

## 4次元歩容データによる歩行の向きの変化に頑強な個人識別

馬場 亮輔<sup>†</sup> 岩下 友美<sup>†</sup> 小川原光一<sup>††</sup> 倉爪 亮<sup>†</sup>

<sup>†</sup>九州大学大学院 システム情報科学研究院 〒819-0395 福岡市西区元岡 744

<sup>††</sup>和歌山大学 システム工学部 〒640-8510 和歌山市栄谷 930

E-mail: †ryosuke-b@irvs.ait.kyushu-u.ac.jp

あらまし 歩行画像列を用いた個人識別手法では、例えば対象人物のカメラに対する歩行方向がデータベース構築時と異なる場合、対象人物の見えが変化するため識別率が低下する。これに対し我々は、対象人物の3次元モデル列から構成される4次元歩容データベースを構築し、歩行方向による見えの変化に頑強な個人識別手法を提案した。この手法ではまず、複数台のカメラから撮影された歩行画像から、視体積交差法により対象人物の3次元形状を復元する。次に複数の仮想的な任意視点から3次元モデルの仮想視点画像を合成し、各仮想視点において抽出された歩行特徴により学習データを構築した。個人識別時には、対象人物の歩行画像から歩行特徴を抽出し、これを学習データの全ての歩行特徴と比較することで、個人識別を行った。しかし、全ての仮想視点における歩行特徴を用いているため、計算コストが高く、また実際とは異なる仮想視点を選択される場合があった。そこで本論文では、まず撮影したカメラの視点をフリーズパターンにより推定し、その視点での歩行特徴のみを比較することで、計算コストの低下と識別性能の向上を実現する個人識別手法を提案する。実際に4次元歩容データベースを用いて個人識別実験を行い、提案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

## Gait identification robust to changes in walking direction by 4D gait database

Ryosuke BABA<sup>†</sup>, Yumi IWASHITA<sup>†</sup>, Koichi OGAWARA<sup>††</sup>, and Ryo KURAZUME<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

Motooka 744, Nishi-ku, Fukuoka, 819-0395 Japan

<sup>††</sup> Faculty of Systems Engineering, Wakayama University

930 Sakaedani, Wakayama, 640-8510 Japan

E-mail: †ryosuke-b@irvs.ait.kyushu-u.ac.jp

**Abstract** In person identification using gait images, various inherent image features of individuals are extracted from a sequence of gait images. However, for instance, if a subject's observation angle changes compared with those in the database, the correct classification rate gets low. To deal with this problem, we constructed a 4D gait database consisting of multiple 3D shape models of walking subjects, and introduce a method robustly against walking direction changes. In this method, firstly we reconstruct 3D models of subjects from gait images taken by multiple cameras, and then synthesize virtual images of 3D models from multiple arbitrary virtual viewpoints and build a database from gait features extracted from virtual images. In the identification phase, the person is identified by matching the gait features of the subject and those from all virtual viewpoints in the database. However, the calculation cost is expensive due to full search, and the subject is wrongly estimated due to wrong estimation of walking direction. So in this paper, to achieve the reduction of calculation time and high correct classification rate, we introduce a method which estimates the walking direction using Frieze Patterns firstly and then identify the person using features from the estimated virtual viewpoint. Experiments using the 4D 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

生体情報による個人識別は、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ており、特に遠方からでも観測可能な生体情報として歩容が注目を集めている。歩容による個人識別手法の一つとして、カメラにより得られた対象人物の歩行画像列から、歩行者の歩き方および全身形状に基づく特徴を抽出し、それを基に個人識別を行う手法がある。この手法では、まずあらかじめ個人毎に撮影された歩行画像列から歩行特徴を抽出してデータベースを構築し、識別時には撮影された対象人物の歩行画像列から得られる特徴をデータベースと照合することで個人識別を行う。しかし、従来手法の多くは歩行画像データベースを構築する際にカメラ1台のみを用いているため、図1のように、撮影された対象人物の歩行方向がデータベースのそれと異なる場合、対象人物の見えが変化するため識別率が低下する問題がある。

この問題に対して Kusakunniran らは、サポートベクタ回帰による方向変換モデルに基づき、歩行方向の異なる複数画像を同じ歩行方向の画像に合成する手法を提案した [1]。この手法ではまず、多視点歩行画像間に対応する局所領域を回帰プロセスにより選択し、その対応する局所領域に対して方向変換モデルを構築する。次に、その方向変換モデルに基づき、対象人物の歩行画像をデータベースと同一の歩行方向における歩行画像に変換する。しかしこの手法では、多視点画像間の視点変化に対する方向変換モデルを予め学習する必要があるため、対象人物の歩行方向とデータベースの歩行方向間の方向変換モデルが未学習である場合、識別率が低下する問題がある。一方、横原らは歩行者の3次元形状を導入することで、任意の歩行方向に対する方向変換モデルを用いた歩容認証手法を提案した [2]。この手法は不特定多数の人物認証を目的としており、対象人物の3次元形状が事前に得られる可能性は低いとの仮定から、3次元モデルのデータベースは対象人物と異なる歩行者の時系列3次元モデルで構成されており、これを用いて任意の方向方向に対する方向変換モデルを学習する。具体的には、まず識別用データとして単一カメラで撮影された対象人物の歩行画像から、対象人物の歩行方向を推定する。次に学習用データと識別用データの歩行方向に対して、3次元モデルから仮想視点画像をそれぞれ合成し、合成された仮想視点画像から、学習用データと識別用データのそれぞれの歩行方向に対する方向変換モデルを学習する。最後に、学習された方向変換モデルに基づき、対象人物の歩行画像を学習用データと同じ歩行方向に対する歩行画像へと変換する。しかしこの手法では、方向変換モデルを学習するための3次元形状と、対象人物自身の3次元形状が異なるため、変換された歩行画像は実際の歩行画像とは異なるものとなり、識別率が低下する可能性がある。

一方、例えば社内での認証など特定の集団を対象とした人物認証であれば、対象人物の3次元形状を事前に得ることは可能である。これまでに我々は、対象人物の3次元モデル列から構成される4次元歩容データベースを構築し、これを用いて歩行方向の変化による見えの変化に頑強な個人識別手法を提案し

た [3]。この手法ではまず、複数台のカメラを用いて撮影された対象人物の歩行画像から、視体積交差法により対象人物の3次元形状を復元した。次に3次元モデルの周囲における複数の仮想的な任意視点から3次元モデルの仮想視点画像を合成し、各仮想視点において抽出された歩行特徴により学習データを構築した。個人識別時には、対象人物の歩行画像から歩行特徴を抽出し、これを学習データの全ての歩行特徴と比較することで、個人識別と歩行方向の推定を行った。しかし、全ての仮想視点における歩行特徴と対象人物の歩行特徴との比較を行う場合、計算コストが高く、また実際とは異なる仮想視点における歩行特徴を選択し、誤推定する問題がある。そこで本論文では、まず対象人物を撮影したカメラの視点をフリーズパターンを用いて推定し、次に推定された仮想視点における歩行特徴との比較を行うことで、計算コストの低下と識別性能の向上を実現する個人識別手法を提案する。実際に4次元歩容データベースを用いて個人識別実験を行い、提案手法の有効性を示す。

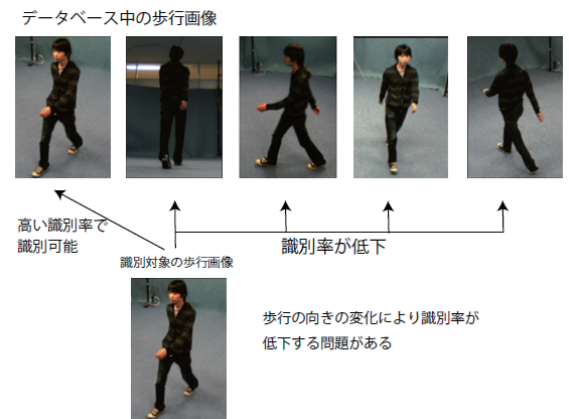


図1 歩行の向きの変化による識別率への影響

## 2. 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 4次元歩容データベース内の歩行者の3次元形状を用いて、図2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、4次元歩容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 フリーズパターン [4]に基づき、対象人物を撮影したカメラの視点を推定し、推定された仮想視点における歩行特徴と対象人物の歩行特徴とを比較して、個人識別を行う。

以下、例を用いて詳細に説明する。

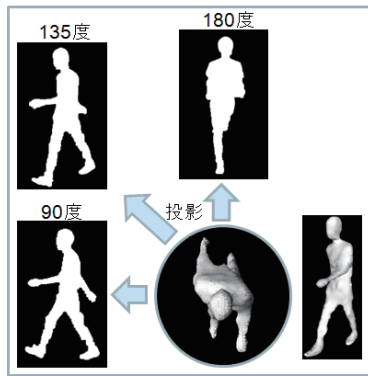


図 2 3次元形状復元モデルの仮想視点面上への投影

### 2.1 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次元形状から、図2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、方位角を0度から90度までの5度間隔の仮想視点に投影した結果を図3に示す。

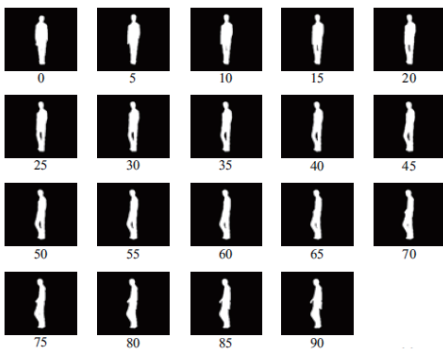


図 3 仮想視点において合成された歩行画像

### 2.2 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[5]。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、SOTONのデータベースを用いた実験により、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ことが示されている[5]。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。まず、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(実験では解像度  $100 \times 100$  とした)。図4に生成した平均画像の例を示す。

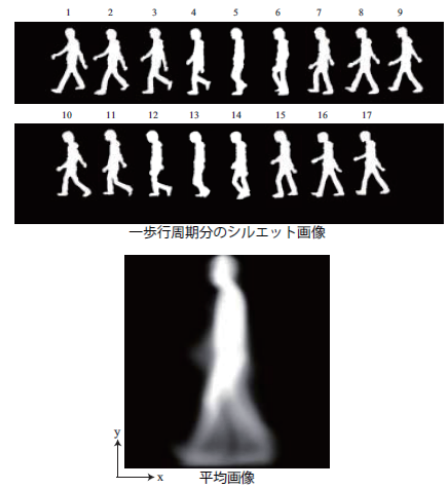


図 4 仮想視点画像列から平均画像の生成

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  $(p+q)$  次の重心回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2つの2次元アフィンモーメント不変量を示す[7][8]。

$$\begin{aligned} I_1 &= \frac{1}{\mu_{00}^4} (\mu_{20}\mu_{02} - \mu_{11}^2) \\ I_2 &= \frac{1}{\mu_{00}^{10}} (\mu_{30}^2\mu_{03}^2 - 6\mu_{30}\mu_{21}\mu_{12}\mu_{03} + 4\mu_{30}\mu_{12}^3 + 4\mu_{03}\mu_{21}^3 \\ &\quad - 3\mu_{21}^2\mu_{12}^2) \end{aligned} \quad (3)$$

また歩き方だけでなく腕や脚の動きにも個人差があるため、平均画像を複数の領域へ分割しそれぞれの領域から特徴を抽出する。図5に3つの領域に分割した例を示す。分割数を変えて得られる多数の歩行特徴を組み合わせ使用する。

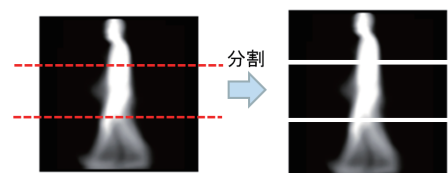


図 5 仮想視点画像列から平均画像の生成

### 2.3 歩行方向の推定

全ての仮想視点における歩行特徴と対象人物の歩行特徴との

比較を行う場合、計算コストが高く、また実際とは異なる仮想視点における歩行特徴を選択し、誤推定する問題がある。そこで、まず対象人物を撮影したカメラの視点を推定し、次に推定された仮想視点における歩行特徴との比較を行うことで、計算コストの低下と識別性能の向上を実現する。ここで、対象人物を撮影したカメラの視点を推定するためには、アフィンモーメント不変量を用いて推定することが考えられるが、視点が仰角方向に変化する場合、変化前と変化後において対象人物領域がほぼアフィン変換となる場合があるため、仰角の推定が困難である。そこで、これまでに歩行方向の推定方法として用いられているフリーズパターンを用いる [4]。フリーズパターンについて以下に述べる。図 6(a) に示すように入力画像として各ピクセルが 0~255 の階調で表現されており、対象人物のシルエット画像の各行において、ピクセルの濃淡値が 255 の総数を計算する。その総数に応じて各行における濃淡値を決定する。同様の処理を歩行周期分の各シルエット画像に対しても適用して、図 6(b) に示すように時間軸上に並べることで、フリーズパターンと呼ばれるパターンを合成する。ここで、歩行周期分のフレーム数は 20 となるよう、フリーズパターンの時間軸の大きさを変更した。

カメラ視点の推定のために、まずデータベースからランダムに選択したある人物の 3 次元モデルにおいて、全ての仮想視点でのフリーズパターンを求めて、学習データを構築する。次に、対象人物の画像列から合成したフリーズパターンと学習データの各フリーズパターンの間において、同じ位置の画素の輝度差の絶対値の総和から類似度を計算する。最後に、総和が最小値を取る仮想視点を、対象人物を撮影したカメラの視点と推定する。

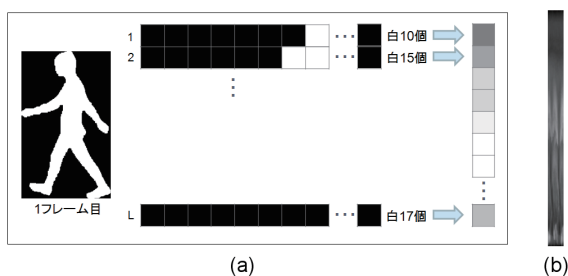


図 6 フリーズパターン

#### 2.4 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。次に歩行周期分のシルエット画像列から、2.2 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、フリーズパターンに基づき、対象人物を撮影したカメラの視点を推定する。推定された仮想視点におけるデータベース中の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。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。本手法では、識別器として k-nearest neighbour (knn) 法を用いる。

### 3. 実験

本章では、構築した 4 次元歩容データベースに対して提案手法を適用し、次に個人識別実験を行った結果について述べる。実験は以下に示す 3 通りを行った。

実験 1 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 (従来手法 [3])

実験 2 実際のカメラにより撮影された画像を用いた、個人識別実験 (従来手法 [3])

実験 3 対象人物を撮影したカメラの視点を予め推定した、個人識別実験 (提案手法)

#### 3.1 4 次元歩容データベース

まず本実験で用いる 4 次元歩容データベースについて説明する。まず、図 7 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 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。被験者の数は 42 名で、スタジオの直径上を直線的に歩行しており、それぞれの被験者で 4 回の歩行を撮影した。

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 [6] 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 8(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 8(b) に、歩行周期分の復元された 3 次元形状の例を示す。ここで、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。復元された対象人物の 3 次元形状から、方位角は 0 度から 180 度までの 5 度ずつ、仰角は 0 度から 45 度までの 5 度ずつ、合計 370 の仮想視点において合成した画像より抽出した歩行特徴から 4 次元歩容データベースを構築する。この構築した 4 次元歩容データベースに対し従来手法 [3] と提案手法を適用し、3 通りの実験を行う。

#### 3.2 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 (従来手法 [3])

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、識別用の画像として、5 つの仮想視点 (歩行方向に対して方位角はそれぞれ 0 度、45 度、90 度、135 度、180 度、仰角は全て 20 度) の画像を用いる。また、対象人物を撮影したカメラの視点を推定は行わず、従来手法 [3] を適用して、個人識別を行った。識別率は leave-one-out cross validation に基づき求めた。つまり、ある対象人物のある視点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はデータベースに含まれていない。識

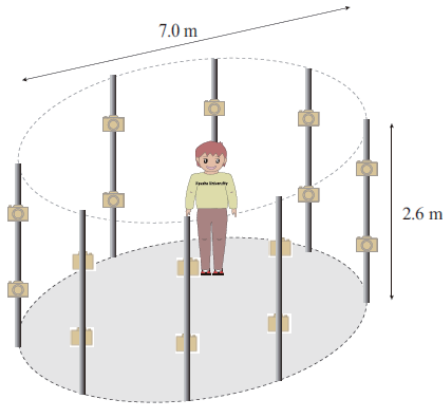
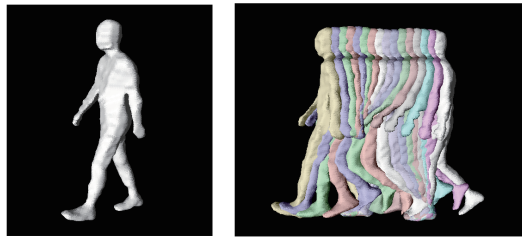


図 7 構築したスタジオ



(a) (b)

図 8 (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.

別用データの仮想視点毎における個人識別結果を表 1 に示す．ここでは，平均画像の分割数を変えて得られる多数の歩行特徴を組み合わせて使用し，識別率が最も高くなる時の個人識別結果を示している．この結果より，5 つの仮想視点画像それぞれを識別用の画像として用いた場合，全ての視点に置いて高い識別率で個人識別可能であることが確認できた．

表 1 実験 1 における識別率 [%]

仮想視点 方位角・仰角	使用した歩行特徴	特徴量の 次元数	識別率 [%]
0 度・20 度	全体領域～5 分割領域 合計 15 領域	14 合計 210	99.4
45 度・20 度	全体領域～7 分割領域 合計 28 領域	7 合計 196	94.6
90 度・20 度	全体領域～7 分割領域 合計 28 領域	3 合計 84	94.1
135 度・20 度	全体領域～7 分割領域 合計 28 領域	7 合計 196	94.1
180 度・20 度	全体領域～5 分割領域 合計 15 領域	6 合計 90	97.0

### 3.3 実際のカメラにより撮影された画像を用いた，個人識別実験 (従来手法 [3])

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，実験 1 と同様に従来手法 [3] を適用して，個人識別を行った．この実験で使用する識別用のカメラは図 9 に示す 5 通り (カメラ 1，カメラ 2，カメラ 3，カメラ 4，カメラ 5) であり，歩行方向に対して方位角はそれぞれおよそ 2 度，45 度，88 度，128 度，185 度，仰角はそれぞれおよそ 19 度，18 度，20 度，

22 度，25 度，に設置されている．各識別用データにおいて，識別対象者は 42 名であり，それぞれ 4 回の歩行画像データを用いる．識別用カメラ毎における個人識別結果を表 2 に示す．実験 1 と同様に，平均画像の分割数を変えて得られる多数の歩行特徴を組み合わせて使用し，識別率が最も高くなる時の個人識別結果を示している．前節の実験と比較して識別率が低下する原因として，識別用データの背景差分の精度と，カメラ 3 とカメラ 4 のキャリブレーションの精度の低さがあげられる．

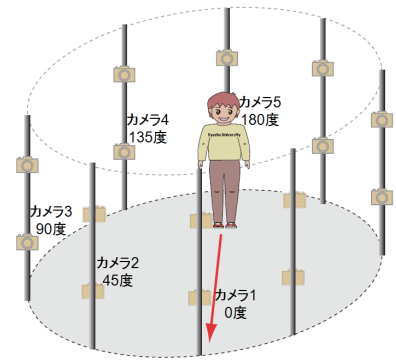


図 9 識別用のカメラ

表 2 実験 2 における識別率 [%]

識別用カメラ 方位角・仰角	使用した歩行特徴	特徴量の 次元数	識別率 [%]
カメラ 1 2 度・19 度	全体領域～7 分割領域 合計 28 領域	7 合計 196	99.4
カメラ 2 45 度・18 度	全体領域～5 分割領域 合計 15 領域	8 合計 120	84.5
カメラ 3 88 度・20 度	全体領域～7 分割領域 合計 28 領域	14 合計 392	78.0
カメラ 4 128 度・22 度	全体領域～6 分割領域 合計 21 領域	6 合計 126	62.5
カメラ 5 185 度・25 度	全体領域～6 分割領域 合計 15 領域	7 合計 105	69.1

### 3.4 対象人物を撮影したカメラの視点を予め推定した，個人識別実験 (提案手法)

前節の実験では識別時に，全ての仮想視点における歩行特徴と対象人物の歩行特徴との比較を行っていたが，この実験では，まずフリーズパターンに基づき対象人物を撮影したカメラの視点の方位角と仰角を推定する．方位角と仰角の推定結果を表 3 に示す．これから，方位角・仰角ともに若干の推定誤差が含まれることがわかる．そこで，個人識別処理時には，推定された方位角・仰角を中心としてある一定の角度広げた範囲内における，仮想視点の歩行特徴を用いて個人識別を行う．具体的にはまず，推定された方位角を中心として  $\pm\alpha$  度，比較する仮想視点の方位角方向の範囲を拡張する．拡張する  $\alpha$  の値を変えて識別率が最も高くなる最適な  $\alpha$  を決定する．次に，決定した  $\alpha$  を固定したまま，推定された仰角を中心として  $\pm\beta$  度，比較する仮想視点の仰角方向の範囲を拡張する．拡張する  $\beta$  の値を変えて識別率が最も高くなる最適な  $\beta$  を決定する．最後に，拡張さ

れた推定視点内の仮想視点における歩行特徴と対象人物の歩行特徴との比較を行う。ただし、 $\alpha$  と  $\beta$  は識別用カメラ毎に表 4 に示す最適値に決定した。また、この実験では実験 2 と同様の識別用データを用いる。識別用カメラ毎における個人識別結果を表 4 に示す。実験 2 と比較して、対象人物を撮影したカメラの視点が推定されることで、識別用カメラ 3, 4, 5 において識別率が向上していることが分かる。また、個人識別の計算時間は、例えばカメラ 1 では従来手法では 3.05 秒で合ったのに対して、本手法では 1.49 秒と高速化され、全てのカメラで約 50 ~ 60% の高速化が実現できた。

表 3 推定された方位角と仰角

識別用カメラ 方位角・仰角	被験者	推定された 方位角 [度]	推定された 仰角 [度]
カメラ 1 2 度・19 度	被験者 1	0	20
	被験者 2	0	30
カメラ 2 45 度・18 度	被験者 1	40	15
	被験者 2	35	20
カメラ 3 88 度・20 度	被験者 1	85	35
	被験者 2	90	35
カメラ 4 128 度・22 度	被験者 1	140	40
	被験者 2	145	45
カメラ 5 185 度・25 度	被験者 1	180	45
	被験者 2	180	45

表 4 実験 3 における識別率 [%]

識別用カメラ 方位角・仰角	拡張した 方位角 [度]	拡張した 仰角 [度]	識別率 [%]
カメラ 1 2 度・19 度	10	20	93.5
カメラ 2 45 度・18 度	20	10	84.5
カメラ 3 88 度・20 度	10	20	78.6
カメラ 4 128 度・22 度	20	15	63.1
カメラ 5 185 度・25 度	5	25	72.6

#### 4. ま と め

本論文では、対象人物の 3 次元モデル列から構成される 4 次元歩容データベースを用いた、歩行方向の変化による見え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、3 次元モデルの周囲における複数の任意視点から 3 次元モデルの仮想視点画像を合成し、各仮想視点において抽出された歩行特徴により学習データを構築した。次に個人識別時には、まずフリーズパターンに基づき、対象人物を撮影したカメラの視点を推定し、次に推定された仮想視点における歩行特徴と対象人物の歩行特徴との比較を行い、個人識別を行った。4 次元歩容データベースを用いた個人識別実験を行い、提案手法により従来手法と比較して計算コストの低下と識別性能の向上が実現できるこ

とを示した。

#### 文 献

- [1] W. Kusakunniran, Q. Wu, J. Zhang, H. Li, "Support Vector Regression for Multi-view Gait Recognition Based on Local Motion Feature Selection", *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 974-981, June 2010.
- [2] 白石 明, 横原 靖, 八木 康史 "三次元歩容データによる任意視点変換モデルを用いた歩容認証", *情報処理学会研究報告, 情報処理学会*, Vol. 2010-CVIM-175, No. 34, 草津, pp.1-8, 1 月, 2011
- [3] Yumi Iwashita, Ryosuke Baba, Koichi Ogawara, Ryo Kurazume, *Person identification from spatio-temporal 3D gait*, *Int. Conf. on Emerging Security Technologies*, pp.30-35, September, 2010.
- [4] Yanxi Liu, Robert Collins, and Yanghai Tsin *Gait Sequence Analysis using Frieze Patterns*, *Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision (ECCV'02)*, May, 2002.
- [5] Y. Iwashita and R. Kurazume, *Person identification from human walking sequences using affine moment invariants*, *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp.436-441, 2009.
- [6] 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.
- [7] J. Flusser and T. Suk, *Pattern recognition by affine moment invariants*, *Pattern Recognition*, vol. 26, no. 1, pp. 167-174, 1993.
- [8] J. Flusser, T. Suk, and B. Zitova, *Moments and Moment Invariants in Pattern Recognition*, Wiley & Sons Ltd., 2009.