

見えの変化に頑強な歩容による個人識別

岩下 友美[†] 内野 康司^{††} 倉爪 亮[†]

[†]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

^{††}九州大学 電気情報工学科 〒819-0395 福岡市西区元岡 744

E-mail: [†]{yumi,kurazume}@ait.kyushu-u.ac.jp, ^{††}uchino@irvs.is.kyushu-u.ac.jp

あらまし 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、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。一般に、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、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。これに対し提案手法ではまず、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、特徴量の距離に応じて各領域の識別性能を推定する。その後、推定された識別性能に応じて各領域の特徴量を組み合わせ、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

Person identification robust to changes in appearance

Yumi IWASHITA[†], Koji UCHINO^{††}, and Ryo KURAZUME[†]

[†] Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University
Motooka 744, Nishi-ku, Fukuoka, 819-0395 Japan

^{††} Electrical Engineering and Computer Science, Kyushu University
Motooka 744, Nishi-ku, Fukuoka, 819-0395 Japan

E-mail: [†]{yumi,kurazume}@ait.kyushu-u.ac.jp, ^{††}uchino@irvs.is.kyushu-u.ac.jp

Abstract 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. To deal with this problem, a part-based gait identification method has been proposed. In this method the human body is divided into eight parts, and the discrimination capability of each part, which is trained with training datasets including various types of clothes, is controlled to correspond to different changes of clothes. However, the correct classification rate would be reduced in case target's clothes are not included in the training datasets. 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

ω ω

カメラにより得られた対象人物の歩行画像列から、対象人物の全身形状、および歩き方や腕の振り方などの動きに基づ

く歩行特徴を抽出して、個人識別を行う手法が提案されている [1]。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) [2]、フーリエ変換 [3] [4] やアフィンモーメント不変量 [5] 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が、対象人物の着衣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のエントロピーから定義される Gait Entropy Image(GEnI)を導入した、見えの変化に頑強な手法が提案されている [6]。この手法では、まず対象人物とデータベース中の全ての人物において、GEnIにより動きに基づく領域を推定し、次に対象人物とデータベース中のそれぞれの人物における共通領域を用いることで、見えの変化に不変な特徴の選択を実現している。しかし、例えばコートなど対象人物の大部分を覆う着衣の場合、共通領域が小さくなるため、識別性能が低下する。また、対象人物の領域を 8 つの領域に分割して、着衣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、対象人物の着衣の変化に頑強な個人識別手法が提案されている [7]。しかしこの手法では、着衣の変化に応じた識別性能を予め学習しているため、対象人物の着衣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、歩行画像を複数の領域に分割し、識別時に特徴量の比較から各領域の識別性能を推定することで、対象人物の着衣や持ち物がデータベース構築時と異なる場合でも頑健に個人識別を行う手法を提案する。

本論文の構成は以下の通りである。第 2 章では、まず 2 次元アフィンモーメント不変量に基づく歩行特徴の抽出、および対象人物領域の分割について述べる。また、各領域における識別性能の推定方法、および推定された識別性能に基づく個人識別について述べる。次に第 3 章では、歩行画像データベース CASIA 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。第 4 章はまとめと今後の予定である。

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 [5]。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着衣 (図 1 (a)) と異なる場合、見えの変化が少なく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。

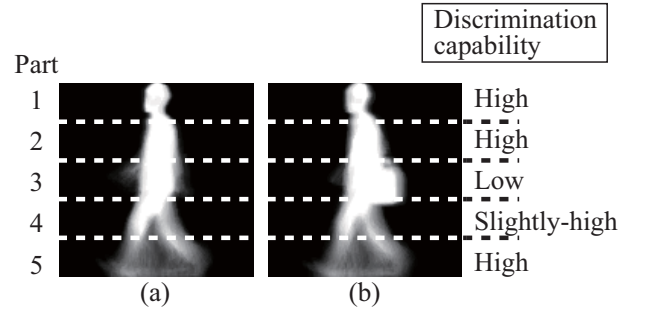


図 1 (a) データベース中の平均画像の一例, (b) テストデータ (ショルダーバッグ) の一例。

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 6 つを示す [8] [9]。

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

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

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

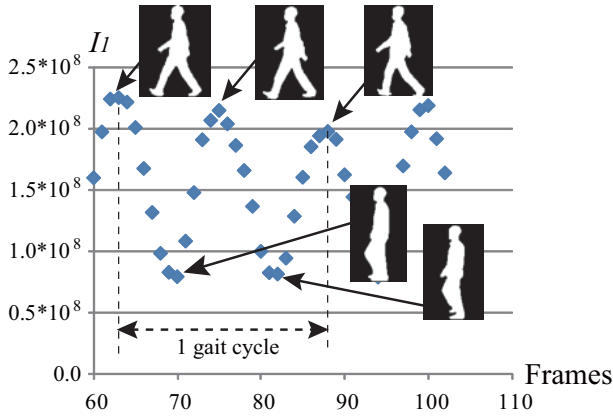


図2 一歩行周期中のアフィンモーメント不変量 I_1 .

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．

$$d_{n,s}^j = \|\mathbf{w}I_p^j - \mathbf{w}I_{g_{n,s}}^j\| \tag{4}$$

ここで、 $\mathbf{w}I_p^j$ と $\mathbf{w}I_{g_{n,s}}^j$ 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 [5] 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の差に基づき、対象人物の各領域の識別性能を推定する．これにより、対象人物の着衣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．さらに、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期待できる．

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 [10] 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) 標準的な着衣の場合 (CASIA-NM)、(ii) かばんを持った場合 (CASIA-BG)、(iii) 標準的な着衣とは異なる着衣の場合 (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 つ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．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 [5] を用いて個人識別を行った。ただし、従来手法では歩行画像を縦横に 4 分割して用いていたが、本実験では提案手法と同じ条件で分割を行った。従来手法の結果を表 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となると考えられる。



図 3 欠損を含む歩行画像の例。

Fig. 3 Examples of images with noise and holes.

表 1 提案手法による CASIA-NM の個人識別結果 [%].

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

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	95.5	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

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

表 2 従来手法による CASIA-NM の個人識別結果 [5] [%].

Table 2 The correct classification rate with CASIA-NM by the conventional method [5] [%].

J								
2	4	6	8	10	12	14	16	18
77.6	87.8	86.2	87.4	84.6	85.0	83.7	79.7	79.7

構成される。それぞれの識別率および従来手法 [5] 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 [5] 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。

表 3 CASIA-BG の 4 分類における識別率 [%].

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

	The proposed method	The conventional method [5]
(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 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-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。実験の結果得られた識別率を表 4 に示す。提案手法、および従来手法 [5] による個人識別結果は、それぞれ 57.7%、27.2% であった。

表 4 CASIA-CL の 8 分類における識別率 [%].

Table 4 The correct classification rate with CASIA-CL with respect to 9 groups [%].

	The proposed method	The conventional method [5]
(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

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 の合計 9 通りを組み合わせた領域、及び $K = 12$ を用いた場合に、最も高い識別率 97.6% を示した。次に、この条件で CASIA-BG, CASIA-CL に対して識別実験を行った。表 5 に提案手法で得られた識別率、および同じ CASIA データベースを用いて Gait Entropy Image(GEnI) により見えの変化に頑強に個人識別を行った手法 [6] 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、頑強に個人識別できていることがわかる。

表 5 提案手法と見えに有効な手法 [6] との比較 [%].

Table 5 Comaprison of the proposed method with the conventional method [6][%].

	The proposed method	The conventional method [6]
CASIA-NM	97.6	100.0
CASIA-BG	85.4	78.3
CASIA-CL	63.8	44.0

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着衣の場合でも、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、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。今後は、大阪大学の歩行画像データベース OU-ISIR Gait DataBase に対して提案手法を適用して、個人識別実験を行う。

文 献

- [1] M. Nixon, T. Tan, R. Chellappa, "Human Identification Based on Gait," Springer, 2006.
- [2] J. Han, and B. Bhanu, "Individual Recognition Using Gait Energy Image," IEEE Trans. PAMI, vol. 28, no. 2, pp. 316-322, 2006.
- [3] J. Acquah, M. Nixon, and J. Carter, "Automatic gait recognition by symmetry analysis," Pattern Recognition Letters, 24, pp.2175-2183, 2003.
- [4] 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.
- [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] K. Bashir, T. Xiang, and S. Gong, "Gait recognition without subject cooperation," Pattern Recognition Letters, vol.

31, no. 13, pp. 2052-2060, 2010.

- [7] 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.
- [8] J. Flusser, and T. Suk, "Pattern recognition by affine moment invariants," Pattern Recognition, vol.26, no.1, pp.167-174, 1993.
- [9] J. Flusser, T. Suk, and B. Zitova, "Moments and Moment Invariants in Pattern Recognition," Wiley & Sons Ltd., 2009.
- [10] CASIA Gait Database, <http://www.sinobiometrics.com>.

付 録

本研究の一部は、財団法人 栢森情報科学振興財団「着衣等の見えの変化に頑強な歩容による個人識別システムの開発」の助成を受けて行われました。