

統計的モデルを用いた見えの変化に頑強な歩容認証

Gait recognition robust to appearance changes

新崎 誠[†]

岩下 友美[†]

小川原 光一[‡]

倉爪 亮[†]

[†]九州大学

[‡]和歌山大学

Makoto Shinzaki[†]

Yumi Iwashita[†]

Koichi Ogawara[‡]

Ryo Kurazume[†]

[†]Kyushu University

[‡]Wakayama University

アブストラクト 歩容認証では一般的に、カメラにより撮影された対象人物の歩行画像から、対象人物の見えと歩行動作に基づく特徴を抽出して個人認証を行う。しかし、例えば対象人物とデータベースとで歩行方向が異なる場合、見えの変化により認証率は低下する。これに対して本論文では、画像上の対象人物に統計的モデルを当てはめることで、画像から直接的に対象人物の3次元形状・歩行動作を復元する。復元された3次元形状・歩行動作から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ことで、対象人物の歩行方向の変化に頑強な個人認証を実現する。また、シミュレーション画像を用いた実験を行い、提案手法の有効性を示す。

1 はじめに

生体情報による個人認証は、コンピュータシステムへのアクセス認証や遠隔監視システムなどの分野で多くの需要が見込まれる。歩容は特殊な認証装置を必要とせず、また対象人物に非接触で取得可能な生体情報の1つである[4]。歩容認証では一般的に、カメラにより撮影された対象人物の歩行画像列から、対象人物の全身領域に基づく特徴を抽出して認証を行う。しかし、例えば広範囲な監視を目的として、建物の屋上などに設置されたカメラの撮影画像を用いる場合、対象人物の全身領域が十分に観測できないため認証は困難となる。

これに対して、岩下らは地面に投影された対象人物の全身領域を、“影生体情報”として個人認証に用いた[8]。太陽や照明などにより地上に投影される対象人物の影領域を用いることで、上空からの撮影画像でも、認証に必要な生体情報を取得できる。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、対象人物の見えの情報は、実際の全身領域と影領域から観測できる。ここで、実際の全身領域はカメラからの、影領域は別視点に置かれた仮想カメラからの撮影領域と見なせるため、これら2視点分の情報を用いることで、より高い性能での個人認証が実現できる。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と異なる場合、

対象人物の全身・影領域の見えも変化するため、認証性能は低下する。

対象人物の見えの変化に頑強な個人認証を実現する手法が従来提案されている[9][3][5][11]。従来手法では一般的に、まず複数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。次に対象人物の歩行画像や歩行特徴を、データベースの視点における歩行画像・特徴に変換して認証を行う。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、得られる歩行画像・特徴は、実際のそれとは一致しない可能性がある。

1.1 提案手法

本論文では、従来手法とは異なり、まず画像から対象人物の3次元形状・歩行動作を復元し、次に復元された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歩行画像を合成することで、歩行方向の変化に頑強な個人認証を実現する手法を提案する。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[12][2]が用いられる。しかし、動作の推定には、対象人物に固有な骨格付きの3次元形状が予め必要となる。
2. 画像中の対象人物に自己オクルージョンが存在する場合、動作推定の精度は低下する。対象人物を撮影するカメラの台数を増やすことで精度は向上するが、例えば個人認証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[13]を導入して、マーカレス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

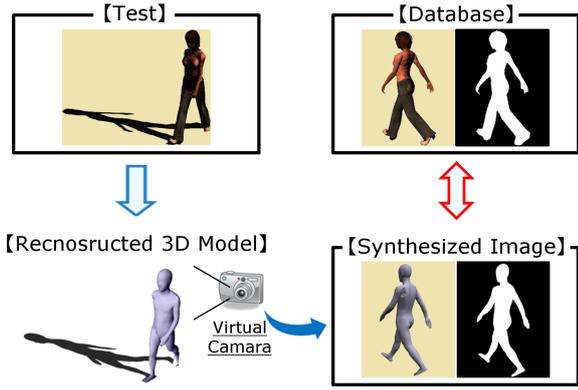


図 1: 提案手法で想定するシナリオ

からなる統計的歩行動作モデルを提案する。これらのモデルは、パラメータを変更することで様々な全身形状・歩行動作を表現できる。さらに、影生体情報を利用して、対象人物の全身領域および影領域を用いることで、複数視点の画像を単一カメラから取得する。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、認証画像は影生体情報を利用して、対象人物の全身・影領域が観測されているとし、一方データベースはより一般的な撮影条件である、歩行者の全身領域のみの画像で構築されているとする (図 1)。

提案手法では、まず画像中の対象人物の全身・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変更することで、対象人物の 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歩行画像を合成する (図 1)。さらに、本論文で提案するノイズに頑強な新しい歩行特徴 Frame Difference Frieze Pattern (FDFP) を合成画像およびデータベースから抽出して、個人認証を行う。ここで、統計的モデルを用いる利点は、パラメータの変更により全身形状や歩行動作を変更可能な点にある。そのため、画像中に対象人物の自己オクルージョンがある場合でも、観測可能な領域から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 次元形状や歩行動作を推定できる。

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提案する歩行特徴について説明する。第 4 章で提案手法の有効性を実験により示し、第 5 章で結論を述べる。

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。

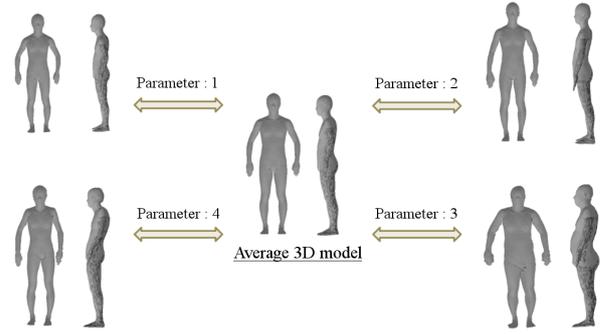


図 2: 統計的形状モデルの平均形状と形状パラメータ

2.1 統計的形状モデル

統計的形状モデル [13] 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、パラメータの重みを変えることで様々な形状を表現できる。まず、平均形状 \bar{x} を、 $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i$ と定義する。ここで、 N は被験者の数である。また、被験者 i の 3 次元モデルを $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, y_{i1}, z_{i1}, \dots, x_{ik}, y_{ik}, z_{ik})^T$ (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 \mathbf{x}_i の差を、 $d\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_i - \bar{x}$ と定義し、 $(d\mathbf{x}_1, d\mathbf{x}_2, \dots, d\mathbf{x}_N)^T$ に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、統計的形状モデルを以下の式により構築する。

$$\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{E}\mathbf{b}$$

ここで、 $\mathbf{E} = (\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_t)$ は固有ベクトル、 $\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_t)^T$ 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。図 2 に、形状パラメータによる形状変形の例を示す。

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 [5] を用いる。データベースは 41 名の歩行者の、各 4 シークェンス分の 3 次元形状からなる (図 3)。

まず、マーカレスモーションキャプチャ [12] を用いて、歩行者の歩行動作を推定する。1.1 節で述べたように、動作の推定には歩行者に固有な骨格付きの 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、まず復元された各歩行者の 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自由度 30 の骨格モデルを組み込み、歩行者の歩行動作を推定する。

全ての歩行者の歩行動作を推定した後、以下の手順に

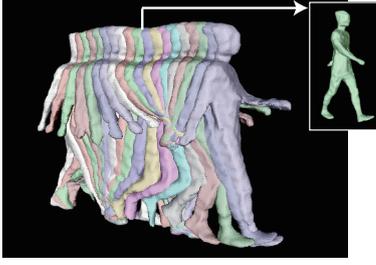


図 3: 4次元歩容データベースを構成する時系列3次元歩行モデルの例

より統計的歩行動作モデルを構築する。まず、シーケンスごとに1歩行周期のフレーム数が異なるため、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、周波数解析を行ったのは、歩行動作が周期的な動作であることに基づいている。

平均角度を $\mathbf{U}_j^s = (u_{(1,j)}^s, u_{(2,j)}^s, \dots, u_{(F,j)}^s)^T$ 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。 \mathbf{U}_j^s に離散コサイン変換を適用し、パワースペクトル $\mathbf{d}_j^s = (d_{(1,j)}^s, d_{(2,j)}^s, \dots, d_{(F,j)}^s)^T$ を得る。各関節におけるパワースペクトルから $\mathbf{D}^s = (d_{(1,1)}^s, d_{(2,1)}^s, \dots, d_{(F-1,J)}^s, d_{(F,J)}^s)$ を生成し、ベクトル $\mathbf{K} = (\mathbf{D}^1, \mathbf{D}^2, \dots, \mathbf{D}^S)$ とする。 \mathbf{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。

$$\mathbf{K} = \bar{\mathbf{K}} + \mathbf{N}\mathbf{w}$$

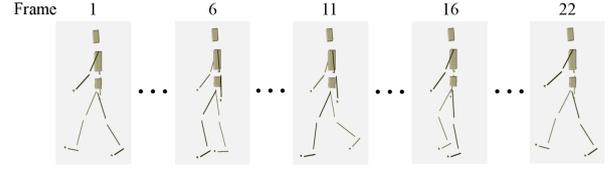
ここで、 $\mathbf{N} = (\mathbf{n}_1, \mathbf{n}_2, \dots, \mathbf{n}_t)$ は固有値ベクトル、 $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_t)^T$ は動作パラメータである。固有ベクトルは、累積寄与率が95%以上となる34個を選択している。図4(b)に動作パラメータによる歩行動作の変更の例を示す。

3 歩行方向の変化に頑強な個人認証

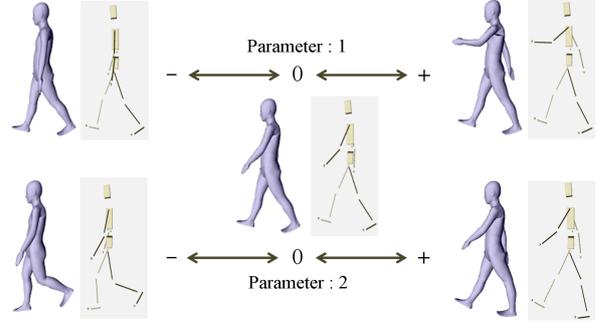
本節では、提案手法の詳細と、提案する歩行特徴 Frame Difference Frieze Pattern (FDFP) について述べる。

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することができる。そのため、カメラに対する光源の位置および姿勢が既知であれば、全身・影領域から対象人物の位置の推定が可能となる。本論文では、光源の位置および1歩行周期における対象人物の位置は既知であると仮定し、対象人物の3次元形状・歩行動作の復元に焦点を当てる。対象人物の位置の推定は今後の課題とする。



(a) 1歩行周期分の平均歩行動作モデル



(b) 動作パラメータの変更による歩行動作の変更例

図 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

本論文では図1に示すように、認証画像では影生体情報を利用して対象人物の全身・影領域が観測可能な一方で、データベースはより一般的な撮影条件である全身領域のみの画像で構築されていると仮定する。そのため、認証画像を用いて対象人物の3次元形状および歩行動作を復元した後、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(図1)。具体的には次の手順により、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・歩行動作を復元する。

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、対象人物の位置は既知としているため、時系列の位置情報を用いることで、カメラに対する歩行方向は算出できる。次に、光源の位置に基づいて統計的モデルの影を地面に投影し、図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. 図6(a)のように、合成画像からシルエットおよび全身・影領域の輪郭線を抽出する。同様の処理を認証画像に対しても行う。(図6(b))
3. 認証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。最急降下法により評価値を最小化することで、形状・歩行動作パラメータを求める。図5の中心の列に形状パラメータを変更した例を、右の列に動作パラメータを変更した例を示す。
4. 1~3を、1歩行周期の各画像に対して繰り返す。

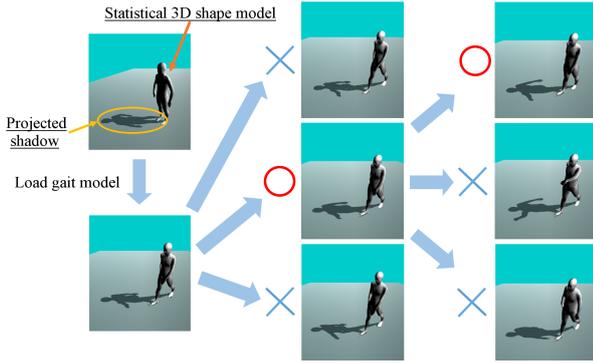


図 5: 対象人物の 3 次元形状・歩行動作の推定の流れ



(a) 合成画像のシルエット・輪郭線抽出



(b) 認証画像のシルエット・輪郭線抽出

図 6: パラメータ評価のためのシルエット・輪郭線抽出

3.2 Frame Difference Frieze Pattern (FDFP)

統計的モデルの構築では、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 次元形状と対象人物の実際の 3 次元形状には、僅かな誤差が生じると考えられる。そこで本節では、ノイズに頑強な歩行特徴として Frame Difference Frieze Pattern (FDFP) を提案する。FDFP は Lee らによって提案された Frieze Pattern [10] を拡張した特徴である。

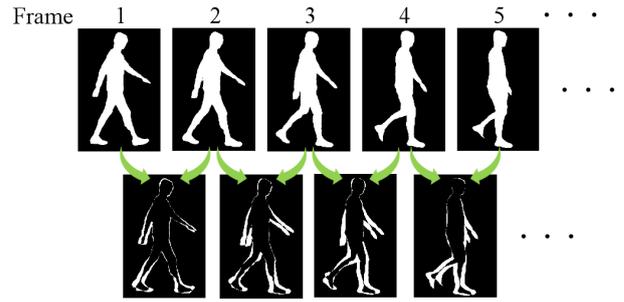
まず、時刻 f と時刻 $f - \Delta f$ におけるフレームの画像から、以下の式に基づいて差分画像を生成する。

$$S(x, y, \Delta f) = \begin{cases} 255 & (I(f, x, y) = I(f - \Delta f, x, y)) \\ 0 & (I(f, x, y) \neq I(f - \Delta f, x, y)) \end{cases}$$

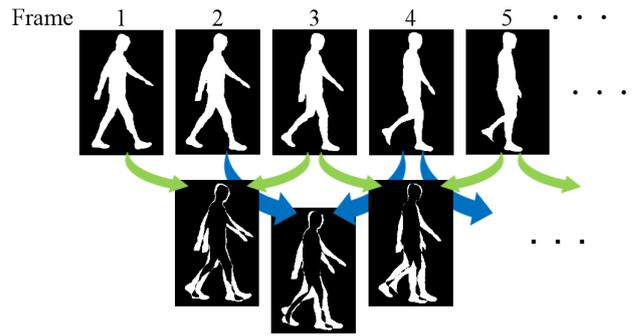
ここで、 $1 \leq \Delta f \leq 15$ である。 $\Delta f = 1$ と $\Delta f = 2$ における $S(x, y, \Delta f)$ の例を、図 7(a), (b) に示す。次に、1 歩行周期分のシルエット画像から生成された差分画像を用いて、FDFP を求める。FDFP は、画像の行方向に基づいて生成される $FDFP_{row}$ と、列方向に基づいて生成される $FDFP_{col}$ を特徴ベクトルとして持つ (図 7 (c))。

$$FDFP_{row}(y, f, \Delta f) = \sum_x S(x, y, f, \Delta f)$$

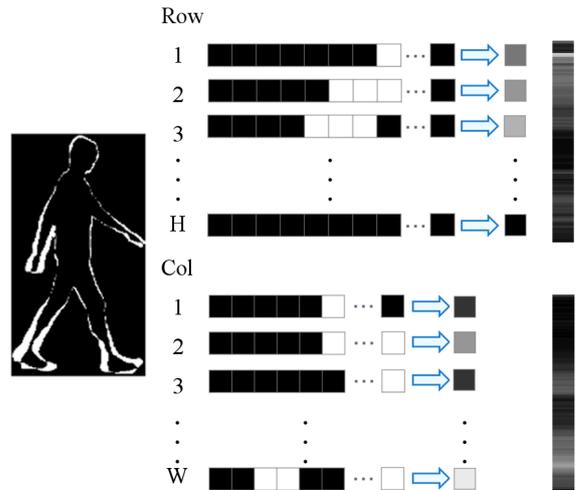
$$FDFP_{col}(x, t, \Delta f) = \sum_y S(x, y, f, \Delta f)$$



(a) 差分画像の生成 ($\Delta f = 1$)



(b) 差分画像の生成 ($\Delta f = 2$)



(c) Frame Difference Frieze Pattern の抽出 ($\Delta f=1$)

図 7: Frame Difference Frieze Pattern

3.3 個人認証

個人認証は、最近傍探索と投票による手法 [7] を組み合わせて行う。まず、データベースの歩行画像から FDFP を予め抽出しておく。次に、提案手法により合成される歩行画像からも同様に FDFP を抽出する。対象人物のシーケンスの各フレームにおいて、最も類似した特徴を持つ人物に投票する。この操作を 1 歩行周期分の画像に対して行い、最も多くの投票を得た人物に認証する。

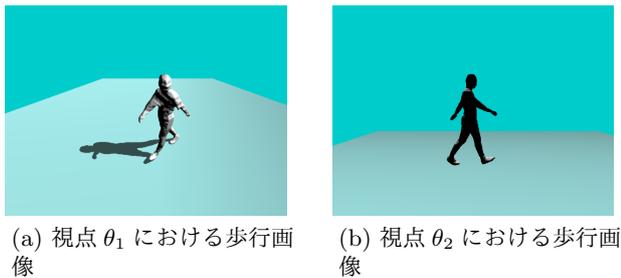
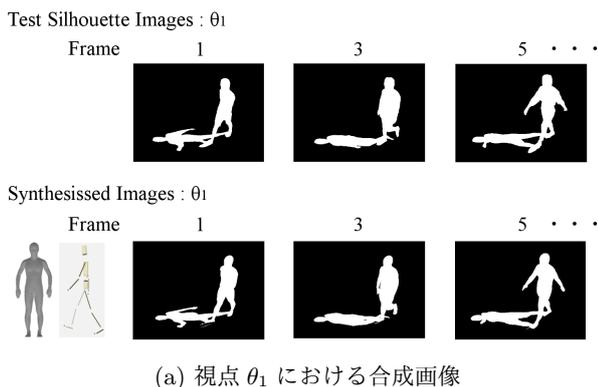
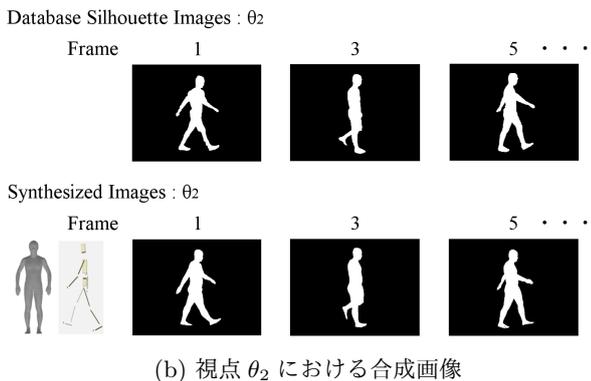


図 8: 認証用およびデータベース用の歩行画像



(a) 視点 θ_1 における合成画像



(b) 視点 θ_2 における合成画像

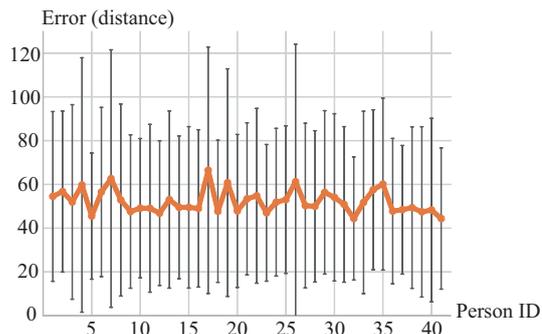
図 9: 3次元形状・歩行動作の推定結果

4 実験

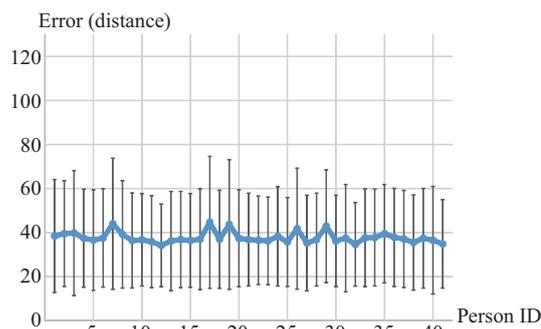
本章では、歩行方向の変化に対して、提案手法を適用した実験の結果について述べる。本実験では、4次元歩容データベースを用いた [5]。データベースは 41 名の歩行者の、各 4 シーケンス分の 3 次元モデルからなる。歩行者の 3 次元モデルに対して、視点 θ_1 に設置された仮想カメラによる撮影画像 (図 8(a)) を認証画像として、視点 θ_2 からの撮影画像 (図 8(b)) をデータベースとして用いた。

4.1 推定された統計的モデルの評価

まず、推定されたパラメータを画像を用いて定性的に評価する。図 9 (a) の上段に認証画像から得られるシル



(a) パラメータ推定前の統計的モデルとの比較



(b) パラメータ推定後の統計的モデルとの比較

図 10: 歩行者の 3 次元モデルと統計的モデルとの距離の平均および分散

エット画像を、下段に合成画像のシルエット画像を示す。この結果から、パラメータの推定を行った視点 θ_1 において、認証画像と類似した画像が合成されていることが分かる。ここで、統計的モデルを用いるのは、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・歩行動作を復元するためである。そこで、統計的モデルの有効性を示すために、視点 θ_2 における歩行画像を比較する。図 9 (b) から、提案手法により、自己オクルージョン領域も含めた対象人物の 3 次元形状・歩行動作が復元されていることがわかる。

次に、推定精度を定量的に評価する。本実験では、認証画像を歩行者の 3 次元モデルから合成しているため、統計的モデルと歩行者の 3 次元モデルを用いて、パラメータの推定精度を 3 次元で評価できる。各フレームにおいて、統計的モデルと歩行者の 3 次元モデルの各頂点の最小距離の和を求め、1 歩行周期における平均距離と分散を算出した。図 10 (a) は、推定前の統計的モデルと各歩行者 3 次元モデルとの平均および分散であり、図 10 (b) は、パラメータ推定後の統計的モデルとの結果である。これらの結果から、提案手法が全身・影領域のみを用いた場合でも、対象人物の 3 次元形状・歩行動作を高い精度で推定できていることがわかる。

GEI [4]	78.66				
AEI [14]	78.05				
AMI [6]	The number of divided areas				
	1	5	9	13	15
	54.27	89.02	90.24	89.02	89.02
Proposed FDFP	Frame interval : Δf				
	1	5	9	13	15
	73.17	98.17	99.39	99.39	99.39

表 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結果 [%]

4.2 提案手法による個人認証

本節では、提案手法を用いた個人認証を行い、FDFP と他の歩行特徴 Gait Energy Image (GEI) [4], Active Energy Image (AEI) [14], および Affine Moment Invariants (AMI) [6] を用いた場合の結果を比較する。また、個人認証は交差検証に基づいて行った。

まず、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結果を表 1 に示す。ここで、AMI による認証ではシルエット領域を分割している。表 1 から、FDFP が最も高い認証率を示したことがわかる。次に、視点 θ_1 における歩行画像を認証画像、視点 θ_2 における歩行画像をデータベースとした時の結果を表 2 に示す。他の歩行特徴に比べ、FDFP は高い認証率を示した。

5 まとめ

本論文では、歩行方向の変化に頑強な個人認証手法を提案した。提案手法では、統計的形状モデルおよび統計的歩行動作モデルを用いて、まず撮影画像から対象人物の 3 次元形状および歩行動作を復元する。次に復元された 3 次元モデルから任意の視点における歩行画像を合成することで、歩行方向の変化に頑強な歩容による個人認証を実現する。また、ノイズに頑強な歩行特徴として Frame Difference Frieze Pattern (FDFP) 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認証を行い、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を用いた個人認証を行う予定である。

謝辞

本研究は九州大学教育研究プログラム・研究拠点形成プロジェクトおよび公益財団法人日揮・実吉奨学会の助成を受けた。

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.

GEI [4]	34.15				
AEI [14]	46.95				
AMI [6]	The number of divided areas				
	1	5	9	13	15
	9.76	23.78	24.39	28.66	28.66
Proposed FDFP	Frame interval : Δf				
	1	5	9	13	15
	39.02	74.39	84.15	85.98	83.54

表 2: 視点 θ_1 における歩行画像を認証画像、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 [%]

- [1] *Int. Conf. on Intelligent Robotics and Applications*, pages 157-167, 2011.
- [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. Bhamu. Individual recognition using gait energy image. *Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol 28, 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*, vol 48, pages 60-69, 2014.
- [8] Y. Iwashita, A. Stoica, and R. Kurazume. Gait identification using shadow biometrics. *Pattern Recognition Letters*, volume 33, 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] S. Lee, Y. Liu, and R. Collins. Shape variation-based frieze pattern for robust gait recognition. *Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 1-8, 2007.
- [11] 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.
- [12] K. Ogawara, X. Li, and K. Ikeuchi. Marker-less human motion estimation using articulated deformable model. *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pages 46-51, 2007.
- [13] S. Tarumi, Y. Iwashita, and R. Kurazume. Statistical 3d shape model and its application (in japanese). *Meeting on Image Recognition and Understanding*, IS3-48, pages 1193-1200, 2011.
- [14] E. Zhang, Y. Zhao, and W. Xiong. Active energy image plus 2dlpp for gait recognition. *Signal Processing*, volume 90, pages 2295-2302, 2010.