

# 歩行者の見えの変化に頑強な個人識別

Robust person identification to appearance changes

内野 康司 (九大) 岩下 友美 (九大) 正 倉爪 亮 (九大)

Koji Uchino, Kyushu University, uchino@irvs.is.kyushu-u.ac.jp

Yumi IWASHITA, Kyushu University

Ryo KURAZUME, Kyushu University

This paper presents a novel method for gait-based person identification robust to changes in appearance. Gait is sensitive to appearance changes, such as variations of clothes and carrying conditions, so the correct classification rate is reduced in case target's appearance condition is different from that in the database. So we propose a new part-based person identification method, where the discrimination capability at each part is directly controlled based on gait features between gallery datasets and probe dataset. Experiments using a gait database CASIA show the effectiveness of the proposed method.

**Key Words:** Gait, person identification, affine moment invariants, local features

## 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、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。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) [1]、フーリエ変換 [2,3] やアフィンモーメント不変量 [4] 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が示されているが、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、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 [5]。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、対象人物とデータベース中の歩行特徴に基づき各領域の識別性能を推定することで、対象人物の服装や持ち物がデータベース構築時と異なる場合でも、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 [4]。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、特徴量の距離に応じて各領域の識別性能を評価する。

Step 5 各領域の特徴量を推定された識別性能に応じて組み合わせ、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、識別性能が高い領域 (Part1,2,4,5) の歩行特徴を用いることで、見えの変化に頑強な個人識別を実現する。

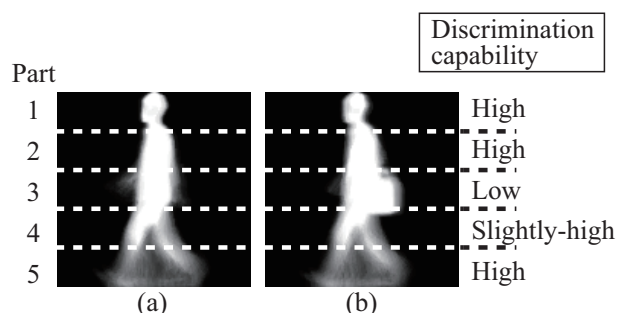


Fig.1 (a) An example of gallery datasets, (b) a probe dataset (carrying a shoulder bag).

### 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3個を示す [6, 7]．

$$\begin{aligned} I_1 &= \frac{1}{\mu_{00}^4} (\mu_{20}\mu_{02} - \mu_{11}^2) \\ I_2 &= \frac{1}{\mu_{00}^{10}} (\mu_{30}^2\mu_{03}^2 - 6\mu_{30}\mu_{21}\mu_{12}\mu_{03} + 4\mu_{30}\mu_{12}^3 + 4\mu_{03}\mu_{21}^3 \\ &\quad - 3\mu_{21}^2\mu_{12}^2) \\ I_3 &= \frac{1}{\mu_{00}^7} (\mu_{20}(\mu_{21}\mu_{03} - \mu_{12}^2) - \mu_{11}(\mu_{30}\mu_{03} - \mu_{21}\mu_{12}) \\ &\quad + \mu_{02}(\mu_{30}\mu_{12} - \mu_{21}^2)) \end{aligned} \quad (3)$$

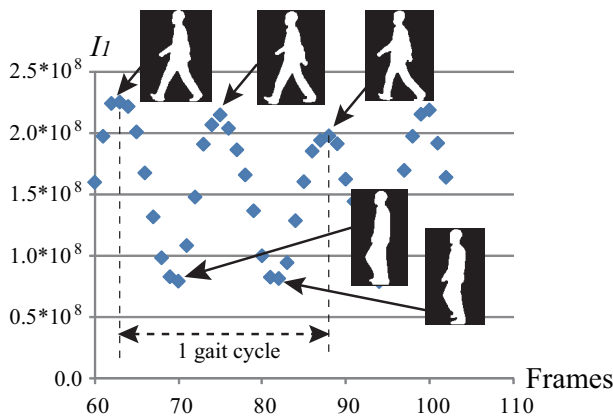


Fig.2 The first affine moment invariant  $I_1$  at each frame.

## 2.3 識別性能の推定と個人識別

本節では，分割領域の識別性能の推定法について説明する．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．

$$d_{n,s}^j = \|w I_p^j - w I_{g_{n,s}}^j\| \quad (4)$$

ここで， $w I_p^j$  と  $w I_{g_{n,s}}^j$  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 [4] 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，領域 3 の識別性能は低下する．そこで識別性能が高い領域の歩行特徴を用いて個人識別を行うために，以下の手順により各領域の識別性能を推定し，距離値  $d_{n,s}^j$  を修正する．まず各領域において，識別性能が高い領域の歩行特徴の候補として，距離値が小さい順に  $K$  個の特徴をデータベースから選択する．ここで，選択された特徴が属する人物の，その他の歩行画像列からの歩行特徴も，識別性能が高いと考えられる．そこで，それらの歩行特徴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歩行特徴に対しては，距離値を上限値  $d_{max}$  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に基づき，対象人物の各領域の識別性能を推定することで，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 [8] を用いた．CASIA データベースは 124 名を対象としており，それぞれ服装や持ち物の違う数種類の歩行画像データから構成されているが，本実験ではこのうち，(i) 標準的な服装の場合 (CASIA-NM) と (ii) かばんを持った場合 (CASIA-BG) の2種類の歩行画像データを用いた．なお，これら2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を，それぞれ識別用データとして個人識別実験を行った．

### 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．そこで，以下の実験では  $J = 16, K = 10$  を用いる．

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 [4] 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，識別性能が高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．



Fig.3 Examples of images with noise and holes.

Table 1 The correct classification rate with CASIA-NM by the proposed method [%].

K	J						
	6	8	10	12	14	16	18
1	80.5	84.6	87.8	85.4	86.2	83.7	82.9
2	87.4	89.4	91.5	91.5	89.4	89.0	87.8
3	91.5	91.1	91.5	92.3	93.1	91.9	91.9
4	91.9	92.3	93.1	92.3	92.3	92.3	93.5
5	91.1	93.1	92.7	93.1	93.1	93.9	93.5
6	91.1	93.9	93.1	93.9	93.5	93.5	94.3
7	90.2	92.7	93.5	93.5	94.3	93.1	94.7
8	91.1	92.3	93.1	94.3	93.1	93.1	94.3
9	91.9	91.9	93.5	94.7	93.1	93.5	93.5
10	92.7	92.3	93.5	95.1	93.1	<b>95.5</b>	93.9
11	91.9	91.9	93.1	94.7	92.3	94.7	93.5
12	90.7	91.9	93.9	94.3	91.9	94.3	94.7

Table 2 The correct classification rate with CASIA-NM by the conventional method [4] [%].

J						
6	8	10	12	14	16	18
86.2	87.4	84.6	85.0	83.7	79.7	79.7

### 3.2 CASIA-BG を用いた個人識別

次に，CASIA-BG の歩行画像をテストデータとして，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．それぞれの識別率および従来手法 [4] と比較した結果を表 3 に示す．これより提案手法，および従来手法 [4] による識別率はそれぞれ 71.1%，26.0% 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．

Table 3 The correct classification rate with CASIA-BG with respect to 4 groups [%].

	The proposed method	The conventional method [4]
(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

## 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に基づき，対象人物の各領域の識別性能を推定することで，対象人物がデータベース構築時と異なる服装や持ち物の場合でも，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 に対して提案手法を適用して，持ち物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が可能であることを確認した．今後は，CASIA に含まれる標準的な服装 (CASIA-NM) とは異なる服装の場合に対しても提案手法を適用して，個人識別実験を行う．また，分割数が異なる領域の特徴を組み合わせた個人識別実験を行う．

## 文献

- [1] J. Han, and B. Bhanu, "Individual Recognition Using Gait Energy Image," IEEE Trans. PAMI, vol. 28, no. 2, pp. 316-322, 2006.
- [2] J. Acquah, M. Nixon, and J. Carter, "Automatic gait recognition by symmetry analysis," Pattern Recognition Letters, 24, pp.2175-2183, 2003.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] J. Flusser, and T. Suk, "Pattern recognition by affine moment invariants," Pattern Recognition, vol.26, no.1, pp.167-174, 1993.
- [7] J. Flusser, T. Suk, and B. Zitova, "Moments and Moment Invariants in Pattern Recognition," Wiley & Sons Ltd., 2009.
- [8] CASIA Gait Database, <http://www.sinobiometrics.com>.