

# アフィンモーメント不変量を用いた歩行画像からの個人識別

九州大学 岩下 友美, 倉爪 亮

Imperial College London Maria Petrou

## Person identification from human walking sequences using affine moment invariants

Yumi IWASHITA, Ryo KURAZUME Kyushu University

Maria Petrou Imperial College London

**Abstract:** This paper proposes a novel identification technique for a person from gait and body shape. The proposed technique utilizes the full spatio-temporal volume carved by a person who walks and the average image created from the volume. Affine moment invariants are derived from the spatio-temporal volume and the average image. Experiments show this method may produce better results than those based on gait analysis alone.

### 1. はじめに

頑健なセキュリティシステムを実現するために、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<sup>1)</sup>。

従来手法の多くは、人間の全身形状を生体情報として用いていないが、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、対象人物のシルエット画像を一歩行周期分だけ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生成した平均画像も生体情報として用いる。これらの生体情報から2次元、及び3次元アフィンモーメント不変量を求めて、Support vector machine を用いて識別を行う。

### 2. 歩行画像からの特徴抽出

本章では、まず提案手法で生体情報として用いる時空間ボリュームと平均画像について述べ、次に2次元画像と時空間ボリュームの不変量として、2次元と3次元のアフィンモーメント不変量について述べる。

#### 2.1 生体情報

まず時系列のシルエット画像を時間軸方向に積み重ねることで、Fig. 1 に示す時空間ボリュームを生成する。ここで、画像内における対象物体の領域を示すシルエット画像は事前に作成されているものとする。次に、平均画像  $I_{average}(x, y)$  を以下の式により求める。

$$I_{average}(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N I(x, y, t) \quad (1)$$

ここで  $N$  は一歩行周期におけるフレーム数であり、 $I(x, y, t)$  は時刻  $t$  におけるボクセルの濃度を表す。また事前に各画像におけるシルエット領域は一定の高さに変換され、位置合わせ処理を行っている。

#### 2.2 時空間不変量の抽出

まず2次元画像における、 $(p+q)$  次のモーメントは次の式で表される。

$$\mu_{pq} = \sum_{(x,y) \in O} \sum_{(x,y) \in O} x^p y^q I(x, y) \quad (2)$$

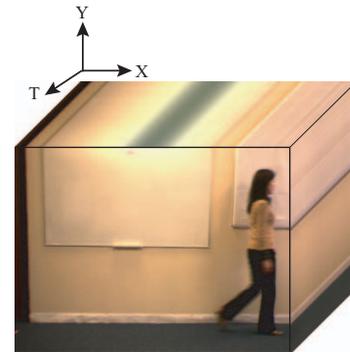


Fig.1 XYT image sequence volume.

ここで座標  $(x, y)$  は対象物体の中心  $O$  を基準とした座標であり、また  $I(x, y)$  は画像の輝度値を示す。提案されている2次元アフィンモーメント不変量うち2つを以下に示す<sup>2)</sup>。

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

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

次に、3次元空間における  $(p+q+r)$  次のモーメントは次の式で表される。

$$\mu_{pqr} = \sum_{(x,y,t) \in O} \sum_{(x,y,t) \in O} \sum_{(x,y,t) \in O} x^p y^q z^r I(x, y, t) \quad (4)$$

3次元アフィンモーメント不変量は Xu らによって6つ提案されており<sup>3)4)</sup>、それらの中から2つを以下に示す。残りの4つの式については文献<sup>4)</sup>を参照されたい。

$$I_1 = \frac{1}{\mu_{000}^5} (\mu_{200}\mu_{020}\mu_{002} + 2\mu_{110}\mu_{101}\mu_{011} - \mu_{200}\mu_{011}^2 - \mu_{020}\mu_{101}^2 - \mu_{002}\mu_{110}^2)$$

$$I_2 = \frac{1}{\mu_{000}^7} (\mu_{400}(\mu_{040}\mu_{004} + 3\mu_{022}^2 - 4\mu_{013}\mu_{031}) + 3\mu_{202}(\mu_{040}\mu_{202} - 4\mu_{112}\mu_{130} + 4\mu_{121}^2) + 12\mu_{211}(\mu_{022}\mu_{211} + \mu_{103}\mu_{130} - \mu_{031}\mu_{202} - \mu_{112}\mu_{121}) + 4\mu_{310}(\mu_{031}\mu_{103} - \mu_{004}\mu_{130} + 3\mu_{013}\mu_{121} - 3\mu_{022}\mu_{112}) + 3\mu_{220}(\mu_{004}\mu_{220} + 2\mu_{022}\mu_{202} + 4\mu_{112}^2 - 4\mu_{013}\mu_{211} - 4\mu_{121}\mu_{103}) + 4\mu_{301}(\mu_{013}\mu_{130} - \mu_{040}\mu_{103} + 3\mu_{031}\mu_{112} - 3\mu_{022}\mu_{121})) \quad (5)$$

### 3. 実験

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った。ここでは、University of Southampton の歩行データベース<sup>6)</sup>を用いており、このデータベースから20人を対象人物とした、それぞれ7つの歩行画像データを用いた。Fig. 2 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。また識別にはマルチクラスに拡張された Support vector machine<sup>7)</sup>を用いており、Leave-one-out cross validation に基づき識別率を求めた。

まずシルエット画像から生成した時空間ボリュームのみを生体情報として個人識別を行った。Fig. 3 は対象人物20人の中から10人に対する、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た場合、識別率は75%であった。次に時空間ボリュームから生成した平均画像を生体情報として識別を行った。識別率は92%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、平均画像は個人差が抽出できていることがわかる。

そこで時空間ボリュームの個人差をより抽出するために、平均画像とシルエット画像から差分画像を生成して、それを用いて新しい時空間ボリュームを生成した。識別率は84%であり、シルエット画像による時空間ボリュームと比べて識別率は高くなっている。さらに、この差分画像による時空間ボリュームと平均画像の両方を生体情報として識別を行った結果、識別率は94%であった。

同じデータベースを用いた Nixon ら<sup>5)</sup>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 を用いて歩行特徴は抽出されている。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。表1に提案手法との比較を示す。



Fig.2 Samples from the University of Southampton database.<sup>6)</sup>

### 4. まとめ

本論文では歩行画像より生成した時空間ボリュームと平均画像とを生体情報とした個人識別手法を提案した。実験より、歩行動作モデルに基づく従来手法と比較して、提案手法は高い識別率を示すことを確認した。

#### 参考文献

- 1) Nixon, M. and Carter, J., "Automatic Recognition by Gait," *Proc. the IEEE*, vol. 94, no. 11, pp. 2013–2024, 2006.
- 2) Flusser, J. and Suk, T., "Pattern recognition by affine moment invariants," *Pattern Recognition*, vol. 26, no. 1, pp. 167–174, 1993.

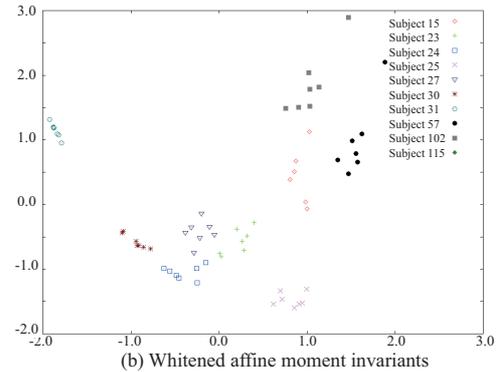
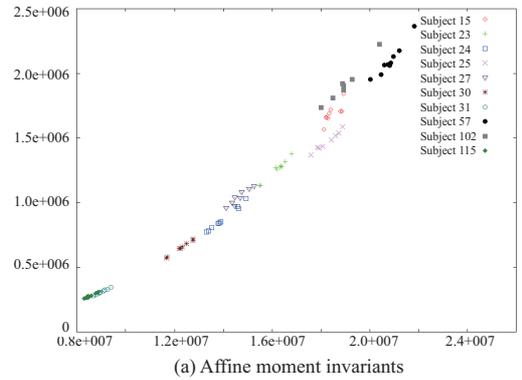


Fig.3 The first two affine moment invariants plotted against each other for 10 of the 20 subjects and their whitenened values.

Table 1 Comparison of the experiment of<sup>5)</sup> and our experiment

	The experiment of <sup>5)</sup>	Our experiment
Classifier	The k-nearest neighbor rule	The support vector machine
Features	The gait signature consisting of 48 features	Six affine moment invariants
Classification rate [%]	92	94

- 3) Mamistvalov, A. G., "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.
- 4) Xu, D. and Li, H., "3-D Affine Moment Invariants Generated by Geometric Primitives," *Proc. 18th IEEE Int. Conf. Pattern Recognition*, pp. 544–547, 2006.
- 5) Bouchrika, I. and Nixon, M., "People Detection and Recognition using Gait for Automated Visual Surveillance," *Proc. IEE Inter. Symp. Imaging for Crime Detection and Prevention*, 2006.
- 6) Shutler, J. D. and Grant, M. G. and Nixon, M. S. and Carter, J. N., "On a Large Sequence-Based Human Gait Database," *Proc. 4th Int. Conf. Recent Advances in Soft Computing*, pp. 66–71, 2002.
- 7) Buturovic, L., "Pattern Classification Program," <http://pcp.sourceforge.net/>