

# 領域分割に基づく見えの変化に頑強な歩容による個人識別

内野 康司<sup>†</sup> 岩下 友美<sup>††</sup> 倉爪 亮<sup>††</sup>

<sup>†</sup>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

<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

E-mail: <sup>†</sup>uchino@irvs.is.kyushu-u.ac.jp, <sup>††</sup>{yumi,kurazume}@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、認識対象の人物像にデータベース作成時と異なる着衣や持ち物が存在した場合、一般に対象人物の見えが変化するために識別率が低下する。これに対し、予想される着衣等の変化を予めデータベース化する手法も考えられるが、全ての見えの変化を網羅するのは困難である。そこで本論文では、着衣の変化や鞆などの持ち物により対象人物の見えが変化する場合でも、見えの変化を予め学習することなく、頑強な個人識別を実現する歩容による個人識別手法を提案する。提案手法ではまず、歩行画像中の対象人物領域を複数領域に分割し、次に各領域において歩行特徴を計算する。これと標準的な歩行画像列から得られた全ての人物の歩行特徴データベースとを比較し、歩行特徴の類似度に応じて各領域の重みを計算する。その後、全領域の類似度の重み付き統合を行い、個人識別を行う。歩行画像データベース CASIA DB-B に対して提案手法を適用し、高い識別率で個人識別が可能であることを示す。

キーワード 歩容, 個人識別, アフィンモーメント不変量, 局所特徴量

## 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や、人間と共存し日常生活を支援する人間共存型ロボットを実現する上で、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一つである。現在、指紋や掌の静脈など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取装置が必要であり、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の一つとして歩容がある。歩容による個人識別では、カメラにより得られた対象人物の歩行画像列から、対象人物に特有の歩行特徴を抽出し、個人識別を行う。この歩行特徴の抽出手法は以下の2つの手法、モデルベース法とアピランスペ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脚の関節角度といった歩行特徴を抽出する [1] [2] [3]。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。この手法では一般的に、まず撮影画像列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、次に例えば Gait Energy Image (GEI) [4]、フーリエ変換 [5] [6] やアフィンモーメント不変量 [7] に基づき歩行特徴を抽出する。これらの手法は高い識別率で個人識別可能であることを示してい

るが、対象人物の服装や持ち物がデータベース取得時と異なる場合、対象人物の見えが変化するため識別率が低下するという問題がある。この問題に対して、GEI のエントロピーを求めることで定義される Gait Entropy Image (GEnI) を導入して、見えの変化に不変な特徴を選択する手法が提案されている [8]。また、対象人物の領域を8つの領域に分割して、服装の変化に応じて各領域における識別性能を推定することで、対象人物の服装の変化に頑強な個人識別手法が提案されている [9]。しかしこの手法では、服装の変化に応じた識別性能を予め学習しているため、対象人物の服装が未学習である場合、識別率が低下する問題がある。

そこで本論文では、歩行画像中の対象人物領域を複数領域に分割し、分割領域毎に対象人物とデータベース中の歩行特徴の類似度から重みを計算し、全領域の類似度の重み付き統合を行うことで、対象人物がデータベース構築時と異なる服装の場合でも、見えの変化に頑強な個人識別手法を提案する。

## 2. 見えの変化に頑強な個人識別

本章では、提案する見えの変化に頑強な個人識別手法について述べる。提案手法の概要を以下に示す。

Step 1 まず時系列シルエット画像から2次元平均画像を生成し、次に対象人物領域を複数の領域へ分割する。図1に5つの領域に分割した例を示す。

Step 2 各領域において、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 [7]。これを標準的な着衣で持ち物のない多くの人物の歩行画像列に対して行い、個

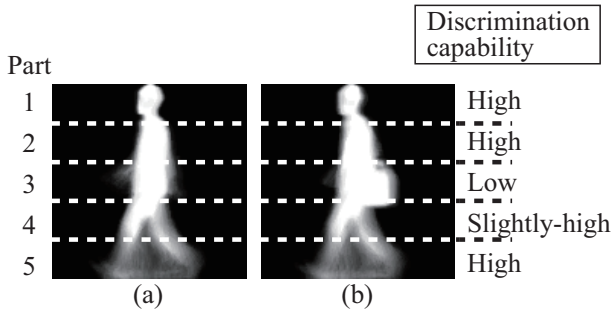


図1 (a) データベース中の平均画像の一例, (b) テストデータ (ショルダーバッグ) の一例.

人データベースを作成する.

Step 3 識別時には, 同様に 2 次元平均画像を分割し, 各領域の歩行特徴を抽出する.

Step 4 データベース中の全ての人物の歩行特徴と比較し, 歩行特徴の類似度に応じて各領域の重みを計算する.

Step 5 全領域の類似度の重み付き統合して, 個人識別を行う.

上記の処理により, 例えば図 1 に示すように, 対象人物の見え (図 1 (b)) がデータベース中の服装 (図 1 (a)) と異なる場合, 見えの変化の影響が少ない領域 (Part1,2,4,5) の歩行特徴を重点的に用いることで, 見えの変化に頑強な個人識別を実現する.

## 2.1 平均画像の生成と対象人物領域の分割

まず背景差分法により撮影画像からシルエット領域を抽出した後, シルエット領域の高さがある一定の高さ (実験では 128[pixel]) になるように, アスペクト比を保ったままシルエット領域の大きさを変更する. 次に, 一歩行周期分のシルエット画像列から, 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, 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. 一歩行周期は以下の手順により推定する. まず, 時系列シルエット画像から画像毎に後述するアフィンモーメント不変量  $I_1$  を求めると, 図 2 に示すように周期性があり, また極大値は両脚支持期であることがわかる. そこで, 最初に極大値を示すフレームから 3 つ目に極大値を示すフレームまでを, 一歩行周期と定義する.

次に, 対象人物領域を高さ等しい  $J$  個の領域に分割する.

## 2.2 アフィンモーメント不変量

本節では提案手法で用いる 2 次元アフィンモーメン

ト不変量について述べる. 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 22 個の 2 次元アフィンモーメント不変量  $I = \{I_1, I_2, \dots, I_{22}\}$  のうちの 6 個を示す [10] [11].

$$\begin{aligned} I_1 &= \frac{1}{\mu_{00}^4} (\mu_{20}\mu_{02} - \mu_{11}^2) \\ I_2 &= \frac{1}{\mu_{00}^{10}} (\mu_{30}^2\mu_{03}^2 - 6\mu_{30}\mu_{21}\mu_{12}\mu_{03} + 4\mu_{30}\mu_{12}^3 + 4\mu_{03}\mu_{21}^3 \\ &\quad - 3\mu_{21}^2\mu_{12}^2) \\ I_3 &= \frac{1}{\mu_{00}^7} (\mu_{20}(\mu_{21}\mu_{03} - \mu_{12}^2) - \mu_{11}(\mu_{30}\mu_{03} - \mu_{21}\mu_{12}) \\ &\quad + \mu_{02}(\mu_{30}\mu_{12} - \mu_{21}^2)) \\ I_4 &= \frac{1}{\mu_{00}^{11}} (\mu_{20}^3\mu_{03}^2 - 6\mu_{20}^2\mu_{11}\mu_{12}\mu_{03} - 6\mu_{20}^2\mu_{02}\mu_{21}\mu_{03} \\ &\quad + 9\mu_{20}^2\mu_{02}\mu_{12}^2 + 12\mu_{20}\mu_{11}^2\mu_{21}\mu_{03} \\ &\quad + 6\mu_{20}\mu_{11}\mu_{02}\mu_{30}\mu_{03} - 18\mu_{20}\mu_{11}\mu_{02}\mu_{21}\mu_{12} \\ &\quad - 8\mu_{11}^3\mu_{30}\mu_{03} - 6\mu_{20}\mu_{02}^2\mu_{30}\mu_{12} + 9\mu_{20}\mu_{02}^2\mu_{21}^2 \\ &\quad + 12\mu_{11}^2\mu_{02}\mu_{30}\mu_{12} - 6\mu_{11}\mu_{02}^2\mu_{30}\mu_{21} + \mu_{02}^3\mu_{30}^2) \\ I_5 &= \frac{1}{\mu_{00}^6} (\mu_{40}\mu_{04} - 4\mu_{31}\mu_{13} + 3\mu_{22}^2) \\ I_6 &= \frac{1}{\mu_{00}^9} (\mu_{40}\mu_{04}\mu_{22} + 2\mu_{31}\mu_{22}\mu_{13} - \mu_{40}\mu_{13}^2 - \mu_{04}\mu_{31}^2 \\ &\quad - \mu_{22}^3) \end{aligned} \quad (3)$$

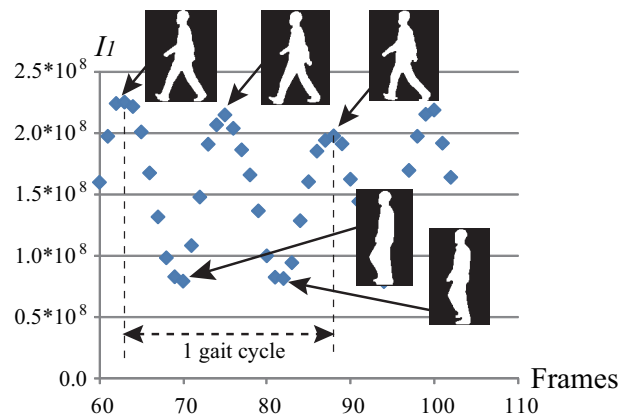


図2 一歩行周期中のアフィンモーメント不変量  $I_1$ .

### 2.3 各領域の重み付けと個人識別

本節では、分割領域ごとの歩行特徴の類似度に基づいた重みの計算と、その統合処理について説明する。まず各領域において、データベース中の人物のアフィンモーメント不変量および対象人物のアフィンモーメント不変量に対して白色化処理を行う。次に対象人物の歩行特徴とデータベース中の全ての人物の歩行特徴間の距離  $d_{n,s}^j$  を次の式で定義する。

$$d_{n,s}^j = \|wI_p^j - wI_{g_{n,s}}^j\| \quad (4)$$

ここで、 $wI_p^j$  と  $wI_{g_{n,s}}^j$  は対象人物とデータベース中の人物の白色化されたアフィンモーメント不変量を示す。また、 $n, s, j$  はそれぞれデータベース中の人物番号 ( $1 \leq n \leq N$ ,  $N$  はデータベース中の人物数)、データベース中の人物毎の歩行画像列の番号 ( $1 \leq s \leq S_n$ ,  $S_n$  はデータベース中の人物毎の歩行画像列数)、および分割領域の番号 ( $1 \leq j \leq J$ ) である。

領域分割とアフィンモーメント不変量を用いた従来手法 [7] では、各領域の距離の和に基づき個人識別を行う。しかし、例えば図 1 (b) に示すように対象人物が鞆を持つ場合、領域 3 の歩行特徴はデータベース中の歩行特徴と異なるため、従来手法では領域 3 の影響により識別率が低下する。この問題に対応するために、提案手法では、各領域においてデータベースに類似の特徴量が存在する場合、その領域の重みを大きくし、類似の特徴量が無い場合、見えの変化の影響が大きい領域とみなし、重みを小さくする。具体的には、以下の手順により各領域の歩行特徴の類似度に応じて、距離値  $d_{n,s}^j$  を修正する。まず各領域において、類似度が大きい領域の候補として、距離値が小さい順に  $K$  個の領域をデータベースから選択する。ここで、選択された領域が属する人物の、その他の領域も重みが大きいと考えられる。そこで、これらの領域が選択されていない場合、それらも選択データに追加する。次に、データベース中で選択されない領域に対しては、重みが小さいと考えられるため、距離値を上限值  $d_{max}$  に修正する。ただし  $d_{max}$  はデータベース中の距離値の最大である。以上の処理を、全ての領域において行う。最後に、各領域における距離値の和を  $D_{n,s} = \sum_{j=1}^J d_{n,s}^j$  により求め、 $k$ -nearest neighbor 法を識別器として用いて個人識別を行う。パラメータ  $J, K$  については、3 章において詳細に検討する。

### 2.4 提案手法の特徴

提案手法では、対象人物とデータベース中の歩行特徴の類似度に基づき、各領域の重みを計算することで、対象人物の服装がデータベース構築時と異なる場合でも、実験で示すように見えの変化に頑強な個人識別が可能となる。これにより、例えばシルエット画像中にノイズや欠損が生じる場合でも、これらの影響に頑強な個人識別が可能である。

## 3. 実 験

本章では、歩行画像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。実験には、Chinese Academy of Science の歩行画像データベース CASIA [12] を用いた。CASIA データベースは 124 名を対象としており、それぞれ次の 3 通りの見えの歩行画像データ、(i) 標準的な服装の場合 (CASIA-NM)、(ii) かばんを持った場合 (CASIA-BG)、(iii) 標準的な服装とは異なる服装の場合 (CASIA-CL) から構成されている。なお、これら 3 つの場合における各人毎の歩行画像データの数は、それぞれ 6 個、2 個、2 個である。また本実験では、歩行画像数が不足する人物 1 名を除いた、123 名分の歩行画像を用いた。

以下の実験では、まず CASIA-NM の歩行画像データから最初の 4 個を用いてデータベースを構築し、次に CASIA-NM の残りの 2 個の歩行画像データ、CASIA-BG の 2 個の歩行画像データ、および CASIA-CL の 2 個の歩行画像データを、それぞれ識別用データとして個人識別実験を行った。また、分割数が異なる領域の特徴を組み合わせ合わせた個人識別実験、及び従来手法との比較を行った。

### 3.1 CASIA-NM を用いた個人識別

まず一つ目の実験では、CASIA-NM に対して提案手法を適用して、個人識別を行った。ここで、識別器  $knn$  では  $k = 1$  とした。表 1 にパラメータ  $J, K$  に対する識別率の変化を示す。これから、 $J = 16$ 、また  $K = 10$  の場合、最も高い識別率の 95.5% を示すことがわかる。

また、従来手法の一つであるアフィンモーメント不変量を用いた手法 [7] を用いて、個人識別を行った。ここで、従来手法では 4 分割まで行っていたが、本実験では提案手法と同じ条件で分割を行った。その結果を表 2 に示す。これから、従来手法と比較して、提案手法は高い識別率で個人識別が可能であることがわかる。これは、CASIA データベースは図 3 に示すように欠損やノイズを含む歩行画像を含むため、従来手法を用いた場合、これらの影響を受けて識別率が低下する。これに対して提案手法では、これらの影響を受けていない、重みが大きい領域から抽出された特徴を用いて個人識別を行うため、従来手法と比較して高い識別率で個人識別が可能になると考えられる。



図 3 欠損を含む歩行画像の例。

表 1 提案手法による CASIA-NM の個人識別結果 [%].

K	J								
	2	4	6	8	10	12	14	16	18
1	61.8	82.5	80.5	84.6	87.8	85.4	86.2	83.7	82.9
2	67.9	85.0	87.4	89.4	91.5	91.5	89.4	89.0	87.8
3	69.5	86.6	91.5	91.1	91.5	92.3	93.1	91.9	91.9
4	72.0	87.4	91.9	92.3	93.1	92.3	92.3	92.3	93.5
5	72.4	85.8	91.1	93.1	92.7	93.1	93.1	93.9	93.5
6	74.0	87.4	91.1	93.9	93.1	93.9	93.5	93.5	94.3
7	76.0	87.8	90.2	92.7	93.5	93.5	94.3	93.1	94.7
8	76.0	88.2	91.1	92.3	93.1	94.3	93.1	93.1	94.3
9	76.4	89.4	91.9	91.9	93.5	94.7	93.1	93.5	93.5
10	76.0	89.0	92.7	92.3	93.5	95.1	93.1	<b>95.5</b>	93.9
11	76.0	88.2	91.9	91.9	93.1	94.7	92.3	94.7	93.5
12	75.2	88.2	90.7	91.9	93.9	94.3	91.9	94.3	94.7
13	75.2	88.2	90.7	91.5	93.1	94.3	93.1	95.1	94.3
14	74.4	87.4	91.9	91.5	93.5	94.3	93.9	94.7	93.9
15	74.8	87.0	92.3	90.7	94.7	93.5	93.5	93.5	93.5
16	74.8	86.6	92.7	90.7	93.5	93.5	93.9	93.1	93.5
17	75.6	87.4	92.7	91.1	93.9	93.1	93.1	93.9	94.3
18	76.4	87.4	93.1	90.7	93.5	93.1	92.3	94.3	93.9
19	76.4	87.8	93.5	90.7	93.9	93.1	92.3	93.9	93.5
20	76.0	88.2	93.5	91.1	93.1	93.9	92.7	94.7	93.5

表 2 従来手法による CASIA-NM の個人識別結果 [7] [%].

J								
2	4	6	8	10	12	14	16	18
77.6	87.8	86.2	87.4	84.6	85	83.7	79.7	79.7

### 3.2 CASIA-BG を用いた個人識別

次に, CASIA-BG に対して提案手法を適用して, 個人識別を行った. ただし, CASIA-BG に含まれる鞆の種類はハンドバッグ, ショルダーバッグ, バックパック, その他の4つに分類され, それぞれ 19 名, 85 名, 15 名, 4 名の対象人物から構成される. パラメータ  $J, K$  に対する識別率の変化を表 3 に示す. また, 3.1 節と同様に従来手法 [7] を用いて, 個人識別を行った. その結果を表 4 に示す. これより提案手法, 及び従来手法 [7] による最も高い識別率はそれぞれ 76.8%, 39.8% であり, 提案手法は従来手法と比較して高い識別率で個人識別可能であることがわかる.

また, CASIA-BG に含まれる鞆の種類毎の識別率を表 5 に示す. ここで, パラメータ  $J, K$  の値は CASIA-NM に対して最も高い識別率を示した  $J = 16, K = 10$  である.

表 4 従来手法 [7] による CASIA-BG の個人識別結果 [%].

J								
2	4	6	8	10	12	14	16	18
9.3	30.1	34.1	39.0	39.8	39.0	32.1	26.0	34.1

表 5 CASIA-BG の 4 分類における識別率 [%].

	The proposed method	The conventional method [7]
(i) handbag	57.9	21.1
(ii) shoulder bag	71.2	20.0
(iii) backpack	86.7	63.3
(iv) others	75.0	37.5
Total	71.1	26.0

### 3.3 CASIA-CL を用いた個人識別

最後に, CASIA-CL に対して提案手法を適用して, 個人識別を行った. ただし, CASIA-CL に含まれる衣服はフード付きコート, ロングコート, フード付きロングコート, ジャケット, フード付きジャケット, ダウンジャケット, フード付きダウンジャケット, フード付きロングダウンジャケットの 8 つに分類され, それぞれ 12 名, 12 名, 8 名, 35 名, 5 名, 31 名, 12 名, 8 名の対象人物から構成される. パラメータ  $J, K$  に対する識別率の変化をそれぞれ表 6 に示す. また, 3.1 節と同様に従来手法 [7] を用いて, 個人識別を行った. その結果を表 7 に示す. これより提案手法, 及び従来手法 [7] による最も高い識別率はそれぞれ 61.8%, 29.7% であり, 提案手法は従来手法と比較して高い識別率で個人識別可能であることがわかる.

また, CASIA-CL に含まれる鞆の種類毎の識別率を表 8 に示す. ここで, パラメータ  $J, K$  の値は CASIA-NM に対して最も高い識別率を示した  $J = 16, K = 10$  である.

表 3 提案手法による CASIA-BG の個人識別結果 [%].

K	J								
	2	4	6	8	10	12	14	16	18
1	14.2	41.5	45.9	43.1	56.1	56.9	50.0	52.4	46.7
2	14.6	45.9	51.2	55.7	64.6	62.6	57.3	61.4	60.6
3	14.6	50.4	56.1	59.8	68.3	63.8	63.8	65.0	65.9
4	14.2	50.8	55.7	63.4	70.7	64.2	65.4	68.3	68.7
5	14.6	50.4	56.9	63	71.5	67.9	67.1	69.1	68.3
6	14.6	53.3	58.5	63.8	74	68.3	70.3	73.6	66.7
7	15.0	53.3	56.5	63.8	74.4	68.3	71.1	73.6	65.9
8	13.8	52.8	55.7	64.2	75.6	68.3	72.4	72.0	68.3
9	14.2	52.4	56.9	63.4	76.4	70.7	70.7	70.3	68.7
10	13.4	51.6	60.6	63.4	75.2	72.4	69.9	71.1	69.5
11	13.4	52.4	62.2	63.4	<b>76.8</b>	72.8	68.7	70.7	69.5
12	12.6	52	59.8	61.8	<b>76.8</b>	72.4	70.3	72.0	69.9
13	12.6	51.2	59.3	60.2	74.8	72.0	71.1	72.0	71.1
14	11.0	48.8	59.8	59.8	73.6	71.1	71.1	71.5	69.5
15	10.6	48.8	59.8	58.1	72.0	71.5	71.1	71.1	69.1
16	10.6	48.8	58.5	54.9	70.7	69.9	71.1	72.4	68.7
17	10.6	48.0	57.7	56.1	69.9	71.1	69.9	72.4	69.9
18	10.2	48.0	57.7	58.1	70.3	72.4	69.9	69.9	69.5
19	10.2	48.0	57.3	57.3	71.1	71.1	69.5	69.5	70.3
20	9.8	48.0	55.7	57.3	71.1	73.2	69.9	68.7	67.9

表 6 提案手法による CASIA-CL の個人識別結果 [%].

K	J								
	2	4	6	8	10	12	14	16	18
1	4.5	9.3	20.3	38.2	39.8	42.3	45.1	43.9	38.6
2	4.5	10.2	26.0	44.3	44.3	50.8	50.0	50.0	48.4
3	4.5	12.2	29.3	50.8	47.6	51.2	52.8	54.1	54.5
4	4.9	12.6	32.5	49.2	44.7	55.3	56.5	55.3	56.5
5	4.9	12.2	32.9	50.0	44.3	53.3	57.3	56.9	56.1
6	4.9	11.0	31.7	48.8	45.1	52.0	57.7	56.9	56.1
7	4.9	12.6	30.9	48.8	46.3	49.6	58.5	56.1	57.7
8	5.3	12.2	29.7	47.2	46.3	51.6	60.2	58.9	55.7
9	5.3	12.2	28.9	46.3	44.7	52.0	<b>61.8</b>	56.9	55.3
10	5.7	11.8	28.5	48.8	45.1	52.4	<b>61.8</b>	57.7	57.3
11	5.3	12.6	28.5	50.4	44.3	52.4	60.6	56.5	56.1
12	5.3	13.0	26.8	47.6	44.3	52.0	58.1	55.3	54.1
13	5.7	12.6	26.4	47.6	42.7	53.3	54.5	55.3	56.5
14	5.7	12.2	26.8	46.7	41.5	51.6	53.3	54.1	56.1
15	5.7	12.2	27.6	45.1	40.7	52.4	52.8	52.8	56.1
16	5.3	11.4	26.8	44.7	39.0	52.4	53.3	54.5	54.9
17	5.7	10.6	25.6	44.3	40.2	51.2	54.5	54.5	54.5
18	6.1	10.2	25.6	43.9	39.0	50.8	55.3	53.3	53.7
19	6.5	10.6	25.6	43.1	38.6	50.8	54.9	52.4	52.4
20	6.5	11.4	24.8	41.1	37.0	50.0	53.7	52.4	52.0

表 7 従来手法 [7] による CASIA-CL の個人識別結果 [%].

J								
2	4	6	8	10	12	14	16	18
11.0	10.2	19.5	25.6	29.7	28.5	23.6	27.2	20.3

### 3.4 分割数の異なる領域を組み合わせた個人識別と従来手法との比較

最後に、これまでは分割数を固定して識別を行っていたが、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個人識別を行った。ここで、前節と同様に、まず CASIA-NM により、分割数の組み合わせ、およびパラ

表 8 CASIA-CL の 8 分類における識別率 [%].

	The proposed method	The conventional method [7]
(i) thin coat with a hood	54.2	16.7
(ii) coat	41.7	25.0
(iii) coat with a hood	37.5	25.0
(vi) jacket	67.1	40.0
(v) hooded jacket	80.0	50.0
(vi) down jacket	61.3	22.6
(vii) hooded down jacket	58.3	16.7
(viii) down coat with a hood	37.5	12.5
Total	57.7	27.2

メータ  $K$  の変化に伴う識別率の変化を調べた。これから、分割数 1, 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18 の合計 10 通りを組み合わせた領域に、提案手法を用いた場合の  $K$  に対する識別率の変化をそれぞれ表 9 に示す。次に、表 10 に提案手法で得られた識別率、およびこれまでに CASIA DB-B に対して最も高い識別率を示した GENI に基づく手法 [8] の識別率を示す。これから、提案手法は従来手法と比較して、見えの変化に頑強に個人識別できていることがわかる。

表 9 提案手法による分割領域組み合わせ実験結果 [%]

$K$	$J$		
	CASIA-NM	CASIA-BG	CASIA-CL
1	95.9	79.7	63.4
2	95.9	82.9	68.7
3	96.3	82.1	67.1
4	96.3	84.6	67.9
5	97.2	84.1	69.1
6	96.7	85.0	68.3
7	96.3	85.4	69.1
8	96.3	85.8	<b>71.5</b>
9	96.3	84.6	71.1
10	96.7	84.6	70.3
11	96.7	86.2	68.3
12	<b>97.6</b>	85.8	65.9
13	<b>97.6</b>	<b>86.6</b>	64.6
14	96.7	85.4	63.4
15	96.3	85.4	61.4
16	96.3	83.7	60.6
17	96.3	85.0	60.2
18	96.3	84.1	58.9
19	96.3	83.3	59.3
20	96.3	82.9	58.5

#### 4. ま と め

本論文では、対象人物の領域を複数の領域に分割して、対象人物とデータベース中の歩行特徴の類似度に基づき、

表 10 提案手法と見えに有効な手法 [8] との比較 [%].

	The proposed method	The conventional method [8]
CASIA-NM	97.6	100.0
CASIA-BG	86.6	78.3
CASIA-CL	64.6	44.0

各領域の重みを計算することで、対象人物がデータベース構築時と異なる服装の場合でも、見えの変化に頑強な個人識別手法を提案した。歩行画像データベース CASIA DB-B に対して提案手法を適用して、靴や着衣の変化により対象人物の見えが変化する場合でも、従来手法と比較して、高い識別率で個人識別可能であることを示した。本論文では、2.3 節で述べたように、重要度が高い領域の候補として類似度に基づき  $K$  個の領域を選択したが、今後はこのパラメータ  $K$  を用いない手法について検討を進める予定である。

#### 文 献

- [1] I. Bouchrika, and M. Nixon, "People Detection and Recognition using Gait for Automated Visual Surveillance," IEE Inter. Symp. Imaging for Crime Detection and Prevention, 2006.
- [2] D. Cunado, M. Nixon, and J. Carter, "Automatic Extraction and Description of Human Gait Models for Recognition Purposes," Computer Vision and Image Understanding, vol. 90, no. 1, pp.1-41, 2003.
- [3] C. Yam, M. Nixon, and J. Carter, "Automated person recognition by walking and running via model-based approaches," Pattern Recognition, vol. 37, no. 5, pp.1057-1072, 2004.
- [4] J. Han, and B. Bhanu, "Individual Recognition Using Gait Energy Image," IEEE Trans. PAMI, vol. 28, no. 2, pp. 316-322, 2006.
- [5] J. Acquah, M. Nixon, and J. Carter, "Automatic gait recognition by symmetry analysis," Pattern Recognition Letters, 24, pp.2175-2183, 2003.
- [6] K. Sugiura, Y. Makihara, and Y. Yagi, "Gait Identification based on Multi-view Observations using Omnidirectional Camera," Asian Conf. on Computer Vision, Vol.1, pp.452-461, 2007.
- [7] 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.
- [8] K. Bashir, T. Xiang, and S. Gong, "Gait recognition without subject cooperation," Pattern Recognition Letters, vol. 31, no. 13, pp. 2052-2060, 2010.
- [9] M.D. Hossain, Y. Makihara, J. Wang, and Y. Yagi, "Clothing-invariant gait identification using part-based clothing categorization and adaptive weight control," Pattern Recognition, vol. 43, no. 6, pp. 2281-2291, 2010.
- [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.
- [12] CASIA Gait Database, <http://www.sinobiometrics.com>.