身体部位の特徴点と形状情報に基づく モデルベース歩容認証の検討*

井元大輔** 黒沢健至*** 土屋兼一*** 黒木健郎*** 秋葉教充*** 角田英俊***

Study on Model-Based Gait Recognition Based on Body Points and Local Shape Information

Daisuke IMOTO, Kenji KUROSAWA, Ken'ichi TSUCHIYA, Kenro KUROKI, Norimitsu AKIBA and Hidetoshi KAKUDA

Gait Recognition is recently evolving techniques by which we can recognize individuals by one's gait. There are two major approaches; silhouette-based and model-based. In Japan, a method based on GEI (Gait Energy Image), which is one of the silhouette-based approaches, is beginning to be used for forensic purposes. It is a problem, however, that person's silhouettes' variabilities due to conditions such as view angles, resolutions, frame-rates, and body regions used for analysis, and so on, sometimes lessen recognition reliability under the use of GEI method only. It is an urgent task to expand the ranges of application. In order to try to resolve the task, it could be valid to use several different approaches, including model-based ones. Previous studies of model-based methods can be divided in two types; manual and automated. However, it is a problem that manual methods require a person of special skills and experiences, and automated methods only can apply specific view condition, so it is required to develop finer model-based methods. Here, we proposed a novel model-based-like method based on feature points (resemble body joints) and local shape features around feature points. We examined error rates of the proposed method under various conditions of frame-rates, resolutions, and regions used in analysis, and compared them with those of GEI method. We found that the proposed method showed a little higher recognition rate than GEI one when captured from lateral direction and when upper body is used in analysis, and showed less dependency on low frame-rate conditions than GEI one when captured from lateral direction.

Key words: forensic science, gait recognition, model-based method, automated method

1. はじめに

歩容認証は、歩行者の歩き方や姿勢等の情報から個人を識別する技術である。歩容認証にはシルエットベース手法とモデルベース手法の2つのアプローチがある。シルエットベース手法は歩行者のシルエットの情報をを用いた手法であり^{1)~4)}、モデルベース手法は映像から抽出した歩行者の関節の位置や角度等の人体モデルの動きの情報をを用いた手法である^{5)~9)}。現在、科学捜査に応用され始めている手法として、シルエットベース手法の一つであるシルエットの平均画像 (Gait Energy Image, GEI) の比較に基づく識別手法がある³⁾⁴⁾ (以下、従来手法と呼ぶ)。シルエットベース手法は、映像が比較的低解像度の場合でも識別が可能であり、また、モデルベース手法で人体モデルの当てはめが困難な場合でも精度が高い分析が可能である等の利点がある¹⁰⁾。しかし、撮影角度や解像度、フレームレート、身体部位の隠蔽等の要因によりシルエットの見え方は大きく変わり、現状の歩容解析だけでは正確な分析ができない場合がある。さらに、実際の科学捜査では分析に用いる身体部位を比較可能な部位のみに限定しなければならない場合もある。これらの理由から、分析の適用範囲を拡大することが課題となっており、この課題の解決のためには、モデルベース手法等の現状と別のアプローチに基づく手法を併用することが有効だと考えられる。

一方、もう一つ、既存の歩容認証手法としてイギリス、オランダ等の海外の国々で応用例が報告されているのがモデルベース手法である。近年の防犯カメラの画質の向上、Kinect等の距離センサの普及に伴う姿勢検出技術の向上等の理由から、モデルベース手法は今後の発展が見込まれると考えられる。従来のモデルベース手法は自動手法^{5)~7)}と手動による手法⁸⁾⁹⁾があるが、イギリス、オランダ等の国々で実際の科学捜査への適用事例があるのは手動による方法である。これらには以下のような問題点が挙げられる。まず、手動による手法は、熟練した分析者による緻密な手作業が必要であり、熟練者でなければ分析ができないのが現状である。また、自動手法の場合は、そのほとんどが特定の撮影方向にのみ有効な手法であることが挙げられる。そこで本研究では、モデルベース手法の先行研究^{5)~9)}を参考にし、簡潔な自動手法によるモデルベース手法を目指し、その第一歩として、身体部位の特徴点とその近傍の形状情報に基づく個人識別手法を提案する (以下、「提案手法」あるいは「Proposed method」とする)。本研究では九州大学の歩行運動を撮影した公開データベース¹¹⁾を用いて提案手法の性能評価を行い、撮影角度に対する依存性や、解像度及びフレームレートの低下に対する頑健性、分析に用いる部位 (分析できる身体部位に限られる場合を想定) に対する依存性に関して、現在科学捜査の現場で実用され始めているGEIによる手法と比較し結果を考察した。

2. 提案手法

2.1 前処理

予め資料映像の歩行者画像からシルエット画像 (二値) を作

* 原稿受付 平成 28 年 5 月 9 日

掲載決定 平成 28 年 9 月 30 日

** 正会員 科学警察研究所 (千葉県柏市柏の葉 6-3-1)

*** 科学警察研究所

Table1 The explanation of feature points in Proposed method

Symbols of Coordinates	Explanation	Part of body
P_1, P_2, P_3	The central, far-left, far-right point of head	upper
P_4	The central point of neck	upper
P_5, P_6, P_7	The central, far-left, far-right point of shoulder	upper
P_8, P_9, P_{10}	The central, far-left, far-right point of chest	upper
P_{11}, P_{12}	The far-left, far-right point of stomach	upper
P_{13}, P_{14}	The far-left, far-right point from hip to shoulder	upper
P_{15}	The central point of pelvis	upper
P_{16}	The central point of hip	lower
P_{17}, P_{18}, P_{19}	The central, far-left, far-right point of thigh	lower
P_{20}, P_{21}	The point with 1/4, 3/4 length from far-left point of knee	lower
P_{22}, P_{23}	The far-left, far-right point of knee	lower
P_{24}, P_{25}	The point with 1/4, 3/4 length from far-left point of shin	lower
P_{26}, P_{27}	The far-left, far-right point of shin	lower

成する。次に、各フレームに対し、歩行者のシルエット画像を重心が中心にくるように位置合わせを行い、人物高さ H が 115pixel になるように bicubic 法で画像サイズを規格化して 88×128pixels にした。ただし、本論文では、人物高さ H は、画像の縦方向の最大値と最小値の差として定義した。 H は身長とは違い、歩行時の床面から頭頂点までの高さに相当するもので、実際には歩行時には上下変動するものである¹²⁾が、本論文では先行研究⁹⁾と同様にシルエットの規格化のために用いた。

2.2 特徴量の抽出

2.2.1 特徴点の抽出

次に、モデルベース手法の関節に相当する特徴点(Feature points)を、特定の高さあるいは高さ範囲における中点や左端、右端の点として定義した(図1)。特徴点の説明を表1に記す。基準高さは人間の身体部位が典型的にどの高さに当たるかという経験的な情報に基づいており、その値は従来のモデルベース手法のパラメータ⁹⁾を用いて設定した(頭、首、肩、胸、腹、腰、尻、腿、膝、脛に相当する高さで、上から順に 0.935 H , 0.870 H , 0.818 H , 0.715 H , 0.618 H , 0.520 H , 0.480 H , 0.383 H , 0.285 H , 0.130 H)。まず、輪郭上の点(特徴点2と3, 6と7, 9と10, 11と12, 18と19, 22と23, 26と27)を図に示す基準高さの左端および右端の点として定義した。次に、身体の内側の点(特徴点1, 4, 5, 8, 15, 16, 17)を図に示す基準高さの中点として定義した。さらに、足の点の特徴点20と21, 24と25はそれぞれ膝および脛の基準高さのシルエット部分の長さの左端及び右端から 1/4 の長さの点として定義した。最後に、特徴点13,14は、図に示す基準高さの範囲内の左端及び右端の点として定義した(これは特に横向きの撮影において腕の振りの指標となる)。このように求められた特徴点の座標を $P_1 \sim P_{27}$ とする。

2.2.2 形状特徴量の抽出

次に、特徴点近傍の身体部位の形状情報に相当する特徴量を抽出した。以下の式(1)で定義した $V_1 \sim V_{27}$ は、各々の特徴点 $P_1 \sim P_{27}$ の近傍の形状を特徴づける量(以下形状特徴量, Shape features)であり、特徴点近傍の領域内における特徴点からの距離で重み付けされたシルエットの平均座標への特徴点の座標を基準としたベクトルを意味する。 $A_{x,y,t}$ は時刻 t のシルエット画像であり、2.1節の手法により前処理を行ったものある。ただし、 x, y は画像上の座標であり、 x を画像の横方向、 y を画像の縦方向、式(1)の r_g は特徴点近傍の円形領域 Ω の半径を表す。例として、頭部の特徴点2及び前側に出た手の部分の特徴点13に関して、シルエット領域を白、身体の外側の領域を黒色で示す。

Fig.1 The method of extracting features in Proposed method

Fig.2 The method of calculating dissimilarity score t from timeseries of feature vectors $F_j(t)$

形状特徴量のベクトルを図1に示す。

$$V_j(t) = \left(\frac{\sum_{r \in \Omega_j} xw(r)I(r,t)}{\sum_{r \in \Omega_j} I(r,t)}, \frac{\sum_{r \in \Omega_j} yw(r)I(r,t)}{\sum_{r \in \Omega_j} I(r,t)} \right) - P_j \quad (1)$$

$$r = (x, y)$$

$$w(r) = \|r - P_j\|$$

$$\Omega_j = \{r | w(r) < r_g\}$$

ここで特徴点と形状特徴量をまとめて、特徴量 F_j を $\{F_1, F_2, \dots, F_{27}\} = \{P_1, P_2, \dots, P_{27}\}, \{F_{28}, F_{29}, \dots, F_{54} = V_1, V_2, \dots, V_{27}\}$ と定義する。 j は特徴量の組を表す番号($j=1 \sim 54$)である。以上の特徴量抽出手法を映像の各フレームに適用し、特徴量54組の時系列($F(t)$, t はフレーム番号)を得る。

2.3 相違度の算出

2.3.1 相違度ベクトルの算出

まず、比較する2つのシルエット映像のデータ m, n ($m \neq n$)を選び、2.2を適用し特徴量の時系列 $F(t)$ を得る。これら二つの時系列から相違度を示すスコアを算出する手順を図2に示す。データ m, n の特徴量の時系列から動的計画法(Dynamical Time Warping 法)により54個の相違度ベクトル $D(m, n)$ を求めた。Dynamical Time Warping 法は動的時間伸縮法とも呼ばれ、時系列データの類似度を算出する手法の一つである。

 Fig.3 The method of recognition from score t

 Fig.4 The method of calculating $P(S|t)$ (Explanation of Equation (1))

2.3.2 PLS 回帰による相違度ベクトルの次元圧縮

PLS 回帰を用いて、相違度ベクトルの次元圧縮を行った。PLS 回帰は、目標変数との相関を考慮した次元圧縮の回帰係数の学習手法である¹³⁾¹⁴⁾。学習データのシルエット映像のデータ m, n の全ての組み合わせについて、同一人 ($label=0$) か別人 ($label=1$) かを目的変数として、PLS 回帰により回帰係数を学習する (同時に単一値の相違度にあたるスコア t を得る)。ただし、PLS 回帰の次数は、統合されたスコア t の全ての学習データに基づく等誤り率 (Equal Error Rate) が最も低いものを選択し、学習の際には同一人のクラスと別人のクラスのデータ数を揃えて学習を行った。

識別フェーズでは、ここで得られた回帰係数をシルエット映像のデータ m', n' より得られた相違度ベクトル $D(m', n')$ に適用し、単一値の相違度にあたるスコア t を得る。

2.4 個人識別の方法

スコア t から個人識別を行う方法を説明する (図 3)。学習データの全てのスコア t を用い、カーネル密度推定法によって、同一人の場合のスコア t の確率密度関数 $P(t|S)$ 、別人の場合の確率密度関数 $P(t|D)$ を予め学習した。次に、識別フェーズでは、得られたスコア t の分布と。ただし、同一人である確率を $P(S)$ 、別人である確率を $P(D)$ として、事前確率を $P(S)=P(D)=0.5$ と仮定し、ベイズの定理 (Bayes' Theorem) を適用し、次の数式

$$P(S|t') = \frac{\int_0^\infty P(t''|S)dt'' \cdot P(S)}{\int_0^\infty P(t''|S)dt'' \cdot P(S) + \int_0^\infty P(t''|D)dt'' \cdot P(D)} \quad (2)$$

により同一人の歩容となる事後確率 $HS|t$ を計算した。ただし、 $\int_0^\infty P(t''|S)dt''$ の部分は同一人らしさを表す確率で、 $\int_0^\infty P(t''|D)dt''$ の

Fig.5 Regions of body used in analysis

部分は別人らしさを表す確率であり、それぞれ t を閾値とした場合の誤拒否率 (False Reject Rate, FRR) と誤受容率 (False Accept Rate, FAR) を表す (図 4)。 t が小さい場合、 $FAR < FRR$ となり、 $HS|t > 0.5$ 、すなわち同一人の確率が高いと判断され (図 4 a)、 t が大きい場合、 $FAR > FRR$ となり、 $HS|t < 0.5$ 、すなわち別人の確率が高いと判断される (図 4 c)。 $FAR \sim FRR$ となる t の場合 $HS|t \sim 0.5$ となり、同一人も別人とも判断がつかなくなる (図 4b)。このように定義された $HS|t$ の値は t' に関して単調増加関数となる性質がある。

3. 評価方法

3.1 従来手法の処理手順

提案手法の性能評価として、従来手法 (GEI を用いた手法) との比較を行ったため、その処理手順を説明する。前処理は 2.1 節と同様に行い、次に、以下の式に基づいて GEI を計算した³⁾。ただし、 x, y を画像上の座標として、 $I(x, y, t)$ は時刻 t のシルエット画像であり、2.1 節の手法により前処理を行ったものである。 T は映像の全フレーム数である。

$$GEI(x, y) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T I(x, y, t) \quad (3)$$

二つの GEI (G_m, G_n) の相違度 D_{GEI} は以下の式で計算した。ただし、 m, n はデータを表す番号で、 $m \neq n$ である。なお、この D_{GEI} は提案手法のスコア t に当たる。

$$D_{GEI}(m, n) = \frac{\sum_x \sum_y (G_m(x, y) - G_n(x, y))^2}{\sqrt{\sum_x \sum_y G_m(x, y)^2} \sqrt{\sum_x \sum_y G_n(x, y)^2}} \quad (4)$$

得られた GEI の相違度を用いて、ベイズの定理に基づいて同一人の歩容の確率を求める方法は提案手法と同様に行った (図 3, 4)。

3.2 用いたデータベース

歩行映像としては、九州大学の公開データベース¹⁵⁾を用いた。ただし、映像の画素数は 1032×776 、フレームレートは 25fps、レンズから被験者までの距離は 3.5m 程度である。全身が映っている時間の範囲を解析に用い、この歩行データ一つの中に 1~2 歩程度含まれる。データベースには 42 人分の歩行データから成り、1 人当たり 4 回の歩行が含まれる。

3.3 識別力の評価方法

識別率の評価は、学習データとテストデータの重複を避けるため、以下に述べる leave-one-out 法 (一個抜き交差検証) と類似の手法を用い、個人毎に誤り率を計算し、平均の誤り率を求め

た. 具体的な手順としては, スコア t の全ての組み合わせからある個人を含む組み合わせをテストデータ (同一人は $4C_2=6$ 組, 別人は $4^2 \times (42-1)=656$ 組) と定義し, その個人を含まない他の組全てを学習データ (同一人は 246 組で, 別人は 13120 組) と定義した (学習データからある 1 人を除去する). そして, 学習データを用いて 2.1~2.4 節に基づいて $F(t|S)$, $F(t|D)$ を学習し, これらをテストデータのすべての組み合わせに適用して同一人の歩容である確率 $F(S|t)$ を得る (図 2-4). 識別力の評価にあたっては, $F(S|t) > 0.5$ を同一人, $F(S|t) < 0.5$ の場合を別人と判断し, 正解と比較して正誤を判定し, 誤り率を求めた. 学習データから除去する個人を含むものを選んでいないため, 同一人全員分 (42 人) 実施した. 平均をとることで平均の誤り率と標準偏差を求めた.

3.4 検討内容

本研究では, 撮影角度, 分析に用いる部位, フレームレート, 解像度の 4 つの資料条件を評価した. 撮影角度は真横(90°), 斜め(45°), 正面(0°)の三種類を用い, 分析に用いる部位は全身, 上半身(Upper body), 下半身(Lower body)の三種類を検討した. 上半身は, 従来手法では GEI の上側 72pixels, 提案手法では特徴点 1~15 の 15 点とした. 下半身は, 従来手法では GEI の下側 56pixels, 特徴点 16~27 の 12 点を下半身とした (図 5). 解像度とフレームレートの条件については, 解像度は元々の解像度を基準として 1 倍, 1/3 倍, 1/6 倍, 1/10 倍の 4 通り, フレームレートは 25fps, 12.5fps, 8.3fps, 5fps の 4 通りについて, 頑健性の評価を行った.

4. 結 果

4.1 提案手法の特徴量の振る舞いについて

提案手法で抽出された特徴量の振る舞いを述べる. まず図 6a に, 各撮影角度について, 特徴点を青色で, 形状特徴量を赤の矢印で示した. ただし, 図 6a, b は, 1 番目の人物の 1 回目の歩行データを分析したものである. まず, 横方向(90°)では頭部や腕部では時間変化が少ないものの, 腕部や下半身では時間変化が大きく見られる. 斜め方向(45°)でも時間変化がやや小さくなるが傾向は同様である. 一方, 正面向き(0°)では下半身では多少の時間変化を示すが, 大半の部位で時間変化が少ない. さらに, 図 6b に一部の特征点について時間変化の様子をグラフに示す. 図 6b の左側には, 各撮影角度について, 頭部, 腕部, 足部の特徴点 P_2, P_{12}, P_{22} の x 成分 (画像の横方向) の時系列を, それぞれ青, 赤, 紫の色で示す. また, 図 6b の右側には, 頭部, 腕部, 足部の形状特徴量 V_2, V_{12}, V_{22} の軌道を同様に示す.

被験者全員(42 人)の平均を比較し, これらの傾向をまとめたものが, 図 6c である. 各人の歩行データの頭部, 腕部, 足部の特徴点 P_2, P_{12}, P_{22} の時系列のばらつきを標準偏差で評価し, 図 6c の左側に 42 人分の平均を棒グラフで (エラーバーは標準偏差) 示す. 同様に, 形状特徴量 V_2, V_{12}, V_{22} についても図 6c の右側に示した. この結果, 頭部については, 全ての撮影角度で時間変化が少ないものの, 真横(90°)及び斜め(45°)方向の撮影角度の場合は正面向き(0°)に比べて腕部や足部で時間変化が大きいことが分かる.

これらの傾向は, 様々な撮影角度で関節運動を詳細に調べたモデルベース手法の先行研究⁹⁾と合致することから, 提案手法の特徴点の運動は実際の関節運動に大まかに類似することが示唆される.

a. Typical dynamics of point features (blue, magenta) and shape features (red) of Proposed method. Points P_{13}, P_{14} are denoted as magenta, others as blue.

b. Representative time series of point features P_j (left) and representative trajectories of shape features V_j (right) of Proposed method

c. The average standard deviations of time series of point features P_j (left) and shape features V_j (right) of Proposed method

Fig.6 Typical dynamics of feature vectors of Proposed method

4.2 提案手法の識別力の評価

4.2.1 従来手法との比較

提案手法の識別力の評価にあたり, まず, 従来手法 (図では GEI と記す) との比較を行った. 図 7 に, 各条件における誤り

率の比較結果を示す。ただし、縦軸は誤り率であるから、値が小さいほど識別力が高い。図 7a に、各撮影条件についてフレームレートを変えた際の誤り率を示し、図 7b には解像度を変えた際の誤り率を示す。まず、元々の解像度、フレームレート（図の青色）の場合、従来手法も提案手法も誤り率が 5~6%程度であり、同程度の識別力を示すことが分かった。詳しく見ると、正面(0°)方向では従来手法の方が識別力がやや高く、真横(90°)及び斜め(45°)方向では提案手法の方が、識別力がやや高いことが分かる。4.1 節で、横方向(90°)からの撮影では腕部や下半身では時間変化が大きく見られたことを踏まえると、提案手法は従来手法よりも、時間変化の特徴づけに優れている可能性が示唆される。

4.2.2 低フレームレート及び低解像度に対する依存性の評価

次に、フレームレートの低下に対する依存性を詳しく述べる。まず、図 7a から、正面(0°)方向では従来手法も提案手法も若干の誤り率の増加が見られ、誤り率の値は若干従来手法のほうが低い。一方、真横(90°)及び斜め(45°)方向の撮影角度では、従来手法はフレームレートの低下に伴って誤り率が急増するが、提案手法はその増え方が緩やかである。特に、5fps の低フレームレートの条件では、従来手法では誤り率が 20%を超えるのに対し、提案手法では 11~13%程度に抑えられている。このことから、提案手法は低フレームレートの条件でも比較的頑健な手法であることが分かった。

次に、解像度の低下に対する依存性を見ると、図 7b から、まず、従来手法でも提案手法でも、誤り率の値は 10%以内に抑えられており、解像度の低下の影響はフレームレートの低下の影響よりも少ないことが分かる。具体的に見てみると、従来手法の場合正面(0°)方向で誤り率の若干の増加が見られ、提案手法は全ての撮影角度で同程度の誤り率の若干の増加が見られる。それに比べて、従来手法の真横(90°)及び斜め(45°)方向の撮影角度の場合は誤り率の増加がより緩やかである。元々の解像度（図の青色）の場合、提案手法の誤り率のほうが小さいことを踏まえると、真横(90°)及び斜め(45°)方向の撮影においては、低解像度の場合は従来手法を、解像度が良好の場合は提案手法を用いるのが良いと考えられる。

4.3 分析可能部位が限定される場合の識別力の評価

次に、分析できる部位が上半身のみ、あるいは下半身のみに限られる場合を想定して、全身を分析に用いたときと比べて誤り率がどのように変化するか調べた。

4.3.1 分析できる部位が限られる場合の識別力

図 8 に、上半身、下半身を分析した場合の従来手法と提案手法の誤り率を示す。全身、上半身、下半身をそれぞれ青、黄緑、赤で示した。まず、下半身のみを分析した場合（赤）は、全身を用いた場合（青）と比べて、従来手法でも提案手法でも全ての撮影角度において誤り率の増加が見られた。一方、上半身のみを分析した場合（黄緑）、従来手法では全ての撮影角度で誤り率の増加が見られるが、提案手法では真横(90°)及び正面(0°)方向の撮影で誤り率の増加が小さいことが見いだされた。このことから、上半身のみしか分析できない状況では提案手法を用いた方が良いと考えられる。しかし、斜め(45°)方向の撮影では誤り率の増加が見られる点がやや不自然であり、過学習の可能性が考えられた。今後より大規模なデータベースでの検証が必要である。

Fig.7 Comparison of dependency of error rates between GEI and Proposed method on various frame-rate conditions (a) and resolution conditions (b)

Fig.8 Comparison between dependency of error rates of GEI and Proposed method on three conditions of regions used in analysis

4.3.2 分析できる部位が限られる場合における低フレームレートに対する依存性

図 9 に、全身、上半身、下半身を分析した場合について、従来手法と提案手法の誤り率のフレームレートに対する依存性を示した。左側に従来手法、右側に提案手法を示し、上側から全身、上半身、下半身を分析した場合を示した。まず、上半身を用いた場合では、提案手法は全身を分析した場合と同様、緩やかな誤り率の増加が見られた。一方、従来手法では全身を分析した場合と比べて、8.3fps まで誤り率の増え方は緩やかであるが、8.3fps と 5fps の誤り率の落差が大きいが特徴である。次に、下半身を用いた場合では、正面向き(0°)の場合は提案手法のほうが誤り率の増加が大きいが、真横(90°)からの撮影角度では、すべてのフレームレートの条件において提案手法の誤り率の方が低いことが分かった。

これらの結果から、低フレームレートの場合は、正面向きの撮影(0°)で下半身しか分析できない場合は従来手法を用いることが望ましく、真横(90°)からの撮影条件、あるいは斜め(45°)方向の撮影で上半身を分析できる条件では、提案手法を用いることが望ましいと考えられた。

4.3.3 分析できる部位が限られる場合における低解像度に対する依存性

図 10 に、全身、上半身、下半身を分析した場合の、従来手法と提案手法の誤り率の解像度に対する依存性を示した。左側に従来手法、右側に提案手法を示し、上側から全身、上半身、下半身を分析した場合を示した。まず、上半身を用いた場合では、全身を分析した場合と同様で、従来手法も提案手法も誤り率の増加が少なく、誤り率の値も 10%以下である。強い違いを挙

げれば、真横(90°)からの撮影では提案手法の方が誤り率の値が低い。一方、下半身を用いた場合、真横(90°)及び斜め(45°)方向の撮影では、従来手法でも提案手法でも誤り率の増加が少なく、誤り率の値も同程度であるが、正面(0°)方向の撮影では、提案手法の方が誤り率の増加が大きいことが分かった。特に、1/10 倍の低解像度で下半身を分析した場合は、従来手法では誤り率が約 13%であるのに対し、提案手法では約 19%となった。

これらの結果から、低解像度の場合は、正面(0°)方向の撮影で下半身しか分析できない状況では従来手法を用いた方が良いと考えられた。

5. 考 察

4.1 節では、提案手法の特徴量の時間変化の特徴を比較した(図 6)。特徴点及び形状特徴量の時間変化の傾向が、関節運動を調べたモデルベース手法の先行研究⁹⁾と一致することが分かった。ただし、提案手法では、特徴量の抽出に用いた基準高さは従来のモデルベース手法のパラメータ⁶⁾を元に固定値を設定している。そのため、仮に標準体型から外れた人物の場合、目的の関節点とは異なる部位が特徴点として抽出されてしまうという問題がある。この問題に対して二つの方向性が考えられる。一つ目は、目的の関節点に合わせて基準高さを変更するという考え方で、この場合、人物の体型に合わせて適応的に設定する必要がある、その方法に関して今後の検討が必要である。二つ目は、固定値のまま(提案手法)で良いという考え方である。なぜなら、たとえ目的の関節点と異なる運動が抽出されたとしても、そのこと自体が個人の特徴と見なせるので、個人識別の目的にはこれで十分である可能性が考えられるからである。しかし、本当にこの考え方で問題ないかどうかは今後の課題としたい。さらに、提案手法の基準高さを定める上で参考にした先行研究は、欧米人に対して適用しているものであり、現時点では人種間の標準体型の違いまでは考慮できておらず、これについても今後の検討が必要である。

4.2 節では、真横(90°)、斜め(45°)、正面(0°)の3通りの撮影角度について、従来手法と提案手法の誤り率を比較した(図 7)。その結果、両者とも誤り率が5~6%程度であり、提案手法は従来手法と同程度の識別力を示すことが分かった。次に、提案手法と従来手法の誤り率のフレームレートの低下に対する依存性を調べ、提案手法は、真横(90°)及び斜め(45°)方向の撮影条件で、フレームレートの低下に対して頑健であることが分かった。このことから、提案手法は従来手法よりも、腕部や下半身の時間変化を捉えられていることが示唆された。解像度の低下に対する依存性も調べたところ、誤り率の値は10%以内に抑えられておりフレームレートの低下と比べると頑健性は高かった。強いと言えば、真横(90°)及び斜め(45°)方向の撮影においては、低解像度の場合は従来手法を、高解像度の場合は提案手法を用いるのが良いと考えられた。

4.3 節では、分析できる部位が限られる場合の識別力を調査した。上半身のみを分析した場合、従来手法では誤り率の増加が見られるが、提案手法では真横(90°)及び正面(0°)方向の撮影で誤り率の増加が小さいことが見いだされた(図 8)。低フレームレートの条件(図 9)では、正面向きの撮影(0°)で下半身しか分析できない場合は従来手法を用いることが望ましく、真横(90°)及び斜め(45°)方向の撮影で上半身を分析できる場合は提案手法のほうが望ましいことが分かった。この結果から、従来手法は容姿の情報を捉えるのに優れた手法で、提案手法は身体部位(特

Fig.9 Comparison between dependency of error rates of GEI and Proposed method on various frame-rate condition under three conditions of regions used in analysis

Fig.10 Comparison between dependency of error rates of GEI and Proposed method on various resolution condition under three conditions of regions used in analysis

に上半身)の時間変化を捉えるのに優れた手法である可能性が示唆された。最後に、低解像度の条件(図 10)では、正面(0°)方向の撮影で下半身しか分析できない状況では従来手法を用いた方が良いことが分かった。

以上、従来手法と提案手法に関して、様々な解像度、フレームレート、及び分析に用いる部位に対する誤り率を比較した結果、両手法が資料条件に対して異なる性質を持っていることが分かった。その理由について考察すると、真横や斜め方向の撮影条件(90°, 45°)で提案手法の特徴量が腕部や足部で時間変化が大きいこと、従来手法は正面向きの撮影条件(0°)で優れていること等を踏まえると、従来手法が姿勢(歩容の「容」)の特徴づけに優れているのに対し、提案手法はダイナミックな姿勢の変化(歩容の「歩」)の特徴付けに優れていると推察できるが、これについては今後の評価・検討が必要である。本研究の結果

を元に資料条件に応じて適切な手法を選択すれば、従来手法のみでは信頼性の高い分析ができなかった資料条件に対しても、信頼性の高い分析ができる可能性がある。本研究の調査で、資料条件毎の両手法の信頼性の傾向は明らかとなったが、従来手法と提案手法をどのように統合して識別に用いるかは今後の課題である。また、本研究の結果は42人規模のデータベースで調べた結果であり、さらに一部の結果は過学習の可能性も考えられることから、より大規模なデータベースでの検証が必要である。

6. 結 論

本研究では、次のような結果を得た。

- (1) モデルベース手法を参考に、身体部位の特徴点と形状情報に基づく個人識別手法を提案した。
- (2) 提案手法は自動処理による手法であり、従来のモデルベース手法と違い、熟練者による分析を要しない。
- (3) 提案手法は、科学捜査で実用され始めているGEIによる手法と比較して、真横(90°)及び斜め(45°)方向の撮影条件で、フレームレートの低下に対して頑健であることが明らかとなった。

謝 辞

本研究は、JSPS 科研費 15H06874 の助成を受けた。

参 考 文 献

- 1) Y. Makihara et al.: Gait Recognition Using a View Transformation in the Frequency Domain, ECCV, **3** (2006) 151.
- 2) Y. Makihara et al.: The OU-ISIR Gait Database Comprising the Treadmill Dataset, IPSJ, **4**, (2012) 53.
- 3) J. Han et al.: Individual Recognition Using Gait Energy Image, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., **28**, 2,(2006) 316
- 4) 岩間 晴之他: 犯罪捜査支援のための歩容に基づく人物鑑定システム, CVIM, **186**, 3 (2013) 1.
- 5) I. Bouchrika et al.: On Using Gait in Forensic Biometrics, J Forensic Sci, **56**, 4, (2011) 882.
- 6) J-H. Yoo et al.: Automated Markerless Analysis of Human Gait Motion for Recognition and Classification, ETRI Journal, **33**, 2 (2011) 259.
- 7) M. Goffredo et al.: Self-Calibrating View-Invariant Gait Biometrics, IEEE Trans. Syst. Man Cybern B Cybern., **40**, 4, (2010) 997
- 8) P. K. Larsen et al.: Gait Analysis in Forensic Medicine, Journal of Forensic Science, **53**, (2008) 1149.
- 9) S. X.M. Yang et al.: Variability and Similarity of Gait as Evaluated by Joint Angles: Implications of Forensic Gait Analysis, Journal of Forensic Science, **59**, (2014) 494.
- 10) 岩下 友美: アフィンモーメント不変量を用いた歩行者の個人識別, 電子情報通信学会技術研究報告, **109**, 471 (2007) 79.
- 11) Y. Iwashita et al.: Person identification from spatio-temporal 3D gait, Int. Conf. EST, (2010) 30.
- 12) 宮崎 靖之: 歩行・走行中の人物の身長推定手法, 日本法科学技術学会誌, (2007) 124.
- 13) H. Wold et al.: Soft modeling by latent variables: the nonlinear iterative partial least squares approach, Perspectives in Probability and Statistics, 1975
- 14) 堀田 一弘: 機械学習の基礎とコンピュータビジョン応用～多変量解析・SVM・Deep Learning～, SSII2014 チュートリアル, 2014