



Title	RGBDセンサを用いた片麻痺歩行特徴抽出アルゴリズムの研究およびそれに基づく身体バランス能力の自動評価システムの開発
Author(s)	安川, 淳
Citation	大阪大学, 2024, 博士論文
Version Type	VoR
URL	<a href="https://doi.org/10.18910/96219">https://doi.org/10.18910/96219</a>
rights	
Note	

*The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA*

<https://ir.library.osaka-u.ac.jp/>

The University of Osaka

# 博士論文

RGBDセンサを用いた片麻痺歩行特徴  
抽出アルゴリズムの研究およびそれに基づく  
身体バランス能力の自動評価システムの開発

提出先 大阪大学 大学院情報科学研究科

提出年月 2024年1月

安川 淳

# 発表論文リスト

## 1. 原著論文

- M. Yasukawa, Y. Makihara, T. Hosoi, M. Kubo, Y. Yagi, “Gait Phase Partitioning and Footprint Detection using Mutually Constrained Piecewise Linear Approximation with Dynamic Programming,” IEICE Trans. on Information and Systems, Vol. E104-D, No. 11, pp. 1951-1962, Nov. 2021.
- 安川洵, 横原靖, 八児正次, 村形駿樹, 龍田佳一, 細井利憲, 久保雅洋, 八木康史. RGBD センサを用いた歩容解析に基づく脳卒中片麻痺患者のバランス能力評価システム. 電子情報通信学会論文誌 D 情報・システム, Vol. J106-D, No. 9, pp. 445–456, 09 2023.

## 2. 国内学会発表

- 安川洵, 横原靖, 細井利憲, 久保雅洋, 八木康史, 相互制約付き動的計画法による歩行位相分割, 2019年9月コンピュータビジョンとイメージメディア研究会, 岡山, Vol. 2019-CVIM-218, No. 17, pp. 1-8, Sep. 2019.
- 安川洵, 横原靖, 八児正次, 龍田佳一, 細井利憲, 久保雅洋, 八木康史, “RGBD センサを用いた歩容解析に基づく脳卒中片麻痺患者のバランス能力評価システム,” 第13回バイオメトリクスと認識・認証シンポジウム (SBRA 2023), 武蔵野, No. PS2-18, pp. 1, Nov. 2023.

# 要旨

バイオメカニクス分野における歩行運動解析の研究は、17世紀後半から始まるとされ、運動学や運動力学、身体重心特性など、様々な観点で進められている。解析技術の応用例としては、正常歩行と病的歩行の判別、医学的介入やリハビリテーション実施前後の患者の歩行状態の評価、下肢可動性回復のためのロボット機器の制御、アスリートの歩行動作のコーチング、日常生活中の動作認識・分類などがあり、医学やリハビリテーションに向けた応用が期待されている。

マーカベースや Inertial Measurement Unit (IMU) センサのモーションキャプチャに代表されるような装着式の計測・解析技術に比べ、画像センサを用いたマーカレスのモーションキャプチャ技術は、臨床現場での患者の身体的負担の軽減や、計測に要する準備時間の省力化などの観点から、実運用に適していると考えられている。さらに近年は距離センサが市場に安価に流通していることもあり、歩行中の全身運動を簡便に 3D 計測・解析できることから、同様のセンサを用いた歩行解析の研究が活発に進められている。同分野では、距離画像から人の骨格キーポイントを推定する学習済みのモデルを用いた、スケルトンベースの解析技術の研究が主流である。ただしこのような推定モデルは大量

の健常者の姿勢データを用いてモデルの学習を行っているため、脳卒中後片麻痺患者のように、非対称で、かつ重症度に応じてバリエーションに富んだ病的歩行を呈する場合の歩行解析では推定精度の低さが指摘されている。他方、距離画像を直接的に解析し、歩行特徴を抽出する解析技術の研究も進められている。しかし、このような技術をベースとした歩行周期の位相分割技術や足部の位置・姿勢の推定技術がなく、また歩行解析を通して患者の身体機能を評価するシステムが提案されていない。本論文では、上記二点の課題を解決するための、距離画像を直接的に解析することにより、脳卒中後片麻痺患者の歩行特徴を抽出する歩行解析技術を提案し、同患者を評価する上で重要な身体バランス評価スコアを歩行特徴から推定するシステムを開発した。

第一の研究では、距離画像を直接的に解析することで、脳卒中後片麻痺患者の左右非対称な歩行周期を複数の位相に分割し、従来のスケルトンベースの歩行解析技術よりも高精度に歩行特徴を抽出する技術を提案した。具体的には、足を一定速度で振り出せず、左右非対称な歩行などの病的な歩行に対応できるように、動的計画法を用いた相互制約付き区分線形近似による足部の位置系列から歩行位相を分割する手法を提案した。また、立脚相の床面上につま先のエッジを累積させることでフットプリントを検出する手法を提案し、従来手法よりも明瞭にフットプリントを検出することを確認した。最後に、4つの空間的／時間的な歩行パラメータ（单脚支持時間、両脚支持時間、つま先の角度、ステップ長）について従来技術との精度比較をするために、10名の健常者の歩行と片麻痺患者を模擬した歩行の2種類の歩行パターンを用いて、検証実験を行った。その結果、提案手法は健常者歩行では従来のスケルトンベース手法と

同等、また疑似片麻痺歩行では従来手法よりも空間/時間的歩行パラメータを高精度に推定できることを確認した。

第二の研究では、上記の提案手法をベースとして、脳卒中後片麻痺患者の身体バランス評価尺度である Berg Balance Scale (BBS) スコアを推定するシステムを開発した。またこのシステムの実用性を評価するため、スコアの推定精度と解析処理速度の検証を実施した。BBS は、指定する運動課題を患者に実施させ、その様子を臨床現場の専門家が観察し、合計 56 点満点で採点する評価尺度である。BBS は評価に 20 分もの時間がかかる点と評価者の主観が影響する点が課題である。本研究では、属人性を排した効率的なバランス能力評価実現のために、対象者の歩行計測のみで簡便かつ自動的に BBS を推定するシステムを開発した。まず 1 台の RGBD センサを用いて対象者の歩行を撮影し、見守り者がいる場合は、対象者と介助者の領域を分離した。次にステップ長、つま先向き、立脚時間、歩行速度など計 23 種類の特徴量を抽出した。最後に Lasso 回帰モデルを用いて BBS を推定した。実験では 94 件の脳卒中後片麻痺患者に対して専門家が評価した BBS スコアを真値とし、歩行動画を用いて提案手法で推定した BBS スコアとの誤差を評価した。BBS スコアの推定誤差は、平均絶対誤差  $4.97 \pm 4.31$  点で、従来手法より誤差が小さく、臨床的に許容可能な誤差範囲内であることを確認した。処理時間は見守り無しパタンで  $47 \pm 52$  s、見守り有りパタンで  $62 \pm 32$  s であり、従来の評価時間を短縮し、提案手法の有用性を示した。

本研究では、距離画像の直接的な解析手法を用いた片麻痺様歩行の解析技術を提案し、それをベースとして実際の脳卒中後片麻痺患者のバランス機能推定

システムを開発した。また見守り歩行レベル相当の患者の内、専門家間で評価結果がバラツキやすい得点層に対して、提案手法が有効な精度を有していることを明らかすることで、客観的な評価の実現に貢献した。一方で想定よりもBBSスコアが低い患者データが収集されたことにより、従来報告されている特徴量のみでは、低得点層のスコアを十分な精度で推定ができなかった。低得点層患者の画像データに基づき、体幹の姿勢・運動、上肢関節の角度・可動域、歩き始めの身体重心移動に関する特徴が見られたことから、これらの特徴を含めたより包括的な手法の可能性について将来展望にて論じた。

# 目次

要旨	ii
<b>第 1 章 はじめに</b>	1
1.1 本研究の背景 . . . . .	1
1.2 スケルトンベースの歩行解析手法 . . . . .	6
1.3 距離画像ベースの歩行解析手法 . . . . .	8
1.4 本研究の位置づけ . . . . .	11
<b>第 2 章 相互制約付き動的計画法を用いた</b>	
<b>区分線形近似による歩行位相分割とフットプリント検出</b>	13
2.1 関連研究 . . . . .	15
2.2 提案手法の概要 . . . . .	19
2.3 前処理 . . . . .	20
2.4 DP を用いた区分線形近似 [1] . . . . .	25
2.5 DP による相互制約付き区分線形近似 . . . . .	29
2.6 フットプリント検出 . . . . .	35

目次	vii
2.7 歩行特徴抽出	37
2.8 実験	38
2.9 結果	41
2.10 考察	42
2.11 小結	43
<b>第3章 RGBD センサを用いた歩容解析に     に基づく脳卒中後患者のバランス能力評価システム</b>	47
3.1 関連研究	51
3.2 片麻痺患者のバランス能力評価システム	53
3.3 実験	64
3.4 結果	67
3.5 考察	69
3.6 小結	73
<b>第4章 考察</b>	74
4.1 体幹姿勢・運動の特徴	76
4.2 上肢姿勢・運動の特徴	80
4.3 歩行開始時の姿勢・運動の特徴	82
<b>第5章 おわりに</b>	84
<b>謝辞</b>	87
<b>参考文献</b>	89

# 第1章

## はじめに

### 1.1 本研究の背景

バイオメカニクス分野における歩行解析の研究は 17 世紀後半から始まったと報告されている [2]. この分野の基礎研究の主目的は、歩行の機能性・不規則性・分類の調査である [3]. 研究技術の主な応用例としては下記が挙げられ、医学やリハビリテーションにおける応用価値が高いと考えられる.

- 正常歩行と病的歩行の判別 [4–9]
- 医学的介入やリハビリテーション前後の患者の歩行状態の評価 [10–12]
- 下肢可動性回復のためのロボット機器の制御 [13, 14]
- アスリートの歩行動作のコーチング [15, 16]
- 日常生活中の動作認識・分類 [17–20]

人間の歩容の変化は、時空間的歩行パラメータ、キネマティクス特徴、キネティクス特徴、身体重心移動の特徴など、様々な生体力学的変数に影響を与え

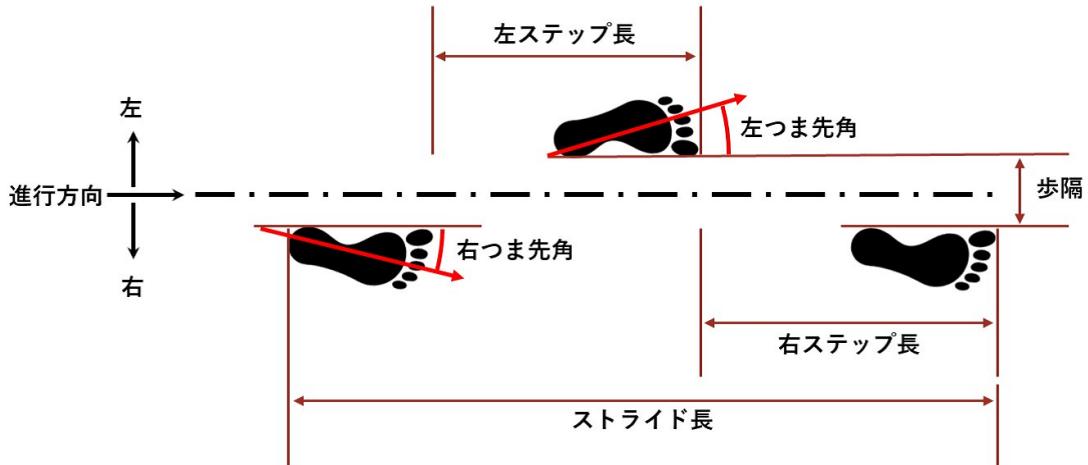


図 1.1 空間的歩行パラメータ.

るとされており、これらの特徴はバイオメカニクス研究において解析される代表的な歩行特徴である [21]. 時空間的歩行パラメータは、ステップ長やストライド長、歩隔、つま先の向きなどの空間的パラメータ（図 1.1）と、立脚時間、両脚支持時間、遊脚時間などの時間的パラメータ（図 1.2）に分けられる。キネマティクス特徴とは、骨同士で構成される関節の位置/速度/加速度、関節の角度/角速度/角加速度などで表現される変数である。キネティクス特徴とは、関節を動かす筋肉が発揮する筋力の強さを表す関節モーメント（図 1.3）や、筋収縮時の筋の長さ変化様式である遠心性/求心性収縮の程度を表す関節パワーなどがある（図 1.4）。

上記の各特徴を解析するために、様々な解析技術が利用されている。まず、歩行時に全身運動を解析可能な技術と、足部のみの運動解析が可能な技術に分けられる。足部の解析する技術としては、床反力計 [23–27] やマット型圧力センサ [28–30] などが従来からよく用いられている。一方で近年はセンサの小型・軽量化が進み、インソール型の IMU センサ [31–33] や足圧センサ [34, 35]

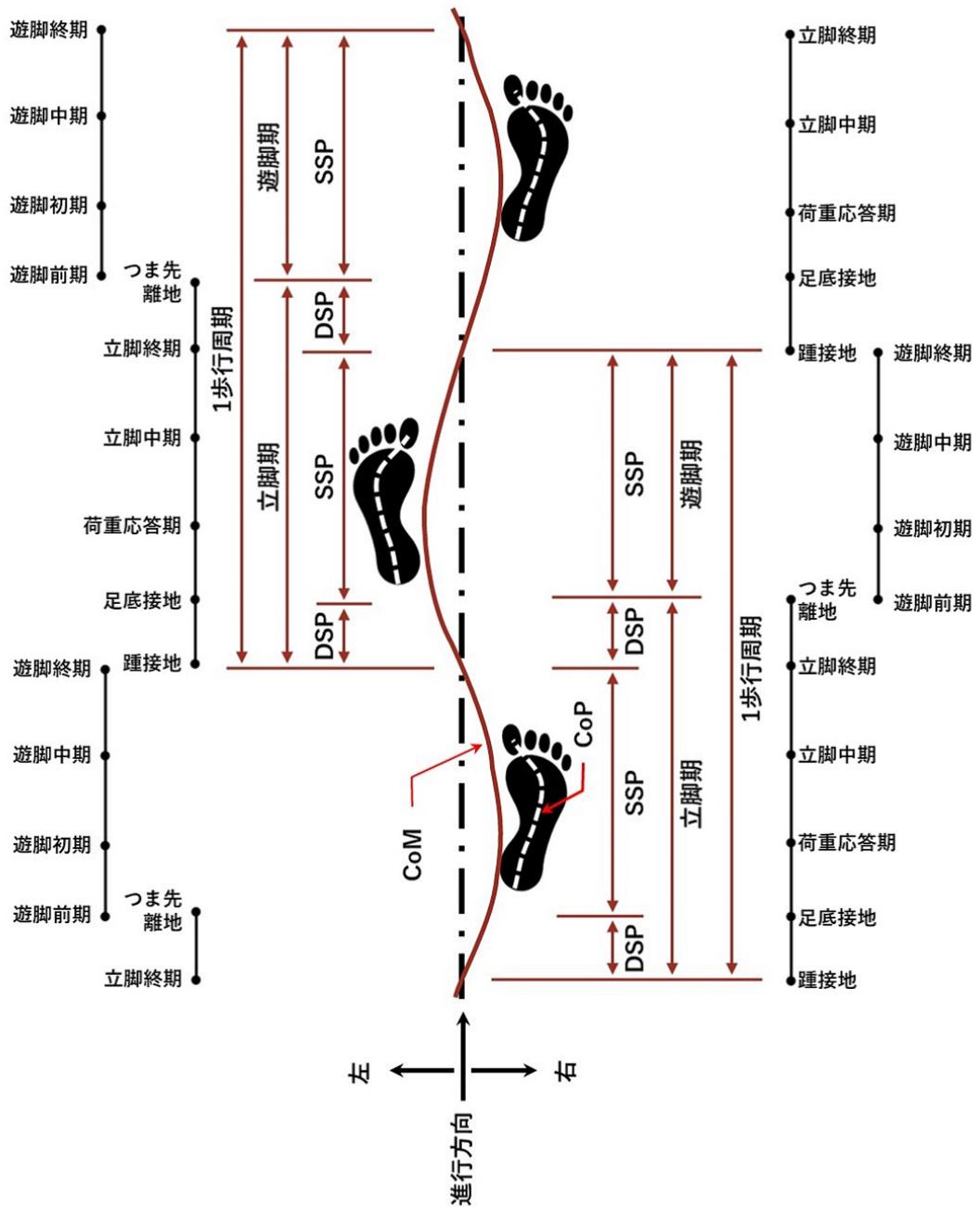


図 1.2 時間的歩行パラメータ. Center of Mass (CoM): 身体重心, Center of Pressure (CoP): 足圧中心, Double Stance Phase (DSP): 両脚支持期, Single Stance Phase (SSP): 単脚支持期

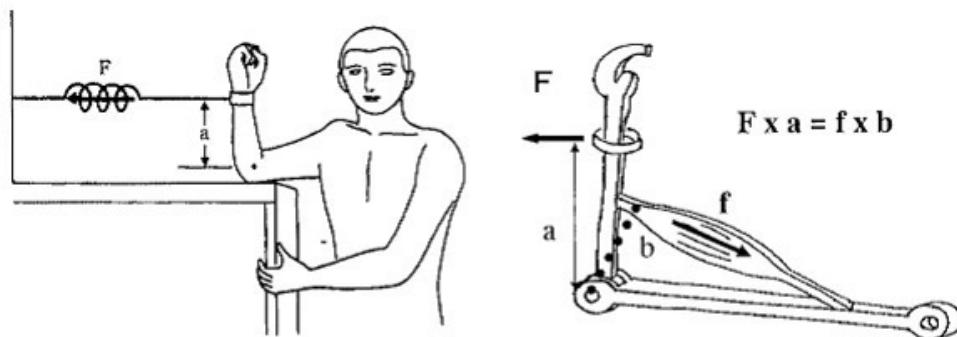


図 1.3 関節モーメントの模式図 (山本の総説 [22] より引用).  $F$  は外力,  $a$  はモーメントアーム,  $f$  は筋肉の収縮力,  $b$  は関節中心から筋収縮方向への垂線である.

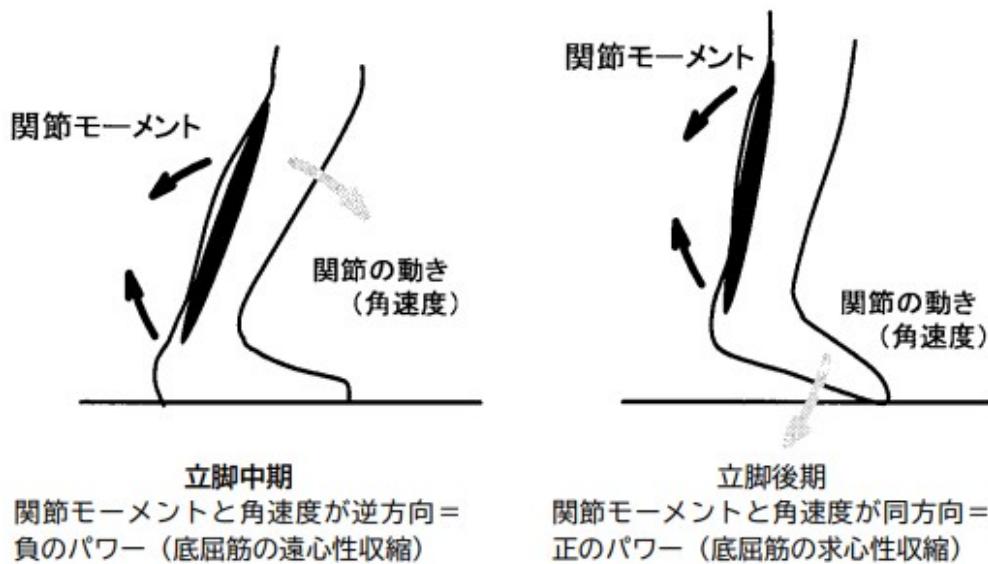


図 1.4 関節パワーの模式図 (山本の総説 [22] より引用). 関節モーメントと角速度が同方向に働くか否かで, 筋収縮様式の違いと収縮力の強さの推定に役立てられる.

を利用した研究が行われている. このような足部に限定した解析技術では, 歩行パラメータや足部の位置・姿勢, 足圧中心などのデータを解析することが可能である.

全身の運動解析に適している技術として, マーカベースの 3D モーション

キャプチャ技術（以下、3D-MoCap）[36–39]が挙げられ、バイオメカニクス分野ではゴールドスタンダードとされている。他にも身体各部に加速度センサ[40,41]、ジャイロセンサ[42,43]、IMUセンサ[44–47]などを装着する方法や、マーカベースのビジョンセンサ手法[48,49]、あるいはマーカレスでのビジョンセンサ手法[50–53]も提案されている。これらの技術では、歩行の時空間的パラメータをはじめとし、全身の関節位置・角度、身体重心などのデータを解析することが可能である。

一方で歩行解析では、足部運動だけでなく身体重心移動などの全身運動の特徴を解析することが重要である[54]。特に脳卒中患者の片麻痺歩行などの病的歩行では、全身運動としての解析が重要とされており[55]、足部のみの運動解析ではなく、全身運動として歩行解析を行うことが必要である。

歩行中の全身運動が解析可能な技術には、マーカやセンサを身体に貼付する装着式の手法と、身体に何も装着しない非装着式の手法がある。装着式の技術としては、前述のマーカベースモーションキャプチャや加速度センサ・ジャイロセンサ・IMUセンサベースの手法が挙げられる。これらの手法は、装着物が多く、計測準備に時間を要すること、対象者の身体運動を阻害すること、装着物の固定位置の再現性が保てないことなど、制約が多く臨床現場への応用向きの技術ではない。一方、非装着式の技術としては、RGBセンサや距離センサなどのビジョンセンサで取得したRGB画像[50,51]や距離画像[52,53]を入力として身体の位置や姿勢を推定する手法が挙げられる。これらのビジョンベースのマーカレス解析手法は、デバイス1台で実現可能で、準備時間が短く、対象者の身体運動を阻害しないことから、臨床現場での応用に適している。

さらに人間の身体は多くの関節で構成され、運動が平面には収まらないため、より正確に 3D での身体位置・姿勢の解析が可能な技術が必要である [56]。RGB 画像を用いた 3D 姿勢推定技術の場合、奥行きの情報が欠如しているため、3D 姿勢推定の不確実性が高い。一方で距離画像を用いた手法では、奥行き情報を直接取得するため、RGB 画像を用いた手法よりも 3D 推定精度が高い。

以上のことから、安価なデバイス 1 台で実現可能、かつ装着物なしで簡便に全身の 3D 運動計測が可能な、距離画像を用いた歩行解析手法は、臨床現場での歩行評価に最も適している。このような技術として、近年は学習済みの 3D 身体関節キーポイント（以下、スケルトン）推定モデルを用いた手法が主流となっている。またこの手法の欠点を補う手法として距離画像を直接解析する手法が提案されている。以降では、それぞれの手法について説明する。

## 1.2 スケルトンベースの歩行解析手法

近年、Kinect センサ（Microsoft 社）をはじめとして、Realsense（Intel 社）、Xtion（ASUS 社）などの安価な距離センサ、いわゆるコンシューマ向け距離センサが流通している。Kinect は 2023 年までに Kinect v1, v2, Azure Kinect が発売されてきたが、Kinect v1 から Azure Kinect に至るまで、3D スケルトンを自動検出する機能が搭載されている。さらに専用の開発ソフトウェアを用いて計測や解析のプログラムを簡便に実装することが可能なため、多くの歩行解析研究に使用されている [57–60]。

キネマティクス特徴の推定精度を検証した研究として、健常成人 20 名のトレッドミル上歩行を Kinect と 3D-MoCap で計測し、股関節と膝関節のピーク

屈曲・伸展角度とストライド時間の計測結果を比較した研究がある [58]. この研究では Kinect が膝関節の屈曲角度を 3D-MoCap よりも小さく評価し、伸展角度を大きく評価していた。また 3D-MoCap に対する Kinect の股関節角度の計測誤差が大きく、臨床評価には不十分な精度であると報告している。また同様に 10 名の健常者を対象として、トレッドミルに対する Kinect の設置角度の違いによる矢状面および前額面の下肢関節角度の推定精度が検証されている [61]。この研究では、Kinect が 3D-MoCap に対して、正面位置で最も優れた推定精度を示した。一方で股関節、膝関節、足関節すべての関節において、3D-MoCap に対して有意差のある関節角度の推定誤差し、臨床応用には精度が不十分である。

また Kinect を用いた時空間的歩行パラメータ推定の精度検証が、健常者や脳卒中後片麻痺患者を対象として行われている。まず健常者を対象とした研究では、時間的パラメータの推定精度が低さや、センサから身体が離れた位置にある場合の空間的パラメータの推定精度の低下が指摘されている。例えば、21 名の平地歩行中の歩行パラメータについて 3D-MoCap と比較した研究 [57] では、空間的パラメータや平均歩行速度の妥当性が高かったとする一方で、踵接地とつま先離地のタイミング推定精度に依存する時間的パラメータの妥当性が低かったことが示されている。また健常者 5 名の平地歩行中の足関節キーポイント系列、膝関節キーポイント系列、および距離画像の人物シルエットから求めた身体重心位置系列、それぞれから歩行周期を求め、時空間的歩行パラメータを推定した研究 [60] では、足関節および膝関節キーポイントを利用した場合に歩行周期の検出精度が低いことが報告されている。さらに健常者 12 名を対

象として平地でのステップ動作解析を実施した研究 [59] では, Kinect を 2m 以上離れた場合に, ステップ長の推定誤差が有意に大きくなることが報告されている.

また脳卒中後片麻痺患者を対象とした研究 [62] では, 脳卒中後片麻痺患者 11 名を対象として, Kinect と 3D-MoCap システムを用いて直線歩行路における歩行パラメータを推定し, 両システム間で良好な一致度, 相関を示したと報告している. 一方で健常者 45 名と脳卒中後片麻痺患者 38 名を対象として, 平地歩行中の時空間歩行パラメータの推定精度を比較した研究では, 脳卒中後片麻痺患者群における, 短時間の歩行パラメータ（例：両脚支持時間）やつま先離れの検出が必要な歩行パラメータ（例：遊脚時間）の推定精度が低いことが報告されている [63].

以上より, スケルトンベースの歩行解析手法は, 足部の位置を利用したつま先離地などの検出や, それを利用した時空間的パラメータの推定精度が低いことがわかる. また健常者と比較して脳卒中患者での推定精度の低さも指摘されており, 臨床応用に十分な精度を有していないと考えられる.

### 1.3 距離画像ベースの歩行解析手法

次に距離画像そのものを解析する距離画像ベースの歩行解析研究について説明する. 前述した 3D スケルトンベース技術の欠点を補完するために, 距離画像データから姿勢推定および運動解析を行う手法が提案されている [52, 64–74]. まずこれらの手法は, 学習ベース手法 [52, 64–66] と, 非学習ベース手法 [67–74] に分けることが可能である. 前者は大量の学習データの収集が必要であり, 疾

患やその重症度に応じて歩容の特徴が異なる病的歩行を対象とする場合には現実的ではない。後者は、学習データが不要であり、病的歩行の解析に適した手法であると考えられる。

さらに非学習ベース手法は、モデルベース手法 [70–72, 75–77] とモデルフリー手法 [67–69, 73, 74, 78–81] に大別することが可能である。モデルベース手法は、身体の分節構造を楕円・円柱などの幾何学図形で表現する手法であり、幾何学図形の連結モデルを用いて関節位置や角度などの運動学的パラメータを表現することが可能である。一方で 3D 点群データに対して立体図形を当てはめる膨大な計算コストや、モデルの当てはめ誤差が発生するため、短時間での処理を要求される臨床現場への応用には向きである。モデルフリー手法は、身体表面の特徴（形状、テクスチャ、エッジなど）を解析する手法であり、例えば、サイズ正規化シルエット系列 [78], Gait energy image [79], 周波数領域特徴 [80], 局所バイナリパタン [81]などを扱う手法がある。この手法では、立脚/遊脚時間、ステップ長、歩隔、つま先角度、歩行速度などの歩行パラメータを明示的に表現することはできないが、モデル当てはめ誤差が生じず、計算負荷が小さいという点で、現場への応用に適している。

Kinect で取得した距離画像を用い、モデルフリー手法で歩行解析を行った研究として、例えば下記がある。Stone と Skubic は、健常者の平地歩行の距離画像から得た人物シルエット系列の相互通関係数を計算し、歩行周期の検出、時空間的歩行パラメータを推定した [67]。しかし彼らの手法では、1 歩行周期をさらに位相分割することができず、詳細な歩行パラメータの推定は不可能である。またセンサから 4m 以上離れた場合に正確な歩行パラメータの推定が難

しく、十分な歩数を計測できないという点で臨床現場での応用には向きである。Auvinet らは、距離画像を用いて歩行解析を行う上で特有の、歩行中に地面と足部の距離が近づくことで踵接地やつま先離地の検出が困難になる問題の解決手法を提案している [82]。彼らは両膝関節間距離の変化を用いることで、健常者のトレッドミル上歩行において 3D-MoCap よりも小さい誤差で踵接地を検出できることを報告している。

また上記以外にも、歩行の対称性を評価する指標の研究が行われている。Auvinet らはトレッドミル上歩行中の距離画像系列を平均化し、歩行の非対称性を評価する新しい指標 (Longitudinal Asymmetry Index : ILong) を提案している [83]。彼らの手法では、従来指標の Constant Relative Phase [84] と比較して、良好な性能を示したと報告している。また Nguyen らも同様に、トレッドミル上歩行中の距離画像から上半身と下半身それぞれの左右対称性を評価する手法を提案している [74]。しかしこれらの手法はいずれも健常者を対象としており、かつ対象者とセンサとの距離が一定であることを前提とした解析手法である。そのためトレッドミルのような大型設備を保有しない環境下での歩行評価には適さない。

以上のように、距離画像を直接解析することで歩行周期検出や歩行パラメータを推定する技術が提案されている。一方でスケルトンベース手法の課題である足部位置・姿勢を精度不足を解決する手法は提案されていない。また歩行周期の位相分割やそれに基づく詳細な歩行パラメータの推定に取り組んだ研究はなく、臨床現場で患者の歩行評価に必要な精度および粒度での歩行解析技術は実現されていない。

## 1.4 本研究の位置づけ

病的歩行の解析には、歩行中の全身運動の特徴を3Dで計測・解析することが重要であり、それには1台のデバイスで実現可能な距離画像センサが適していることを述べた。

距離センサを用いた歩行解析手法として、スケルトンベースの解析手法と距離画像ベースの解析手法を説明した。しかし従来の歩行解析技術では、十分な精度・粒度で足部位置・姿勢を推定したり歩行周期を位相分割する技術が提案されていない。

また歩行分析に基づく脳卒中後片麻痺患者の身体バランス機能の推測は、臨床現場でリハビリテーションの介入方針や患者の機能回復の予後予測を行うために非常に重要である[85, 86]。一方で従来研究では、歩行中のキネマティクス特徴やその他の歩行パラメータを解析する技術の提案が中心であり、身体バランス機能を自動的に評価するシステムは提案されていない。

そこで本研究で取り組む課題を下記の通りに整理する。

- 距離画像ベースの高精度な足部位置・姿勢推定および歩行位相分割技術の開発
- 距離画像ベースの歩行解析を通して脳卒中後片麻痺患者の身体バランス機能を自動評価するシステムの開発

本章以降、第2章「相互制約付き動的計画法を用いた区分線形近似による歩行位相分割とフットプリント検出」では、正常歩行と疑似片麻痺歩行中の距離

画像を直接的に解析することで、歩行位相分割と足部の位置・姿勢推定を行う技術を提案する。また提案手法を用いて歩行パラメータを算出し、従来のスケルトンベース手法よりも高精度な歩行解析が可能であることを示す。

さらに第3章「RGBDセンサを用いた歩容解析に基づく脳卒中後患者のバランス能力評価システム」では、回復期リハビリテーション病院にて収集した実際の脳卒中後片麻痺患者の歩行データを用いて、歩行解析および身体バランス機能推定モデルの開発を行う。また歩行計測から解析までを自動的に行うシステムを開発し、解析処理速度と身体バランス機能の推定精度から臨床現場での実用性を評価した結果を報告する。

第4章では本研究全体に関する考察、第5章では結論を述べる。

## 第 2 章

# 相互制約付き動的計画法を用いた 区分線形近似による歩行位相分割と フットプリント検出

第一の研究では、RGBD 画像系列を用いた非装着式の歩行計測手法を提案し、医療/健康アプリケーションでよく使用される 4 つの歩行パラメータ、单脚支持時間 (Single Support Duration; SSD)、ステップ長 (Step Length; SL)、つま先角度 (Tone Angle; TA) を推定する [8]。このため図 2.1 に示すように、画像系列を歩行位相（立脚相と遊脚相など）に分割して SSD と DSD を計算し、さらに地面平面上のフットプリントを抽出して TA と SL を計算する。

歩行位相の分割では、まず距離画像解析を用いて左右の足部の位置系列を抽出する。足部は立脚相では位置が静止し、遊脚相では位置が移動するため、立脚相と遊脚相の分割を位置系列の区分的線形近似の問題として扱うこととした。

歩行周期中の状態遷移の定義では、左右で順番に立脚期や遊脚期が発生し、両足の遊脚期が同時に発生しないことが定められている [87]。例えば左足のつま先が地面が離れた後に、右足の踵が地面に着くことを指す。従来手法のように歩行中の左右の足部位置系列を別々に解析し、それぞれで左つま先の離地や右踵の接地を検出する場合、左右の位相の時間的な前後関係は保証されない。例えば、左のつま先離地が右の踵接地よりも早く検出された場合、両脚が地面を離れ、走行状態にあることになる。

本研究では、病的歩行を呈する患者が BBS 推定のための歩行テストを行う場面を想定する。また、一般的な歩行者や競歩を行うアスリートなど、歩行中に走行状態へ遷移する可能性がある者は対象としない。そのため、対象者が常に歩行状態にあることを前提とし、歩行位相遷移の定義と整合が取れるような状態遷移の推定が可能な位相分割手法を開発する必要がある。第一の研究では、左右足部の位置系列を同時に解析し、相互制約を加えた区分線形近似を行うことで、上記のような歩行周期の前提を保証する手法を提案する。

フットプリント抽出に関しては、歩行者の移動軌跡を抽出するために、歩行者の足部の特徴点を画像平面上に累積することでフットプリントを抽出する特徴点累積手法 [88] をベースに提案手法を構築している。しかし、上記手法では立脚相だけでなく遊脚相でも特徴点が累積するため、フットプリントが不鮮明になる。そのため歩行者検出の目安にはなるが、TA や SL の正確な推定には適用が難しいと考えられる。そこで、この手法を拡張し、前述した歩行分割法によって検出される立脚相のみの特徴量を累積することで、より明瞭なフットプリントを得ることが可能な手法を提案する。本技術の貢献は主に以下の 2

点に集約される：

### 歩行位相分割のための相互制約付き区分線形近似

区分線形近似は広く研究されており、曲線 [89, 90]、波形 [91]、多角形 [1] に対して動的計画法 (Dynamic programming; DP) を用いた多くのアプローチが提案されている。これらは単一の図形や曲線など（例えば、単一の閉曲線の点系列）を対象にしているが、我々は左右両足の位置系列を 2 つの点列として扱い、位相を分割することを目標とする。具体的には、左右の足部の位置系列に対して DP に基づく区分的線形近似の枠組みを設計し、無効な状態や遷移を禁止する。

### つま先のエッジ点の累積を利用したフットプリント抽出

Bouchrika らの手法 [88] では歩行位相に関係なく特徴点を累積しているが、提案手法では立脚相にのみつま先エッジ点を累積することで、遊脚相での不要なエッジを排除したより鮮明なフットプリント抽出に寄与している。また、元の手法では画像平面上に特徴量を累積していたが、距離画像解析により地面平面上に蓄積することで、実空間における TA と SL を得ることが可能である。

## 2.1 関連研究

### 2.1.1 歩行位相分割

歩行周期は研究目的に応じて様々な位相数へと分割される。例えば、立脚期と遊脚期で構成される 2 相モデル [92, 93]、前後半の立脚期と遊脚期で構成される 3 相モデル [94] などがある。ここで前半の立脚期は踵接地から立脚中期ま

で、後半の立脚期は立脚中期からつま先離地までである。さらに分割数を増やした6相モデル [95] は、踵接地、荷重応答期、立脚中期、立脚後期、遊脚前期、遊脚期で構成される。立脚相と遊脚相の2相が歩行の最も基本的な位相を捉えているため、この研究ではビジョンセンサで観察することが可能な2相モデルを用いる。

### 機械学習ベースアプローチ

機械学習ベースのアプローチは典型的に、位相の真値ラベル付きのデータセットを用いて、歩行位相分割モデルの学習を行う。Liu と Sarkar [96] は、population hidden Markov model を使い、歩容認証のための歩行位相分割技術を提案している。彼らは歩行周期を時間の長さに関わらず一律に20相に分割したため、立脚時間などの歩行パラメータを計算するために必要な立脚相や遊脚相などの物理的な歩行位相に対応していなかった。Tang ら [97] は、フレーム差分から生成される連續シルエット差分マップを用いて、つま先離地を検出する深層学習ベースの手法を提案している。しかし、単脚立脚時間や遊脚時間、両脚支持時間などの歩行パラメータを算出するためには、立脚期の開始基準となる踵接地の検出だけでは不十分であり、遊脚期の開始基準となるつま先離地の検出も必要となる。

さらに、十分な量の学習データが必要であることも、機械学習ベースのアプローチの欠点であり、医療／健康分野に適用する場合には問題となる。例えば、特定の疾患の患者を集め、病院や介護施設にデータ収集システムを設置する場合など、医療分野への応用では、対象となる疾患ごとに学習データを収集

するのは手間がかかるためである。また、健常者を対象とした汎用的な事前学習済みモデルを構築することは可能だが、健常者と患者の歩行には大きな違いがあるため、病的歩行に対してはうまく機能しない可能性がある。

### ルールベースアプローチ

ルールベースのアプローチでは、機械学習ベースのアプローチでは必要な学習データなしに、事前に定義されたルールを使用して歩行位相を分割する。

Auvinet ら [82] は、歩行中の矢状面上の左右膝関節間距離の変化から、その距離の極大値を探索することで、RGBD センサを用いて踵接地を検出するアルゴリズムを提案している。一方でつま先離地は検出できないため、遊脚期や両脚支持期の位相推定が困難である。

Latorre ら [63] は、Microsoft Kinect SDK を用いて抽出した足関節と仙骨関節の前後距離から、踵接地とつま先離地を検出する方法を提案した。具体的には、足関節が仙骨の最も前方あるいは後方に位置するときに、踵接地とつま先離地を検出する。しかし、この方法は左右足部の情報を独立して処理するため、前述した歩行位相遷移の原則を保証するものではない。そのため前述した歩行周期中の状態遷移における左右足部の関係性を保証できず、誤った状態や遷移を推定する可能性がある。

片麻痺患者の歩行を対象とした場合、歩行途中で停止したり、麻痺側の足が地面に引っ掛かり振り出しに時間がかかることが想定される。従来のルールベース手法では、麻痺側肢を振り出そうとして失敗した場合に、健側肢が接地している状態にもかかわらず、麻痺側肢の遊脚と立脚の状態遷移が発生する

ことが考えられる。また機械学習手法では、スムーズに状態遷移がなされる健常者のデータをもとに学習しているため、立ち止まったり、足を振り出せずに一定時間経過すると、誤って遊脚や立脚への遷移を推定してしまうリスクが挙げられる。

### 2.1.2 フットプリント検出

いくつかのフットプリントの抽出方法が報告されている。一つ目は、専門家や特別な機材を必要としない手法として足裏にインクをつけ、静的な立位にて足底の形状測定を行うフットプリント法である [98–100]。この方法は、偏平足などの足部形状評価やインソール・下肢装具製作のために利用されている。歩行などの動的な運動に対する方法として、従来はマット型圧センサや床反力計を用いて評価する [101, 102]。本研究で採用するビジョンベース手法では、足底の情報は取得できないため、前方から撮影した際に抽出できる足部の輪郭をフットプリントとして扱うこととした。

ビジョンベースのフットプリント検出のアプローチとして、歩行画像系列の各画素における特徴点（コーナーやエッジなど）を時間的に累積させる手法が挙げられる [88, 103, 104]。このアプローチでは、立脚相（すなわち、踵接地からつま先離地までの時間）の間、足が同じ場所に留まることで、経時的な足の特徴点が累積することにより、立脚相における足の位置が強調されることを利用している。

Bouchrika らの研究 [88] では、一連の踵接地は、経時的に投票されるコーナー点によって強調され、歩行者検出の指標として有用であることが実証さ

れた。Jung ら [103] は、立脚相におけるより正確な足の位置を得るために、Bouchrika らの研究をさらに拡張した。頭部上下位置系列の極大値からキーフレームを抽出し、各キーフレームでのシルエットを用いて累積画像を生成することで、各ステップでの足の位置をより明瞭に抽出した。これら 2 つの手法は、画像平面上の特徴点を蓄積するため、世界座標系でのフットプリントの位置・姿勢を推定することができない。

対照的に、Evans ら [104] はキャリブレーションされた複数のカメラを用いて、床平面（すなわち世界座標系）上のフットプリントを抽出した。彼らは、床平面上の複数の視点とフレーム（時間）にわたって前景ピクセルを蓄積し、閾値処理を用いてフットプリントを抽出した。しかし、この方法は、現場で複数カメラの設置が必要であり、カメラキャリブレーションに時間がかかるため、臨床現場では実用的ではない。

## 2.2 提案手法の概要

本節では、提案手法の概要を図 2.1 と共に述べる。背景画像と入力距離画像が与えられた場合、距離画像ベースの背景差分法 [105] を用いて人物のシルエットを抽出し、それを世界座標系に投影して 3 次元点群を取得する。

次に、左右の足部の点群を抽出し、その重心 (Center of Gravity; CoG) を計算する。さらに CoG の時間系列を入力とし、提案する区分線形近似アルゴリズムを用いて歩行位相分割を行う。その後、RGB 画像からエッジを抽出し、世界座標に投影して 3 次元エッジ点群を得る。

次に、3D エッジ点の垂直位置に基づいて足部エッジ点を選択し、上述の歩

行相分割により得られた立脚相中のエッジ点の累積を行う。最後に、床面上に累積されたエッジ画像に足部モデルを当てはめた結果に基づき、SL や SSD などの時空間歩行パラメータを算出する。

## 2.3 前処理

### 2.3.1 床平面検出

複数のフレームを平均化した背景 RGB 画像と距離画像から床平面を抽出する。床平面のうち、あらかじめ決められた色のカーペットが敷かれている領域を、クロマキー技法(図 2.2)を用いて検出する。床平面領域の距離データを 3D 点群に変換し、RANSAC [106, 107] で求めた平面モデルを用いて床平面のパラメータを取得する。

### 2.3.2 シルエット抽出

背景画像と入力距離画像から、観測確率に加え距離値を考慮した距離ベース背景差分 [105] を用いてシルエットを抽出した。入力距離画像と抽出されたシルエットの例を図 2.3 (a), (b) に示す。

### 2.3.3 世界座標系の設定

歩行方向に対する左右の足の向きと SL を計算するために、世界座標系の Z 軸を歩行方向と一致させ、Y 軸と X 軸をそれぞれ垂直方向(すなわち床面の面法線方向)と残りの直交方向(すなわち左右方向)と定義する。

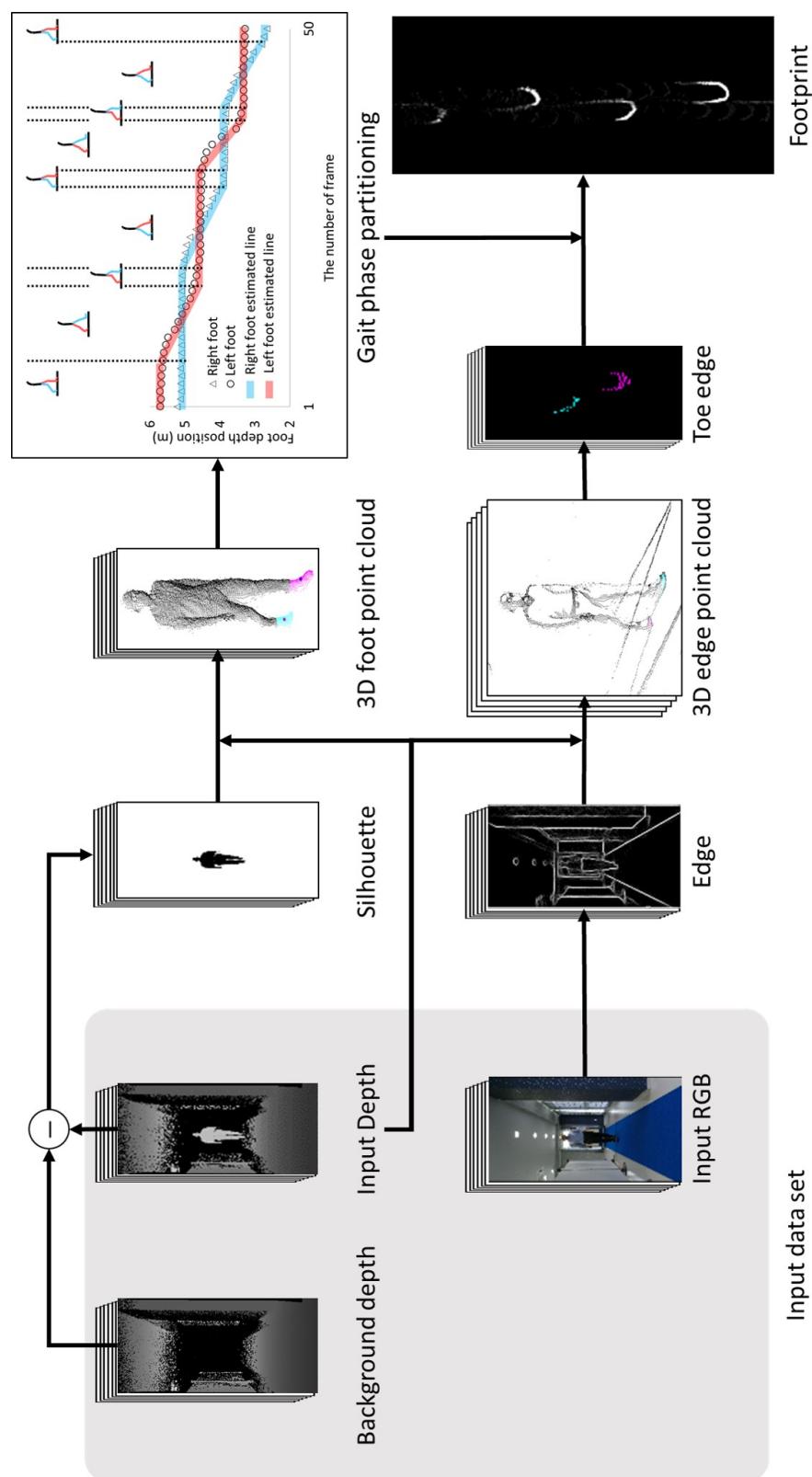


図 2.1 提案手法の概要.

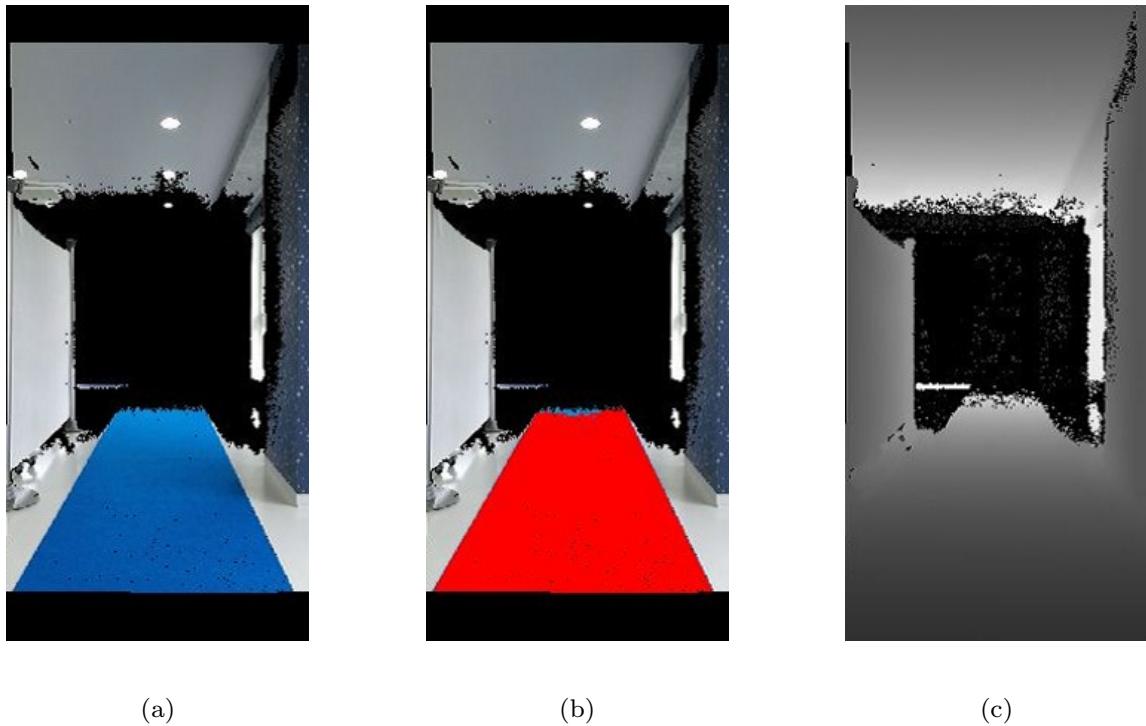


図 2.2 床平面検出：(a) 距離画像座標に投影された平均背景 RGB 画像, (b) 検出された床平面の領域（赤色で表示）, (c) 平均背景距離画像. 各画像において, 黒い画素は, 距離を観測していない領域, または RGB 画像と距離画像の間に対応関係がない領域を示す.

このために, 身体 CoG 系列から歩行方向を推定する. まず, 抽出したシルエットの点群の CoG を計算し (図 2.3 (c)), CoG の時系列に移動平均フィルタを適用して身体 CoG 系列を得る. そして, 身体 CoG の始点と終点を結ぶ線分を用いて歩行方向を求める. 以降の計算はすべてこの世界座標系で行う.

#### 2.3.4 足部位置抽出

歩行位相分割のための入力データとして, 人物の 3 次元足部点群から左右の足部位置系列を抽出する. まず, 人物の点群の上端と下端を抽出し, それらの垂直方向の差として人物の身長を計算する. 次に, 各フレームの左右の足部 CoG 位置を抽出する.

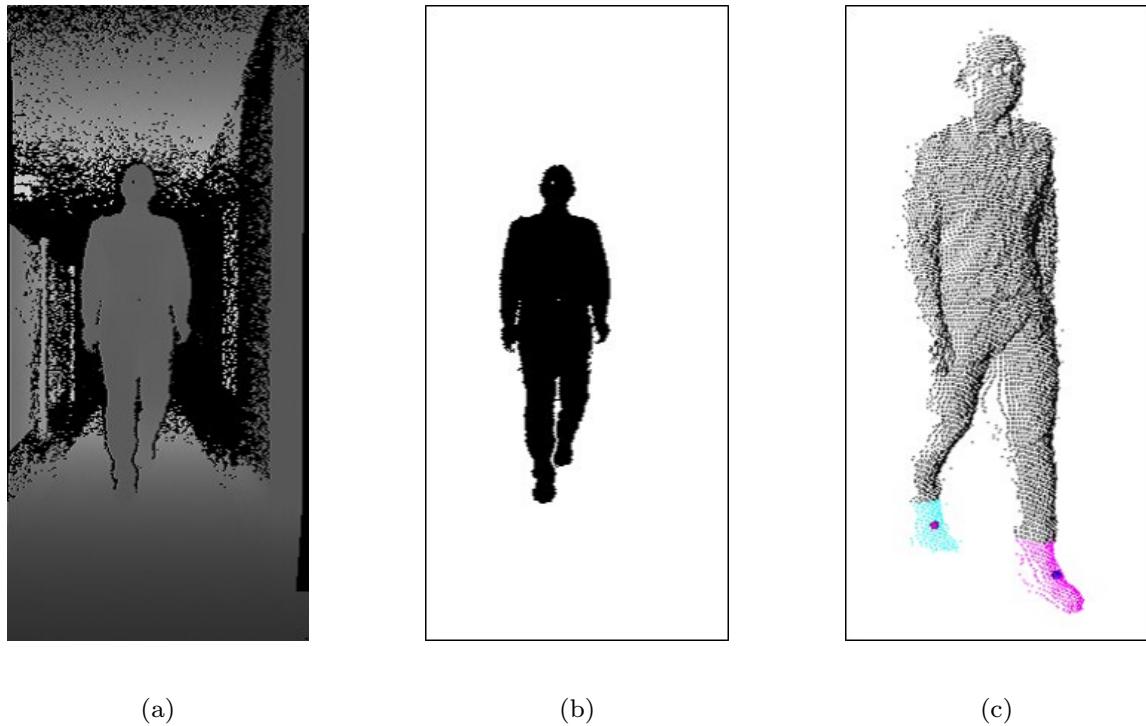


図 2.3 シルエット抽出と足の位置抽出：(a) 入力距離画像, (b) 抽出されたシルエット, (c) 抽出されたシルエットの点群. (c)において, シアンとマゼンタはそれぞれ右足と左足の点群を表し, 各足の球は足部 CoG 位置を示す.

点群のうち, 下から体高の 10% 以内に含まれる点群 (図 2.3 (c)) を足部点群として抽出し, 両足の点群の CoG を計算する. 左右の足の点群 (図 2.3 (c) のマゼンタとシアンの点) は, 両足の CoG の左右位置に基づいて両足の点群を 2 分割して抽出する. 各点群の CoG は, 右足と左足の位置 (図 2.3 (c) のマゼンタと青の球) として定義される. このとき  $t$  番目のフレームにおける CoG の  $Z$  軸成分を  $z_f^{\text{cog}}(t)$  とし,  $f$  は左もしくは右足部を表す変数  $f \in \mathcal{F} = \{\text{left}, \text{right}\}$  である.

しかし, 上述した手法では, セルフォオクルージョンにより後足が十分に見えない場合 (例えば, 足を交差するように歩いている場合), 足の位置を推定できないことがある. 具体的には, 後足が見えない場合, もう一方の見えてい

る足の点群を左右の足として分割せざるを得ず、後足の位置が見えている前足の位置の近くに位置してしまう。

$Z$  軸成分は歩行中に大きく変化するため、誤検出による急激な変化と通常の歩行動作との区別がつきにくいのに対し、 $X$  軸成分は歩行中でも比較的変化が少ないため、歩行方向成分 ( $Z$  軸) よりも左右軸成分 ( $X$  軸) で外れ値がより明瞭に観察される。そこで、左右軸成分（図 2.4 (a)）をもとに外れ値を特定することで、誤検出を行う。具体的には、元の時系列が平滑化された時系列と比較し、明らかにもう一方の足の位置に偏っている場合に誤検出が起きていると判断する。

まず、 $t$  番目のフレームにおける足の位置の左右軸 ( $X$  軸) 成分を  $x_f^{rmcog}(t)$  と定義し、移動平均フィルタを用いて平滑化したものを  $\hat{x}_f^{rmcog}(t)$  と定義する（図 2.4 (a)）。ここで、 $\mathcal{T} = \{1, \dots, T\}$  として定義される時間インデックスの集合が与えられ、 $T$  は時系列の長さであり、正しい推定（すなわち、インライア）の場合は次式で定義される。

$$\mathcal{T}_f^{\text{IL}} = \{t \mid t \in \mathcal{T}, g_f(x_f^{\text{cog}}(t) - \hat{x}_f^{\text{cog}}(t)) < x_{\text{thresh}}\}. \quad (2.1)$$

ここで、 $x_{\text{thresh}}$  は外れ値検出の閾値、 $g_f$  は足の位置が反対側に偏っているかどうかを判定するための左右足  $f$  の符号を返す関数であり、左足の場合は +1、右足の場合は -1 を返す。次に、外れ値集合  $\mathcal{T}$  に 3 次スプライン補間を適用して外れ値の  $Z$  軸成分を復元し、 $t$  番目のフレームにおける補間された  $Z$  軸成分を  $\tilde{z}_f^{\text{cog}}(t)$  と定義する。 $t$  番目のフレームにおける最終的な足の位置は次式

で得られる。

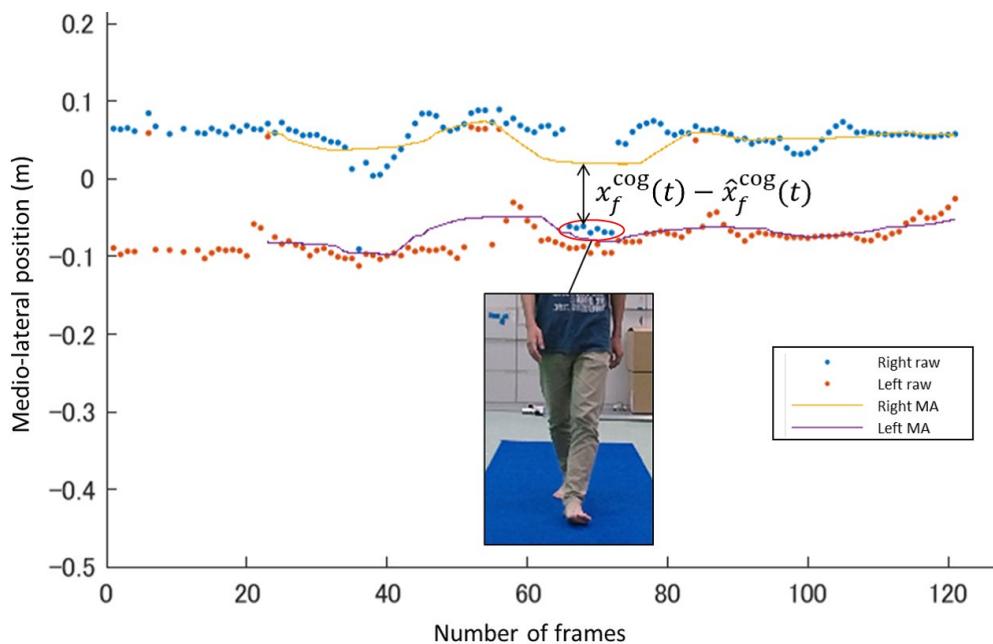
$$z_f(t) = \begin{cases} z_f^{\text{cog}}(t) & (t \in \mathcal{T}^{\text{IL}}) \\ \tilde{z}_f^{\text{cog}}(t) & (\text{otherwise}) \end{cases}. \quad (2.2)$$

## 2.4 DP を用いた区分線形近似 [1]

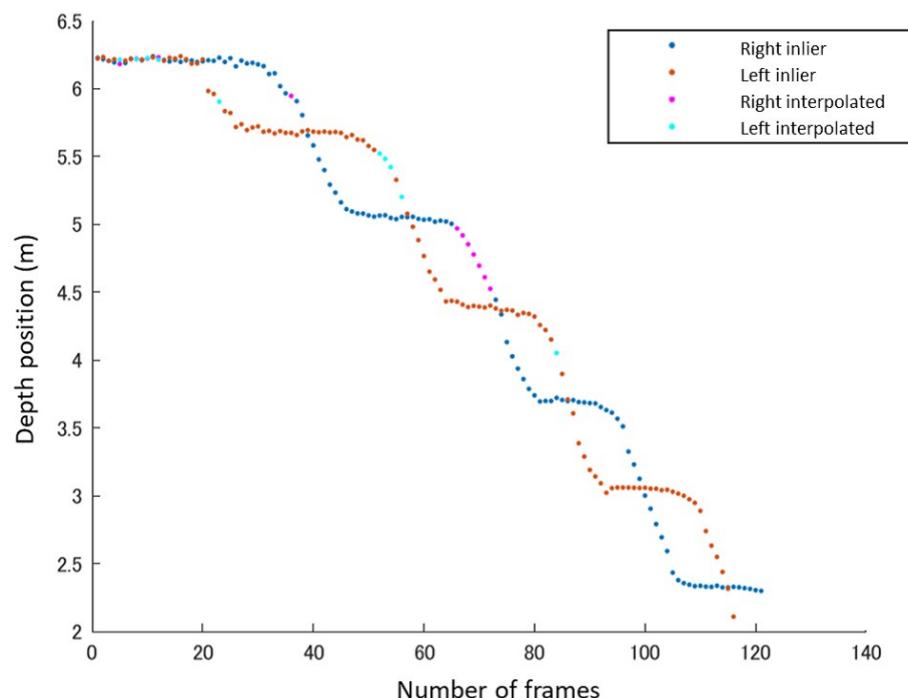
我々は、Kolesnikov らによる DP を用いた区分的線形近似 [1] に基づいて、歩行位相分割法を構築する。彼らの提案手法は、2D 多角形曲線の区分線形近似を目的としているが、提案手法では足部の位置列  $z_f(t)$  に適用する。本節では、提案手法をより良く理解し、本論文の独自性を明確にするために、我々の問題設定に対する Kolesnikov らの手法を簡単に説明する。また、簡単のため、本節では左右足部に関する添え字を省略する。点列の区分線形近似は、以下の 2 つの問題のどちらかで定義される：

**min- $\epsilon$  問題:** 近似誤差の合計が最小になるように、与えられた線分数  $M$  の多角線で近似する問題と **min-#問題:** 近似誤差が与えられた最大許容範囲  $\Delta_{\text{tol}}$  を超えない最小の線分数で、多角線で近似する問題である。

まず、min- $\epsilon$  問題を説明する。時間  $t$ 、空間  $z(t)$  の 2 次元領域における点列として、足部の位置系列を  $\mathcal{P}_{1:T} = \{p(1), \dots, p(T)\} = \{(1, z(1)), \dots, (T, z(T))\}$  と再定義する。 $m$  番目の線分が  $t_m$  番目のフレームで終わるとすると、2 次元点列  $\mathcal{P}_{t_{m-1}+1:t_m} = \{p(t_{m-1}+1), \dots, p(t_m)\}$  の部分集合は  $m$  番目の線分に属する。当然、最初の線分は最初のフレームから始まる、つまり  $t_0 = 0$  であり、最後の ( $M$  番目の) 線分は  $T$  番目のフレームで終わる、つまり  $t_M = T$  であ



(a) 元の足部位置系列と移動平均 (MA) 位置系列



(b) 3 次スプライン補間を適用した足部位置系列

図 2.4 異常値検出と補間処理を実施した例.

る。ある線分の線分方程式が下記の式にて与えられる。

$$\hat{z}(t; a, b) = at + b. \quad (2.3)$$

ここで、 $a$  と  $b$  はそれぞれ線分の傾きと切片であり、最小二乗法による  $m$  番目の線分の近似誤差は、次式の通りである。

$$e^2(t_{m-1}, t_m) = \min_{a,b} \sum_{t=t_{m-1}+1}^{t_m} (\hat{z}(t; a, b) - z(t))^2. \quad (2.4)$$

その結果、 $M$  本の線分における累積誤差の最小値  $E(M)$  は次のようになる。

$$E(M) = \min_{\{t_m\}} \sum_{m=1}^M e^2(t_{m-1}, t_m). \quad (2.5)$$

この最適化課題を解くために、DP アルゴリズム [108] を用いる。ここで、離散的な 2D 状態空間  $\Omega = \{(t, m) \mid t = 0, \dots, T, m = 0, \dots, M\}$  を定義し、各状態  $(t, m)$  は、 $t$  番目のフレームまでの 2D 点列の区分的線形近似の部分問題、すなわち、 $\mathcal{P}_{1:t} = \{p(1), \dots, p(t)\}$  を  $m$  本の線分で表す。ここで DP の枠組みでは、状態  $(T, M)$  はゴール状態とみなされ、状態  $(0, 0)$  は初期状態であることに注意する。さらに、初期状態  $(0, 0)$  からゴール状態  $(T, M)$  までの経路は、最終フレームと線分インデックス  $Q = \{(t_m, m) \mid m = 0, \dots, M\}$  の組の集合を含むため、 $M$  本の線分による区分線形近似のある経路に対応する（図 2.5）。

残る問題は、式 (2.4) を満たす最適経路をどのように求めるかである。そのためには、状態  $(t, m)$  における累積誤差  $D(t, m)$ 、すなわち、部分線分の本数  $m$  による部分線分  $\mathcal{P}_{1:t}$  の最適区分線形近似によって与えられる最小誤差を定義する。初期状態での累積誤差を  $D(0, 0) = 0$  として初期化した後、各状態に対

して再帰的に次のように更新する。

$$t^s(t, m) = \arg \min_{t' \in \mathcal{T}(t)} \{D(t', m - 1) + e^2(t', t)\}, \quad (2.6)$$

$$D(t, m) = D(t^s(t, m), m - 1) + e^2(t^s(t, m), t), \quad (2.7)$$

ここで、 $t^s(t, m)$  は現在の状態までの累積誤差  $D(t, m)$  を最小にする前の状態の時間のインデックスである。また  $\mathcal{T}(t)$  は  $t$  番目のフレームに遷移可能な前の状態の時間のインデックスの集合であり、単純に  $\mathcal{T}(t) = \{t' \mid t' < t\}$  と定義される。更新によりゴール状態  $(T, M)$  に到達した場合には、再帰的に  $t^s(t, m)$  でバックトラックして最適経路を求める。例えば、 $m$  番目の線分  $t_m$  の終了フレームの最適解が与えられたとき、前の状態は単純に  $t_{m-1} = t^s(t_m, m)$  と導出される。

次に、min-#問題について述べる。この問題は線分ごとの最大誤差許容値  $\Delta_{tol}$  を考慮するため、式 (2.6) で示す時間インデックスの集合  $\mathcal{T}$  を  $\mathcal{T}(t) = \{t' \mid t' < t, e^2(t', t) < \Delta_{tol}\}$  という条件を満たすように定義し直す。次に、最後のフレームの状態  $\{(T, m) \mid m = 1, \dots\}$  を走査し、初期状態  $(0, 0)$  から到達しうる最小値  $M^*$  を求める。実際には、 $(T, m) = -1 \forall m$  を初期化し、累積コストが負でない線分の個数集合  $\mathcal{M} = \{m \mid D(T, m) \neq -1\}$  を設定し、最小値  $M^* = \min_{m \in \mathcal{M}} m$  を求めることで実現する。ゴール状態  $(T, M^*)$  が得られれば、min- $\epsilon$  問題の場合と同様に最適経路が得られる。

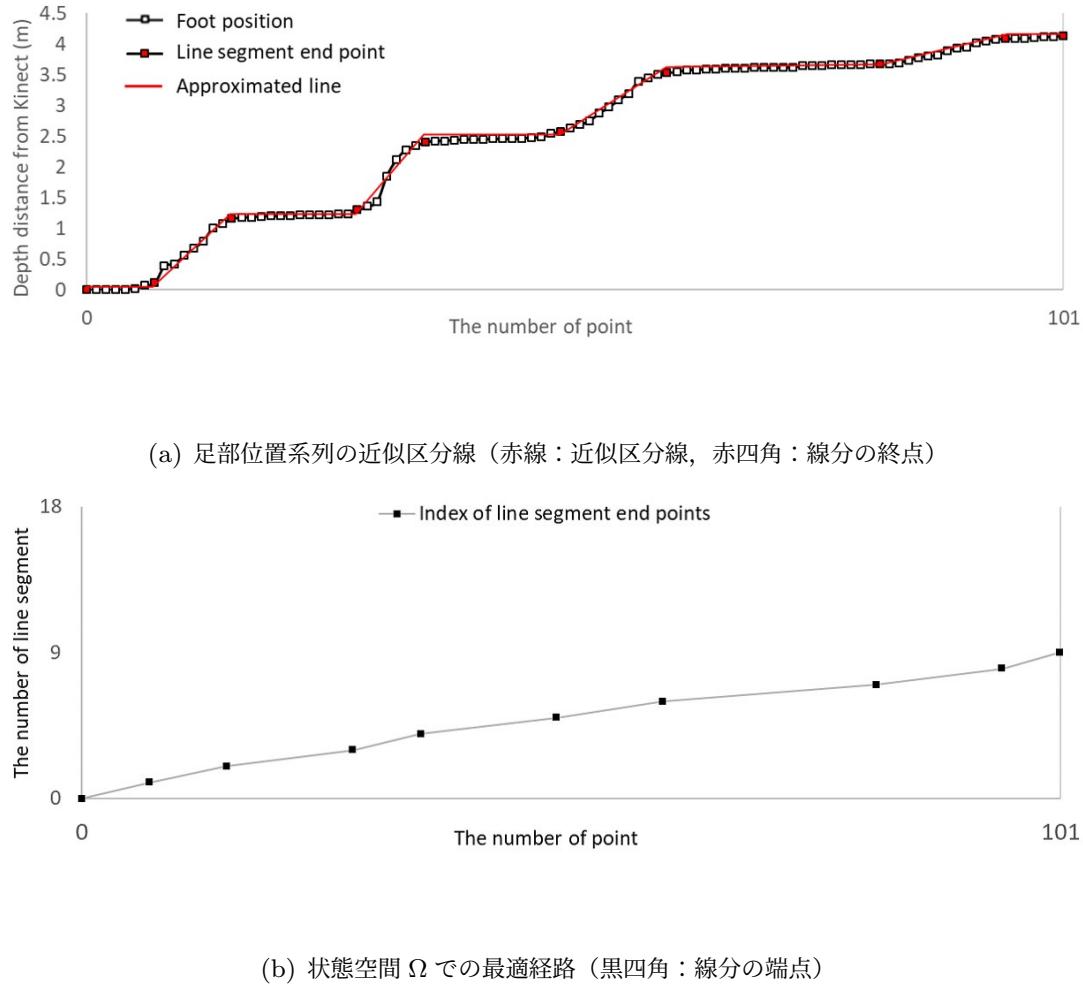


図 2.5 区分線形近似の例.

## 2.5 DP による相互制約付き区分線形近似

### 2.5.1 歩行周期の状態と遷移の定義

本章の冒頭で述べた通り、上記の区分線形近似を左右の足部位置系列それぞれ独立に直接適用すると、必ずしも合理的な位相遷移が得られない場合がある（例えば、左右の足で同時に遊脚相が起こる）。そこで、左右の足の間の合理的な位相遷移を保証するために、相互に拘束された区分的線形近似に拡張する。

表 2.1 歩行周期の状態定義

上体	右足の位相	左足の位相
$s_1$	遊脚	立脚
$s_2$	立脚 (先行肢)	立脚 (後行肢)
$s_3$	立脚	遊脚
$s_4$	立脚 (後行肢)	立脚 (先行肢)

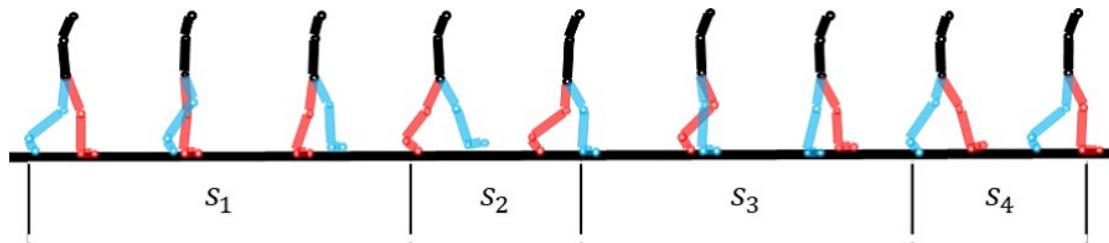
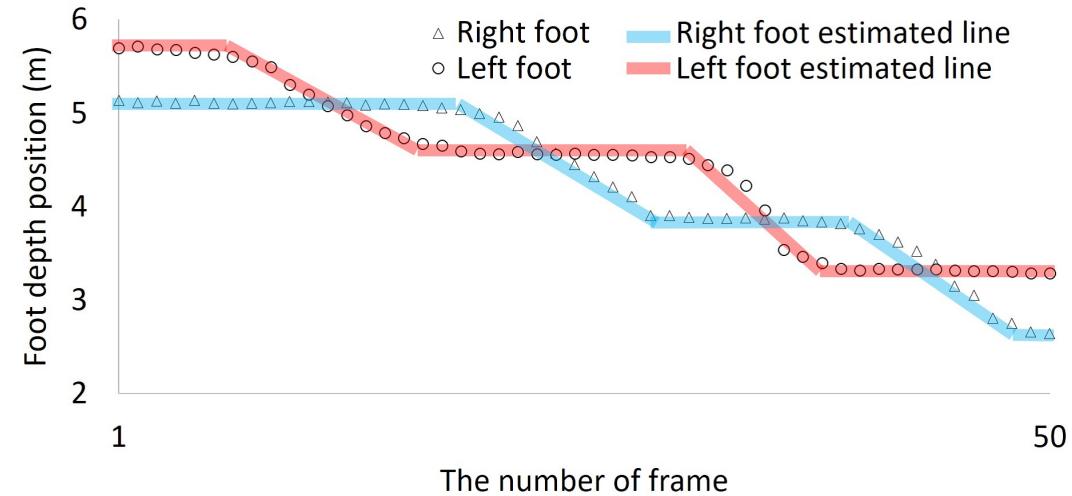


図 2.6 歩行状態の遷移.

より具体的には、表 2.1 で示すように、歩行周期に対して 4 つの状態  $\mathcal{S} = \{s_1, s_2, s_3, s_4\}$  を定義し、さらに図 2.6 に示すように、周期的な状態遷移  $\mathcal{H} = \{(s_1 \rightarrow s_2), (s_2 \rightarrow s_3), (s_3 \rightarrow s_4), (s_4 \rightarrow s_1)\}$  を考える。そして、従来法では左右の足それぞれ独立に時間と線分数  $\Omega$  の 2 次元離散空間を定義していたのに対して、提案手法では DP の 2 次元離散状態空間を  $\Omega^{\text{cycle}} = \{(t, s) \mid t = 0, \dots, T, s \in \mathcal{S}\}$  と定義する。そして、状態空間  $\Omega$  (図 2.7 (b)) で最適経路を求めるのに対し、従来法は状態空間  $\Omega_{\text{cycle}}$  (図 2.5 (b)) で最適経路を求める。



(a) 相互制約付き区分線形近似の結果例

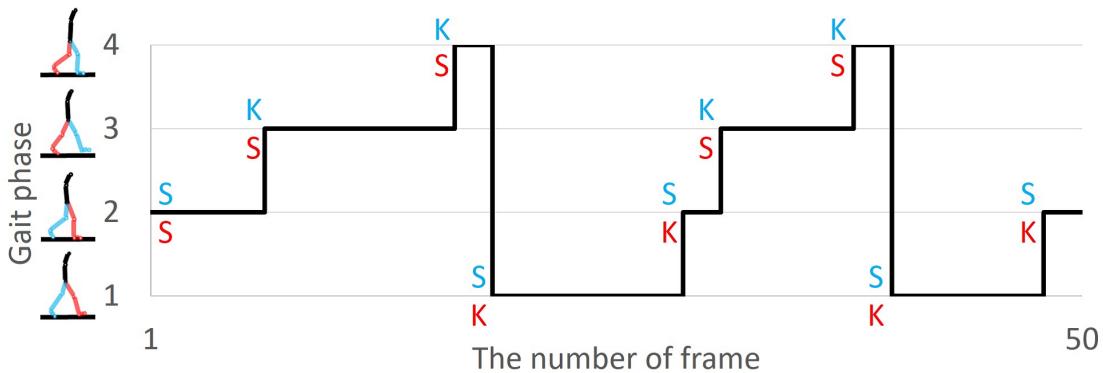
(b) 状態空間における状態遷移  $\Omega_{\text{cycle}}$ 

図 2.7 提案手法による歩行位相分割結果の画像. 各図において, シアンは右足, ピンクは左足を示す. (b) において, Keep (K) は維持遷移, Switch (S) は切り替え遷移を表す.

## 2.5.2 位相依存の区分線分

従来の区分線形近似では, 区分線分に対する制約を考慮していなかったが, より合理的な近似のために制約を加える. 具体的には, 足部の位置は遊脚相では移動し, 立脚相では基本的に静止することであり, この性質を強制するよう

表 2.2 状態遷移における線分の維持／切り替えの条件

状態遷移	右足	左足
$(s_1 \rightarrow s_2)$	Switch	Keep
$(s_2 \rightarrow s_3)$	Keep	Switch
$(s_3 \rightarrow s_4)$	Keep	Switch
$(s_4 \rightarrow s_1)$	Switch	Keep

に線分方程式を修正する：

$$\hat{z}(t; a, b) = \begin{cases} b & (\text{stance phase}) \\ at + b & (\text{swing phase}) \end{cases}. \quad (2.8)$$

また、各立脚相と遊脚相は一定時間続くべきであり、立脚相が始まってから短時間（例えば数ミリ秒）で遊脚相が始まるることは考えにくいため、各相の最小経過時間と最大経過時間を  $\Delta t_{\min}$  と  $\Delta t_{\max}$  として導入し、後で状態遷移の範囲を狭めるために使用する。

### 2.5.3 状態の維持／切り替え

さらに、各足の立脚相は三つの状態（右足は  $s_2, s_3, s_4$ 、左足は  $s_4, s_1, s_2$ ）にわたって続くのに対し、遊脚相は表 2.1 で示したように 1 つの状態（右足は  $s_1$ 、左足は  $s_3$ ）だけで表現される。遊脚と立脚の各相を 1 本の線分で近似するのが合理的であるため、表 2.2 でまとめたように、立脚相内の状態遷移では 1 本の線分を維持し（これを維持遷移と呼ぶ）、立脚相と遊脚相の間の遷移では新しい線分に切り替える（これを切り替え遷移と呼ぶ）。

このことを DP の枠組みを使った区分線形近似に反映させるために、前の状態  $(t', h(s))$  から現在の状態  $(t, s)$  に遷移するときの線分当てはめの誤差を特別に扱う必要がある（ここで  $h(s)$  は現在の状態  $s$  から  $h(s) = (s - 1) \bmod 4$  として定義される前の状態への写像関数である）。例えば、左足が前の状態  $(t', s_3)$  から現在の状態  $(t, s_4)$  に遷移したと仮定した場合、 $t'$  番目のフレームではなく、状態  $s_2$  の開始時 ( $t^p$  番目のフレームとする) が起点となるため、 $t^p$  番目のフレームと  $t$  番目のフレームの間の線分当てはめ誤差  $e_{\text{left}}^2(t', t)$ だけでは、立脚相が既に始まっているため意味をなさない。これを考慮すると、更新された線分当てはめ誤差  $\tilde{e}_{\text{left}}^2(t, t', s_4)$  は、まず、 $e_{\text{left}}^2(t^p, t')$  を計算し、 $t^p$  番目のフレームと  $t'$  番目のフレーム間の線分当てはめ誤差  $e_{\text{left}}^2(t^p, t)$  を加える。

その結果、最適な前状態の時間インデックス  $t^s(t, s)$  だけでなく、最適な前段階の各足の時間インデックス  $t_f^p(t, s)$  も記憶する必要がある。つまり、各足部の時間インデックス  $t_f^p(t, s)$  は、その遷移が維持遷移であれば、最適な前状態に従う：

$$t_f^p(t, s) = \begin{cases} t_f^p(t^s(t, s), h(s)) & ((h(s) \rightarrow s) \in \mathcal{H}_f^{\text{keep}}) \\ t & (\text{otherwise}) \end{cases}, \quad (2.9)$$

ここで、 $\mathcal{H}_f^{\text{keep}}$  は、足  $f$  の維持遷移の集合で、{tablename2.2 で定義される}。

最後に、更新された線分当てはめ誤差  $\tilde{e}_f^2(t', t, s)$  を次のように計算可能である。

$$\tilde{e}_f^2(t', t, s) = e_f^2(t_f^p(t, s), t) - e_f^2(t_f^p(t, s), t'). \quad (2.10)$$

### 2.5.4 再帰的更新

ここで、DP の枠組みを用いて、相互制約付き区分線形近似の再帰的更新を定義する。具体的には、最適な前状態の時間インデックス  $t^s(t, s)$  と累積誤差  $D_f(t, s)$  を次のように定義する。

$$t^s(t, s) = \arg \min_{t' \in \mathcal{T}(t, s)} \sum_f \{D_f(t', h(s)) + \tilde{e}_f^2(t', t, s)\} \quad (2.11)$$

$$D_f(t, s) = D_f(t^s(t, s), h(s)) + \tilde{e}_f^2(t^s(t, s), t, s), \quad (2.12)$$

ここで、 $\mathcal{T}(t, s) = \{t' \mid t^{\text{st}}(t) \leq t' \leq t^{\text{en}}(t), \tilde{e}_f^2(t', t, s) < \Delta_{\text{tol}} \forall f\}$  は起こりうる前状態の時間インデックスの集合であり、 $t^{\text{st}}(t)$  と  $t^{\text{en}}(t)$  は次式で定義される。

$$t^{\text{st}}(t) = \max(t - \Delta t_{\text{max}}, 0) \quad (2.13)$$

$$t^{\text{en}}(t) = \begin{cases} T - 1 & (t = T) \\ \max(t - \Delta t_{\text{min}}, 0) & (\text{otherwise}) \end{cases}. \quad (2.14)$$

なお、 $\Delta t_{\text{min}}$  と  $\Delta t_{\text{max}}$  は、上で説明したように、それぞれ各状態の最小経過時間と最大経過時間を表す。さらに、初期状態での累積誤差は  $D_f(0, s) = 0 \forall s$  として初期化されることに注意する。更新が完了したら、最適な終端の状態を以下の通り決定する。

$$s^* = \arg \min_s \sum_{f \in \mathcal{F}} D_f(T, s). \quad (2.15)$$

次に、従来の区分線形近似の場合と同様に、保存されている過去の最適状態  $t^s(t, s)$  の時間インデックスに基づいてバックトラックを行い、状態遷移を求める。

## 2.6 フットプリント検出

### 2.6.1 床平面上でのつま先エッジの抽出

概要で述べたように、フットプリント検出の最初のステップは、床平面上のつま先エッジ抽出である。そのために、まず入力 RGB 画像からエッジ検出手法 [109] を用いてエッジ画像を抽出し、画素毎のエッジ尤度を出力する（図 2.8 (a)）。次に、RGB 画像のエッジ画素を距離画像座標のエッジ画素に変換し、各エッジ画素の距離値に基づいて世界座標系に変換したエッジ画素を投影することで、3D エッジ点群を得る（図 2.8 (b)）。その後、床平面  $[\hat{x}_f^{\text{cog}}(t), 0, z_f(t)]^T$  上の足の位置を中心に  $t$  番目のフレームで 3D つま先 ROI を  $\mathcal{X}_f^{\text{ROI}}(t) = \{[x, y, z]^T \mid |x - \hat{x}_f^{\text{cog}}(t)| < \Delta x, |y| < \Delta y, |z - z_f(t)| < \Delta z\}$  とし、実験的に  $\Delta x = 20$  cm,  $\Delta y = 3$  cm,  $\Delta z = 20$  cm とした。

次に、画像解像度 1cm<sup>2</sup>/pixel の床平面画像上で、各足の立脚相の  $\text{ROI}X_f^{\text{ROI}}(t)$  内の 3D つま先エッジを投票する。ハイパーパラメータ  $\alpha$  を  $w = 1 - e^{-\alpha I}$  とし、その範囲を  $[0, 1]$  とするソフト閾値を用いて、エッジ強度  $I$  に対する投票重み  $w$  を設定する。 $(i, j)$  番目の画素でのつま先エッジの投票値を  $I^{\text{vote}}(i, j)$  として取得し、距離減衰を伴うマックスプーリングを使って平滑化する：

$$\tilde{I}^{\text{vote}}(i, j) = \max_{(p, q) \in \mathcal{N}_{(i, j)}} (I^{\text{vote}}(p, q) e^{-\beta \sqrt{(i-p)^2 + (j-q)^2}}), \quad (2.16)$$

ここで、 $\mathcal{N}_{(i, j)}$  は  $(i, j)$  周辺の最近傍領域、 $\beta$  は距離減衰を制御するハイパーパラメータである。

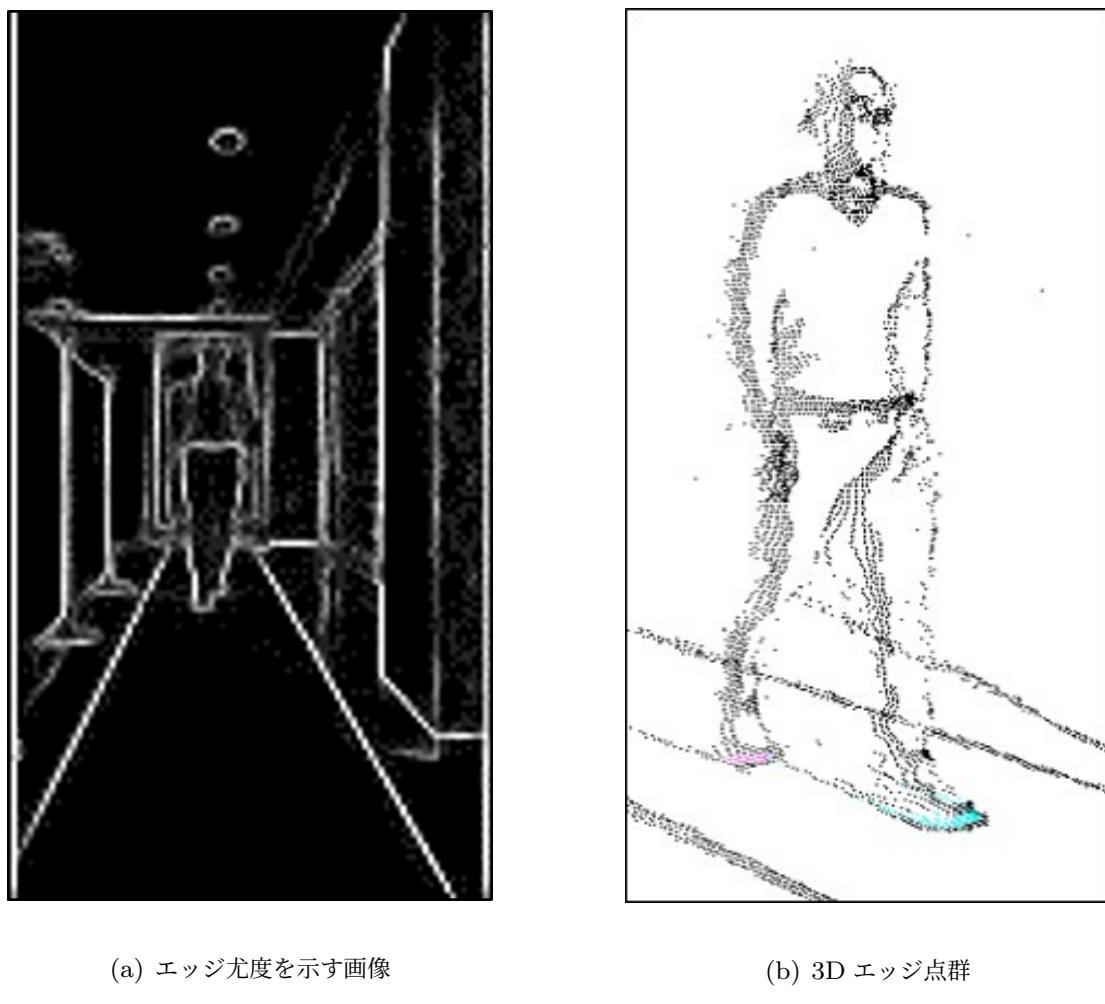


図 2.8 つま先のエッジ抽出. (a) では, ピクセルが明るいほどエッジの尤度が高い. (b) では, シアンとマゼンタがそれぞれ右と左のつま先のエッジ点を表している.

### 2.6.2 楕円モデル当てはめによる足部姿勢推定

平滑化した投票画像  $\tilde{I}^{\text{vote}}$  に楕円モデルを当てはめることで, フットプリントの位置と向きを推定する. ここで,  $a$  と  $b$  はそれぞれ長軸と短軸の半分の長さ,  $(i_0, j_0)$  は楕円の中心,  $\theta$  は長軸の傾斜角であり, 楕円モデルは 5 つのパラ

メータ  $\theta = \{a, b, i_0, j_0, \theta\}$  で定義でき、その方程式は次のようになる。

$$\begin{aligned} f(i, j; \theta) &= \left\{ \frac{(j - j_0) \cos \theta + (i - i_0) \sin \theta}{a} \right\}^2 \\ &\quad + \left\{ \frac{(j - j_0) \sin \theta - (i - i_0) \cos \theta}{b} \right\}^2 - 1 = 0. \end{aligned} \quad (2.17)$$

次に、パラメータ  $\theta$  の楕円に属する画素集合  $\mathcal{M}(\theta)$  を導入し、投票の和を最大化することにより最適パラメータ  $\theta^*$  を求める。

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} \sum_{(i,j) \in \mathcal{M}(\theta)} \tilde{I}^{\text{vote}}(i, j). \quad (2.18)$$

## 2.7 歩行特徴抽出

本節では、提案手法を用いた4つの歩行特徴量を紹介し、実験での精度評価を行う。

### 単脚立脚時間 (Single support duration; SSD) [s]

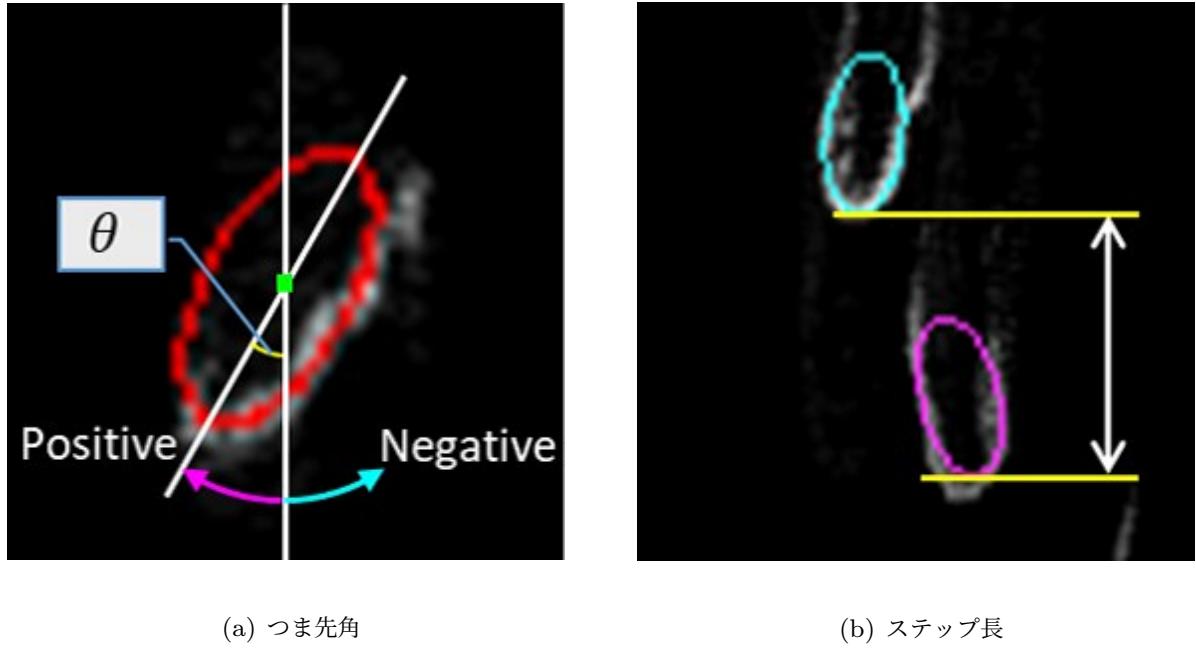
SSD とは、左右どちらかの足が立脚相にあり、もう一方の足が遊脚相にある時間のことである。具体的には、左足の状態  $s_1$  と右足の状態  $s_3$  の継続時間である（表2.1と図2.6）。

### 両脚立脚時間 (Double support duration; DSD) [s]

DSD とは、両足が立脚相にある時間のことである。具体的には、左右どちらかの足が前に出ている場合は、それぞれ  $s_4$  または  $s_2$  となる（表2.1と図2.6）。

### つま先角 (Toe angle; TA) [deg]

TA は、フットプリントに合うように選択された楕円の向きである。TA は歩行方向に平行な場合は 0 [deg] となる。また、TA が外方向の場合は正とな



(a) つま先角

(b) ステップ長

図 2.9 フットプリントから求めた空間的歩行パラメータ

り、その逆の場合は負となる（図 2.9 (a)).

### ステップ長 (Step length; SL) [m]

SL は、歩行方向に時間的に隣接する左右の立脚相で当てはめられた楕円モデルの前端間の距離差である。（図 2.9 (b)).

## 2.8 実験

### 2.8.1 セットアップ

実験参加者 10 人（男性 8 人、女性 2 人）からデータを収集した。各参加者には普段通りに歩行路を歩いてもらった。さらに、病的歩行に対する本手法の有効性を検討するため、右片麻痺患者を模倣し、右足の SSD を短くし、遊脚期につま先を引きずり、つま先を外側に位置するような歩容を計測した。

検証のために、RGBD カメラ (Microsoft Kinect v2) とレンズ (SPACECOM

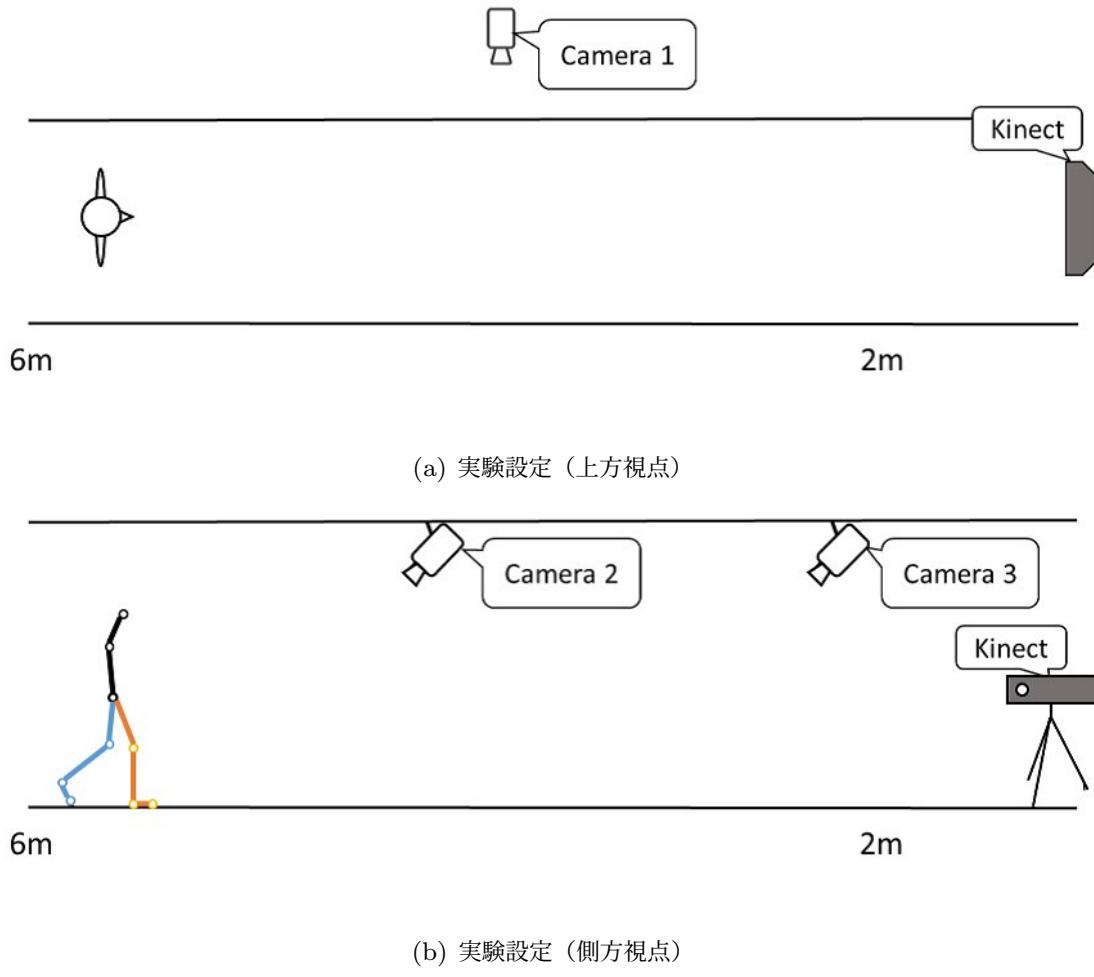
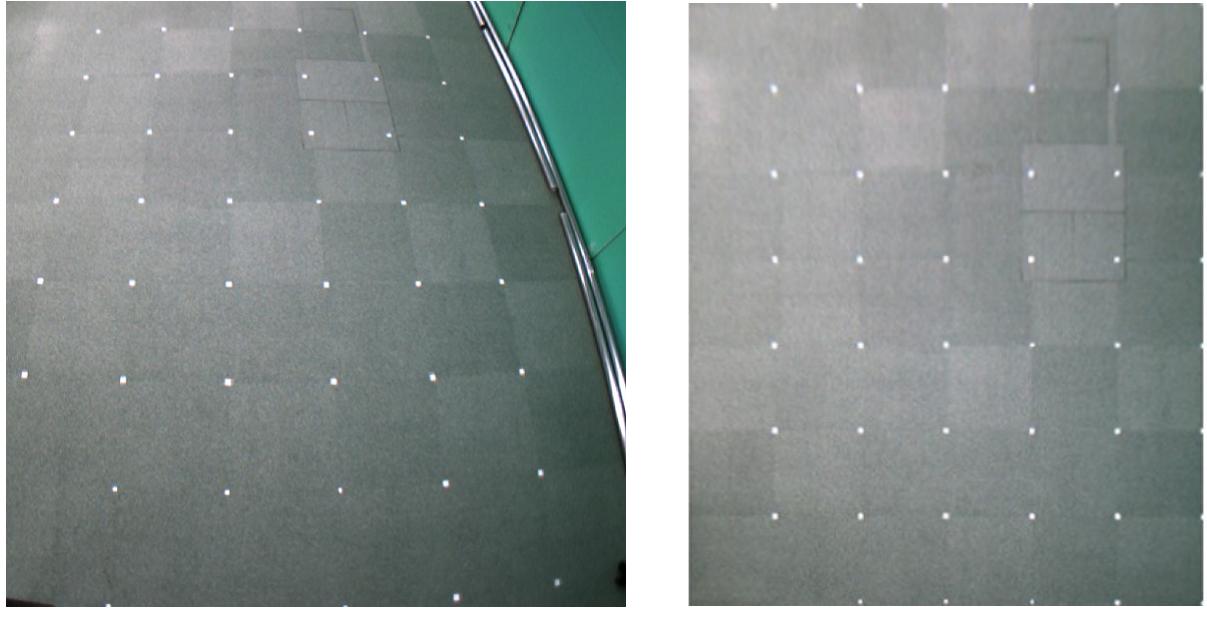


図 2.10 実験設定.

3.5 mm) 付き RGB センサ (PointGrey Flea3 FL3-U3-13E4C) 3 台を 6m の直線歩行路上に設置した。RGBD カメラで撮影した 1,920 画素サイズの RGB 画像と 512 画素サイズの深度画像は、30fps で撮影し、提案手法の入力データとした。一方、RGB センサでは  $1,280 \times 1,024$  ピクセルの RGB 画像を 60fps で撮影した。3 台の RGB センサのうち 1 台を歩行路の側方に、残りの 2 台を天井に設置した。

側方のカメラの映像から踵接地とつま先離地を手動で検出し、SSD と DSD の真値を定義した。一方、TA と SL については、天井に設置されたカメラを



(a) 元画像

(b) キャリブレーション済みの画像

図 2.11 天井に設置した RGB センサで撮影した画像。

用いて真値を求めた。そのため、元の撮影画像（図 2.11 (a)）をレンズ歪み補正とホモグラフィ変換を用いてキャリブレーション画像（図 2.11 (b)）に変換し、橢円モデルを手動で足部に当てはめて TA と SL の真値を求めた。キャリブレーションのため、50cm 間隔で白いマーカーを配置し、ホモグラフィ変換後の画像解像度を  $1\text{cm}^2/\text{ピクセル}$  に設定した。

推定された歩行特徴量と真値の歩行特徴量との間の平均絶対誤差を、左右の足それぞれについて評価した。ベンチマークとして、Latorre らが提案した Kinect で検出した関節キーポイント情報に基づく方法 [63] を採用した。また Latorre らは TA を推定する方法を提案していないため、TA を除いて同様に誤差を評価した。提案手法とベンチマーク手法の統計的有意確率の算出には、対応のあるの t 検定を用いた。有意水準は、各特徴において 5% とした。

表 2.3 歩行特徴の推定誤差

歩行特徴		SSD (s)		DSD (s)		TA (deg)		SL (cm)	
属性	手法	右	左	右	左	右	左	右	左
健常者	提案手法	0.04 (0.04)	0.03 (0.02)	0.03 (0.02)	0.04 (0.02)	4.6 (2.1)	5.5 (2.1)	0.03 (0.01)	0.02 (0.01)
	Latorre らの手法 [63]	0.04 (0.03)	0.04 (0.03)	0.04 (0.03)	0.04 (0.02)	-	-	0.02 (0.01)	0.02 (0.02)
疑似 片麻痺	提案手法	0.04 (0.03)†	0.05 (0.03)	0.04 (0.02)†	0.04 (0.03)	5.7 (4.0)	3.3 (2.5)	0.03 (0.01)†	0.03 (0.01)†
	Latorre らの手法 [63]	0.10 (0.05)	0.05 (0.06)	0.08 (0.05)	0.06 (0.05)	-	-	0.07 (0.08)	0.04 (0.03)

カッコ内は各特徴の平均絶対誤差と標準偏差を示す。

†: 提案手法の誤差がベンチマーク手法の誤差よりも統計的に有意に小さいことを示す。

## 2.9 結果

正常歩行と模倣片麻痺歩行それぞれについて、合計 50 歩（右 26 歩、左 24 歩）、161 歩（右 81 歩、左 80 歩）のデータを収集し、分析した。

表 2.3 に歩行特徴量の推定精度をまとめた。また、空間パラメータについて、SL の推定誤差は最大 0.03 m、左右差は 0.01 m であり、TA の推定誤差は右足で 4.6 deg、左足で 5.5 deg であった。SSD、DSD、SL については、提案手法とベンチマーク手法との間に有意差はなかった。

一方、片麻痺歩行の時間的パラメータに関しては、提案手法の推定誤差は最大で 0.05 s であり、左右差は 0.01 s であった。また、麻痺側である右側については、提案手法はベンチマーク手法よりも SSD と DSD が 0.06 s と 0.04 s 小さかった。空間パラメータに関しては、提案手法の SL の推定誤差は最大で 0.03 m であり、提案手法はベンチマーク手法よりも SL 誤差を 0.04 m 小さくした。TA の誤差は、右側で 5.7 deg、左側で 3.3 deg であった。SSD、DSD とともに麻痺側の誤差はベンチマーク手法よりも有意に小さかった。SL は非麻痺側、麻痺側ともにベンチマーク手法よりも有意に誤差が小さかった。

## 2.10 考察

まず、健常歩行と模擬片麻痺歩行の推定精度の違いについて考察する。正常歩行では、SSD, DSD, SLにおいて、提案手法とベンチマーク手法の間に有意差は見られなかった。しかし、片麻痺模倣歩行では、提案手法はベンチマーク手法よりも有意に誤差が小さく、特に片麻痺側のSSD, DSD, SLにおいて顕著であった。これは、Kinectを用いて得られた姿勢推定系列が、健常歩行にはよく適合しても、運動麻痺のある下肢の姿勢には適合しなかったためと考えられる。これに対して、学習データを必要としない提案手法は、実験に用いた片麻痺歩行を含む様々なタイプの歩行によく適合する可能性がある。

Suiらは[110]、IMUを用いた時間的パラメータの推定法を提案し、マーカーを用いたモーションキャプチャによる推定法との誤差を報告している。その結果は、遊脚時間は12.9 ms、立脚時間は10.3 msの誤差であった。本手法よりも高い精度が報告されているが、彼らの手法は健常者のみを対象とした学習ベースの手法であるため、障がい者に対して同様の精度を維持することは難しいと考えられる。

Zeniら[111]は、マーカーを用いたモーションキャプチャデータを用いて、トレッドミル歩行時の踵接地のタイミングとつま先離地のタイミングを推定する方法を提案し、床反力計データを用いた手法との誤差を報告した。参加者は、健常者7名と脳卒中発症者を含む患者11名であった。健常者では、踵接地とつま先離地のタイミングにおいて、平均誤差はGround reaction force (GRF)の検出解像度における1フレーム(16.7 ms)以内であった。患者では、

GRF の検出解像度の 2 フレーム以内 (33.4 ms) であり、推定誤差が増大した。著者らは遊脚時間や立脚時間を推定していないため、提案手法の結果との比較は困難であった。しかし、患者であっても推定精度を維持可能な点で、提案手法の方が優れていると考える。

また、Kinect のような距離センサを用いる場合、足部と床平面の距離差が僅かであるため、一般的に TA の推定は困難であるが、提案手法は 3D のつま先エッジ点を累積する枠組みを取り入れることで、およそ 5 deg の精度を達成した。療法士は一般的に 5 deg の解像度で関節角度を計測するため、この TA の推定精度は有用であると考える [112]。

## 2.11 小結

本研究では、1 台の RGBD センサを用いた新しい歩行位相分割法とフットプリント検出法を提案した。片麻痺を模した歩行特徴の推定を行った場合に、提案手法では従来手法よりも、麻痺側肢の時間的・空間的パラメータの推定誤差が、従来手法よりも優位に小さい結果となった。片麻痺歩行を対象とした場合には、途中で立ち止まったり、足を出そうとしても地面に引っ掛かり前方へ出すのに時間がかかる、などの現象が見られる。従来のルールベース手法では、麻痺側肢を振り出そうとして失敗した場合に、健側肢が接地している状態にもかかわらず、麻痺側肢の遊脚と立脚の状態遷移を推定してしまう恐れがある。また隠れマルコフモデルなどを用いる機械学習手法では、スムーズに状態遷移がなされる健常者データをもとに学習しているため、立ち止まったり、足が前に出せない時間が続くと、誤って遊脚や立脚への遷移を推定してしまう恐

れがある。提案手法では、歩行中の左右足の接地あるいは離地の状態について、相互的に制約を与えた状態遷移モデルを導入することで、上記の問題を解決する。麻痺側肢の振り出し時間要する場合や、数回振り出しの失敗を繰り返す場合でも、健側肢が接地している間は状態の遷移せず、正しい歩行周期の位相を推定することが可能である。そのため、提案手法は、片麻痺患者のような病的歩行の時空間的なパラメータを推定するために、有効なアルゴリズムであると考えられる。

一方で提案手法にはいくつかの課題が残されている。まずは、歩行位相分割アルゴリズムについてである。今回、足部の振り出し速度が一定であると仮定し、1本の線分を用いて振り出し位相を近似した。患者によっては、初期遊脚相でつま先を引きずったり、一定の速度で麻痺側肢を振り出せない場合がある。その場合、図 2.12 の右（麻痺側）足部系列への近似結果のように、なだらかに足部が前方移動を始める系列に対して1本の線分で近似をすることになる。このような症例にも対応するように、いくつかの線分で遊脚相を近似するようにアルゴリズムを改良する方法が考えられる。しかしどうしても下肢の振り出しが可能な症例に対しても複数本の線分で近似を強いることになると、不自然な線分当てはめにより返って、遊脚相と立脚相の遷移地点の推定誤差が増大する恐れがある。また、Hatamzadeh らは後続研究として足部位置系列を曲線近似する手法を提案している [113]。彼らは、立脚期を直線、遊脚期を3次のベジエ曲線で近似する方法を提案しているが、足部が一定の速度で振り出せない場合を想定していない。仮にベジエ曲線の次数を増やして対応する場合であっても、曲線を決定する制御点が増えることで、各制御点の探索空間の制

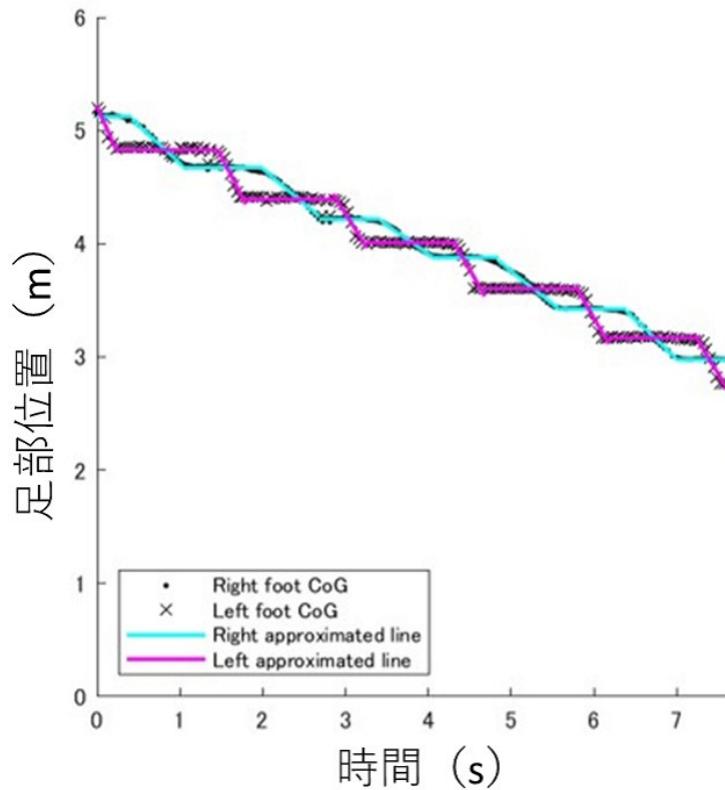


図 2.12 一定の速度で麻痺側肢を振り出せない症例の区分線形近似結果

約方法が複雑化することや、計算量が増大することが懸念される。提案手法では、片麻痺患者に現れる麻痺側足部の振り出し速度に依らず1本の線分で近似することで、平均的な位相分割精度を保つことが可能な手法になっていると考えられる。

次に、フットプリント検出アルゴリズムについては、床に映り込んだ人物のエッジを検出しないように、カーペットの光沢を抑える必要がある。そのため今後は床面の素材にロバストなつま先エッジ検出手法の改良が必要である。

また、センサの特性上、センサからの距離によってフットプリントの検出精度が変化する。また、臨床計測における適切な計測範囲の評価も必要である。

## 第2章 相互制約付き動的計画法を用いた区分線形近似による歩行位相分割とフットプリント検出46

以上の課題を改善した歩行分析システムを開発し、臨床現場での応用実験を進めしていく。

## 第3章

# RGBD センサを用いた歩容解析に基づく脳卒中後患者のバランス能力評価システム

近年の我が国の死因の上位は、悪性新生物、心疾患、肺炎、脳卒中が占めている。脳卒中による死因割合は 7-10% 程度であり、第 1 位の悪性新生物の 4 分の 1 程度の割合である [114]。一方で、脳卒中は、介護が必要となる原因疾患の第 2 位であり、その中でも重度介護である要介護 4 と 5 に陥る原因疾患の第 1 位となっている [115]。このことから、脳卒中は直接的な死因にならない場合でも、後の生活に支障を来す重大な後遺症を引き起こすことが分かる。

脳卒中後遺症を持つ多くの人々のおよそ 83 %がバランス機能障害を有し [85]、様々な日常生活動作能力の低下を伴うことで [86]、転倒リスクが増大する。実用性の高い歩行能力の獲得は、脳卒中後遺症患者のリハビリテーションにおいて究極の目標の一つであるため、歩行障害とバランス機能障害の両者

の改善は重要なアウトカムである。

バランス機能評価には、Berg Balance Scale (BBS) [116] や Dynamic Gait Index [117]などの評価手段が提案されている。DGIでは、歩行中に速度変更、頭位変更、方向転換、障害物跨ぎなどの応用的な歩行能力が検査される。脳卒中患者の身体運動の制御能力の評価に役立つ可能性がある。一方で、信頼性が確認されているのは、経験豊富な専門家が評価した場合のみである。また経験豊富な専門家であっても、検査項目によっては検査者間信頼性が不十分であると報告されている。また準備物が多いことや、難易度の高い運動を実施するため転倒リスクが高くなることが、臨床現場で実践する上での課題となっている。BBS の検査項目は座位と立位での運動を中心に構成されており、高齢者や脳卒中患者などのバランス機能障害を持った患者のバランス能力を評価するために広く使われている [118–120]。ただし、BBS を評価するためには、リハビリテーションの専門的知識と経験を有する専門家が評価を行うことが必須条件であることは DGI と変わりない [121, 122]。その理由は、専門的な知識に基づいた動作の観察と、安全な運動課題の遂行を保証するためである。また評価には約 15 – 20 分の時間が必要であり、評価可能な患者数やその実施頻度は大幅に制限される。そのため、臨床現場においては、システムによる BBS スコア評価の自動化が望まれている。

BBS を自動評価する技術として、装着型の加速度センサを用いた手法と距離センサを含むカメラを用いた手法が挙げられる。加速度センサを用いた研究として、Shahzad らの手法 [123] では、センサを腰背部に装着した状態で、転倒リスクと関連があるとされる三つの課題 (Timed-Up and Go test, Alternate

Step test, Five Times Sit-to-Stand test) を計測する [124, 125]. さらに加速度情報から抽出した特徴量を用い, Lasso 回帰モデル [126] による BBS スコア推定を行っている. また Similä らは, 健常高齢者や脳卒中患者らの腰背部に加速度センサを装着し, 歩行計測を実施することで BBS スコアを推定する手法を提案している [127]. 彼らは加速度情報から抽出し,  $k = 3$  の  $k$  Nearest Neighbor (kNN) 分類を適用し, 学習データに最も類似した 3 人の参加者の BBS スコアの平均値を推定 BBS スコアとして出力している. しかしながら Shahzad らの手法では, 歩行に加えて, より高度なバランス能力を必要とする複数の運動課題を計測する必要があるため, 適用可能な対象患者が限定される. また加速度センサを用いた手法の共通の課題として, 全般的に装着作業の手間や装着位置の再現性の問題がある.

一方, カメラを用いた手法では, 上記の装着作業の手間や装着位置の再現性の問題を回避可能である. Masalha らは, 2 台の RGBD カメラ (Kinect) を用いた手法を提案している [128]. 彼らは BBS の 14 個の課題について, フレームごとに関節点の相対位置, 身体部分間の距離, 身体関節の角度, 地面からの関節の高さ, 関節点の加速度などの特徴量を抽出し, ランダムフォレストによる識別器 [129] を用いて BBS スコアを推定する. ただしこの手法では BBS の全運動課題の計測が必須であるため, 評価時間の短縮には繋がらない. また 2 台の RGBD カメラのキャリブレーションが必要なため, 準備に時間を割くことが難しい臨床現場での運用には適さない. Johnson らは, 二つの座位運動課題を 1 台の RGBD カメラ (Kinect) で計測することで, 比較的短時間で BBS スコアを推定している [130]. その一方で, 座位運動課題は, 歩行練習を開始

している患者にとっては容易すぎることから、リハビリテーションの一環には含まれないことが多い。そのため、本来のリハビリテーションとしては不要な座位運動課題の計測を、BBS 推定のために別途行う必要があることから、臨床現場における効率性の面では望ましくない。

臨床現場における効率性を考えると、運動課題の候補として、歩行が挙げられる。前述の通り、バランス能力評価と同様に歩行能力の評価は重要とされていることから、片麻痺患者のリハビリテーションの多くに歩行運動課題が含まれている。また、脳卒中後片麻痺患者の歩行時の非対称性とバランス能力には関係があることが知られており、また BBS と歩行特徴に相関関係があることも報告されている [131, 132]。そのため、歩行運動課題の様子を解析することで、BBS スコアを自動推定できる可能性があり、また、それが実現すると、臨床現場の効率性の面でも望ましい。

そこで本研究では、臨床現場での実運用に資する、RGBD カメラを用いた歩行計測による BBS の自動評価システムを開発する。本研究の貢献は、以下の 3 点にまとめられる。

### 歩行映像解析による効率的な BBS 評価

歩行映像解析による BBS 推定を可能にすることにより、リハビリテーションを行う上で必要な動作練習・評価を通して、効率的にバランス能力を評価することが可能となる。また、装着型センサを用いた従来手法とは異なり、センサ装着の手間がないことから、システム利用時の準備時間を削減できる。

### 介助者付き歩行映像の解析技術による安全な計測

臨床現場では、バランス能力が十分には回復していない転倒リスクの高い片麻

痺患者に対する歩行評価を行うことがあり、そのような場合には、介助者が患者の近くで見守る必要がある。提案手法では、介助者と患者が近接している場合でも、患者領域を分離することで、患者の歩行を解析する。これにより、幅広い患者層に対して本システムを適用することができる。

### 臨床現場の利便性を考慮したシステム

バランス能力評価の従来研究は、主として手法の有効性の検証に留まっており、臨床現場での運用を考慮したシステムのハード・ソフトウェアの開発は行われていなかった。我々は、可搬型のハードウェア構成および GUI を備えたソフトウェアを実装し、臨床現場で取り扱い易い計測システムを構築した。

### 3.1 関連研究

本研究では、歩行映像解析によるバランス能力評価を目的としていることから、関連分野として、歩行映像解析による医学的な診断・評価結果の推定に関する研究を挙げる。

Rocha ら [133] や Ospina ら [134] は、Kinect が検出する骨格情報を用いて、パーキンソン病患者の歩行特徴の解析を行っている。また Ospina らは、特徴量を用いて健常者とパーキンソン病患者を分類し、診断を支援する技術を提案している。一方で上肢の振りの大きさや速度、左右の対称性など、上肢の運動に関する特徴を中心に抽出しており、我々が目的とするバランス評価指標の推定に応用することが難しい。また Lu らは、深層学習ベースの手法を用いて、パーキンソン病患者の症状の進行度の評価に用いられる Unified Parkinson's Disease Rating Scale の歩行に関するサブスコアの推定技術を提

案している [135]. 彼らは、対象者の歩行映像から 3D の骨格情報系列を検出し、それを入力として上記のサブスコアを出力する時間方向の畳み込みニューラルネットワークの学習を行っている。ただし出力がわずか 4 段階 (normal, slight, moderate, severe) の歩行重症度となっており、リハビリテーションにおいて重要な回復度の詳細な変化を評価することはできない。また Liao らは正常圧水頭症患者について、左右の対称性や正面から見た両足の距離、足の向きなどの歩行障害の特徴を画像解析によって抽出し、医師が行う治療効果の有無を判定する技術を提案している [136]。ただし上記のパーキンソン病患者の診断支援技術と同様に、回復度の詳細な変化を評価できる技術ではない。

また、歩行による運動課題に加えて、同時に認知課題を行う二重課題（デュアルタスク）の様子を観察することで、認知機能障害との関連性を調査した例が報告されている [9, 137, 138]。さらに、このようなデュアルタスク中の特徴量から、臨床的な認知機能評価指標である Mini-Mental State Examination スコアを推定する技術 [139] や軽度認知症患者を高精度に検出する技術 [140] が提案されている。彼らの手法では歩行特徴に加え、計算問題の正答率を特徴量として用いており、バランス能力の推定に直接応用することが難しい。

またヘルスケア関連の指標として、疲労状態 [141, 142] や、体組成情報 [143] の推定技術も報告されている。ただし疲労状態の推定には、日常生活における歩行計測、あるいは数分間の連續した歩行計測データが必要となる。また体組成情報の推定に関しては、シルエット抽出のためにグリーンバックなどに背景を統一しなくてはならない。このようにいずれの場合でも、データ収集や計測環境の整備に時間を必要とし、本研究の目的である評価時間の短縮に適さ

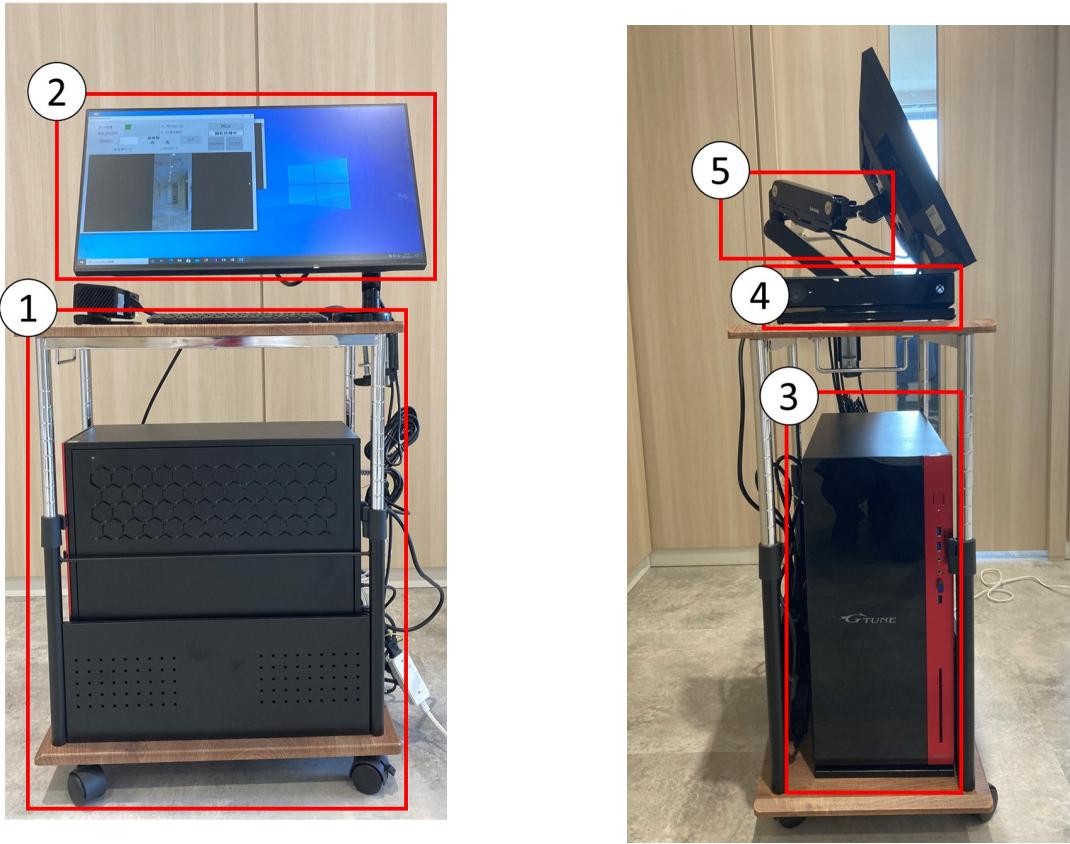
ない。

## 3.2 片麻痺患者のバランス能力評価システム

### 3.2.1 システム概要

まず、本システムのハードウェア構成と計測環境について説明する。主なハードウェアは、計算機、タッチパネルディスプレイとRGBD カメラである Kinect v2 センサで構成され、これらをキャスター付きワゴンに搭載することで、簡便に移動できるようにしている。またディスプレイは可動式アームでワゴンに固定されており、ユーザが操作し易い角度に設定可能である（図 3.1）。計測環境としては、歩行者領域の抽出を容易にするため、直線歩行路にクロマキー用カーペットを敷設し、その終点側に本システムを設置する。

次に、利用時の流れ（図 3.2）を計測・結果表示用のアプリケーション画面（図 3.3）に触れつつ説明する。アプリケーション画面（図 3.3 (a)）で患者情報を入力し、Kinect で背景映像を撮影した後、対象患者の歩行映像を計測すると、独歩もしくは見守り歩行の条件に応じて自動で解析処理を行い、BBS スコアの推定結果が表示される（図 3.3 (b)）。歩行撮影モードでは、患者の足が Kinect の正面 2m 以内に近づくと、自動的に撮影を終了する。この時、足の位置検出には、Kinect が自動抽出する骨格の足関節の位置情報を利用する。



(a) 側面写真：①キャスタ付ワゴン， ②タッチディスプレイ.

(b) 正面写真：③計算機， ④Kinect v2 センサ， ⑤可動式ディスプレイアーム.

図 3.1 評価システムの外観

### 3.2.2 前処理

解析処理の概略を図??に示す。取得した背景距離画像と入力距離画像を用いて背景差分法によりシルエット抽出を行う [105]。シルエット内の距離情報から対象者の身体重心位置系列や足部重心位置系列を取得し、それぞれ歩行中の身体重心移動に関する特徴量、歩行位相分割による時間的歩行特徴量の抽出を行う。入力 RGB 画像からはエッジを検出 [109] し、入力距離画像と併せて用いることで透視投影変換により 3D のエッジ点群を取得する。さらにつま先

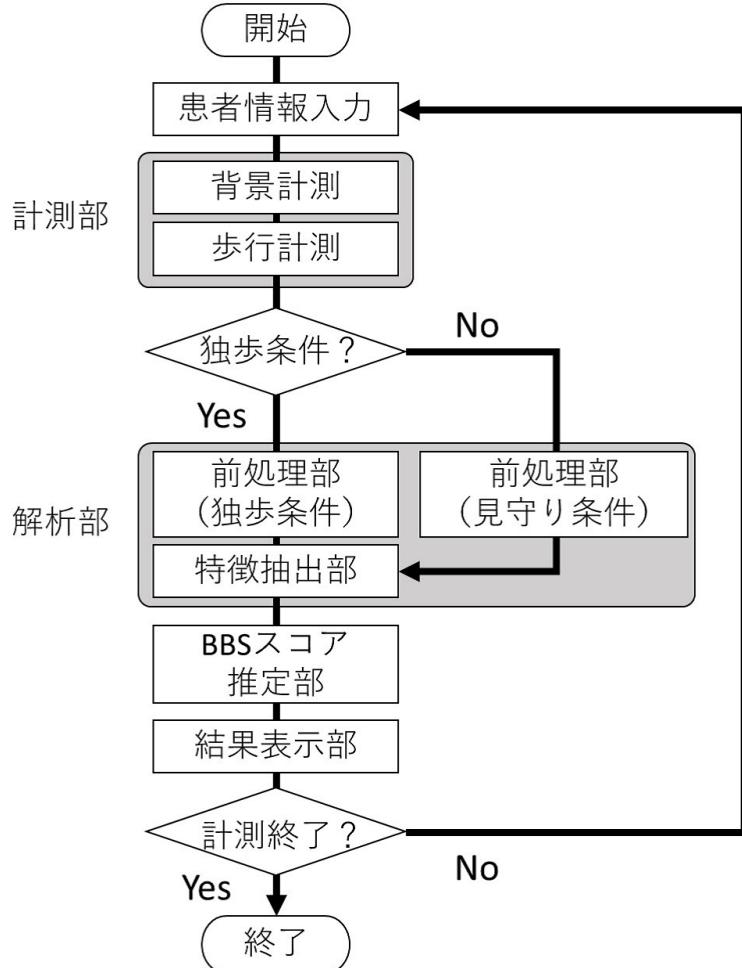
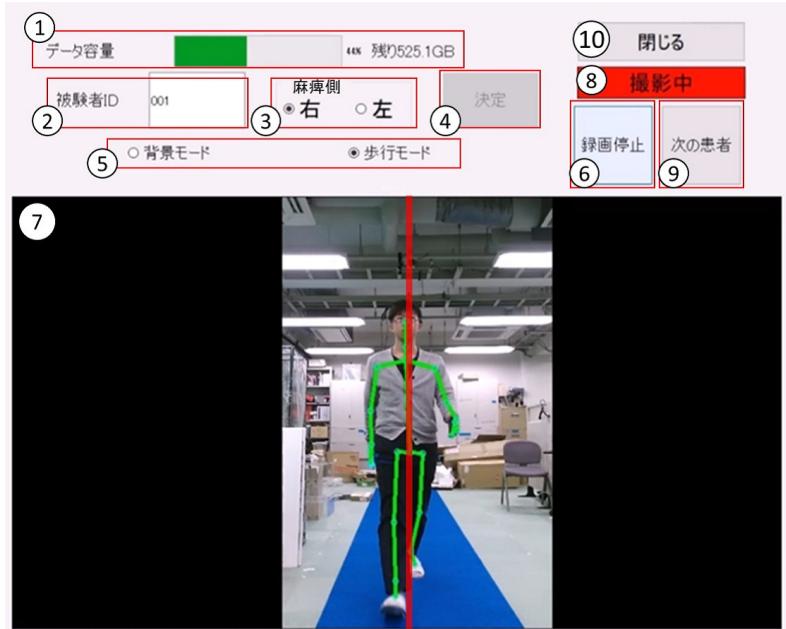


図 3.2 本システム利用時の流れ

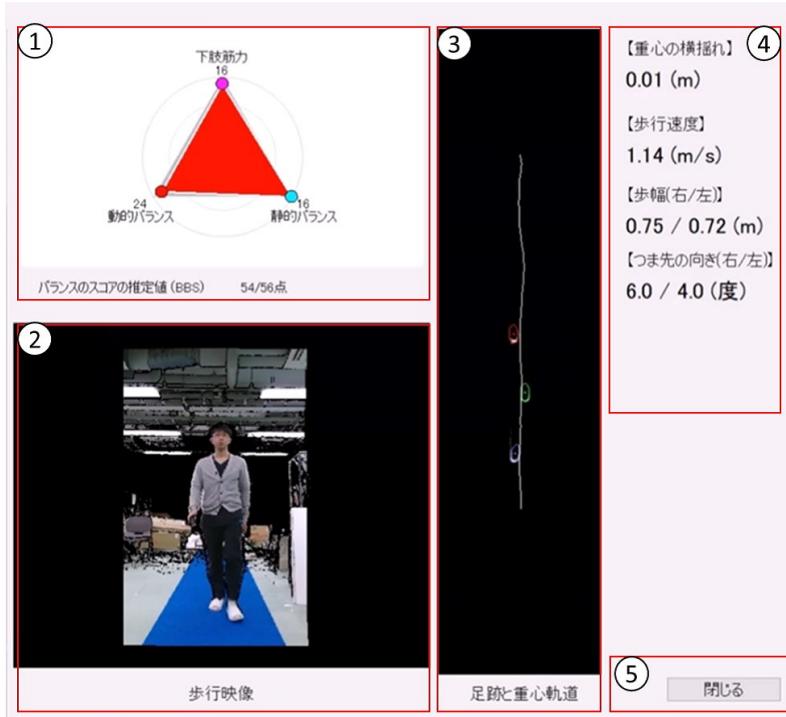
周囲の点群のみを床平面に投影することで、つま先の輪郭を取得し、つま先の位置・姿勢を計算してステップ長やつま先角などの特徴量を抽出する。最後にこれらの特徴量を用いて BBS スコアの推定を行う。

シルエット抽出以外の前処理は、Yasukawa らの手法 [144] を踏襲している。但し、従来手法では、患者による独歩を前提としていたため、介助者が伴う場合には利用できなかった。臨床現場では、歩行レベルが十分ではない患者を対象とする場合に、転倒に注意するため介助者による見守り条件下で利用できる

### 第3章 RGBD センサを用いた歩容解析に基づく脳卒中後患者のバランス能力評価システム56



(a) 計測用 GUI 画面：①データストレージ残量表示, ②患者 ID 入力欄, ③麻痺側情報選択ボタン, ④対象者情報入力決定ボタン, ⑤撮影モード選択ボタン, ⑥録画開始・停止ボタン, ⑦撮影画像プレビュー画面, ⑧システムステータス表示画面, ⑨新規患者作成ボタン, ⑩システム終了ボタン.



(b) 結果表示用 GUI 画面：①BBS スコア表示, ②歩行映像表示, ③フットプリントと重心軌跡表示, ④歩行特徴量表示, ⑤結果表示画面終了ボタン.

図 3.3 評価システム GUI

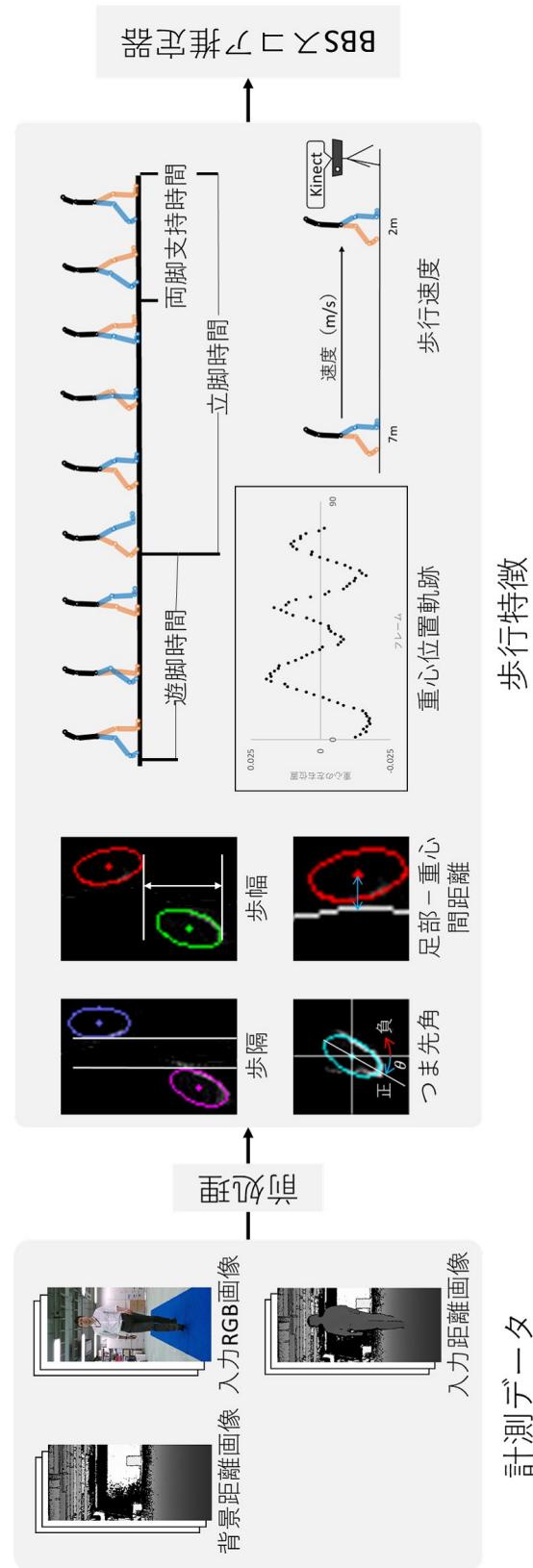


図 3.4 解析処理の概略図

ことが望ましく、そのための患者と介助者（見守り者）のシルエット分離処理を加えた。

歩行中の転倒リスクを管理できる見守り者の立ち位置として、患者の後方に位置する場合（後方見守り）と側方に位置する場合（側方見守り）の2条件を想定した。この時、見守り者は常に患者の麻痺側に位置し、歩行中は左右の位置の入れ替わりはないものとした。

入力が2条件のいずれに当てはまるかを判断するために、人物シルエット領域の距離データの標準偏差を用いた。後方見守りの場合は、人物の位置関係が奥行方向に広がるため距離データの標準偏差が大きくなる。一方で側方見守りの場合は、人物の位置関係が横方向に広がるため距離データの標準偏差が小さくなる。したがって提案手法では、人物シルエット領域の距離データの標準偏差が閾値よりも大きければ後方見守り、小さければ側方見守りと判断し、条件に応じて以下の処理を適用した。

### 条件 1: 後方見守りの場合

入力データには、人物シルエット領域内の距離データを用いる。前方の患者の距離データと後方の見守り者の距離データが各々クラスタを形成することから、距離データのヒストグラム（図3.5 (b)）に対して、大津の二値化 [145] を適用し、人物シルエット領域を前後に分離する（図3.5 (a)）。さらに、前後それぞれの人物シルエットの2次元画像上の重心位置を計算し、左右の位置関係を求める。

### 条件 2: 側方見守りの場合

入力データには、人物シルエットの水平方向の座標値（ $x$ 座標の値）を利用する

る。患者と見守り者が左右に並ぶことから、 $x$  座標の値が各々クラスタを形成することから、人物シルエット領域の  $x$  座標の値に関するヒストグラムに対して、左右領域の分離位置を求める。ただし、片麻痺患者では、下肢の分回し特徴 [146] がみられることを考慮する必要がある。分回し特徴とは、麻痺側の遊脚期に、下肢を身体の外側に大きく振り回しながら、前方へ振り出す特徴を指す。このような場合、上下の領域で、左右の領域を分離する位置が異なることが考えられる。そのため、シルエット領域を上端と下端の中点で分割し、その各々について  $x$  座標の値に関するヒストグラム（図 3.6 (b)）に対して、大津の二値化を適用し、各領域を左右に分離する。最後に、左右に分割した上半身と下半身の領域を、それぞれ結合させることで、左右の人物シルエットを抽出する（図 3.6 (a)）。

上記の条件 1 あるいは 2 のいずれかの処理を、画像系列に適用することで求まる、左右の人物シルエット系列の内、重心位置の平均値が画像中心に近い系列を、最終的な患者シルエット系列として抽出する。

### 3.2.3 特徴量抽出

Similä らは腰背部に 1 台の加速度センサを装着して歩行動作を計測しており [127]、身体を一つの剛体と捉えた場合の歩行中の加速度情報、すなわち身体重心の加速度に類似した情報を解析していると考えられる。一方で提案手法では、身体重心移動の特徴に加えて、従来技術では含まれなかった歩行の時空間的パラメータや、下肢の運動麻痺の状態が現れやすい足部の特徴量を含めて、BBS スコアの推定モデルを構築する。この際、BBS を推定するための歩

行特徴量の妥当性を考慮し、従来研究にて BBS との相関が報告されている歩行特徴量 [131, 132, 147]、および病院の専門家の意見をもとに有用な特徴量を採用し、特徴量ベクトルを設計した。9 項目全 23 個の歩容特徴量を入力として BBS を推定する推定モデルを構築する。

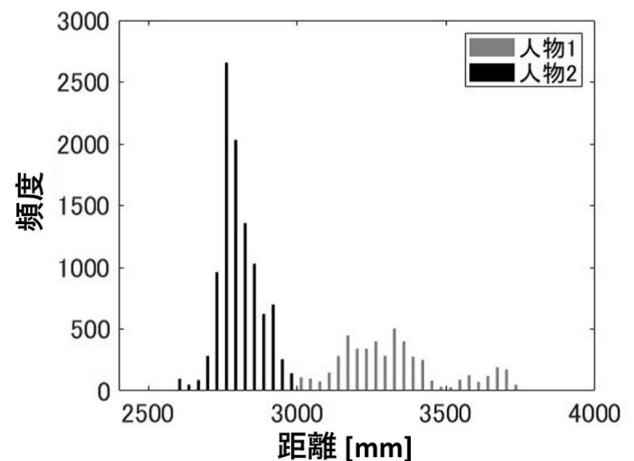
ここで Yasukawa らの手法 [144] を用いて映像データの前処理を行うことで、身体重心の位置系列、歩行位相分割（左右の両立脚時間、単脚立脚時間、遊脚時間）の計算、立脚期中のフットプリントの抽出を行う。これらの情報を用いて、以下の時空間的歩行特徴量を抽出する。なお、下記に示す特徴量#1～7 は、麻痺側と非麻痺側についてそれぞれ計算する。

### 特徴量 1: つま先角

片麻痺患者は、健常者と比較して、麻痺側下肢の股関節が外旋し、つま先が外側を向くことにより、遊脚期前の地面を蹴る力が外側を向いてしまうことが報告されている [148]。そこで、前処理によって抽出した進行方向軸とフット



(a) 分離されたシルエット画像



(b) 距離の頻度分布の分離結果

図 3.5 シルエット分離結果の例：後方見守り

プリントエッジに当てはめた楕円モデルの長軸のなす角度をつま先角とした。

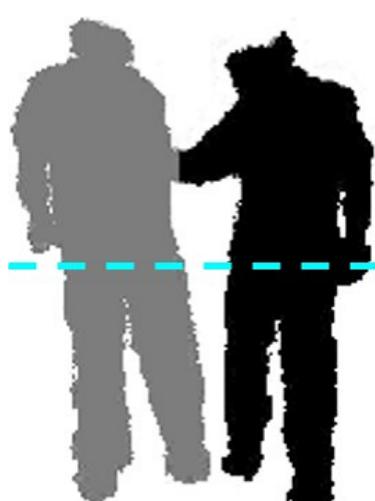
### 特徴量 2: 足部—重心間距離

前述の麻痺側下肢の立脚時間の短縮により、歩行中の左右足部の圧中心の変位量の大きさに非対称性が生じることが明らかになっている [149]。そこで、フットプリントの楕円モデルの中心座標を地面に接地している足部位置とし、床平面に投影した踵接地時の全身の重心位置との距離を計算した。

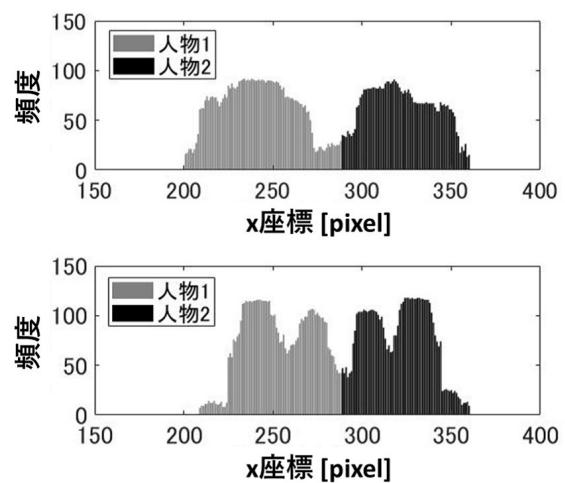
### 特徴量 3: 両脚立脚時間

多くの片麻痺患者について、非麻痺側の両脚立脚時間が長くなることが明らかになっており、遊脚時間の非対称性を引き起こす要因であるとされている [150, 151]。そこで、前処理によって抽出した歩行位相より、両脚立脚時間を算出する。

### 特徴量 4: 立脚時間



(a) 分離されたシルエット画像



(b) x 座標の頻度分布の分離結果（上段：上半身、下段：下半身）

図 3.6 シルエット分離結果の例：側方見守り

片麻痺患者において、BBS スコアと麻痺側の立脚時間の長さの間には、正の相関があることが報告されている [131, 132]. そこで、単脚立脚時間とその前後の両脚立脚時間の和を立脚時間とする。

#### 特徴量 5: 遊脚時間

片麻痺患者の多くが、非麻痺側のと比べて麻痺側の遊脚時間が増大することが分かっている [152, 153]. すなわち、麻痺側の単脚立脚時間の短縮が生じることを意味する [154]. そこで、前処理による歩行位相より、遊脚時間を算出する。

#### 特徴量 6: ステップ長

片麻痺患者の BBS スコアの改善とステップ長の拡大には、正の相関関係があると報告されている [132]. そこで、時間的に連続する左右のフットプリントに対して当てはめた橢円モデルの前端同士の距離をステップ長とする。時間的に早く踏み出した足よりも前方に次の足を踏み出した場合には、ステップ長は正の値をとり、逆の場合には負の値をとる。

#### 特徴量 7: 歩隔

片麻痺患者の BBS スコアの改善と歩隔の拡大には、正の相関関係があると報告されている [147]. そこで、時間的に連続する左右のフットプリントに対して当てはめた橢円モデルの内側端同士の距離を歩隔とする。左右の足が左右に交差するような位置関係になる場合、歩隔は負の値をとる。

#### 特徴量 8: 重心揺れの大きさ

[155] では、健常者と比較して、片麻痺患者は立脚中期の重心揺れが大きくなることが報告されている。そこで、前処理によって抽出した重心位置系列の

前後・左右・上下方向成分の標準偏差を、重心揺れの大きさとする。

### 特徴量 9: 重心移動速度

片麻痺患者に関する重心移動速度の低下は多くの研究で報告されており [153, 156]、BBS 得点との相関が高いとされている [131]。本研究では、重心移動速度系列の前後・左右・上下方向成分の平均値および標準偏差を特徴量とする。

#### 3.2.4 BBS スコアの推定モデル

提案手法では、BBS スコアの推定に Lasso 回帰モデルを用いた。線形回帰モデルでは、学習後の各特徴量の重みから、BBS のスコアに寄与した特徴を把握することができ、臨床的にも考察が行いやすい。また線形回帰モデルの一つの Lasso 回帰モデルでは、不要と判断される特長量の係数が 0 になる性質があり、より汎化性の高い推定モデルを学習することが期待される。

歩行特徴並びに BBS スコアの組からなるデータ数を  $N$ 、特徴ベクトルの次元数を  $P$  とする。 $i$  番目のデータの特徴ベクトルについて、各次元のスケールを合わせるため、各次元について  $Z$  標準化を適用し、標準化された特徴ベクトルを  $\vec{x}_i = [x_{i1}, \dots, x_{iP}]^T \in \mathbb{R}^P$  とする。LASSO 回帰モデルの特徴ベクトルの各次元に対する重み係数を並べたベクトルを  $\vec{\beta} = [\beta_1, \dots, \beta_P]^T \in \mathbb{R}^P$  すると、BBS スコアの推定値  $\hat{y}_i$  は、以下のように表される。

$$\hat{y}_i = \boldsymbol{\beta}^T \boldsymbol{x}_i \quad (3.1)$$

また、専門家（医師や理学療法士など）が評価した BBS スコアの真値を  $y_i$  と

すると、BBS スコアの推定誤差の最小化と疎性のための正則化のトレードオフとして、重み係数ベクトルの推定値  $\hat{\vec{\beta}}$  が以下のように算出される。

$$\hat{\vec{\beta}} = \arg \min_{\vec{\beta}} \sum_{i=1}^N \|\hat{y}_i - y_i\|_1^2 + \lambda \sum_{j=1}^P \|\beta_j^T\|_1. \quad (3.2)$$

ここで、 $\lambda$  は正則化の強さを決定する非負の定数である。 $\lambda$  が大きくなるほど正則化が強まる。すなわち  $\lambda = 0$  の場合、正則化項のない最小二乗法による線形回帰モデルと一致する。

### 3.3 実験

#### 3.3.1 データ収集

2018 年 6 月 1 日から 2021 年 3 月 31 日までの期間において、データ収集を実施した。対象者は、北原リハビリテーション病院へ入院した脳卒中患者の内、見守りあるいは自立条件下で 10m 以上歩行可能な者を対象とした。また高次脳機能障害や認知症等により、研究内容を十分に理解できない者は除外した。尚、本研究は、大阪大学研究倫理委員会（承認番号 29-1、審査受付番号：L005）及び医療法人社団 KNI の倫理委員会（受付番号 第 37 番）の承認を得て実施し、全ての対象者に対して書面と口頭にて研究内容を説明し、研究参加への同意を得た。結果として、合計 128 件のデータを収集した。

次に患者の属性情報について説明する。収集したデータ 128 件の内、属性情報に欠損のあった 52 件分は除外し、76 件のデータの統計量を計算した。性別は男性 38 名/女性 30 名、麻痺側は右 36 名/左 32 名、平均年齢は  $65.5 \pm 14.9$  歳で、発症からの日数は  $92.9 \pm 227.1$  日であった。また歩行計測時の見守りの

有無については、無しパタンが 128 件中 103 件、有りパタンは 25 件であった。

128 件（102 名）中、歩行計測中に立ち止まった、専門家が介助を行った、歩行路から逸脱したデータは解析対象から除外し、残りの 94 件（75 名）を解析に用いた。そのうちデータ複数データを提供した患者は 11 名で、その内訳は、7 名が 2 件、1 名が 3 件、2 名が 4 件、1 名が 5 件で、それ以外の 64 名は全て 1 件ずつであった。

対象者には、10m の直線歩行路を終端に設置した Kinect に向かって、快適な速度で歩くように指示した。この時、下肢装具の装着は認めたが、杖や歩行器等の歩行補助具の使用は認めなかった。真値となる BBS スコアは、十分に訓練を受けた経験年数 6 年以上の理学療法士が評価し、歩行計測日との間隔は前後日  $-1.6 \pm 6.8$  日であった。収集した BBS スコアの平均値と標準偏差は、 $44.78 \pm 8.46$  点であった。BBS スコアの分布と統計情報を図 3.7 に箱ひげ図で示す。

### 3.3.2 実験設定

まず、全体の  $N$  件のデータに対して、テスト用データ 1 件と学習・検証用データ  $(N - 1)$  件に分割し、学習・検証用データに対して一つ抜き交差検証 (Leave one-sample out; LOSO) を行い、ハイパーパラメータである正則化項の係数  $\lambda$  を決定した。具体的には、各検証を通して、推定値と真値の平均二乗誤差が最小となるときの正則化項の係数  $\lambda$  の平均値を求めた。次に学習用データと上記の  $\lambda$  を用いて、モデルの回帰係数  $\hat{\beta}$  を計算し、最後にテストデータを用いてモデルの推定値、および推定値と真値との絶対誤差を算出した。同

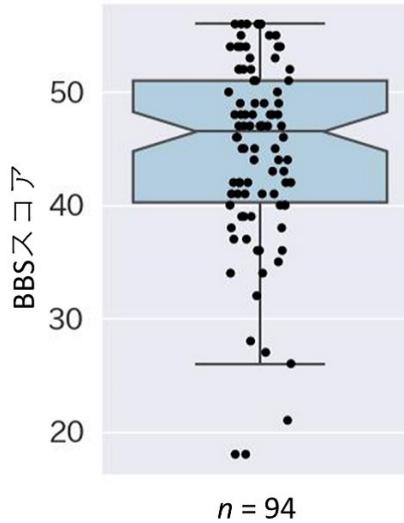


図 3.7 BBS スコア分布と統計情報

様にして、残りの  $(N - 1)$  件分をテストデータに割り当てて評価することで、絶対平均誤差を計算し、回帰モデルの精度評価指標として扱った。また同様にして、同一患者のデータが推定精度に及ぼした影響について検証するため、同一患者の異なるデータを学習とテストで同時に使用しない検証方法（Leave one-patient out; LOPO）による評価を実施した。さらに提案手法の低得点層に対する精度を検証するために、従来手法（Similä ら [127] の手法）で用いている 36 点以上を高得点層、35 点以下を低得点層として、各層における推定誤差を評価した。

また、臨床現場での実用性の指標として、図 3.2 にある解析部及び BBS スコア推定部で処理に要する時間を、見守り無しパタンと見守り有りパタン、それぞれについて計算した。

表 3.1 各検証方法における推定誤差

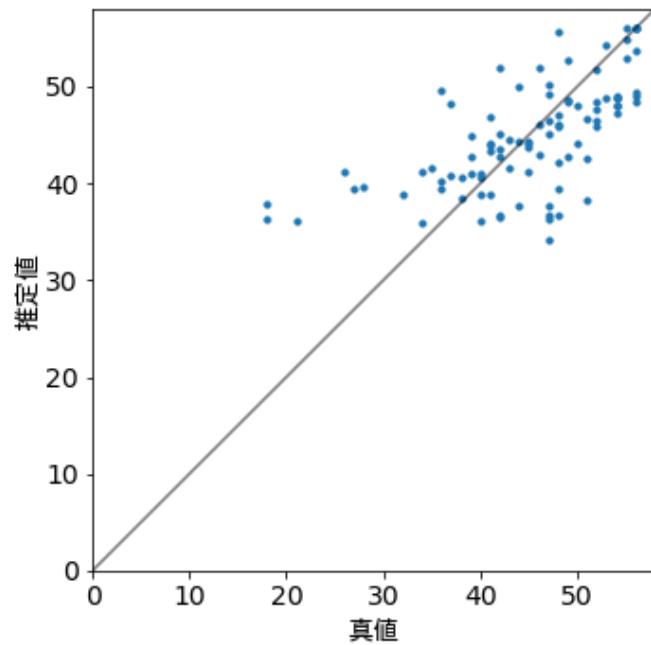
	全データ (N=94)	36 点以上のデータ (N=84)	35 点以下のデータ (N=10)
BBS スコア	44.78 ± 8.46	46.86 ± 5.87	27.30 ± 6.55
推定誤差 (LOSO)	4.97 ± 4.31	4.19 ± 3.39	11.51 ± 5.78
推定誤差 (LOPO)	5.01 ± 4.41	4.22 ± 3.41	11.66 ± 6.24

LOSO; Leave one-sample out, LOPO; Leave one-patient out

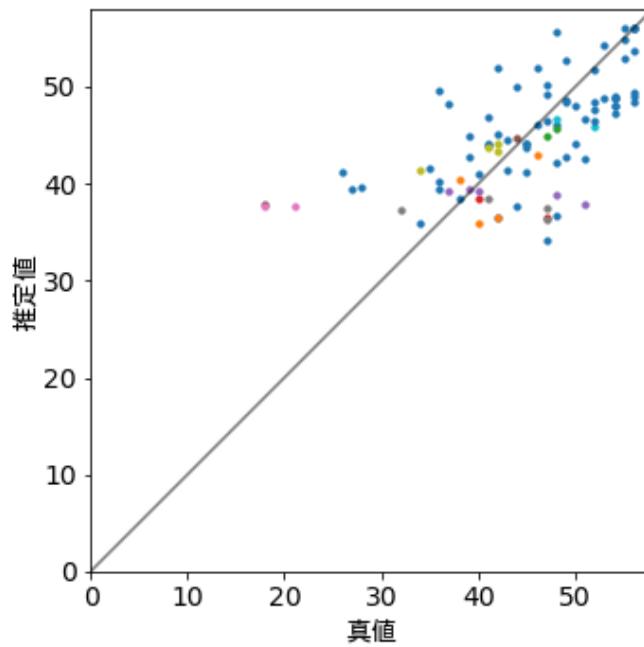
### 3.4 結果

LOSO および LOPO における、BBS スコア推定の絶対平均誤差はそれぞれ、 $4.97 \pm 4.31$  点と  $5.01 \pm 4.41$  点となった。また BBS スコアが 36 点以上および 35 点以下のデータの推定誤差はそれぞれ、LOSO で  $4.19 \pm 3.39$  点と  $11.51 \pm 5.78$  点、LOPO で  $4.22 \pm 3.41$  点と  $11.66 \pm 6.24$  点であった。各検証方法の結果を表 3.1 に、BBS スコアの推定値と真値の散布図を図 3.8 に示す。

解析処理の所要時間は、見守り無しパタン（系列長の平均値と標準偏差は  $515 \pm 504$  frame）では、 $47 \pm 52$  s であった。また見守り有りパタン（764 ± 465 frame）では、平均値と標準偏差は  $62 \pm 32$  s であった。



(a) Leave one-sample out



(b) Leave one-patient out

図 3.8 各実験の BBS スコアの推定値と真値の散布図。黒色の直線は、推定値=真値となる理想的な回帰結果を示す。(b) 複数データを持つ患者は、患者別に色を分けて描画している。

### 3.5 考察

#### 3.5.1 BBS スコアの推定精度

従来研究として, Similä らは, 健常者 19 名, 高齢者 20 名, 脳血管疾患や頭部外傷などの神経系疾患患者 15 名の合計 54 名を対象として, 歩行中の加速度情報から抽出した特徴量を用いて, 転倒リスクレベルの分類と BBS スコアの推定を行っている [127]. 彼らの手法では, リスクレベルの分類器を  $k$  nearest neighbor ( $k$ NN) 法で学習し,  $k$ NN 空間における入力データの 3 近傍の BBS スコアの平均値を推定 BBS スコアとして出力しており, 脳血管疾患患者データで学習したモデルの推定誤差は, 絶対平均誤差が 5.17 ± 3.01 点であった.

表 3.1 の結果の通り, LOSO と LOPO の実験条件間で大きな差はみられず, 両者とも従来手法より小さな平均誤差を示した. これは, 学習データの大半が患者 1 名に対してデータ 1 件となっていたため, LOSO と LOPO の差が限定的となったことが要因の一つとして考えられる. 一方で, Similä ら [127] が用いた 36 点以上と 35 点以下のデータで誤差を分けて計算した場合, 後者では 10 点以上の誤差を示した. そのため提案手法は, 従来手法と同様の得点層に対してはより高精度な推定が可能である一方で, 35 点以下の低得点層への適用は難しいと考えられる.

#### 3.5.2 臨床現場における実用性

臨床現場における提案手法の実用性について, 次の 3 つの観点で考察を行う.

- 専門家による BBS スコアのバラツキに対する提案手法の推定誤差の程度
- 患者状態の変化が反映される BBS スコアの最小変化量と提案手法の推定誤差の程度
- 従来手法と提案手法による評価所要時間

#### 専門家による BBS スコアのバラツキに対する提案手法の推定誤差の程度

はじめに、専門家が評価する BBS スコアのバラツキに対する提案手法の推定誤差の大きさについて考察する。Berg らは、35 名脳卒中患者と彼らを治療する専門家 32 名を動員し、24 時間以内に BBS スコアを再評価することで検査者間の信頼性を調査した [119]。BBS スコア全体について検査者間信頼性を示す ICC は 0.98 と高値を示した。一方で、図 3.9 に示した各症例に対して付けられた点数を見ると、15-45 点と評価された層（図中の赤枠内）では専門家による評価結果のダイナミックレンジが広く、5 点以上の差がある症例も半数近く存在することがわかる。またそれよりも低得点、あるいは高得点の層ではダイナミックレンジが狭いことが読み取れる。

BBS は各課題 0-4 点で全 14 項目（最高 56 点）で評価するため、15 点以上になると、各項目で 1 点以上の得点が必要となる。BBS に含まれる課題の内、座位保持、閉眼立位保持、開眼立位保持、前方への上肢リーチ、継ぎ足立位保持、片脚立位は定量的な判断基準が設けられており、機械的な採点が可能であると考えられる。一方で起立動作、着座動作、移乗動作、拾い上げ動作、振り返り動作、360 度方向転換、段差踏み替えの 1 点や 2 点と採点する際には、「見守りが必要である」や「少しの補助があれば可能である」などの主観的な採点

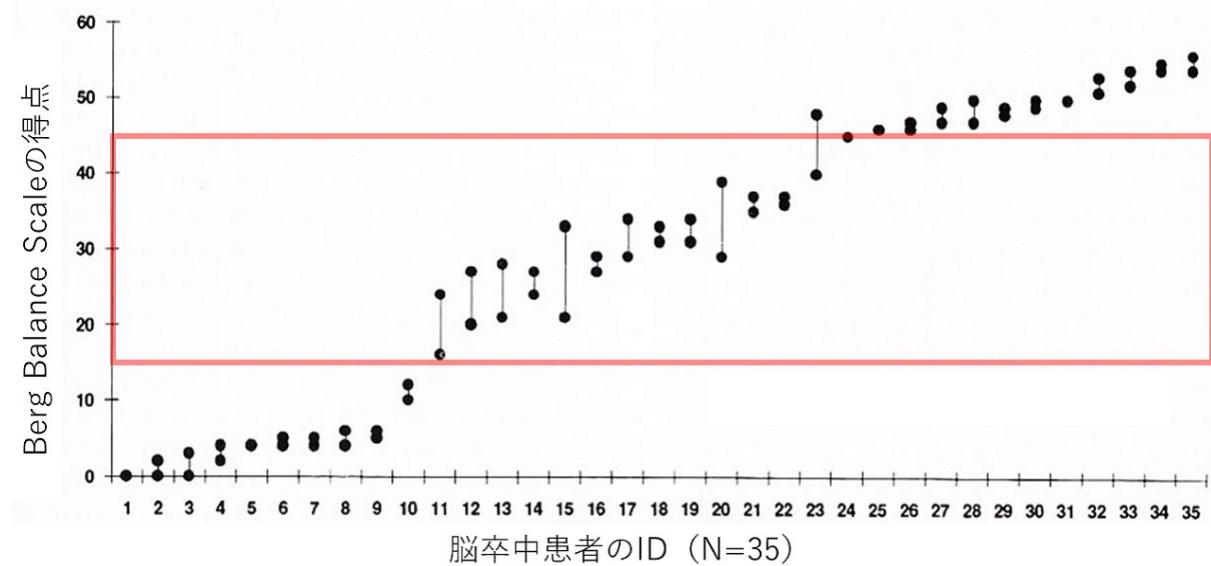


図 3.9 複数評価者による BBS 評価結果のバラツキ

Berg らの論文より引用・一部改変 [119]. 評価結果のバラツキが大きい得点層を赤枠で表示した.

基準が含まれているため、上記の得点層で採点結果のバラツキが大きくなつたと考えられる。

専門家の評価がバラつき易いとみられる 15-45 点の得点層の内、36 点以上では提案手法の推定誤差は約 4.2 点であり、専門家の評価のバラツキの範囲内で適用できると考えられる。一方で 36 点未満の低得点層や、46 点以上の高得点層では、専門家のバラツキよりも大きくなり、臨床的な有用性が乏しいと考えられる。

### 患者状態の変化が反映される BBS スコアの最小変化量と提案手法の推定誤差の程度

提案手法の推定精度を、評価指標が検出できる最小変化量 (Minimum Detectable Change; MDC) [157] との比較で考察する。MDC とは、臨床現場でのデータを理解するのに重要な指標とされ [157]、各尺度における統計的な 95 % 信頼区間内の検出可能な最小の絶対変化量を表したものが  $MDC_{95}$  として用いられる [158]。脳卒中患者を対象とした BBS スコアの  $MDC_{95}$  について、亜急性期の脳卒中患者では 6.9 点、中でも独歩患者では 6.3 点、見守り歩行者で 6.0 点、介助歩行者で 8.1 点と報告されている [159]。今回の研究に参加した独歩患者および見守り歩行者の  $MDC_{95}$  は 6.3 点と 6.0 点である。一方で提案手法の MAE は  $4.97 \pm 4.31$  点であることから、いずれの  $MDC_{95}$  よりも 1 点以上小さい変化を検出できる。したがって、患者の変化を検出する場合に必要な、BBS の最小変化量を捉える目的では、提案手法は臨床的な水準を達成していると考えられる。

### 従来手法と提案手法による評価所要時間

また解析処理に要する時間について、見守り無し条件が見守り有り条件における平均値と標準偏差に大きな差は見られなかった。提案手法の処理時間は見守り無しパターンで  $47 \pm 52$  s、見守り有りパターンで  $62 \pm 32$  s であり、通常の BBS 評価で必要とされる 15-20 分よりも大幅に短縮することができた。

### 3.6 小結

本研究では、1台のRGBDセンサを用いて、リハビリテーションの専門家以外でも短時間で安全に、かつ客観的にBBSを自動評価することができるシステムを開発した。従来研究では、見守り条件を前提に加えていないこと、脳卒中患者を対象としたBBSスコアの推定精度の検証が不十分であったことに加え、BBSの各運動課題の計測に時間を要する、などの問題点が残されていた。我々は上記の課題を克服し、脳卒中リハビリテーションの臨床現場で実用可能なシステムを提案した。

本システムの課題として、収集したサンプル数の偏りが挙げられる。見守り歩行レベル以上の患者を対象としたため、BBSスコアが36点以上のデータ件数が多くなってしまった。今後の課題として、35点以下のデータ数が10件と少ないため、データの追加収集や、アルゴリズム改良などによる、低得点層の推定にも対応できるモデルの開発が挙げられる。また今回は大半が患者1名につき1件のデータであったため、同一患者の縦断的なデータを収集し、患者依存性を考慮した推定モデルの開発を行う必要があると考える。他にも、対象とする患者の条件についても詳細に検討する必要がある。具体的には脳出血や脳梗塞などの疾患による症状や回復過程の違いや、歩行中に使用する下肢装具のタイプによる歩行に与える影響の違いなどが挙げられる。

## 第4章

### 考察

提案手法では、歩行特徴から BBS スコアを推定する従来技術 [127] よりも、高精度な推定が可能であることを示した。一方で、低得点層での推定誤差の増大が明らかとなったため、本章では、推定精度向上のための方策について考察する。まず初めに、データ収集を開始するにあたり事前に想定していた BBS の低得点層の範囲と、実際に収集したデータの BBS スコアの範囲の違いについて考察する。続いて、今後の BBS スコアの推定精度を向上させるために、推定モデルに追加すべき歩行特徴量について検討する。

回復期リハビリテーションで脳卒中患者の回復過程では、歩行動作が自立していない、いわゆる見守りレベルから定量的にバランススコアの推移を評価することが重要である。そのため、本研究では下記の先行研究に基づき、見守り歩行レベル患者のスコア範囲を想定した。北地らは、回復期リハビリテーション病棟に入院していた初発の脳卒中後片麻痺患者 41 名の BBS スコアと歩行動作の自立状況の関連を調査し、屋内歩行自立判断のカットオフ値が 45.5 点

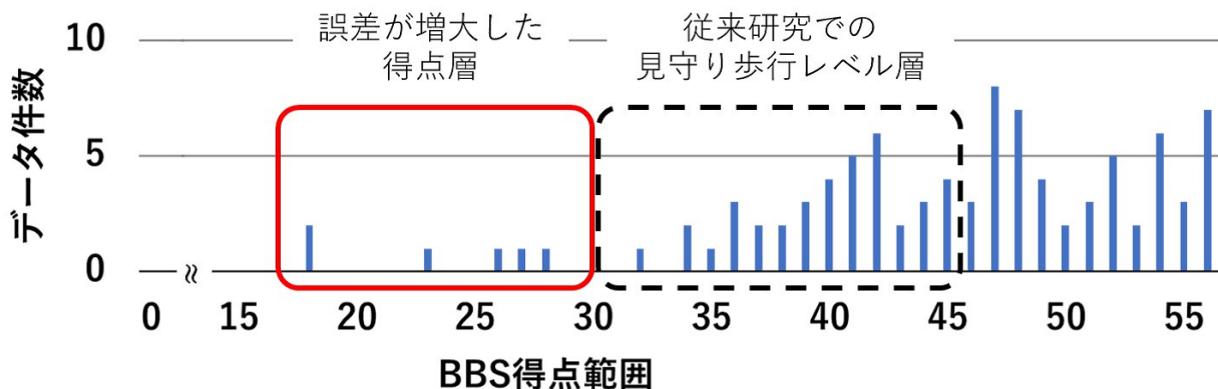


図 4.1 BBS スコア別のデータ件数

従来研究で報告されていた見守り歩行レベルの得点層を黒の破線で、従来の報告よりも低得点で見守り歩行が可能であった得点層を赤の実線で示す。

であることを報告している [160]. この時、自立レベル群の BBS の平均得点が  $50.1 \pm 4.1$  点、見守りレベル群の BBS の平均得点が  $36.3 \pm 6.8$  点であった。また中村らは、回復期リハビリテーション病棟に入院していた脳卒中後片麻痺患者 35 名の BBS スコアと歩行動作の自立状況の関連を調査し、屋内歩行自立判断のカットオフ値が 47.0 点であることを報告している [161]. この時、自立レベル群の BBS の平均得点が  $54.2 \pm 2.9$  点、見守りレベル群の BBS の平均得点が  $38.6 \pm 10.9$  点であった。以上から、BBS スコア 30 点から 45 点の範囲がおよそその見守りレベルと想定していた。一方で本研究で見守り歩行が可能な患者のデータの内、BBS スコアが 30 点以下のデータは 6 件であった（図 4.1）。そのため、従来研究よりも低いスコアでも見守り歩行が可能な患者のデータが収集され、想定よりも BBS スコアが低い患者が対象に含まれていた。

BBS スコア 30 点未満の患者の歩容を見ると、大きく三つの特徴が観察された。

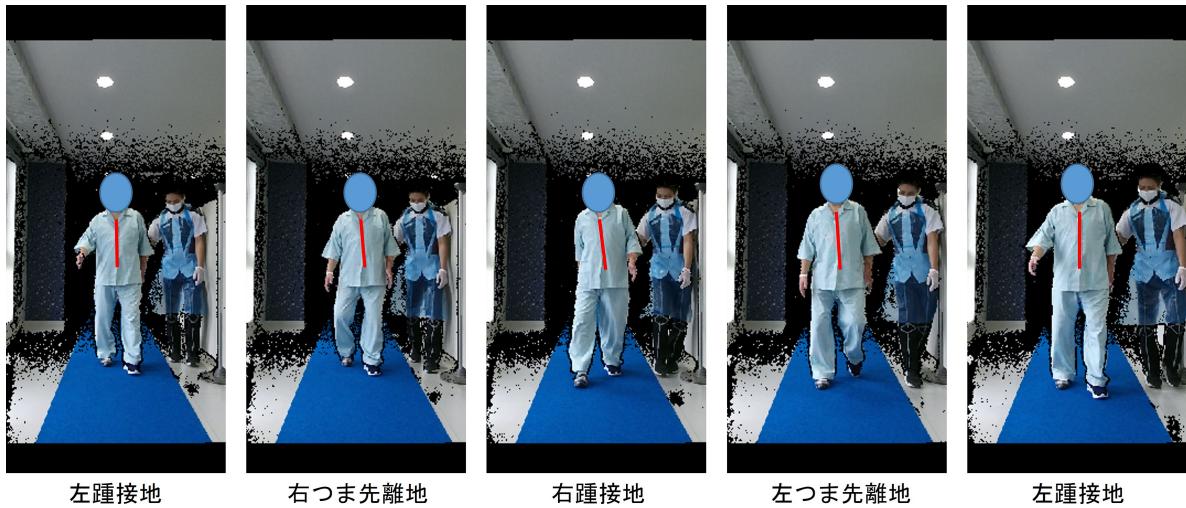
- 体幹姿勢・運動の特徴
- 上肢姿勢・運動の特徴
- 歩行開始時の姿勢・運動の特徴

本研究で収集データの内、想定通りに見守り歩行可能であった患者の歩容を図 4.2 に、想定より低得点で見守り歩行可能であった患者の歩容を図 4.3, 4.4 に示す。以下では、実際の患者の歩容画像を例示し、想定通りの得点層で見守り歩行可能であった患者（BBS スコア 30～45 点）と、想定より低得点でも見守り歩行が可能であった患者（BBS スコア 30 点未満）の違いを示す。さらに、先行研究で報告されている脳卒中患者の歩容特徴と照らし合わせ、今後のモデルに追加する特徴量を検討する。

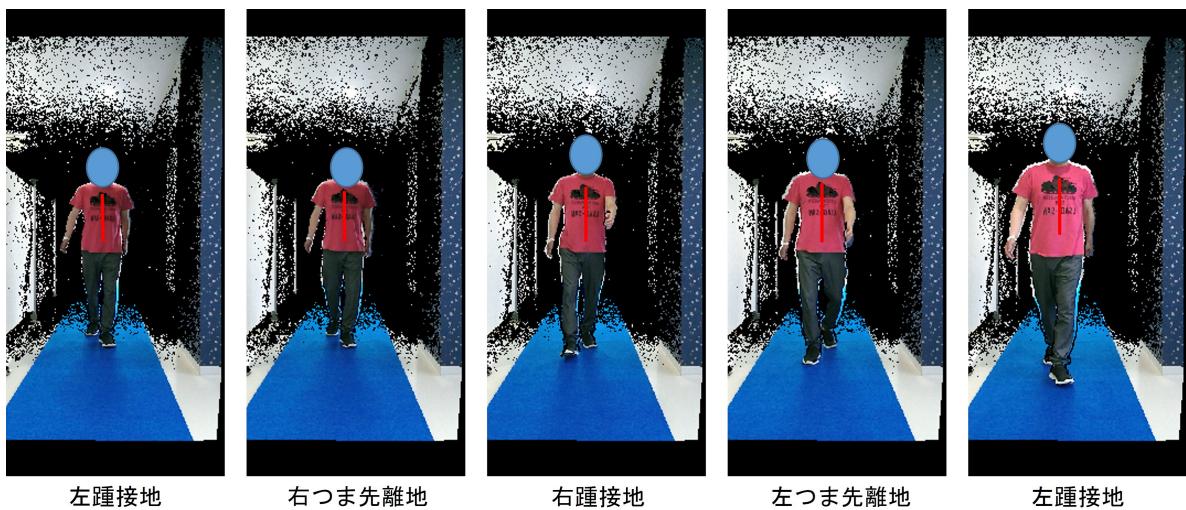
#### 4.1 体幹姿勢・運動の特徴

健常者の歩行では、上半身と下半身の体幹は垂直な体軸を中心に協調しながらも逆方向に動く。健常者の体幹運動は、矢状面における各踵接地付近の屈曲ピークによって特徴付けられ、つま先離地時には前額面において最大可動域に達する [162]。また、体幹の筋肉は、機能的な活動の際に積極的にバランス維持に貢献するとされている [163]。

脳卒中では一般的に体幹機能に障害が生じ、体幹の協調性の低下や体幹筋力の制限を伴う。これらの障害は、歩行運動に対して多くの生体力学的な変化をもたらし、片麻痺歩行において体幹機能が重要な役割を果たしていることは、すでにいくつかの研究で結論付けられている [151, 164]。



(a) 右片麻痺, BBS=37 点, 上肢の振りが大きく, 体幹がわずかに右傾斜している.



(b) 左片麻痺, BBS=41 点, 上肢の振りが大きく, 体幹が正中位である.

図 4.2 従来基準 (BBS スコア 30~45 点) での低得点層患者の歩容の例. 図中に赤線で体幹の長軸を便宜的に示し, 体幹の傾斜を視覚化している.

Van Crielinge らは, 2016 年 12 月までの研究論文 1099 本の内 16 本を厳選し, 脳卒中後片麻痺患者の歩行中の体幹姿勢・運動の特徴について見解を述べている [165]. 彼らによると脳卒中後片麻痺患者は体幹の側方傾斜・前後傾斜が大きい歩容を呈するとされている.

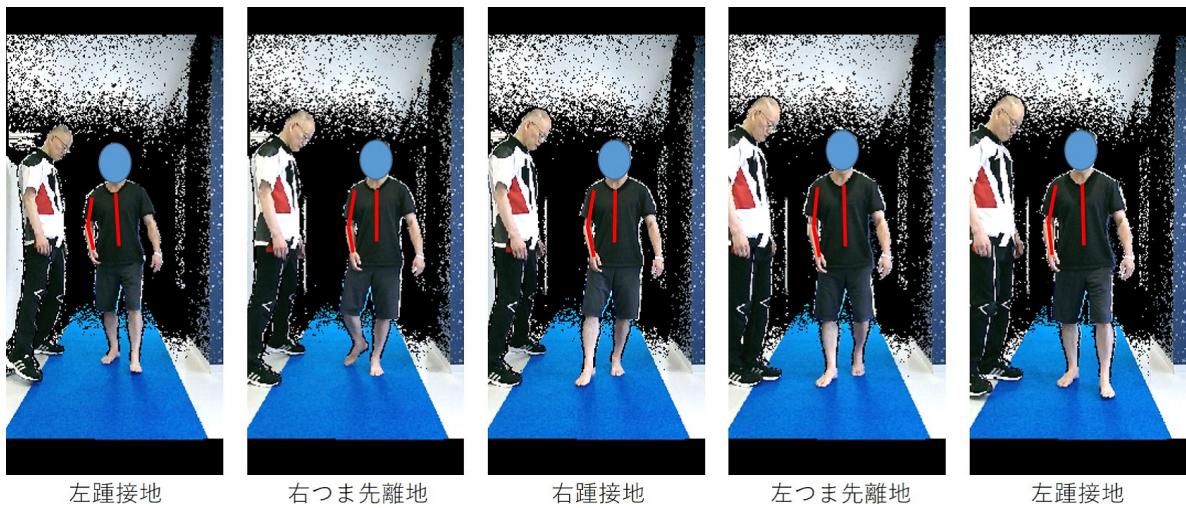


(a) 右片麻痺, BBS=18 点, 右上肢が屈曲し, 上肢の振りが小さい。体幹が右立脚期にて右方向へ回旋している。

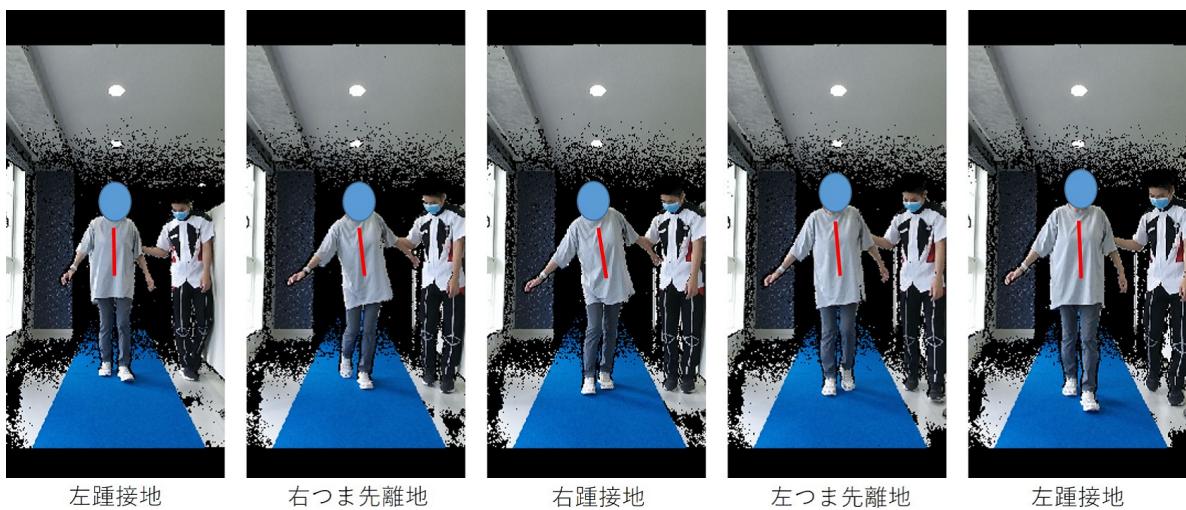


(b) 右片麻痺, BBS=23 点, 右上肢が大きく屈曲し, 上肢の振りが見られない。左立脚期に体幹が左傾斜かつ右方向へ回旋している。

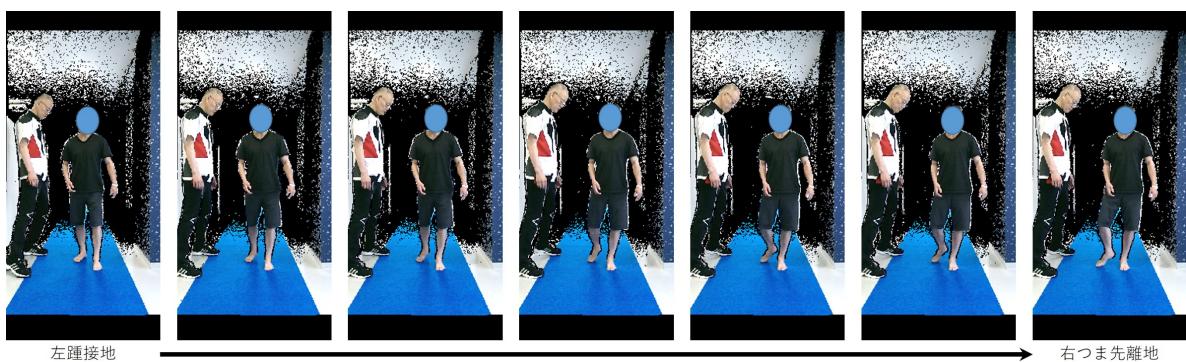
図 4.3 従来基準よりもさらに低得点層 (BBS スコア 30 点未満) の歩容の例 (1)。図中に赤線で体幹および上肢の長軸を便宜的に示し、体幹の傾斜および上肢の屈曲角度を視覚化している。



(a) 右片麻痺, BBS=27点, 右上肢が屈曲し, 上肢の振りが見られない。左立脚期に体幹が右方向へ回旋している。



(b) 左片麻痺, BBS=28点, 上肢の振りは大きいが, 左立脚期に体幹が大きく右傾斜している。



(c) 右片麻痺, BBS=27点, 右下肢をうまく持ち上げられず, 振り出しに時間を要している。

図4.4 従来基準よりもさらに低得点層 (BBSスコア30点未満) の歩容の例 (2)。図中に赤線で体幹および上肢の長軸を便宜的に示し、体幹の傾斜および上肢の屈曲角度を視覚化している。

図4.2中の赤線で示すように、従来基準の低得点者では体幹が比較的直立しているのに対し、従来基準を下回った例では麻痺側への傾きが観察される（図4.3（b）、4.4（b））。また、時系列を通して観察すると、前者では左右に体幹の傾斜の運動が生じているのに対し、後者では終始麻痺側に体幹が傾斜していることがわかる。また画像上で、右立脚期よりも左立脚期にて肩幅が狭まったように観察されることから、体幹の前後傾斜や右方向の回旋運動が生じていると推測される。これは先行研究の報告内容と同様の歩容特徴が現れていると考えられる。したがって、当初の想定よりも低得点の患者のBBSスコアを推定にあたり、歩行中の体幹の前後・側方傾斜・回旋角度が有用な特徴量になると考えられる。

体幹の姿勢推定に関しては、スケルトンベース手法の有用性が示されており、既存の技術を用いて特徴量を抽出することが可能であると考えられる。例えばClarkらは、Kinect v1とマーカベースの3D-MoCapシステムを用いて、リーチ動作や片脚立ち保持などのバランステストを計測した。Kinectで計測した体幹傾斜角度に優れた妥当性あり、体幹姿勢の計測に有用であると報告している[166]。また、Tamuraらは、平地歩行中およびトレッドミル歩行中の体幹傾斜角度をKinect v2で計測し、平地での歩行中の体幹の運動学的評価に有用であることを示している[167]。

## 4.2 上肢姿勢・運動の特徴

正常歩行中の上肢セグメントの運動を分析した研究では、例えばFrigoらは、正常歩行における上肢と体幹の動きについて分析し、肩の回旋角度と肩と骨盤

の間の角度を除いて、分析されたすべての分節運動の角度は歩行中に5度より小さいことを報告している [168]. ほかにも、上肢の運動が正常歩行におけるバランス維持 [169] や身体重心移動制御 [170] に役立つことが示されている。

脳卒中後片麻痺歩行中の上肢の運動学的解析は少ないが、Carmo らの研究では、脳卒中後片麻痺患者の上肢関節運動を3D Mo-capで調査している [171]. 健常者と比較し、片麻痺患者では、矢状面における肩関節と肘関節の可動域の減少、および歩行サイクル全体を通して肘関節が屈曲することが特徴であると報告している。

図4.2中の赤線で示すように、従来基準の低得点者では麻痺側の肘関節の屈曲角度が小さく、上肢全体が前後に振れている様子が観察される。それに対して従来基準を下回った例では上肢が屈曲し、上肢全体の振りが小さいことが観察される（図4.3, 4.4(a)). また、時系列を通して観察すると、前者では上肢全体が前後に振れているのに対し、後者では終始麻痺側上肢が体幹の前で屈曲位が保持され、上肢全体の前後の振れが小さいことがわかる。したがって、歩行中の上肢の前後振りの大きさ、肘の屈曲角度が有用な特徴量になると考えられる。

上肢の姿勢推定は、スケルトンベース手法の有用性がすでに示されており、既存の技術を用いて特徴量を抽出することが可能であると考えられる。例えばHuberらは、Kinect v1と磁気式トラッカー、ゴニオメーターを用いて上肢の可動域を計測し、前額面での関節角度計測の信頼性が高いことを報告している [172]. またSchlagenhaufらは、数種類の平面運動と立体運動におけるKinect v2とViconの計測結果を比較し、Kinectが上半身の姿勢・運動を計測

するのに十分な精度を持っていることを報告している [173].

### 4.3 歩行開始時の姿勢・運動の特徴

正常の場合、歩行開始時に足を踏み出すのに先行して姿勢制御反応が働くとされており、健常者を対象とした研究が多くなされている [174, 175]. 歩行開始前に、足圧中心や身体重心の位置を支持脚側後方へ変位させることで、遊脚側下肢の抜重をすることで一步目を踏み出しやすくすると報告されている [176, 177].

脳卒中者について、Hessei らは、非麻痺肢から踏み出す場合は遊脚時間と歩幅は短く、踏み出す前の身体重心位置の動きは見られなかったが、身体重心位置の内側・外側の揺れをより顕著に示したとしている [178]. また麻痺肢から踏み出す場合は、身体重心位置とその運動パターンは健常者と同等であったと報告している. さらに大沼らは、麻痺側から踏み出す場合には頭頸部を反対側に動かすことで身体重心を移動させ、麻痺側下肢を振り出しやすくすると報告している [179].

今回、歩行開始時の動きを解析対象としておらず、歩行開始地点から離れた視点で撮影を行ったため、運動の特徴を観察するのに解像度が不十分であった. 一方で、従来の低得点層の基準よりも低得点であった患者については、計測中に連続的な歩行運動が途切れてしまい、スムーズに歩行を再開できない場面が見られた（図 4.4 (c)). このような場面では、支持脚側への身体重心移動と遊脚側の抜重がうまく行えず、体幹を傾斜させることなどで代償的に身体重心移動を行う様子が見られた. したがって、本研究のような定常歩行状態での

身体重心の移動範囲や移動量についてだけでなく、歩行開始時についても同様に解析を行うことで、低得点層の患者の BBS スコア推定に有益な特徴量を抽出可能と考えられる。

## 第 5 章

### おわりに

本論文では、脳卒中後片麻痺患者の身体機能評価を客観的かつ効率的に行うために、非学習ベースの距離画像を用いた歩行特徴抽出技術、およびそれに基づく BBS スコア推定システムの提案を行った。

第 1 章では、バイオメカニクス分野における歩行解析技術の従来研究から、各計測技術のメリットとデメリットを整理し、リハビリテーション現場への導入に適した計測技術の要件を整理した。足部のみの解析ではなく全身運動の解析を必要とし、かつマーカやセンサなどを身体に装着せずに計測が実施可能な非装着式の計測技術が適していると説明した。そのうえで、安価なデバイス 1 台で実現可能、かつ装着物なしで簡便に全身の 3D 運動計測が可能な、距離画像ベースの解析手法を提案手法で用いることとした。さらに距離画像ベースでの病的歩行解析を行った関連研究分野の調査結果を述べ、既存研究での未解決な課題を明らかにした。既存研究が、3D スケルトンをベースとした解析手法と距離画像を直接解析する手法に分けられ、それぞれのメリットとデメリットを

整理した。さらに本研究において、非学習のモデルフリー手法での歩行解析技術を用いて、距離画像を用いて歩行周期位相分割および足部の向きを推定する解析手法を提案し、歩行解析を通して身体機能を評価するシステムを開発することを述べた。

第2章では、1台のRGBDセンサを用いた新しい歩行位相分割法とフットプリント検出法を提案した。提案手法は健常者歩行では従来のスケルトンベース手法と同等に、また疑似片麻痺歩行では従来手法よりも空間/時間的歩行パラメータを高精度に推定できることを示した。一方で歩行位相分割アルゴリズムは、遊脚初期でつま先を引きずったり、遊脚速度が一定でない患者に対して、複数の線分で遊脚相を近似するようにアルゴリズムを改良する必要があることが分かった。また、フットプリント検出アルゴリズムについては、床面への映り込みの影響を回避するため、床面の素材にロバストな手法へと改良が必要であることを述べた。

第3章では、実際の脳卒中患者の歩行動画とBBSデータを収集し、第2章で提案した歩行解析アルゴリズムをベースとして、客観的にBBSを自動評価することが可能なシステムを開発した。提案手法は、従来のBBS評価において主観的な採点基準が影響が大きくなる36-45点の得点層にて、実用的な推定誤差を示した。また患者の変化を検出する場合に必要な、BBSの最小変化量を捉える目的では、提案手法は臨床的な水準を達成した。また従来のBBS評価と比較して15分以上、評価時間を短縮したこと、臨床現場でのBBS評価の効率化に貢献することを示した。

第4章では、提案したBBS推定技術では低得点層で十分な推定精度を示せ

なかった原因を考察し、推定精度向上に必要な追加の歩行特徴量について検討した。想定よりも得点が低くても見守りレベルの歩行が可能であった患者のデータから、低得点層患者には体幹の姿勢・運動、上肢関節の角度・可動域、歩き始めの重心移動に関する特徴が見られたことを述べた。さらに先行研究で報告されている脳卒中後片麻痺患者の歩行特徴と照らし合わせることで、これらの特徴を含めたより包括的な手法の可能性について将来展望として論じた。

本研究では、距離画像の直接的な解析手法を用いた片麻痺様歩行の解析技術を提案し、それをベースとして実際の脳卒中後片麻痺患者のバランス機能推定システムを開発した。また見守り歩行レベル相当の患者の内、専門家間で評価結果がバラツキやすい得点層に対して、提案手法が有効な精度を有していることを明らかすることで、客観的な評価の実現に貢献した。またこれにより一部の脳卒中後片麻痺患者に対するバランス機能評価を専門家以外でも実施可能となり、本システムを用いたリハビリテーション介入の効率化への活用が期待される。

## 謝辞

はじめに、2016年からの5年間の長期履修期間および単位取得退学後の3年間を合わせた計8年間にわたり、私の博士号取得に向けて多くの貴重な学びの場と研究に対する熱心なご指導をくださった、指導教員の八木康史教授に心より感謝申し上げます。また進路に関するご相談に応じて頂けたことも、私が現職に就けたきっかけとなっています。本当にありがとうございました。また副指導教員である槇原靖教授には、八木研究室に在籍した期間、退学後の研究・論文執筆の進め方に関する熱心なご指導など、様々な面で継続的なサポートを頂きまして、本当にありがとうございました。なかなか研究が進まない期間もありましたが、槇原教授に忍耐強くフォローをしていただいたおかげで、こうして博士論文を書き上げることができました。

次に、北原リハビリテーション病院の八児正次氏、亀田佳一氏、村形駿樹氏、ならびに本研究に関わっていただいた日本電気株式会社の研究者の皆様には、データ収集や研究方針の議論など、大変貴重なお時間を割いていただきまして本当にありがとうございました。

次に、今回の論文審査にあたり主査を務めてくださった八木康史教授、副査を務めてくださった槇原靖教授、伊野文彦教授、長原一教授には、貴重なコメ

ントをはじめとして、本論文の完成を助けていただきありがとうございました。また研究過程でたくさんのご指導やご助言をくださった八木研究室の教員の皆様、本当にありがとうございました。また、そして研究室生活をともに過ごしてくれた研究室の学生、陰から研究活動を支援してくださった研究室職員の皆様に感謝いたします。

最後に、学問と仕事を両立しようとする私を支え、前へ進む活力を与えてくれた妻と子どもたちに心から感謝します。

## 参考文献

- [1] Alexander Kolesnikov and Pasi Fränti. Polygonal approximation of closed contours. Vol. 2749, pp. 778–785, 06 2003.
- [2] Richard Baker. The history of gait analysis before the advent of modern computers. *Gait Posture*, Vol. 26, No. 3, pp. 331–342, 2007.
- [3] JK Gronley and J Perry. Gait analysis techniques. rancho los amigos hospital gait laboratory. *Physical therapy*, Vol. 64, No. 12, p. 1831—1838, December 1984.
- [4] Nicole Abaid, Paolo Cappa, Eduardo Palermo, Maurizio Petrarca, and Maurizio Porfiri. Gait detection in children with and without hemiplegia using single-axis wearable gyroscopes. *PLOS ONE*, Vol. 8, No. 9, pp. 1–8, 09 2013.
- [5] Benoit Mariani, Hossein Rouhani, Xavier Crevoisier, and Kamiar Aminian. Quantitative estimation of foot-flat and stance phase of gait using foot-worn inertial sensors. *Gait posture*, Vol. 37, , 08 2012.
- [6] Richard Baker. Gait analysis methods in rehabilitation. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, Vol. 3, No. 1, p. 4, 2006.

- [7] M. Gabel, R. Gilad-Bachrach, E. Renshaw, and A. Schuster. Full body gait analysis with kinect. In *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 1964–1967, Aug 2012.
- [8] R. Liao, Y. Makihara, D. Muramatsu, I. Mitsugami, Y. Yagi, K. Yoshiyama, H. Kazui, and M. Takeda. A video-based gait disturbance assessment tool for diagnosing idiopathic normal pressure hydrocephalus. *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, Vol. 15, No. 3, pp. 433–441, Feb. 2020.
- [9] K. Aoki, T. T. Ngo, I. Mitsugami, F. Okura, M. Niwa, Y. Makihara, Y. Yagi, and H. Kazui. Early detection of lower mmse scores in elderly based on dual-task gait. *IEEE Access*, Vol. 7, pp. 40085–40094, 2019.
- [10] Paolo Fraccaro, Lorcan Walsh, Julie Doyle, and Dympna O’Sullivan. Real-world gyroscope-based gait event detection and gait feature extraction. pp. 247–252, 03 2014.
- [11] Michael Hanlon and Ross Anderson. Real-time gait event detection using wearable sensors. *Gait posture*, Vol. 30, pp. 523–7, 09 2009.
- [12] C. Zhou, I. Mitsugami, and Y. Yagi. Detection of elderly gait impairment by patch-gei. *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, Vol. 10, No. S1, pp. S69–S76, Apr. 2015.
- [13] Paolo Cappa, Juri Taborri, Stefano Rossi, Eduardo Palermo, and Fabrizio Patanè. A novel hmm distributed classifier for the detection of

- gait phases by means of a wearable inertial sensor network. *Sensors*, Vol. 14, pp. 16212–16234, 09 2014.
- [14] Shuhei Kadoya, Naohisa Nagaya, Masashi Konyo, and Satoshi Tadokoro. A precise gait phase detection based on high-frequency vibration on lower limbs. pp. 1852–1857, 05 2014.
- [15] Lawrence Cheng and Stephen Hailes. Analysis of wireless inertial sensing for athlete coaching support. pp. 1 – 5, 01 2009.
- [16] Tim Exell, Marianne Gittoes, Gareth Irwin, and David Kerwin. Gait asymmetry: Composite scores for mechanical analyses of sprint running. *Journal of biomechanics*, Vol. 45, pp. 1108–11, 01 2012.
- [17] Ning Wang, Eliathamby Ambikairajah, Nigel Lovell, and B.G. Celler. Accelerometry based classification of walking patterns using time-frequency analysis. *Conference proceedings : ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference*, Vol. 2007, pp. 4899–902, 02 2007.
- [18] Andrea Mannini and Angelo Sabatini. Gait phase detection and discrimination between walking-jogging activities using hidden markov models applied to foot motion data from a gyroscope. *Gait posture*, Vol. 36, pp. 657–61, 07 2012.
- [19] Yaron Barak, Robert C Wagenaar, and Kenneth G Holt. Gait Characteristics of Elderly People With a History of Falls: A Dynamic Ap-

- proach. *Physical Therapy*, Vol. 86, No. 11, pp. 1501–1510, 11 2006.
- [20] Yvette AM Grimbergen, Mirjam J Knol, Bastiaan R Bloem, Berry PH Kremer, Raymund AC Roos, and Marten Munneke. Falls and gait disturbances in huntington's disease. *Movement disorders: official journal of the Movement Disorder Society*, Vol. 23, No. 7, pp. 970–976, 2008.
- [21] Claudiane Fukuchi, Reginaldo Fukuchi, and Marcos Duarte. Effects of walking speed on gait biomechanics in healthy participants: A systematic review and meta-analysis. *Systematic Reviews*, Vol. 8, , 06 2019.
- [22] 山本澄子. 身体運動のバイオメカニクス. 理学療法科学, Vol. 18, No. 3, pp. 109–114, 2003.
- [23] David A Winter. *Biomechanics and motor control of human movement*. John wiley & sons, 2009.
- [24] Stefan Schmid, Marilyn Moffat, and Gregory Gutierrez. Effects of cooling on ground reaction forces, knee kinematics, and jump height in drop jumps. *Athletic Training Sports Health Care*, Vol. 5, , 12 2012.
- [25] 井上捷太, 江原義弘, 津留崎康平. 身体重心算出における力学的手法の考察および運動学的手法との比較. 新潟医療福祉学会誌, Vol. 19, No. 2, pp. 1–8, 2019.
- [26] 津留康平, 井上捷太, 江原義弘. 床反力計で大腿切断者の身体重心を算出する方法の有用性. バイオメカニズム学会誌, Vol. 45, No. 4, pp. 239–244, 2021.

- [27] Maria Sjöberg, Ola Eiken, Lena Norrbrand, Hans Berg, and Elena Gutierrez-Farewik. Lumbar loads and muscle activity during flywheel and barbell leg exercises. *Journal of Strength and Conditioning Research*, Vol. Publish Ahead of Print, , 11 2021.
- [28] Hylton B Menz, Mark D Latt, Anne Tiedemann, Marcella Mun San Kwan, and Stephen R Lord. Reliability of the gaitrite® walkway system for the quantification of temporo-spatial parameters of gait in young and older people. *Gait & posture*, Vol. 20, No. 1, pp. 20–25, 2004.
- [29] Cornelis JT Van Uden and Marcus P Besser. Test-retest reliability of temporal and spatial gait characteristics measured with an instrumented walkway system (gaitrite®). *BMC Musculoskeletal Disorders*, Vol. 5, pp. 1–4, 2004.
- [30] V.J.A. Verlinden, J.N. van der Geest, Y.Y. Hoogendam, A. Hofman, M.M.B. Breteler, and M.A. Ikram. Gait patterns in a community-dwelling population aged 50 years and older. *Gait Posture*, Vol. 37, No. 4, pp. 500–505, 2013.
- [31] Feng Lin, Aosen Wang, Yan Zhuang, Machiko R. Tomita, and Wenyao Xu. Smart insole: A wearable sensor device for unobtrusive gait monitoring in daily life. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, Vol. 12, No. 6, pp. 2281–2291, 2016.
- [32] Ibrahim Almuteb, Rui Hua, and Ya Wang. Smart insoles review over

- the last two decade: Applications, potentials, and future. *Smart Health*, p. 100301, 2022.
- [33] H. Martin Schepers, Edwin H. F. van Asseldonk, Jaap H. Buurke, and Peter H. Veltink. Ambulatory estimation of center of mass displacement during walking. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 56, No. 4, pp. 1189–1195, 2009.
- [34] Stephen Preece, Laurence Kenney, Matthew Major, Tilak Dias, Edward Lay, and Bosco Fernandes. Automatic identification of gait events using an instrumented sock. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, Vol. 8, p. 32, 05 2011.
- [35] Wang Wei Lee, Nitish Thakor, and Haoyong Yu. Gait event detection through neuromorphic spike sequence learning. p. 899–904, 08 2014.
- [36] Chad MacDonald, Darla Smith, Richard Brower, Martine Ceberio, and Thompson Sarkodie-Gyan. Determination of human gait phase using fuzzy inference. pp. 661 – 665, 07 2007.
- [37] Min Aung, Sibylle Thies, Laurence Kenney, David Howard, Ruud Selles, Andrew Findlow, and John Goulermas. Automated detection of instantaneous gait events using time frequency analysis and manifold embedding. *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering : a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Vol. 21, , 01 2013.
- [38] Bruce Carse, Barry Meadows, Roy Bowers, and Philip Rowe. Afford-

- able clinical gait analysis: An assessment of the marker tracking accuracy of a new low-cost optical 3d motion analysis system. *Physiotherapy*, Vol. 99, No. 4, pp. 347–351, 2013.
- [39] Haizhen Luo and Jie Luo. Evaluating the intra-limb coordination during gait in hemiplegia. In *2018 IEEE International Conference on Cyborg and Bionic Systems (CBS)*, pp. 612–615. IEEE, 2018.
- [40] Matt Patterson and Brian Caulfield. A novel approach for assessing gait using foot mounted accelerometers. In *2011 5th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare (PervasiveHealth) and Workshops*, pp. 218–221. IEEE, 2011.
- [41] Mohamed Boudaayamou, Cédric Schwartz, Julien Stamatakis, Vincent Denoël, Didier Maquet, Bénédicte Forthomme, Jean-Louis Croisier, Benoît Macq, Jacques G Verly, Gaëtan Garraux, et al. Development and validation of an accelerometer-based method for quantifying gait events. *Medical engineering & physics*, Vol. 37, No. 2, pp. 226–232, 2015.
- [42] Andrea Mannini, Vincenzo Genovese, and Angelo Maria Sabatini. Online decoding of hidden markov models for gait event detection using foot-mounted gyroscopes. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, Vol. 18, No. 4, pp. 1122–1130, 2013.
- [43] Juri Taborri, Emilia Scalona, Stefano Rossi, Eduardo Palermo, Fabrizio Patanè, and Paolo Cappa. Real-time gait detection based on hidden

- markov model: is it possible to avoid training procedure? In *2015 IEEE international symposium on medical measurements and applications (MeMeA) proceedings*, pp. 141–145. IEEE, 2015.
- [44] Thomas Seel, Jörg Raisch, and Thomas Schauer. Imu-based joint angle measurement for gait analysis. *Sensors*, Vol. 14, No. 4, pp. 6891–6909, 2014.
- [45] Trupti Gujarathi and Kalyani Bhole. Gait analysis using imu sensor. In *2019 10th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT)*, pp. 1–5. IEEE, 2019.
- [46] R.L. Evans and D. Arvind. Detection of gait phases using orient specks for mobile clinical gait analysis. pp. 149–154, 06 2014.
- [47] Xiaoli Meng, Haoyong Yu, and Ming Tham. Gait phase detection in able-bodied subjects and dementia patients. *Conference proceedings : ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference*, Vol. 2013, pp. 4907–4910, 07 2013.
- [48] Daniel Benoit, Dan Ramsey, Mario Lamontagne, Lanyi Xu, Per Wretenberg, and Per Renström. Effect of skin movement artefact on knee kinematics during gait and cutting motions measured in vivo. *Gait posture*, Vol. 24, pp. 152–64, 11 2006.
- [49] Miroslav Bachinski, Antti Oulasvirta, Gregorio Palmas, and Tino Weinkauf. Is motion capture-based biomechanical simulation valid for

- hci studies? *Conference on Human Factors in Computing Systems - Proceedings*, 04 2014.
- [50] Angjoo Kanazawa, Jason Y. Zhang, Panna Felsen, and Jitendra Malik. Learning 3d human dynamics from video. *CoRR*, Vol. abs/1812.01601, , 2018.
- [51] Muhammed Kocabas, Nikos Athanasiou, and Michael J Black. Vibe: Video inference for human body pose and shape estimation. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 5253–5263, 2020.
- [52] Jamie Shotton, Andrew Fitzgibbon, Mat Cook, Toby Sharp, Mark Finocchio, Richard Moore, Alex Kipman, and Andrew Blake. Real-time human pose recognition in parts from single depth images. In *CVPR 2011*, pp. 1297–1304. Ieee, 2011.
- [53] Zhenzhen Weng, Alexander S Gorban, Jingwei Ji, Mahyar Najibi, Yin Zhou, and Dragomir Anguelov. 3d human keypoints estimation from point clouds in the wild without human labels. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1158–1167, 2023.
- [54] Mary Roberts, David Mongeon, and François Prince. Biomechanical parameters for gait analysis: a systematic review of healthy human gait. *Physical Therapy and Rehabilitation*, Vol. 4, p. 6, 01 2017.
- [55] Gisele Francini Devetak, Roberta Castilhos Detanico Bohrer, André

- Luiz Felix Rodacki, and Elisangela Ferretti Manffra. Center of mass in analysis of dynamic stability during gait following stroke: A systematic review. *Gait Posture*, Vol. 72, pp. 154–166, 2019.
- [56] Thomas Hellsten, Jonny Karlsson, Muhammed Shamsuzzaman, and Göran Pulkkinen. The potential of computer vision-based marker-less human motion analysis for rehabilitation. *Rehabilitation Process and Outcome*, Vol. 10, p. 11795727211022330, 2021.
- [57] Ross A. Clark, Kelly J. Bower, Benjamin F. Mentiplay, Kade Paterson, and Yong-Hao Pua. Concurrent validity of the microsoft kinect for assessment of spatiotemporal gait variables. *Journal of Biomechanics*, Vol. 46, No. 15, pp. 2722 – 2725, 2013.
- [58] Alexandra Pfister, Alexandre M West, Shaw Bronner, and Jack Adam Noah. Comparative abilities of microsoft kinect and vicon 3d motion capture for gait analysis. *Journal of medical engineering & technology*, Vol. 38, No. 5, pp. 274–280, 2014.
- [59] Daphne Geerse, Bert Coolen, Detmar Kolijn, and Melvyn Roerdink. Validation of foot placement locations from ankle data of a kinect v2 sensor. *Sensors*, Vol. 17, No. 10, 2017.
- [60] Jakub Wagner, Marcin Szymański, Michalina Błażkiewicz, and Katarzyna Kaczmarczyk. Methods for spatiotemporal analysis of human gait based on data from depth sensors. *Sensors*, Vol. 23, p. 1218, 01 2023.

- [61] Ling-Fung Yeung, Zhenqun Yang, Kenneth Chik-Chi Cheng, Dan Du, and Raymond Kai-Yu Tong. Effects of camera viewing angles on tracking kinematic gait patterns using azure kinect, kinect v2 and orbbec astra pro v2. *Gait Posture*, Vol. 87, pp. 19–26, 2021.
- [62] Claudia Ferraris, Veronica Cimolin, Luca Vismara, Valerio Votta, Gi-anluca Amprimo, Riccardo Cremascoli, Manuela Galli, Roberto Nерino, Alessandro Mauro, and Lorenzo Priano. Monitoring of gait parameters in post-stroke individuals: A feasibility study using rgbd sensors. *Sensors*, Vol. 21, No. 17, 2021.
- [63] Jorge Latorre, Roberto Llorens, Carolina Colomer, and Mariano Alcañiz. Reliability and comparison of kinect-based methods for estimating spatiotemporal gait parameters of healthy and post-stroke individuals. *Journal of Biomechanics*, Vol. 72, pp. 268 – 273, 2018.
- [64] Gyeongsik Moon, Ju Yong Chang, and Kyoung Mu Lee. V2v-posenet: Voxel-to-voxel prediction network for accurate 3d hand and human pose estimation from a single depth map. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern Recognition*, pp. 5079–5088, 2018.
- [65] Cunlin Wu, Yang Xiao, Boshen Zhang, Mingyang Zhang, Zhiguo Cao, and Joey Tianyi Zhou. C3p: Cross-domain pose prior propagation for weakly supervised 3d human pose estimation. In *European Conference on Computer Vision*, pp. 554–571. Springer, 2022.

- [66] Pengfei Ren, Yuchen Chen, Jiachang Hao, Haifeng Sun, Qi Qi, Jingyu Wang, and Jianxin Liao. Two heads are better than one: image-point cloud network for depth-based 3d hand pose estimation. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Vol. 37, pp. 2163–2171, 2023.
- [67] Erik Stone and Marjorie Skubic. Evaluation of an inexpensive depth camera for in-home gait assessment. *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments*, Vol. 3, No. 4, pp. 349–361, 2011.
- [68] Hozuma Nakajima, Ikuhisa Mitsugami, and Yasushi Yagi. Depth-based gait feature representation. *IPSJ Transactions on Computer Vision and Applications*, Vol. 5, pp. 94–98, 2013.
- [69] Edouard Auvinet, Franck Multon, and Jean Meunier. New lower-limb gait asymmetry indices based on a depth camera. *Sensors*, Vol. 15, No. 3, pp. 4605–4623, 2015.
- [70] Steffen Knoop, Stefan Vacek, and Rüdiger Dillmann. Sensor fusion for 3d human body tracking with an articulated 3d body model. In *Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006.*, pp. 1686–1691. IEEE, 2006.
- [71] Youding Zhu, Behzad Dariush, and Kikuo Fujimura. Kinematic self retargeting: A framework for human pose estimation. *Computer vision and image understanding*, Vol. 114, No. 12, pp. 1362–1375, 2010.
- [72] Markos Sigalas, Maria Pateraki, Iason Oikonomidis, and Panos Traha-

- nias. Robust model-based 3d torso pose estimation in rgb-d sequences. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*, pp. 315–322, 2013.
- [73] Trong-Nguyen Nguyen, Huu-Hung Huynh, and Jean Meunier. 3d reconstruction with time-of-flight depth camera and multiple mirrors. *IEEE Access*, Vol. 6, pp. 38106–38114, 2018.
- [74] Trong-Nguyen Nguyen, Huu-Hung Huynh, and Jean Meunier. Measurement of human gait symmetry using body surface normals extracted from depth maps. *Sensors*, Vol. 19, No. 4, 2019.
- [75] A.F. Bobick and A.Y. Johnson. Gait recognition using static activity-specific parameters. In *Proc. of the 14th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 1, pp. 423–430, 2001.
- [76] Hee-Deok Yang and Seong-Whan Lee. Reconstruction of 3d human body pose for gait recognition. In David Zhang and Anil K. Jain, editors, *Advances in Biometrics*, pp. 619–625, Berlin, Heidelberg, 2005. Springer Berlin Heidelberg.
- [77] G. Ariyanto and M. S. Nixon. Marionette mass-spring model for 3d gait biometrics. In *2012 5th IAPR International Conference on Biometrics (ICB)*, pp. 354–359, March 2012.
- [78] S. Sarkar, P. J. Phillips, Z. Liu, I. R. Vega, P. Grother, and K. W. Bowyer. The humanoid gait challenge problem: data sets, performance, and analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine*

- Intelligence*, Vol. 27, No. 2, pp. 162–177, Feb 2005.
- [79] Ju Han and Bir Bhanu. Individual recognition using gait energy image. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 28, No. 2, pp. 316–322, Feb 2006.
- [80] Yasushi Makihara, Ryusuke Sagawa, Yasuhiro Mukaigawa, Tomio Echigo, and Yasushi Yagi. Gait recognition using a view transformation model in the frequency domain. In *Proc. of the 9th European Conf. on Computer Vision*, Vol. 3, pp. 151–163, Graz, Austria, May 2006.
- [81] M. Hu, Y. Wang, Z. Zhang, D. Zhang, and J. J. Little. Incremental learning for video-based gait recognition with lbp flow. *IEEE Transactions on Cybernetics*, Vol. 43, No. 1, pp. 77–89, Feb 2013.
- [82] Edouard Auvinet, Franck Multon, Carl-Eric Aubin, Jean Meunier, and Maxime Raison. Detection of gait cycles in treadmill walking using a kinect. *Gait & posture*, Vol. 41, No. 2, pp. 722–725, 2015.
- [83] E. Auvinet, F. Multon, V. Manning, J. Meunier, and J.P. Cobb. Validity and sensitivity of the longitudinal asymmetry index to detect gait asymmetry using microsoft kinect data. *Gait Posture*, Vol. 51, pp. 162–168, 2017.
- [84] Peter F. Lamb and Michael Stöckl. On the use of continuous relative phase: Review of current approaches and outline for a new standard. *Clinical Biomechanics*, Vol. 29, No. 5, pp. 484–493, 2014.

- [85] Sarah F Tyson, Marie Hanley, Jay Chillala, Andrea Selley, and Raymond C Tallis. Balance disability after stroke. *Physical therapy*, Vol. 86, No. 1, pp. 30–38, 2006.
- [86] Glen E. Gresham, Therese E. Fitzpatrick, Philip A. Wolf, Patricia M. McNamara, William B. Kannel, and Thomas R. Dawber. Residual disability in survivors of stroke — the framingham study. *New England Journal of Medicine*, Vol. 293, No. 19, pp. 954–956, 1975. PMID: 1178004.
- [87] Jacqueline Perry and Judith M Burnfield. ペリー歩行分析 正常歩行と異常歩行. 武田 功 (訳), 医歯薬出版, 東京, pp67-71, 2007.
- [88] Imed Bouchrika and Mark S. Nixon. Model-based feature extraction for gait analysis and recognition. pp. 150–160, 03 2007.
- [89] Richard Bellman and Bella Kotkin. On the approximation of curves by line segments using dynamic programming. ii. Technical report, RAND CORP SANTA MONICA CALIF, 1962.
- [90] Richard Bellman and Robert Roth. Curve fitting by segmented straight lines. *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 64, No. 327, pp. 1079–1084, 1969.
- [91] Theodosios Pavlidis and Steven L Horowitz. Segmentation of plane curves. *IEEE transactions on Computers*, Vol. 100, No. 8, pp. 860–870, 1974.
- [92] Jan M. Jasiewicz, John H.J. Allum, James W. Middleton, Andrew

- Barriskill, Peter Condie, Brendan Purcell, and Raymond Che Tin Li. Gait event detection using linear accelerometers or angular velocity transducers in able-bodied and spinal-cord injured individuals. *Gait & Posture*, Vol. 24, No. 4, pp. 502 – 509, 2006.
- [93] R. W. Selles, M. A. G. Formanoy, J. B. J. Bussmann, P. J. Janssens, and H. J. Stam. Automated estimation of initial and terminal contact timing using accelerometers; development and validation in transtibial amputees and controls. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 13, No. 1, pp. 81–88, March 2005.
- [94] J. A. Blaya and H. Herr. Adaptive control of a variable-impedance ankle-foot orthosis to assist drop-foot gait. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 12, No. 1, pp. 24–31, March 2004.
- [95] Joonbum Bae and Masayoshi Tomizuka. Gait phase analysis based on a hidden markov model. *Mechatronics*, Vol. 21, No. 6, pp. 961 – 970, 2011.
- [96] Zongyi Liu and S. Sarkar. Improved gait recognition by gait dynamics normalization. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 28, No. 6, pp. 863–876, June 2006.
- [97] Yunqi Tang, Zhuorong Li, Huawei Tian, Jianwei Ding, and Bingxian Lin. Detecting toe-off events utilizing a vision-based method. *Entropy*, Vol. 21, No. 4, p. 329, 2019.

- [98] 尾田敦. footprint 評価の定量化と足アーチ高率との関係. 理学療法研究, Vol. 22, pp. 53–58, 2005.
- [99] Peter R Cavanagh and Mary M Rodgers. The arch index: a useful measure from footprints. *Journal of biomechanics*, Vol. 20, No. 5, pp. 547–551, 1987.
- [100] Michael R Hawes, Werner Nachbauer, Daniela Sovak, and Benno M Nigg. Footprint parameters as a measure of arch height. *Foot & ankle*, Vol. 13, No. 1, pp. 22–26, 1992.
- [101] Gerard V Zammit, Hylton B Menz, and Shannon E Munteanu. Reliability of the tekscan matscan® system for the measurement of plantar forces and pressures during barefoot level walking in healthy adults. *Journal of foot and ankle research*, Vol. 3, pp. 1–9, 2010.
- [102] Belinda Bilney, Meg Morris, and Kate Webster. Concurrent related validity of the gaitrite® walkway system for quantification of the spatial and temporal parameters of gait. *Gait & posture*, Vol. 17, No. 1, pp. 68–74, 2003.
- [103] Sung Jung and Mark S. Nixon. Heel strike detection based on human walking movement for surveillance analysis. *Pattern Recognition Letters*, Vol. 34, p. 895?902, 06 2013.
- [104] Murray Evans, Steffi Colyer, Darren Cosker, and Aki Salo. Foot contact timings and step length for sprint training. In *2018 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, pp. 1652–

1660. IEEE, 2018.
- [105] Fumio Okura, Saya Ikuma, Yasushi Makihara, Daigo Muramatsu, Ken Nakada, and Yasushi Yagi. Rgb-d video-based individual identification of dairy cows using gait and texture analyses. *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 165, p. 104944, 2019.
- [106] Martin A Fischler and Robert C Bolles. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, Vol. 24, No. 6, pp. 381–395, 1981.
- [107] Rifat Kurban, Florenc Skuka, and Hakki Bozpolat. Plane segmentation of kinect point clouds using ransac. In *The 7th international conference on information technology*, pp. 545–551, 2015.
- [108] Juan-Carlos Perez and Enrique Vidal. Optimum polygonal approximation of digitized curves. *Pattern recognition letters*, Vol. 15, No. 8, pp. 743–750, 1994.
- [109] P. Dollár and C. L. Zitnick. Fast edge detection using structured forests. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 37, No. 8, pp. 1558–1570, Aug 2015.
- [110] Jien-De Sui, Wei-Han Chen, Tzyy-Yuang Shiang, and Tian-Sheuan Chang. Real-time wearable gait phase segmentation for running and walking. In *2020 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, pp. 1–5. IEEE, 2020.

- [111] J.A. Zeni, J.G. Richards, and J.S. Higginson. Two simple methods for determining gait events during treadmill and overground walking using kinematic data. *Gait Posture*, Vol. 27, No. 4, pp. 710 – 714, 2008.
- [112] Donna C Boone, Stanley P Azen, Chun-Mei Lin, Carol Spence, Carol Baron, and Lynn Lee. Reliability of goniometric measurements. *Physical therapy*, Vol. 58, No. 11, pp. 1355–1360, 1978.
- [113] Mehran Hatamzadeh, Laurent Busé, Frédéric Chorin, Pierre Alliez, Jean-Dominique Favreau, and Raphael Zory. A kinematic-geometric model based on ankles' depth trajectory in frontal plane for gait analysis using a single rgb-d camera. *Journal of Biomechanics*, Vol. 145, p. 111358, 2022.
- [114] 厚生労働省. 2019 年人口動態統計. 厚生労働省, 2019.
- [115] 厚生労働省. 2019 年国民生活基礎調査. 厚生労働省, 2019.
- [116] Katherine Berg, Sharon Wood-Dauphine, JI Williams, and David Gayton. Measuring balance in the elderly: preliminary development of an instrument. *Physiotherapy Canada*, Vol. 41, No. 6, pp. 304–311, 1989.
- [117] Anne Shumway-Cook and Marjorie H Woollacott. *Motor control: translating research into clinical practice*. Lippincott Williams & Wilkins, 2007.
- [118] Katherine O Berg, Sharon L Wood-Dauphinee, J Ivan Williams, and Brian Maki. Measuring balance in the elderly: validation of an instrument. *Canadian journal of public health= Revue canadienne de sante publique*, Vol. 88, No. 5, pp. 369–374, 1997.

- publique*, Vol. 83, pp. S7–11, 1992.
- [119] Katherine Berg, Sharon Wood-Dauphinee, and JI Williams. The balance scale: reliability assessment with elderly residents and patients with an acute stroke. *Scandinavian journal of rehabilitation medicine*, Vol. 27, No. 1, pp. 27–36, 1995.
- [120] Lisa Blum and Nicol Korner-Bitensky. Usefulness of the berg balance scale in stroke rehabilitation: a systematic review. *Physical therapy*, Vol. 88, No. 5, pp. 559–566, 2008.
- [121] Susan L. Whitney, Janet L Poole, and Sharil Cass. A review of balance instruments for older adults. *The American journal of occupational therapy : official publication of the American Occupational Therapy Association*, Vol. 52 8, pp. 666–71, 1998.
- [122] Dalia Zwick, Alon Rochelle, Amee Choksi, and Joe Domowicz. Evaluation and treatment of balance in the elderly: A review of the efficacy of the berg balance test and tai chi quan. *NeuroRehabilitation*, Vol. 15 1, pp. 49–56, 2000.
- [123] Ahsan Shahzad, Seunguk Ko, Samgyu Lee, Jeong-A Lee, and Kiseon Kim. Quantitative assessment of balance impairment for fall-risk estimation using wearable triaxial accelerometer. *IEEE Sensors Journal*, Vol. 17, No. 20, pp. 6743–6751, 2017.
- [124] Aner Weiss, Talia Herman, Meir Plotnik, Marina Brozgol, Nir Giladi, and Jeffrey Hausdorff. An instrumented timed up and go: The added

- value of an accelerometer for identifying fall risk in idiopathic fallers. *Physiological measurement*, Vol. 32, pp. 2003–18, 11 2011.
- [125] Anne Tiedemann, Hiroyuki Shimada, Catherine Sherrington, Susan Murray, and Stephen Lord. The comparative ability of eight functional mobility tests for predicting falls in community-dwelling older people. *Age and ageing*, Vol. 37, pp. 430–5, 08 2008.
- [126] Robert Tibshirani. Regression shrinkage and selection via the lasso. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, Vol. 58, No. 1, pp. 267–288, 1996.
- [127] Heidi Similä, Jani Mäntyjärvi, Juho Merilahti, Mikko Lindholm, and Miikka Ermes. Accelerometry-based berg balance scale score estimation. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, Vol. 18, No. 4, pp. 1114–1121, 2013.
- [128] Alaa Masalha, Nadav Eichler, Shmuel Raz, Adi Toledano-Shubi, Daphna Niv, Ilan Shimshoni, and Hagit Hel-Or. Predicting fall probability based on a validated balance scale. In *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, pp. 1224–1231, 2020.
- [129] Tin Kam Ho. The random subspace method for constructing decision forests. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 20, No. 8, pp. 832–844, 1998.
- [130] Liam Johnson, Adam Fry, Behdad Dehbandi, Lawrence Rubin, Michael

- Halem, Alexandre Barachant, Anna H. Smeragliuolo, and David Putrino. An automated, electronic assessment tool can accurately classify older adult postural stability. *Journal of Biomechanics*, Vol. 93, pp. 6–10, 2019.
- [131] Min Cheol Chang, Byung Joo Lee, Na-Young Joo, and Donghwi Park. The parameters of gait analysis related to ambulatory and balance functions in hemiplegic stroke patients: a gait analysis study. *BMC neurology*, Vol. 21, No. 1, pp. 1–8, 2021.
- [132] Michael D Lewek, Claire E Bradley, Clinton J Wutzke, and Steven M Zinder. The relationship between spatiotemporal gait asymmetry and balance in individuals with chronic stroke. *Journal of applied biomechanics*, Vol. 30, No. 1, pp. 31–36, 2014.
- [133] Ana Rocha, Hugo Choupina, Jose Maria Fernandes, Maria Rosas, Rui Vaz, and João Paulo Cunha. Parkinson’s disease assessment based on gait analysis using an innovative rgb-d camera system. *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC 2014*, Vol. 2014, pp. 3126–9, 08 2014.
- [134] Beatriz Munoz-Ospina, Jaime Chaparro, Juan Arango, Yor Pino, Andres Navarro, and Jorge Orozco. Objective arm swing analysis in early-stage parkinson’ s disease using an rgb-d camera (kinect®). *Journal of Parkinson’s Disease*, Vol. 11, pp. 1–1, 03 2020.
- [135] Mandy Lu, Kathleen Poston, Adolf Pfefferbaum, Edith V Sullivan,

- Li Fei-Fei, Kilian M Pohl, Juan Carlos Niebles, and Ehsan Adeli. Vision-based estimation of mds-updrs gait scores for assessing parkinson' s disease motor severity. In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, pp. 637–647. Springer, 2020.
- [136] Ruochen Liao, Yasushi Makihara, Daigo Muramatsu, Ikuhisa Mitsugami, Yasushi Yagi, Kenji Yoshiyama, Hiroaki Kazui, and Masatoshi Takeda. A video - based gait disturbance assessment tool for diagnosing idiopathic normal pressure hydrocephalus. *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, Vol. 15, , 12 2019.
- [137] Gianmaria Mancioppi, Laura Fiorini, Erika Rovini, Radia Zeghari, Auriane Gros, Valeria Manera, P. Robert, and Filippo Cavallo. How dominant hand and foot dexterity may reveal dementia onset: A motor and cognitive dual-task study. Vol. 2020, pp. 5619–5622, 07 2020.
- [138] Lillian Boettcher, Murtadha Hssayeni, Amie Rosenfeld, Magdalena Tolea, James Galvin, and Behnaz Ghoraani. Dual-task gait assessment and machine learning for early-detection of cognitive decline. Vol. 2020, pp. 3204–3207, 07 2020.
- [139] Taku Matsuura, Kazuhiro Sakashita, Andrey Grushnikov, Fumio Okura, Ikuhisa Mitsugami, and Yasushi Yagi. Statistical analysis of dual-task gait characteristics for cognitive score estimation. *Scientific Reports*, Vol. 9, , 12 2019.

- [140] Shuqiong Wu, Taku Matsuura, Fumio Okura, Yasushi Makihara, Chengju Zhou, Kota Aoki, Ikuhisa Mitsugami, and Yasushi Yagi. Detecting lower mmse scores in older adults using cross-trial features from a dual-task with gait and arithmetic. *IEEE Access*, Vol. 9, pp. 150268–150282, 2021.
- [141] Kota Aoki, Hirofumi Nishikawa, Yasushi Makihara, Daigo Muramatsu, Noriko Takemura, and Yasushi Yagi. Physical fatigue detection from gait cycles via a multi-task recurrent neural network. *IEEE Access*, Vol. 9, pp. 127565–127575, 2021.
- [142] Zahra Sedighi Maman, Mohammad Ali Alamdar Yazdi, Lora A Cavuoto, and Fadel M Megahed. A data-driven approach to modeling physical fatigue in the workplace using wearable sensors. *Applied ergonomics*, Vol. 65, pp. 515–529, 2017.
- [143] Ruochen Liao, Kousuke Moriwaki, Yasushi Makihara, Daigo Muramatsu, Noriko Takemura, and Yasushi Yagi. Health indicator estimation by video-based gait analysis. *IEICE Transactions on Information and Systems*, Vol. 104, No. 10, pp. 1678–1690, 2021.
- [144] Makoto Yasukawa, Yasushi Makihara, Toshinori Hosoi, Masahiro Kubo, and Yasushi Yagi. Gait phase partitioning and footprint detection using mutually constrained piecewise linear approximation with dynamic programming. *IEICE Trans. on Information and Systems*, Vol. E104-D, No. 11, pp. 1951–1962, 2021.

- [145] 大津展之. 判別および最小2乗規準に基づく自動しきい値選定法. 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 63, No. 4, pp. 349–356, 1980.
- [146] MD Jacqueline Perry. Gait analysis: normal and pathological function. *New Jersey: SLACK*, 2010.
- [147] Byung Joo Lee, Na-Young Joo, Sung Hyun Kim, Chung Reen Kim, Dongseok Yang, and Donghwi Park. Evaluation of balance functions using temporo-spatial gait analysis parameters in patients with brain lesions. *Scientific reports*, Vol. 11, No. 1, pp. 1–7, 2021.
- [148] Ta-Shen Kuan, Jui-Yi Tsou, and Fong-Chin Su. Hemiplegic gait of stroke patients: the effect of using a cane. *Archives of physical medicine and rehabilitation*, Vol. 80, No. 7, pp. 777–784, 1999.
- [149] Amanda E Chisholm, Stephen D Perry, and William E McIlroy. Inter-limb centre of pressure symmetry during gait among stroke survivors. *Gait & posture*, Vol. 33, No. 2, pp. 238–243, 2011.
- [150] Chitralakshmi K Balasubramanian, Mark G Bowden, Richard R Neptune, and Steven A Kautz. Relationship between step length asymmetry and walking performance in subjects with chronic hemiparesis. *Archives of physical medicine and rehabilitation*, Vol. 88, No. 1, pp. 43–49, 2007.
- [151] Ines A Kramers de Quervain, Sheldon R Simon, SUE Leurgans, William S Pease, and DAVID McALLISTER. Gait pattern in the early recovery period after stroke. *JBJS*, Vol. 78, No. 10, pp. 1506–14,

- 1996.
- [152] Ekaterina B Titanova, Kauko Pitkänen, Ari Pääkkönen, Juhani Sivenius, and Ina M Tarkka. Gait characteristics and functional ambulation profile in patients with chronic unilateral stroke. *American Journal of Physical Medicine & Rehabilitation*, Vol. 82, No. 10, pp. 778–786, 2003.
- [153] Kara K Patterson, William H Gage, Dina Brooks, Sandra E Black, and William E McIlroy. Evaluation of gait symmetry after stroke: a comparison of current methods and recommendations for standardization. *Gait & posture*, Vol. 31, No. 2, pp. 241–246, 2010.
- [154] Eva De Bujanda, Sylvie Nadeau, and Daniel Bourbonnais. Pelvic and shoulder movements in the frontal plane during treadmill walking in adults with stroke. *Journal of stroke and cerebrovascular diseases*, Vol. 13, No. 2, pp. 58–69, 2004.
- [155] Aline Araujo do Carmo, Ana Francisca Rozin Kleiner, and Ricardo ML Barros. Alteration in the center of mass trajectory of patients after stroke. *Topics in stroke rehabilitation*, Vol. 22, No. 5, pp. 349–356, 2015.
- [156] Kara K Patterson, Iwona Parafianowicz, Cynthia J Danells, Valerie Closson, Mary C Verrier, W Richard Staines, Sandra E Black, and William E McIlroy. Gait asymmetry in community-ambulating stroke survivors. *Archives of physical medicine and rehabilitation*, Vol. 89, No. 2, pp. 304–310, 2008.

- [157] Stephen M Haley and Maria A Fragala-Pinkham. Interpreting change scores of tests and measures used in physical therapy. *Physical therapy*, Vol. 86, No. 5, pp. 735–743, 2006.
- [158] Heleen Beckerman, ME Roebroeck, GJ Lankhorst, JG Becher, Pieter Dirk Bezemer, and ALM Verbeek. Smallest real difference, a link between reproducibility and responsiveness. *Quality of Life Research*, Vol. 10, No. 7, pp. 571–578, 2001.
- [159] Ted J Stevenson. Detecting change in patients with stroke using the berg balance scale. *Australian Journal of Physiotherapy*, Vol. 47, No. 1, pp. 29–38, 2001.
- [160] 北地雄, 原辰成, 佐藤優史, 重國宏次, 清藤恭貴, 古川広明, 原島宏明. 回復期リハビリテーション病棟に入院中の脳血管疾患後片麻痺を対象とした歩行自立判断のためのパフォーマンステストのカットオフ値. 理学療法学, Vol. 38, No. 7, pp. 481–488, 2011.
- [161] 中村基彦, 土居健次朗, 河原常郎, 大森茂樹. 歩行自立に必要な歩行能力とバランス能力の関係. 理学療法学 Supplement, Vol. 2014, p. 0226, 2015.
- [162] David E Krebs, Dennis Wong, David Jevsevar, Patrick O Riley, and W Andrew Hodge. Trunk kinematics during locomotor activities. *Physical therapy*, Vol. 72, No. 7, pp. 505–514, 1992.
- [163] Jean-Charles Ceccato, Mathieu De Sèze, Christine Azevedo, and Jean-René Cazalets. Comparison of trunk activity during gait initiation and walking in humans. *PloS one*, Vol. 4, No. 12, p. e8193, 2009.

- [164] Sarah F Tyson. Trunk kinematics in hemiplegic gait and the effect of walking aids. *Clinical rehabilitation*, Vol. 13, No. 4, pp. 295–300, 1999.
- [165] Tamaya Van Crielinge, Wim Saeys, Ann Hallemans, Silke Velghe, Pieter-Jan Viskens, Luc Vereeck, Willem De Hertogh, and Steven Truijen. Trunk biomechanics during hemiplegic gait after stroke: A systematic review. *Gait Posture*, Vol. 54, pp. 133–143, 2017.
- [166] Ross A. Clark, Yong-Hao Pua, Karine Fortin, Callan Ritchie, Kate E. Webster, Linda Denehy, and Adam L. Bryant. Validity of the microsoft kinect for assessment of postural control. *Gait Posture*, Vol. 36, No. 3, pp. 372–377, 2012.
- [167] Hiroyuki Tamura, Ryo Tanaka, and Hiromichi Kawanishi. Reliability of a markerless motion capture system to measure the trunk, hip and knee angle during walking on a flatland and a treadmill. *Journal of Biomechanics*, Vol. 109, p. 109929, 2020.
- [168] C. Frigo, R. Carabalona, M. Dalla Mura, and S. Negrini. The upper body segmental movements during walking by young females. *Clinical Biomechanics*, Vol. 18, No. 5, pp. 419–425, 2003.
- [169] J.J. Kavanagh, R.S. Barrett, and S. Morrison. Upper body accelerations during walking in healthy young and elderly men. *Gait Posture*, Vol. 20, No. 3, pp. 291–298, 2004.
- [170] P.W Hodges, A.G Cresswell, K Daggfeldt, and A Thorstensson. Three dimensional preparatory trunk motion precedes asymmetrical upper

- limb movement. *Gait & Posture*, Vol. 11, No. 2, pp. 92–101, 2000.
- [171] AA Carmo, AFR Kleiner, PH Costa, and RML Barros. Three-dimensional kinematic analysis of upper and lower limb motion during gait of post-stroke patients. *Brazilian Journal of Medical and Biological Research*, Vol. 45, pp. 537–545, 2012.
- [172] Meghan E. Huber, Amee L. Seitz, Miriam Leeser, and Dagmar Sternad. Validity and reliability of kinect for measuring shoulder joint angles. In *2014 40th Annual Northeast Bioengineering Conference (NEBEC)*, pp. 1–2, 2014.
- [173] Franziska Schlagenhauf, Siddarth Sreeram, and William Singhouse. Comparison of kinect and vicon motion capture of upper-body joint angle tracking. In *2018 IEEE 14th International Conference on Control and Automation (ICCA)*, pp. 674–679, 2018.
- [174] Sven Carlsöö. The initiation of walking. *Acta anatomica*, Vol. 65 1, pp. 1–9, 1966.
- [175] Roger A. Mann, John L. Hagy, V White, and D Liddell. The initiation of gait. *The Journal of bone and joint surgery. American volume*, Vol. 61 2, pp. 232–9, 1979.
- [176] William E. McIlroy and Brian E. Maki. The control of lateral stability during rapid stepping reactions evoked by antero-posterior perturbation: does anticipatory control play a role? *Gait & posture*, Vol. 9 3, pp. 190–8, 1999.

- [177] David A. Winter. Human balance and posture control during standing and walking. *Gait & Posture*, Vol. 3, pp. 193–214, 1995.
- [178] Stefan Hesse, Frank Reiter, Matthias Jahnke, Michael Dawson, Thompson Sarkodie-Gyan, and Karl-Heinz Mauritz. Asymmetry of gait initiation in hemiparetic stroke subjects. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, Vol. 78, No. 7, pp. 719–724, 1997.
- [179] 大沼亮, 星文彦, 松田雅弘, 酒井朋子, 神野哲也. 歩行開始における脳卒中片麻痺患者の体幹運動特性. *Rigakuryoho Kagaku*, Vol. 37, No. 4, 2022.