

多次元全周歩容データベースの構築と歩容による個人識別

岩下 友美[†] 馬場 亮輔[†] 小川原 光一[†] 倉爪 亮[†]

[†]九州大学 大学院システム情報科学研究所

819-0395 福岡市西区元岡 744

E-mail: †yumi@ait.kyushu-u.ac.jp

あらまし 本論文では、多次元歩容データベースの構築と、歩行の向きの変化に頑強な個人識別手法を提案する。これまでに、ある歩行方向の画像を異なる歩行方向の画像へと変換する方向変換モデルを用いて、歩行の向きの変化に対応する手法が提案されている。しかしこの手法では、対象人物の歩行画像は方向変換モデルの学習に用いられていないため、変換された対象人物の歩行画像は実際の歩行画像と異なる可能性が高い。これに対し提案手法では、識別対象者自身の3次元形状を基に合成された歩行画像を用いることで、歩行の向きの変化に頑強な個人識別が可能である。本論文ではまず、多視点画像により歩行者の時系列3次元形状を復元して、多次元全周歩容データベースを構築する。次に復元された3次元形状を基に、任意の複数仮想視点における仮想視点画像を合成し、各仮想視点においてアフィンモーメント不変量に基づき歩行特徴を抽出する。実際に識別時には、まず任意方向に歩行する対象人物をカメラ1台により撮影して、対象人物の歩行特徴を抽出する。次に対象人物の歩行特徴とデータベース中の歩行特徴と比較することで、歩行の向きに頑強な個人識別を実現する。構築したデータベースに対して提案手法を適用して個人識別実験を行い、本手法の有効性を示す。

キーワード 個人識別, 歩容, 3次元形状復元, アフィンモーメント不変量

Person identification from spatio-temporal 3D gait

Yumi IWASHITA[†], Ryosuke BABA[†], Koichi OGAWARA[†], and Ryo KURAZUME[†]

[†] Kyushu University

Motooka, Nishi-ku, Fukuoka 819-0395, JAPAN

E-mail: †yumi@ait.kyushu-u.ac.jp

Abstract This paper presents a spatio-temporal 3D gait database and a view independent person identification method from gait. To deal with appearance change of a walking person due to walking direction changes, conventional methods using a view transformation model, which convert a walking image from one direction to an image from different direction, have been proposed. However, the converted image may not coincide the real one, since the model was obtained from people except the target. In the proposed method, firstly the 3D model of walking person is reconstructed and virtual images from multiple arbitrary viewpoints are synthesized. Then, affine moment invariants are derived from gait images as gait features. In an identification phase, one camera is placed to capture images of a person who walks in arbitrary directions, and then gait features are calculated. Then the person is identified and the walking direction is estimated. Experiments using the spatio-temporal 3D gait database show the effectiveness of the proposed method.

Key words Person identification, gait, 3D shape reconstruction, affine moment invariants

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を実現する上で、生体情報を用いた個人識別システムは重要な研究課題の1つである。現在、指紋や掌の静脈、虹彩を用いたシステムが実用化されているが、これらの生体情報の取得には特殊な生体情報読み取り装置が必要であり、また例えば装置に指先を乗せるなど対象人物が

特定の動作を行う必要がある。一方、対象人物に特別な動作を行わせることなく、かつ非接触に取得できる生体情報として、遠方からでも観測可能な歩行動作に着目した手法の研究が行われている。

従来提案されている歩容による個人識別手法は以下の2つの手法、モデルベース法とアピランスベース法に大別される。まずモデルベース法では、一般的に人体モデルを用いて入力画像から歩幅や足の関節角度といった

歩行特徴を抽出する [1] [2] . しかし例えば脚が交差して自己オクルージョンが発生する場合など, 入力画像に対して人体モデルの当てはめが困難な場合には, 識別率が低下する問題がある .

一方, アピランスペース法は人体モデルを用いることなく, 歩行者の“見え”から歩き方, および全身形状に基づく特徴を抽出する方法である [3] [4] [5] . この手法では一般的に, まず撮影画像から背景差分法により対象人物のシルエット領域を抽出して, 例えばフーリエ変換 [3], アフィンモーメント不変量 [4], 正規化相関 [5] などに基づく手法により歩行特徴を抽出する . しかしこれらの手法では, 歩行データベースを構築する際にカメラ 1 台のみを用いており, またカメラに対する対象人物の歩行の向きは一定と仮定されているため, 図 1 に示すように個人識別時にデータベース構築時と歩行の向きが異なると, 識別率が低下する問題があった .

これに対して, Kale らは矢状面の透視投影に基づく Perspective Projection-based Transformation を用いて, 歩行方向の変換を行う手法を提案している [6] . しかしこの手法は方位角の変換には対応可能であるが, 仰角に対する変換は考慮されていない . また, ある歩行方向の画像を異なる歩行方向の画像へと変換する方向変換モデルを用いて, 歩行方向の変化に対応する手法が提案されている [7] [8] . この手法ではまず, データベースに含まれない歩行者の複数方向の歩行データを用いて, 見えの変換モデルを学習する . 次に識別時には, この見えの変換モデルを用いて, 対象人物の歩行画像を異なる歩行方向の画像へと変換する . しかしこの手法では, 識別対象者の歩行画像は方向変換モデルの学習に用いられていないため, 変換された対象人物の歩行画像と実際の歩行画像とは異なる可能性が高い .

本論文では, 識別対象者自身の 3 次元形状から合成された歩行画像を用いた, 歩行の向きの変化に頑強な個人識別手法を提案する . 提案手法ではまず, 16 台のカメラを用いて歩行者の 3 次元形状を復元して, 多次元全周歩容データベースを構築する . 次に復元された歩行者の 3 次元形状を基に任意の複数仮想視点からの歩行画像を合成し, 各仮想視点においてアフィンモーメント不変量に基づき歩行特徴を抽出する . 識別時には, まず任意方向に歩く対象人物をカメラ 1 台を用いて撮影して, 対象人物の歩行特徴を抽出する . 次にデータベース中の歩行特徴と比較することで, 対象人物の個人識別および歩行方向の推定を行う .

本論文の構成は以下の通りである . まず第 2 章では多次元全周歩容データベースについて述べる . 次に第 3 章では歩行の向きの変化に頑強な個人識別手法について述べ, 第 4 章では多次元全周歩容データベースに対して提案手法を適用して実験を行い, 本手法の有効性を示す . 第 5 章はまとめと今後の予定である .

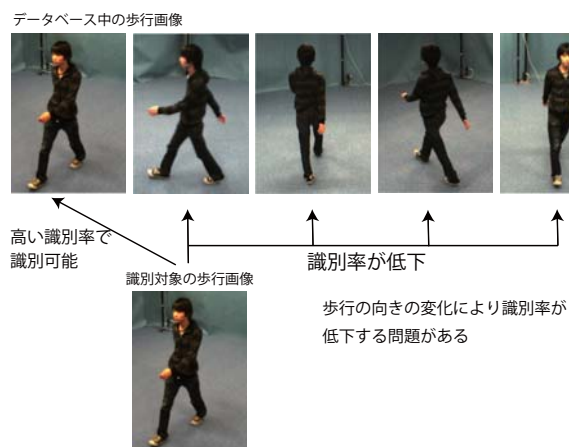


図 1 歩行の向きの変化による識別率への影響

2. 多次元全周歩容データベースの構築

歩行者の復元された 3 次元形状に基づき個人識別を行うためには 3 次元歩容データベースが必要だが, これまでに 3 次元歩容データベースは公開されていない . そこで本研究ではまず多次元全周歩容データベースを構築した . 具体的にはまず, 図 2 に示すように半径 3.5m, 高さ 2.6m の円柱状のスタジオを構築する . スタジオの円周上に等間隔でポールを 8 本設置しており, 各ポールの上下にカメラ (PointGrey 社製, Dragonfly2) を 1 台ずつ, 合計 16 台のカメラを設置した . 画像解像度は 1032×776, また全てのカメラはおよそ 15Hz で同期撮影を行った . ここで, カメラの内部パラメータ, 外部パラメータは事前に推定されている . また被験者の数は 10 名, うち男性は 8 名, 女性は 2 名である . 被験者はスタジオの直径上を歩行しており, それぞれ 4 パターン歩行を行った .

撮影された対象人物の歩行画像から 3 次元形状を復元するためには, まず各カメラにおける撮影画像から, 背景差分法によりシルエット画像をそれぞれ抽出する . 次に全てのカメラのシルエット画像を用いて, 視体積交差法 [9] により対象人物の 3 次元形状を復元する . ここで視体積交差法とは, 任意の視点から対象を撮影し, その時得られる 2 次元シルエットを実空間に投影した錐体 (視体積) を考えると, 対象はその錐体中に含まれるという制約条件に基づいた手法である . 図 3(a) にある時刻において復元された 3 次元形状の例を, また図 3(b) に一歩行周期分の復元された 3 次元形状の例を示す . ここで, 一歩行周期とは歩行の基本単位であり, 片足を着地してから次に同じ足を着地するまでの区間を表す .

3. 歩行の向きの変化に頑強な歩容による個人識別

本章では, 提案する歩行の向きの変化に頑強な個人識別手法について述べる . まず提案手法の流れを以下に示す .

Step 1 多次元全周歩容データベース内の歩行者の 3

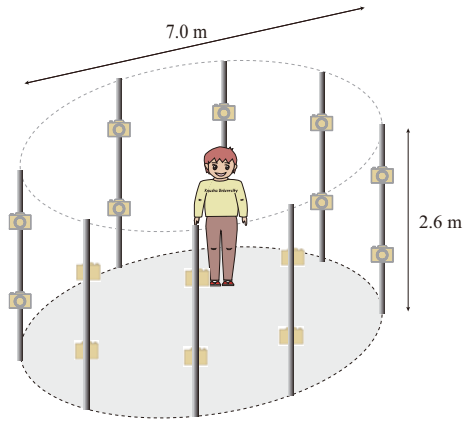


図 2 構築したスタジオ

以下，例を用いて詳細に説明する．

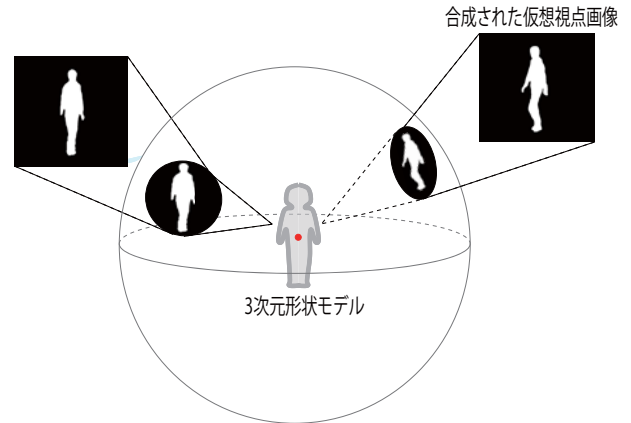


図 4 3次元形状復元モデルの仮想視点面上への投影．

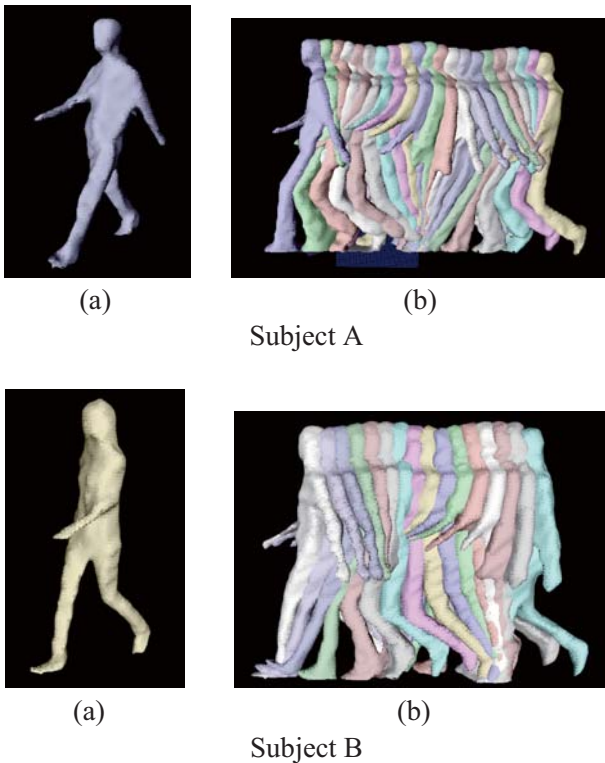


図 3 (a) 3次元形状モデル, (b) 一歩行周期分の3次元形状モデル.

3.1 仮想視点画像の合成

あるフレームにおいて復元された歩行者の3次元形状を，図 4 に示すように複数任意視点から撮影された仮想視点画像を合成する．これをデータベース中に含まれる全ての対象人物の時系列3次元形状に対して行う．一例として，ある時刻において復元された3次元形状を，水平角を0度から180度までの5度間隔の仮想視点画像に投影した結果を図 5 に示す．

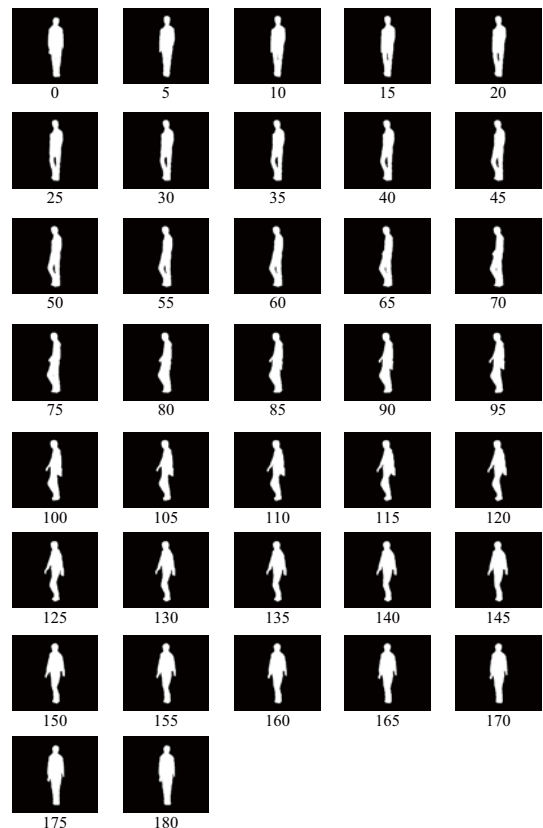


図 5 仮想視点において合成された歩行画像

次元形状を用いて，図 4 に示すように任意視点から撮影された複数仮想視点画像を合成する．

Step 2 次にある仮想視点において，1歩行周期分の仮想視点画像列から，アフィンモーメント不変量に基づき歩行特徴を抽出する．

Step 3 Step 1, Step 2 の処理を全ての仮想視点において行い，データベースを構築する．

Step 4 識別時には，カメラ 1 台を用いて任意方向に歩く対象人物の歩行画像を撮影し，1歩行周期分の歩行画像からアフィンモーメント不変量に基づき歩行特徴を抽出する．

Step 5 対象人物の歩行特徴と，データベース中の歩行特徴とを比較することで，対象人物の個人識別および歩行方向の推定を行う．

3.2 仮想視点画像から歩行特徴の抽出

本研究では歩行特徴としてアフィンモーメント不変量を用いる [4]。フーリエ変換に基づく従来手法は高い識別率で個人識別が可能であるが、歩行特徴の次元数が画像解像度に比例して増加するという問題があった。これに対して、アフィンモーメント不変量は従来手法と比較して 27 分の 1 の特徴の次元で、ほぼ同程度の識別率で個人識別が可能である。アフィンモーメント不変量を用いた、仮想視点画像列からの特徴抽出について以下に述べる。

まず 1 歩行周期分のある仮想視点における歩行画像から、以下の式に従い 2 次元平均画像を生成する。

$$I_{average}(x, y) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T I(x, y, t), \quad (1)$$

ここで T は一歩行周期に含まれる画像数、 $I(x, y, t)$ は時刻 t におけるシルエット画像の輝度値を示す。また、シルエット領域の高さがある一定の高さになるように、アスペクト比を保ちながら大きさを予め変更している。図 6 に生成した平均画像の例を示す。

次に、生成した平均画像からアフィンモーメント不変量を求める。アフィンモーメント不変量はモーメントベースの記述子であり、一般的なアフィン変換に対して不変である。二次元平面上における $(p + q)$ 次の重心周りのモーメントは次の式で表される。

$$\mu_{pq} = \sum \sum_{(x,y) \in O} (x - x_g)^p (y - y_g)^q I(x, y) \quad (2)$$

ここで、 x_g, y_g は重心座標を表している。またモーメントは形状の特徴を示しており、0 次モーメントは対象物体領域の面積、2 次モーメントは対象の重心周りの分散、3 次モーメントは対象物体の歪度を示す。以下に本研究で用いる 6 つの 2 次元アフィンモーメント不変量を示す [10] [11]。

$$I_1 = \frac{1}{\mu_{00}^4} (\mu_{20}\mu_{02} - \mu_{11}^2)$$

$$I_2 = \frac{1}{\mu_{00}^{10}} (\mu_{30}^2\mu_{03}^2 - 6\mu_{30}\mu_{21}\mu_{12}\mu_{03} + 4\mu_{30}\mu_{12}^3 + 4\mu_{03}\mu_{21}^3 - 3\mu_{21}^2\mu_{12}^2)$$

$$I_3 = \frac{1}{\mu_{00}^7} (\mu_{20}(\mu_{21}\mu_{03} - \mu_{12}^2) - \mu_{11}(\mu_{30}\mu_{03} - \mu_{21}\mu_{12}) + \mu_{02}(\mu_{30}\mu_{12} - \mu_{21}^2))$$

$$I_4 = \frac{1}{\mu_{00}^{11}} (\mu_{20}^3\mu_{03}^2 - 6\mu_{20}^2\mu_{11}\mu_{12}\mu_{03} - 6\mu_{20}^2\mu_{02}\mu_{21}\mu_{03} + 9\mu_{20}^2\mu_{02}\mu_{12}^2 + 12\mu_{20}\mu_{11}^2\mu_{21}\mu_{03} + 6\mu_{20}\mu_{11}\mu_{02}\mu_{30}\mu_{03} - 18\mu_{20}\mu_{11}\mu_{02}\mu_{21}\mu_{12} - 8\mu_{11}^3\mu_{30}\mu_{03} - 6\mu_{20}\mu_{02}^2\mu_{30}\mu_{12} + 9\mu_{20}\mu_{02}^2\mu_{21}^2 + 12\mu_{11}^2\mu_{02}\mu_{30}\mu_{12} - 6\mu_{11}\mu_{02}^2\mu_{30}\mu_{21} + \mu_{02}^3\mu_{30}^2)$$

$$I_5 = \frac{1}{\mu_{00}^6} (\mu_{40}\mu_{04} - 4\mu_{31}\mu_{13} + 3\mu_{22}^2)$$

$$I_6 = \frac{1}{\mu_{00}^9} (\mu_{40}\mu_{04}\mu_{22} + 2\mu_{31}\mu_{22}\mu_{13} - \mu_{40}\mu_{13}^2 - \mu_{04}\mu_{31}^2 - \mu_{22}^3) \quad (3)$$

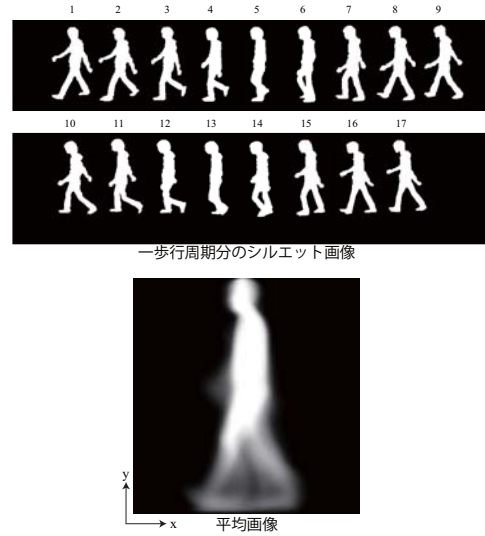


図 6 仮想視点画像列からの平均画像の生成

また歩きだけでなく腕の振り方も個人によって異なるため、脚領域と腕領域の特徴をそれぞれ抽出するために、 y 軸上における高さの中心位置を用いて平均画像および時空間ボリュームを上下に 2 分割する。

3.3 個人識別

まず任意の方向に歩く対象人物を 1 台のカメラを用いて撮影し、撮影画像から背景差分法によりシルエット画像を生成する。次に一歩行周期分のシルエット画像列から、前節と同様に平均画像を合成して、アフィンモーメント不変量を歩行特徴として抽出する。

次に、学習用の複数仮想視点におけるアフィンモーメント不変量を用いて、仮想視点ごとに白色化処理を行う。全ての仮想視点における白色化された歩行特徴を用いてデータベースを構築する。識別時には、上述で求めたテスト用のアフィンモーメント不変量に対しても白色化処理を行い、識別器により個人識別を行う。これにより、個人識別が行われると同時に対象人物の歩行方向も推定される。また本手法では、識別器として k-nearest neighbour (knn) 法を用いる。

3.4 提案手法の特徴

提案手法の特徴を以下に示す。まず、識別対象者自身の復元された 3 次元形状から合成された歩行画像を用いることで、歩行の向きの変化に頑強な個人識別が可能である。従来手法では識別対象者の見えの変化モデルが学習されていなかったため、ある歩行方向へと変換された歩行画像は実際の歩行画像と異なる可能性が高い。また、

アフィンモーメント不変量を歩行特徴として用いることで、特徴量の次元数が画像解像度に依存せず、かつ比較的低次元で高い識別性能が実現できる。

4. 実験

本章では、構築した多次元全周歩容データベースに対して提案手法を適用し、個人識別実験を行った結果について述べる。データベースは10名を対象とした、それぞれ4パターン、計40パターンの時系列3次元形状から構成される。実験は以下に示す3通りを行った。

実験1 学習用の歩行方向と識別用の歩行方向と同じ場合の個人識別

実験2 仮想視点画像を識別用の画像として用いた、シミュレーション実験

実験3 実際のカメラにより撮影された画像を用いた、個人識別

4.1 学習用の歩行方向と識別用の歩行方向と同じ場合の個人識別

アフィンモーメント不変量を用いた個人識別手法 [4] では、カメラに対して横方向に対象人物が歩行する場合、高い識別率で個人識別が可能であることが示されているが、それ以外の歩行方向では手法の有効性が示されていない。そこで本節では歩行方向の変化に伴う、識別率の変化について調べる。

具体的には、データベース中からある仮想視点を選択して、その仮想視点から得られた歩行画像を学習用のデータ、及び識別用のデータに分けて個人識別を行う。この時、leave-one-out cross validation に基づき識別率を求めた。実験では、図7に示す7つの仮想視点(方位角: 0, 30, 60, 90, 120, 150, 180)を用いた。ただし仰角は20度に固定した。

識別では次の3通り、(1) 全身領域、(2) 2分割領域、(3) 全身領域及び2分割領域を用いて、個人識別を行った。各仮想視点における、個人識別結果を表1に示す。この結果より、特徴の次元数の増加に伴い、識別率が向上することがわかる。また仮想視点が変化する場合でも、高い識別率で個人識別可能であることがわかる。

4.2 仮想視点画像を識別用の画像として用いた、シミュレーション実験

次に仮想視点画像を識別用の画像として用いた、個人識別実験を行った。この実験では、まずデータベースを構築するために、復元された対象人物の3次元形状から、水平角は0度から180度までの5度ずつ、仰角は20度と25度、合計74つの仮想視点からの画像を合成する。次に識別用の画像として、図7に示す7つの仮想視点(方位角: 0, 30, 60, 90, 120, 150, 180, ただし仰角は20度に固定)の画像を用いる。ただし、学習データには識別データは含まれていない。つまり、ある対象人物のある

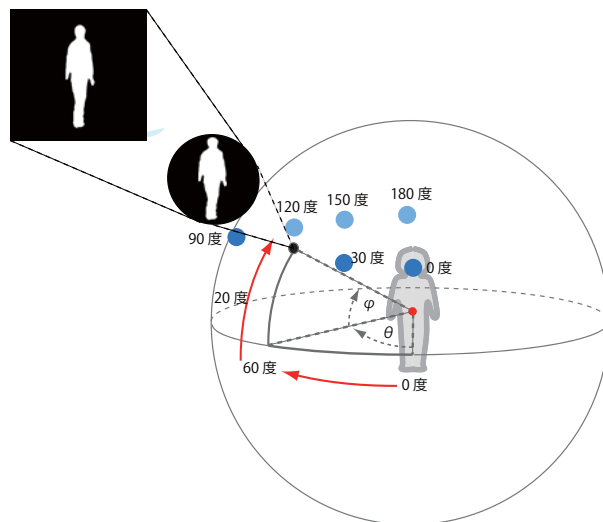


図7 仮想視点

方位角における歩行画像データを識別用データとした場合、識別用データとして用いられる歩行画像データ以外からデータベースは構築される。

本実験では前述の実験で用いた特徴(3)(全身領域、2分割領域)を用いた。識別用データの仮想視点毎における個人識別結果を表2に示す。この結果より、全ての仮想視点から撮影された歩行画像に対して、提案手法は高い識別率で個人識別可能であることが確認できた。

表2 実験2における識別率 [%]

| 特徴 | 仮想視点の角度 [degree] | | | | | | |
|----------------|------------------|------|-------|-------|-------|------|-------|
| | 0 | 30 | 60 | 90 | 120 | 150 | 180 |
| (3) 全身領域と2分割領域 | 97.5 | 90.0 | 100.0 | 100.0 | 100.0 | 97.5 | 100.0 |

4.3 実際のカメラにより撮影された画像を用いた、個人識別

実際のカメラにより撮影された複数の歩行方向の画像に対して提案手法を適用して、個人識別を行った。この実験では前章と同様に、復元された対象人物の3次元形状から、水平角は0度から180度までの5度ずつ、仰角は20度と25度、合計74つの仮想視点から合成された画像を用いて、データベースは構築されている。識別用のカメラは図8に示す4通り(カメラ1、カメラ2、カメラ3、カメラ4)であり、これらのカメラは歩行方向に対しておよそ0度、45度、90度、135度の角度に設置されている。また各識別用データにおいて、識別対象者は5名であり、それぞれ2パターンのデータから成る。

本実験では前述の実験で用いた特徴(3)(全身領域、2分割領域)を用いた。識別用カメラ毎における個人識別結果を表3に示す。これから、歩行方向の変化により識別率が変化していることがわかる。

次に、推定された仮想視点の水平角に対する角度、及

表 1 実験 1 における識別率 [%]

| 特徴 | 特徴量の次元数 | 仮想視点の角度 [degree] | | | | | | |
|----------------------|---------|------------------|------|------|------|------|------|-------|
| | | 0 | 30 | 60 | 90 | 120 | 150 | 180 |
| (1) 全身領域 | 6 | 90.0 | 72.5 | 85.0 | 77.5 | 90.0 | 85.0 | 85.0 |
| (2) 2 分割領域 | 12 | 95.0 | 80.0 | 85.0 | 92.5 | 92.5 | 77.5 | 97.5 |
| (3) 全身領域及び 2 分割領域 | 18 | 95.0 | 85.0 | 95.0 | 95.0 | 95.0 | 87.5 | 100.0 |

びその際の識別結果 (T:正, F:誤) を表 4 に示す。A~E は被験者を示しており、また例えば A-1, A-2 はそれぞれ被験者 A の識別用の 2 つのデータを示す。上述のように、カメラ 1, 2, 3, 4 はそれぞれおよそ 0 度, 45 度, 90 度, 135 度の角度に設置されているが、スタジオ内における歩行者とカメラとの距離, 角度に応じて、実際の歩行者とカメラとの角度は変化すると考えられる。そのため、例えばカメラ 3 の場合、80 度から 100 度と異なる角度が推定されたと考えられる。またカメラ 2 の場合、このカメラはおよそ 45 度の角度に設置されているが、45 度からの仮想視点画像と 135 度からの仮想視点画像はほぼ対称であり、また提案手法は歩行特徴としてアフィン変換に不変な特徴を用いているため、これら 2 つの視点からの歩行特徴には大きな差が生じない。そのため、130 度から 145 度が多く選ばれたと考えられる。カメラ 1 はおよそ 0 度に設置されているが、カメラ 2 と同様の理由で 175 度や 180 度が選ばれたと考えられる。

前節の実験と比較して識別率が低下する原因の一つとして、復元された 3 次元形状と実際の形状とが一致しないことがあげられる。図 9(a) にある時刻における実際のカメラ画像の例、またその時刻に復元された 3 次元形状を、実際のカメラ視点から撮影した仮想視点画像を図 9(b) に示す。これから、対象人物の復元された 3 次元形状の頭部に欠損があることがわかる。

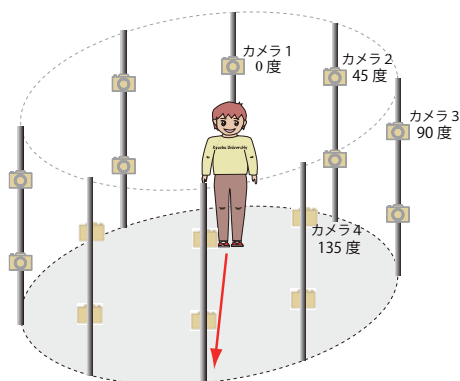


図 8 識別用のカメラ

5. ま と め

本論文では、多次元全周歩容データベースの構築と、歩行の向きの変化に頑強な個人識別手法を提案した。まず多次元全周歩容データベースでは、16 台のカメラを用

表 3 実験 3 における識別率 [%]

| 特徴 | 識別用カメラ | | | |
|---------------------|----------------|-----------------|-----------------|------------------|
| | カメラ 1 (0 度) | カメラ 2 (45 度) | カメラ 3 (90 度) | カメラ 4 (135 度) |
| (3) 全身領域と 2 分割領域 | 30 | 40 | 90 | 40 |



(a) An actual image (b) A synthesized image

図 9 実際の撮影画像と復元形状から合成された仮想視点画像

いて歩行者の時系列 3 次元形状を復元した。次に復元された 3 次元形状から、任意の複数仮想視点からの仮想視点画像を合成して、各仮想視点においてアフィンモーメント不変量に基づく歩行特徴を抽出した。識別時には、まず任意方向に歩行する対象者を 1 台のカメラで撮影して、次に歩行画像から抽出された歩行特徴とデータベース中の歩行特徴とを比較することで、歩行の向きの変化に頑強な個人識別を行った。実際に構築したデータベースに対して提案手法を適用して、対象人物の歩行方向の推定が可能であることを確認し、また特に歩行者がカメラに対して横方向に移動する場合、高い識別率で個人識別が可能であることを確認した。

今後は、精度高く 3 次元形状を復元するために、カメラキャリブレーションおよび背景差分の精度向上を行う。また歩行者がカメラに対して正面方向に移動する場合でも、高い識別率で識別可能な手法を開発する。

文 献

- [1] I. Bouchrika and M. Nixon, *People Detection and Recognition using Gait for Automated Visual Surveillance*, Proc. IEE Inter. Symp. Imaging for Crime Detection and Prevention, 2006.
- [2] D. Cunado and M. Nixon and J. Carter, *Automatic Extraction and Description of Human Gait Models for Recognition Purposes*, CVIU, vol. 90, no. 1, pp. 1-41, 2003.
- [3] J. Acquah, M. Nixon, and J. Carter, *Automatic gait recognition by symmetry analysis*, Pattern Recognition Letters, 24, pp.2175-2183.
- [4] Y. Iwashita and R. Kurazume, *Person identification*

表 4 選択された仮想視点の角度

| 被験者 | カメラ 1(0 度) | | カメラ 2(45 度) | | カメラ 3(90 度) | | カメラ 4(135 度) | |
|-----|------------|----|-------------|----|-------------|----|--------------|----|
| | 角度 [度] | 識別 | 角度 [度] | 識別 | 角度 [度] | 識別 | 角度 [度] | 識別 |
| A-1 | 15 | F | 135 | T | 80 | T | 135 | T |
| A-2 | 15 | T | 130 | T | 80 | T | 135 | T |
| B-1 | 70 | F | 145 | F | 95 | T | 135 | F |
| B-2 | 70 | F | 55 | T | 100 | T | 150 | T |
| C-1 | 5 | T | 135 | F | 90 | F | 80 | F |
| C-2 | 175 | F | 140 | F | 90 | T | 60 | F |
| D-1 | 0 | F | 130 | F | 90 | T | 130 | F |
| D-2 | 180 | T | 130 | F | 90 | T | 130 | T |
| E-1 | 5 | F | 80 | T | 90 | T | 140 | F |
| E-2 | 180 | F | 80 | F | 90 | T | 140 | F |

from human walking sequences using affine moment invariants, Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.436-441, 2009.

- [5] S. Lee, Y. Liu, and R. Collins, Shape Variation-based Frieze Pattern for Robust Gait Recognition, Proc. of CVPR 2007, 2007.
- [6] A.Kale,A.Roy-Chowdhury,R.Chellappa, "To-wards a view invariant gait recognition algorithm," , Proc. of IEEE Conf. on Advanced Video and Signal Based Surveillance, pp. 143-150, 2003.
- [7] 杉浦一成, 榎原靖, 八木康史, 全方位カメラと方向変換モデルを用いた多方向照合による歩容認証第 12 回 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2009), pp.359-366, 2009.
- [8] 朱曉東, 高橋友和, 井手一郎, 村瀬洋歩行の向きに依存しない多視点人物歩容認識におけるカメラ配置の検討, 動的画像処理実利用化ワークショップ (DIA2008) 講演論文集, pp.179-184, 2008.
- [9] W. Martin and J. Aggarwal, *Volumetric description of objects from multiple views*, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence(PAMI), Vol. 5, No. 2, pp.150-158, 1983.
- [10] J. Flusser and T. Suk, *Pattern recognition by affine moment invariants*, Pattern Recognition, vol. 26, no. 1, pp. 167-174, 1993.
- [11] J. Flusser, T. Suk, and B. Zitova, Moments and Moment Invariants in Pattern Recognition, Wiley & Sons Ltd., 2009.