法政大学学術機関リポジトリ
HOSEI UNIVERSITY REPOSITORY

PDF issue: 2025-07-01

ステレオカメラを用いる歩容認証のための歩行特徴抽出手法

Otahara, Aya / 大田原, 彩

(出版者 / Publisher)
法政大学大学院情報科学研究科
(雑誌名 / Journal or Publication Title)
法政大学大学院紀要. 情報科学研究科編
(巻 / Volume)
18
(開始ページ / Start Page)
1
(終了ページ / End Page)
6
(発行年 / Year)
2023-03-24
(URL)
https://doi.org/10.15002/00026283

ステレオカメラを用いる歩容認証のための歩行特徴抽出手法
A method to extract features for gait recognition using a stereo camera

大田原 彩 *
Aya Otahara
法政大学大学院　情報科学研究科　情報科学専攻
Email: 21t0006@cis.k.hosei.ac.jp

***Abstract*—A new method using a novel puppet model was proposed to measure gait features. OpenPose-based stereo measurement, which acquires 3D coordinates of human joints, was severely affected by noise due to data fluctuations and/or their missing. To reduce the noise, in the previously method, we have adjusted the parallax so that limb lengthes matched those. This greatly reduced the noise but was not accurate enough to extract gait features. The method proposed here we used, a 3D puppet model with fixed length limbs. Three-dimensional rotation angles and shifts of the model were predicted so that their joint projections onto the both stereo pair image match their observations. Eight gait features (gait cycle, gait speed, arms and legs features: swing width, bend, and forward movement time) were calculated from the matched 3D model and these were successfully applied as feature vectors to identify the gait of the four persons.**

1. はじめに

近年、個人識別の手法として生体認証が使用される場面が増加している。スマートフォンなどの個人の所有物であれば問題がないが、ATM の本人確認などの不特定多数が使用する場では、センサやカメラに触れたり近づいたりしなければならない指紋認証や顔認証では感染症対策等の面で問題がある。ここでは、センサやカメラに近づいたり意識したりせずに認証を行える歩容認証に注目する。この認証では身長や体形、手足の長さなどの身体的特徴と、歩行速度や歩行周期、手足のふり幅などの歩行特徴を複合的に用いる。これまでに様々な歩容認証手法が研究されており、その多くはシルエットベース [1][2] とジョイントベース [3][4] に大別される。このうちシルエット画像に基づく手法では、服装の影響を受けやすかったり画像からの姿勢認識が困難であった [5]。関節点座標に基づく手法では、多くが Kinect 等の深度を測れたり関節点座標を直接得られるような特殊な機器を用いる必要があった [6]-[9]。

本研究では歩容認証を目標とした解析的で汎用的な歩行特徴の取得を行う方針で、そのために特殊なセンサを必要としない関節点座標の取得に取り組んできた。ステレオカメラと OpenPose[10] を用いることで 2 つの画像座標から 3 次元世界座標を取得する手法を提案し、欠測値の穴埋めや手足の左右逆転の検出と変更、低ランクフィルタ [15] によってデータの補完を行うことで一定の成果を得た。ここでは Puppet-I と呼んでいるモデルを用いる手法を提案した [11]。本論文で提案するのはこうした成果を Model Predictive Mesurement(MPM) の考えに発展させた Puppet-Ⅱ モデル [12] を用いて制約条件を強めた歩行姿勢を推定することで、より実際の歩行姿勢に近い 3 次元関節点座標を取得できる手法である。

* Supervisor: Prof. Hiroshi Hanaizumi

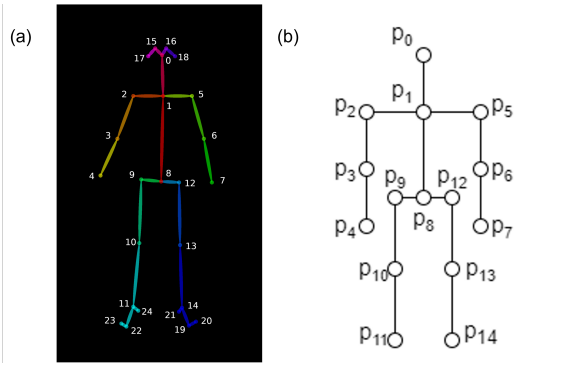

図 1. 関節点座標: OpenPose により取得できる 25 関節点座標 (a)[10], 本研究で使用する 15 関節点座標 (b)

これにより、より正確な歩行特徴を取得し、人物の識別を行う。

2. 原理

この節では、ステレオカメラと OpenPose により取得した人物関節点座標から 3 次元関節点座標を取得する方法と、それらから歩行特徴を取得する方法について説明する。

2.1. 観測データと座標関係

OpenPose では画像内の人物の姿勢を推定し、図 1(a) に示す 25 関節点座標と、その座標の信頼度を取得できる。フレームごとに式 (1) のような座標データを取得できる。ここで, t はフレーム番号、u, v は画像座標、c はその座標の信頼度を表している。

$$Q^t = \begin{bmatrix} u_0 & v_0 & c_0 \\ u_1 & v_1 & c_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ u_{24} & v_{24} & c_{24} \end{bmatrix} \tag{1}$$

目や耳、手足の先などは信頼度が低くなりやすく雑音成分が大きくなることと、手首や足首など他のパーツで十分な歩行姿勢を得られるため除き、図 1(b) に示す 15 の関節点座標を使用する。

使用するステレオカメラはカメラキャリブレーションとステレオ平行化を行っているものとする。画像座標 $Q_l(u_l, v_l)$ と $Q_r(u_r, v_r)$ は世界座標 $P(x, y, z)$ と図 2 のような関係となっている。この 2 つの座標系は式 (2) と式 (3) によって相互に変換可能である。ここで、B はカメラ間距離、f は焦点距離を表す。

$$x = \frac{u_l B}{(u_l - u_r)}, y = \frac{v_l B}{(u_l - u_r)}, z = \frac{fB}{(u_l - u_r)} \tag{2}$$

$$u_l = \frac{x}{z}f, u_r = \frac{x-B}{z}f, v_l = v_r = \frac{y}{x}f \tag{3}$$

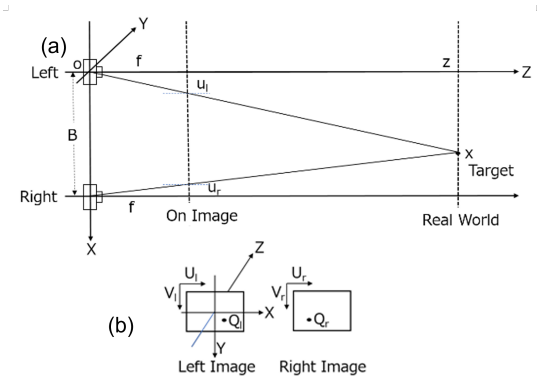

図 2. 画像座標と世界座標の関係

2.2. 新しいモデルによる手法 (Puppet-II)

以前の Puppet-I は隣接する関節間の距離を固定して制約を加える手法であった [11]。観測したステレオペアの画像座標のうち片方の画像の u 座標を微小に動かすことで視差を変調し、式 (2) による 3 次元化をした際の隣接する関節間の距離がモデルに近づくようにした。この手法では大幅に雑音成分を低減できたものの、誤差が大きいと実際の関節間距離にあまり近づかずに関節間距離が一定にならなかったことから、人物を識別するための十分な精度の特徴を得ることはできなかった。

そのため、Model Predictive Mesurement(MPM) の考え方に発展させた 3 次元関節点座標の取得手法を提案する。この手法はフレームごとに次の手順で行う。

1) 3 次元モデルの作成
2) 3 次元モデルの Body6 点 (図 3(a)) の回転・移動によるフィッティング
3) 3 次元モデルの 4 つの Limbs(図 3(b)) それぞれの折り曲げ・回転によるフィッティング

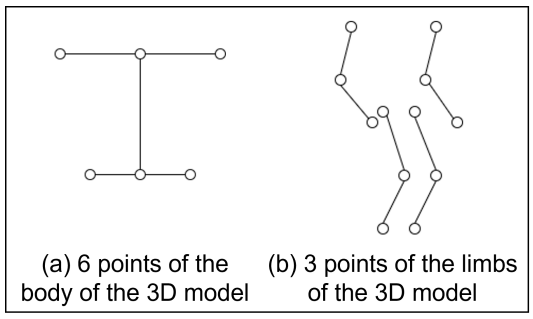

図 3. Puppet-II の 3D モデル:Body6 点 (a),4 つの Limbs(b)

2.2.1. 3 次元モデルの作成.

$Z = 0$ を通る XY 平面上に腰中央が原点になるように各関節点を配置する。鼻のみ $Z = -0.1$ とすることで、進行方向がわかるようにする。

2.2.2. Body のフィッティング.

3 次元モデルから Body の 6 点のみを取り出し、回転角 (α, β, γ) で回転、移動座標 (dx, dy, dz) で平行移動を行う。

3 次元の回転行列は、X 軸周りの回転行列 $R_x(\alpha)$、Y 軸回りの回転行列 $R_y(\beta)$、Z 軸回りの回転行列 $R_z(\gamma)$ を用いることで求められる。

$$R_x(\alpha) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha & \sin\alpha \\ 0 & -\sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix} \tag{4}$$

$$R_y(\beta) = \begin{bmatrix} \cos\beta & 0 & -\sin\beta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\beta & 0 & \cos\beta \end{bmatrix} \tag{5}$$

$$R_z(\gamma) = \begin{bmatrix} \cos\gamma & \sin\gamma & 0 \\ -\sin\gamma & \cos\gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{6}$$

より、

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{bmatrix} = R_x(\alpha)R_y(\beta)R_z(\gamma) \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \tag{7}$$

平行移動は式 (8) により行う。

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & dx \\ 0 & 1 & 0 & dy \\ 0 & 0 & 1 & dz \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \tag{8}$$

回転・平行移動を行った 3 次元モデルの座標 $\boldsymbol{mp}$ を式 (3) により変換した画像座標 $\boldsymbol{mp'}$ と、対応する観測データの座標 $\boldsymbol{dp}$ とのユークリッド距離を計算する (式 (9))。

$$ED^i = \sum \sqrt{(mp_u^{i\prime} - dp_u^i)^2 + (mp_v^{i\prime} - dp_v^i)^2} \tag{9}$$

回転角 (α, β, γ) と移動座標 (dx, dy, dz) の 6 つの値をパラメータとして Nelder-Mead シンプレックスアルゴリズム [13][14] により対応する座標間のユークリッド距離 ED^i を最小化する。ここで得られたパラメータを用いて、Body の 6 点に加えて鼻の座標を加えた 7 点のモデルの座標を変換し決定する。

2.2.3. Limbs のフィッティング.

3 次元モデルから 3 点 $\boldsymbol{mp} = [mp_0, mp_1, mp_2]$(例えば肩・肘・手首) を取り出し、基準となる点 mp_0 を原点に合わせる。Limbs の曲がり具合の指標として h を用いる。図 4 において、limbs を曲げて l_0 の長さが変わると h も変動することがわかる。この関係は三角形の面積を求める式 (10) から求まる式 (11) により表せる。

$$area = \frac{l_0 h}{2} \tag{10}$$

$$l_0 = \frac{2area}{h} \ (0 < l_0 <= l_1 + l_2) \tag{11}$$

三角形の面積はヘロンの公式により求められる。

$$s = \frac{l_0 + l_1 + l_2}{2} \tag{12}$$

$$area = \sqrt{s(s-l_0)(s-l_1)(s-l_2)} \tag{13}$$

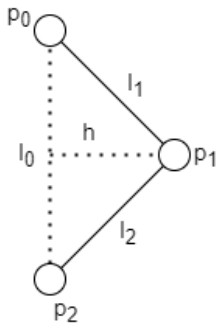

図 4. Limb の座標と角度の関係

曲がり具合の指標 h によって limbs の形を固定し、回転行列 (式 (7)) によって座標を変換、式 (3) により画像座標に変換した $\boldsymbol{mp'}$ と dp_0 が原点に合うように平行移動した画像座標 $\boldsymbol{dp}$ の対応する座標のユークリッド距離 (式 (9)) を計算する。曲がり具合を示す指標 h と回転角 (α, β, γ) の 4 つの値をパラメータとして Nelder-Mead シンプレックスアルゴリズム [13][14] により対応する座標間のユークリッド距離 ED^i を最小化する。最小化後の 3 次元モデルの座標を mp_0 が Body のフィッティングで決定した座標と重なるように平行移動する。

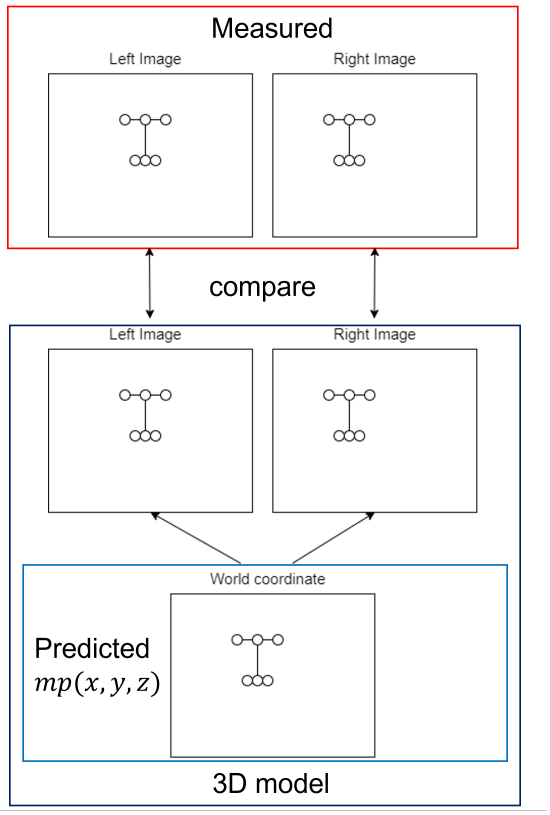

図 5. Puppet-Ⅱ におけるモデルフィッティング

2.3. 歩行特徴の取得

特徴を比較するのに用いる全歩行データから平均の歩行姿勢を求め、それと比較したときに各歩行データがどの様な特徴を示すか記述することを目標とする。平均の歩行姿勢を持ったモデルを作成するに際して必要な特徴を検討したところ、表 1 に示す 8 種類の特徴が必要且つ Puppet-Ⅱ により得た 3 次元関節点座標から取得可能であった。特徴を取得するにあたり、各関節点座標の動きを見やすくするために予め関節点座標から腰中央の座標を引いておく (式 (14))。

$$P = \begin{bmatrix} x^0 - \bar{x} & y^0 - \bar{y} & z^0 - \bar{z} \\ x^1 - \bar{x} & y^1 - \bar{y} & z^1 - \bar{z} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x^m - \bar{x} & y^m - \bar{y} & z^m - \bar{z} \end{bmatrix} \tag{14}$$

表 1. 8 の歩行特徴

特徴	
周期 (s)	ψ_1
手首のふり幅 (m)	ψ_2
手首の前方向移動時間 (s)	ψ_3
腕の最大角度 h (m)	ψ_4
足首のふり幅 (m)	ψ_5
足首の前方向移動時間 (s)	ψ_6
脚の最大角度 h (m)	ψ_7
歩行速度 (m/s)	ψ_8

2.3.1. 歩行周期の推定.

一番動きの大きい足首の座標を用いて、X 座標に対して時間軸方向に隣接する値を比較し、傾きが正から負に変化した地点をピークとして検出する。ピーク数の総数 $(peaks)$ を求めて、最初のピークから最後のピークまでのフレーム数を N、フレームレートを fps として、歩行周期は式 (15) により推定する。

$$\psi_1 = \frac{N}{fps \cdot (peaks - 1)} \tag{15}$$

2.3.2. 振り幅の推定.

手首・足首、それぞれの振り幅を推定する。推定する関節点の X 座標に対して時間軸方向に隣接する値を比較し、傾きが正から負に変化した地点を極大、傾きが負から正に変化した地点を極小とする。隣接する極大と極小の差を求め (式 (16))、その平均値を求めることで式 (17) により推定する。N は極大と極小の組数を表す。ただし、2 つの極大の間に複数の極小が存在する場合は、そのうちで最も値の小さいものを採用する。

$$w^i = max^i - min^i \tag{16}$$

$$w = \frac{\sum w^i}{N} \tag{17}$$

2.3.3. Limbs の前方向移動時間の推定.

歩行動作は、各 Limbs において手足を前に出すフェーズと後ろにおくるフェーズの 2 つに大きく分けられる。これらの動作のスピードは等しくなく、個人の特徴が出ると考えて歩行特徴とする。Limb を前に出すフェーズにかかる時間を k とすると、隣り合う極大と極小の時間差は歩行周期 f を用いて $f-k$ と表せる。極大と極小の組数を N、そのうちの各極大・極小の時間を (max_i, min_i) とすると、k は式 (18)(19) によって求めることができる。

ただし、2 つの極大の間に複数の極小が存在する場合は、そのうちで最も値の小さいものを採用する。

$$k_i = f_i - (max_i - min_i) \tag{18}$$

$$k = \frac{\sum k_i}{N} \tag{19}$$

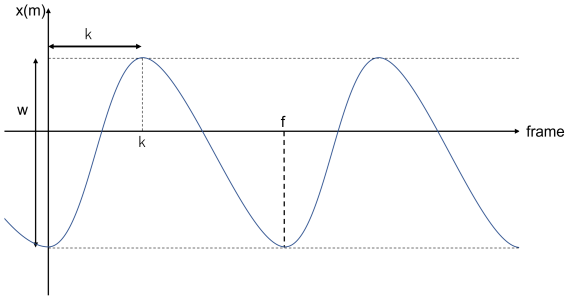

図 6. Limb の時間軸方向に対する X 座標の動き

2.3.4. Limbs の最大角度の推定.

手足の曲げ具合は人により異なる。limbs の曲がり具合を示す値 h はヘロンの公式 (式 (12)(13)) により計算可能な 3 点に囲まれた範囲の面積と mp_0, mp_2 の距離 l_0 から算出できる (式 (20))

$$h = \frac{2\sqrt{s(s-l_0)(s-l_1)(s-l_2)}}{l_0} \tag{20}$$

この h と時間軸方向のグラフは図 7 のようになる。この時、隣接する極大と極小の差の平均値を取ることで h の平均値を求め、これを limbs の最大の曲がり具合の推定値とする。N は極大と極小の組数を表す。ただし、2 つの極大の間に複数の極小が存在する場合は、そのうちで最も値の小さいものを採用する。

$$h^i = h^i_{max} - h^i_{min} \tag{21}$$

$$h_{max} = \frac{\sum h^i}{N} \tag{22}$$

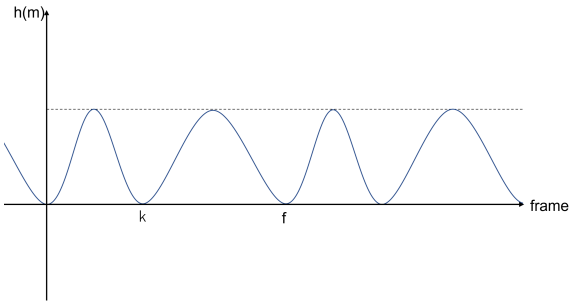

図 7. Limb の角度の時間軸方向に対する動き

2.3.5. 歩行速度の推定.

歩行速度は XZ 平面において、隣接するフレームの腰中央の座標の差分を用いて推定する。まず、移動距離は各フレーム間で式 (23) により求める。t は時刻 (フレーム番号) を表す。ここで、1 秒当たりの移動距離を算出するためにフレームレートを掛けて式 (24) により歩行速度を求める。

$$MD^t = \sqrt{(p_x^{t-1} - p_x^t)^2 + (p_z^{t-1} - p_z^t)^2} \tag{23}$$

$$\psi_8 = fps\frac{\sum_{t=2}^{n} MD^t}{n-1} \tag{24}$$

2.3.6. 外れ値の除外.

観測データから取得する各特徴には外れ値が含まれることがある。これらは Z スコアによる検定により除外する。p 値 1.65 を適用することで信頼度 90% の検定を行う。Z スコアはデータ (V) とデータの平均値 ($\bar{V}$)、データ数 N から求まる正規化四分位範囲 (式 (25)) で各データとデータの平均値の差を割ることで算出できる (式 (26))。

$$I = \sqrt{\frac{\sum (V^i - \bar{V})^2}{N}} \tag{25}$$

$$Zscore^i = \frac{V^i - \bar{V}}{I} \tag{26}$$

2.4. 歩行特徴の比較

式 (27) のように観測データごとに歩行特徴ベクトルを定める。決められた人数の中での特徴の差を調べるため、比較するデータの平均値 (式 (28)) を求め、各特徴ベクトルから引く (式 (29))。ここで、N は比較するデータの総数を表す。

$$\boldsymbol{\Psi}' = \begin{bmatrix} \psi_1 & \psi_2 & \psi_3 & \psi_4 & \psi_5 & \psi_6 & \psi_7 & \psi_8 \end{bmatrix} \tag{27}$$

$$\bar{\boldsymbol{\Psi}} = \frac{\sum \boldsymbol{\Psi}'_{\boldsymbol{i}}}{N} \tag{28}$$

$$\boldsymbol{\Psi} = \boldsymbol{\Psi}' - \bar{\boldsymbol{\Psi}} \tag{29}$$

コサイン類似度は次式により求める。ここで、i, j は歩行特徴ベクトルの番号を表す。

$$cos(\boldsymbol{\Psi_i}, \boldsymbol{\Psi_j}) = \frac{\boldsymbol{\Psi_i}\boldsymbol{\Psi_j}}{|\boldsymbol{\Psi_i}||\boldsymbol{\Psi_j}|} \tag{30}$$

3. 実験と考察

男女 4 人 (女 AB, 男 CD) がカメラに対して平行に歩行する動画を撮影した。歩行方向は図 8 に示すように、各人物について右方向と左方向のデータを得た。図 9 に従ってカメラキャリブレーションと平行化を行った観測データに対して穴埋めと低ランクフィルタによる平滑化を行い、Puppet-Ⅱ による 3 次元化と 3 次元における低ランクフィルタによる平滑化を行った。斜め上から撮影したデータを用いているため、各データに対して適切に X 軸回りの回転の座標変換を行い、身体が XZ 平面に対して垂直になるように座標を変換した。この 3 次元

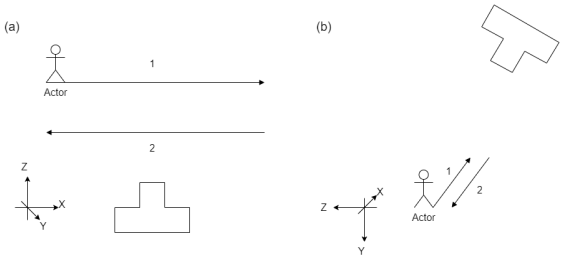

図 8. 歩行動画の撮影: 上から見た図 (a), 横から見た図 (b)

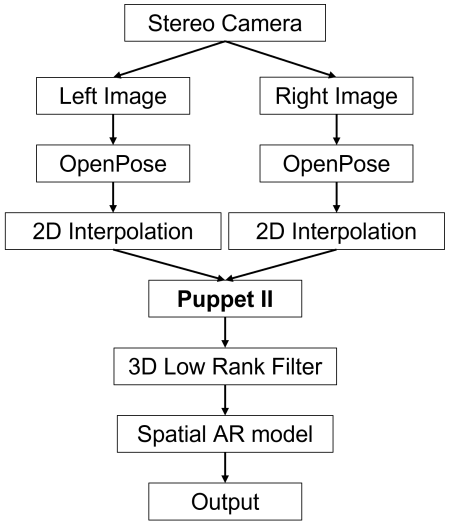

図 9. 処理の流れ

関節点座標から推定した各観測データの歩行周期・手のふり幅・手の前方向移動時間・腕の最大角度・歩幅・足の前方向移動時間・脚の最大角度・歩行速度を求めた。

人物 A が右方向に歩行した観測データの足首の動きと極値を示したグラフが図 10(a)、脚のフレームごとの角度指標 h を示したグラフが図 10(b) である。足首の動きのように周期を観測できたことから、Puppet-II による雑音成分低減の効果を確認できた。また、ピークに関しても適切に検知できており、歩幅や歩行周期を求めるのに十分であるといえる。４人の各歩行方向の歩行特徴を取得した結果をそれぞれ表 2〜表 9 に示す。表 2 からどの人物も歩行周期が大方 1 秒前後であり、一般的な歩行周期として適切な値を示していることがわかる。歩行周期や手のふり幅、歩行速度は人物によって傾向があるように見えるが、腕や脚の最大角指標は微小な差であるからか、傾向を見て取れるほどの個人差はあまりみられない。

式 (30) によって算出したコサイン類似度によって各歩行特徴ベクトルを比較した結果を表 10 に示す。また、評価には累積識別精度分布特性 (CMC:Cumulative matching characteristics) 曲線を採用する [5]。CMC では

表 2. 歩行周期推定値 (s)

人物	右方向	左方向
A	0.98	0.98
B	0.71	1.04
C	1.03	0.96
D	0.85	1.35

表 3. 手のふり幅推定値 (m)

人物	右方向	左方向
A	0.19	0.13
B	0.19	0.29
C	0.20	0.15
D	0.26	0.26

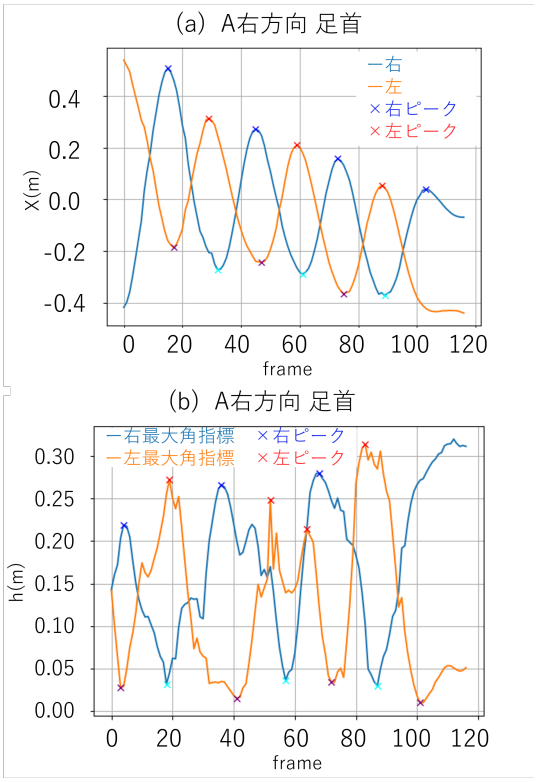

図 10. 人物 B の足の動き: 足首の x 座標の動きと極値 (a), 脚の角度指標と極値 (b)

表 4. 手の前方向移動時間推定値 (s)

人物	右方向	左方向
A	0.51	0.26
B	0.33	0.58
C	0.48	0.53
D	0.25	0.44

表 5. 腕の最大角指標推定値 (m)

人物	右方向	左方向
A	0.16	0.09
B	0.11	0.09
C	0.14	0.09
D	0.09	0.12

表 6. 歩幅推定値 (m)

人物	右方向	左方向
A	0.59	0.39
B	0.32	0.36
C	0.39	0.27
D	0.38	0.28

表 7. 足の前方向移動時間推定値 (s)

人物	右方向	左方向
A	0.56	0.44
B	0.41	0.46
C	0.60	0.38
D	0.58	0.33

表 8. 脚の最大角指標推定値 (m)

人物	右方向	左方向
A	0.21	0.14
B	0.15	0.21
C	0.19	0.19
D	0.21	0.11

表 9. 歩行速度推定値 (m/s)

人物	右方向	左方向
A	2.05	2.38
B	1.91	2.05
C	1.42	1.57
D	1.80	1.89

まず、表 10 を横方向に見た時のコサイン類似度を高いほうから順にランク付けする。このとき、同一人物の反対方向の歩行データ (例えば”A 右”に対しての”A 左”) のランクの分布から認証率を算出し、これを累積したものを図 11 に示す。人物 A、C に注目すると、同一人物同士でのコサイン類似度が高く、ランクも 1〜2 位と高くなっていることがわかる。対して人物 B、D では同一人物同士でのコサイン類似度が低く、ランクも 4〜6 位と低くなっている。これは歩行周期では A、C は両方向の推定値が 0.1 秒以内と非常に近いのに対して B、D

は 0.3 秒以上離れていたり、B の右方向は B の左方向よりも D の右方向の特徴とのほうがそれぞれ近いように、他の人物の特徴のほうが近いものがあることが原因ではないかと考える。また、最大角指標は値が小さいために誤差の範囲が小さかったり歩行スピードは値が大きくなるため誤差とできる範囲が大きかったりと、特徴ごとに値の重みが異なったり単位が異なったりすることも同一人物同士での類似度が低くなる原因ではないかと考える。

表 10. コサイン類似度による歩行特徴ベクトル比較

人物	A 右	A 左	B 右	B 左	C 右	C 左	D 右	D 左
A 右	1.00	0.42	0.47	-0.37	-0.65	-0.21	-0.42	-0.29
A 左	0.42	1.00	0.19	0.37	-0.94	-0.86	-0.12	-0.02
B 右	-0.20	0.19	1.00	-0.33	-0.25	0.02	0.55	-0.71
B 左	0.47	0.37	-0.33	1.00	-0.55	-0.42	-0.67	0.26
C 右	-0.37	-0.94	-0.25	-0.55	1.00	0.76	0.26	-0.02
C 左	-0.65	-0.86	0.02	-0.42	0.76	1.00	-0.01	0.07
D 右	-0.21	-0.12	0.55	-0.67	0.26	-0.01	1.00	-0.63
D 左	-0.29	-0.02	-0.71	0.26	-0.02	0.07	-0.63	1.00

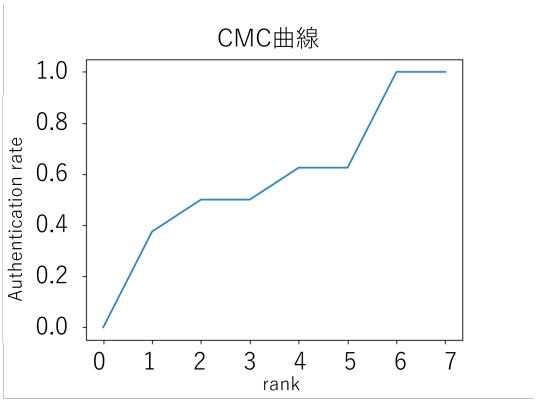

図 11. 累積識別精度分布特性曲線

4. まとめと今後の課題

提案した Puppet-Ⅱ による 3 次元人物関節点座標の取得によって大幅に雑音成分を低減でき、より実際の歩行姿勢に近い姿勢を得ることができた。また、これにより歩行周期・手のふり幅・手の前方向移動時間・腕の最大角指標・歩幅・足の前方向移動時間・脚の最大角指標・歩行速度といった 8 種類の歩行特徴を得ることができ、ここから個人の歩行特徴に、違いを定量的に記述できることがわかった。

提案した Puppet-Ⅱ の手法では 3 つの改善点が挙げられる。1 つ目は画像座標の時点で関節点座標を取れていないと 3 次元座標を取得することが難しく、例えばロングスカートのように体の部位が大きく隠れる服装をしていると関節点座標を取得することができない点である。これは関節点座標を取得する手法を変更したり、Puppet Model のように人物の関節間の距離を固定するなど制約を増やしたりして改善できるのではないかと考えている。2 つ目は現在は画像内に 1 人の人物が歩行しているデータを用いているため、複数人の映るデータに対応できない可能性があることである。実際に歩容認証を行う場面では複数人の中から特定の人物のみの特徴を抽出する場面があると考えられる。ここで、人物追跡手法と組合せて特定の人物のみを選択し、歩行時関節点座標を取得できるのでないかと考えている。3 つ目は、現在は XZ 平面に対して人物が垂直になるように手動で座標を回転させている点である。そのためカメラに対して平行に歩行するデータのみを使用しているが、実際に人物がカメラに対して平行に歩行するとは限らない。地面を検出して地面が XZ 平面に対応するように座標変換したり、人物の歩行方向を検出して歩行方向を揃えたりと、自動で座標変換できるようになると多くのデータに対応できるようになる。

歩行特徴ベクトルに関しては、先述したように特徴の重みに違いがあることが挙げられる。故に各特徴に対して適切な重みをつけることでより精度の高い特徴の比較を行えるのではないかと考えている。さらに、Puppet-I I による手法では関節間の距離を固定してしまっているので身体特徴の取得は行えないが、身体特徴と組合せて比較を行うことでより精度の高い歩容認証を行えるのではないかとも考えている。

参考文献

[1] J. Han and B. Bhanu, ”Individual recognition using gait energy image”, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, pp. 316-322, February, 2006.

[2] Y. Makihara, R. Sagawa, Y. Mukaigawara, T. Echigo, and Y. Yagi, ”Gait recognition using a view transformation model in the frequency domain”, Proc. of the 9th European Conf. on Computer Vision, pp. 151-163, May, 2006.

[3] R. Urtasun and P. Fua, ”3D Tracking for Gait Characterization and Recognition”, Sixth IEEE International Conference, Vol. 1, pp. 17-22, May, 2005.

[4] S. Nicholas and J. Carter, ”Towards pose invariant gait reconstruction”, Prc. of the IEEE International Conference on Image Processing 2005, Vol. 3, pp. 261-264, September, 2005.

[5] 東山 侑真, 槇原 靖, 西野 恒, 八木康史, ”様々な歩行状況下における歩容認証手法の性能評価”, IPSJ SIG Technical Report, Vol. 2013-CVIM-187 No. 10, pp. 1-8, May, 2013.

[6] Nirattaya Khamsemanan, Cholwich Nattee, and Nitchan Jianwattanapaisarn “Human Identification From Freestyle Walks Using Posture-Based Gait Feature”, IEEE Trans. Information Forensics and Security, 13-1, pp. 119-128, Jan, 2018.

[7] E. Gianaria, N. Balossino, and M. Velonaki, ”Gait characterization using dynamic skeleton acquisition”, Proc. IEEE 15th Int. Workshop Multimedia Signal Process, pp. 440-445, September/October, 2013.

[8] P. Chattopadhyay, S. Sural, and J. Mukherijee, ”Frontal gait recognition from incomplete sequences using RGB-D camera”, IEEE Trans. Inf. Forensics Security, Vol. 9, No. 11, pp. 1843-1856, November, 2014.

[9] F. Ahmed, P. P. Paul, and M. L. Gavrilova, ”DTW-based kernel and rank-level fusion for 3D gait recognition using Kinect”, Vis. Comput., Vol. 31, nos. 6-8, pp. 915-924, Junuary, 2015.

[10] Z. Cao, G. Hidalgo, T. Simon, S. Wei, and Y. Sheikh, “OpenPose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields”, IEEE Trans. PAMI, Vol. 43, pp. 172-186, 2021.

[11] H. Hanaizumi and A. Otahara, “A Method for Measuring Three-Dimansional Human Joint Movements in Walking”, SICE2021, pp. 1473-1478, Sept. 2021.

[12] A. Otahara and H. Hanaizumi, “An Improved Method for Analyzing Three-Dimensional Human Walking”, JURSE2023, May 2023.(accepted)

[13] Nelder, J.A. and Mead, R. (1965), “A simplex method for function minimization”, The Computer Journal, 7, pp. 308-313

[14] Wright, M.H. (1996), “Direct Search Methods: Once Scorned, Now Respectable”, in Numerical Analysis 1995, Proceedings of the 1995 Dundee Biennial Conference in Numerical Analysis, D.F. Griffiths and G.A. Watson (Eds.), Addison Wesley Longman, Harlow, UK, pp. 191-208.

[15] K. Konishi, K. Uruma, T. Takahashi, and T. Furukawa, ”Iterative Partial Matrix Shrinkage Algorithm for Matrix Rank Minimization”, Signal Processing, Vol. 100, pp. 124-131, 2014.