

相互部分空間法による歩行速度の変化に頑強な個人認証

Gait recognition with mutual subspace method robust to changes in walking speeds

○掛下 真舟 (九州大) 岩下 友美 (九州大)
坂野 鋭 (NTT データ) 倉爪 亮 (九州大)

Mafune KAKESHITA, Kyushu University, kakeshita@irvs.ait.kyushu-u.ac.jp
Yumi IWASHITA, Kyushu University, Hitoshi SAKANO, NTTdata
Ryo KURAZUME, Kyushu University

Gait-based person identification from images is not robust to speed changes. We proposed the method which applies a mutual subspace method (MSM) to gait images under speed changes, based on the following idea. Since speed variations are universal phenomena, there is a possibility that speed information does not have to be regarded as critical information to gait recognition. This idea lead us to an idea that an image set-based matching approach can solve the gait recognition problem. The MSM-based method outperformed an existing method through experiments on OU-ISIR gait speed transition database. In this paper we apply the MSM-based method to different database of speed changes, OU-ISIR Treadmill Dataset A, to show the effectiveness of the method.

Key Words: Gait recognition, biometrics, mutual subspace method, frieze pattern

1 はじめに

生体情報を用いた個人識別は、携帯やパソコンの使用時や銀行 ATM での本人確認手段の一つとして用いられており、安全な社会を実現する上で重要な技術となっている。生体情報の一つである歩容は、対象人物に特別な動作を行わせることなく、かつ非接触に取得可能であるという特徴がある。そのため、歩容を用いた個人識別の問題は犯罪捜査や防犯などに応用が期待されており、極めて重要な研究課題の一つである。

従来では、歩容認証の問題は一般に、時系列画像の認識と捉えられ、時系列情報すなわち時間情報との関連で議論されることが多かった。個人情報の識別問題として捉えられた場合には早足の人が存在するなど、ある程度速度の個性が存在する。しかし一方で、歩行速度は個性というより外部条件により容易に変動すると考えることもできる。例えば混んでいる人混みの中ではどんな人でも歩みは遅くなる。そのため、歩行速度はある程度個性を表すものの、むしろ無視したほうが個人識別の問題においては有効であると考えられる。このような考え方に立った場合には、歩容認証の問題は、時系列画像の認識問題というよりは、複数の画像間のマッチング問題、つまり”Recognition by image sets”の問題と考えたほうが本質的である。

このような観点から、我々の研究室では、もっとも単純な”Recognition by image sets”の実現方法である相互部分空間法 (Mutual Subspace method, 以下 MSM) の歩容認証の問題への適用を提案した [1]。MSM はシンプルな画像群マッチングの技術であり、この技術を適用することにより、(1) 歩容の位相推定などの複雑かつ、それ自身の誤差を発生する可能性のある処理を取り外すことができる、(2) 複数の条件の歩容画像を学習データとして用いることにより、環境の変化にロバストな系を実現できる、という特徴がある。手法 [1] では、歩容認証への MSM の適用において、歩行画像の各ピクセルの輝度値を歩行特徴とし、第一準角を類似度として識別を行っていた。この手法を OU-ISIR Treadmill Dataset A [2] に適用したところ大幅な性能向上が確認されている。しかし、この手法では図 1 のように入力データと学習データの速度差が大きい場合には、歩幅の変化による見えの変化により、十分な識別性能が得られていなかった。

手法 [1] では、速度変化が大きい場合、歩幅の変化により性能が低下していたが、例えば図 1 の上半身に注目すると、胴体や頭部領域などは速度変化の影響を受けにくいことがわかる。

本論文では、従来手法と比較し入力データと学習データに速度差がある場合でも、見えの変化に頑強な個人識別を実現する手法の提案を行う。これを実現するために提案手法では、歩行画像での人物領域の分割、および新たな特徴としてフリーズパターン特徴を導入する。フリーズパターン特徴は 2001 年に Lin らによって提案された歩行特徴であり、本論文で初めてフリーズパターンを MSM の特徴として用いる。

具体的には、まず人物画像の領域分割を行い、それぞれの領域から得られたフリーズパターン特徴に対して MSM を適用する。次に見えの変化に頑強な個人認証を実現するために、各領域において類似度が最も高くなった人物に対して投票を行い、多数決により個人識別を行う。

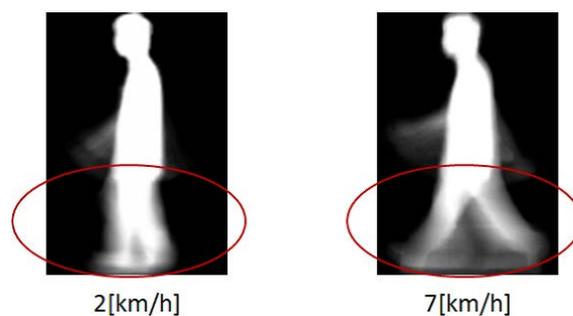


Fig.1 Examples of gait images with speed variations, which cause lower performance

2 速度変化に頑強な個人識別

本節では歩行速度の変化に頑強な個人識別を実現するために開発した提案手法について述べる。まず本論文で新たに導入したフリーズパターン特徴について述べ、次に、MSM およびその歩容認証への適用について述べる。最後に人物の領域分割およびそれぞれの領域に対しての MSM の適用、またその結果の統合手法について述べる。

2.1 フリーズパターン

フリーズパターン特徴 [3] は、図 2 に示すような各ピクセルが 0 と 255 の二値で表現されている歩行画像の各行におけるピクセルの濃淡値が 255、すなわち白色のピクセルの総数である。すべての行について白色のピクセルの総数を求め、一枚の画像からは画像の高さ分のフリーズパターン特徴が得られる。同様の処理を歩行画像群のすべての画像について行い、図 2 のように歩行画像群のフリーズパターン特徴を求める。

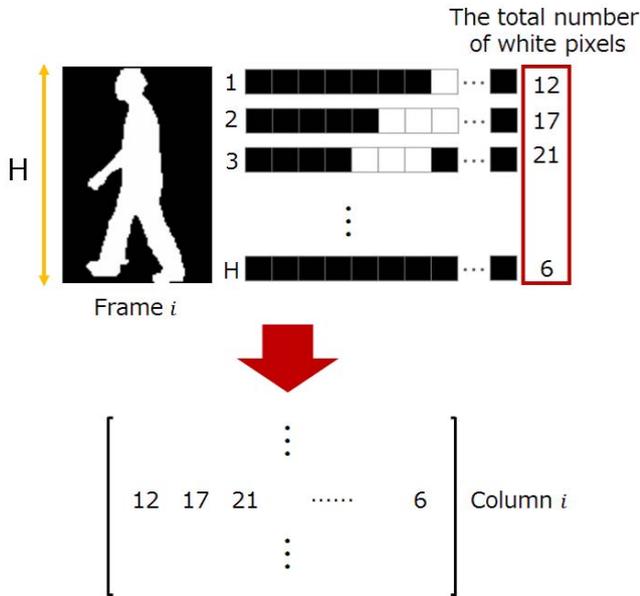


Fig.2 Frieze Pattern

2.2 相互部分空間法とその歩容認証への適用

歩行画像は図 3 に示すように予め背景差分処理が施されており、またアスペクト比を保存しながら人物領域の高さが一定になるように人物領域の大きさが変更されているとする。本稿では歩行特徴としてフリーズパターンを用いた。この歩行特徴に基づき、学習用の歩行画像群の部分空間と入力歩行画像群の部分空間を構成し、部分空間の類似度を用いて個人認証を行う。



Fig.3 Examples of gait silhouettes

2.2.1 相互部分空間法

MSM は強力な画像群同士のマッチングアルゴリズムと解釈できる。MSM では学習データの画像群および入力画像群を部分空間で表現しそれぞれの部分空間同士の類似度を評価する。

2つの部分空間の間には正準角という角度が定義できる。MSM では正準角を用いて識別を行う。

Cクラスのパターン認識問題を考える。クラス c に属するデータは d 次元のベクトル $\vec{x}_1^c, \dots, \vec{x}_{n^c}^c$ で与えられる。ここで n^c はクラス c の学習データ数である。クラス c の学習データを表現する部分空間は以下の固有方程式

$$\Gamma^c \vec{\phi} = \lambda^c \vec{\phi} \quad (1)$$

の解として与えられる。ここで λ^c と $\vec{\phi}^c$ は固有値と固有ベクトルである。 Γ^c はクラス c の学習サンプルから計算される自己相関行列である。同様に、クラスが未知の入力画像群 $\vec{x}^1, \dots, \vec{x}^c$ も部分空間で表現され、その基底は入力画像群から計算される自己相関行列の固有ベクトル $\vec{\psi}^c$ で与えられる。

学習データ、入力データ双方で計算された部分空間同士の類似度は正準角で評価される。正準角は、

$$Z^c = (\zeta_{ij})^c = \sum_{m=1}^M (\vec{\phi}_i^c \cdot \vec{\psi}_m^c) (\vec{\phi}_j^c \cdot \vec{\psi}_m^c) \quad (2)$$

の固有値で与えられる [4]。この行列の固有値は正準角の余弦の二乗を与える。ここで M は入力データを表す部分空間の次元数である。この固有値は C クラスのそれぞれの部分空間と計算され、一般的に最も大きな固有値を出したクラスが認識結果として出力される。

ここで認識処理の一例として、図 4 に人物 ID=0 の識別の様子を示す。あらかじめ学習用の画像群よりそれぞれの人物の辞書部分空間を作成しているものとする。まず、ID=0 の入力画像群を用いて入力部分空間を構成する。この入力部分空間と学習済みの n 人分の辞書部分空間について (2) 式より類似度を計算する。ここで求めた類似度の中で値が最大となる辞書部分空間の人物 ID を ID=0 の人物の識別結果とする。

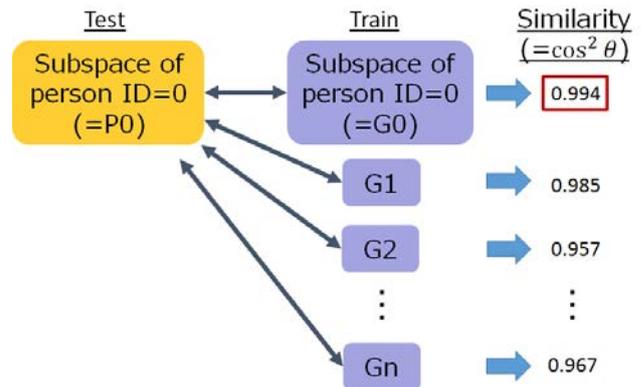


Fig.4 Procedure of person recognition with MSM

2.3 領域分割

始めに画像を Y 軸方向に対して k 領域に分割する。ここで、図 5 には $k=3$ の例を示す。元の歩行画像群に含まれる歩行画像をすべて同様に分割しそれぞれの領域画像について独立した辞書部分空間を構成する。入力部分空間についても同様に各領域についての部分空間を構成し、それぞれの領域において辞書部分空間との比較を行う。以上の手続きにより各領域における入力部分空間と辞書部分空間の正準角が求まる。

2.4 各領域から得られた結果の統合

これまで、部分空間同士の類似度として (2) 式より計算された固有値を用いてきた。この固有値は正準角の余弦の二乗である。各領域から得られた結果の統合には、多数決を用いる。具体的には、まず、各領域画像において部分空間法を適用し求めた固有値 $e = \{e_1, e_2, e_3, \dots, e_n\}$ を大きいものから順にソートし、最も類似度の高い人物をその領域における識別結果として投票する。全ての領域についても同様に投票を行い、最終的に最も投票数が多かった人物を識別結果とする。また、投票には $1, \dots, k$ 分割された領域すべてを用いる。

3 実験

本節では、実験に用いた歩行画像データベースおよびその結果について説明する。

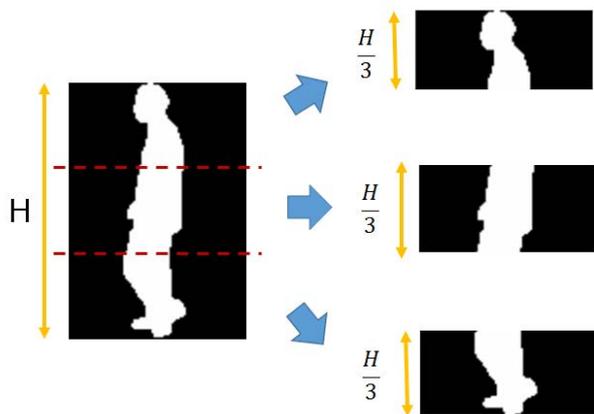


Fig.5 Examples of divided gait image (k=3)

3.1 歩行データベースと評価方法

本実験では、様々な速度で歩行する人物の歩行画像からなるデータベース OU-ISIR Treadmill Dataset A[2] を用いて評価を行った。このデータベースは、2km/h から 7km/h までの 1km/h 間隔で歩行する人物の歩行画像列で構成されており、学習用、およびテスト用のデータセットに含まれる対象人物の数は 34 名である。それぞれの速度における歩行画像の枚数は表 1 に示した。画像の解像度は 88×128 である。

この 34 名のデータを 9 人と 25 人に分け、まず 9 人のデータで識別を行い入力部分空間と辞書部分空間それぞれの次元数および分割数を決定し、この次元数を用いて 25 人の識別を行った。本実験において、分割数は 1 から 6 とし、学習とテストの全ての速度の組み合わせ、合計 36 通り（学習 6 種類の速度×テスト 6 種類の速度）について、評価を行った。

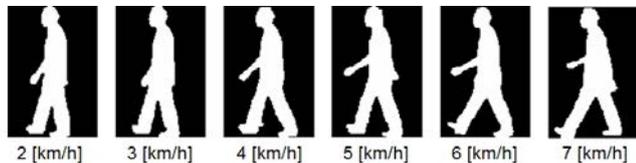


Fig.6 OU-ISIR Treadmill Dataset A[2]

Table 1 Number of gait images for each speed

Speed[km/h]	2	3	4	5	6	7
Frames	420	360	360	420	360	240

3.2 結果

表 2 に提案手法を用いた実験の結果を示す。G および P はそれぞれ Gallery, Probe を表している。この結果より、速度差がある程度の場合において良い性能が得られていることがわかる。また、表 3 に従来手法 [1] の輝度値を直接 MSM の入力とした場合の結果を、表 4 に従来手法 [5] の結果を示す。従来手法 [1] 及び従来手法 [5] と比較すると、幾つかの項目において性能が下回っているものの、平均識別率をみると従来手法 [1] では 97.78%、従来手法 [5] では 98.07% であるのに対し、提案手法は 98.78% となっており、提案手法で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。

4 まとめ

学習データとテストデータに速度差がある場合においても頑強な個人識別の実現のため、歩行画像の複数領域への分割、およ

び MSM の入力特徴として新たにフリーズパターンを用いることを提案した。入力データと学習データとで速度差が大きい場合には、脚などの局所的な領域の見えが大きく変化するため、個人識別の性能が低下する問題がある。これに対して提案手法では、歩行画像を複数領域へと分割し、それぞれの領域において個人識別を行い多数決を取ることで見えの変化の影響を低減した。実験では OU-ISIR Treadmill Dataset A に対して提案手法を適用し、従来手法と比べて提案手法では識別性能が向上することを確認した。

本論文で行った実験では、分割領域に対して MSM を適用する際に、すべての領域に対して同じの部分空間の次元数を用いていた。しかし、それぞれの領域で最適な次元数は異なることが考えられるため、今後は各領域について最適なパラメータを用いることを検討する。

謝辞

本研究は文部科学省科学研究費補助金基盤研究 (A) (課題番号 26249029) の支援を受けた。

参考文献

- [1] Y. Iwashita, H. Sakano, and R. Kurazume: Gait Recognition Robust to Speed Transition using Mutual Subspace Method, International Conference on Image Analysis and Processing, 2015
- [2] Y. Makihara, H. Mannami, A. Tsuji, M.A. Hossain, K. Sugiura, A. Mori, and Y. Yagi: The OU-ISIR Gait Database Comprising the Treadmill Dataset, IPSJ Trans. CVA, Vol. 4, pp. 53-62 2012.
- [3] Y Liu, Robert Collins, and Yanghai Tsin: Gait Sequence Analysis using Frieze Patterns, 7th European Conference on Computer Vision (ECCV ' 02), 2002.
- [4] F. Chatelin: 行列の固有値, 丸善出版 2003.
- [5] Y. Guan and C.T. Li: A robust speed-invariant gait recognition system for walker and runner identification. IAPR International Conference on Biometrics (ICB), 2013

Table 2 Correct classification ratios with the proposed method. G/P denotes Gallery/Probe[%]

G \ P	2 [km/h]	3 [km/h]	4 [km/h]	5 [km/h]	6 [km/h]	7 [km/h]
2 [km/h]	100	100	100	100	100	88
3 [km/h]	100	100	100	100	100	96
4 [km/h]	100	100	100	100	100	96
5 [km/h]	100	100	100	100	100	100
6 [km/h]	100	100	100	100	100	100
7 [km/h]	84	92	100	100	100	100

Table 3 Correct classification ratios with the conventional method[1] [%]

G \ P	2 [km/h]	3 [km/h]	4 [km/h]	5 [km/h]	6 [km/h]	7 [km/h]
2 [km/h]	100	100	100	96	96	92
3 [km/h]	100	100	100	100	100	92
4 [km/h]	100	100	100	96	96	96
5 [km/h]	100	100	100	100	100	96
6 [km/h]	100	100	100	100	100	100
7 [km/h]	88	92	88	96	100	100

Table 4 Correct classification ratios with the conventional method[5] [%]

G \ P	2 [km/h]	3 [km/h]	4 [km/h]	5 [km/h]	6 [km/h]	7 [km/h]
2 [km/h]	100±0.00	100±0.00	100±0.00	97.6±2.07	97.6±2.80	94±2.83
3 [km/h]	100±0.00	100±0.00	100±0.00	100±0.00	100±0.00	98.4±2.07
4 [km/h]	100±0.00	100±0.00	100±0.00	100±0.00	100±0.00	90.4±2.80
5 [km/h]	92.8±1.69	96.4±1.26	100±0.00	100±0.00	100±0.00	96±0.00
6 [km/h]	92±0.00	94.4±2.07	100±0.00	100±0.00	100±0.00	100±0.00
7 [km/h]	92±0.00	94±2.11	94.8±1.93	100±0.00	100±0.00	100±0.00