendre que deux valeurs qui ne dépendent pas du temps. Si l’écart-type de cette série est calculé pour différentes tailles de fenêtres temporelles, il y a toujours un nombre égal de 1 et -1 en moyenne. La probabilité de choisir une action ou l’autre ne dépend pas des actions précédentes, c’est un processus dit *sans mémoire*.

La valeur du paramètre α est une façon de quantifier la mémoire du processus :

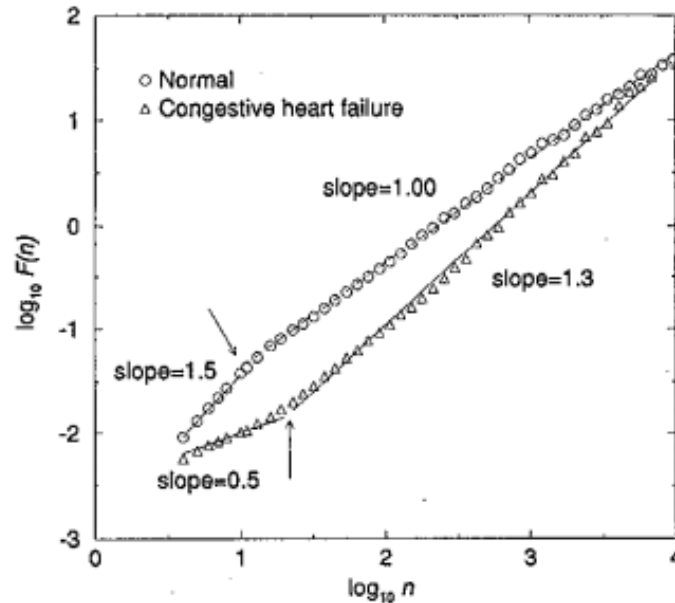


Figure 3.12 – $\log[F(n)]$ vs $\log[n]$ pour deux longues séries temporelles d’intervalles entre deux pulsations cardiaques successives. Les cercles proviennent d’un sujet sain tandis que les triangles viennent d’un sujet atteint d’insuffisance cardiaque congestive [73].

- $0 < \alpha < 0.5$: le processus a une mémoire et il y a anti-corrélation.
- $0.5 < \alpha < 1$: le processus a une mémoire et il y a corrélation.
- $\alpha = 0.5$: le processus ne peut être distingué d’un processus aléatoire sans mémoire.

La Figure 3.13 illustre la relation entre la mémoire du processus et l’exposant α . Les processus avec une mémoire produisent qualitativement et quantitativement des fluctuations différentes en comparaison avec un processus de marche aléatoire :

- **Pour une marche anti-corrélée** (Figure 3.13A, gauche) : à chaque instant, le marcheur prend une décision en se basant sur un choix pondéré entre gauche et droite. Le choix pondéré peut être vu comme la somme des surfaces des flèches pointant à gauche et à droite. Chaque nouvelle action continue d’influencer les futures actions, avec une probabilité pour le marcheur de prendre une direction

opposée. Cela est illustré par l'accumulation graduelle des flèches qui représentent les actions passées, mais qui diminuent aussi au fur et à mesure que le temps passe.

- **Pour une marche aléatoire** (Figure 3.13A, centre) : le marcheur aléatoire n'est pas influencé par les actions précédentes et a donc toujours une probabilité égale d'aller à gauche ou à droite.
- **Pour une marche corrélée** (Figure 3.13A, droite) : chaque action prise par le marcheur influence les actions futures. Il est plus probable que le marcheur poursuive dans la même direction. Les flèches vertes montrent qu'en prenant l'action d'aller à droite pour $t = 0$, le marcheur a plus de chance d'aller à droite dans ses actions futures. L'influence du choix à $t = 0$ diminue au fur et à mesure que le temps passe.

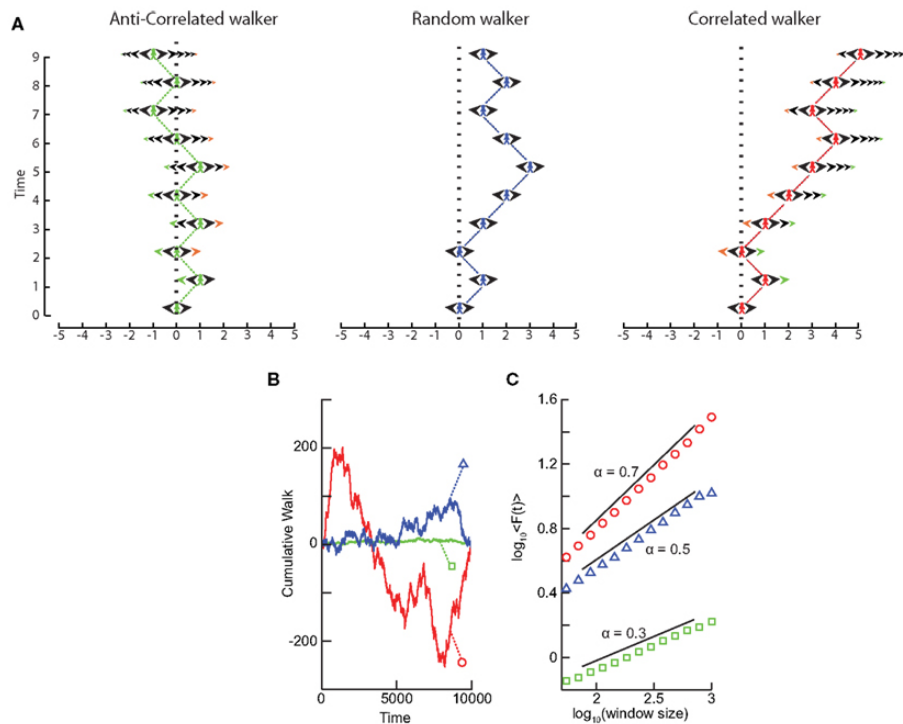


Figure 3.13 – (A) Une corrélation se produit lorsque la décision du marcheur de prendre une direction est influencée par ses actions passées. (B) Un signal cumulé pour un processus corrélé (cercle rouge) présente des fluctuations plus importantes au cours du temps qu’une marche aléatoire (triangle bleu). Tandis qu’un signal anti-corrélé (carré vert) présente des fluctuations plus faibles. (C) En regardant les fluctuations moyennes pour ces différents processus avec des échelles de temps différentes, ces différences peuvent être quantifiées. Ainsi, la marche aléatoire a un exposant $\alpha = 0.5$, le processus corrélé a un exposant plus élevé ($\alpha = 0.7$), et le processus anti-corrélé a un exposant plus petit ($\alpha = 0.3$). [40].

3.1.6 Application à l’étude de la marche

Voici maintenant quelques exemples d’applications des méthodes non linéaires qui ont été réalisés dans le cadre de l’étude de la marche.

Hurmuzlu et al. [45] ont utilisé l’espace de phase et l’application de Poincaré pour étudier la cinématique des articulations de la cheville, des genoux et des hanches chez des sujets sains jeunes (Figure 3.14). Il a été ainsi possible de distinguer les phases transitoires des phases en régime permanent pour des marches comportant des variations de vitesses (lente, normale et rapide).

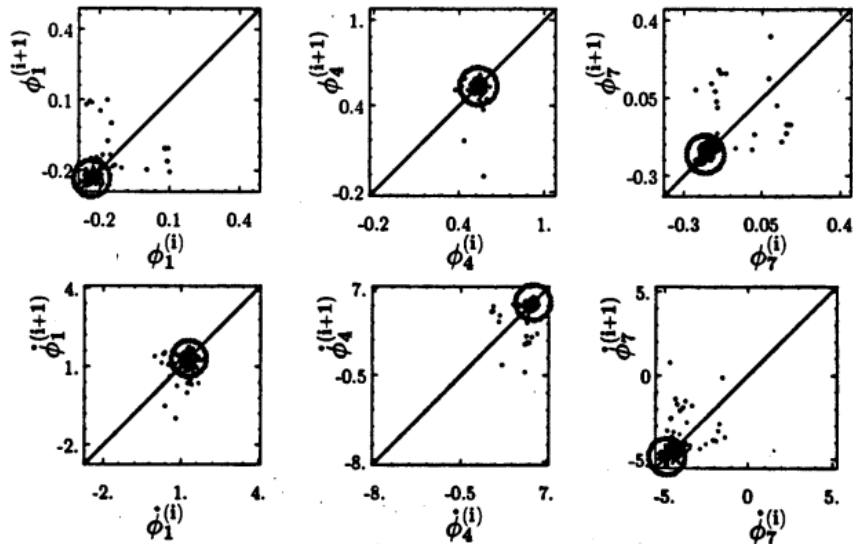


Figure 3.14 – Application de Poincaré pour un sujet sain. Première rangée : ϕ_1 , ϕ_4 et ϕ_7 correspondent respectivement à l’angle de la cheville, des genoux et de la hanche dans le plan sagittal. Deuxième rangée : les vitesses angulaires $\dot{\phi}_1$, $\dot{\phi}_4$ et $\dot{\phi}_7$ associées aux angles ϕ_1 , ϕ_4 et ϕ_7 . Les zones où les points s’accumulent entourées par un cercle correspondent à des phases de la marche en régime permanent, les autres points correspondent à un régime transitoire [45].

Begg et al. [10] ont montré que le dégagement minimum du pied (Minimal Foot Clearance : MFC) permet de discriminer des sujet jeunes et âgés. MFC est un évènement critique du cycle de la marche durant lequel le pied se déplace avec une vitesse horizontale maximale durant la phase d’oscillation (Figure 3.15). Pour faire la classification jeune vs âgé, l’application de Poincaré est construite pour MFC. Un classificateur à vecteur de support (SVM) est entraîné à partir de plusieurs attributs ($n = 14$) issus de l’application de Poincaré. Les résultats montrent que de tels attributs permettent de discriminer significativement les sujets jeunes des sujets âgés.

Riva et al. [77] ont appliqué les principes de l’analyse de récurrence quantifiée (basée sur le graphe de récurrence) pour étudier la dynamique de la marche des personnes âgées sujettes à des chutes. Plus précisément, l’accélération du tronc a été étudiée pour évaluer l’équilibre du sujet. Cette approche ne requiert pas la détection du cycle de la marche et un taux de classification de 72.5% a été obtenu pour discriminer des sujets âgés ayant

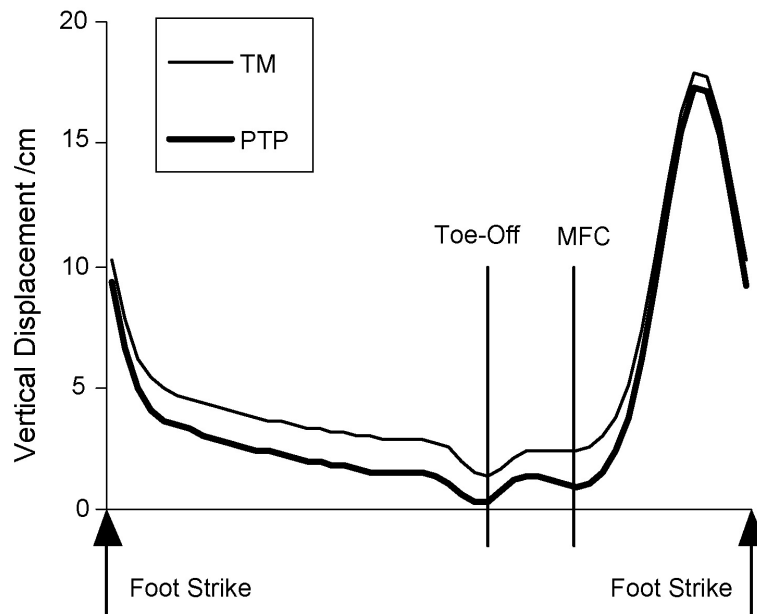


Figure 3.15 – Déplacement vertical de l’orteil sur un cycle de marche montrant l’apparition de l’évènement MFC durant la phase d’oscillation [10].

chuté au moins une fois durant les 12 derniers mois de ceux qui n’ont pas d’historique de chute.

Buzzi et al. [16] ont fait usage de la dimension de corrélation, pour comparer la variabilité de la marche à partir des angles de la cheville, des genoux et de la hanche entre des femmes âgées et des femmes jeunes. La dimension de corrélation est significativement plus élevée pour les femmes âgées. Ce qui reflète une variabilité de la marche plus importante.

Hausdorff et al. [42] ont utilisé l’analyse des fluctuations redressées pour évaluer la variabilité de la durée de la foulée au cours du temps pour discriminer des sujets jeunes de sujets âgés ainsi que de sujets atteints de la maladie de Huntington . Le phénomène d’auto-similarité est plus marqué chez les sujets jeunes.

Plus récemment, l’entropie multi-échelle a permis à Costa et al. [23] d’étudier la complexité de la marche. Les résultats montrent qu’une marche spontanée possède une complexité plus élevée qu’une marche délibérément ralentie ou accélérée ainsi que d’une marche synchronisée sur le rythme régulier d’un métronome. La complexité obtenue à

partir de l'entropie multi-échelle est une autre façon de quantifier l'auto-similarité.

Il existe également des applications dans la domaine de la robotique pour modéliser et contrôler la marche bipède. Par exemple, dans [65], un modèle du mouvement périodique de la marche est appris à partir de l'application de Poincaré (plus souvent appelée section de Poincaré en robotique). Cette dernière représente l'intersection entre l'espace de phase contenant la trajectoire complète du bipède et un hyperplan d'un sous-espace sélectionné en fonction de l'utilisation souhaitée. Ici, la section de Poincaré est sélectionnée pour des valeurs particulières du paramètre θ . θ étant l'angle formé par deux articulations adjacentes dans le modèle articulé du robot (Figure 3.16).

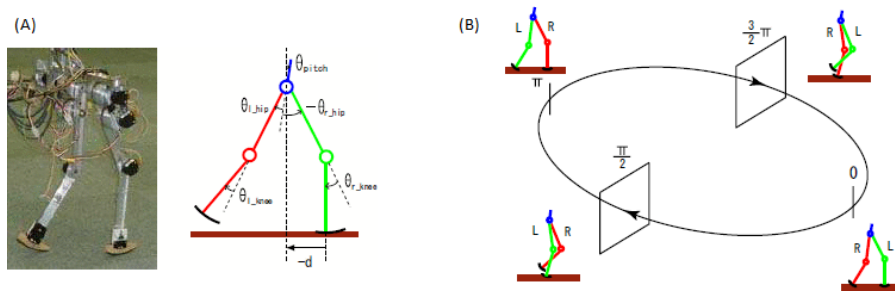


Figure 3.16 – (A) Le robot et son modèle articulé. (B) Cycle de la marche bipède : les paramètres et actions de contrôle sont mis à jour pour les applications de Poincaré aux phases $\theta = \frac{\pi}{2}$ et $\theta = \frac{3\pi}{2}$. L : jambe gauche, R : jambe droite. [65].

CHAPITRE 4

MÉTHODE

Dans ce chapitre, la méthode générale basée sur l'utilisation de l'application de Poincaré pour évaluer l'asymétrie de la marche est présentée ainsi que les contributions apportées.

4.1 Description générale de la méthode

Dans le cadre de ce projet, l'application de Poincaré est utilisée dans le but d'évaluer l'asymétrie de la marche du sujet. Sachant que le mouvement de la marche est cyclique, l'idée est d'étudier la variation de cycles qui se succèdent et de voir si des attributs géométriques caractérisant l'application de Poincaré permettent de trouver une différence significative entre une marche asymétrique et une marche symétrique. **L'hypothèse est que la dynamique d'une marche asymétrique présente une variabilité plus importante que la marche symétrique.**

La section qui suit décrit les différentes étapes de la méthode utilisée pour quantifier l'asymétrie de la marche.

4.1.1 Approche non linéaire du problème

L'objectif de notre méthode est d'être le plus direct possible dans l'extraction du cycle de la marche. C'est-à-dire ne pas faire usage de modèle ou de valeurs moyennées afin de conserver le maximum d'information. Notre approche ne fait pas de choix restrictifs basés sur un modèle mais applique la philosophie des méthodes non linéaires. A savoir, en fonction du point de vue adopté sur la mesure analysée, une projection simplifiée du système est obtenue et sa topologie est équivalente au système complet. La différence fondamentale entre la sélection par choix du point de vue et la restriction basée sur un modèle est la suivante : la sélection n'a pas d'a priori sur la forme de l'information tandis que pour la restriction, il y a un a priori sur la forme de l'information (la

forme doit correspondre au modèle). Trouver quelle est la projection la plus pertinente pour résoudre un problème posé n'est pas toujours aisé et demande généralement une compréhension profonde du système étudié.

4.1.2 Données utilisées

Les données pour lesquelles la méthode est appliquée sont des cartes de profondeur issue de la première version de la caméra Kinect. Le sujet marche sur un tapis roulant et se trouve face à la caméra (Figure 4.1).



Figure 4.1 – Photo illustrant le montage d'acquisition des données : la caméra de profondeur (1), l'ordinateur permettant l'enregistrement des cartes de profondeur (2) et le tapis roulant (3) [8].

4.1.3 Correspondance 2D/3D

Afin d'exploiter les cartes de profondeur obtenues à l'aide de la Kinect, il est nécessaire de définir la relation permettant de passer des points de la carte de profondeur (2D) au nuage de points 3D correspondant.

La Kinect peut être approximée par le modèle de caméra sténopé (pinhole) dont la matrice des paramètres intrinsèques K est définie telle que :

$$K = \begin{bmatrix} f & 0 & c_u \\ 0 & f & c_v \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 575.82 & 0 & 240 \\ 0 & 575.82 & 320 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

avec f la longueur focale en pixel et (c_u, c_v) le centre de l'image en pixel (voir description technique [78]). La valeur de f est légèrement différente de celle qui est donnée par le constructeur, il s'agit de la valeur trouvée lors du calibrage de la Kinect. Un pixel à la position $(u, v)^T$ avec une profondeur d est projeté dans l'espace 3D, $(X, Y, Z)^T$ à l'aide de :

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = dK^{-1} = d \begin{pmatrix} 1/f * (u - c_u) \\ 1/f * (v - c_v) \\ 1 \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

4.1.4 Segmentation de la silhouette

La silhouette est segmentée sur chaque carte de profondeur en définissant une boîte englobante autour du sujet. Tous les pixels situés en dehors de la boîte ont leur profondeur mise à zéro de façon à ce que les pixels de profondeur non nulles correspondent uniquement à la silhouette.

Pour obtenir la boîte englobante, des intervalles pour les trois dimensions (profondeur $[d_{min}; d_{max}]$, largeur $[u_{min}; u_{max}]$ et hauteur $[v_{min}; v_{max}]$) doivent être définis. Les intervalles de profondeur et de largeur sont définis à partir de la carte de profondeur tandis que l'intervalle de hauteur nécessite d'utiliser en premier lieu les points 3D correspondants et ensuite de repasser en 2D.

Intervalle de profondeur

La carte de profondeur est utilisée pour obtenir une approximation de la profondeur minimale et maximale de la boîte englobante. Une ligne horizontale de pixels située aux

alentours de l'abdomen est considérée ($v_{ligne} = 234$ est déterminé empiriquement). La ligne est constituée de pixels appartenant à la silhouette et à l'arrière-plan. La profondeur d des pixels correspondant à l'arrière-plan est beaucoup plus grande que celle des pixels de la silhouette. Il existe également parfois des pixels bruités qui ont une profondeur bien inférieure aux pixels de la silhouette. Une observation des cartes de profondeur permet de décider raisonnablement que les pixels ayant une profondeur inférieure à 5 cm n'appartiennent pas à la silhouette et peuvent être exclus. En effet, la personne qui marche est située à plus de 5 cm de la caméra.

Ensuite, la profondeur minimale pour les pixels restants est prise comme le centre de la boîte englobante d_0 selon l'axe de la profondeur. L'intervalle de profondeur est choisi tel que $d \in [d_0 - 500; d_0 + 500]$ mm. d_0 est donc déterminé de façon automatique et varie en fonction de la carte de profondeur. L'intervalle autour de d_0 est choisi de façon empirique de façon à ce que les pieds ne soient pas coupés lorsque l'intervalle de profondeur occupé par la silhouette est le plus grand. C'est-à-dire lorsque les deux pieds sont en contact avec le sol (phase de double-appui). L'intervalle de profondeur mesure 1 mètre.

Intervalle de largeur

Pour définir l'intervalle de largeur, la même ligne horizontale est utilisée. Les pixels de la ligne peuvent facilement être séparés en deux classes : l'arrière-plan c_b ($d > d_0 + 500$) et la silhouette c_s ($d \leq d_0 + 500$). Les pixels de c_s forment un segment d'indices consécutifs. L'indice situé au milieu de ce segment est pris comme le centre de la boîte englobante u_0 selon l'axe de la largeur. u_0 est donc déterminé de façon automatique et varie en fonction de la carte de profondeur. L'intervalle de largeur est choisi tel que $u \in [u_0 - 100; u_0 + 100]$ pixels. L'intervalle autour de u_0 est choisi de façon empirique de telle sorte que la silhouette ne soit pas coupée selon l'axe de la largeur. Il mesure 200 pixels.

Intervalle de hauteur

La carte de profondeur (2D) a été utilisée pour la profondeur et la largeur. Cependant, les points 3D correspondants sont nécessaires pour trouver l'intervalle de hauteur appropriée avec précision. La raison est qu'un effet de perspective est présent. En 2D, le tapis roulant n'apparaît pas en-dessous du sujet. Par contre, dans la projection 3D correspondante, le tapis est bien situé en-dessous du sujet. Il suffit alors de choisir un seuil y_{th} (en mm) de sorte que les points du sujet soient séparés de ceux du tapis roulant. Ce seuil est le même pour tous les sujets car le tapis roulant et la caméra ont des positions relatives fixes. La relation permettant de convertir y_{th} (3D) vers v_{max} (2D) est obtenue à partir de l'équation 4.2 :

$$v_{max} = \frac{f \cdot y_{th}}{d} + c_v (d > 0, f > 0) \quad (4.3)$$

L'intervalle de hauteur est choisi tel que $v \in [v_{min}; v_{max}]$ pixels selon l'axe de la hauteur orienté du haut vers le bas. v_{min} est la hauteur minimale pour les pixels à la position (u, v) de profondeur d tels que $d \in [d_0 - 500; d_0 + 500]$ mm et $u \in [u_0 - 100; u_0 + 100]$ pixels.

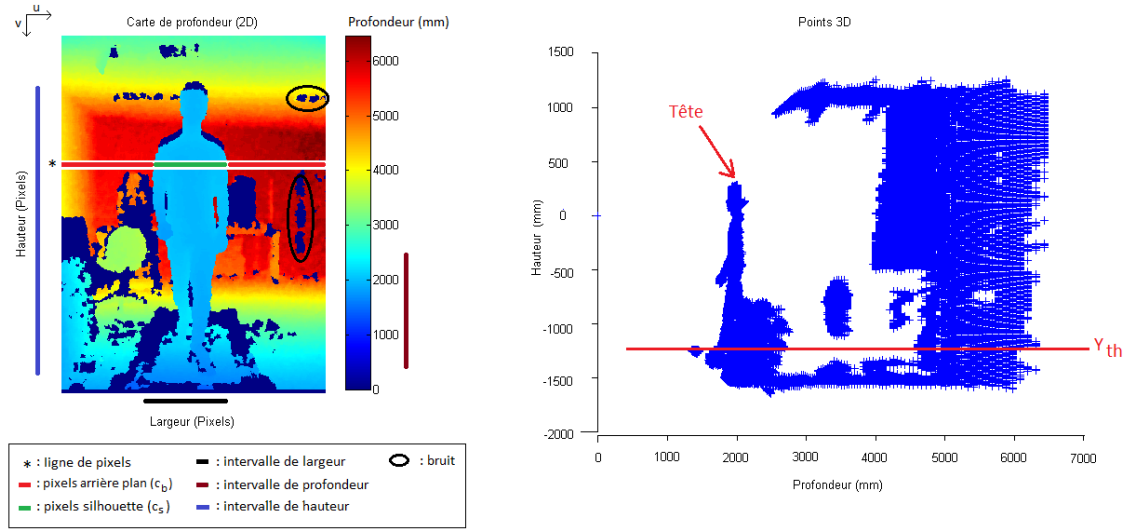


Figure 4.2 – La carte de profondeur en 2D (à gauche) et la reconstruction 3D des points correspondants (à droite). La ligne de pixel (*) à partir de laquelle sont obtenus d_0 et u_0 est représentée ainsi que le seuil y_{th} de hauteur pour les points en 3D. Quelques exemples de pixels bruités sont encerclés en noir.

Valeurs pour la boîte englobante

Le Tableau 4.I résume les valeurs des paramètres utilisés pour obtenir la boîte englobante et les intervalles qui la définissent :

Paramètre	Valeur	Unité	2D/3D
v_{ligne}	234	Pixels	2D
y_{th}	840	mm	3D
d_0	auto	mm	2D
u_0	auto	mm	2D
u_{min}	$u_0 - 100$	Pixels	2D
u_{max}	$u_0 + 100$	Pixels	2D
v_{min}	auto	Pixels	2D
v_{max}	$\frac{f \cdot y_{th}}{d} + c_v$	Pixels	2D
d_{min}	$d_0 - 500$	mm	2D
d_{max}	$d_0 + 500$	mm	2D

Tableau 4.I – Valeurs des paramètres pour définir la boîte englobante et les unités pour les intervalles qui la définissent. Auto indique que le paramètre est calculé automatiquement.

Filtrage

Après segmentation complète de la silhouette, un filtre médian 2D de taille 5×5 pixels est appliqué pour enlever les éventuelles aberrations restantes au niveau du contour ou au-dessus du tapis roulant (Figure 4.3).

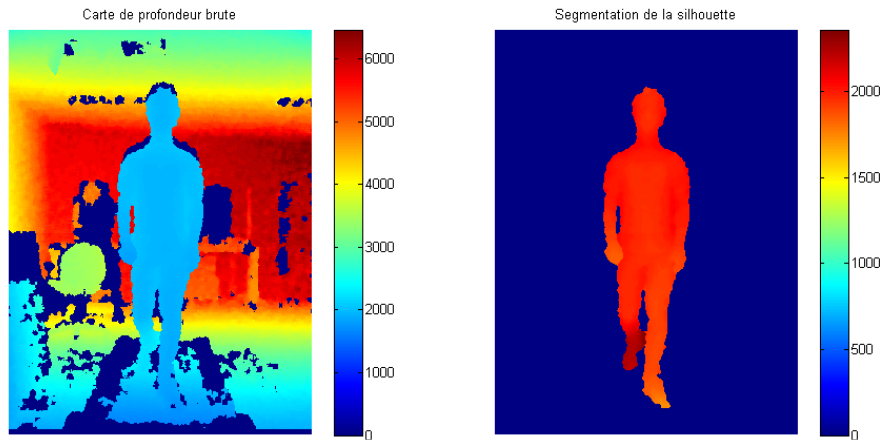


Figure 4.3 – Carte de profondeur brute issue de la Kinect (à gauche) et segmentation de la silhouette (à droite).

4.1.5 Détection du cycle des pas

L'étape suivante est la détection des pas. La détection des pas gauches et droits successifs est accomplie d'une façon simple. La silhouette 2D est projetée à nouveau en 3D. La vue de haut est obtenue en enlevant la coordonnée selon l'axe de la hauteur (axe Y). Le but est d'estimer la surface de la silhouette vue de haut. Pour ce faire, un histogramme bivalué est utilisé (Figure 4.4). La taille de l'histogramme est choisie pour obtenir une résolution de 1 cm en largeur (selon l'axe X) et de 5 cm en profondeur (selon l'axe Z). Selon Smisek et al. [85], la résolution de profondeur de la Kinect est de 2.5 cm pour une profondeur de 3 m. La personne se trouvant à environ 2 m de la caméra, prendre une résolution de 5 cm de profondeur pour l'histogramme est un bon compromis entre la précision et le temps de calcul. La résolution de la largeur pour la Kinect est de 3 mm pour une profondeur de 2 m. Une résolution de 1 cm de largeur pour l'histogramme est suffisante compte tenu du fait que le mouvement de la marche est de l'ordre du *cm* et

non du *mm*. Le nombre de cases de l'histogramme qui comporte au moins un point est comptabilisé. Ce nombre est finalement multiplié par la surface que représente une case pour obtenir la surface totale de la silhouette exprimée en *cm*².

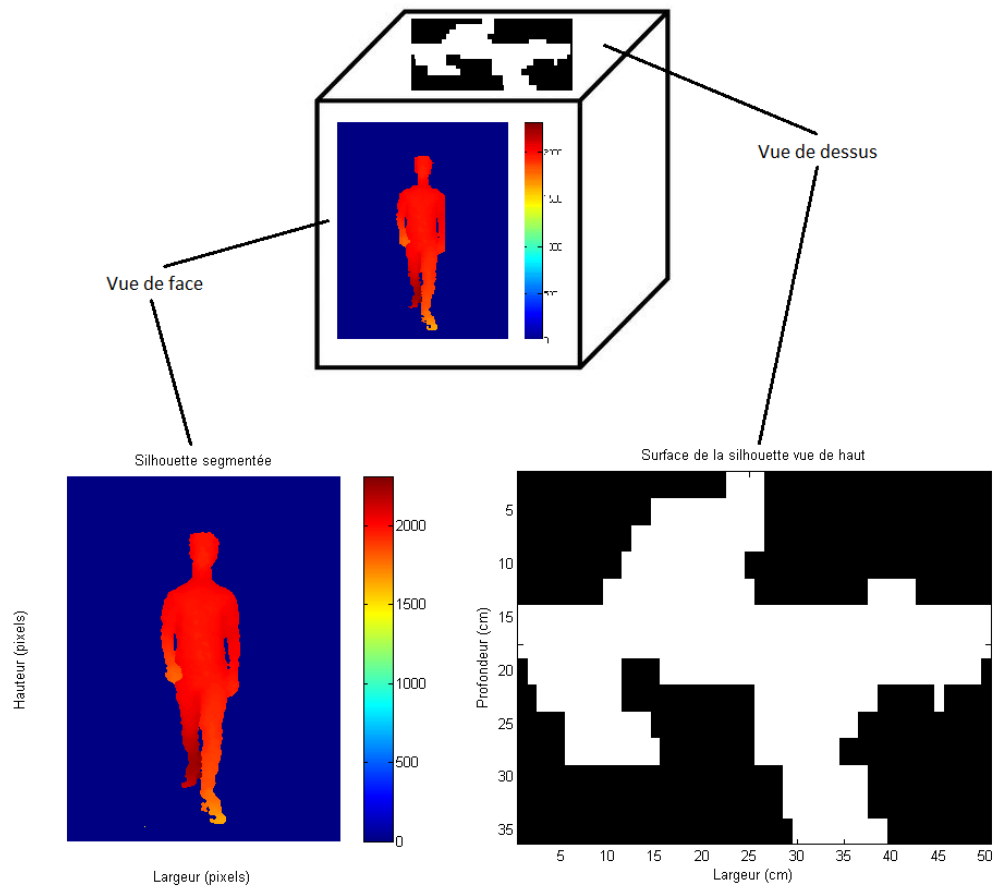


Figure 4.4 – En haut : vue de face pour la silhouette segmentée et vue de haut pour la surface. En bas : silhouette segmentée (à gauche) et surface pour la silhouette vue de haut (à droite) obtenue à partir de l'histogramme. Les cases blanches sont les cases de l'histogramme comportant au moins un point.

En tirant parti de l'effet d'occultation, la surface est maximale lorsque qu'un pas est fait et minimale au moment où les deux pieds sont proches l'un de l'autre. Pour deux maxima consécutifs, le premier correspond à un pas et le second, au pas de l'autre pied. Par conséquent, pour la variation de la surface en fonction du temps $S(t)$, la période $\tau_{1/2}$ caractérise le cycle du pas. Si τ est la période du cycle de marche complet (2 pas),

l'équation $\tau_{1/2} = \frac{\tau}{2}$ est vérifiée. La transformée rapide de Fourier (FFT) est appliquée à $S(t)$ pour obtenir $\tau_{1/2}$. Il s'agit de la période associée à la fréquence de plus haute amplitude dans la bande de fréquence $[0.1 - 5]\text{Hz}$.

4.1.6 Quantification par application de Poincaré

Développée à l'origine pour les mathématiques et la physique, l'application de Poincaré est un espace de phase particulier utilisé pour étudier la dynamique de systèmes évoluant dans le temps. Dans le contexte de ce projet, elle peut être utilisée à profit pour mesurer la variabilité du cycle du pas. Plus précisément, la forme du nuage de points obtenue par application de Poincaré reflète à quel point la marche est régulière et symétrique ou variable et asymétrique. L'asymétrie, qui est l'objet de cette étude, devrait se traduire par une augmentation de la variabilité du cycle du pas.

Soit une série temporelle S décrivant l'évolution dans le temps du cycle du pas. L'application de Poincaré associée est un nuage de points $P(x_i, y_i)$ tel que :

$$x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} = \{S_1, S_2, \dots, S_n\} \quad (4.4)$$

$$y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\} = \{S_2, S_3, \dots, S_{n+1}\} \quad (4.5)$$

avec $i = 1, 2, \dots, n$ et n le nombre de points obtenus par application de Poincaré. Le délai temporel présent entre x et y est égal à une unité de temps ($lag = 1$).

Construction

En rapport avec le cycle du pas, une façon intéressante de mesurer l'asymétrie est de construire l'application de Poincaré du cycle des pas de telle sorte qu'un pas fait d'un côté soit comparé avec le pas suivant fait de l'autre côté. De fait, au lieu d'utiliser $lag = 1$, le délai est pris égal à la période $\tau_{1/2}$ de $S(t)$. Le délai correspond maintenant à un pas dans le cycle de la marche. L'application de Poincaré est construite telle que $S(t + \tau_{1/2}) = f(S(t))$. Soit $S(t + \frac{\tau}{2}) = f(S(t))$.

La Figure 4.5 montre un exemple de cycles des pas avec l'application de Poincaré

correspondante. Bien que les points rouges soient tracés pour un intervalle de temps fixe (le délai) sur le signal temporel, ils n'apparaissent pas au même endroit sur chaque cycle. Un décalage est clairement visible au fur et à mesure que le temps avance. C'est de cette façon que la variabilité de la marche est étudiée.

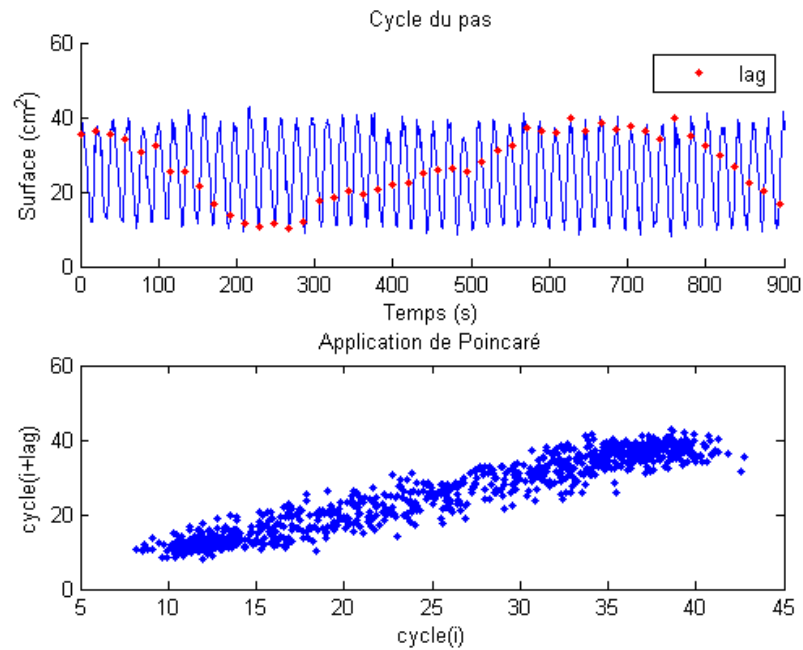


Figure 4.5 – Exemple de cycle de pas (en haut) et l'application de Poincaré correspondante (en bas).

Descripteurs

Les descripteurs standards utilisés pour mesurer l'application de Poincaré sont $SD1$ et $SD2$ [14]. $SD1$ est défini comme l'écart-type de la projection du nuage de points sur la ligne perpendiculaire à la ligne identité ($y = -x$). $SD2$ est l'écart-type de la projection du nuage de points sur la ligne identité ($y = x$). Ils sont mathématiquement définis par :

$$SD1 = \sqrt{Var(d_1)}, SD2 = \sqrt{Var(d_2)} \quad (4.6)$$

où $Var(d)$ est la variance de d et :

$$d_1 = \frac{x-y}{\sqrt{2}}, d_2 = \frac{x+y}{\sqrt{2}} \quad (4.7)$$

$SD1$ et $SD2$ mesurent respectivement la corrélation à court et à long terme. En plus de $SD1$ et $SD2$, la pente a obtenue par régression linéaire du nuage de points est calculée comme descripteur supplémentaire. Ce descripteur a été utilisé dans [15] pour l'analyse des EEG du sommeil et dans [55] pour caractériser la variabilité d'un ECG associé à un infarctus du myocarde. La pente est une façon graphique d'évaluer le coefficient de Pearson, c'est-à-dire la corrélation linéaire entre l'abscisse x et l'ordonnée y des points (Figure 4.6). Étant donné que x et y varient d'un nombre de points égal au délai, la pente peut également être vue comme une estimation de l'auto-corrélation du signal d'origine pour une période donnée. La période dépendant du délai choisi. La corrélation linéaire (pente a) est une estimation moyenne de la corrélation à court terme ($SD1$) et à long terme ($SD2$). Les deux dernières étant non linéaires et donc plus sensibles aux variations du signal.

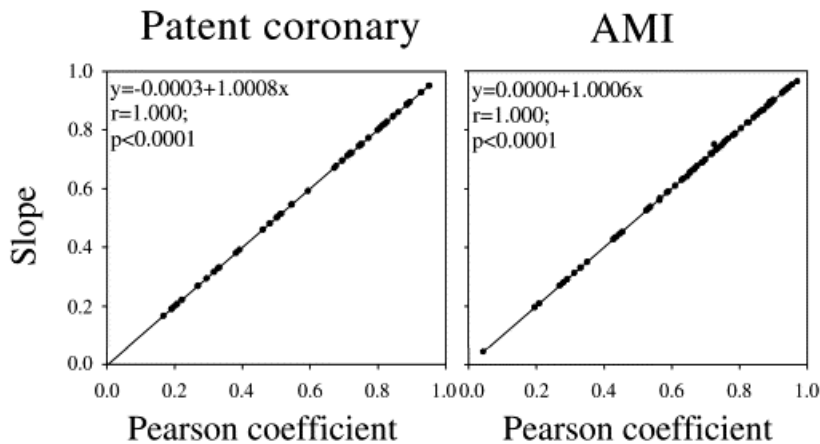


Figure 4.6 – Relation entre la pente de l'application de Poincaré et le coefficient de Pearson pour l'intervalle RR de variabilité cardiaque sur un sujet contrôlé (Patent coronary, à gauche) et un patient atteint d'infarctus aigu du myocarde (AMI, à droite). Dans chaque cas, l'équation de la pente, le coefficient de corrélation r et la p -value associée sont donnés. La pente et le coefficient de Pearson sont très fortement corrélés [55].

La Figure 4.7 illustre le fait que la pente est nulle pour un bruit blanc. Ce qui traduit bien l'absence d'auto-corrélation du bruit.

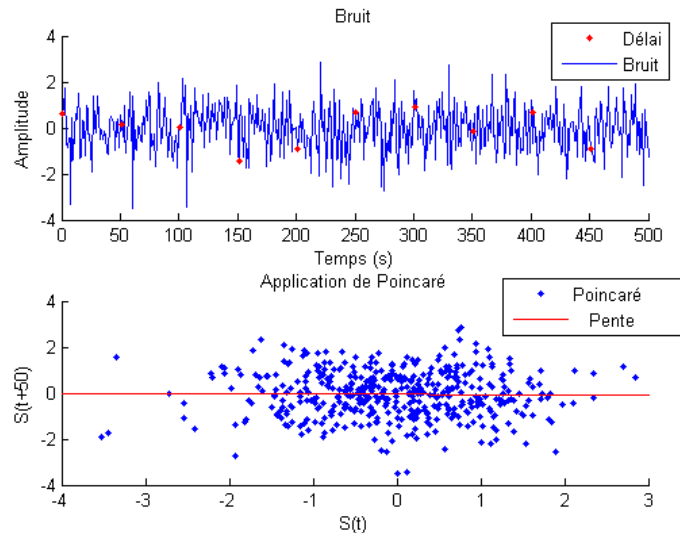


Figure 4.7 – Bruit blanc (en haut) et son application de Poincaré (en bas). La pente de l'application de Poincaré est nulle, cela traduit l'absence de corrélation entre l'abscisse et l'ordonnée ainsi que de l'auto-corrélation du bruit blanc.

4.1.7 Variabilité entre le pas et le cycle de la marche

Pour évaluer en détail la dynamique de la marche du sujet, il est pertinent d'étudier la variabilité qui existe non seulement entre deux pas successifs (par exemple, le pas gauche avec le pas droit qui suit), mais également le lien entre deux cycles de la marche successifs (par exemple, le pas gauche du cycle de marche courant avec le pas gauche du cycle suivant).

Mesures de variabilité

Trois étapes sont définies pour étudier la variabilité du cycle de la marche :

1. Construction de l'application de Poincaré pour un délai correspondant à un pas :

$$S(t + \tau_{1/2}) = f(S(t)) \text{ puis calcul des descripteurs } SD1_{\tau_{1/2}} \text{ et } a_{\tau_{1/2}}.$$

2. Construction de l'application de Poincaré pour un délai correspondant à un cycle de la marche $S(t + \tau) = f(S(t))$ puis calcul des descripteurs $SD1_\tau$ et a_τ .
3. Calcul de la variabilité des descripteurs entre les deux applications de Poincaré :
 - La variabilité entre les descripteurs $SD1_{\tau_{1/2}}$ et $SD1_\tau$ est définie par $dSD1 = SD1_{\tau_{1/2}} - SD1_\tau$
 - La variabilité entre les descripteurs $SD2_{\tau_{1/2}}$ et $SD2_\tau$ est définie par $dSD2 = SD2_{\tau_{1/2}} - SD2_\tau$
 - La variabilité entre les deux pentes $a_{\tau_{1/2}}$ et a_τ est définie par $da = a_{\tau_{1/2}} - a_\tau$

Interprétation graphique

Signal parfait Pour mieux comprendre ce qui est mesuré par $dSD1$, $dSD2$ et da , voici un exemple développé sur une sinusoïde parfaite de fréquence $f = 2Hz$ (Figure 4.8). Si ce signal représente le cycle des pas, alors une période du cycle des pas correspond à une demi-période du cycle de la marche. C'est le cycle de la marche qui est considéré dans la suite de cette étude. Soit la demi-période $\tau_{1/2} = 50$ (1 cycle du mouvement du pas) et la période $\tau = 100$ (1 cycle du mouvement de la marche).

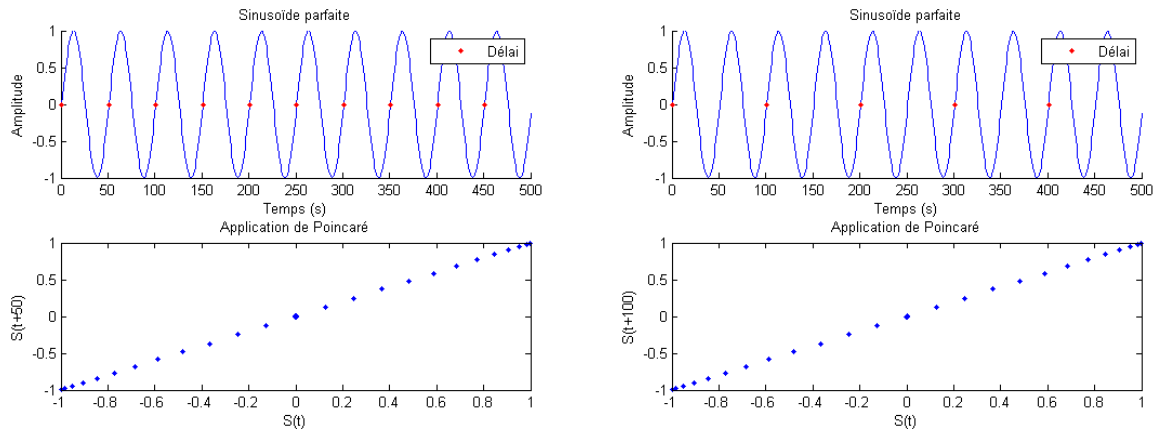


Figure 4.8 – Un signal sinusoïdal parfait de fréquence $f = 2Hz$ (en haut) et son application de Poincaré (en bas) pour $\tau_{1/2} = 50$ (à gauche) et $\tau = 100$ (à droite).

- Pour $\tau_{1/2} = 50$, les descripteurs de Poincaré obtenus sont : $SD1 = 0$, $SD2 = 1$ et $a = 1$.
- Pour $\tau = 100$, les descripteurs de Poincaré obtenus sont : $SD1 = 0$, $SD2 = 1$ et $a = 1$.
- Les descripteurs de variabilité obtenus sont : $dSD1 = 0$, $dSD2 = 0$ et $da = 0$. Ce qui est normal puisque l'application de Poincaré est la même pour $\tau_{1/2} = 50$ et $\tau = 100$. La variabilité est donc nulle.

Signal bruité Du bruit blanc (moyenne=0, écart-type=1, amplitude=0.6) est maintenant ajouté à la sinusoïde pour générer une perturbation en amplitude (Figure 4.9). A nouveau, les applications de Poincaré sont construites et les descripteurs calculés.

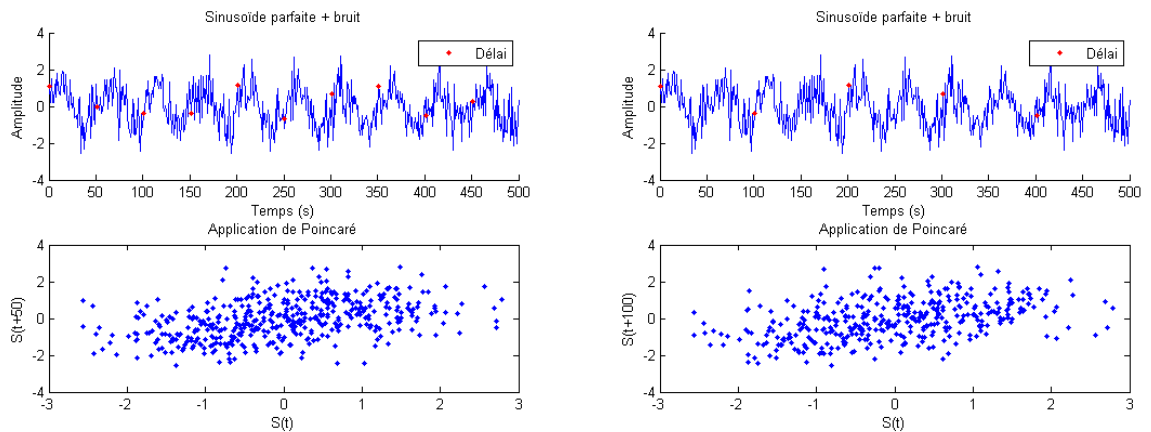


Figure 4.9 – Un signal sinusoïdal parfait de fréquence $f = 2Hz$ auquel du bruit blanc a été ajouté pour générer une perturbation en amplitude (en haut) et son application de Poincaré (en bas) pour $\tau_{1/2} = 50$ (à gauche) et $\tau = 100$ (à droite).

- Pour $\tau_{1/2} = 50$, les descripteurs de Poincaré obtenus sont : $SD1 = 0.76$, $SD2 = 1.08$ et $a = 0.61$.
- Pour $\tau = 100$, les descripteurs de Poincaré obtenus sont : $SD1 = 0.78$, $SD2 = 1.08$ et $a = 0.58$.

- Les descripteurs de variabilité obtenus sont : $dSD1 = -0.02$, $dSD2 = 0$ et $da = 0.03$. L'ajout de bruit se traduit par la présence de variabilité entre les applications de Poincaré pour $\tau_{1/2} = 50$ et $\tau = 100$.

Comme dit précédemment, a est une estimation de la corrélation linéaire entre l'abscisse et l'ordonnée des points de l'application de Poincaré et de l'auto-corrélation du signal d'origine. C'est pourquoi la pente a diminue lorsque du bruit est présent. Cela s'explique aussi par le fait que pour la sinusoïde parfaite, la pente $a_0 = 1$ alors que pour le bruit, la pente $a_1 = 0$ (Figure 4.7). La pente a obtenue après l'ajout du bruit à la sinusoïde est telle que $a \propto (1 - c_1).a_0$ avec c_1 un coefficient de pondération proportionnel à l'amplitude du bruit.

Interprétation de $dSD1$, $dSD2$ et da Pour interpréter $dSD1$, $dSD2$ et da , leurs variations respectives sont étudiées en faisant varier, dans un premier temps, l'amplitude du bruit ajouté, et dans un second temps, le délai choisi pour $\tau_{1/2}$. La Figure 4.10 montre que $dSD1$ et $dSD2$ ont des comportements antagonistes pour $\tau_{1/2} = 50 \pm 25$, soit une variation correspondant à $50 \pm 25\%$ du cycle de la marche. da suit le même comportement que $dSD2$.

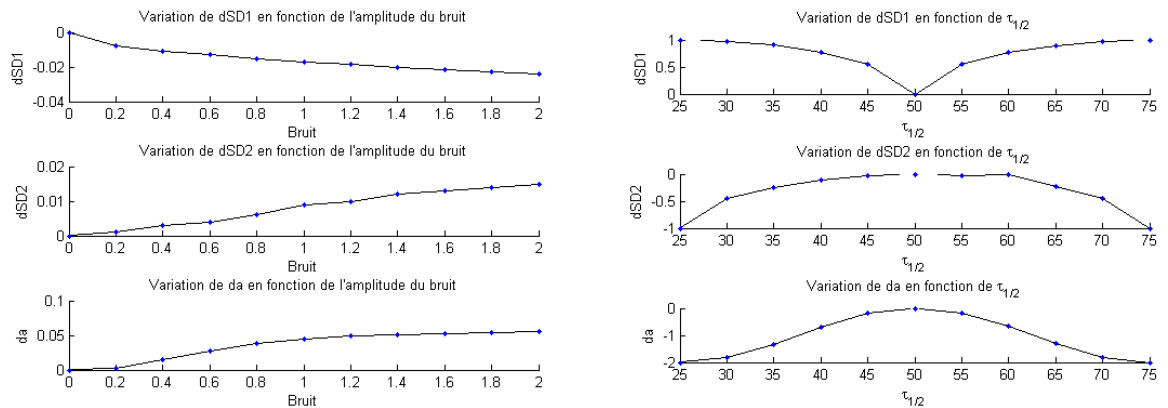


Figure 4.10 – Variation des descripteurs $dSD1$, $dSD2$ et da en fonction de l'amplitude du bruit ajouté (à gauche) et du choix du délai pour $\tau_{1/2} = 50 \pm 25$ (à droite), soit une variation correspondant à $50 \pm 25\%$ du cycle de la marche.

Lorsque l'amplitude du bruit augmente, $dSD1$ diminue et $dSD2$ augmente proportionnellement. Lorsque la valeur du délai $\tau_{1/2}$ s'éloigne de la valeur correcte ($\tau_{1/2} = 50$), $dSD1$ augmente et $dSD2$ diminue. Le signe de $dSD1$ et $dSD2$ se comporte aussi de façon opposée. Dans le cas du bruit : $dSD1 < 0$ et $dSD2 > 0$ alors que pour le délai : $dSD1 > 0$ et $dSD2 < 0$. Le signe de da suit le même comportement que celui de $dSD2$.

Il n'est pas surprenant que $dSD1$ et $dSD2$ aient un comportement antagoniste puisqu'il s'agit respectivement de la variabilité de la corrélation à court terme et à long terme. Le fait que da et $dSD2$ soient similaires indique que la corrélation linéaire et la corrélation à long terme sont plutôt semblables.

Le bruit simule la variabilité de l'amplitude du mouvement de la marche d'un cycle à l'autre. La variation du délai pour $\tau_{1/2}$ simule la variabilité de la durée entre deux cycles successifs. L'étude présente montre que $dSD1$, $dSD2$ et da sont sensibles à la fois aux variations d'amplitudes et temporelles des cycles. En fonction de la position du point $P(dSD1; da)$ ou $P(dSD1; dSD2)$, il est possible d'évaluer s'il s'agit plutôt d'une variabilité d'amplitude ou de durée (Figure 4.11). Cela en fait de bons candidats pour mesurer la variabilité du cycle de la marche.

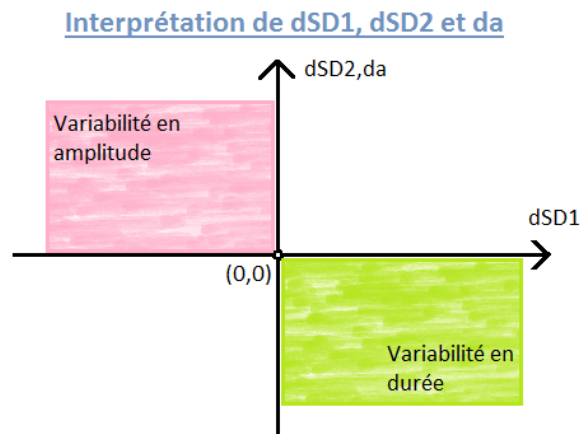


Figure 4.11 – Interprétation de $dSD1$, $dSD2$ et da en fonction de la variabilité en amplitude et en durée des cycles.

Interprétation de $SD1$, $SD2$ et a Il est par ailleurs intéressant d’interpréter graphiquement le lien entre $SD1$, $SD2$ et a dans le cas de la variation du délai $\tau_{1/2}$.

La Figure 4.12 montre l’application de Poincaré pour un délai de 50%, 63%, 75%, 86% et 100% du cycle de la marche dans le cas d’un sinus parfait.

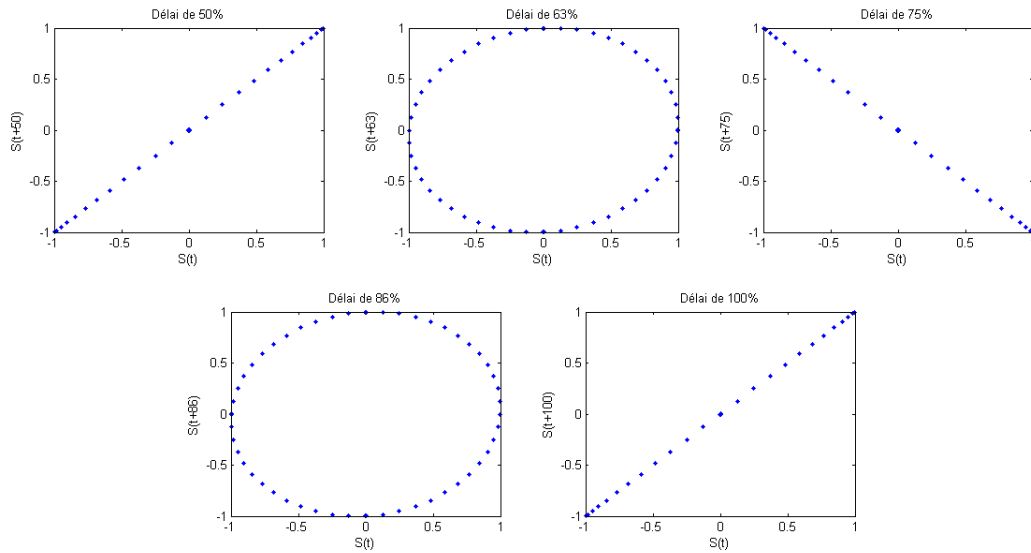


Figure 4.12 – Application de Poincaré pour un délai de 50%, 63%, 75%, 86% et 100% du cycle de la marche dans le cas d’un sinus parfait.

L’évolution des descripteurs de Poincaré pour une augmentation progressive du délai variant de 50% à 100% du cycle de la marche est décrite dans la Figure 4.13.

$SD1$ et $SD2$ mesurent la surface du nuage de points et se comportent de façon antagoniste. La relation entre $SD1$ et a traduit le fait que lorsque le nuage de points est une droite (50%, 75%, 100%), la surface occupée par celui-ci est minimale. A l’inverse, la pente est maximale indépendamment de son signe ($a = \pm 1$). Lorsque la surface du nuage de points devient maximale (63% et 86%), la pente devient minimale ($a = 0$). $SD2$ et a ont un comportement similaire. $SD1$, $SD2$ et a offrent des informations complémentaires sur la forme de l’application de Poincaré. Ils permettent d’étudier la corrélation à court terme, à long terme ainsi que la corrélation linéaire.

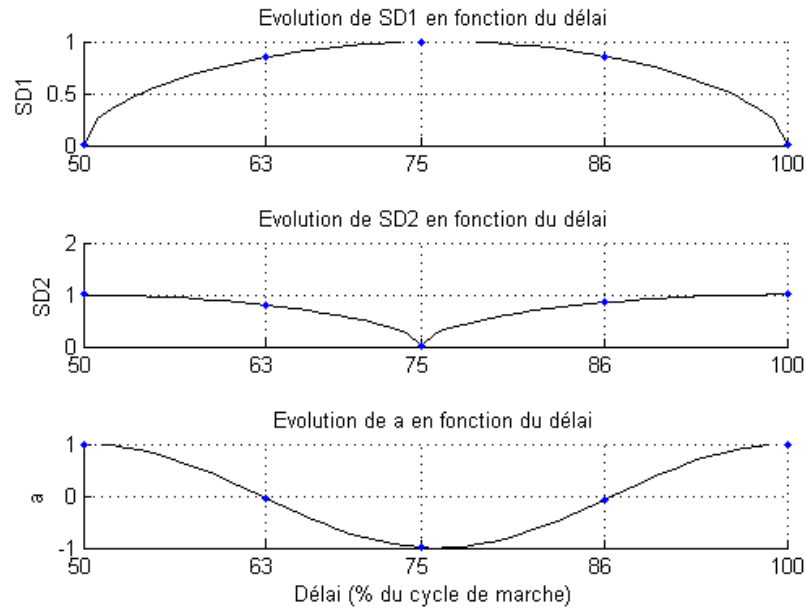


Figure 4.13 – Évolution des descripteurs de Poincaré pour un délai 50% à 100% du cycle de la marche : $SD1$ (en haut), $SD2$ (au milieu) et la pente a (en bas).

4.2 Contributions

4.2.1 Un point de vue pertinent

Le sujet marche sur un tapis roulant et se trouve face à une caméra de profondeur Kinect. De la même façon que dans [8], l'ensemble de la silhouette visible sur la carte profondeur est pris en compte et aucun choix restrictif sur les points n'est fait. Pour extraire le cycle, [8] a utilisé la distance entre les genoux. Pour repérer les genoux, des données anthropomorphiques spécifiant le ratio entre la hauteur de la personne et la zone des genoux ont dû être appliquées. Il s'agit en quelque sorte d'un modèle. Ensuite, un algorithme des k-moyenne est utilisé pour distinguer les pixels des genoux gauche et droit. Enfin, le pixel de profondeur minimale de chacun de ces nuages de pixels est pris pour représenter les genoux.

Pour extraire le cycle de la marche, nous avons plutôt choisi comme point de vue la carte de profondeur de la silhouette vue de haut. Tirant parti du phénomène d'oculta-

tion, la variation de la surface de la silhouette vue de haut donne directement le cycle de la marche sans avoir besoin de repérer une partie spécifique du corps. En effet, la projection vue de haut rend visible l'amplitude des mouvements aussi bien pour les bras que pour les jambes. Cela permet de prendre en compte le mécanisme de compensation qui intervient lors du mouvement de la marche. Ce mécanisme a été étudié dans [12] et le rôle du mouvement des bras dans [70].

De plus, des études [84] [33] ont mis en évidence le fait que le mouvement de balancement du tronc devient plus important pendant la marche lorsque le sujet présente des troubles de l'appareil locomoteur. Cela laisse penser que plus l'amplitude du mouvement du tronc est grande, plus le mécanisme de compensation est sollicité. Sur la silhouette vue de haut, plus la personne se penche lors des balancements du tronc, plus la surface va augmenter.

Ainsi, le choix de prendre la vue de haut permet de condenser l'information de l'amplitude des mouvements des bras, des jambes, du tronc et à travers eux du mécanisme de compensation. Par exemple, dans le cas d'un sujet qui a une amplitude de mouvement réduite au niveau des jambes et qui compense efficacement (bonne coordination) par une amplitude de mouvement plus importante des bras. En comparaison avec un sujet sain au même instant dans le cycle de la marche, la surface de la silhouette va augmenter au niveau des bras et diminuer au niveau des jambes. Si le mécanisme de compensation est performant, il est possible que la surface de la silhouette soit très semblable pour les deux sujets. Cela voudrait dire qu'indépendamment de leur condition, les deux sujets ont un degré de coordination similaire. Bien sûr, plus les amplitudes de mouvement vont être importantes, plus la probabilité d'obtenir une surface de taille semblable va diminuer. Par conséquent, **la surface mesurée peut être vue comme une projection de la coordination et de l'équilibre du mouvement de la marche.** Elle reflète par la même occasion à quel point le mécanisme de compensation est sollicité durant la marche.

4.2.2 Poincaré et le cycle de la marche

A la connaissance de l'auteur, l'application de Poincaré n'a jamais été appliquée à des informations issues d'une carte de profondeur dans le but d'étudier la marche. Pour

construire l'application de Poincaré, il est nécessaire de choisir un évènement caractéristique du cycle de la marche afin de choisir un délai temporel adapté entre l'abscisse et l'ordonnée.

Hurmuzulu et al. [45] ont choisi un délai calé sur le moment où les orteils quittent le sol tandis que [9] s'est basé sur le dégagement minimum du pied (MFC). Dans les deux cas, une localisation précise de l'évènement doit être faite au préalable pour chaque cycle de marche étudié.

Dans notre méthode, cela n'est pas nécessaire. La variation de la surface $S(t)$ de la silhouette vue de haut a une allure sinusoïdale. Le délai temporel utilisé pour construire l'application de Poincaré est choisi égal à l'inverse de la fréquence d'amplitude maximale de $S(t)$ entre 1 et 5 Hz (Figure 4.14). Ce qui est en accord avec [5] qui spécifie que la bande de fréquence typique d'analyse de la marche est inférieure à 4-6 Hz.

L'évènement du cycle de la marche ainsi repéré par la période de $S(t)$ correspond à un pas. C'est le cycle du pas qui est donc extrait de façon directe à partir de la surface de la silhouette vue de haut. Il suffit de doubler le délai pour obtenir l'application de Poincaré du cycle de la marche, celui-ci étant composé de deux pas.

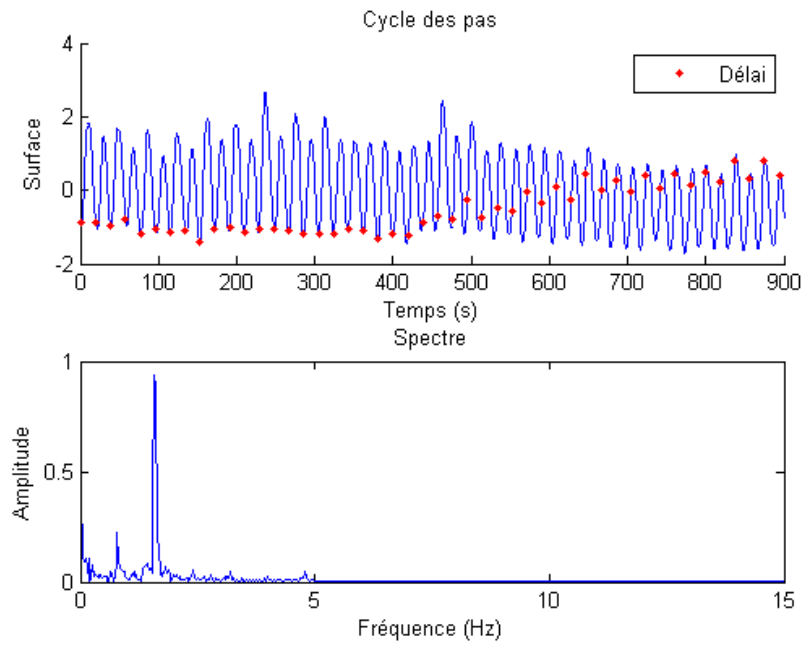


Figure 4.14 – Cycle du pas pour un sujet sain à partir de la variation de la surface de la silhouette vue de haut avec en rouge le délai choisi à partir de la fréquence d’amplitude maximale (en haut) et son spectre obtenu par transformée de Fourier (en bas).

La Figure 4.15 donne une vue d’ensemble de la méthode.

Analyse de la marche par application de Poincaré

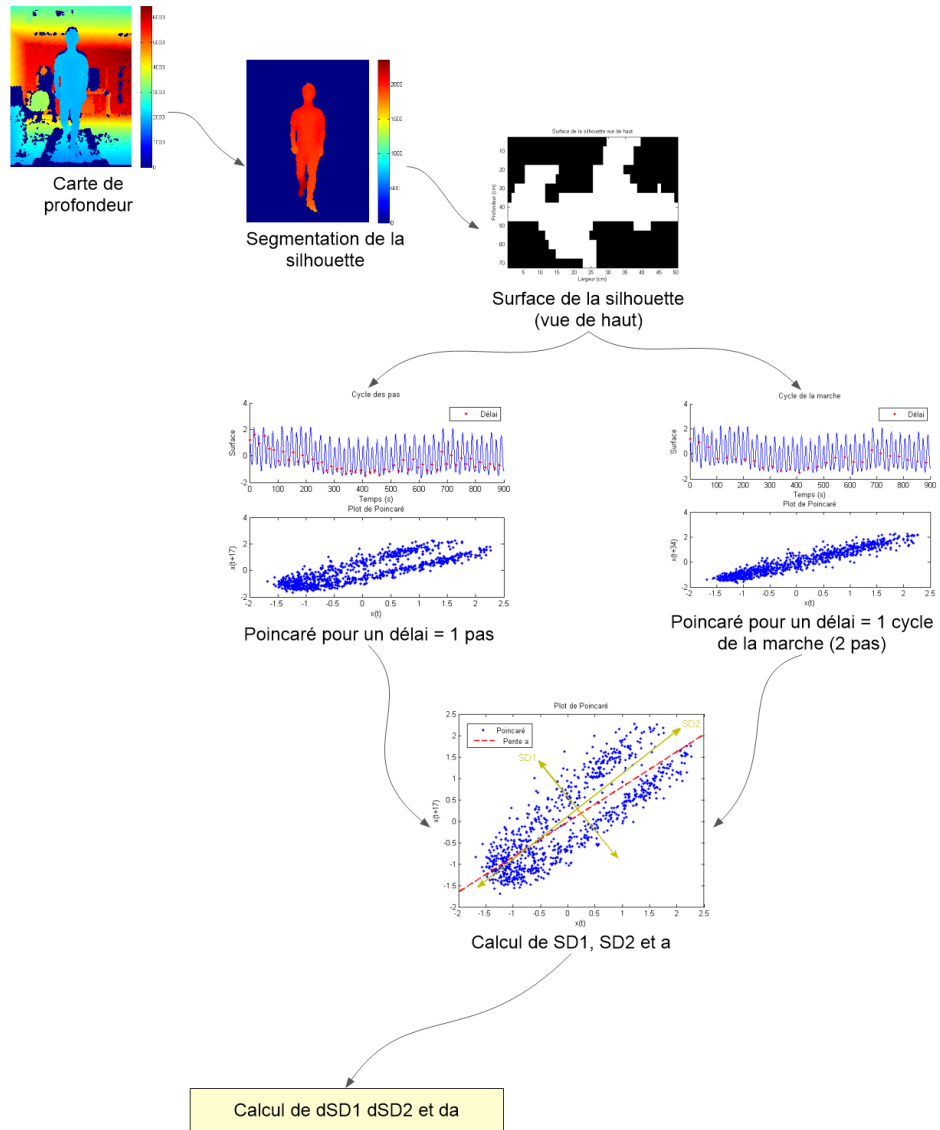


Figure 4.15 – Vue d’ensemble de la méthode.

CHAPITRE 5

EXPÉRIMENTATION, VALIDATION ET RÉSULTATS

5.1 Expérimentation

L'acquisition de la marche est réalisée dans un pièce sans objets pouvant causer une occultation indésirable des parties de la scène. Une caméra de profondeur de type Kinect (version 1, Microsoft) est placée face à un tapis roulant. La caméra Kinect capture 30 cartes de profondeur par seconde (30 fps) et la résolution est de 640 par 480 pixels. Durant toutes les acquisitions, les positions respectives de la caméra et du tapis roulant sont gardées fixes.

Lors de l'acquisition, il est demandé au sujet de marcher normalement sur le tapis dans un premier temps. Ensuite, une semelle de 5 cm d'épaisseur est placée sous l'un des pieds pour simuler une asymétrie de la marche. Le choix d'utiliser une semelle de 5 cm d'épaisseur provient de [38] qui a démontré que dans le cas de jambes de longueurs inégales, une différence d'au moins 49 mm est nécessaire pour qu'un effet extérieur soit visible. Il s'agit alors d'un cas classifié comme modéré selon [76]. De plus, [89] a étudié le mécanisme de compensation qui apparaît lorsque les jambes sont de longueurs inégales. Pour une différence de longueur allant jusqu'à 2.2 cm, c'est principalement au niveau du pelvis que la compensation apparaît. Pour une différence de longueur supérieure à 2.2 cm, un effet de compensation supplémentaire est observé au niveau du genoux et de la cheville de la jambe la plus longue. Le mécanisme de compensation devrait donc être bien mis en évidence par la semelle de 5 cm d'épaisseur.

La base de données se compose de 17 sujets. Pour chaque sujet, trois enregistrements sont effectués dans des conditions différentes : marche normale (groupe A), marche avec semelle sous le pied gauche (groupe B) et marche avec semelle sous le pied droit (groupe C). Chaque séquence dure environ 5 minutes et contient en moyenne 180 cycles de marche successifs. Dans l'étude présente, les calculs sont faits pour une séquence de 30 secondes, soit 18 cycles de marches successifs. Ce choix est dû au temps de traitement

des données associées à la carte de profondeur. Pour lire 30 secondes de vidéo, soit 900 cartes de profondeurs, la durée moyenne est de 25 minutes. Il est certainement possible d'optimiser ce temps de lecture en ajoutant du parallélisme.

5.2 Validation

Les descripteurs de Poincaré sont calculés pour chaque sujet et chaque groupe. Le calcul est fait pour un délai correspondant à un pas et à un cycle de la marche complet. La variabilité des descripteurs pour les deux cas est ensuite évaluée. Pour valider statistiquement la méthode, deux études statistiques sont faites.

1. La première étude consiste à évaluer si la variabilité des descripteurs est effectivement en mesure de différencier la marche asymétrique de la marche symétrique pour un même sujet. Pour cela, un test t de Student apparié est utilisé.
2. La deuxième étude consiste à évaluer si la variabilité des descripteurs est effectivement en mesure de différencier la marche asymétrique de la marche symétrique entre les différents groupes de sujets dans le cas non apparié. Pour cela, un test t de Student à deux échantillons est utilisé.

5.3 Résultats

Cette partie présente les résultats obtenus sur les 17 sujets pour une marche normale et avec semelle pour simuler une asymétrie. Pour chaque sujet, les descripteurs $SD1$, $SD2$ et la pente a sont calculés pour un délai correspondant au pas et au cycle de la marche complet. Leur variabilité est ensuite évaluée avec $dSD1$, $dSD2$ et da .

5.3.1 Variabilité entre le pas et le cycle de la marche

La Figure 5.1 présente les résultats obtenus pour les mesures de variabilité $dSD1$ et $dSD2$ en fonction du groupe d'appartenance (A : sans semelle, B : semelle à gauche et C : semelle à droite). **La tendance générale est que la présence de la semelle simulant l'asymétrie de la marche entraîne une augmentation de $dSD1$ avec $dSD1 > 0$ et une**

diminution de $dSD2$ avec $dSD2 < 0$. La tendance est la même entre $dSD1$ et $dSD2$ (Figure 5.2).

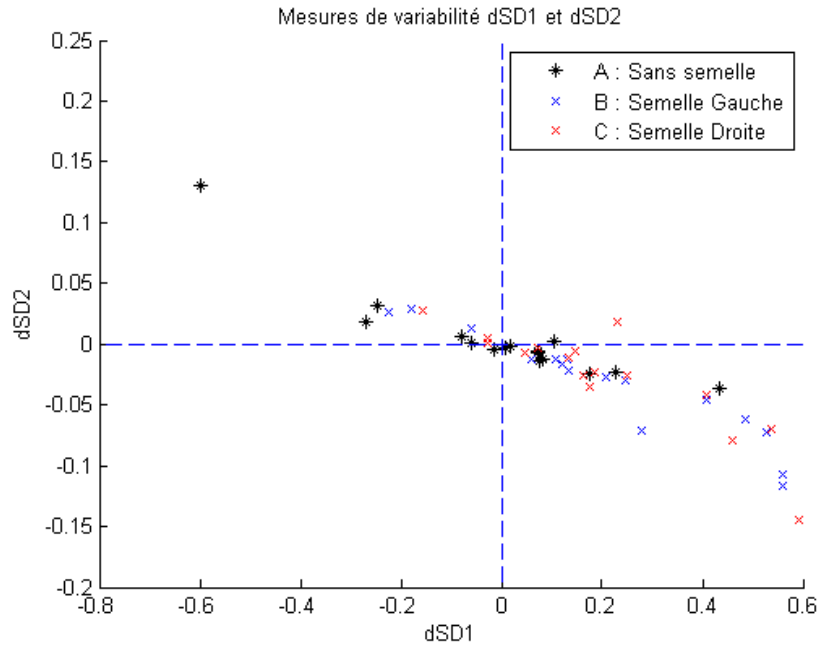


Figure 5.1 – Graphes montrant les mesures de variabilité $dSD1$ et $dSD2$ pour les trois groupes (A : sans semelle, B : semelle à gauche et C : semelle à droite.)

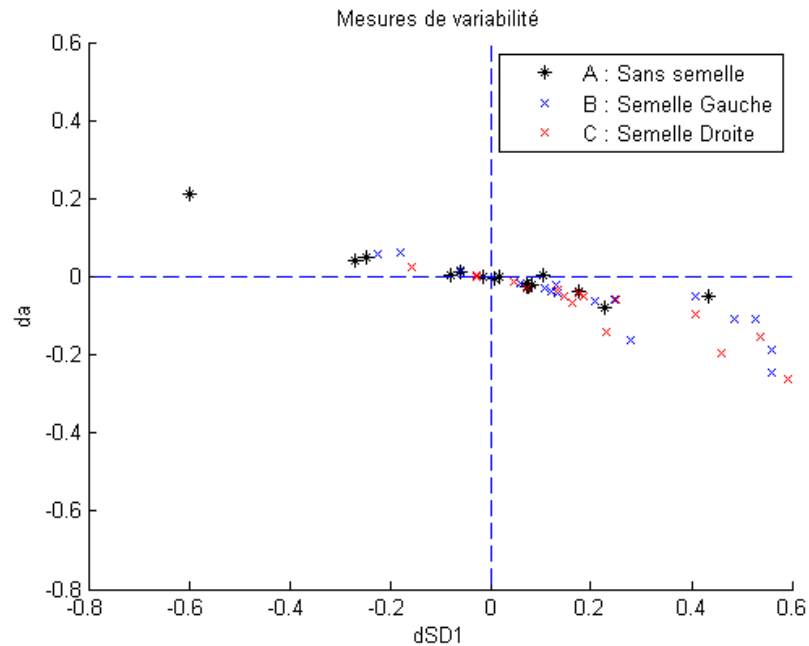


Figure 5.2 – Graphes montrant les mesures de variabilité $dSD1$ et da pour les trois groupes (A : sans semelle, B : semelle à gauche et C : semelle à droite.)

Asymétrie pour un même sujet

D’après le Tableau 5.I, le test t de Student apparié indique qu’il y a une différence significative pour $dSD1$ et da chez un même sujet entre le groupe A sans semelle vs les groupes B et C avec semelle ($p < 0.05$). Cela traduit bien la tendance qui apparaît visuellement. Pour $dSD2$, il n’y pas de différence significative du côté droit.

	B	C
<i>A</i>	$dSD1$ $p < 0.05$	$p < 0.05$
	$dSD2$ $p < 0.01$	$p > 0.05$
	da $p < 0.05$	$p < 0.05$

Tableau 5.I – P-value pour le test t de Student apparié pour groupe A vs groupes B et C.

Asymétrie entre les groupes

D’après le Tableau 5.II, le test t de Student à deux échantillons indique qu’il y a une différence significative pour $dSD1$, $dSD2$ et da entre les sujets du groupe A sans semelle

vs les groupes B et C avec semelle.

		B	C
A	<i>dSD1</i>	$p < 0.01$	$p < 0.01$
	<i>dSD2</i>	$p < 0.01$	$p < 0.05$
	<i>da</i>	$p < 0.01$	$p < 0.01$

Tableau 5.II – P-value pour le test t de Student à 2 échantillons pour groupe A vs groupes B et C.

Le test a été réalisé sur l'ensemble des groupes. Comme ce sont les mêmes sujets pour les trois groupes, il aurait été plus pertinent de comparer des sous-groupes de telle sorte que cela ne soit pas les mêmes sujets d'un groupe à l'autre (éviter l'appariement). Le problème est qu'à cause de la présence de cas mal évalués (qui ont en fait une asymétrie naturelle, voir sous-section suivante), les résultats seraient également biaisés.

5.3.2 Étude de cas détaillée

Les cas sont seulement développés sur *dSD1* et *da* étant donné que *dSD2* donne de moins bons résultats.

Les résultats de la Figure 5.1 laissent penser que peut-être certains sujets n'ont naturellement pas une marche symétrique. De plus, [79] et [64], qui ont utilisé les mêmes données, ont mentionné le fait qu'après inspection visuelle, certains sujet présentent effectivement naturellement une marche non symétrique et que la semelle semble avoir pour effet d'améliorer la symétrie dans certains cas. Ce qui peut expliquer la présence des points qui semblent mal placés sur la Figure 5.1.

Comparaison de cas

Pour comparer les résultats obtenus, les cas mentionnés par [64] en exemple sont représentés.

D'après la Figure 5.3, les sujets 9 et 15 présentent bien une augmentation de *dSD1* et une diminution de *da* lorsque la semelle est placée sous le pied comme attendu. Par contre, le sujet 5 est mal évalué pour le côté droit. Dans [64], les sujets 5 et 15 sont men-

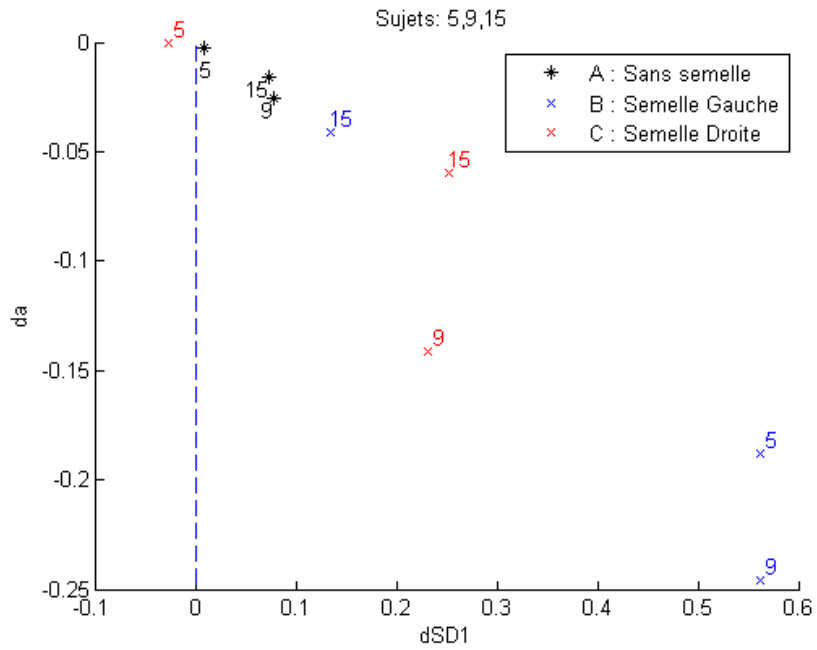


Figure 5.3 – Graphes montrant les mesures de variabilité $dSD1$ et da pour les trois groupes (A : sans semelle, B : semelle à gauche et C : semelle à droite) dans le cas des sujets 5, 9 et 15.

tionnés comme ceux donnant les meilleurs résultats tandis que le sujet 9 est mentionné comme le pire cas. Dans notre cas, c'est plutôt le sujet 5 qui est mal évalué pour un côté.

Cas mal évalués

La Figure 5.1 met en évidence la présence de points qui pourraient être considérés comme des valeurs aberrantes. Ces cas sont étudiés plus en détail dans la partie qui suit.

En fonction de $dSD1$ et da La Figure 5.4 présente les résultats obtenus avec $dSD1$ sur les 17 sujets pour les trois groupes (A : sans semelle, B : semelle à gauche et C : semelle à droite). Un cas est considéré comme mal évalué si $dSD1$ diminue lorsque la semelle est présente. Les cas 4, 5, 7, 12 et 14 sont mal évalués.

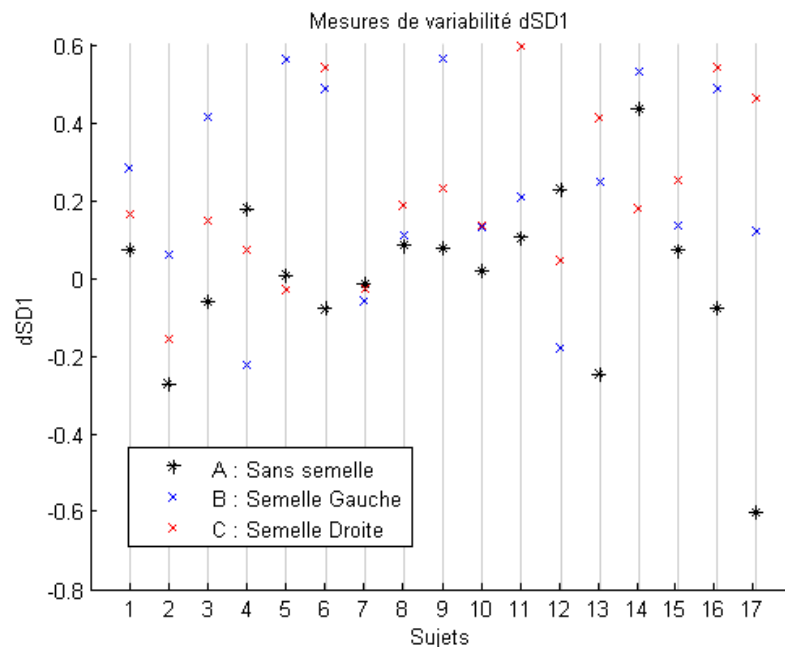


Figure 5.4 – Variabilité de $dSD1$ pour les trois groupes (A : sans semelle, B : semelle à gauche et C : semelle à droite) sur les 17 sujets.

La Figure 5.5 présente les résultats obtenus avec da sur les 17 sujets pour les trois groupes (A : sans semelle, B : semelle à gauche et C : semelle à droite). Un cas est considéré comme mal évalué si da augmente lorsque la semelle est présente. Les cas 4, 5, 7, 12 et 14 sont mal évalués.

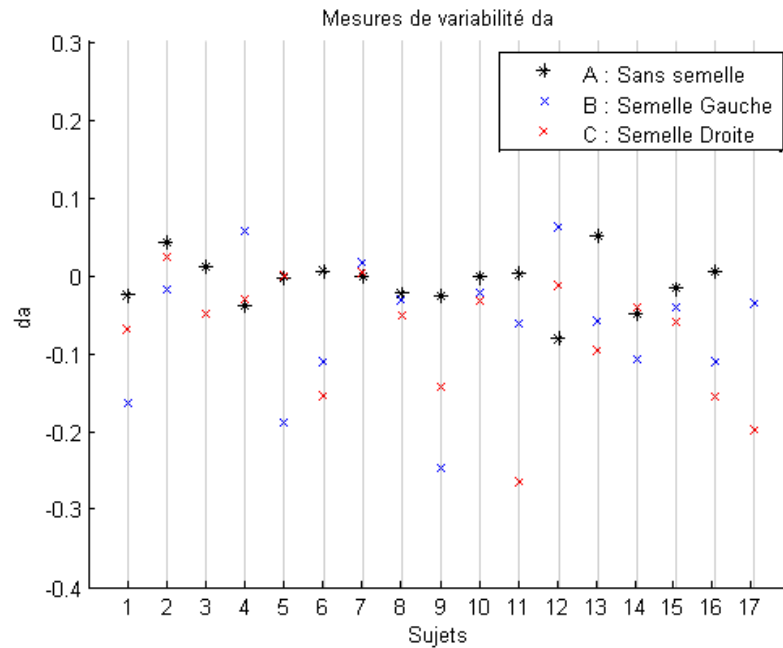


Figure 5.5 – Variabilité de da pour les trois groupes (A : sans semelle, B : semelle à gauche et C : semelle à droite) sur les 17 sujets.

Tous les cas qui sont mal évalués le sont à la fois pour $dSD1$ et pour da . Ce qui n'est pas surprenant puisque les deux mesures sont antagonistes et complémentaires.

La Figure 5.6 montre $dSD1$ et da pour les sujets 4, 5, 7, 12 et 14. Parmi les sujets mal évalués, deux cas de figures peuvent être distingués :

1. Sujets 5 et 7 : présentent naturellement peu de variabilité et l'introduction de la semelle n'entraîne qu'une faible augmentation de la variabilité sauf pour le côté gauche du sujet 5. L'inspection visuelle montre que ces deux sujets ont une légère asymétrie au niveau des bras. Sujet 5 : l'ajout de la semelle du côté gauche améliore la symétrie des bras mais introduit une irrégularité plus marquée du rythme de la marche. Pour le côté droit, l'asymétrie des bras augmente. Sujet 7 : il y a peu de différences visibles à l'oeil nu.
2. Sujets 4, 12 et 14 : présentent naturellement une variabilité plus élevée de la durée du cycle de la marche. La semelle a pour effet de faire diminuer la variabilité d'un côté et de la faire augmenter de l'autre côté. L'augmentation de la variabilité peut

être en amplitude (sujets 4 et 12) ou en durée (sujet 14). Une inspection visuelle révèle que ces trois sujets ont un mouvement des épaules asymétrique qui entraîne une irrégularité naturelle du rythme de la marche.

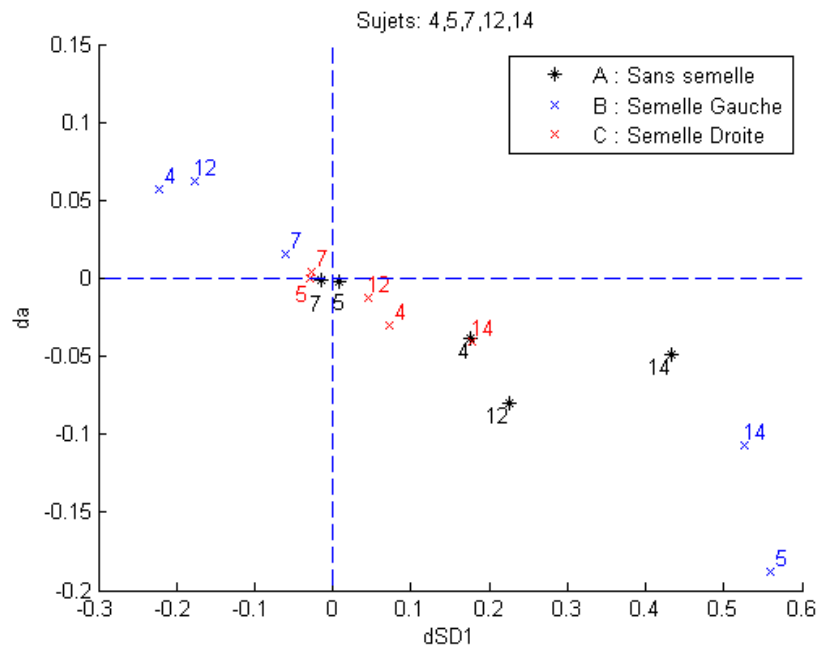


Figure 5.6 – Mesures $dSD1$ et da pour les trois groupes (A : sans semelle, B : semelle à gauche et C : semelle à droite) sur les sujets 4, 5, 7, 12 et 14.

Variabilité naturelle en amplitude Les critères pour les cas mal évalués ont été choisis par rapport à la tendance générale observée. A savoir une augmentation de $dSD1$ et une diminution de da lorsque la semelle est introduite. Cependant, il est intéressant de s'attarder sur les sujets ayant naturellement une variabilité en amplitude élevée ($dSD1 < 0$ et $da > 0$, voir Figure 4.11). C'est le cas des sujets 2, 13 et 17 (Figure 5.7). L'inspection visuelle montre que ces trois sujets ont une asymétrie importante au niveau des bras. Ce qui explique la variabilité d'amplitude plus élevée. De plus, les résultats montrent que l'ajout de la semelle fait augmenter la variabilité de la durée (en accord avec la tendance générale). Cela laisse aussi penser que la variabilité en amplitude est moins importante

que la variabilité en durée lorsque la semelle est présente. Visuellement, l'asymétrie des bras diminue pour un côté et augmente pour l'autre côté.

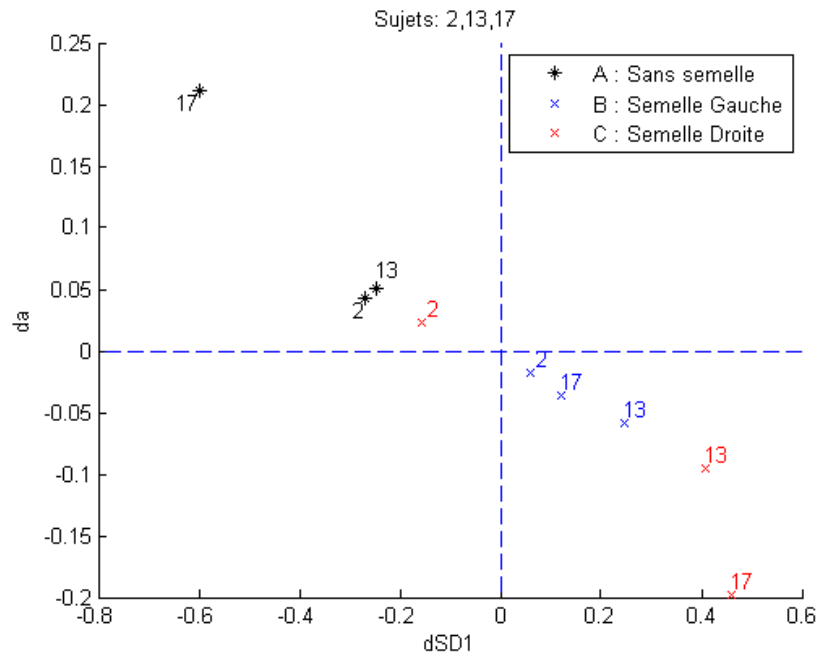


Figure 5.7 – Mesures $dSD1$ et da pour les trois groupes (A : sans semelle, B : semelle à gauche et C : semelle à droite) sur les sujets 2, 13 et 17.

5.3.3 Interprétation

Les résultats montrent que les mesures de variabilité $dSD1$ et da permettent de discriminer de façon statistiquement significative le cas des sujets sans semelles vs le cas des sujets avec une semelle. Ce n'est pas le cas pour $dSD2$. Le fait que da donne de meilleurs résultats que $dSD2$ laisse penser que peut être la corrélation à long terme est trop sensible aux variations du cycle de la marche.

Asymétrie causée par la semelle

Les mesures de variabilité $dSD1$ et da permettent de repérer une augmentation de la variabilité du cycle de la marche soit en amplitude (le mouvement de la marche), soit

en durée (la vitesse de la marche). Pour rappel, la variabilité du cycle de la marche est étudiée à partir de la relation entre le cycle du pas et le cycle de marche complet. Le cycle du pas permet de comparer le pas gauche avec le pas droit tandis que le cycle complet permet de comparer le même côté d'un cycle à l'autre.

L'asymétrie introduite par la semelle est généralement caractérisée par une augmentation de $dSD1$ et une diminution de da . Ce qui correspond à une augmentation de la variabilité de la durée du cycle de la marche. Quelques cas se traduisent par une diminution de $dSD1$ et une augmentation de da . C'est-à-dire une augmentation de la variabilité de l'amplitude du cycle de la marche. Ce qui confirme l'hypothèse que la variabilité du cycle de la marche augmente lorsqu'il y a une asymétrie.

Asymétrie naturelle

Cependant, certains sujets semblent mal évalués par les mesures de variabilité. Une inspection visuelle des cas problématiques a révélé que les sujets a priori mal évalués présentent en fait naturellement un mouvement asymétrique plus ou moins prononcé dans leur démarche (sans semelle). Ce problème de sujets n'ayant naturellement pas une marche symétrique a déjà été soulevé dans [79] et [64]. Les résultats sont donc cohérents avec les études précédemment faites sur la même base de données.

Une partie de ces sujets ont naturellement une variabilité plus élevée et l'ajout de la semelle a pour effet de la faire diminuer d'un côté et de la faire augmenter de l'autre. L'augmentation de la variabilité peut être en amplitude ou en durée.

Pour l'autre partie, les sujets ont naturellement une faible variabilité assimilable à celle des sujets ayant naturellement une marche symétrique. Ils ont cependant visuellement une légère asymétrie au niveau des bras et l'introduction de la semelle n'entraîne qu'une faible augmentation de la variabilité.

Les différents effets entraînés par la semelle : augmentation, diminution ou faible changement de la variabilité dépendent probablement du mécanisme de compensation de chaque sujet. Ce qui est certain, c'est que chaque sujet à sa façon de compenser l'effet produit par la semelle.

Asymétrie en générale

L'asymétrie causée par la semelle et l'asymétrie naturelle sont généralement caractérisées par une augmentation de la variabilité du cycle de la marche en durée. C'est l'effet de boitement entraîné par la semelle qui est ainsi quantifié. La variabilité peut cependant être influencée de plusieurs façons par l'asymétrie. Ce qui indique que le mécanisme de compensation est différent selon les sujets. Certains sujets compensent plutôt en modifiant le rythme de leur marche, d'autres compensent plutôt en modifiant l'amplitude de leur mouvement. Et cela peut également varier pour un même sujet en fonction du côté.

CHAPITRE 6

CONCLUSION

L'objectif de ce projet a été de développer de nouveaux index pour mesurer le degré d'asymétrie de la marche d'une personne. L'approche utilisée est basée sur l'application de Poincaré, une méthode graphique d'analyse non linéaire. L'hypothèse est que la variabilité du système de la marche est plus importante lorsqu'une asymétrie est présente.

Afin de quantifier l'application de Poincaré, trois descripteurs ont été utilisés : $SD1$, $SD2$ et a . Ils sont respectivement associés à la corrélation à court terme, la corrélation à long terme et à la corrélation linéaire du signal considéré. Pour évaluer la variabilité de la marche, les descripteurs de Poincaré ont été calculés pour deux instants significatifs du cycle de la marche : un délai correspondant à un pas et à un cycle complet de la marche. Le lien entre ces deux instants clés du cycle de la marche a été quantifié à l'aide de trois mesures de variabilité $dSD1$, $dSD2$ et da , toutes les trois obtenues à partir des descripteurs de Poincaré.

Ces mesures de variabilité ont ensuite été calculées pour 17 sujets dont la marche a été enregistrée dans différentes conditions : sans semelle (groupe A), semelle à gauche (groupe B) et semelle à droite (groupe C). Les résultats indiquent que le groupe A vs les groupes B et C sont significativement discriminés par $dSD1$ et da ($p < 0.05$) pour un test t de Student apparié. $dSD2$ ne permet pas de discriminer significativement les deux côtés.

Une analyse plus approfondie des sujets mal évalués par notre méthode montre que ceux-ci présentent en fait naturellement une asymétrie plus ou moins prononcée de la marche. Il serait opportun de définir un seuil de variabilité à partir duquel le cas est considéré comme présentant une marche asymétrique. En effet, la plupart des sujets mal évalués ont naturellement une variabilité plus élevée que les autres (cas sans semelle). Lorsque la semelle est introduite, la variabilité diminue pour un côté et augmente pour l'autre côté. L'hypothèse que l'asymétrie naturelle est corrigée par la semelle lorsque la variabilité diminue d'un côté semble plausible.

L'asymétrie causée par la semelle et l'asymétrie naturelle sont généralement caractérisées par une augmentation de la variabilité du cycle de la marche en durée. La variabilité peut cependant être influencée de plusieurs façons par l'asymétrie. Cela indique que le mécanisme de compensation est différent selon les sujets. Certains sujets compensent plutôt en modifiant le rythme de leur marche, d'autres compensent en modifiant l'amplitude de leur mouvement. Et cela peut également varier pour un même sujet en fonction du côté.

La méthode proposée aurait pu être appliquée uniquement au niveau des jambes pour voir si $dSD1$ et da peuvent détecter l'asymétrie du mouvement des jambes. Nous avons fait le choix de travailler à partir de la silhouette complète pour augmenter nos chances d'avoir une projection pertinente du mécanisme de compensation. L'augmentation de la variabilité et donc de l'asymétrie a été mise en évidence de façon générale. Cela ne donne cependant pas d'informations précises concernant la localisation de l'asymétrie.

Notre méthode évalue l'asymétrie à partir de la variabilité de la dynamique du cycle de la marche alors que les travaux précédents réalisés à partir de ces mêmes données ont évalué l'asymétrie spatiale de la profondeur. La première donne des informations sur le mécanisme de compensation du sujet de façon générale. Ce qui est reflété entre autres par le degré d'asymétrie de la marche. La dernière permet de localiser plus précisément les parties du corps pour lesquelles un traitement doit être appliqué afin de corriger l'asymétrie et de rendre la marche plus confortable.

Le choix d'utiliser une carte de profondeur obtenue à partir d'une vue de face a été fait pour plusieurs raisons. D'une part, les données disponibles durant ce projet étaient des cartes de profondeur avec vue de face. D'autre part, même si la possibilité d'obtenir directement une carte de profondeur avec vue de haut existe, ce n'est pas un choix judicieux. En effet, la qualité des cartes de profondeurs obtenues avec la Kinect (version 1) est faible pour les contours de la silhouette. Pour une vue de haut, la surface de la silhouette étant plus petite que pour la vue de face, le bruit des contours dégrade encore plus la qualité de l'enregistrement et mène à l'obtention d'une précision de mesure inférieure à celle obtenue avec une vue de face.

Les maîtres mots de ce projet ont été simplicité et précision et les contributions ap-

portées sont multiples :

- Choix d'un point de vue pertinent (vue de haut) permettant d'étudier le mécanisme de compensation.
- Utilisation de l'application de Poincaré pour étudier la variabilité de la marche à travers le cycle du pas et le cycle complet de la marche.
- Mesures permettant de déterminer le type de variabilité : amplitude ou durée du cycle de la marche afin de mettre en évidence différents types de mécanisme de compensation.

Pour des futurs travaux, il serait intéressant d'étudier le lien potentiel existant entre les mesures de variabilité $dSD1$ et da et le mécanisme de compensation plus en détail. A savoir, localiser avec précision les parties où l'effet de compensation est visible et étudier le lien entre la compensation locale et la compensation globale. Il est probable que l'ampleur de l'asymétrie, en fonction du nombre de parties du corps qu'elle implique, puisse être corrélée avec la performance du mécanisme de compensation du sujet. Aussi, notre méthode pourrait être appliquée sur la moitié supérieure (tronc et bras) et inférieure (bassin et jambes) de la silhouette pour voir s'il y a une corrélation de la variabilité. Une autre piste serait de simuler dans un premier temps différents types d'asymétries avec un modèle 3D à l'aide d'un logiciel tel que Blender pour voir si $dSD1$ et da permettent de les distinguer. Dans un second temps, la même étude serait réalisée sur des sujets réels avec différents types d'asymétries annotés par des spécialistes de la marche. Placer une semelle de 5 cm sous l'un des pieds simule seulement un cas particulier d'asymétrie. Il y a fort à parier que la variabilité est plus importante ou du moins différente pour des sujets ayant réellement une asymétrie de la marche.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Gait analysis. <http://me.queensu.ca/People/Deluzio/Gait.html>. [Online ; accessed 19-May-2015].
- [2] The gait during ambulation. <http://www.pt.ntu.edu.tw/hmchai/kines04/kinapplication/gait.htm>. [Online ; accessed 19-May-2015].
- [3] Jake K Aggarwal et Quin Cai. Human motion analysis : A review. *Computer vision and image understanding*, 73(3):428–440, 1999.
- [4] Anne F Ambrose, Mohan L Noone, VG Pradeep, Beena Johnson, KA Salam et Joe Verghese. Gait and cognition in older adults : Insights from the bronx and kerala. *Annals of Indian Academy of Neurology*, 13(Suppl2):S99, 2010.
- [5] Cesare Angeloni, Patrick O Riley et David E Krebs. Frequency content of whole body gait kinematic data. *Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, 2(1): 40–46, 1994.
- [6] Bernard Auvinet, Gilles Berrut, Claude Touzard, Laurent Moutel, Nadine Collet, Denis Chaleil et Eric Barrey. Reference data for normal subjects obtained with an accelerometric device. *Gait & posture*, 16(2):124–134, 2002.
- [7] Edouard Auvinet, Franck Multon et Jean Meunier. Gait analysis with multiple depth cameras. Dans *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE*, pages 6265–6268. IEEE, 2011.
- [8] Edouard Auvinet, Franck Multon et Jean Meunier. Lower limb movement asymmetry measurement with a depth camera. Dans *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2012 Annual International Conference of the IEEE*, pages 6793–6796. IEEE, 2012.
- [9] Rezaul Begg, Marimuthu Palaniswami, Brendan Owen, S Taylor et L Dell’Oro. Mfc histogram and poincare plot images for automated gait detection. Dans *In-*

- telligent Sensing and Information Processing, 2004. Proceedings of International Conference on*, pages 368–372. IEEE, 2004.
- [10] Rezaul K Begg, Marimuthu Palaniswami et Brendan Owen. Support vector machines for automated gait classification. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 52(5):828–838, 2005.
- [11] A Bel, W Reartes et A Torresi. Global study of the simple pendulum by the homotopy analysis method. *European Journal of Physics*, 33(2):231, 2012.
- [12] W Berger, J Quintern et V Dietz. Stance and gait perturbations in children : developmental aspects of compensatory mechanisms. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 61(5):385–395, 1985.
- [13] Nikolaj A Bernstein. The co-ordination and regulation of movements. 1967.
- [14] Michael Brennan, Marimuthu Palaniswami et Peter Kamen. Do existing measures of poincare plot geometry reflect nonlinear features of heart rate variability ? *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 48(11):1342–1347, 2001.
- [15] Arnaud Brignol, Tarik Al-Ani et Xavier Drouot. Phase space and power spectral approaches for eeg-based automatic sleep–wake classification in humans : A comparative study using short and standard epoch lengths. *Computer methods and programs in biomedicine*, 109(3):227–238, 2013.
- [16] Ugo H Buzzi, Nicholas Stergiou, Max J Kurz, Patricia A Hageman et Jack Heidel. Nonlinear dynamics indicates aging affects variability during gait. *Clinical Biomechanics*, 18(5):435–443, 2003.
- [17] Statistics Canada. Projections démographiques pour le canada, les provinces et les territoires : 2009 à 2036. <http://www.statcan.gc.ca/pub/91-520-x/91-520-x2010001-fra.pdf>, 2010. [Online ; accessed 19-May-2015].
- [18] Victor Castaneda et Nassir Navab. Time-of-flight and kinect imaging. *Kinect Programming for Computer Vision*, 2011.

- [19] E Charkaluk, M Bigerelle et A Iost. Fractals and fracture. *Engineering Fracture Mechanics*, 61(1):119–139, 1998.
- [20] Stefano Corazza, Lars Muendermann, AM Chaudhari, T Demattio, Claudio Cobelli et Thomas P Andriacchi. A markerless motion capture system to study musculoskeletal biomechanics : visual hull and simulated annealing approach. *Annals of biomedical engineering*, 34(6):1019–1029, 2006.
- [21] Stefano Corazza, Lars Mundermann et Tom Andriacchi. A framework for the functional identification of joint centers using markerless motion capture, validation for the hip joint. *Journal of biomechanics*, 40(15):3510–3515, 2007.
- [22] Stefano Corazza, Lars Mündermann, Emiliano Gambaretto, Giancarlo Ferrigno et Thomas P Andriacchi. Markerless motion capture through visual hull, articulated icp and subject specific model generation. *International journal of computer vision*, 87(1-2):156–169, 2010.
- [23] Madalena Costa, C-K Peng, Ary L Goldberger et Jeffrey M Hausdorff. Multiscale entropy analysis of human gait dynamics. *Physica A : Statistical Mechanics and its applications*, 330(1):53–60, 2003.
- [24] Jane Courtney et Annraoi M De Paor. A monocular marker-free gait measurement system. *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, 18(4):453–460, 2010.
- [25] Rebecca Craik. *Gait analysis : theory and application*. Mosby Incorporated, 1995.
- [26] Creaform. Creaform 3d body digitizer mega capturo. <http://www.senztech.cc/UploadFiles/20121220122320.pdf>. [Online ; accessed 17-June-2015].
- [27] Armel Cretual, Kristell Bervet et Laurent Ballaz. Gillette gait index in adults. *Gait & posture*, 32(3):307–310, 2010.

- [28] David Cunado, Jason M Nash, Mark S Nixon et John N Carter. Gait extraction and description by evidence-gathering. IAPR, 1999.
- [29] Agence de la santé publique du Canada. Chute chez les aînés au canada : Deuxième rapport. http://www.phac-aspc.gc.ca/seniors-aines/publications/public/injury-blessure/seniors_falls-chutes_aines/index-fra.php, 2014. [Online; accessed 19-May-2015].
- [30] Gériatrie du CHUM. Les troubles d'équilibre et les chutes. http://chumgeriatrie.org/CHUM_Geriatrie/Informations_pour_le_public_-_Chute.html. [Online; accessed 19-May-2015].
- [31] Jean-Pierre Eckmann, S Oliffson Kamphorst et David Ruelle. Recurrence plots of dynamical systems. *Europhys. Lett*, 4(9):973–977, 1987.
- [32] Gregory M Engel et Lynn T Staheli. The natural history of torsion and other factors influencing gait in childhood : A study of the angle of gait, tibial torsion, knee angle, hip rotation, and development of the arch in normal children. *Clinical orthopaedics and related research*, 99:12–17, 1974.
- [33] Oliver Findling, Johann Sellner, Niklaus Meier, John HJ Allum, Dominique Vibert, Carmen Lienert et Heinrich P Mattle. Trunk sway in mildly disabled multiple sclerosis patients with and without balance impairment. *Experimental brain research*, 213(4):363–370, 2011.
- [34] A Gabell et USL Nayak. The effect of age on variability in gait. *Journal of Gerontology*, 39(6):662–666, 1984.
- [35] Dariu M Gavrilă. The visual analysis of human movement : A survey. *Computer vision and image understanding*, 73(1):82–98, 1999.
- [36] Jean-Pierre Gibeault et P Eng. Fast and radiation-free technology for spine and pelvis analysis. *Biometrix Medica*, 2008.

- [37] Michela Goffredo, Richard D Seely, John N Carter et Mark S Nixon. Markerless view independent gait analysis with self-camera calibration. Dans *Automatic Face & Gesture Recognition, 2008. FG'08. 8th IEEE International Conference on*, pages 1–6. IEEE, 2008.
- [38] Burke Gurney. Leg length discrepancy. *Gait & posture*, 15(2):195–206, 2002.
- [39] Patricia A Hageman et Daniel J Blanke. Comparison of gait of young women and elderly women. *Physical Therapy*, 66(9):1382–1387, 1986.
- [40] Richard Hardstone, Simon-Shlomo Poil, Giuseppina Schiavone, Rick Jansen, Vadim V Nikulin, Huibert D. Mansvelder et Klaus Linkenkaer-Hansen. Detrended fluctuation analysis : A scale-free view on neuronal oscillations. *Frontiers in Physiology*, 3(450), 2012. ISSN 1664-042X. URL http://www.frontiersin.org/fractal_physiology/10.3389/fphys.2012.00450/abstract.
- [41] Jeffrey M Hausdorff, Apinya Lertratanakul, Merit E Cudkowicz, Amie L Peterson, David Kaliton et Ary L Goldberger. Dynamic markers of altered gait rhythm in amyotrophic lateral sclerosis. *Journal of applied physiology*, 88(6):2045–2053, 2000.
- [42] Jeffrey M Hausdorff, Susan L Mitchell, Renee Firtion, Chung-Kang Peng, Merit E Cudkowicz, Jeanne Y Wei et Ary L Goldberger. Altered fractal dynamics of gait : reduced stride-interval correlations with aging and huntington’s disease. *Journal of applied physiology*, 82(1):262–269, 1997.
- [43] Jeffrey M Hausdorff, CK Peng, ZVI Ladin, Jeanne Y Wei et Ary L Goldberger. Is walking a random walk ? evidence for long-range correlations in stride interval of human gait. *Journal of Applied Physiology*, 78(1):349–358, 1995.
- [44] Elizabeth T Hsiao-Wecksler, John D Polk, Karl S Rosengren, Jacob J Sosnoff et Sungjin Hong. A review of new analytic techniques for quantifying symmetry in locomotion. *Symmetry*, 2(2):1135–1155, 2010.

- [45] Yildirim Hurmuzlu, Cagatay Basdogan et James J Carollo. Presenting joint kinematics of human locomotion using phase plane portraits and poincare maps. *Journal of Biomechanics*, 27(12):1495–1499, 1994.
- [46] Espen Alexander Fürst Ihlen. Introduction to multifractal wavelet and detrended fluctuation analyses. *Frontiers in Physiology*, 3(141), 2012. URL http://www.frontiersin.org/fractal_physiology/10.3389/fphys.2012.00141/abstract.
- [47] Frédéric Jean, Alexandra Branzan Albu et Robert Bergevin. Towards view-invariant gait modeling : Computing view-normalized body part trajectories. *Pattern Recognition*, 42(11):2936–2949, 2009.
- [48] Rasmus R Jensen, Rasmus R Paulsen et Rasmus Larsen. Analysis of gait using a treadmill and a time-of-flight camera. Dans *Dynamic 3D Imaging*, pages 154–166. Springer, 2009.
- [49] Peter Walter Kamen, Henry Krum et Andrew Maxwell Tonkin. Poincare plot of heart rate variability allows quantitative display of parasympathetic nervous activity in humans. *Clinical science*, 91(2):201–208, 1996.
- [50] PW Kamen et AM Tonkin. Application of the poincaré plot to heart rate variability : a new measure of functional status in heart failure. *Australian and New Zealand journal of medicine*, 25(1):18–26, 1995.
- [51] Chung kang Peng, Jeffrey M. Hausdorff et Ary L. Goldberger. Fractal mechanisms in neuronal control : human heartbeat and gait dynamics in health and disease. Dans Jan Walleczek, éditeur, *Self-Organized Biological Dynamics and Nonlinear Control*, pages 66–96. Cambridge University Press, 2000. ISBN 9780511535338. URL <http://dx.doi.org/10.1017/CBO9780511535338.006>. Cambridge Books Online.
- [52] Ahsan H Khandoker, Marimuthu Palaniswami et Rezaul K Begg. A comparative study on approximate entropy measure and poincare plot indexes of minimum foot

- clearance variability in the elderly during walking. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 5(1):4, 2008.
- [53] Kourosh Khoshelham et Sander Oude Elberink. Accuracy and resolution of kinect depth data for indoor mapping applications. *Sensors*, 12(2):1437–1454, 2012.
- [54] Andreas Kolb, Erhardt Barth, Reinhard Koch et Rasmus Larsen. Time-of-flight cameras in computer graphics. Dans *Computer Graphics Forum*, volume 29, pages 141–159. Wiley Online Library, 2010.
- [55] Cheng-Deng Kuo, Gau-Yang Chen, Yia-Yi Wang, Ming-Jung Hung et Jen-Lin Yang. Characterization and quantification of the return map of rr intervals by pearson coefficient in patients with acute myocardial infarction. *Autonomic Neuroscience*, 105(2):145–152, 2003.
- [56] David Levine, Jim Richards et Michael W Whittle. *Whittle's gait analysis*. Elsevier Health Sciences, 2012.
- [57] Stephen R Lord, John A Ward, Philippa Williams et Kaarin J Anstey. An epidemiological study of falls in older community-dwelling women : the randwick falls and fractures study. *Australian journal of public health*, 17(3):240–245, 1993.
- [58] Janice Kaye Loudon, Marcie Swift et Stephania Bell. *The clinical orthopedic assessment guide*. Human Kinetics, 2008.
- [59] G Malanga et JA DeLisa. Clinical observation. *Gait analysis in the science of rehabilitation*, pages 1–10, 1998.
- [60] Benoit B Mandelbrot. *The fractal geometry of nature*, volume 173. Macmillan, 1983.
- [61] Franck Marzani, Elodie Calais et Louis Legrand. A 3-d marker-free system for the analysis of movement disabilities-an application to the legs. *Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on*, 5(1):18–26, 2001.

- [62] Thomas B Moeslund et Erik Granum. A survey of computer vision-based human motion capture. *Computer vision and image understanding*, 81(3):231–268, 2001.
- [63] Thomas B Moeslund, Adrian Hilton et Volker Krüger. A survey of advances in vision-based human motion capture and analysis. *Computer vision and image understanding*, 104(2):90–126, 2006.
- [64] Antoine Moevus, Max Mignotte, JA de Guise et Jean Meunier. Evaluating perceptual maps of asymmetries for gait symmetry quantification and pathology detection. Dans *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2014 36th Annual International Conference of the IEEE*, pages 3317–3320. IEEE, 2014.
- [65] Jun Morimoto, Jun Nakanishi, Gen Endo, Gordon Cheng, Christopher G Atkeson et Garth Zeglin. Poincare-map-based reinforcement learning for biped walking. Dans *Robotics and Automation, 2005. ICRA 2005. Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on*, pages 2381–2386. IEEE, 2005.
- [66] Laurent Mourot, Malika Bouhaddi, Stéphane Perrey, Jean-Denis Rouillon et Jacques Regnard. Quantitative poincare plot analysis of heart rate variability : effect of endurance training. *European journal of applied physiology*, 91(1):79–87, 2004.
- [67] Annegret Mündermann, Chris O Dyrby et Thomas P Andriacchi. Secondary gait changes in patients with medial compartment knee osteoarthritis : increased load at the ankle, knee, and hip during walking. *Arthritis & Rheumatism*, 52(9):2835–2844, 2005.
- [68] Lars Mundermann, Stefano Corazza, Ajit M Chaudhari, Eugene J Alexander et Thomas P Andriacchi. Most favorable camera configuration for a shape-from-silhouette markerless motion capture system for biomechanical analysis. Dans *Electronic Imaging 2005*, pages 278–287. International Society for Optics and Photonics, 2005.

- [69] Lars Mundermann, Annegret Mundermann, Ajit M Chaudhari et Thomas P Andriacchi. Conditions that influence the accuracy of anthropometric parameter estimation for human body segments using shape-from-silhouette. Dans *Electronic Imaging 2005*, pages 268–277. International Society for Optics and Photonics, 2005.
- [70] M Pat Murray. Gait as a total pattern of movement : Including a bibliography on gait. *American Journal of Physical Medicine & Rehabilitation*, 46(1):290–333, 1967.
- [71] David D Nolte. The tangled tale of phase space. *Physics today*, 2010.
- [72] A Ro Osborne et A Provenzale. Finite correlation dimension for stochastic systems with power-law spectra. *Physica D : Nonlinear Phenomena*, 35(3):357–381, 1989.
- [73] C-K Peng, Shlomo Havlin, H Eugene Stanley et Ary L Goldberger. Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series. *Chaos : An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 5(1):82–87, 1995.
- [74] Michael Peters. Footedness : asymmetries in foot preference and skill and neuropsychological assessment of foot movement. *Psychological Bulletin*, 103(2):179, 1988.
- [75] François Prince, Hélène Corriveau, Réjean Hébert et David A Winter. Gait in the elderly. *Gait & Posture*, 5(2):128–135, 1997.
- [76] DC Reid et B Smith. Leg length inequality : a review of etiology and management. *Physiotherapy Canada*, 36(4):177–182, 1984.
- [77] F Riva, MJP Toebe, M Pijnappels, R Stagni et JH van Dieën. Estimating fall risk with inertial sensors using gait stability measures that do not require step detection. *Gait & posture*, 38(2):170–174, 2013.

- [78] ROS.org. Technical description of kinect calibration. http://wiki.ros.org/kinect_calibration/technical, 2012. [Online; accessed 19-May-2015].
- [79] Caroline Rougier, Edouard Auvinet, Jean Meunier, Max Mignotte, Jacques De Guise et al. Depth energy image for gait symmetry quantification. Dans *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE*, pages 5136–5139. IEEE, 2011.
- [80] Laurence Z Rubenstein. Falls in older people : epidemiology, risk factors and strategies for prevention. *Age and ageing*, 35(suppl 2):ii37–ii41, 2006.
- [81] Heydar Sadeghi. Dynamic stability and propulsion during gait of the healthy elderly and young subjects using three dimensional kinetic data. *World Journal of Sport Sciences*, 5(3):205–215, 2011.
- [82] Heydar Sadeghi, Paul Allard, François Prince et Hubert Labelle. Symmetry and limb dominance in able-bodied gait : a review. *Gait & posture*, 12(1):34–45, 2000.
- [83] Jamie Shotton, Toby Sharp, Alex Kipman, Andrew Fitzgibbon, Mark Finocchio, Andrew Blake, Mat Cook et Richard Moore. Real-time human pose recognition in parts from single depth images. *Communications of the ACM*, 56(1):116–124, 2013.
- [84] Henrik Sjöström, John HJ Allum, Mark G Carpenter, Allan L Adkin, Flurin Honnegger et Thierry Ettl. Trunk sway measures of postural stability during clinical balance tests in patients with chronic whiplash injury symptoms. *Spine*, 28(15):1725–1734, 2003.
- [85] Jan Smisek, Michal Jancosek et Tomas Pajdla. 3d with kinect. Dans *Consumer Depth Cameras for Computer Vision*, pages 3–25. Springer, 2013.
- [86] Elif Surer et Alper Kose. Methods and technologies for gait analysis. Dans *Computer Analysis of Human Behavior*, pages 105–123. Springer, 2011.

- [87] Floris Takens. *Detecting strange attractors in turbulence*. Springer, 1981.
- [88] MT Turvey, RC Schmidt et PJ Beek. Fluctuations in interlimb rhythmic coordination. *Variability and motor control*, pages 381–411, 1993.
- [89] M Walsh, P Connolly, A Jenkinson et T O’Brien. Leg length discrepancy—an experimental study of compensatory changes in three dimensions using gait analysis. *Gait & posture*, 12(2):156–161, 2000.
- [90] Charles L Webber Jr et Joseph P Zbilut. Recurrence quantification analysis of nonlinear dynamical systems. *Tutorials in contemporary nonlinear methods for the behavioral sciences*, pages 26–94, 2005.
- [91] Garnett P Williams. *Chaos theory tamed*. Joseph Henry Press, 1997.
- [92] David A Winter, Aftab E Patla, James S Frank et Sharon E Walt. Biomechanical walking pattern changes in the fit and healthy elderly. *Physical therapy*, 70(6): 340–347, 1990.
- [93] Leslie Wolfson, Robert Whipple, Paula Amerman et Jonathan N Tobin. Gait assessment in the elderly : a gait abnormality rating scale and its relation to falls. *Journal of gerontology*, 45(1):M12–M19, 1990.
- [94] Lai-Sang Young. Entropy, lyapunov exponents, and hausdorff dimension in differentiable dynamical systems. *IEEE transactions on circuits and systems*, 30(8): 599–607, 1983.
- [95] Li Zhang, Brian Curless et Steven M Seitz. Rapid shape acquisition using color structured light and multi-pass dynamic programming. Dans *3D Data Processing Visualization and Transmission, 2002. Proceedings. First International Symposium on*, pages 24–36. IEEE, 2002.