

相互部分空間法による歩容認証

岩下 友美^{1,a)} 坂野 鋭^{2,b)}

概要：歩容認証は犯罪捜査や防犯等の応用から、極めて重要な個人識別問題である。従来の歩容認証手法では一般に、歩行画像列から歩行画像それぞれの位相推定を行い、一歩行周期分の画像を平均する等の処理が行われてきた。これに対して本稿では、歩容認証を学習画像群と入力画像群の類似度を測定する問題と捉え、歩容認証への相互部分空間法の適用を提案する。従来の歩容認証と比較して、提案アプローチでは歩容の位相などの処理が必要無く、また複数の条件の歩容画像列を学習することで、条件の変化への頑健性が向上できるなどの利点がある。特に本稿では歩行者の速度変化に注目しており、実験では2種類の歩行画像データベースに対して提案アプローチを適用した結果、従来手法と比較して高い認識率が得られることを確認した。

1. はじめに

歩容認証は90年代に、単に可能性の問題として研究が始まったが[1]、近年では監視カメラの急速な普及に伴い、重要な防犯、犯罪捜査技術として注目を集めている[2]。

我々は本稿に於いて、歩容認証への相互部分空間法 (Mutual Subspace Method, 以下 MSM) の適用を提案する。MSM は本来文字認識の手法として提案され[3]、後に顔画像認識に適用されて[4] その威力を示した。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事により、(1) 歩容の位相推定等の複雑かつ、それ自身の誤差を発生する可能性がある処理を取り外す事が出来る、(2) 複数の条件の歩容画像を学習データとして用いる事により、環境の変化にロバストな系を実現出来る、(3) これまで、部分空間法研究で発展してきた様々な技術を投入する事が出来る等、歩容認証の研究に新たな広がりをもたらす可能性がある。

見えに基づく歩容認証では、Gait Energy Image (GEI) に代表される様に、歩行画像列から歩行画像それぞれの位相推定を行い、一歩行周期分の画像を平均する等の学習が行われる事が一般的であった。これに対して、部分空間法では、学習データの広がりや学習のために様々な個人内変動を学習出来る。従って、複数周期の画像を、位相のラベルなしに学習する事が可能となる。つまり、歩容認証の

問題は、学習画像群と入力画像群の類似度を測定する問題に帰着する。こうした研究は、21世紀に入ってからは“Recognition by image set”と呼ばれ、顔画像認識を中心に様々な展開をしてきた。

MSM はいわばその火付け役となった先駆的な研究であり、ここから研究を始めるのが適当であると考えられる。以下、歩容認証に関する研究を概観する。

1.1 歩容認証に関する関連研究

見えに基づく歩容認証では前述したように、まず一般に歩行者の撮影画像列から歩行の位相を推定し、一歩行周期分の歩行画像を得る。次に GEI [5]、Active Energy Image (AEI) [6]、Frame Difference Frieze Pattern (FDFP) [7] などにに基づき歩行特徴を抽出して、人物認証を行う。これらの手法は CASIA や OU-ISIR などの歩行画像データベースにおいて、高い性能で個人認証可能であることが示されている [8]。

一方、見えに基づく歩容認証における問題の一つとして、歩行者の歩行速度の変化が挙げられる。歩行速度の変化により歩幅やピッチが変化するため、歩行者の歩行特徴が変化し、従来の歩行特徴を用いた個人認証手法では認証率が低下してしまう。これに対して、ある速度における歩行者の歩行画像を、例えばデータベースと同一の速度における歩行画像に変換することで、速度変化の影響を低減する手法 [9] や、速度変化に頑強な歩行特徴の抽出を行う手法 [10] などが提案されている。また多くの研究では一歩行周期中における歩行速度は一定と仮定されていたが、駅の改札や横断歩道などでは一歩行周期中においても歩行速度

¹ 九州大学
Kyushu University, Fukuoka 819-0395, Japan
² NTT データ
NTT Data Corporation, Tokyo 135-6033, Japan
a) yumi@ieee.org
b) sakanoh@nttdata.co.jp

が変化する場合がある．Mansurらは世界で初めてこの問題に着目し，多様体を導入して，任意の歩幅・位相における歩行者の画像を合成する手法を提案した [11]．しかし，様々な速度で歩行する歩行画像を予め集めた学習データを用いて，任意の歩幅・位相におけるモデルを学習しておく必要があった．

一方，これまでに部分空間法に対して Grassmann 多様体を導入して，歩行速度の変化に頑強な個人認証手法 [12] が提案されている．この手法では提案手法のように学習画像群と入力画像群の類似度を測定する問題としておらず，従来の歩容認証手法と同様に，まずそれぞれの速度のいて歩行画像列より歩行特徴として GEI を求める．次に，複数の速度における GEI に対して部分空間法を適用することで速度変化への頑強性を実現している．そのため，学習に用いていない歩行速度で対象人物が歩行する場合，個人認証の性能が低下してしまう．

これに対して提案する MSM を用いた歩容認証では，第 3 節で述べるように歩行者の速度が異なる場合でも，少なくとも速度変化が小さな範囲では，同じ人物の歩行画像列であれば似た部分空間を構成することが考えられる．そのため，提案手法では高い性能で認証できる可能性がある．

本稿の流れを以下に示す．まず 2 節では相互部分空間法を解説して，3 節ではオープンデータベースを用いた評価結果を示す．データベースは 2 種類用いており，一つ目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 [13]，二つ目は一歩行周期中で歩行速度が変化するデータベース OU-ISIR Gait Speed Transition Dataset [11] である．最後に 4 節でまとめと今後の課題を示す．

2. 相互部分空間法

相互部分空間法 (Mutual Subspace method, 以下 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出来る．オリジナルの部分空間法 [14] では学習データを部分空間で表現し，認識対象データがその部分空間に属するものかどうかを評価する．これに対し，MSM では入力画像群も部分空間で表現し部分空間同士の類似度を評価する．

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

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

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

$$\Gamma^c = \frac{1}{n^c} \sum_{i=1}^{n^c} \sum_{j=1}^{n^c} \vec{x}_i^c \vec{x}_j^{cT}. \quad (2)$$

で定義される．同様に，クラスが未知の入力画像群 $\vec{x}_1, \dots, \vec{x}_n$ も部分空間で表現され，その基底はやはり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 $\vec{\psi}$ 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

$$Z^c = (\zeta_{ij})^c = \sum_{m=1}^M (\vec{\phi}_i^c \cdot \vec{\psi}_m) (\vec{\phi}_j^c \cdot \vec{\psi}_m), \quad (3)$$

の固有値で与えられる [15]．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．

正準角は行列 Z^c のランク数，つまり，入力データ，学習データを表現する部分空間の次元数の小さな方の数だけ求まる．通常は，最大固有値のみを類似度として用いるが，それぞれの固有値が画像内の見かけの自由度と関係している事を示唆する研究もあり [16] [17]，最大値以外の固有値をどのように利用するかは今の所明確な指針は無い．

MSM においては，従来の部分空間法と同様，学習，入力の部分空間の次元数は丁寧に求めなくてはならないパラメータである．次元数が増えると情報が増え，認識率の向上に貢献すると考える事が出来る反面，増えすぎると部分空間同士の重複が生じやすくなり，認識率低下の原因となる．

3. 評価実験

まず相互部分空間法の歩容認証への具体的な適用方法を説明し，次に評価実験について述べる．

3.1 歩容認証への相互部分空間法の適用

歩行画像は図 1 (a) 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．本稿ではそれぞれの画像において各ピクセルの輝度値を歩行特徴として用いた (画像解像度が $N \times M$ の場合，各画像における歩行特徴のベクトルの次元数は $N \times M$ となる)．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，歩行者の歩行画像群の部分空間との類似度に基づき，個人認証を行う．ただし，今回の実験では正準角として最大固有値のみを用いている．また MSM の実装では，東京農工大学 堀田研究室で公開されている MATLAB コードを参考にした *1．

図 1 (b) に歩行画像データベース OU-ISIR Treadmill Dataset A [13] より時速 4 [km/h] で歩行する人物の歩行画像群において，第一～第三までの基底を可視化した結果

*1 <http://www.tuat.ac.jp/~s-hotta/ss2010/>

を、また図2に歩行画像それぞれを第一、第二、第三主成分に写像した結果の一例を示す。この散布図から、歩容認証のためには非線形多様体による表現が必要である事を示唆している様に見える。

図3(a)に3名の人物においてそれぞれの累積寄与率の変化について示す。それぞれの人物の歩行画像群は十分に狭い部分空間に局在していることから、線形の部分空間法で認証できる可能性は大きいと考えられる。

また同様の処理を時速2~7[km/h]の6種類の画像列に適用した累積寄与率を図3(b)に示す。ただしそれぞれの時速における画像枚数は240枚とした。図3(a)の結果とほぼ同様であることから、速度が変化する場合でも似た部分空間を構成する可能性があることが示唆される。

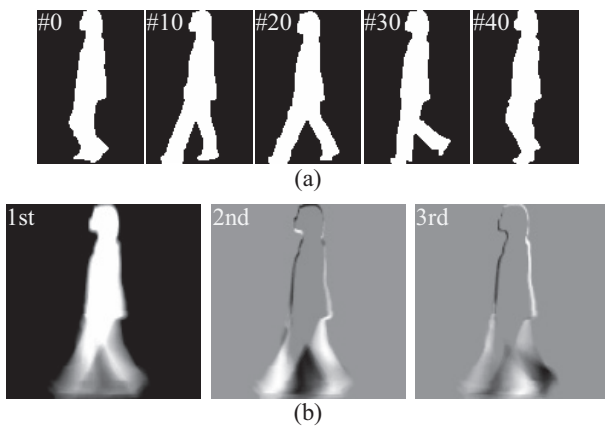


図1 (a) 歩行画像列の例、(b) 第一～第三基底の可視化の例(色情報は0から255へと正規化)

Fig. 1 (a) Examples of gait images and (b) visualization of each principal component (color information is scaled in the range from 0 to 255, for the purpose of visualization).

3.2 評価実験

本節では実験環境および実験結果を説明する。

3.2.1 歩行データベース

用いたデータベースは次の2つ、(i) 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 [13], (ii) 一歩行周期中で歩行速度が変化するデータベース OU-ISIR Gait Speed Transition Dataset [11] である。まず OU-ISIR Treadmill Dataset A は、2 km/h から 7 km/h までの 1 km/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 240 ~ 420 であり、複数歩行周期分の歩行画像からなる。また画像の解像度は 88×128 である。

次に OU-ISIR Gait Speed Transition Dataset は、2つのデータセットから構成される。まず一つ目のデータセット (dataset1) では、テスト用のデータセットは 26 名分

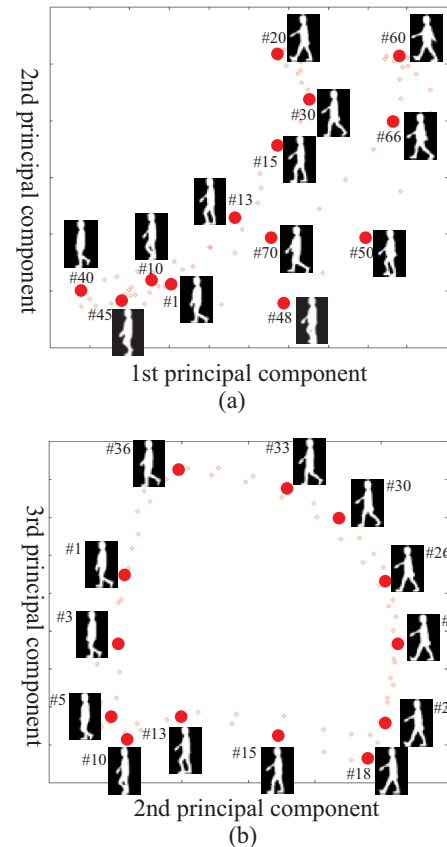


図2 (a) 第一～第二基底への写像、(b) 第二～第三基底への写像。フレーム番号1~37は一歩行周期の前半部分、フレーム番号38~74は一歩行周期の後半部分

Fig. 2 Projection of gait images to 1st-2nd basis (a) and 2nd-3rd basis (b). Frame ID 1 to 37 are for the duration of the first half gait cycle and frame ID 38 to 74 are for the duration of the last half gait cycle.

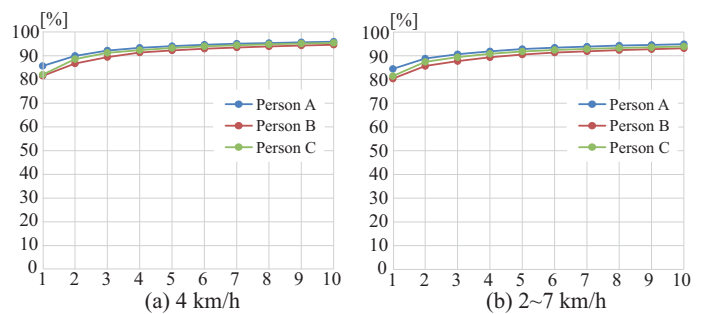


図3 累積寄与率の例: (a) 4 km/h, (b) 2 ~ 7 km/h

Fig. 3 Cumulative contribution ratio: (a) 4 km/h, (b) 2 ~ 7 km/h.

あり、壁に向かって歩行した人物が、減速して停止するまでの歩行画像列から成る。また学習用のデータセットは 179 名分であり、これは 26 名のテスト用の人物データセットを含んでいる。ここで、学習用データセット内の人物はトレッドミル上もしくは地面を一定速度で歩行する。次に二つ目のデータセット (dataset2) では、テスト用のデータセットは 25 名分であり、それぞれの人物は 2 つの歩行画像

列, 1 km/h から 5 km/h へと加速する際の画像列, および 5 km/h から 1 km/h へと減速する際の画像列である. また学習用のデータセットは 178 名分であり, これは一つ目のデータセット (dataset1) と同様に 26 名のテスト用の人物データセットを含んでいる. 歩行速度は 4 km/h であり, それぞれの人物のデータは 6 秒間 (複数歩行周期) の歩行画像列から成る. また画像の解像度は 22×32 である.

3.2.2 評価方法

上述した 2 つの歩行データベースでは, 学習用データもしくはテスト用データは一歩行周期分のみの歩行画像列から成る場合と, 複数歩行周期分の画像列からなる場合がある. 本稿では, 歩行データベースが複数歩行周期分の歩行画像列を含む場合, 次の 3 通りの設定で評価を行った.

設定 1: 歩容認証で一般的に用いられている様に, 一歩行周期分の画像列のみに対して部分空間法を適用して, 歩容認証を行う.

設定 2: 複数歩行周期分の歩行画像列で個人内変動に頑強であるという部分空間法を用いる利点を示すために, 複数歩行周期の全ての歩行画像列に対して部分空間法を適用して, 歩容認証を行う.

設定 3: 複数の条件の歩行画像列を一つの画像列として学習データに用いて, 歩容認証を行う. ただし学習用データに複数の歩行速度における歩行画像が含まれる OU-ISIR Treadmill Dataset A に対してのみ行う. また, テスト用データではそれぞれの歩行速度において部分空間法を適用する.

3.2.3 結果 (OU-ISIR Treadmill Dataset A)

まず一つ目のデータベース OU-ISIR Treadmill Dataset A を用いた実験を行った. このデータベースでは前述した 3 種類すべての設定を用いて評価を行った. まず設定 1 と設定 2 において, 歩行速度 2 km/h から 7 km/h までの 6 種類それぞれを学習用データとし, また同様に歩行速度 2 km/h から 7 km/h までの 6 種類それぞれをテスト用データとした場合の, Equal Error Rate (EER) の結果を図 4 に示す. 従来手法 [13] と比較して, 学習用データとテスト用データが同じ速度である場合, 提案アプローチの性能は従来手法と比較して 1~2% 程度性能が低下している. しかし学習用データとテスト用データの速度が大きく異なる場合, 例えば学習用データの速度が 7 km/h でテスト用データの速度が 2 km/h である場合, 従来手法と比較して提案アプローチは 10% 以上高い性能を示している (従来手法の実験結果については, [13] を参照されたい). ただし, [13] ではデータベース中の一部の人物の歩行画像列をモデルの学習に用いているため, 個人認証に用いる人物数は 20 名となっている. これに対して本手法では全員の 34 名を用いている.

また学習用データが 2 km/h でテスト用データが 6 km/h, 学習用データが 6 km/h でテスト用データが 2 km/h, 学

習用データが 4 km/h でテスト用データが 3 km/h の 3 種類の実験を行い, 表 1 に従来手法 [13], 相互部分空間法における設定 1 と設定 2 の個人識別結果 (rank-1) を, 示す. これから, 提案アプローチが従来手法と比較して高い性能を示していることがわかる. さらに図 5 に学習用データが 4 km/h でテスト用データが 7 km/h, 学習用データが 7 km/h でテスト用データが 3 km/h の 2 種類の実験における Cumulative Matching Characteristics (CMC) 曲線を示す. これから, 従来手法と比較して提案アプローチは高い性能を示すことがわかった.

最後に設定 3 を用いた実験を行った. まず学習で全ての歩行速度における歩行画像列を用いた場合の, 個人識別を行った結果, テスト用データのそれぞれの歩行速度において個人識別の性能は 100% であった. このことは, 学習用データの歩行速度およびテスト用データの不明である場合でも, 提案手法を用いれば高い性能で個人認証できる可能性を示す. 次に Connie らの手法 [12] と比較するために, 学習用データが 2, 3, 4 km/h の 3 種類でテスト用データが 5, 6, 7 km/h の 3 種類である場合, また学習用データが 2, 3 km/h の 2 種類でテスト用データが 6, 7 km/h の 2 種類である場合の, 2 通りの個人識別実験を行った. 結果を表 2 に示すように, 従来手法と比較して提案手法が高い性能を示すことがわかる.

表 1 従来手法 [13] と提案手法の識別性能の比較

Table 1 Comparison of identification rate (rank=1) of an existing method [13] and the proposed approach [%]. (best in color)

Gallery [km/h]	Probe [km/h]	Mansur [13] et. al	Proposed (setting 1)	Proposed (setting 2)
2.0	6.0	64	70	76
6.0	2.0	52	77	91
4.0	3.0	96	100	100

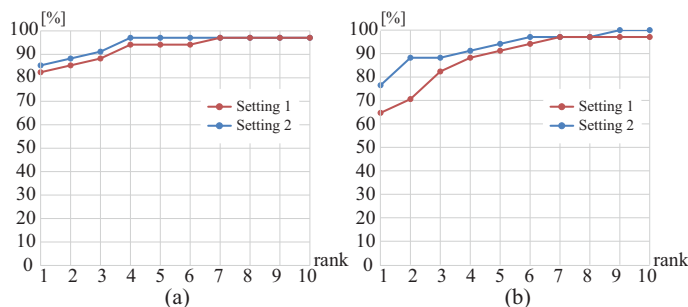


図 5 設定 1 と設定 2 における CMC 曲線の一つ. (a) 学習用データ 4 km/h とテスト用データ 7 km/h, (b) 学習用データ 7 km/h とテスト用データ 3 km/h

Fig. 5 Examples of CMC curves: (a) Gallery 4 km/h vs Probe 7 km/h, (b) Gallery 7 km/h vs Probe 3 km/h. (best in color)

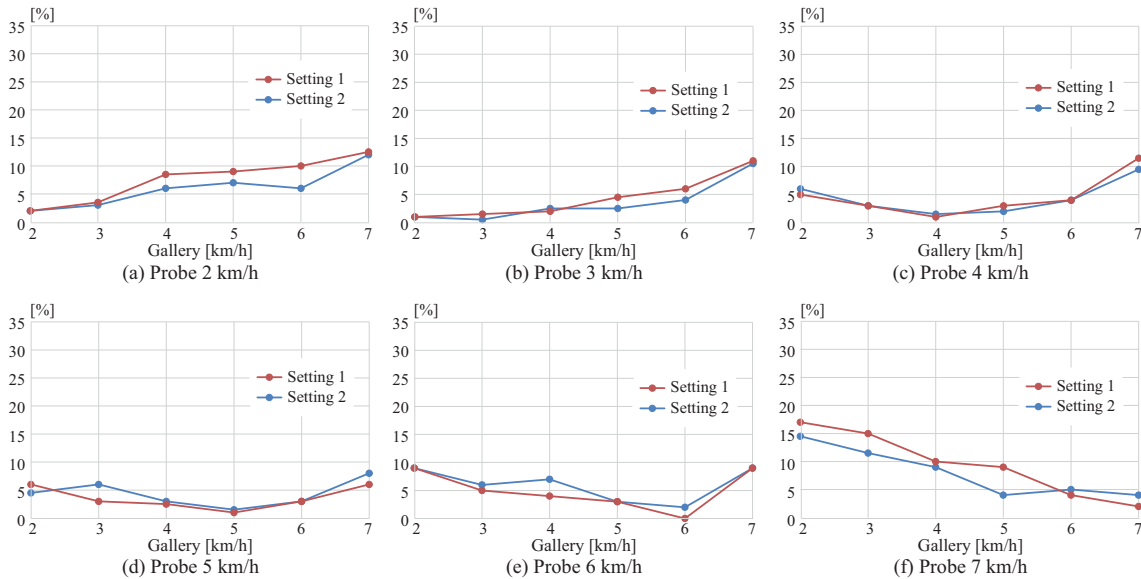


図 4 設定 1 と設定 2 における個人認証結果．横軸と縦軸はそれぞれ学習用データの速度と EER を示す

Fig. 4 Equal Error Rates of setting 1 and setting 2. The horizontal and vertical axes are gallery speed and EER. (best in color)

表 2 従来手法と提案手法の識別結果の比較 [%].

Table 2 Comparison of rank-1 recognition rate of an existing method [12] and the proposed approach [%].

Gallery [km/h]	Probe [km/h]	Connie [12] et. al	Proposed (setting 2)
2, 3, 4	4, 5, 6	70.65	96.08
2, 3	5, 6	35.71	88.24

3.2.4 結果 (OU-ISIR Gait Speed Transition Dataset)

次に二つ目のデータベース OU-ISIR Gait Speed Transition Dataset を用いた実験を行った．まず設定 1 を用いた場合の，dataset 1, dataset 2 (加速), dataset 2 (減速) に対する Receiver Operating Characteristics (ROC) 曲線と CMC 曲線の結果を図 6 に示す．Mansur らの手法 [11] と比較すると，提案手法はより高い性能を示すことがわかる (詳細については [11] を参照されたい)．次に設定 2 を用いた場合の，dataset 1, dataset 2 (加速), dataset 2 (減速) に対する ROC 曲線と CMC 曲線の結果を図 7 に示す．設定 1 の結果 (図 6) と比較して，性能が向上していることがわかる．最後に，表 3 と表 4 に従来手法 [11]，提案手法 (設定 1)，提案手法 (設定 2) の結果を示す．

4. まとめと今後の課題

本稿では，歩容認証の問題を画像群のマッチング問題と見なし，MSM により高精度な認識結果を得られる事を実験的に示した．

今後，より多くの公開データベース [8] [18] [20] で評価

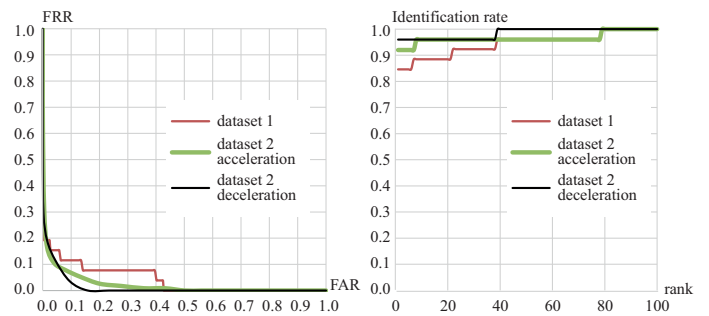


図 6 データセット 1，データセット 2 (加速)，データセット 2 (減速) における ROC 曲線と CMC 曲線 (設定 1)

Fig. 6 ROC (left) and CMC curves (right) for dataset 1, dataset 2 (acceleration), and dataset 2 (deceleration) with the setting 1. (best in color)

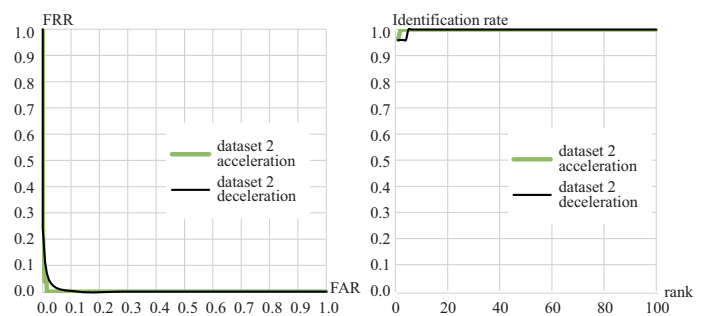


図 7 データセット 1，データセット 2 (加速)，データセット 2 (減速) における ROC 曲線と CMC 曲線 (設定 2)

Fig. 7 ROC (left) and CMC curves (right) for dataset 2 (acceleration) and dataset 2 (deceleration) with the setting 2. (best in color)

表 3 データセット 2 (加速) における EER, rank-1 and rank-5 の結果

Table 3 EER, rank-1 and rank-5 identification rates for dataset 2 (acceleration) [%].

	Mansur et. al [11]	Proposed (setting 1)	Proposed (setting 2)
EER	8.0	7.0	1.0
Rank-1	72.0	92.0	96.0
Rank-5	96.0	92.0	100.0

表 4 データセット 2 (減速) における EER, rank-1 and rank-5 の結果

Table 4 EER, rank-1 and rank-5 identification rates for dataset 2 (deceleration) [%].

	Mansur et. al [11]	Proposed (setting 1)	Proposed (setting 2)
EER	8.0	6.0	3.0
Rank-1	84.0	96.0	96.0
Rank-5	92.0	96.0	100.0

実験を行う。また、図 2 に示される様に、歩容画像には明らかに非線形性があるため、核による非線形化 [19] 等の改良アプローチを試みる予定である。

参考文献

[1] 村瀬洋: シルエットを用いた歩行動画像からの個人識別, 信学論 D, Vol.J75-D2 No.6, pp.1096-1098 (1992).

[2] BBC, *How can you identify a criminal by the way they walk*, <http://news.bbc.co.uk/2/hi/uknews/magazine/7348164.stm> (2008).

[3] 前田賢一, 渡辺貞一: 局所的構造を導入したパターン・マッチング法, 信学論, Vol.J68-D No.3 pp.345-352 (1985).

[4] O. Yamaguchi, K. Fukui, and K. Maeda: *Face recognition using temporal image sequence*, Proc. of IEEE 4th Int. Conf. on Face and Gesture Recognition pp.318-323 (1998).

[5] J. Han, and B. Bhanu: Individual Recognition using Gait Energy Image, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 28, No. 2 (2006)

[6] E. Zhang, Y. Zhao, and W. Xiong: Active energy image plus 2DLPP for gait recognition, Signal Processing Volume 90, Issue 7, pp. 2295-2302 (2010)

[7] M. Shinzaki, Y. Iwashita, R. Kurazume, and K. Ogawara: Gait-Based Person Identification Method Using Shadow Biometrics for Robustness to Changes in the Walking Direction, IEEE Winter Conf. on Applications of Computer Vision, pp.670-677 (2015)

[8] H. Iwama, M. Okumura, Y. Makihara, and Y. Yagi, "The OU-ISIR Gait Database Comprising the Large Population Dataset and Performance Evaluation of Gait Recognition," IEEE Trans. on Information Forensics and Security, Vol. 7, No. 5, pp. 1511-1521, Oct. 2012.

[9] R. Tanawongsuwan, , and A. Bobick: Modelling the effects of walking speed on appearance-based gait recognition, Computer Vision and Pattern Recognition(2004)

[10] Z. Liu, and S. Sarkar: Improved gait recognition by gait

dynamics normalization, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 28 (2006)

[11] A. Mansur, Y. Makihara, R. Aqmar and Y. Yagi: *Gait Recognition under Speed Transition*, IPSJ Trans. on Computer Vision and Applications, In Proc. of Computer Vision and Pattern Recognition (2014).

[12] T. Connie, M. Go, and A. Teoh: A Grassmann graph embedding framework for gait analysis, EURASIP Journal on Advances in Signal Processing (2014)

[13] 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. on Computer Vision and Applications, Vol. 4, pp. 53-62 (2012).

[14] エルッキ・オヤ: パターン認識と部分空間法, 産業図書 (1986).

[15] F. Chatelin: 行列の固有値, 丸善出版 (2003).

[16] 前田賢一: 部分空間法から相互部分空間法へ, 信学技法, PRMU2010-85 (2010).

[17] K. Maeda: *From subspace method to mutual subspace method*, "Computer Vision," eds. R. Cipolla et.al. Springer (2010).

[18] Y. Iwashita, K. Ogawara, and R. Kurazume: *Identification of people walking along curved trajectories*, Pattern Recognition Letters, Vol. 46, pp. 60-69 (2014).

[19] 坂野鋭, 武川直樹, 中村太一: 核非線形相互部分空間法による物体認識, Vol.J84-D2 No.8 pp.1549-1556 (2000).

[20] CASIA Gait Database, <http://www.sinobiometrics.com>.