

## 主動作誤差楕円: 歩行速度によらないばらつき指標

Principal Motion Ellipsoid: Gait variability index invariant with gait speed

○学 岩崎智之 (名古屋大) 正 岡本正吾 (名古屋大)  
正 秋山靖博 (名古屋大) 正 山田陽滋 (名古屋大)

Tomoyuki IWASAKI, Shogo OKAMOTO, Nagoya University  
Yasuhiro AKIYAMA, Yoji YAMADA, Nagoya University

We proposed a gait variability index invariant with gait speed based on generalized principal motion analysis (GPMA). GPMA finds base functions, which are called principal motions, that maximally separate distinctive types of motions and that weaken the effects of gait speed within individuals. We computed principal motion ellipsoids based on principal motion analysis (PMA) and GPMA, and compared how distributed the samples between gait speed conditions. As a result, principal motion ellipsoids based on GPMA is invariant with gait speed. However, the principal motions obtained by GPMA can be difficult to interpret what the motions represent and we cannot understand how the walking motions vary. Therefore, when we can interpret the meanings of the principal motions, the principal motion ellipsoid can be more useful index.

**Key Words:** Generalized principal motion analysis, Gait variability index, Mask, Gait speed

## 1 緒言

歩行はばらつきが大きい動作であり、そのばらつきは転倒リスクと関係があるという報告もある [1]. 例えば, England らや Bruijn らは速度のばらつきの観点から, 歩行動作のばらつきを議論した [2, 3]. Owings らは歩行中の歩幅のばらつきに着目した報告をしている [4]. 直線歩行に対してだけでなく, 曲がる歩行中の個人間の動作のばらつきを議論した研究もある [5, 6]. 多くの研究者らがこれまでに個人内での歩行のばらつきを研究してきた. 歩行のばらつきを表すための使用性の高い指標は, これらの研究を一般化し, 商業的な応用を促進するであろう.

ヒトの動作解析には主動作分析 (principal motion analysis: 以降, PMA とする) [7, 8] が用いられることがある. この手法は, 冗長系において連動する多自由度の情報を損なわずに, 運動情報を主動作と呼ばれる基底に分解できる. 体全体の運動を少数次元のパラメータ空間に縮約し, 主として人やロボットの動作の生成に用いられている [7-10]. また, PMA は個人の歩行の分類や識別にも用いられることもある [11].

歩行動作を分析する際, 歩行速度による歩行動作への影響が大きく, 歩行速度が統制されていない環境では個人特有の歩行動作が見極められない場合がある. 実際 Jordan らや Latt らは, 歩行速度が異なると歩行特徴量が大きく異なることを示している [?, 12]. PMA は全サンプル間の分散を最大化するような基底関数を探す手法である. そのため, 歩行速度が統制されていない実験下での主動作には不向きである.

一般化主動作分析 (generalized principal motion analysis: 以降, GPMA とする) [13] は特定の要因による主動作を抽出する手法である. この手法を用いることで歩行速度による動作の影響をマスクして, 速度によらない主動作を抽出することができる. Iwasaki らは起立動作において, 繰り返し誤差をマスクして GPMA を適用し, 動作を行った人を分類した.

本研究では, 新たに GPMA を用いた主動作誤差楕円を提案する. 主動作誤差楕円とは, PMA によって得られる主動作スコアの分布から個人ごとに算出される誤差楕円であり, その大きさは個人の動作のばらつきの大きさを示す. また, 得られた主動作を解釈することで, 個人内の歩行のばらつき方を解釈することができる [14]. モーションキャプチャで計測された速度が異なる歩行動作サンプルに PMA, GPMA を適用する. PMA, GPMA の特徴のため, どの歩行フェーズにどのようなばらつきが生じる

か解析できる. GPMA を用いた主動作誤差楕円の使用性を評価するため, PMA を用いた主動作誤差楕円と大きさや向きを比較した.

本研究の実験は, 名古屋大学工学部倫理部会の承認を得て実施された (#18-2).

## 2 動作分析手法

## 2.1 Principal Motion Analysis (PMA)

Park らは, 主成分分析を時系列情報に適用できるよう拡張し, 人間の動作を縮約的に表現した [7]. PMA は多変数間および個々の変数内での時間方向の連動を抽出する. 時間的に連動する変数の組み合わせは, 主動作と呼ばれ, 主動作は互いに独立である. 線形の分析手法であるため, 得られた主動作の意味を解釈することができる.

ある瞬間のヒトの動作が, 関節角度などの  $p$  個の変数で表現されるとする. 試行  $k$  ( $k = 1, \dots, k'$ ) における変数  $i$  ( $i = 1, \dots, p$ ) について,  $u$  点に離散化された時系列データベクトル  $\theta_{ik}$  を

$$\theta_{ik} = (\theta_{ik1}, \dots, \theta_{ikl}, \dots, \theta_{iku})^T \quad (1)$$

とする. これを用いて  $p$  変数からなる拡張列ベクトル  $\mathbf{x}_k$  を

$$\mathbf{x}_k = (\theta_{1k}^T, \dots, \theta_{ik}^T, \dots, \theta_{pk}^T)^T \quad (2)$$

とする. ここで  $\mathbf{x}_{c,k}^{(s)}$  を実験参加者  $s$  ( $s = 1, \dots, s'$ ), 条件  $c$  ( $c = 1, \dots, c'$ ) の試行  $k$  における時系列ベクトルとする.  $s'$  人の参加者のそれぞれから  $k'$  試行の歩行動作がサンプルとして得られている場合, 全サンプルの動作を表す行列  $\mathbf{X}$  ( $\in \mathbb{R}^{s'k' \times pu}$ ) は

$$\mathbf{X} = (\mathbf{x}_{1,1}^{(1)}, \dots, \mathbf{x}_{c,k}^{(s)}, \dots, \mathbf{x}_{c',k'}^{(s')})^T \quad (3)$$

となる.

$\mathbf{X}$  の共分散行列  $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$  を固有ベクトル展開して,

$$\mathbf{X} \sim \mathbf{Y} \mathbf{V}^T \quad (4)$$

が得られる.  $\mathbf{Y} = (\mathbf{y}_1^{(1)}, \dots, \mathbf{y}_{k'}^{(s')})^T$  は各動作がどの程度, 各主動作を含むかを表すスコアの行列であり,  $\mathbf{V} = (\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_q, \dots, \mathbf{v}_r)$  は固有値の大きな  $r$  個の固有ベクトルからなる主動作の行列である.  $\mathbf{v}_q$  ( $\in \mathbb{R}^{s'k' \times 1}$ ) は, 固有値が  $q$  番目に大きい第  $q$  主動作ベ

クトルである。いかなる動作サンプルもスコアで重みづけられた主動作ベクトルの線形合成で表現される:

$$\mathbf{x}_k^{(s)} \sim \mathbf{V} \mathbf{y}_k^{(s)}. \quad (5)$$

## 2.2 Generalized Principal Motion Analysis (GPMA)

われわれは、PCAの一般形である linear discriminant analysis (LDA) を時系列情報に適用できるように拡張し、generalized principal motion analysis (GPMA) を提案した [13]。この手法はグループ間の変動がそのグループ内の変動に関して最大化されるような既定関数を求める手法であるため、速度条件などの特定の要因を排した主動作を特定することができる。

実験参加者のすべての動作サンプルを含む行列  $\mathbf{A}$  ( $\in \mathbb{R}^{s'c'k' \times pu}$ ) を

$$\mathbf{A} = (\mathbf{x}_{1,1}^{(1)}, \dots, \mathbf{x}_{c,k}^{(s)}, \dots, \mathbf{x}_{c',k'}^{(s')})^T \quad (6)$$

とする。さらに、個人内で要因間の差を抽出した行列  $\mathbf{B}$  ( $\in \mathbb{R}^{s'c' \times pu}$ ) を

$$\mathbf{B} = (\bar{\mathbf{x}}_1^{(1)} - \bar{\mathbf{x}}^{(1)}, \dots, \bar{\mathbf{x}}_c^{(s)} - \bar{\mathbf{x}}^{(s)}, \dots, \bar{\mathbf{x}}_{c'}^{(s')} - \bar{\mathbf{x}}^{(s')})^T. \quad (7)$$

とする。 $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}$  の共分散行列  $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}^T \mathbf{B}$  をそれぞれ  $\mathbf{C}$ ,  $\mathbf{D}$  とする。これらを正則化した行列  $\mathbf{C}_r$ ,  $\mathbf{D}_r$  を用いて  $\mathbf{D}_r^{-1} \mathbf{C}_r$  を一般化固有ベクトル展開することで、主動作行列  $\mathbf{V}$  ならびにスコア行列  $\mathbf{Y}$  を得る。PMAと同様に、動作  $\mathbf{x}_k^{(s)}$  は、主動作の線形合成で近似される:

$$\mathbf{x}_k^{(s)} \sim \mathbf{V} \mathbf{y}_k^{(s)}. \quad (8)$$

## 2.3 主動作誤差楕円

主動作スコアの分布から個人ごとに計算される誤差楕円の大きさを歩行のばらつき評価指標として用いる (Fig. 1)。この誤差楕円を主動作誤差楕円と呼ぶ [14]。主動作誤差楕円の大きさは動作のばらつきを示し、その向きはばらつき方を示す。参加者  $s$  の誤差楕円の主軸  $m$  ( $m = 1, \dots, m'$ ) の長さを  $q_m^{(s)}$  とする。ここで、 $m'$  は主動作の数である。 $q_m^{(s)}$  は参加者  $s$  のスコアの共分散行列の固有値の平方根でもある。参加者  $s$  の誤差楕円の大きさ  $e^{(s)}$  を、各軸の長さを用いて

$$e^{(s)} = \sum_{i=1}^{m'} q_m^{(s)} \quad (9)$$

と定義する。Fig. 1 は参加者  $s$  について、例として第 1-2 主動作平面上での主動作誤差楕円を示したものである。主動作誤差楕円の向きが第 1 主動作に沿っていることから、参加者  $s$  は主に第 1 主動作に関してばらついている。本研究では第 3 主動作までを分析対象とした。

## 3 歩行動作実験

### 3.1 実験概要

本研究では Ullaauri らの計測した歩行データ [15] を用いた。これは、神経系および筋骨格系に異常のない成人男性 10 名を対象に歩行実験を行ったものである (身長:  $172.5 \pm 0.05$  cm, 体重:  $63.9 \pm 8.9$  kg)。全実験参加者の利き足は右脚であった。歩行速度条件は 3.5 km/h を遅い歩行速度、4 km/h を速い歩行速度とし、参加者は各条件でトレッドミル上を 5 分間歩行した。

### 3.2 動作データ処理

連続した歩行から、左踵接地時から次の左踵接地時までを 1 歩行周期とする動作を 100 歩行周期分抽出した。試行ごとのデータ長をそろえるため、歩行周期を 0-100% で正規化した。関節角度は基本立位姿勢から関節が屈曲する方向を正、伸展する方向を負とした。左右股関節屈曲角度および左右膝関節屈曲角度、左右足関節底背屈角度を解析対象とした。股関節屈曲角度は股関節を通る鉛直線と股関節と膝関節を結んだ直線のなす角度とした。

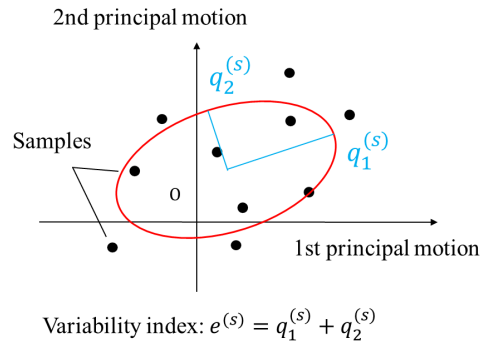


Fig.1 Definition of the size of PM ellipsoid for participant  $s$ . An error ellipsoid (red) is calculated from the distributed samples (black dots).

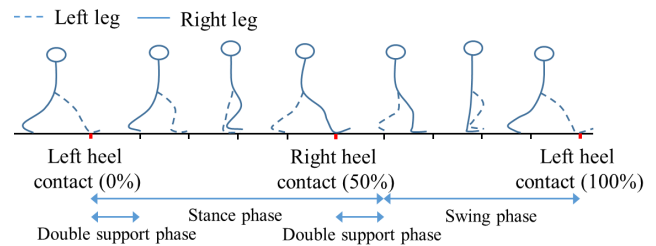


Fig.2 Gait cycle normalized to 0-100%. Defined from the left heel contact (0%) to the next left heel contact (100%).

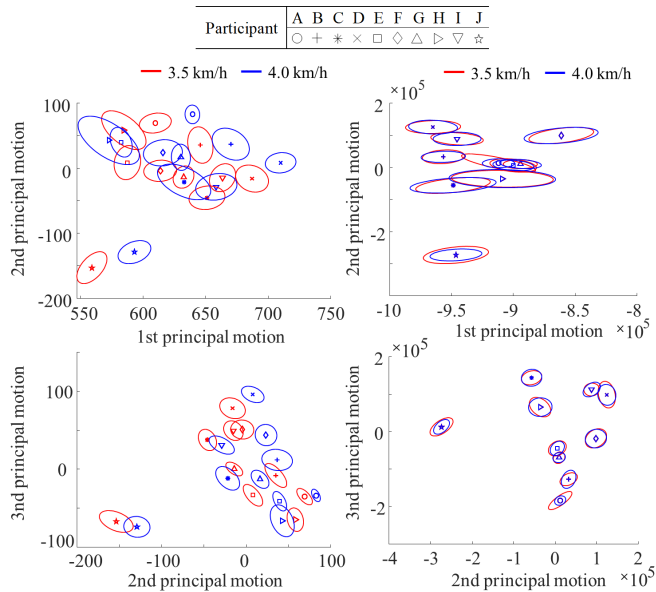
## 4 結果

### 4.1 重心間距離

PMA, GPMA において、主動作スコアの分布から個人内で速度要因がどのように表出したかを確認する。Fig. 3 に PMA (左列), GPMA (右列) によって得られる主動作スコアの分布を示す。上段は第 1-第 2 主動作平面、下段は第 2-第 3 主動作平面であり、PMA で得られた主動作の寄与率は、第 1 主動作が 97.5%, 第 2 主動作が 0.91%, 第 3 主動作が 0.62%, GPMA では、第 1 主動作が 95.5%, 第 2 主動作が 1.32%, 第 3 主動作が 1.23% であった。であった。赤色の楕円は 3.5 km/h, 青色の楕円は 4.0 km/h で歩行したサンプルから得られた主動作誤差楕円である。参加者ごとに、サンプル分布の重心位置を記号で示している。PMA では個人内で歩行速度ごとの重心間距離が大きいのに対し、GPMA では重心間距離が極めて小さかった。よって、GPMA を用いることで個人内の速度要因はマスクされている。

### 4.2 主動作誤差楕円の大きさ

歩行のばらつきの大きさについて、速度要因がどの程度マスクされているかを検証した。参加者  $s$  が速度  $c$  で歩行した際的主動作誤差楕円の大きさを  $e_c^{(s)}$  とする。個人内での速度条件間における主動作誤差楕円の大きさの比は  $E^{(s)} = e_{3.5}^{(s)} / e_{4.0}^{(s)}$  で算出される。この比を用いて、各手法において個人内で速度要因がどの程度楕円に影響しているかを表す指標を  $\text{diff}^{(s)} = |E^{(s)} - 1|$  で定義した。Table 1 に各手法から参加者ごとに算出された  $\text{diff}$  を示す。PMA, GPMA において 10 人の参加者の  $\text{diff}$  の平均値はそれぞれ 0.19, 0.17 であった。しかし、GPMA において標準偏差が 0.23 と大きいため、結果から参加者 A を除外した。その結果、平均値は PMA, GPMA でそれぞれ 0.17, 0.10 であり、標準偏差はそれぞれ 0.08, 0.06 であった。そのため、GPMA を用いた主動作誤差楕円は歩行のばらつきの大きさについて速度要因に影響



**Fig.3** Scatter plots of the 1st–3rd principal motion scores of PMA (left) and GPMA (right). Top: 1st–2nd principal motion plane. Bottom: 2nd–3rd principal motion plane.

響を受けにくい。

#### 4.3 主動作誤差楕円の向き

次に、歩行のばらつき方について、速度要因がどの程度マスクされているかを検証した。比較には、個人内の主動作誤差楕円の主軸間の角度  $\phi$  ( $0 < \phi < 90$ ) を用いた。第 1–2 主動作平面、第 2–3 主動作平面上の主動作誤差楕円を比較対象とした。Table. 2 に各手法から算出された  $\phi_{1-2}$ ,  $\phi_{2-3}$  を示す。PMA, GPMA において 10 人の参加者の  $\phi_{1-2}$  の平均値はそれぞれ 34.2, 6.33,  $\phi_{2-3}$  の平均値はそれぞれ 11.5, 21.2 であった。そのため、第 1–2 主動作平面では GPMA を用いた主動作誤差楕円は速度要因に影響を受けにくい、第 2–3 主動作平面では PMA を用いた主動作誤差楕円が速度要因に影響を受けにくい。

## 5 考察

### 5.1 主動作の解釈: PMA

各主動作を解釈することで、個人内で歩行のばらつきがどのようであったかを理解する。Fig. 4 は PMA, GPMA によって得られた第 1–第 3 主動作負荷量の時間変化を表す。負荷量は関節角度の屈曲を意味するため、負荷量が 0 ならば屈曲角度が 0 度であることを意味し、負荷量が正ならば関節の屈曲、負ならば伸展を意味する。

Fig. 1 上段より、第 1 主動作は両脚ともに遊脚期に膝関節が屈曲 (正) し、それに伴って股関節が屈曲 (正)、足関節が底屈 (負) する動作を示している。これは歩行周期における関節角度の平均的な動作を表している。よって、第 1 主動作は平均的な歩行動作であると解釈できる。第 1 主動作に沿った歩行サンプルの分散は、他の主動作に沿った分散よりも大きく、多くの参加者について第 1 主動作が、歩行動作の主なばらつきを説明する。

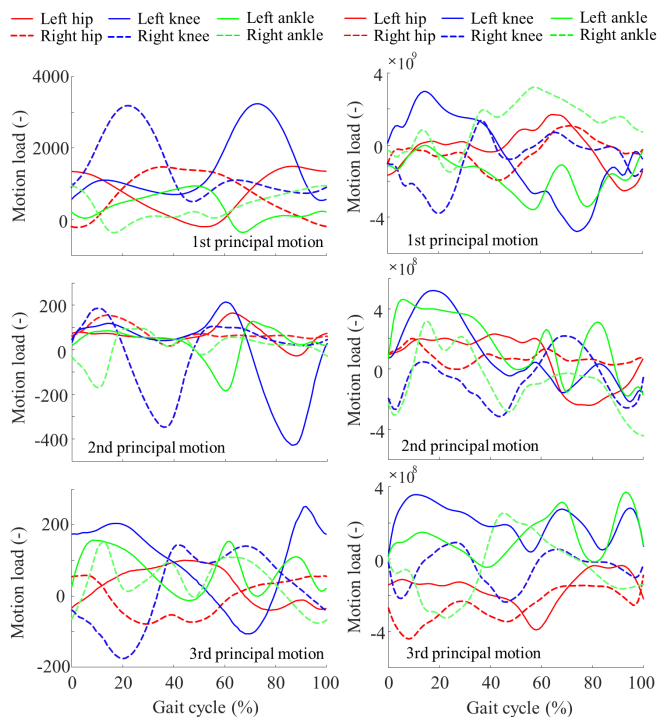
Fig. 1 中段より、第 2 主動作は両脚ともに遊脚期の前半で膝、股関節が屈曲 (正)、足関節が底屈 (負) しており、遊脚期の後半で膝関節が伸展 (負) している。これらは平均的な歩行動作を微分したような動作であることから、歩行周期内での位相の進みを表している。よって、第 2 主動作は歩行動作の位相に関する主動作と解釈できる。

**Table 1** The ratio of the size of principal motion ellipsoids (diff). Without participant A, the mean value of GPMA was 0.10, whereas that of PMA was 0.17.

PMA		GPMA	
Part.	diff	Part.	diff
A	0.39	A	0.83
B	0.10	B	0.08
C	0.26	C	0.10
D	0.16	D	0.12
E	0.20	E	0.12
F	0.11	F	0.04
G	0.09	G	0.04
H	0.24	H	0.05
I	0.15	I	0.03
J	0.18	J	0.30
Mean	0.19	Mean	0.17
SD	0.09	SD	0.23
Mean (B–J)	0.17	Mean (B–J)	0.10
SD (B–J)	0.08	SD (B–J)	0.06

**Table 2** The angles of principal motion ellipsoids between the gait speed. It was calculated on the 1st–2nd principal motion plane ( $\phi_{1-2}$ ) and the 2nd–3rd principal motion plane ( $\phi_{2-3}$ ), respectively.

PMA			GPMA		
Part.	$\phi_{1-2}$	$\phi_{2-3}$	Part.	$\phi_{1-2}$	$\phi_{2-3}$
A	73.9	4.24	A	20.6	0.56
B	36.5	10.2	B	4.15	39.2
C	42.3	4.37	C	3.64	2.75
D	52.7	7.11	D	6.67	2.69
E	26.4	3.82	E	4.77	18.2
F	4.87	65.3	F	4.05	2.74
G	25.1	4.84	G	6.85	30.9
H	4.81	1.97	H	0.14	53.9
I	49.4	10.4	I	7.84	55.5
J	26.39	2.84	J	4.58	5.07
Mean	34.2	11.5	Mean	6.33	21.15
SD	20.4	18.1	SD	5.17	20.9



**Fig.4** Loads of each principal motion of PMA (left) and GPMA (right) computed from joint angles. Top: 1st principal motion. Middle: 2nd principal motion. Bottom: 3rd principal motion.

Fig. 1 下段より、第3主動作は両脚ともに踵接地時に膝関節が立脚で屈曲(正)、遊脚で伸展(負)しており、その後、股関節が立脚で屈曲(正)、遊脚で伸展(負)している。これは大腿の歩行を示しており、第3主動作は歩幅に関する主動作と解釈できる。

## 5.2 主動作解釈: GPMA

Fig. 4はGPMAによって得られた第1-第3主動作負荷量の時間変化を表す。Fig. 4上段より、第1主動作は遊脚期に膝関節が伸展(負)しており、また、歩行周期の後半に右足関節が背屈(正)、左足関節が底屈(負)している。この主動作が表す動作を解釈することは難しい。第2, 第3主動作も同様である。このように、GPMAによって得られた主動作は解釈が困難な場合がある。

## 6 結論

本研究では、GPMAを用いて、歩行速度によらない歩行ばらつき指標を提案した。PMA, GPMAの主動作スコアからそれぞれ主動作誤差楕円を算出し、歩行速度要因間でどのようにサンプルが分布しているか比較した。その結果、GPMAを用いた主動作誤差楕円は歩行速度要因に比較的影響されなかった。しかし、GPMAで得られる主動作は解釈が困難な場合があり、どのように歩行がばらつくかを理解することは簡単ではない。そのため、主動作の解釈性を向上させることが今後の課題である。

## 謝辞

本研究はJSPS科研費26750121, 19K21584の助成を受けた。また、本研究は日本医療研究開発機構「ロボット介護機器開発・標準化事業」の研究開発の一環として実施した。

## 参考文献

[1] S. Bruijn, O. Meijer, P. Beek, and J. v an Dieen, "Assessing the stability of human locomotion: a review of

current measures," *Journal of the Royal Society Interface*, vol. 10, no. 83, p. 20120999, 2013.

- [2] S. A. England and K. P. Granata, "The influence of gait speed on local dynamic stability of walking," *Gait and Posture*, vol. 25, no. 2, pp. 172–178, 2007.
- [3] S. M. Bruijn, J. H. van Dieen, O. G. Meijer, and P. J. Beek, "Is slow walking more stable?" *Journal of Biomechanics*, vol. 42, no. 10, pp. 1506–1512, 2009.
- [4] T. M. Owings and M. D. Grabiner, "Variability of step kinematics in young and older adults," *Gait and Posture*, vol. 20, no. 1, pp. 26–29, 2004.
- [5] Y. Akiyama, H. Toda, T. Ogura, S. Okamoto, and Y. Yamada, "Classification and analysis of the natural corner curving motion of humans based on gait motion," *Gait and Posture*, vol. 60, pp. 15–21, 2018.
- [6] Y. Akiyama, S. Okamoto, H. Toda, T. Ogura, and Y. Yamada, "Gait motion for naturally curving variously shaped corners," *Advanced Robotics*, vol. 32, no. 2, pp. 77–88, 2018.
- [7] K. J. Frank C. Park, "Movement primitives and principal component analysis," in *On Advances in Robot Kinematics*, 2004, pp. 97–106.
- [8] N. Yamada, S. Okamoto, H. Okumura, Y. Yamada, K. Isogai, and K. Kawakami, "Similarities and differences in manual stretching of physical therapists for equinovarus," in *2014 IEEE/SICE International Symposium on System Integration*. IEEE, 2014, pp. 490–495.
- [9] K. Mishima, S. Kanata, H. Nakanishi, T. Sawaragi, and Y. Horiguchi, "Extraction of similarities and differences in human behavior using singular value decomposition," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 43, no. 13, pp. 436–441, 2010.
- [10] H. Kang and F. C. Park, "Humanoid motion optimization via nonlinear dimension reduction," in *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2012, pp. 1444–1449.
- [11] T. Akiduki, K. Kawamura, Z. Zhang, and H. Takahashi, "Extraction and classification of human gait features from acceleration data," *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, vol. 14, no. 4, pp. 1361–1370, 2018.
- [12] K. Jordan, J. H. Challis, and K. M. Newell, "Walking speed influences on gait cycle variability," *Gait & posture*, vol. 26, no. 1, pp. 128–134, 2007.
- [13] T. Iwasaki, S. Okamoto, Y. Akiyama, and Y. Yamada, "Generalized principal motion analysis: classification of sit-to-stand motions," in *Proceedings of IEEE Global Conference on Consumer Electronics*, 2019, pp. 679–681.
- [14] —, "Principal motion ellipsoids: Gait variability index based on principal motion analysis," in *Proceedings of IEEE/SICE International Symposium on System Integration*, 2020, pp. 489–494.
- [15] J. B. Ullauri, Y. Akiyama, S. Okamoto, and Y. Yamada, "Technique to reduce the minimum toe clearance of young adults during walking to simulate the risk of tripping of the elderly," *PloS one*, vol. 14, no. 6, 2019.