

統計的モデルを用いた見えの変化に頑強な歩容による個人識別

新崎 誠^{*1}, 岩下 友美^{*2}, 小川原 光一^{*3}, 倉爪 亮^{*2}

Gait based person identification robust to appearance changes

Makoto Shinzaki^{*1}, Yumi Iwashita^{*2}, Koichi Ogawara^{*3} and Ryo Kurazume^{*2}^{*1} Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University
744 Motoooka Nishi-ku Fukuoka, 819-0395, Japan^{*2} Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University
744 Motoooka Nishi-ku Fukuoka, 819-0395, Japan^{*3} Wakayama University
930 Sakaedani Wakayama, 640-8510, Japan

Person identification from gait images is generally sensitive to appearance changes, such as variations of the walking direction. In general conventional methods have focused on training a model to transform gait features or gait images to those at a different viewpoint, but the performance gets worse in case the model is not trained at a viewpoint of a subject. In this paper we propose a novel gait recognition method in that the subject's sequential 3D models and his/her motion are directly reconstructed from captured images, and arbitrary viewpoint images are synthesized from the reconstructed 3D models for the purpose of gait recognition robust to changes in the walking direction. Moreover, we propose a gait feature, named Multiple-Interval Active Energy Image (MIAEI). The efficiency of the proposed method is demonstrated through experiments using a database that includes 41 subjects.

Key Words : Gait, shadow biometrics, robustness to appearance changes

1. はじめに

特定人物の識別・発見を目的とした広域監視システムは、安全な社会の実現のみならず、個人適応型サービスロボットの実現においても重要な技術である。特に、対象人物に特別な動作を行わせることなく、かつ非接触に取得可能な生体情報の1つとして、歩容が注目されている⁽⁴⁾。一般的な歩容による個人識別では、カメラにより撮影された対象人物の歩行画像列から、対象人物の見えに基づいた歩行特徴を抽出して識別を行う。従来手法では、生体情報を取得する際に、対象人物の全身が撮影されるようにカメラを配置していた。しかし、例えばより広範囲な監視システムの構築を目的として、建物の屋上や低高度飛行船などに設置されたカメラの撮影画像を用いる場合、対象の全身領域が十分に観測できないため、個人識別は困難となる。

この問題に対して岩下らは、太陽や照明などにより地面に投影される対象人物の影領域を、“影生体情報”として用いることで、上空からの撮影画像でも個人識

別が可能な手法を提案した⁽⁸⁾。また、建物の上階から地面に対して斜めに対象人物を撮影する場合、対象人物の形状情報は、影領域と実際の全身領域の両方から得られる。ここで、実際の全身領域はカメラの視点から撮影されている一方で、影領域は別視点に設置された仮想カメラから観測される領域と見なせる。そのため、これら2視点から得られる情報を用いることで、より高い識別率で個人識別が実現できる。しかし、カメラに対する対象人物の歩行方向や太陽の位置がデータベースのそれと異なる場合、見えの情報が増えるため、識別性能が低下する。

対象人物とデータベースとでカメラに対する歩行方向が異なる場合でも、頑強に個人識別を行う手法が従来提案されている⁽³⁾⁽⁵⁾⁽⁹⁾⁽¹⁰⁾。従来手法では一般的に、まず多数の視点から撮影された歩行画像を予め用意しておき、変換モデルを学習する。次に変換モデルを用いて、対象人物の撮影画像や歩行特徴を、データベースの視点における歩行画像や歩行特徴に変換して、個人識別を行う。しかし、変換モデルの学習データは対象人物を含まないため、対象人物の歩行画像から合成された画像は、実際の画像と一致しない可能性がある。

対象人物の見えの変化に頑強な個人識別を実現する

^{*1} 九州大学大学院システム情報科学府 (〒 819-0395 福岡市西
区元岡 744 番地) shinzaki@irvs.ait.kyushu-u.ac.jp

^{*2} 九州大学大学院システム情報科学府 (〒 819-0395 福岡
市西元岡 744 番地) {yumi, kurazume}@ait.kyushu-u.ac.jp

^{*3} 和歌山大学システム工学部光メカトロニクス学科 (〒 640-
8510 和歌山市栄谷 930 番地) ogawara@sys.wakayama-u.ac.jp

ために、提案手法ではまず、対象人物の撮影画像から3次元形状および歩行動作を推定する。次に、推定された3次元形状・歩行動作からデータベースと同じ視点における画像を合成することで、歩行方向の変化に頑強な個人識別を実現する。ここで、提案手法では次の3つの問題を解決する。

1. 画像から対象人物の動作を推定するには、一般的にマーカレスモーションキャプチャシステム⁽²⁾⁽¹⁾が用いられる。しかしその場合、対象人物に固有な骨格を持つ3次元形状が予め必要となる。
2. 画像中で対象人物に自己オクルージョンが存在する場合、動作の推定精度は低下する。複数のカメラにより対象人物を撮影することで精度の向上は図れるが、例えば、個人識別システムを公共のセキュリティのために用いる場合、単一カメラが望ましい。
3. 動作推定に必要な対象人物の位置情報を取得するには、複数視点からの撮影画像が必要となる。

これらの問題を解決するために、提案手法ではまず、平均3次元形状と数個の形状パラメータからなる統計的形状モデル⁽¹²⁾を導入して、モーションキャプチャシステムによる動作推定と同時に対象人物の3次元形状を推定する。また自己オクルージョンに頑強な動作推定のために、平均歩行動作モデルと数個の動作パラメータからなる統計的歩行動作モデルを提案する。ここで、統計的形状モデルおよび統計的歩行動作モデルでは、パラメータを変更することで様々な全身形状および歩行動作を表現可能である。そのため、画像上で観測可能な対象人物の領域から、各パラメータを推定することで、オクルージョンに頑強に対象人物の形状や歩行動作を推定する。さらに、複数視点における画像を単一カメラから得るために、影生体情報に基づく対象人物の全身領域と影領域を用いる。

ここで本論文では、統計的形状モデルと統計的歩行動作モデルを総称して、統計的モデルと呼ぶ。また、建物の上階から地面に対して斜めに対象人物は撮影されており、画像中には対象人物の全身・影領域が観測されているとする。これに対してデータベースは、より一般的な画像である、対象人物の全身領域のみが撮影された画像で構築されていると仮定する (Fig.1)。ここで提案手法では、識別画像とデータベースの両方から形状・歩行動作の推定が可能な場合、その情報を用いて直接個人識別を行う方法も考えられる。しかし、本論文で想定する環境では、データベースの歩行画像から形状・歩行動作の推定ができないため、個人識別は歩行画像に基づいて行う。

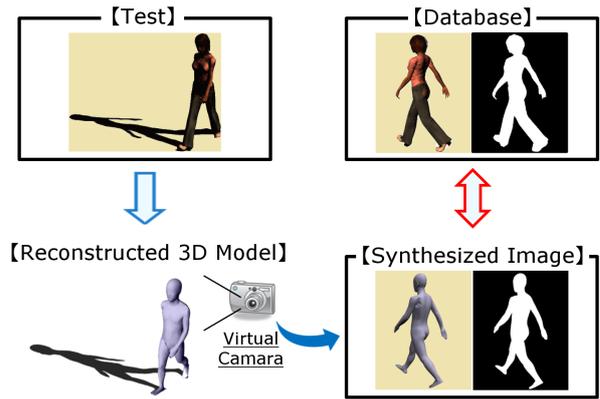


Fig. 1 提案手法で想定するシナリオ

提案手法では、まず撮影画像中における対象人物の全身・影領域に対してモーションキャプチャシステムを適用し、統計的モデルのパラメータを推定することで、対象の3次元形状と歩行動作を推定する。次に、データベースと同じ視点における画像を合成する (Fig.1)。さらに、提案する歩行特徴 Multiple-Interval Active Energy Image (MIAEI) を、合成画像およびデータベース内の画像から抽出して、個人識別を行う。

本論文の構成は次のようになっている。第2章では、まず統計的形状モデルについて説明し、次に統計的歩行動作モデルを紹介する。第3章では、統計的モデルのパラメータ推定手法と新たに提案する歩行特徴について説明する。第4章では、提案手法の有効性を実験により示し、第5章では結論を述べる。

2. 統計的モデル

本章では、まず統計的形状モデルを紹介し、次に統計的歩行動作モデルについて説明する。これらのモデルは、複数の被験者からなるデータセットを用いて構築される。

2.1 統計的形状モデル 統計的形状モデル⁽¹²⁾は、97名の被験者 (男性49名、女性48名) の3次元モデルからなる、AIST/HQL データセット⁽¹⁾を用いて構築されている。本モデルは、平均3次元形状と11個の形状パラメータからなり、形状パラメータの重みを変えることで、様々な形状を表現可能である。まず、平均形状 \bar{x} を、 $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$ と定義する。ここで、 N は被験者の3次元モデルの数である。また、被験者 i の3次元モデルを $x_i = (x_{i1}, y_{i1}, z_{i1}, \dots, x_{ik}, y_{ik}, z_{ik})^T$ (k は3次元モデルの頂点数) と表す。次に、平均形状 \bar{x} と被験者 i の3次元モデル x_i の差を、 $dx_i = x_i - \bar{x}$ と定義し、 $(dx_1, dx_2, \dots, dx_N)^T$ に対して固有値分解を適用して、固有値と固有ベクトルを得る。最後に、統計的形

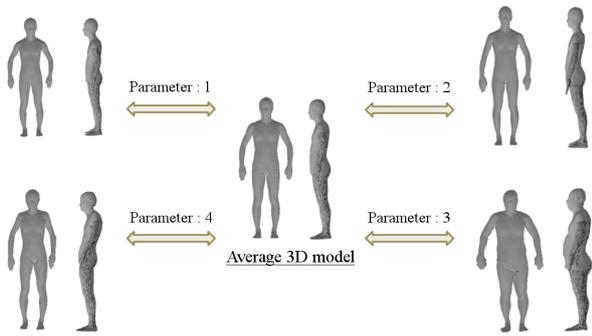


Fig. 2 統計的形状モデルの平均3次元形状と形状パラメータ

形状モデルを以下の式により構築する。

$$x = \bar{x} + Eb. \quad (1)$$

ここで、 $E = (e_1, e_2, \dots, e_t)$ は固有ベクトル、 $b = (b_1, b_2, \dots, b_t)^T$ は形状パラメータである。固有ベクトルは固有値の累積寄与率が95%以上となるように、寄与率の高い方から11個を選択している。Fig.2に、形状パラメータによる形状変形の例を示す。Fig.2から、例えば、パラメータ1の重みを変えることで身長が変化していることが分かる。

2.2 統計的歩行動作モデル 統計的歩行動作モデルの構築には、歩行者の1歩行周期分の3次元モデルからなる、4次元歩容データベース⁽⁷⁾を用いる。データベースは41名の歩行者の、各4シーケンス分の3次元形状からなる (Fig.3)。

まず、マーカレスモーションキャプチャ⁽¹¹⁾を用いて、データベース内の歩行者の歩行動作を推定する。1.1節で述べたように、歩行動作の推定には歩行者に固有の、骨格を持った3次元形状が必要である。そこで、骨格を組み込んだ統計的形状モデルを用いて、歩行者の3次元形状を推定する。具体的には、まず復元された各人物の3次元形状に対して、統計的形状モデルを当てはめて形状パラメータを推定する。次に、統計的形状モデルに対して全体で30の自由度を持つ骨格モデルを組み込み、歩行者の歩行動作を推定する。

歩行動作の推定後、各シーケンスのフレーム数を F に正規化する。本論文では、 $F = 22$ としている。次に、推定された歩行動作に対して周波数解析を行い、その結果に対して主成分分析を適用する。ここで、周波数解析を行うのは、歩行動作が周期的な動作であることに基づいている。

平均角度ベクトルを $U_j^s = (u_{(1,j)}^s, u_{(2,j)}^s, \dots, u_{(F,j)}^s)^T$ と定義する。ここで、 $u_{(i,j)}^s$ はシーケンス s ($1 \leq s \leq S$) における関節 j ($1 \leq j \leq J$) の関節角度であり、また S はシーケンス数、 J は関節の数である。 U_j^s に

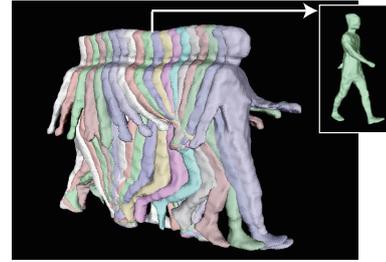
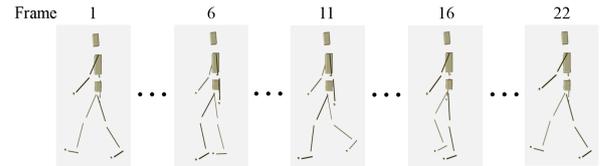
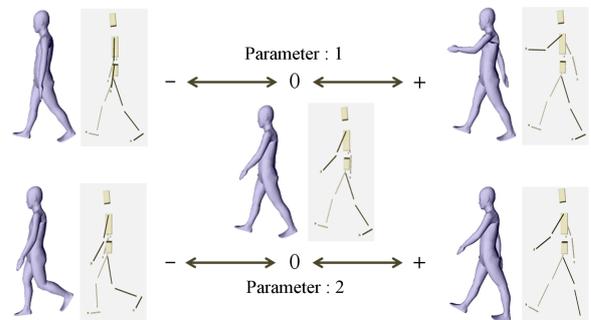


Fig. 3 4次元歩容データベースを構成する時系列3次元歩行モデルの例



(a) 1歩行周期分の平均歩行動作モデル



(b) 動作パラメータによる歩行動作の変更例

Fig. 4 統計的歩行動作モデルの平均歩行動作モデルと動作パラメータ

離散コサイン変換を適用し、パワースペクトル $d_j^s = (d_{(1,j)}^s, d_{(2,j)}^s, \dots, d_{(F,j)}^s)^T$ を得る。各関節におけるパワースペクトルから $D^s = (d_{(1,1)}^s, d_{(2,1)}^s, \dots, d_{(F-1,J)}^s, d_{(F,J)}^s)^T$ を生成し、ベクトル $K = (D^1, D^2, \dots, D^S)$ とする。 K に固有値分解を適用し、以下の式により統計的歩行動作モデルを構築する。

$$K = \bar{K} + Vw. \quad (2)$$

ここで、 $V = (v_1, v_2, \dots, v_t)$ は固有値ベクトル、 $w = (w_1, w_2, \dots, w_t)^T$ は歩行動作パラメータである。固有ベクトルは、累積寄与率が95%以上となる20個を選択している。Fig.4に歩行動作パラメータによる動作の変更の例を示す。

3. 歩行方向の変化に頑強な個人識別

本章では、提案手法の詳細と、提案する歩行特徴 Multiple-Interval Active Energy Image (MIAEI) について述べる。

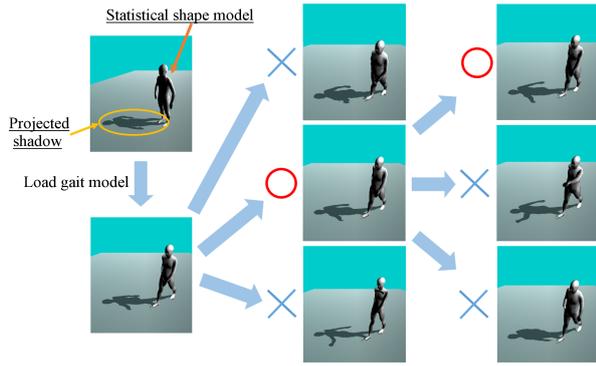


Fig. 5 対象人物の3次元形状・歩行動作の推定の流れ(より適切な形状・歩行動作に○を示す)

3.1 影生体情報を用いた形状・歩行動作の推定
 対象人物の全身領域と影領域を併用することで、単一カメラの撮影画像から、2視点分の画像を取得できる。そのため、カメラに対する光源の位置と姿勢が既知であれば、全身・影領域から対象人物の位置情報を推定できる。本論文では、対象人物の位置情報は既知と仮定し、形状・歩行動作の推定に焦点を当てる。対象人物の位置情報の推定は、今後の課題である。

1.1節で述べたように、本論文では、識別画像では対象人物の全身・影領域が観測可能な一方で、データベースの画像は全身領域のみが観測されていると仮定する。そのため、識別画像を用いて対象人物の形状および歩行動作を推定した後、データベースと同一の歩行方向における歩行画像を合成する (Fig.1)。次の手順により、統計的モデルのパラメータを推定することで、対象人物の3次元形状・歩行動作を推定する。また、パラメータ推定の流れを Fig.5 に示す。

1. まず統計的モデルを対象人物の位置へ移動させる。ここで、対象人物の位置情報は既知としている。次に、光源の位置情報に基づいて統計的モデルの影を地面に投影し、Fig.5 に示すように仮想視点における歩行画像を合成する。
2. 合成画像および識別画像から得られる、対象人物と統計的モデルのシルエットを用いて、輪郭線を抽出する。(Fig.6 (a) (b))
3. 識別画像の輪郭線上の各点 p_i に対して、合成画像の輪郭線上の最近傍点 q_j を求め、評価値 $d = \sum_i (p_i - q_j)^2$ を算出する。最急降下法により形状・動作パラメータを求める。
4. 1~3 を、1歩行周期の各画像に対して繰り返す。

3.2 Multiple-Interval Active Energy Image (MIAEI) 統計的形状・歩行動作モデルの構築では、パ

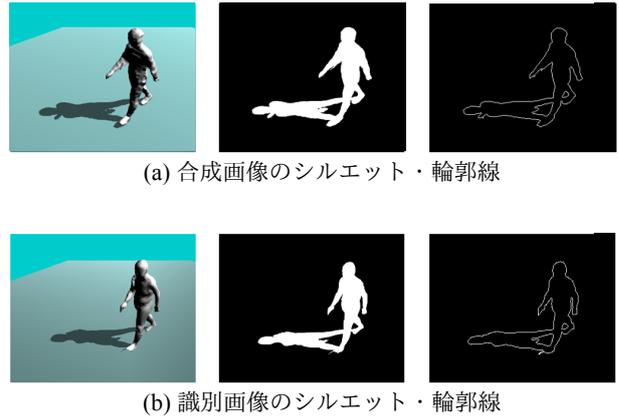


Fig. 6 パラメータ評価のための輪郭線抽出

ラメータとなる固有ベクトルを累積寄与率が95%以上となるように選んだ。そのため、推定される3次元形状は対象人物の実際の3次元形状に対して、ノイズを含んでいる可能性が高い。そこで本節では、ノイズに頑強な歩行特徴として Multiple-Interval Active Energy Image (MIAEI) を提案する。MIAEI は Active Energy Image (AEI) ⁽¹³⁾ を基にした特徴である。AEI は、歩行画像から得られる歩行者のシルエット画像を用いて、以下の式により求められる。

$$A(x,y) = \sum_{f=1}^F \frac{a(f,x,y)}{F} \quad (3)$$

$$a(f,x,y) = \begin{cases} I(f,x,y) & f=0 \\ ||I(f,x,y) - I(f-1,x,y)|| & f>0 \end{cases} \quad (4)$$

ここで、 F は1歩行周期分のシルエット画像のフレーム数、 $I(f,x,y)$ はフレーム f のシルエット画像のピクセル (x,y) における輝度値を表す。一方、MIAEI の抽出ではまず、フレーム f とフレーム $f - \Delta f$ のシルエット画像から、以下の式に基づいて差分画像を生成する。

$$S_f(\Delta f, x, y) = ||I(f, x, y) - I(f - \Delta f, x, y)|| \quad (5)$$

ここで、 $1 \leq \Delta f \leq F - 1$ である。次に、1歩行周期分のシルエット画像から生成される差分画像を用いて、以下の式により MIAEI を求める。

$$MIAEI(\Delta f, x, y) = \sum_{f=\Delta f}^F \frac{S_f(\Delta f, x, y)}{F - \Delta f} \quad (6)$$

$\Delta f = 1$ と $\Delta f = 2$ における MIAEI の例を、Fig.7 (a) および (b) に示す。AEI および MIAEI は、得られる差分画像を平均化することで、ノイズに対する頑健性を実現している。また、MIAEI は複数のフレーム間隔

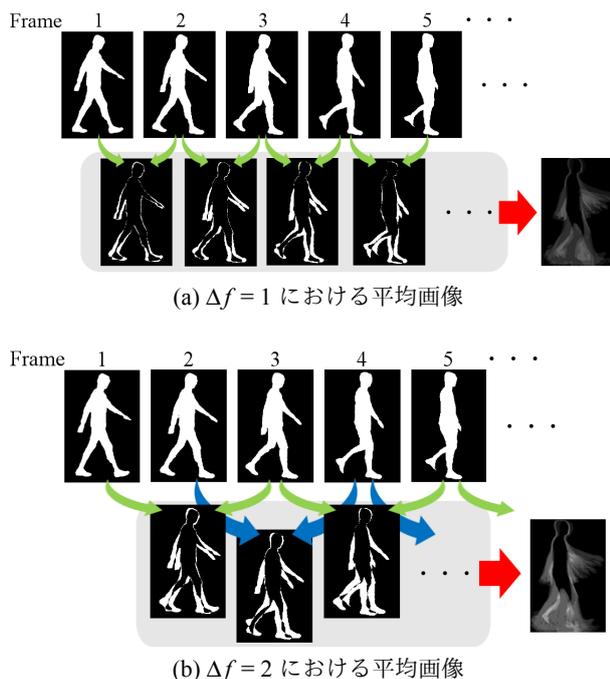


Fig. 7 Multiple Interval Active Energy Image

(Δf) における平均画像をそれぞれ求めることで、時間情報を有する歩行特徴の抽出が可能となる。

3.3 個人識別 個人識別は、最近傍探索と投票による手法⁽⁷⁾を組み合わせで行う。まず、データベース内の歩行画像から MIAEI を予め抽出しておく。次に、提案手法を識別画像に適用して得られる合成画像からも、同様に MIAEI を抽出し、データベース内の最も類似した特徴を持つ人物に投票する。この操作をフレーム間隔 $1 \sim \Delta f$ において行い、最後に、最も多くの投票を得た人物に識別する。

4. 実験

本章では、歩行方向の変化に対して、提案手法を適用した実験の結果について述べる。今回の実験では、4次元歩容データベースを用いた⁽⁵⁾。データベースは41名の歩行者の、各4シーケンス分の3次元モデルからなる。歩行者の3次元モデルを、視点 θ_1 、視点 θ_2 に設置された仮想カメラにより撮影し、得られた歩行画像を用いて実験を行った (Fig.8)。

4.1 推定された統計的モデルの評価 まず、合成画像、識別画像およびデータベースを用いて、推定されたパラメータを評価する。Fig.9 (a) の上段に識別画像のシルエットの例を、下段に提案手法により得られた合成画像のシルエットの例を示す。この結果から、パラメータを推定した視点 θ_1 において、識別画像と

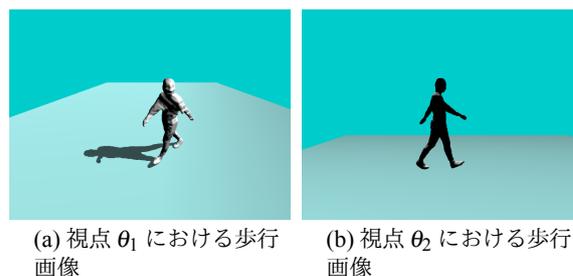


Fig. 8 識別用・データベース用の歩行画像

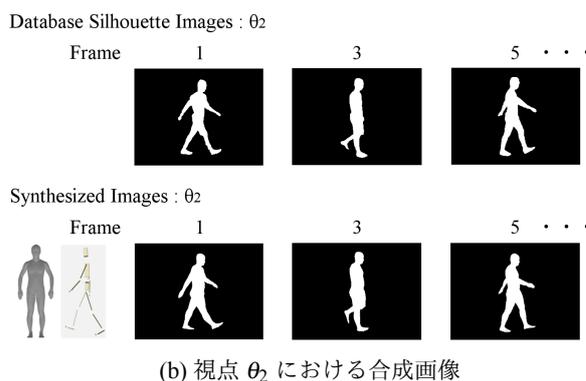
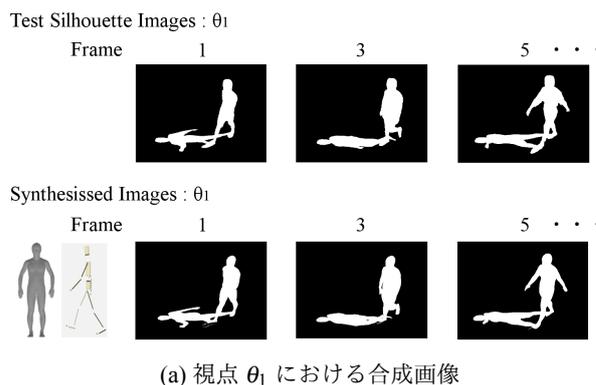


Fig. 9 形状および歩行動作の推定結果

類似した画像が合成されていることが分かる。ここで、1.1 節で述べたように、統計的モデルを導入した目的は、画像上に対象人物の自己オクルージョンが存在する場合でも、頑強に3次元形状・歩行動作を推定するためである。そこで、視点 θ_2 における歩行画像を比較することで、推定の精度を検討する。Fig.9 (b) から、視点 θ_1 においてオクルージョンとなっていた、3フレーム目の対象人物の右腕や5フレーム目の右膝においても、正確に復元されていることが分かる。

4.2 提案手法による個人識別 本節では、提案手法を用いた個人識別を交差検証に基づいて行い、提案する MIAEI と他の歩行特徴を用いた場合の識別結果

GEI ⁽⁴⁾	78.66				
AEI ⁽¹³⁾	78.05				
AMI ⁽⁶⁾	90.24				
Proposed	フレーム間隔: Δf				
	1	~ 6	~ 11	~ 16	~ 21
MIAEI	75.61	85.37	89.63	90.24	89.63

Table 1 視点 θ_1 における歩行画像を認証画像およびデータベースとした時の識別率 [%].

を比較する. 本実験では, 他の特徴として Gait Energy Image (GEI)⁽⁴⁾, Active Energy Image (AEI)⁽¹³⁾, および Affine Moment Invariants (AMI)⁽⁶⁾を用いた.

まず, 視点 θ_1 における歩行画像を, 識別画像およびデータベースとして用いた時の識別結果を表 1 に示す. 表 1 から, AMI および MIAEI が最も高い識別率を示していることが分かる. 次に, 視点 θ_1 における歩行画像を識別画像として, 視点 θ_2 における歩行画像をデータベースとした時の識別結果を表 2 に示す. 既存の歩行特徴である GEI, AEI および AMI を用いた場合の識別率が大きく低下した一方で, MIAEI は高い識別率を示した.

5. ま と め

本論文では, 歩行方向の変化に頑強な個人識別手法を提案した. 提案手法では, まず統計的モデルを用いて, 撮影画像から対象人物の 3 次元形状・歩行動作を推定する. 次に推定された 3 次元モデルからデータベースと同一の視点における歩行画像を合成する. また, ノイズに頑強な歩行特徴として, Multiple-Interval Active Energy Image (MIAEI) を提案した. 実験では, 41 人の歩行者からなる 4 次元歩容データベースを用いて個人識別を行い, 提案手法の有効性を示した.

今後は, 屋外に設置されたカメラにより撮影された歩行画像に対して提案手法を適用し, 個人識別を行う予定である. またその後, 実環境における実験を予定しているが, 背景が複雑な場合や, 複数の人物が画像上で重なった場合などに対する処理については今後の課題である.

参 考 文 献

- (1) <https://www.dh.aist.go.jp/database/fbodydb/index.html>.
- (2) D. Droschel and S. Behnke. 3d body pose estimation using an adaptive person model for articulated icp. *Int. Conf. on Intelligent Robotics and Applications*, pages 157-167, 2011.

GEI ⁽⁴⁾	34.15				
AEI ⁽¹³⁾	46.95				
AMI ⁽⁶⁾	28.66				
Proposed	フレーム間隔: Δf				
	1	~ 6	~ 11	~ 16	~ 21
MIAEI	45.12	50.61	59.76	62.80	68.29

Table 2 視点 θ_1 における歩行画像を認証画像, θ_2 における歩行画像をデータベースとした時の識別率 [%].

- (3) R. Felez and T. Xiang. Uncooperative gait recognition by learning to rank. *Pattern Recognition*, volume 47, pages 3793-3806, 2014.
- (4) J. Han and B. Bhanu. Individual recognition using gait energy image. *Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol 28, pages 316-322, 2006.
- (5) Y. iwashita and r. baba and k. ogawara and r. kurazume. P. identification from spatio-temporal 3D gait. *Int. Conf. on Emerging Security Technologies*, pages 30-35, 2010.
- (6) Y. Iwashita and R. Kurazume. Person identification from human walking sequences using affine moment invariants. *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pages 436-441, 2009.
- (7) Y. Iwashita, K. Ogawara, and R. Kurazume. Identification of people walking along curved trajectories. *Pattern Recognition Letters*, volume 46, pages 60-69, 2014.
- (8) Y. Iwashita, A. Stoica, and R. Kurazume. Gait identification using shadow biometrics. *Pattern Recognition Letters*, volume 33, pages 2148-2155, 2012.
- (9) W. Kusakunniran, Q. Wu, J. Zhang, and H. Li. Support vector regression for multi-view gait recognition based on local motion feature selection. *Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 974-981, 2010.
- (10) D. Muramatsu, A. Shiraishi, Y. Makihara, and Y. Yagi. Arbitrary view transformation model for gait person authentication. *Int. Conf. on Biometrics: Theory, Applications and Systems*, pages 85-90, 2012.
- (11) K. Ogawara, X. Li, and K. Ikeuchi. Markerless human motion estimation using articulated deformable model. *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pages 46-51, 2007.
- (12) 垂水 信二, 岩下 友美, 倉爪 亮. 統計的人体モデルを用いた個体適応型モデルベースド・モーションキャプチャの開発. 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2011), pages IS3-48 1193-1200, 2011.
- (13) E. Zhang, Y. Zhao, and W. Xiong. Active energy image plus 2dlpp for gait recognition. *Signal Processing*, volume 90, pages 2295-2302, 2010.