

周波数領域における方向変換モデルを用いた歩容認証

槇原 靖[†] 佐川 立昌[†] 向川 康博[†] 越後 富夫[†] 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: †{makihara,sagawa,mukaigaw,echigo,yagi}@am.sanken.osaka-u.ac.jp

あらまし 近年、広域監視を目的としてカメラから離れた場所で個人を認証する手法として、歩容解析が注目を集めている。歩容認証における問題点として、歩行方向やカメラの視線方向の変化に伴う見えの変化が挙げられる。そこで、本研究では方向変化を伴う歩行に対して、周波数領域特徴と方向変換モデルを用いた歩容認証手法を提案する。最初に歩行者の時空間のシルエットボリュームを作成して、そこからフーリエ解析によって歩行周期に基づく周波数領域特徴を抽出する。次に、方向変換モデルを、複数被験者の複数方向の周波数領域特徴を用いて学習する。認証段階においては、方向変換モデルによって、登録人物の特徴を入力特徴と同じ方向の特徴に変換して、照合を行う。最後に、15度刻みの24方向の歩行に対する個人認証実験を行い、本手法の有効性を確認した。

Gait Identification Using a View Transformation Model in a Frequency Domain

Yasushi MAKIHARA[†], Ryusuke SAGAWA[†], Yasuhiro MUKAIGAWA[†], Tomio ECHIGO[†],
and Yasushi YAGI[†]

[†] The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University
8-1 Mihogaoka, Ibaraki, Osaka, 567-0047, JAPAN

E-mail: †{makihara,sagawa,mukaigaw,echigo,yagi}@am.sanken.osaka-u.ac.jp

Abstract Gait analyses have recently gained attention as methods of identification of individuals at a distance from a camera. However, appearance changes due to walking or view direction changes cause difficulties for gait identification systems. Here, we propose a method of gait identification from various view directions using frequency-domain features and a view transformation model. We first construct a spatio-temporal silhouette volume of a walking person and then extract frequency-domain features of the volume by Fourier analysis based on gait periodicity. Next, our view transformation model is obtained with a training set of multiple persons from multiple view directions. In an identification phase, the model transforms gallery features into the same view direction as that of an input feature, and so the features match each other. Experiments involving gait identification from 24 view directions demonstrate the effectiveness of our method.

1. はじめに

近年、監視システムやアクセスコントロールのための個人認証技術の必要性が高まっており、人間の生体情報に基づくバイオメトリクスによる認証技術が注目されている。バイオメトリクスには、声紋、指紋、手の平の静

脈、虹彩、顔画像、歩容等を利用したものがある。この中で、歩容認証はカメラから離れた場所での認証が可能であるという点で、広域監視への応用が期待されている。

現在の歩容認証手法は、主にモデルベースとアピアランスベースの手法に分かれる。

モデルベースの方法では入力画像にモデルを当てはめることで、人の体形や動き等の特徴を抽出する手法であ

る．Cunado ら [1] や Yam ら [2] は脚の動きの周期特徴をフーリエ解析によって抽出して利用した．Wagg ら [4] は人体を関節物体としてモデリングして静的な体形パラメータと歩行周期を抽出し，Urtasun ら [5] は解剖学的な人体モデルを用いて関節角度の抽出を行った．これらのモデルベースの手法は，特に低解像度の画像に対しては，モデル当てはめや特徴抽出に失敗する場合がある．

アピアランススペースの手法は，画像を直接解析して人物モデルを用いずに特徴を抽出する手法である．Sarkar ら [6] は歩容認証手法のための基準手法として，シルエット画像列同士の直接照合手法を提案した．Murase ら [7] は歩容画像列を固有空間内での軌跡として表現して，その軌跡の照合による手法を提案した．佐川ら [9] や Niyogi ら [10] は歩容画像列を時間方向に積み重ねることで時空間ボリューム ($x-y-t$ volume) を作成し，ボリュームから抽出した特徴により照合を行った．他にも数多くのアピアランススペースの手法が提案されている [8] [11] [12] [13] [14] [15] [16] [17] ．

アピアランススペースの手法における問題の一つとして，歩行方向や観測方向の変化による見えの変化が挙げられる．実際，BenAbdelkader [18] は観測方向の異なる歩行シーケンス同士の照合においては，認証性能が低下することを示している．

このような方向変化に対応するために，Shakhnarovich ら [19] や Lee [20] は visual hull を利用して仮想的な方向の歩容画像を合成する手法を提案している．しかし，この方法では認証対象となる全ての被験者に対して複数方向から同期して撮影した画像が必要となるため，複数カメラを用意するかフレーム同期の問題を解く必要性が出てくる．Kale ら [21] は歩容を矢状面 (動物を左右対称面に分割する垂直平面) 内運動と仮定して，透視投影によってある方向から撮影した画像を別の方向の画像に変換する手法を提案した．しかし，この方法は画像面と矢状面とのなす角が大きくなり，セルフオクルージョンが生じるような場合には，仮定が成り立たなくなる．

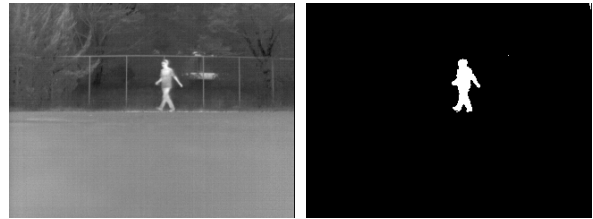
これに対して，我々は方向変換モデル (View Transformation Model, 以下 VTM と呼ぶ) を導入することで方向変化に対応する．本手法では，複数人物の複数方向から撮影された歩容画像列からなる学習セットを用いて VTM を取得すれば，一方向もしくは少数の方向の新しい人物の特徴から他の方向の特徴に変換することができる．

コンピュータビジョンの他の分野では，VTM による方向変化への対応手法が数多く提案されている．向川ら [22] は顔の姿勢や表情変化に対する画像生成に適用し，Utsumi らは [23] 人物の姿勢や方向変化に対する画像の変換に適用した．

これらの手法は静止画像を別の静止画像へ変換する手法である．一方，歩容認証の場合には時空間ボリュームを扱うこととなるため，フレーム単位の変換のためにはフレーム同期の問題を解く必要がある．そこで，時空間の歩容シルエットボリューム (Gait Silhouette Volume, 以下 GSV と呼ぶ) から，時間非依存の周波数領域の特徴を抽出して，その特徴に対して VTM を適用する．これにより，方向変換や照合の際のフレーム同期の必要性が無くなり，問題が単純化される．



(a) カラーカメラの入力画像 (b) (a) に対する背景差分画像



(c) 赤外線カメラの入力画像 (d) (c) に対する背景差分画像

図1 カラーカメラと赤外線カメラによる背景差分の比較 ((c) において，明るさが温度の高さに対応．)

本論文の構成を以下に示す．まず，2. 節で GSV の作成方法について述べ，3. 節で GSV の照合方法について述べる．次に 4. 節で VTM による方向変化への対応方法を述べ，5. 節で様々な方向に対する歩容認証実験について述べる．最後に，6. 節で結論と今後の課題について述べる．

2. GSV の作成

2.1 歩容シルエットの抽出

最初に背景差分を用いて歩容シルエットを抽出する．その際，通常のカラーカメラによる背景差分においては，図 1(b) に示すように影や照明変動によって抽出に失敗することがある．そこで，代わりに赤外線カメラ (NEC TH1702MX) を用いることで，温度画像による背景差分を行う．本赤外線カメラの画像サイズは 320×240 で，フレームレートは 30fps である．図 1(c) は赤外線カメラによって撮影された入力画像であり，背景と比較して人物領域の温度が高くなっていることが分かる．よって，図 1(d) のような鮮明な歩容シルエットが得られる．また，ここでは簡単化のために，画像中に存在する人物は一人であるとして，最大面積を持つ領域を人物領域として保持するものとする．

2.2 歩容シルエットのスケーリングと位置合わせ

次に抽出された歩容シルエットのスケーリングと位置合わせを行う．まず，フレーム毎に領域の上端・下端・水平方向の中心を取得する．ここで，水平方向の中心は，領域に属する画素の水平位置の中央値として定義する．次に，それらに対して 30 フレームの移動平均フィルターをかけ，平滑化された高さが 30pixel になるように，アスペクト比を保ったままスケーリングする．そして，平滑化された水平方向の中心が画像中心になるように位置合わせして，画像サイズ 20×30 の歩容シルエット画像列を作成する．最後に，それらを時間方向に重ね合わせることで，GSV を作成する．

作成された GSV の時間断面 ($x-y$ 断面)，水平断面 ($t-x$ 断面)，垂直断面 ($t-y$ 断面) 画像を図 2 に示す．図 2(b)，

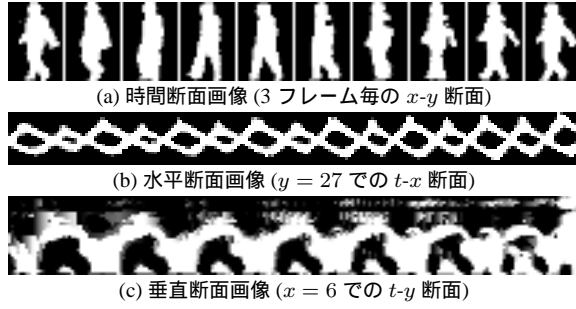


図2 GSV の例

(c) より歩容の周期性を容易に確認することができる。

3. GSV の照合

3.1 歩行周期の検出

照合の第一段階として、歩行周期の検出を行う。歩行周期 N_{gait} は GSV の時間方向の正規化自己相関を計算することによって、以下のように算出する。

$$N_{gait} = \arg \max_{N \in [N_{min}, N_{max}]} C(N) \quad (1)$$

$$C(N) = \frac{\sum_{x,y} \sum_{n=0}^{T(N)} g(x,y,n)g(x,y,n+N)}{\sqrt{\sum_{x,y} \sum_{n=0}^{T(N)} g(x,y,n)^2} \sqrt{\sum_{x,y} \sum_{n=0}^{T(N)} g(x,y,n+N)^2}} \quad (2)$$

$$T(N) = N_{total} - N - 1 \quad (3)$$

ここで $C(N)$ は N フレーム分シフトしたときの GSV の正規化自己相関であり、 $g(x, y, n)$ は n フレーム目の空間位置 (x, y) における GSV の値で、 N_{total} は GSV に含まれる総フレーム数である。また今回は、走行・早歩き・牛歩といったような通常の歩行から外れるものについては取り扱わないので、歩行周期の範囲は通常の歩行における個人差を考慮して実験的に $N_{min} = 20$, $N_{max} = 40$ とする。

3.2 周波数領域特徴の抽出

1. 節でも述べたように、照合や方向変換の際にフレーム同期の問題を避けるために、歩行周期に基づく周波数領域特徴を歩容特徴として利用する。最初に全体シーケンス S から歩行周期 N_{gait} フレーム毎にサブシーケンス $\{S_i\} (i = 1, 2, \dots, N_{sub})$ を取り出す。ここで、 i 番目のサブシーケンス S_i のフレームの範囲は $[iN_{gait}, (i+1)N_{gait}-1]$ となる。次に、各サブシーケンスに対して、時間軸方向の離散フーリエ変換 (DFT) を計算して、更に歩行周期 N_{gait} で正規化された振幅スペクトルを以下のように計算する。

$$G_i(x, y, k) = \sum_{n=iN_{gait}}^{(i+1)N_{gait}-1} g(x, y, n) e^{-j\omega_0 kn} \quad (4)$$

$$A_i(x, y, k) = \frac{1}{N_{gait}} |G_i(x, y, k)|. \quad (5)$$

ここで ω_0 は歩行周期 N_{gait} に対応する基本角周波数であり、 $G_i(x, y, k)$ は DFT の k 倍周波数に対応する成分であり、 $A_i(x, y, k)$ は歩行周期 N_{gait} で正規化された $G_i(x, y, k)$ に対する振幅スペクトルである。

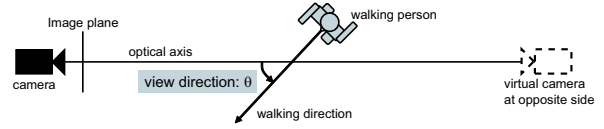


図4 方向 θ の定義 (真上図)

DFT の直流成分 ($k = 0$) は歩行の周期性を表したものであるのではないので、歩容特徴から除く。更に、高周波成分 ($k > k_{thresh}$) の DFT は、低周波成分の DFT と比較してノイズの割合が大きくなるため、歩容特徴から除く。本論文では、実験的に高周波の閾値を $k_{thresh} = 5$ として定める。よって、歩容特徴としては $A_i(x, y, k) (k = 1, \dots, 5)$ が用いられ、その次元 N_A は $20 \times 30 \times 5 = 3000$ となる。

図3に様々な方向に対して抽出した歩容特徴を示す。方向 θ は図4のように光軸と歩行方向のなす角で定義され、本文中での単位は [deg] とする。歩容特徴は被験者毎に方向間で幅広く変化しており、また各方向に対して被験者間でもある程度の変化が存在している。さらに、方向間での歩容特徴の変化は全ての被験者に対して似た傾向を示していることが分かる。これより、方向変化による歩容特徴の変化は、個人差とは独立に VTM によって表現可能であるものと考えられる。

3.3 照合基準

最初に、ある二つのサブシーケンス S_i, S_j 間の照合基準を定義する。ここで、サブシーケンス S_i の振幅スペクトル $A_i(x, y, k)$ の各要素をベクトルとして並べた N_A 次元の特徴ベクトルを $\mathbf{a}(S_i)$ として定義する。照合基準 $d(S_i, S_j)$ は、特徴ベクトル間のユークリッド距離として以下のように定義される。

$$d(S_i, S_j) = \|\mathbf{a}(S_i) - \mathbf{a}(S_j)\|. \quad (6)$$

次に、二つの全体シーケンス間の照合基準について述べる。ここで、Probe(入力)と Gallery(辞書)に対する全体シーケンスをそれぞれ S_P, S_G として定義して、そのサブシーケンスをそれぞれ $\{S_{P_i}\} (i = 1, 2, \dots)$, $\{S_{G_j}\} (j = 1, 2, \dots)$ として定義する。Gallery のサブシーケンス $\{S_{G_j}\}$ は一般にばらつきを持っており、Probe のサブシーケンス $\{S_{P_i}\}$ にも外れ値が含まれている可能性がある。このことを考慮して、照合基準 $D(S_P, S_G)$ は、Probe の各サブシーケンス S_{P_i} に対して計算した Gallery の全サブシーケンス $\{S_{G_j}\} (j = 1, 2, \dots)$ との最小距離の中央値として以下のように定義する。

$$D(S_P, S_G) = \text{Median}_i [\min_j \{d(S_{P_i}, S_{G_j})\}]. \quad (7)$$

4. 方向変化への対応

ここでは Utsumi ら [23] の方法に基づいて、VTM の定式化について簡単に触れる。但し、Utsumi ら [23] が VTM を静止画像に適用しているのに対して、我々は GSV から抽出された周波数領域特徴に対して適用している点が異なることに注意されたい。

最初に方向 θ を、 K 個の方向に離散化し、 m 番目の被験者の k 番目の方向に対する N_A 次元の歩容特徴ベクトルを $\mathbf{a}_{\theta_k}^m$ として定義する。ここで、学習セットとして

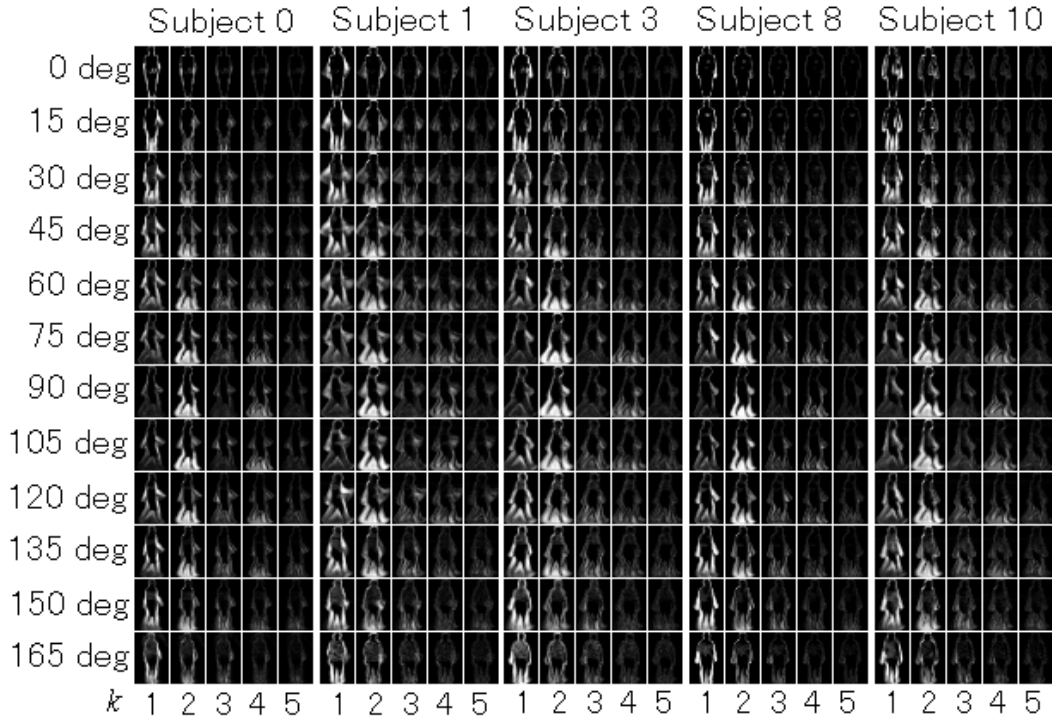


図3 抽出された歩容特徴 (15度刻みの方向)

M 人の被験者の K 方向の特徴ベクトルが得られたとすると、その特徴ベクトルを、各行が各方向を、各列が各個人に対応するように並べた行列を作成して、それを特異値分解 (SVD) によって以下のように分解することができる。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{a}_{\theta_1}^1 & \dots & \mathbf{a}_{\theta_1}^M \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{a}_{\theta_K}^1 & \dots & \mathbf{a}_{\theta_K}^M \end{bmatrix} = USV^T = \begin{bmatrix} P_{\theta_1} \\ \vdots \\ P_{\theta_K} \end{bmatrix} [\mathbf{v}^1 \dots \mathbf{v}^M]. \quad (8)$$

ここで、 U は $KN_A \times M$ の直交行列、 V は $M \times M$ の直交行列、 S は特異値を並べた $M \times M$ の対角行列、 P_{θ_k} は行列 US を構成する $N_A \times M$ の部分行列、 \mathbf{v}^m は M 次元の列ベクトルである。

ベクトル \mathbf{v}^m は方向に対して独立な m 番目の被験者に固有な特徴ベクトルである。また、部分行列 P_{θ_k} は被験者に固有なベクトル \mathbf{v} を方向 θ_k の特徴に変換する行列であり、各被験者に対して共通、即ち、被験者に対して独立である。よって、 m 番目の被験者の方向 θ_i の特徴ベクトル $\mathbf{a}_{\theta_i}^m$ は以下で表される。

$$\mathbf{a}_{\theta_i}^m = P_{\theta_i} \mathbf{v}^m. \quad (9)$$

これより、方向 θ_j から θ_i への特徴ベクトルの変換が以下のように得られる。

$$\hat{\mathbf{a}}_{\theta_i}^m = P_{\theta_i} P_{\theta_j}^+ \mathbf{a}_{\theta_j}^m. \quad (10)$$

ここで、 $P_{\theta_j}^+$ は P_{θ_j} の擬似逆行列である。実際には、シルエット画像中では画像面に対して直交する方向の動きが縮退するので、一方向だけからの変換では不十分となることがある。例えば、図3の正面方向の特徴 \mathbf{a}_{00}^m か

ら側面方向の特徴 \mathbf{a}_{90}^m を推定することは我々人間にとっても困難である。よって、複数方向の特徴 (その方向を $\theta_j(1), \dots, \theta_j(k)$ とする) が得られた場合には、以下のようにして、方向 θ_i のより正確な特徴に変換することができる。

$$\hat{\mathbf{a}}_{\theta_i}^m = P_{\theta_i} \begin{bmatrix} P_{\theta_j(1)} \\ \vdots \\ P_{\theta_j(k)} \end{bmatrix}^+ \begin{bmatrix} \mathbf{a}_{\theta_j(1)}^m \\ \vdots \\ \mathbf{a}_{\theta_j(k)}^m \end{bmatrix}. \quad (11)$$

上記の定式化においては、特徴全体の間の変換を行っているが、実際には2.節で説明しているように高さによる正規化を行っているため、頭・手・膝等の体の部分はその方向に対しても同じ垂直位置に現れることになる。よって、ある垂直位置 y_i から別の垂直位置 $y_j (\neq y_i)$ への変換は無いものとして、方向変換を垂直位置 y_i 毎に別々に定義するものとする。

これに加えて、180度反対方向への近似的な変換を導入する。以下では、方向の範囲 $[\theta_i, \theta_j]$ を $R_{[\theta_i, \theta_j]}$ として表す。被験者がカメラから十分に離れて観測されて弱中心投影が仮定できる場合には、図4のように反対側にある仮想的なカメラで観測される方向^(注1) θ のシルエット画像 (以下 $I_{opp}(\theta)$ とする) は、方向 θ の元のシルエット画像 (以下 $I(\theta)$ とする) の鏡像 (左右反転画像) となる。さらに、 $I_{opp}(\theta)$ と $I(\theta + 180)$ は明らかに同じ画像となるので、 $I(\theta + 180)$ は $I(\theta)$ の鏡像となる。よって、一旦 $R_{[0, 180]}$ に対する歩容特徴が得られると、残りの $R_{[180, 360]}$ に対

(注1): 方向 θ は実際のカメラに対して定義され、実際のカメラ及び仮想的なカメラの両方に対して共通に使われる。

する歩容特徴が鏡像として得られるので、VTM の学習セットは $R_{[0,180]}$ に対する歩容特徴に限定する。

5. 実験

5.1 データセット

実験には 20 人の被験者の 15 度刻みの 24 方向からなる 719 の歩容シーケンスを用いた。VTM の学習セットは 10 人の被験者の 12 方向 ($\theta = 0, 15, 30, 45, 60, 75, 90, 105, 120, 135, 150, 165$) からなる 120 シーケンスを用いた。また、Gallery セットとしては、20 人の被験者の方向 θ からなる 20 シーケンスのセット G_θ と、20 人の被験者の 2 方向 θ_i, θ_j からなる 40 シーケンスのセット $G_{\theta_i-\theta_j}$ を扱う。今回は、具体的な方向として、 $\{G_0, G_{45}, G_{90}, G_{135}, G_{0-90}\}$ の五つを利用した。Probe セット(テストセット)は残りのシーケンスとする。各シーケンスの方向については、歩行者の軌跡を利用することで比較的容易に求まるものとして、事前に与えておく。以下では、式 (10) または (11) によって方向 θ に変換された Gallery セットを \hat{G}_θ 、方向 θ の Probe セットを Pr_θ として表す。

5.2 変換結果

本手法との比較に用いる透視投影による歩容画像変換 [21](以下 PP とする) を簡単に説明する。この方法では、歩行者がカメラから離れている場合に、歩容の動きが矢状面内で表現されるものと近似して、透視投影によって任意方向からその矢状面を観測した画像に変換する。この方法では変換元として G_0 が与えられると変換できないので、本論文ではそのような場合には、矢状面の代わりに前頭面(矢状面に直交する垂直平面)を元にして変換を行う。更に、変換元として G_{0-90} が与えられた場合には、矢状面とのなす角の小さい方向 $R_{[45,135]}$ と $R_{[225,315]}$ に対しては矢状面を、その他の方向に対しては前頭面を利用する。

PP によって変換した歩容特徴の例を図 5 に示す。図より元の Gallery の角度に近い特徴(特に G_{90} に対する \hat{G}_{75} や \hat{G}_{105}) は比較的良好なもの、他の特徴は元の特徴(図 5(a)) と比べて大きく異なっていることが分かる。

次に、VTM によって変換した歩容特徴の例を図 6 に示す。 G_0 については比較的特徴が少ないため、 G_0 から変換した特徴は元の特徴(図 6(a)) と異なっている(図 6(b))。一方、他の方向には比較的多くの特徴が含まれているので、変換された特徴(図 6(c)-(f)) は元の特徴(図 6(a)) と近いものになっている。

5.3 歩容認証の性能評価

ここでは、前述の五つの Gallery セットから PP と VTM によって変換した特徴を用いて認証実験を行った。実験は異なる 20 組の学習セットに対して行われ、その平均性能を図 7 に示す受信者操作特性(ROC) 曲線 [24] によって評価した。このグラフでは、見易さのために Probe を $Pr_0, Pr_{45}, Pr_{90}, Pr_{135}$ の四つに限定した。

結果として、まず Gallery と同じ方向の Probe に対しては、いずれの Gallery でも高い認識率を示している。更に、5.2 で述べた変換結果からも分かるように、 G_0 に対する照合率は PP、VTM の両方共で認識率が低下している。他のセットを見ると、PP における G_{45} に対する Pr_{135} や G_{135} に対する Pr_{45} が比較的高い照合率を示し

ている。これは、歩容の動きが半周期の位相差をもって左右対称である場合には、方向 θ と $(180 - \theta)$ の特徴が似た特徴となるためである。この点を除くと、VTM の照合率が PP の照合率を上回っており、特に G_{0-90} (図 7(e)) ではその傾向が顕著である。

次に、ROC 曲線における 10% の誤報率に対応する照合率を図 8 に示す。ここで、方向 $R_{[180,360]}$ に対しては、4. 節で述べた鏡像を用いた。

図 7 でも示されているように、 G_0 に対する照合率は PP、VTM 共に低い。PP に関しては、Gallery の方向に近い Probe については、矢状面に対する弱中心投影が良く成り立つため、比較的高い照合率を示している(例えば G_{90} に対する Pr_{75} と Pr_{105})。加えて、歩容の左右対称性の利点が現れる Probe(例えば G_{45} に対する Pr_{135} や G_{135} に対する Pr_{45}) についても比較的高い照合率を示している。

上記の点を除くと、ほとんどの Probe において VTM の照合度が PP を上回っている。特に、 G_{0-90} に対する $Pr_{45}, Pr_{135}, Pr_{225}, Pr_{315}$ は PP に比べて高い照合度を達成している。結果として、図 8(f) より G_0 を除いて VTM の平均性能が PP を上回っていることが分かる。

6. おわりに

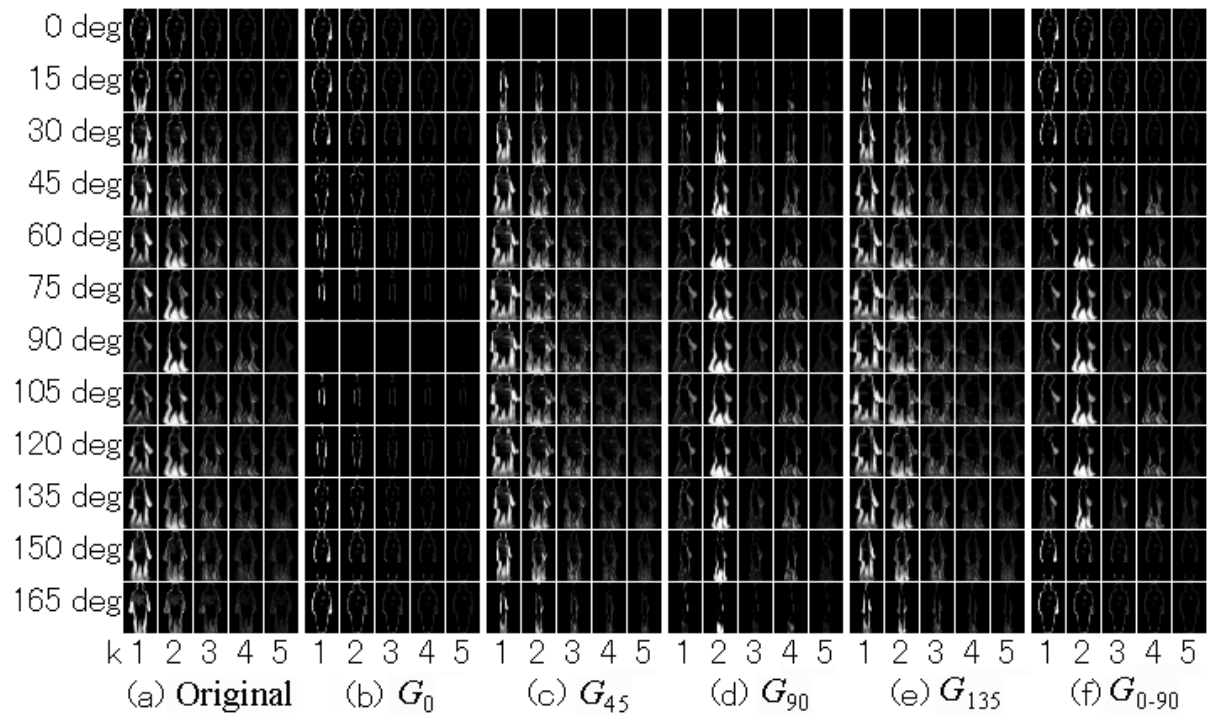
本論文では振幅スペクトルと方向変換モデル(VTM)を利用した歩容認証について述べた。最初に、赤外線カメラを用いた温度に基づく背景差分によって歩行者を抽出して、その歩容シルエットをスケールリングして位置合わせすることで、歩容シルエットボリューム(GSV)を作成した。そして、GSV の正規化自己相関を用いて歩行周期を検出して、その周期に基づくフーリエ解析によって GSV の振幅スペクトルを歩容特徴として取得した。次に、複数被験者の複数方向の特徴からなる学習セットによって VTM を学習して、一方向ないし少数の方向の特徴から変換することで様々な方向の特徴を取得した。最後に、20 人の被験者の 24 方向を含む 719 シーケンスを使って歩容認証実験を行った。結果として、我々の手法が以前に提案された透視投影(PP)による方法よりも高い認証性能を達成して、本手法が有効であることを確認した。

今後の課題は以下の通りである。

- カメラのチルト方向の変化への対応
- 歩行中の方向変化を伴うシーケンスに対する認証
- 一般的なデータベース(例えば HumanID Gait Challenge Problem Datasets [6]) に対する認証実験

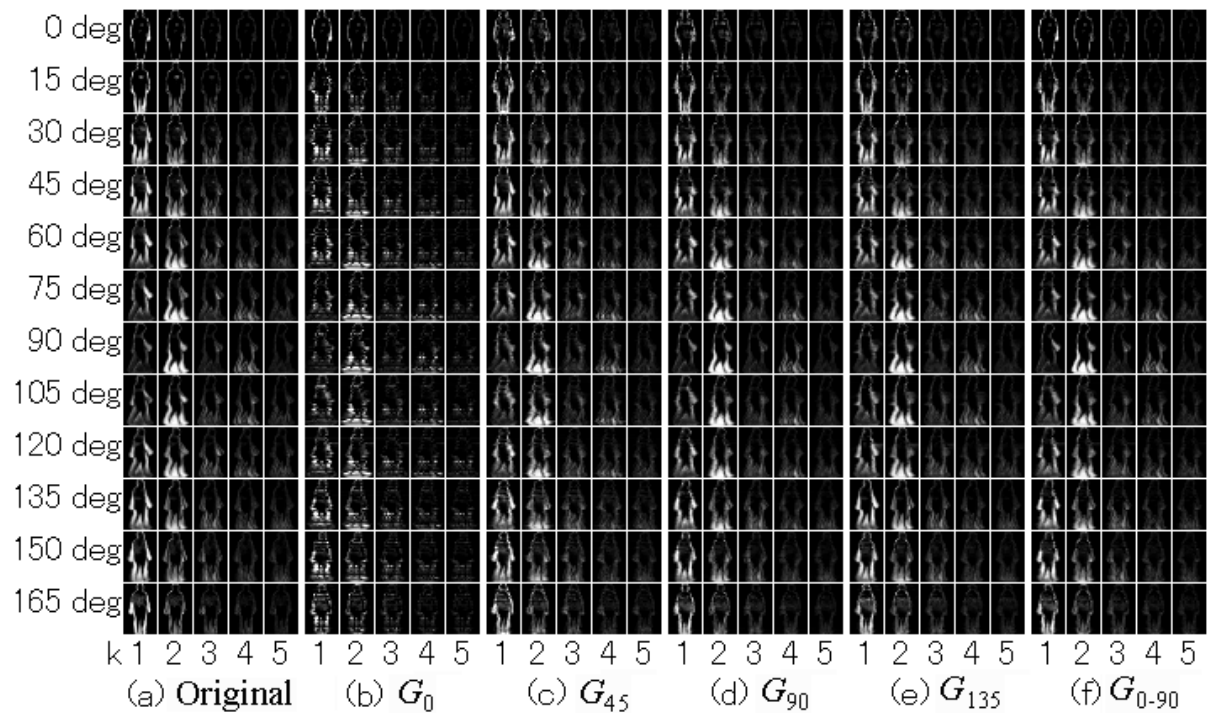
文献

- [1] Cunado, D., Nixon, M.S., and Carter, J.N.: Automatic Extraction and Description of Human Gait Models for Recognition Purposes, Computer Vision and Image Understanding, Vol. 90, No. 1, (2003) 1-41
- [2] Yam, C., Nixon, M.S., and Carter, J.N.: Automated Person Recognition by Walking and Running via Model-based Approaches, Pattern Recognition, Vol. 37, No. 5, (2004) 1057-1072
- [3] Bobick, A.F. and Johnson, A.Y.: Gait Recognition using Static Activity-specific Parameters, Proc. of Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 1, (2001) 423-430
- [4] Wagg, D.K. and Nixon, M.S.: On Automated Model-Based Extraction and Analysis of Gait, Proc. of the 6th IEEE Int.



(a): 元の特徴, (b)-(f): $G_0, G_{45}, G_{90}, G_{135}, G_{0-90}$ から変換された特徴

図 5 PP によって変換された特徴



(a): 元の特徴, (b)-(f): $G_0, G_{45}, G_{90}, G_{135}, G_{0-90}$ から変換された特徴

図 6 VTM によって変換された特徴

- Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, (2004) 11-16
- [5] Urtasun, R. and Fua, P.: 3D Tracking for Gait Characterization and Recognition, Proc. of the 6th IEEE Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, (2004) 17-22
- [6] Sarkar, S., Phillips, J.P., Liu, Z., Vega, I.R., Grother, P., and Bowyer, K.W.: The HumanID Gait Challenge Problem: Data Sets, Performance, and Analysis, Trans. of Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 27, No. 2, (2005) 162-177
- [7] Murase, H. and Sakai, R.: Moving Object Recognition in

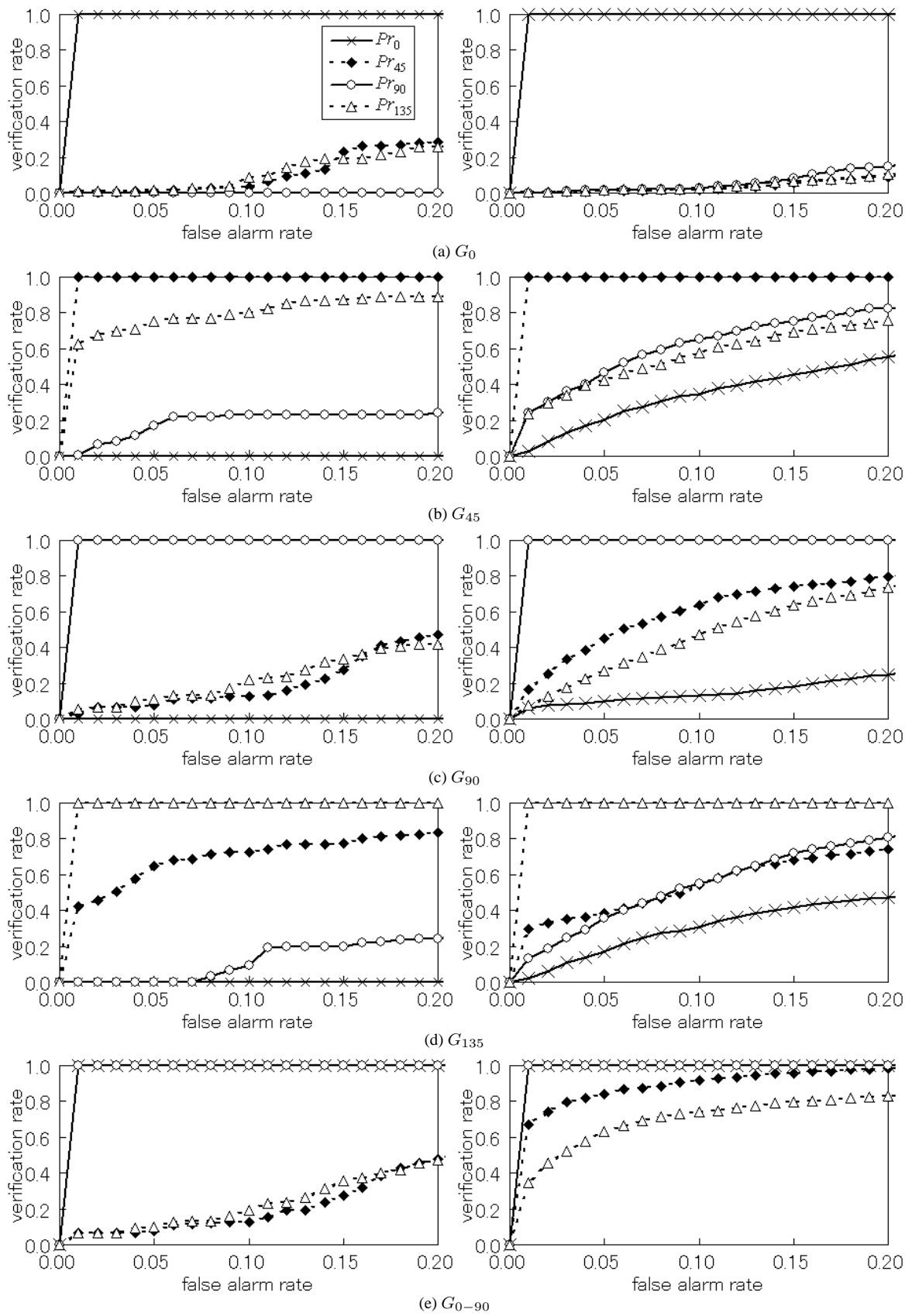


図7 PP(左側)とVTM(右側)に対する歩容認証のROC曲線(凡例は各グラフで共通)

Eigenspace Representation: Gait Analysis and Lip Reading, Pattern Recognition Letters, Vol. 17, (1996) 155–162

[8] Ohara, Y., Sagawa, R., Echigo, T., and Yagi, Y.: Gait volume: Spatio-temporal analysis of walking, Proc. of the 5th Workshop on Omnidirectional Vision, Camera Networks and Non-classical cameras, (2004) 79–90

[9] 佐川 立昌, 越後 富夫, 八木 康史, ”人物追跡のための周波数解析による歩行画像列マッチング”, 画像の認識・理解シンポジウム論文集, pp.1373–1379, 2005.

[10] Niyogi, S and Adelson, E.: Analyzing and recognizing walking figures in xyt, Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, (1994) 469–474

[11] Liu, Z and Sarkar, S.: Simplest Representation Yet for Gait Recognition: Averaged Silhouette, Proc. of the 17th Int. Conf. on Pattern Recognition, Vol. 1, (2004) 211–214

[12] BenAbdelkader, C., Culter, R., Nanda, H., and Davis, L.: Eigengait: Motion-based recognition people using image self-similarity, Proc. of Int. Conf. on Audio and Video-based Person Authentication, (2001) 284–294

[13] Cuntoor, N, Kale, A, and Chellappa, R: Combining Multiple Evidences for Gait Recognition, Proc. of IEEE Int. Cont. Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 3, (2003) 33–36

[14] Liu, Y., Collins, R.T., and Tsin, Y.: Gait sequence analysis using frieze patterns, Proc. of the 7th European Conf. on Computer Vision, Vol. 2, (2002) 657–671

[15] Kobayashi, T. and Otsu, N.: Action and Simultaneous Multiple-Person Identification Using Cubic Higher-Order Local Auto-Correlation, Proc. of the 17th Int. Conf. on Pattern Recognition, Vol. 3, (2004) 741–744

[16] Mowbray, S.D and Nixon, M.S.: Automatic Gait Recognition via Fourier Descriptors of Deformable Objects, Proc. of IEEE Conf. on Advanced Video and Signal Based Surveillance, (2003) 566–573

[17] Zhao, G., Chen, R., Liu, G., and Li, H.: Amplitude Spectrum-based Gait Recognition, Proc. of the 6th IEEE Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, (2004) 23–30

[18] BenAbdelkader, C.: Gait as a Biometric For Person Identification in Video, Ph.D. thesis in Maryland Univ., (2002)

[19] Shakhnarovich, G., Lee, L, and Darrell, T.: Integrated Face and Gait Recognition from Multiple Views, Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol. 1, (2001) 439–446

[20] Lee, L.: Gait Analysis for Classification, Ph.D. thesis in Massachusetts Institute of Technology, (2002)

[21] Kale, A., Chowdhury, K.R., and Chellappa, R.: Towards a View Invariant Gait Recognition Algorithm, Proc. of IEEE Conf. on Advanced Video and Signal Based Surveillance, (2003) 143–150

[22] Mukaigawa, Y., Nakamura, Y, and Ohta, Y.: Face Synthesis with Arbitrary Pose and Expression from Several Images - An integration of Image-based and Model-based Approach - Proc. of the 3rd Asian Conf. on Computer Vision, Vol. 1, (1998), 680–687.

[23] Utsumi, A., Tetsutani, N.: Adaptation of appearance model for human tracking using geometrical pixel value distributions, Proc. of the 6th Asian Conf. on Computer Vision, (2004)

[24] Phillips, P.J., Moon, H., Rizvi, S, and Rauss, P: The FERET Evaluation Methodology for Face-Recognition Algorithms, Trans. of Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No. 10, (2000), 1090–1104

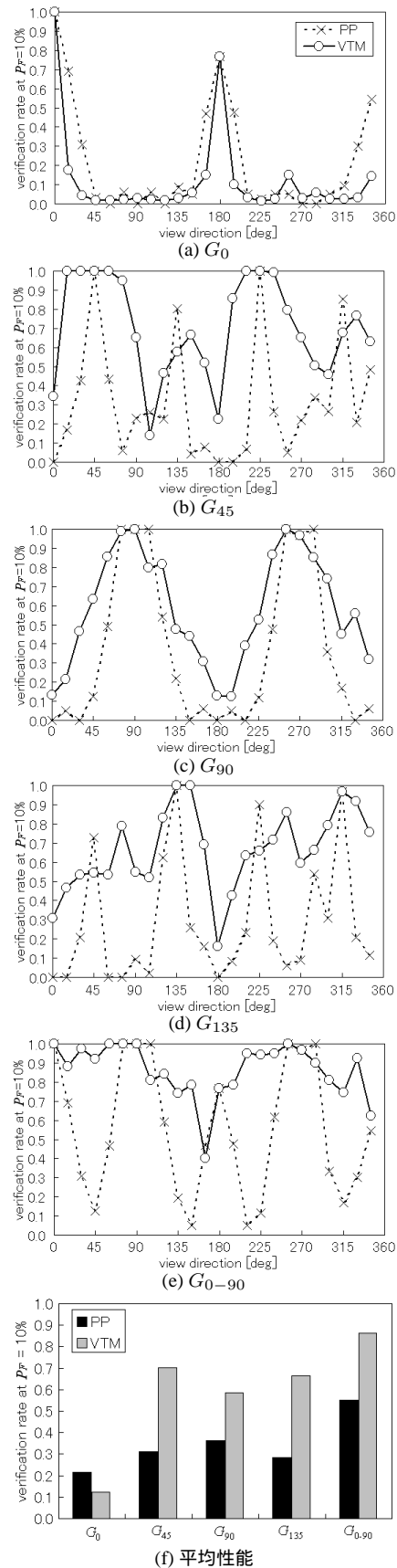


図8 PP と VTM による誤報率 10% に対応する照合率の比較 (凡例は (a)-(e) で共通)