

歩行画像からの時空間ボリュームを用いた個人識別*

岩下 友美*1, 倉爪 亮*1

Person identification using spatio-temporal volumes of human walking sequences

Yumi IWASHITA*2 Ryo KURAZUME*2

*2 Kyushu University, Graduate School of Information Science and Electrical Engineering
744 Motoooka, Nishi-ku, Fukuoka-city, Fukuoka, 819-0395 Japan

This paper proposes a new person identification method using physiological and behavioral biometrics. Various person recognition systems have been proposed so far, and one of the recently introduced human characteristics for the person identification is gait. Although the shape of one's body has not been considered much as a characteristic, it is closely related to gait and it is difficult to disassociate them. So, the proposed technique introduces a new hybrid biometric, combining body shape (physiological) and gait (behavioral). The new biometric is the full spatio-temporal volume carved by a person who walks. In addition to this biometric, we extract unique biometrics in individuals by the following way: creating the average image from the spatio-temporal volume and forming the new spatio-temporal volume from differential images which are created by subtracting an average image from original images. Affine moment invariants are derived from these biometrics, and classified by a support vector machine and a k-nearest neighbor classifier. We used the leave-one-out cross validation technique to estimate the correct classification rate of 94 %.

Key Words : Security system, person identification, affine moment invariants

1. はじめに

人間と共生し日常生活を支援する人間共存型ロボットのための個人識別システムや、頑健なセキュリティシステムのための個人認証技術は、安心・安全な社会を実現する上で重要な研究課題の一つである。従来、認証時に用いられてきた暗証番号などと異なり、紛失や盗難の危険性の低い生体情報を用いた個人識別システムが注目されており、現在、指紋や掌の静脈、虹彩を用いたシステムが実用化されている。しかし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被認証者が特定の動作を行う必要がある。一方、被認証者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として、遠方からでも観測可能な歩行動作に着目した個人識別手法の研究が行われている⁽¹⁾。歩行動作は体重や骨格、性差などの要素に影響され、個人によって異なることが明らかになっている⁽²⁾。

従来提案されている手法は大きく分けて以下の2つの手法、モデルベース法とアピアランスベース法があ

る。まずモデルベース法では、一般的に歩幅や足の関節角度といった歩行動作モデルに基づき、被認証者の歩行動作の特徴を抽出する。Bouchrikaらは、まず対象人物の足の関節位置をハフ変換を用いて抽出して、次にフーリエ記述子を用いて、時間軸方向の歩行動作をパラメータ表現している⁽³⁾。また、Cunadoらはフーリエ解析により歩行動作の特徴として大腿部の動きを抽出している⁽⁴⁾。Yamらはこの手法を拡張して、歩行だけでなく走行する場合でも対象人物を識別する手法を提案している⁽⁵⁾。この手法では、まずテンプレートマッチングにより腰、大腿部、下肢の動作を推定して、次にフーリエ変換に基づき歩行と走行動作の特徴を抽出している。

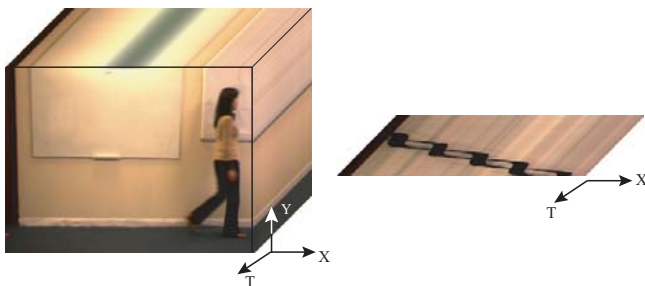
Urtasunらは予め作成した表面形状を有する3次元人体モデルを導入している⁽⁶⁾。ステレオカメラにより得られた3次元点と3次元人体モデルとを比較することで、対象人物の動作を推定している。3次元データを用いることで、対象の姿勢やカメラの位置姿勢が変化して対象の“見え”が変化する場合でも、頑強な個人識別を可能としている。また、Leeらは対象人物の歩行動作のシルエット画像からモーメントに基づく特徴を抽出している⁽⁷⁾。この手法では、まず対象の人体形状の7つの部位に対してそれぞれ楕円を当てはめ、次

* 原稿受付 2008 年 10 月 24 日

*1 九州大学大学院システム情報科学研究院
〒 819-0395 福岡県福岡市西区元岡 744 番地
Email: yumi@is.kyushu-u.ac.jp

に楕円の中心といったパラメータを歩行動作の特徴として用いている．さらに BenAbdelkader らは対象人物の歩幅や歩行率を特徴として用いており、ベイズ推定に基づき個人識別を行っている⁽⁸⁾．この実験より、歩幅と歩行率には個人に固有な比例関係があることがわかっていいる．

次にアピランススペース法では、モデルベース法と異なり人体モデルや動作モデルを仮定せず、カメラから得られた画像から歩行動作の特徴を抽出する．この手法では一般的に、対象人物の歩行動作の時系列画像より生成した時空間 (XYT) ボリュームから、歩行動作の特徴を抽出する．ここで図 1 に示すように、時空間ボリュームは歩行動作の時系列画像を時間軸方向に積み重ねることによって生成される．これまでに、時空間ボリュームから歩行動作の特徴を抽出するために多くの手法が提案されている．



(a) XYT image sequence volume (b) Braided pattern in the XT-slice taken at the ankle

Fig. 1 XYT image sequence volume.

まず最も直感的な方法として、一歩行周期分の時系列シルエット画像を固有空間へ投影して、テンプレートマッチングにより対象人物を識別する手法が提案されている⁽⁹⁾．また Saker らは背景差分によりシルエット画像を生成して、時空間的にシルエット画像の相関を求めるベースライン法を提案した⁽¹⁰⁾．Collins らはある特定の姿勢の歩行画像を用いてシルエット画像の相関を求めている⁽¹¹⁾．

また、時空間ボリュームを垂直に投影した XT データや水平に投影した YT データといった、2次元データを用いた手法が提案されている．Niyogi らは Snakes により対象の輪郭線を抽出することで、対象の内部領域と外部領域を分離して、対象物体の領域を示す XT データを生成している⁽¹²⁾．また同様の手法として、Liu らはシルエット画像より XT 画像と YT 画像を生成している⁽¹³⁾．この手法では、それぞれの画像の横軸と縦軸に沿って輝度値を足し合わせることで、フリーズパターンを示す合成画像を生成して、個人識別を行っている．BenAbdelkader らは歩行動作の連続したシルエット画像から、自己類似性に基づく特徴抽出手法を

提案している⁽¹⁴⁾．さらに、Han らは歩行画像の平均画像に基づく歩行エネルギー画像を生成している⁽¹⁵⁾．

さらに、Little らはシルエット画像を用いる代わりに、オプティカルフローを用いる手法を提案した⁽¹⁶⁾．まず対象人物の歩行動作のオプティカルフローに楕円を当てはめ、次に楕円の 1 次と 2 次のモーメントに基づく 13 の特徴を求めている．

従来提案されている手法の多くは、人間の全身形状を生体情報として用いていない．しかし全身形状は歩行動作と密接な関係があり、切り離すことは難しい．そこで提案手法では、歩行動作と全身形状を一つの生体情報として用いた個人識別手法を提案する．提案手法ではまず、対象人物の一歩行周期分のシルエット画像を時間軸方向に並べた、時空間ボリュームを生体情報として用いる．またこの生体情報に加えて、時空間ボリュームより平均画像を生成し、さらに個人差をより抽出するために、平均画像と元画像との差分画像から時空間ボリュームを生成する．これらの生体情報の特徴量として、アフィン歪に対して不変な 2 次元、および 3 次元アフィンモーメント不変量を求め、これを support vector machine 及び k-nearest neighbor 法を用いて識別を行う．歩行画像データベースに対して提案手法を適用した実験を行い、本手法の有効性を示す．

2. 時空間不変量を用いた個人識別

本章では、歩行画像の時空間ボリュームを生体情報とした個人識別手法を提案する．また歩行画像からシルエット画像は事前に作成されており、さらに歩行画像は対象人物に対して真横から撮影されたとする．

2.1 歩行画像からの生体情報

提案手法では、歩行画像から生成した時空間ボリューム、時空間ボリュームから生成した平均画像、及び平均画像と元画像との差分画像から生成した時空間ボリュームの 3 つを生体情報として用いる．以下、それぞれの生体情報について詳細に説明する．

まず一歩行周期分の時系列の歩行画像を時間軸方向に積み重ねることによって生成した時空間ボリュームを図 1(a) に示す．ここで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．また時空間ボリュームはボクセルの集合から成り立つものとする．

次に一歩行周期分の歩行画像から平均画像を以下の式より生成する．

$$I_i^{average}(x, y) = \frac{1}{T_i} \sum_{t=1}^{T_i} I_i(x, y, t), \quad (1)$$

ここで T は一歩行周期に含まれる画像数、 $I(x, y, t)$ は

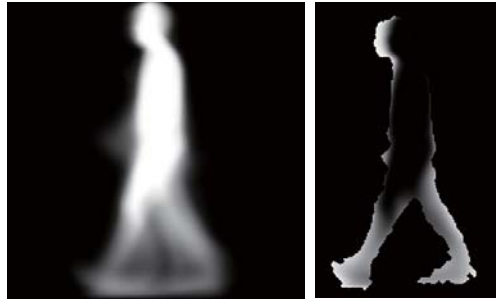
時刻 t におけるボクセルの濃度を示す．さらに，歩行時の個人差をより抽出するために，全ての歩行画像から平均画像を合成して，平均画像と元画像との差分画像を生成する．平均画像 $I^{average}$ は以下の式で表わされる．

$$I^{average}(x,y) = \frac{1}{\sum_{i=1}^N T_i} \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^{T_i} I_i(x,y,t), \quad (2)$$

ここで N は対象人物の数を示す．差分画像は

$$I_i^{new}(x,y,t) = \max(0, I_i(x,y,t) - I^{average}(x,y)). \quad (3)$$

と表わされる．図 2(a) は平均画像，図 2(b) は差分画像の一例を示す．これら 3 つの生体情報の特徴量として，2次元，3次元アフィンモーメント不変量を求める．



(a) An average image (b) An example a new image

Fig. 2 An average image and an example of differential images.

2.2 2次元，3次元アフィンモーメント不変量

本節では2次元，3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 $(p+q)$ 次のアフィンモーメント不変量は次の式で表される．

$$\mu_{pq} = \iint_{(x,y) \in O} x^p y^q I(x,y) dx dy. \quad (4)$$

式 4 を離散化すると，

$$\mu_{pq} = \sum \sum_{(x,y) \in O} x^p y^q I(x,y) \quad (5)$$

と表される．ここで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4つの2次元アフィンモーメント不変量を示す⁽¹⁷⁾．

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

$$I_2 = \frac{1}{\mu_{00}^{10}} (\mu_{30}^2\mu_{03}^2 - 6\mu_{30}\mu_{21}\mu_{12}\mu_{03} + 4\mu_{30}\mu_{12}^3 + 4\mu_{03}\mu_{21}^3$$

$$-3\mu_{21}^2\mu_{12}^2)$$

$$I_3 = \frac{1}{\mu_{00}^7} (\mu_{20}(\mu_{21}\mu_{03} - \mu_{12}^2) - \mu_{11}(\mu_{30}\mu_{03} - \mu_{21}\mu_{12})$$

$$+ \mu_{02}(\mu_{30}\mu_{12} - \mu_{21}^2))$$

$$I_4 = \frac{1}{\mu_{00}^{11}} (\mu_{20}^3\mu_{03}^2 - 6\mu_{20}^2\mu_{11}\mu_{12}\mu_{03} - 6\mu_{20}^2\mu_{02}\mu_{21}\mu_{03}$$

$$+ 9\mu_{20}^2\mu_{02}\mu_{12}^2 + 12\mu_{20}\mu_{11}^2\mu_{21}\mu_{03}$$

$$+ 6\mu_{20}\mu_{11}\mu_{02}\mu_{30}\mu_{03} - 18\mu_{20}\mu_{11}\mu_{02}\mu_{21}\mu_{12}$$

$$- 8\mu_{11}^3\mu_{30}\mu_{03} - 6\mu_{20}\mu_{02}^2\mu_{30}\mu_{12} + 9\mu_{20}\mu_{02}^2\mu_{21}^2$$

$$+ 12\mu_{11}^2\mu_{02}\mu_{30}\mu_{12} - 6\mu_{11}\mu_{02}^2\mu_{30}\mu_{21} + \mu_{02}^3\mu_{30}^2)$$

(6)

三次元空間における $(p+q+r)$ 次の重心周りのモーメント μ_{pqr} は，2次元と同様の手順で以下の式で表される．

$$\mu_{pqr} = \sum \sum \sum_{(x,y,z) \in O} (x-x_g)^p (y-y_g)^q (z-z_g)^r I(x,y,z). \quad (7)$$

6つのアフィンモーメント不変量は Xu らによって提案されており⁽¹⁸⁾⁽¹⁹⁾，それらの内2つを以下に示す．それら以外については文献⁽¹⁹⁾を参照されたい．

$$I_1 = \frac{1}{\mu_{00}^5} (\mu_{200}\mu_{020}\mu_{002} + 2\mu_{110}\mu_{101}\mu_{011} - \mu_{200}\mu_{011}^2$$

$$- \mu_{020}\mu_{101}^2 - \mu_{002}\mu_{110}^2)$$

$$I_2 = \frac{1}{\mu_{00}^7} (\mu_{400}(\mu_{040}\mu_{004} + 3\mu_{022}^2 - 4\mu_{013}\mu_{031})$$

$$+ 3\mu_{202}(\mu_{040}\mu_{202} - 4\mu_{112}\mu_{130} + 4\mu_{121}^2)$$

$$+ 12\mu_{211}(\mu_{022}\mu_{211} + \mu_{103}\mu_{130} - \mu_{031}\mu_{202}$$

$$- \mu_{112}\mu_{121}) + 4\mu_{310}(\mu_{031}\mu_{103} - \mu_{004}\mu_{130}$$

$$+ 3\mu_{013}\mu_{121} - 3\mu_{022}\mu_{112}) + 3\mu_{220}(\mu_{004}\mu_{220}$$

$$+ 2\mu_{022}\mu_{202} + 4\mu_{112}^2 - 4\mu_{013}\mu_{211} - 4\mu_{121}\mu_{103})$$

$$+ 4\mu_{301}(\mu_{013}\mu_{130} - \mu_{040}\mu_{103} + 3\mu_{031}\mu_{112}$$

$$- 3\mu_{022}\mu_{121})) \quad (8)$$

提案手法では，まず3つの生体情報から2次元，3次元アフィンモーメント不変量を求めて，次にトレーニングデータを用いて識別器を構築する．テストデータの識別段階では，トレーニングデータと同様の処理によりアフィンモーメント不変量を求め，識別器により人物識別を行う．

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て行った実験について述べる．また歩き方だ

けでなく腕の振り方も個人によって異なるため、脚の動きと形状と腕のそれらとを分離するために、時空間ボリュームを上下2つのボリュームに分割した、提案手法の拡張法について述べる。実験では、University of Southamptonの歩行画像データベース SOTON⁽²⁰⁾と Chinese Academy of Sciencesの歩行画像データベース CASIA-B⁽²¹⁾を用いた。SOTON データベースからは20人を対象とした、それぞれ7つの歩行画像データを、CASIA-B データベースからは20人を対象とした、それぞれ6つの歩行画像データを用いている。図3, 4にデータベースの一例として、実際の画像とシルエット画像を示す。

3.1 SOTON データベースを用いた実験

まず SOTON データベースを用いて、次の4通りの特徴、(a) シルエット画像から生成した時空間ボリューム、(b) 時空間ボリュームから生成した平均画像、(c) 差分画像から生成した時空間ボリューム、(d) 平均画像と差分画像による時空間ボリュームを用いて、それぞれ実験を行った。また識別には support vector machine(SVM), k-nearest neighbor 法 (kNN) を用いており、Leave-one-out cross validation に基づき識別率を求めた。さらに、事前にシルエット画像中の対象人物の領域が一定の高さになるようにスケール変換を行い、位置合わせを行っている。

まず一つ目の実験において3次元アフィンモーメント不変量を求めて識別を行った。図5は対象人物20人の中から10人に対する、上位2つのアフィンモーメント不変量と、白色化したアフィンモーメント不変量を示している。ここで、白色化処理を行うことによりデータ分布は正規分布となる。この白色化したデータを用いて識別を行った結果、識別率は SVM では75%、knn では69%であった。

次に二つ目の平均画像を用いた実験では2次元アフィンモーメント不変量を用いて識別を行った。白色化したデータを用いて識別を行った結果、識別率は SVM では92%、knn では89%であった。さらに、三つ目の実験では歩行時の個人差をより抽出するために、図2に示すように平均画像と元画像より差分画像を生成して、一歩行周期分の差分画像を用いて新たな時空間ボリュームを生成した。識別率は SVM では84%、knn では79%であり、この結果よりシルエット画像による時空間ボリュームと比べて、差分画像は個人差が抽出できていることがわかる。

四つ目の実験では平均画像と差分画像から生成した時空間ボリュームの2つを用いて識別を行った。識別率は SVM では94%、knn では90%であり、これま

での実験結果の中で最も高い識別率を示した。

同じ SOTON データベースを用いた Nixon ら⁽³⁾は、歩行動作の動的特徴と静的特徴からなる特徴ベクトルを抽出している。静的特徴とは身長、歩幅、体の各部位の大きさといった情報を用いており、一方動的特徴とは一連した腰と膝の動作から求められる角度のフーリエ周波数からなる。特徴ベクトルから Adaptive forward floating search algorithm を用いて歩行特徴を抽出している。識別には k-nearest neighbour 法が用いられており、Leave-one-out cross validation に基づき求められた識別率は92%であった。ここで、Nixon らは48つの特徴量を用いているのに対し、提案手法ではそれより少ない12つの特徴量を用いているが、Nixon らの手法と比較して、提案手法は SVM を用いた場合高い識別率を示した。表2に提案手法との比較を示す。ただし、knn は SVM と比較して、識別における処理時間が短く、また新規対象物体の追加が容易であることから、knn を識別器として用いる方が望ましいと考えられる。しかし提案手法ではknnを用いた場合、従来手法と比較して識別率が低くなっているが、提案手法を拡張することで、個人差がより強調された特徴を抽出することは可能である。

3.2 CASIA-B データベースを用いた実験

次に CASIA-B データベースに対して提案手法を適用して、上記と同様の4つの実験を行った。ただしここでは識別にはknnのみを用いた。識別率はそれぞれ(a)59%、(b)87%、(c)63%、(d)81%であった。この結果より、SOTON データベースを用いた場合の識別率より低くなっていることがわかる。これは、それぞれのデータベースのシルエット画像において、SOTON データベースのほとんどのシルエット画像には欠損領域は見られないが、CASIA-B データベースのシルエット画像には欠損領域が多く見られる。これにより、時空間ボリュームに非連続領域が発生したため、識別率が低くなったと考えられる。

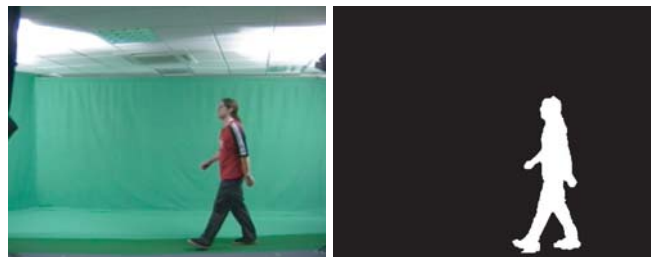


Fig. 3 Samples from the University of Southampton database. ⁽²⁰⁾

3.3 時空間ボリュームの分割

本節では、個人差をより抽出するために提案手法

Table 1 The correct classification rate of our experiments

Biometrics	The number of features	Correct classification rate [%]	
		SVM	knn
(Exp.1) 3D volume of binarized images	6	75	69
(Exp.2) Average images	6	92	89
(Exp.3) 3D volume of differential images	6	84	79
(Exp.4) Average images and 3D volume of differential images	12	94	90

Table 2 Comparison of the experiment of ⁽³⁾ and our experiment

	The experiment of ⁽³⁾	Our experiment
Classifier	The k-nearest neighbor rule	The support vector machine
Features	The gait signature consisting of 48 features	2D and 3D affine moment invariants consisting of 12 features
Classification rate [%]	92	94

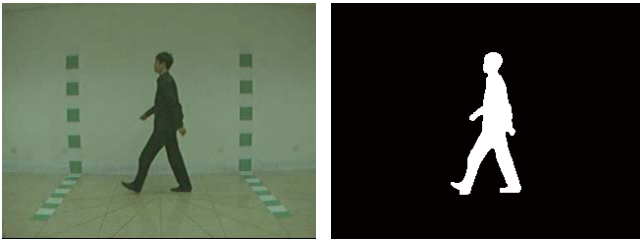


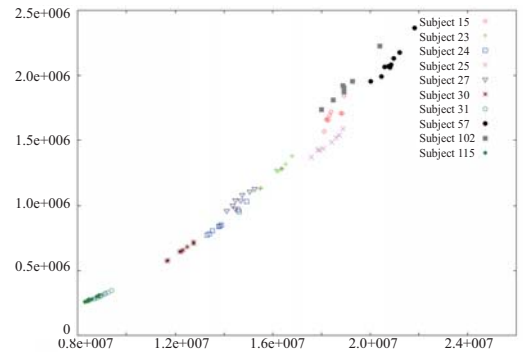
Fig. 4 Samples from the CASIA-B database. ⁽²¹⁾

の拡張法について述べる．歩きだけでなく腕の振り方にも個人差があるため，前述の時空間ボリュームを閾値処理により上下2つの時空間ボリュームに分割することで，腕の動きと形状と脚のそれらとを分離する．図6に分離した3次元ボリュームの一例を示す．

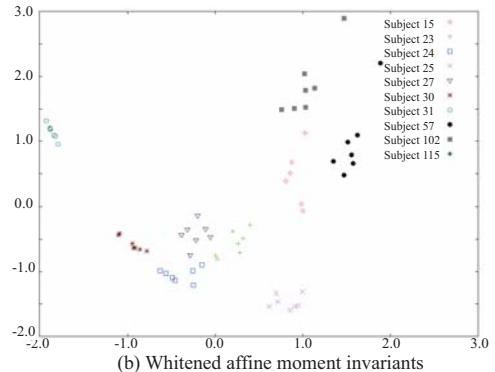
実験では次の4通り，(e) シルエット画像の時空間ボリュームを下から5分の2の位置で分割した上下2領域，(f) 差分画像の時空間ボリュームを下から5分の2の位置で分割した上下2領域，(g) シルエット画像から生成した3次元ボリュームとそれを分割した上下2領域，(h) 差分画像から生成した3次元ボリュームとシルエット画像の3次元ボリュームを分割した2領域に対してそれぞれ実験を行った．ただしここではSOTONデータベースのみを用い，識別にはknnを用いた．識別率はそれぞれ(e) 87 % ，(f) 84 % ，(g) 92 % ，(h) 93 % であった．この実験より時空間ボリュームを上下に分割することで，分割しない場合と比べて時空間ボリュームの特徴量をより抽出できたことがわかる．

4. む す び

本論文では対象物体の一歩行周期分の歩行画像を時間軸に積み重ねて時空間ボリュームを作成して，それを生体情報として用いる個人識別手法を提案した．こ



(a) Affine moment invariants



(b) Whitenened affine moment invariants

Fig. 5 The first two affine moment invariants plotted against each other for 10 of the 20 subjects and their whitened values.

の生体情報に加え，まず時空間ボリュームから平均画像を生成し，また個人差をより抽出するために，平均画像と元画像との差分画像から時空間ボリュームを生成した．歩行画像データベースに対して提案手法を適用して実験を行い，歩行動作モデルに基づく歩行特徴を用いた従来の識別手法と比較して，提案手法は高い識別率を示すことを確認した．また時空間ボリュームの詳細な特徴を抽出するために，時空間ボリュームを

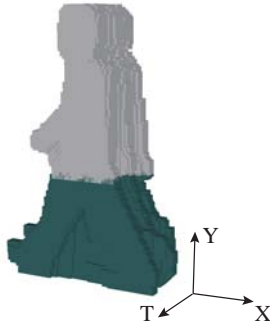


Fig. 6 Upper and lower volumes.

上下2つのボリュームに分割した拡張法を示した。従来手法により抽出される歩行動作や対象人物の形状の特徴と比較して、アフィンモーメント不変量は直感的な特徴である。また微分に基づく特徴と比較して、積分に基づくアフィンモーメント不変量はより頑強な特徴であるといえる。

しかし実験で示したように、時空間ボリュームに不連続領域が生じる場合、識別率は低くなるという問題がある。また拡張法によって分割することで特徴量は増加するが、例えば腕と脚の位相差といった特徴を除去してしまうため、分割することが有効ではあるとはいえない。今後、提案手法を拡張して、個人差をより強調し、かつノイズに頑強な個人識別手法の開発を行う。

5. 謝 辞

本研究の遂行にあたり、有益なご助言を頂いた Imperial College London の Maria Petrou 教授に感謝いたします。また本論文では Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences の歩行画像データベース CASIA を用いました。さらに本研究の一部は、文部科学省科研費補助金基盤 B「5 感センサネットワークによる被災建造物内システムの開発 (19360119)」及び NEDO の「次世代ロボット知能化技術開発プロジェクト (施設内生活支援ロボット知能の研究開発)」の助成を受けて行われました。

文 献

- (1) M. Nixon and J. Carter, *Automatic Recognition by Gait*, Proc. the IEEE, vol. 94, no. 11, pp. 2013-2024, 2006.
- (2) M.P. Murray, *Gait as a Total Pattern of Movement*, Am. J. Physical Medicine, vol. 46, no. 1, pp. 290-329, 1967.
- (3) I. Bouchrika and M. Nixon, *People Detection and Recognition using Gait for Automated Visual Surveillance*, Proc. IEE Inter. Symp. Imaging for Crime Detection and Prevention, 2006.
- (4) D. Cunado and M. Nixon and J. Carter, *Automatic Extraction and Description of Human Gait Models for*

Recognition Purposes, CVIU, vol. 90, no. 1, pp. 1-41, 2003.

- (5) C. Yam and 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.
- (6) R. Urtasun and P. Fua, *3D Tracking for Gait Characterization and Recognition*, Proc. 6th IEEE Int. Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 17-22, 2004.
- (7) L. Lee and W. Grimson, *Gait Analysis for Recognition and Classification*, Proc. IEEE Conf. Face and Gesture Recognition, pp.155-161, 2002.
- (8) C. BenAbdelkader and R. Cutler and L. Davis, *Stride and Cadence as a Biometric in Automatic Person Identification and Verification*, Proc. IEEE Conf. Face and Gesture Recognition, pp. 372-377, 2002.
- (9) H. Murase and R. Sakai, *Moving object recognition in eigenspace representation: gait analysis and lip reading*, Pattern Recognition Letters, vol. 17, no. 2, pp. 155-162, 1996.
- (10) S. Sarkar and P. Phillips and Z. Liu and I. Vega and P. Grother and K. Bowyer, *The humanID gait challenge problem: data sets, performance, and analysis*, IEEE Trans. PAMI, vol. 27, no. 2, pp. 162-177, 2005.
- (11) R. Collins and R. Gross and J. Shi, *Silhouette-based human identification from body shape and gait*, IEEE Int. Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 351-356, 2002.
- (12) S. Niyogi and E. Adelson, *Analyzing and Recognizing Walking Figures in XYT*, IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 469-474, 1994.
- (13) Y. Liu and R. Collins and Y. Tsin, *Gait Sequence Analysis using Frieze Patterns*, Proc. the 7th European Conf. Computer Vision (ECCV'02), 2002.
- (14) C. BenAbdelkader and R. Cutler and H. Nanda and L. Davis, *EigenGait: Motion-based Recognition of People using Image Self-Similarity*, 3rd Int. Conf. Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication, 2001.
- (15) J. Han and B. Bhanu, *Individual Recognition Using Gait Energy Image*, IEEE Trans. PAMI, vol. 28, no. 2, pp. 316-322, 2006.
- (16) J. Little and J. Boyd, *Recognizing People by Their Gait: The Shape of Motion*, Videre, vol. 1, no. 2, pp. 1-32, 1998.
- (17) J. Flusser and T. Suk, *Pattern recognition by affine moment invariants*, Pattern Recognition, vol. 26, no. 1, pp. 167-174, 1993.
- (18) A. G. Mamistvalov, *n-Dimensional Moment Invariants and Conceptual Mathematical Theory of Recognition n-Dimensional Solids*, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 8, pp. 819-831, 1998.
- (19) D. Xu and H. Li, *3-D Affine Moment Invariants Generated by Geometric Primitives*, Proc. 18th IEEE Int. Conf. Pattern Recognition, pp. 544-547, 2006.
- (20) J. D. Shutler and M. G. Grant and M. S. Nixon and J. N. Carter, *On a Large Sequence-Based Human Gait Database*, Proc. 4th Int. Conf. Recent Advances in Soft Computing, pp. 66-71, 2002.
- (21) CASIA Gait Database, <http://www.sinobiometrics.com>