

歩容認証のための速度変化に応じたシルエット変換

辻 顯[†] 榎原 靖[†] 八木 康史[†]

[†] 大阪大学 産業科学研究所

〒 567-0047 大阪府茨木市美穂ヶ丘 8-1

E-mail: †{a-tuji,makihara,yagi}@am.sanken.osaka-u.ac.jp

あらまし 近年、遠方の人物が認証可能な歩容認証が注目されている。歩容認証には歩行速度の変化に応じた歩容特徴量の変化という問題点がある。そこで本研究では速度変化に応じて、ある速度の歩容シルエット列を異なる速度のシルエット列に変換する手法を提案する。本手法は、まず人物モデルを用いて歩容シルエット列から静的特徴量と動的特徴量を分離する。次に、あらかじめ複数被験者における複数速度の動的特徴量を学習して、速度変換モデルを生成し、参照速度から異なる速度の動的特徴量に変換する。最後に、分離した静的特徴量および変換した動的特徴量を用いてシルエット列を復元する。また周波数領域特徴による個人認証実験により本手法の有効性を確認した。

キーワード 歩容認証, 歩行速度, シルエット変換, モデルフィッティング, 因子分解法

Silhouette Transformation based on Walking Speed for Gait Identification

Akira TSUJI[†], Yasushi MAKIHARA[†], and Yasushi YAGI[†]

[†] The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University

8-1 Mihogaoka, Ibaraki, Osaka, 567-0047, Japan

E-mail: †{a-tuji,makihara,yagi}@am.sanken.osaka-u.ac.jp

Abstract We propose a method of gait silhouette transformation from one speed to another to cope with walking speed changes in gait identification. Firstly, static and dynamic features are divided from gait silhouettes using a human model. Secondly, a speed transformation model is created using a training set of dynamic features for multiple persons on multiple speeds. This model can transform dynamic features from a reference speed to another arbitrary speed. Finally, silhouettes are restored by combining the divided static features and the transformed dynamic features. Evaluation by gait identification using frequency-domain features shows the effectiveness of the proposed method.

Key words gait identification, walking speed, silhouette transformation, model fitting, factorization method

1. はじめに

近年、人の歩き方に含まれる個性を利用した個人認証手法である歩容認証が注目されている。歩容認証は指紋や顔画像などを利用したバイオメトリクス認証とは異なり、カメラから遠方の人物を認証可能であるため、遠方監視への応用が期待されている。

現在、歩容認証は大きく分けて二種類の手法が研究されている。入力画像に対して人物モデルを当てはめ、歩容特徴を抽出するモデルベースの手法 [1] ~ [4] と入力画像を直接解析し特徴を抽出するアピアランススペースの手法 [5] ~ [9] である。ただし、これらの認証手法の多くは同一人物の歩容が同一速度であるという仮定をして認証を行っている。しかし実環境では、人は状況に応じて

様々な速度で歩くため、同一速度間において認証できるとは限らない。一般に歩行同士では主に歩幅や腕の振り幅が変化し、歩行と走行では腕の振り方、足の運び方、そして体の姿勢が大きく変化するなど、速度変化による歩容特徴変化は大きいと言える。そこで、実応用に当たり、予め様々な速度の歩容データを収集することが考えられるが、事件の容疑者を照合する場合のように収集が困難な場合もある。そのため速度に応じた歩容特徴の変換や速度に不変な歩容特徴を抽出するといった速度に不変な歩容認証を実現する必要がある。

歩容の速度変化に関する既存研究として、Sandhitsuら [10] は脚の関節角を利用して歩行、走行、ジョギング、および跛行を識別している。Zongyiら [11] は、隠れマルコフモデルにより生成した汎用歩行モデルを用

いて、時間に関して正規化した歩容特徴量を提案している．そしてこの特徴を用いて、CMU Motion of Body (MoBo) [12] のデータセット中の異なる 2 種類の速度における歩容の認証実験を行っている．このデータは遅い歩行が被験者に応じた速度で平均 3.3 km/h、速い歩行は平均 4.5 km/h である．二種類の速度のみが対象であるので、より速度差が大きく、また多くの速度で認証実験を行う必要がある．また Rawesak ら [13] は歩容における両足を前後に最も開いた姿勢に着目し、シルエットに対して歩幅を速度に応じて修正して速度の影響を抑える手法を提案している．ただ、Rawesak らの手法は歩容特徴として、五つの姿勢のみを利用しており、歩容全体の特徴を有効に利用した手法とは言えない．一方異なる条件下の歩容認証を扱った手法として、因子分解法で扱う研究がある．ただし、方向変化は見え方の変化なのに対して、速度変化は動きの変化である．そのため、アピランスに対する因子分解法では、体形や姿勢といった見え方に大きく影響を持つ要因に、影響を受けて正しく動き情報のみを変換できない．

そこで本論文では、ある速度における歩容シルエット列を異なる速度の歩容シルエット列に変換する手法として、動き情報を抽出し、その領域に対して因子分解法を適用する．ここで、動的特徴量を関節角の時間変化、静的特徴量を手足の形状（長さおよび太さ）と定義する．まず入力となる歩容シルエット列に対して、人物モデルをフィッティングして、動的特徴量と静的特徴量に分離する．次に、あらかじめ複数速度における複数被験者の動的特徴量を学習セットとし、因子分解法によって速度変換モデルを生成する．この変換モデルにより、ある速度における動的特徴量を異なる速度の動的特徴量へ変換する．最後に変換後の動的特徴量と分離した静的特徴量および四肢を除いたシルエットを用いて、異なる速度の歩容シルエットを復元する．速度によっては走行も考慮する必要があるが、本論文では走行を除いた歩行間の特徴変換を対象とする．

本手法の歩容認証における利点として、最終的に人物モデルよりも多くの歩容情報を持つシルエットに復元する点がある．そのため、シルエットを基にした周波数領域特徴 [14] や Frieze Patterns [6] など様々な歩容認証手法に応用できる．

本論文ではまず 2. 節において収集した速度変化を伴う歩容データセットおよび提案手法の入力となる歩容シルエット列の作成法について述べる．また 3. 節で提案する歩容シルエットの変換手法について説明する．そして 4. 節で本手法の有効性を評価実験によって示し、5. 節で本論文をまとめる．

2. 歩容シルエット列の作成

2.1 歩容データセット

歩容データは、歩行器上を歩く被験者を進行方向左側



(a) 歩行 (b) 走行

図 1 撮影画像



(a) 歩行 (b) 走行

図 2 歩容シルエット

から撮影した．この歩行器の速度を変えて、1 km/h 間隔で 2 km/h から 10 km/h までの歩容を 2 回ずつ撮影した．被験者数は 49 人で、男性が 33 人、女性が 16 人である．撮影時間は速度ごとに異なるが、いずれの速度においても 3 周期以上の歩容データが撮影されている．使用したカメラの画像サイズは、640 pixel × 480 pixel で、フレームレートが 60 fps (frame per second) である．

ここで歩行器の速度が速くなると歩行から走行に変化するが、走行開始速度は被験者ごとに異なる．この走行開始速度とその人数を表 1 に示す．同じ被験者の走行開始速度は撮影した 2 回のデータで同じである．図 1 に歩行と走行における撮影画像を示す．

表 1 走行開始速度と人数

速度	人数 (合計)	男性	女性
5 km/h 以下	0	0	0
6 km/h	3	1	2
7 km/h	9	4	5
8 km/h	34	26	8
9 km/h	3	2	1
10 km/h	0	0	0

2.2 歩容シルエットの抽出法

撮影した画像列に対して背景画像との差分処理を行い、画像から人物領域を抽出する．入力画像には被験者以外の人物は撮影されていないため、差分の最大領域が人物領域に当たる．自動処理で不十分な場合は個別に手動で領域を抽出する．次に抽出した人物領域をアスペクト比を保ちつつ高さに関して正規化し、位置合わせを行い歩容シルエット列 (GSV: Gait Silhouette Volume) を生成する．図 2 に正規化した歩容シルエットを歩行と走行の場合ごとに示す．

また本手法では歩容を周期運動として扱う．このときの 1 周期にあたる時間が歩行周期である．歩行周期 N_{gait} は GSV に対する時間方向の正規化自己相関から計算できる．

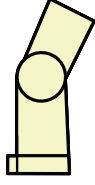


図 3 人の下半身を表現する台形モデル

3. 歩容シルエットの速度変換

3.1 シルエット変換の概要

速度 S_{src} から異なる速度 S_{trg} への歩容シルエット変換は以下の三段階からなる。

(1) S_{src} における歩容シルエットに人型モデルのフィッティングを行い、動的特徴量と静的特徴量を分離

(2) 分離した動的特徴量を速度変換モデルを用いて S_{trg} における動的特徴量へ変換

(3) 変換後の動的特徴量と変換前の S_{src} における静的特徴量および上半身のシルエットを用いて、 S_{trg} における歩容シルエットを復元

ここで本論文では動的特徴量の中で、速度変化に最も影響を与える足の運びに焦点を当て、上記の変換を行う。これは、速度が距離に当たる歩幅に比例し、時間に当たる歩行周期に反比例するため、歩幅が速度の変化に大きく影響するためである。

以降で、各段階の実現方法を説明する。

3.2 台形モデルフィッティングを用いた動的特徴量と静的特徴量の分離

まずシルエット変換の第一段階である歩容シルエットから動的特徴量と静的特徴量を分離する方法について述べる。人体へのモデルフィッティングについては数多くの研究がなされている [15] [16]。本研究で主に対象とするのは足の運び方であり、それを変換する場合に必要な動的特徴量は、右足、左足の腰における大腿部の角度と膝における脛の関節角度である。よって、3次元上での一般円筒リンクモデルを2次元に投影した台形リンクのモデルをそれぞれの脚にフィッティングすることで、関節角度と静的特徴量を分離する。

3.2.1 台形モデルの構成

台形モデルは4個の図形から構成される。これらは大腿部と脛を表現する2個の台形、つま先を表す長方形および膝を表現する円であり、図3のようになる。ここで、長方形の大きさは脛の長さに応じて変化し、また脛の中線と直角となる。

台形モデルは、時間依存の変数と時間非依存の変数を用いて表現される。時間依存の変数は、フレーム t における腰の座標値 W^t と大腿部における関節角 $\theta_{L_{up}}^t$ および脛における関節角 $\theta_{L_{low}}^t$ である。ある時間における変数の個数は腰の座標値である2個と、関節角2個で計4個である。腰の座標値は右足と左足で別である。その

ため歩容シルエットのフレーム数を N_{img} とすると、一本の脚に対する時間依存の変数は $4N_{img}$ 個である。一方、時間非依存の変数とは台形モデルの図形の大きさであり、2個の台形の大きさである上底と下底および高さになる。大腿部を表す台形の下底と脛を表す台形の上底はともに膝を表現するため、同じ長さである。また同様に膝を表す円の直径も上記の長さと同じである。そのため一本の脚に対する時間非依存の変数は、大腿部における台形の上底と高さ、そして膝の幅、および脛における台形の下底と高さの計5個となる。つまりこのモデルは $8N_{img} + 10$ 個の変数で表現できる。

関節角は進行方向の後方から左回りに座標をとる。原点は各関節で、 $\theta_{L_{up}}^t$ では腰であり、 $\theta_{L_{low}}^t$ では膝である。

3.2.2 モデルフィッティングにおける拘束条件

台形モデルのフィッティングに当たり、より自然な歩容を表現するように4個の制約条件 (C.1-C.4) と1個の絶対条件 (A.1) をこのモデルに定義する。

C.1 時間軸方向に関して、腰の位置の変化が滑らか

C.2 時間軸方向に関して、各関節の角速度の変化が滑らか

C.3 モデルの領域内にシルエットでない空白点が少ない

C.4 モデルの領域外にシルエットの点が少ない

A.1 脚の角度が不自然でない：大腿部の角度より脛の角度のほうが小さい

これらの条件を実現するために、式(1)のように評価関数 S を定義する。そしてこの評価関数 S を最急降下法を用いて最小化し、台形モデルのフィッティングを行う。

$$S = \sum_t \left\{ \sum_{l \in \{left, right\}} S_{leg}(l, t) + w_{out} C_{out}(t) \right\} \quad (1)$$

$$S_{leg}(L, t) = w_{waist} D(W_L^{t+1}, W_L^t) + \sum_{l \in \{L_{up}, L_{low}\}} \left\{ w_{angle} A(\theta_l, t) + w_{in}^l C_{in}(l, t) \right\} + R(\theta_{L_{up}}^t, \theta_{L_{low}}^t) \quad (2)$$

$$A(\theta_l, t) = \left((\theta_l^{t+1} - \theta_l^t) - (\theta_l^t - \theta_l^{t-1}) \right)^2 \quad (3)$$

ここで、 w はそれぞれの制約条件に対する重みである。関数 $D(A, B)$ は2点 A, B のユークリッド距離を表す。関数 $C_{in}(l, t)$ はフレーム t において脚 l を表現している領域に含まれるシルエットでない空白点の個数である。ただし L_{up} は大腿部を、 L_{low} は脛、膝およびつま先を意味する。関数 $C_{out}(t)$ はフレーム t において台形モデルの領域外に存在するシルエット点の個数である。関数 $R(\theta, \phi)$ は、 ϕ が θ より大きい場合、評価関数 S を十分大きくする値となり、それ以外の場合は0となる関数である。

本手法を用いて歩容シルエットに対するモデルフィッティングを行った結果を図4に示す。

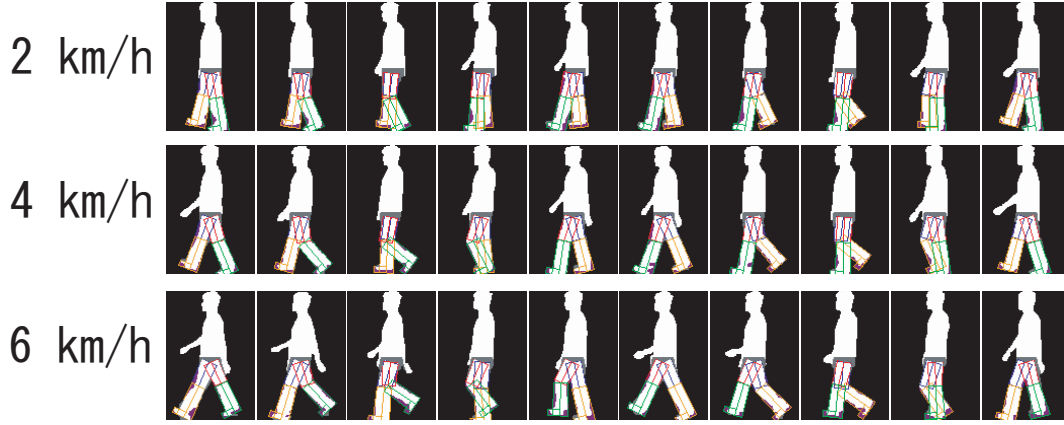


図4 フィッティング結果

3.3 速度変化に対する関節角変換

次に、シルエット変換の第二段階である抽出した関節角の変換方法について説明する。

3.3.1 変換する特徴量の正規化

本手法では台形モデルのフィッティングにより抽出した角度列を因子分解法を利用して変換する。そのために角度列を時間に関して正規化する。これは変換に当たり、特徴量の要素数を等しくするためである。歩容は周期運動であるため角度列を歩行周期によって正規化する。また変換に当たり、角度列の最初の姿勢が同じになるように位相についても正規化を行う。歩行周期 N_{nrm} で正規化した場合、特徴量の次元 N_{dim} は $4N_{nrm}$ となる。ここで、最初と最後の数フレームは滑らかさの拘束が前後いずれかの片側しか働かないため、誤ったフィッティング結果になることがある。安全のため、前後数フレームは変換に用いる正規化特徴量からは省く。

以降ではこの正規化処理を行った角度列を特徴量として扱う。

3.3.2 因子分解法による速度変換

特徴量の変換は因子分解法を用いた学習ベースの手法により行う。この手法では変換にあたって、複数人の複数速度における特徴量を用いて速度変換モデルを生成する。この変換モデルは学習に利用した速度間で、学習者以外の特徴に関しても変換が可能である。

ここで、学習する複数速度における特徴量とは、歩行周期と歩幅を個別に変化させたものである。一般に、人は速度が変化した場合、歩行周期と歩幅を調節することで対応する。そのため、速度変化を学習するためには、歩行周期と歩幅のさまざまな組み合わせのデータを学習する必要がある。ただし、十分な学習データが存在しない場合は歩幅もしくは歩行周期のどちらか一方を基準とした変換モデルが必要である。本論文では歩幅を基準とした変換モデルを生成する。これは歩容認証では周波数領域特徴のように、歩行周期に関して正規化する特徴が多く存在し、そのような特徴量を使用する場合は、速度による変化として歩幅の違いが重要となるからである。

この場合、変換モデル生成の定式化は以下のような

る。 i 番目の歩幅 L_i における m 番目の被験者の特徴量を $\mathbf{a}_{L_i}^m$ とする。 $\mathbf{a}_{L_i}^m$ は歩行周期で正規化した N_{dim} 次元の列ベクトルである。ここで、 M 人に関する I 個の歩幅における特徴量を学習データセットとして与える場合を考える。学習データから、各行に同じ歩幅の特徴が、各列に同じ人物の特徴が並ぶように行列を生成する。そしてこの行列を特異値分解 (SVD: Singular Value Decomposition) により式 (4) のように分解する。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{a}_{L_1}^1 & \cdots & \mathbf{a}_{L_1}^M \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{a}_{L_I}^1 & \cdots & \mathbf{a}_{L_I}^M \end{bmatrix} = USV^T = \begin{bmatrix} P_{L_1} \\ \vdots \\ P_{L_I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{v}^1 & \cdots & \mathbf{v}^M \end{bmatrix} \quad (4)$$

ここで、 U は $IN_{dim} \times M$ の直交行列、 V は $M \times M$ の直交行列、そして S は $M \times M$ で特異値を並べた対角行列である。 P_{L_i} は $N_{dim} \times M$ で行列 US の部分行列で、 $N_{dim} \times i + 1$ 行から $N_{dim} \times (i + 1)$ 行にあたる。そして \mathbf{v}^m は M 次元の列ベクトルで、 V の m 列目にあたる。

ベクトル \mathbf{v}^m は歩幅に関して独立な m 番目の被験者に固有な特徴である。また部分行列 P_{L_i} は被験者に関して独立で、被験者固有の特徴 \mathbf{v} を歩幅 L_i における特徴量 \mathbf{a}_{L_i} に射影する行列であり、式 (5) が成り立つ。

$$\mathbf{a}_{L_i}^m = P_{L_i} \mathbf{v}^m \quad (5)$$

そして式 (5) から擬逆行列 $P_{L_i}^+$ を用いて被験者固有の特徴 \mathbf{v} を取得できる。

$$\hat{\mathbf{v}}^m = P_{L_i}^+ \mathbf{a}_{L_i}^m \quad (6)$$

よって、ある速度の歩幅 L_{src} から異なる速度の歩幅 L_{trg} への特徴変換は式 (7) のようになる。

$$\hat{\mathbf{a}}_{L_{trg}}^m = P_{L_{trg}} P_{L_{src}}^+ \mathbf{a}_{L_{src}}^m \quad (7)$$

SVD で分解する行列における歩幅の長さは台形モデルのフィッティング結果を用いて求める。脛を表現する台形の下底の中間点間の距離を歩幅とする。データで得られる歩幅は離散的であり、例えば 2.1 節のデータセットのように 9 種類の速度を撮影しても、被験者一人あたり

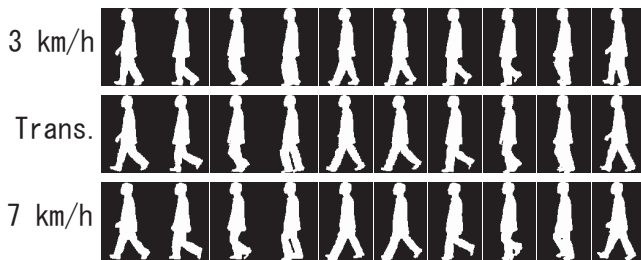


図5 シルエット変換の結果: 3 km/h から 7 km/h にシルエット変換

たかだか9個である．そのため変換モデルを作成するに当たり，得られた特徴から内挿および外挿をして歩幅と対応する特徴量を生成する必要がある．

内挿は，存在する特徴量から，対象とする歩幅より大きい特徴量と小さい特徴量を選択し，その間を線形補間し，対象とする歩幅になる特徴量を探索する．一方，外挿には存在する特徴量から最も近い歩幅の特徴量を選択し，その角度幅を増減させることで対象とする歩幅の特徴量を探索する．一般的に，内挿と外挿では内挿の方が精度が高いことから，学習用の被験者としてはできるだけ歩幅変化の大きな被験者を選択することが望ましい．

3.4 歩容シルエット復元

最後にシルエット変換の第三段階であるシルエット復元法について述べる．

シルエットの復元は，変換前のシルエット画像からモデルフィッティングによって分離した静的特徴量を，変換後の動的特徴量である関節角に変化させることで行う．また脚の復元はフィッティング結果の腰の位置をもとに行う．そのため，復元の精度は3.2節のフィッティング結果に依存する．そこでフィッティングが不安定なシーケンスの範囲は復元に利用しない．

各脚の形状はフィッティング後の台形モデルの領域内にあるシルエットを利用する．そして抽出した領域および明らかに下半身に属する領域を消去した上半身のみのシルエット画像に対して，足の形状を変換後の角度にあわせて復元し，異なる速度の歩容シルエットを復元する．図5，図6にシルエット変換の結果を示す．それぞれ歩幅を広げる例と狭める例となっている．

ここで注意すべき点として，本手法のモデルフィッティングや脚の形状抽出およびシルエットの復元において，誤差が生じることが考えられる．そのため歩幅があまり変化しない場合は，誤差の影響が大きくなる可能性が高く，変換を行わない．

4. 評価実験

4.1 実験方法

本手法の有効性を周波数領域特徴[14]を用いた認証実験により評価する．認証実験には，2.1節で述べたデータセットを用いて行う．本手法は歩きの状態を対象とし

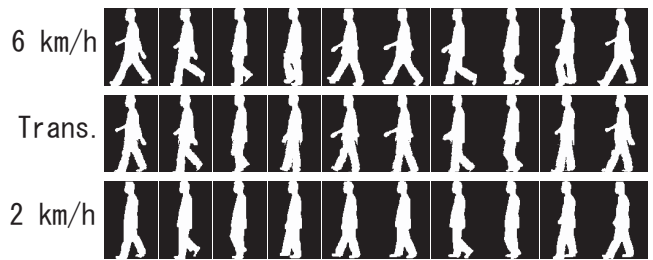


図6 シルエット変換の結果 6 km/h から 2 km/h にシルエット変換

ている．そこでデータセットのうち，8 km/h から走り始める 34 人の被験者を対象に実験を行う．すなわち 2 km/h から 7 km/h の歩容特徴を用いた認証実験となる．学習に利用できる速度の数が，歩幅と歩行周期をともに変換基準とするほど多くはないため，歩幅を基準とした速度変換モデルを用いる．

今回の認証実験では横原らの周波数領域特徴[14]を用いる．実験に当たり，本手法を用いた周波数領域特徴による歩容認証の流れを説明する．まずプロープに対して台形モデルのフィッティングを行い，歩幅を計測する．また周波数領域特徴を抽出する．次にギャラリーをプロープの歩幅に変換する．このとき複数のサブシーケンスが存在する場合は，サブシーケンスごとにシルエット変換を行う．変換後，周波数領域特徴を抽出する．この二つの特徴を用いて照合基準を計算する．

学習用データには幅広い歩幅の実データを持つ被験者を選択する．そして本手法の有効性および学習データの数による違いを評価するため，以下の条件で二種類の認証実験を行う．

実験 1 学習用データとして 14 人の被験者を利用し，残り 20 人で認証実験

実験 2 学習用データとして 9 人の被験者を利用し，実験 1 と同じ 20 人で認証実験

比較対象として，速度が異なる場合も歩容シルエットを変換せずに，それぞれの速度で抽出した周波数領域特徴によって照合した結果を併せて示す．認証性能は受信者動作特性曲線 (ROC 曲線: Receiver Operating Characteristic curve)[17] から求める等誤り率 (EER: Equal Error Rate) を用いて評価する．ROC 曲線とは照合において本人を受け入れる基準となる閾値を操作した場合に，他人受け入れ率 (FAR: False Acceptance Rate) と本人拒否率 (FRR: False Rejection Rate) の関係を示すものである．FAR および FRR はともに低くなるほど認証性能が高い．特に，FAR と FRR が等しい場合の誤り率が EER で，同様に低いほど認証性能が高い．

4.2 実験結果

プロープの速度ごとに実験 1 および実験 2 の結果を示す．グラフ中の赤い線が実験 1 の結果で，緑の線が実験 2 の結果である．そして青い線が無変換の結果で，異な

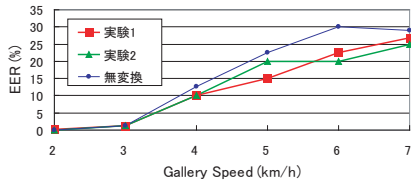


図 7 実験結果 (プローブの速度: 2 km/h)

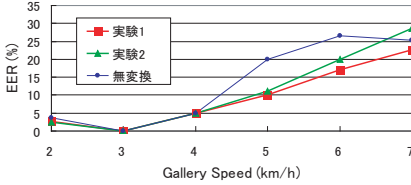


図 8 実験結果 (プローブの速度: 3 km/h)

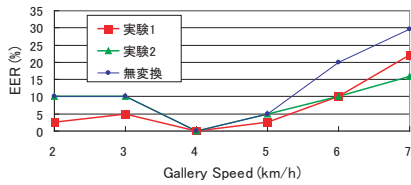


図 9 実験結果 (プローブの速度: 4 km/h)

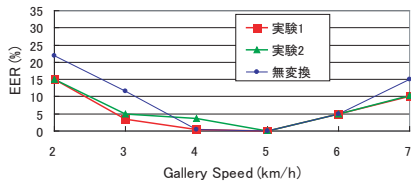


図 10 実験結果 (プローブの速度: 5 km/h)

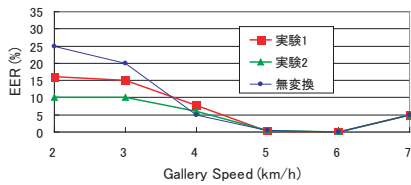


図 11 実験結果 (プローブの速度: 6 km/h)

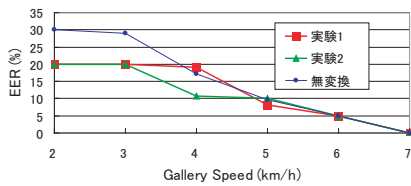
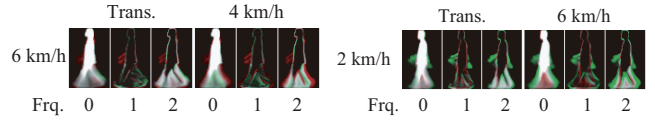


図 12 実験結果 (プローブの速度: 7 km/h)

る速度の周波数領域特徴を単に比較した結果となる。

実験 1 は全体の平均が無変換の結果の 12.53%から 9.06%へ低下し, 3.47%性能が向上した。同様に実験 2 では 9.18%へ, 低下し 3.35%の性能が向上した。特に, 速度が異なる場合では, 無変換が 15.04%で, 実験 1 が 10.86%, および実験 2 が 11.02%とさらなる性能向上が見られる。また最も性能が向上した場合は, EER にお



(a) 4 km/h から 6 km/h への (b) 6 km/h から 2 km/h への
変換 変換

図 13 歩幅変換による特徴間差分の減少。各領域は, 赤領域が変換先の速度における特徴にのみ存在する領域, 緑領域は比較対象にのみ存在する特徴領域で, 白領域は両方の特徴に存在する領域で, 黒領域は両方の特徴に存在しない領域である。

いて実験 1 では 10.00%, 実験 2 では 15.00%の性能が向上している。

異なる速度間の比較でより性能が向上する理由は, プローブとギャラリーの速度差が小さい場合, 歩幅の変換を行う必要がない場合が多く, 本手法と無変換の結果はほぼ等しくなるからである。ただ被験者によっては歩幅が大きく変わることもあるため, 図 9 の場合のように, 変換によって認証率が向上する場合がある。また速度差が大きくなると, 歩幅が異なるため, 無変換の結果から認証精度が向上する。例えば, 図 13(a) はギャラリーが 4 km/h でプローブが 6 km/h の場合の変換結果であり, 図 13(b) ではギャラリーが 6 km/h でプローブが 2 km/h の場合の変換である。それぞれ歩幅の調整によって, 特徴の差分領域が減少していることがわかる。しかし部分的に本手法により性能が低下する場合がある。例えば, 実験 1 の結果に関しては, プローブ速度が 4 km/h においてギャラリー速度が 4 km/h の場合とプローブ速度が 7 km/h でギャラリー速度が 4 km/h の場合が相当する。

4.3 考察

4.3.1 歩幅拘束を考慮した変換手法の検討

認証精度の低下要因として, 図 14 のように変換結果とプローブの歩幅が一致しないという問題がある。図 14 では 4 km/h におけるギャラリーの特徴を 6 km/h であるプローブの歩幅に変換したにもかかわらず, 変換結果とプローブの歩幅が異なる。そのため, 本人の変換結果の類似度が十分高くない場合がある。これは変換モデルを個人の脚の長さに依存した歩幅で作成していること, また変換後の歩幅が目標とする歩幅になることを保証していないことが原因である。歩幅を決める要因は動的特徴量だけでなく, 脚の長さに影響を受ける。そのため現状の変換モデルでは, 脚の長さの違いによって変換目標の歩幅と異なる長さになることがある。

これらの問題の対処法として以下の方法が考えられる。一つが脚の長さに関して正規化した変換モデルを生成する方法でそしてもう一つは変換において歩幅を拘束式として加える方法である。

まず脚の長さに関して正規化する方法は, モデルフィッティングから得た動的特徴量をあらかじめ生成した標準人型モデルに当てはめて歩幅を計算する。この標準人型

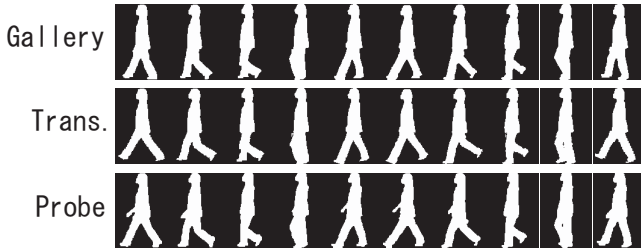


図 14 ギャラリー 4 km/h からプローブ 6 km/h への変換：変換結果 Trans. とプローブにおける歩幅が異なる。

モデルにおける歩幅をもとに変換モデルを生成する．変換方法はギャラリー，プローブの動的特徴量から標準人型モデルにおける歩幅 L_G, L_P を計算し，ギャラリーの動的特徴量を L_P における動的特徴量へ変換する．変換した動的特徴量をギャラリーの静的特徴量および上半身のシルエットを用いてシルエットを復元する．このときプローブとギャラリーの人物が同じ脚の長さであれば，正しい歩幅に変換できる．

次に，変換において歩幅の拘束式を加える方法は以下のように行う．まず変換モデルに用いる特徴量を関節角から関節の角度の余弦とする．これは拘束式を線形に表現可能にするためである．まず本手法と同様に，複数速度における複数被験者の余弦によって方向変換モデルを生成する．そして式 (6) の被験者固有の特徴を抽出するに当たって歩幅 L_{src} から歩幅 L_{trg} に変換する場合は以下の拘束式 (8) を加える．

$$\mathbf{b}_{L_{trg}}^T \mathbf{a}_{L_{trg}} = L_{trg} \quad (8)$$

ここで列ベクトル \mathbf{b}_L は，特徴 \mathbf{a}_L のうち歩幅が最大となるフレームにおける特徴量を元に歩幅を求める．式 (5) を用いると被験者固有の特徴 \hat{v} は式 (9) から求まる．

$$\hat{v} = \left[\begin{array}{c} P_{L_{ref}} \\ \mathbf{b}^T P_{L_{trg}} \end{array} \right]^+ \left[\begin{array}{c} \mathbf{a}_{L_{ref}} \\ L_{trg} \end{array} \right] \quad (9)$$

つまり歩幅 L_{trg} における特徴は以下のようになる．

$$\hat{\mathbf{a}}_{L_{trg}} = P_{L_{trg}} \hat{v} \quad (10)$$

この方法によって L_{trg} の歩幅を持つ特徴に変換することができる．

4.3.2 既存手法との性能比較

最後に，既存手法との性能比較を行う．評価には各論文で利用されている累積識別精度特性曲線 (CMC 曲線：Cumulative Match Characteristic curve) の値を用いる．CMC 曲線は本人同士の類似度が全体の何番目に位置するかを示したものである．このうちランク 1 の値を識別率とする．また被験者人数を同一とするため，本手法は 9 人を学習データとして用いて，その他の被験者 25 人で認証を行った結果を示す．Rawesak らの手法 [13] との比較を図 15 に，Zongyi らの手法 [11] との比較を図 16 にそれぞれ示す．

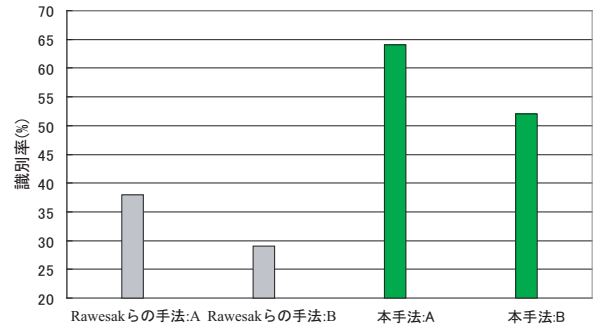


図 15 Rawesak らの手法 [13] との性能比較．実験 A は比較速度のうち，低速なデータをギャラリーとした場合で，実験 B が高速なデータをギャラリーとして用いたものである．Rawesak らの手法の実験は 2.5 km/h と 5.8 km/h での比較，本手法は 2 km/h と 6 km/h の比較である．

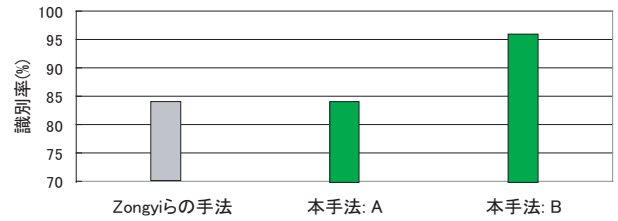


図 16 Zongyi らの手法 [11] との性能比較．Zongyi らの手法は 3.3 km/h と 4.5 km/h における比較実験である．一方，本手法のうち実験 A は比較速度のうち，低速なデータをギャラリーとした場合で，実験 B が高速なデータをギャラリーとして用いたものである．比較速度は 3 km/h と 4 km/h である．

Rawesak らの手法では 2.5 km/h, 3.6 km/h, 4.7 km/h, および 5.8 km/h における被験者数 24 人の歩容データを対象に検証している．最も速度差が大きい 2.5 km/h と 5.8 km/h での比較では，識別率では 2.5 km/h がギャラリーの場合に 40% を下回る．また，5.8 km/h がギャラリーの場合では 30% を下回っている．一方，本手法ではより速度差の大きい 2 km/h と 6 km/h の比較において，2 km/h がギャラリーの場合には 64% であり，6 km/h がギャラリーの場合には 52% となり本手法のほうが認証精度が高いといえる．この大きな要因として，歩容の特徴量として，Rawesak らでは 5 フレームのシルエットを用い，本手法では全フレームのシルエットを特徴として利用できる点にある．

Zongyi らは，平均 3.3 km/h, 平均 4.5 km/h における被験者数 25 人の歩容データで比較を行っている．認証結果は，CMC 曲線のランク 1 で約 84% となっている．比較速度の差は約 1 km/h であるので，本手法の 3 km/h と 4 km/h の比較に相当すると考えられる．このとき，ギャラリーが 3 km/h の場合は 84%，プローブが 4 km/h の場合では 96% である．ただ，この認証精度は本手法を用いずに周波数領域特徴によって認証した結果とほぼ等しい．すなわちより速度差の大きい場合において比較する必要がある．

更に、モデルフィッティングを行わずにアピランス特徴を直接変換する手法との比較を行った。具体的には、横原ら [14] が周波数領域特徴を用いて方向と個人を特異値分解によって因子分解したのと同様に、速度と個人を因子分解して、変換及び認証実験を行った。結果としては、変換を行わずに直接認証した場合と比較して改善が見られなかった。一方、Elgammal と Lee [18] [19] は、姿勢や方向に対応した多様体への非線形変換と特異値分解によって、個人と姿勢を分離していることから、これらのアピランス空間の変換手法を速度の変換に適用することが可能かを検討する必要がある。

5. おわりに

本論文では、歩容シルエット列を異なる速度の歩容シルエット列に変換する手法を提案した。本手法ではまず歩容シルエットから台形モデルフィッティングにより動的特徴量と静的特徴量を分離する。そのために動的特徴量の時間的な滑らかさと歩容シルエットと台形モデルの一致具合を元にフィッティングの評価式を定義した。次に、抽出した動的特徴量を変換するために、あらかじめ複数被験者の複数速度における特徴量を用いて因子分解法により速度変換モデルを生成する。このモデルにより参照速度の動的特徴量を異なる速度の特徴量に変換する。そして変換後の動的特徴量と変換前の上半身のシルエットおよび静的特徴量を用いて、歩容シルエット列の復元を行う。

評価実験から、本手法によって、単純に周波数領域特徴を用いた無変換より平均で 12.53% から 9.06% へ EER が低下し、3.47% の性能向上を確認した。特に、速度が異なる場合では、無変換の 15.04% に対して、10.86% に低下し、4.18% の性能向上を確認した。これによって、本手法が個人性を保持したままシルエット変換が可能であることを示した。

今後の課題として、歩幅の変換誤差について対応することがある。また、全身のモデルフィッティングによって、速度変換を行う特徴量を増やして、変換範囲を歩行のみでなく走行にまで拡張することが挙げられる。

謝 辞

本研究は、文部科学省の科学技術振興調整費「新映像技術ダイブイントゥザムービーの研究」の支援による。

文 献

- [1] R. Zhang, C. Vogler and D. Metaxas: "Human gait recognition", *Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*, **1**, p. 18 (2004).
- [2] C. Yam, M. S. Nixon and J. N. Carter: "Automated person recognition by walking and running via model-based approaches", *Pattern Recognition*, **37**, 5 (2004).
- [3] L. Wang, H. Ning, T. Tan and W. Hu: "Fusion of static and dynamic body biometrics for gait recognition", *Computer Vision, IEEE International Conference on*, **2**, p. 1449 (2003).
- [4] D. K. Wagg and M. S. Nixon: "On automated model-based extraction and analysis of gait", *Proc. of International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, IEEE Computer Society*, pp. 11–16 (2004).
- [5] S. D. Mowbray and M. S. Nixon: "Proc. of international conference on automatic gait recognition via fourier descriptors of deformable objects", *Audio Visual Biometric Person Authentication, Springer*, pp. 566–573 (2003).
- [6] Y. Liu, R. Collins and Y. Tsin: "Gait sequence analysis using frieze patterns", *Technical Report CMU-RI-TR-01-38, Robotics Institute, Pittsburgh, PA* (2001).
- [7] Z. Liu and S. Sarkar: "Simplest representation yet for gait recognition: Averaged silhouette", *Pattern Recognition, International Conference on*, **4**, pp. 211–214 (2004).
- [8] C. BenAbdelkader, R. Cutler and L. Davis: "Stride and cadence as a biometric in automatic person identification and verification", *Proc. of IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Washington, D.C., IEEE Computer Society*, p. 372 (2002).
- [9] L. Wang, T. Tan, H. Ning and W. Hu: "Silhouette analysis-based gait recognition for human identification", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **25**, 12, pp. 1505–1518 (2003).
- [10] S. R. Das, R. C. Wilson, M. T. Lazarewicz and L. H. Finkel: "Gait recognition by two-stage principal component analysis", *Proc. of International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Washington, DC, USA, IEEE Computer Society*, pp. 579–584 (2006).
- [11] Z. Liu and S. Sarkar: "Improved gait recognition by gait dynamics normalization", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **28**, 6, pp. 863–876 (2006).
- [12] R. Gross and J. Shi: "The cmu motion of body (mobo) database", *Technical Report CMU-RI-TR-01-18, Robotics Institute, Pittsburgh, PA* (2001).
- [13] R. Tanawongsuwan and A. Bobick: "Modelling the effects of walking speed on appearance-based gait recognition", *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference on*, **2**, pp. 783–790 (2004).
- [14] 横原, 佐川, 向川, 越後, 八木: "周波数領域における方向変換モデルを用いた歩容認証", *情報処理学会論文誌 コンピュータビジョンとイメージメディア*, **48**, SIG1(CVIM17), pp. 78–87 (2007).
- [15] D. M. Gavrila: "The visual analysis of human movement: A survey", *Computer Vision and Image Understandings*, **73**, 1, pp. 82–98 (1999).
- [16] 島田, 有田, 玉木: "関節物体のモデルフィッティング", *情報処理学会研究報告 CVIM*, 第 2006-CVIM-154 巻, pp. 375–392 (2006).
- [17] P. J. Phillips, H. Moon, S. A. Rizvi and P. J. Rauss: "The feret evaluation methodology for face-recognition algorithms", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **22**, 10, pp. 1090–1104 (2000).
- [18] A. Elgammal and C. S. Lee: "Separating style and content on a nonlinear manifold", *Proc. of the 2004 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 1, Washington, DC, USA*, pp. 478–485 (2004).
- [19] C. S. Lee and A. Elgammal: "Simultaneous inference of view and body pose using torus manifolds", *Proc. of the 18th Int. Conf. on Pattern Recognition, Vol. 3, Hong Kong, China*, pp. 489–494 (2006).