

# 周波数領域に拡張した方向変換モデルによる歩容認証

## Gait Identification using a View Transformation Model in the Frequency Domain

榎原靖<sup>1</sup> 佐川立昌<sup>1</sup> 向川康博<sup>1</sup> 越後富夫<sup>2</sup> 八木康史<sup>1</sup>

Yasushi Makihara<sup>1</sup>, Ryusuke Sagawa<sup>1</sup>, Yasuhiro Mukaigawa<sup>1</sup>, Tomio Echigo<sup>2</sup>, and Yasushi Yagi<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 大阪大学 <sup>2</sup> 大阪電気通信大学

<sup>1</sup> Osaka Univ. <sup>2</sup> Osaka Electro-Communication Univ.

**ABSTRACT** Gait analyses have recently gained attention as methods of individual identification at a distance from a camera. However, appearance changes due to view direction changes cause difficulties for gait identification. We propose a method of gait identification using frequency-domain features and a view transformation model. We first extract frequency-domain features from a spatio-temporal gait silhouette volume. 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. 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、指紋、虹彩、顔等を利用したものがあるが、最近、広域監視への応用を考えて、カメラから離れた場所での認証可能な手法として、歩容認証が注目を集めている。

現在、歩容認証手法として、モデルベースの手法 [1][2][3][4] やアピアランスベースの手法 [5][6][7][8] が多数提案されている。これら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。実際に、Yu ら [9] 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。

方向変化への対応手法としては、パラメトリック固有空間法 [10] によって方向及び個人を認識する方法や、視体積交差法によって仮想的な方向の歩容画像を合成する手法 [11] が考えられる。しかし、そのためには認証対象となる全被験者の多数方向からの同期画像が必要となる。また、一方向からの特徴のみを利用する方法としては、歩容を矢状面(動物を左右対称に分割する垂直平面)内運動と仮定して、透視投影によって方向を変換する手法 [12] が提案されている。しかし、画像面と矢状面とのなす角が

大きくなる場合には、自己隠蔽によって変換誤差が大きくなる。

一方、歩容認証以外の研究分野では、方向変化への対応手法が数多く提案されている。向川ら [13] は顔の姿勢や表情変化に対する画像生成における変換手法を提案し、Utsumi ら [14] は人物の姿勢や方向変化に対する画像の変換する方向変換モデル(View Transformation Model, 以下 VTM と呼ぶ)を提案している。しかし、これらの手法は静止画像間の変換手法であるため、時空間ボリュームを扱う歩容認証に直接適用する場合には、計算量の多いフレーム同期を行いつつ変換を行う必要がある。

そこで、本研究では最初に時系列の歩容シルエットを時間軸上に積み重ねることで作成される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特徴を抽出する。そして、VTM を周波数領域に拡張することで、時空間データである歩容の方向変化に対応する。これにより、方向変換や照合の際のフレーム同期処理を省略して、問題を簡単化することができる。

本論文の構成を以下に示す。最初に、2.節で周波数領域特徴を用いた歩容認証について簡単に述べ、次に3.節で VTM による方向変化への対応方法を述べる。4.節では、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5.節で結論と今後の課題について述べる。

## 2. 周波数領域特徴を用いた歩容認証

### 2.1 歩容シルエットボリュームの作成

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, Fig. 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 pixel × 240 pixel で, フレームレートは 30 fps である. Fig. 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, Fig. 1 (d) のような鮮明な歩容シルエットが得られる.

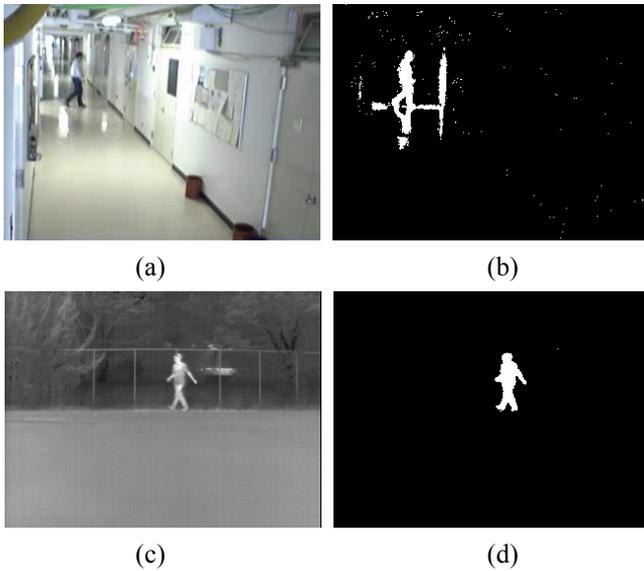


Fig. 1 Comparison of background subtraction by color camera and that by infrared-ray camera. (a) Input image with color camera, (b) Background subtraction for (a), (c) Input image with infrared-ray camera (brighter value indicates higher temperature), (d) Background subtraction for (c)

次に, フレーム毎に領域の高さと水平方向の中心を取得し, 高さが 30 pixel になるようにアスペクト比を保ったままスケールを行い, 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時間軸上に積み重ねることで, 画像サイズ 20 pixel × 30 pixel の歩容シルエットボリューム(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 Fig. 2 に示す. Fig. 2 (b), (c) より歩容の周期性の存在が容易に確認できる.

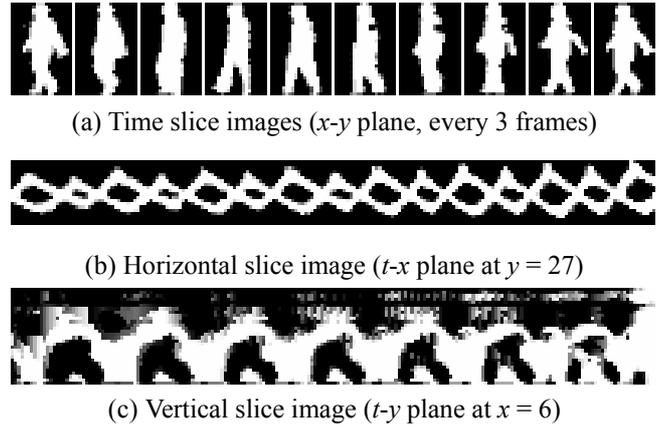


Fig. 2 An example of GSV

### 2.2 周波数領域特徴の抽出

最初に歩行周期  $N_{gait}$  を, GSV の時間軸方向の正規化自己相関を最大化する周期として算出する. その際, 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 [20, 40] とした.

次に, 歩行周期に基づく周波数領域特徴を抽出する. 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. 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.

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

$$A_i(x, y, k) = \frac{1}{N_{gait}} |G_i(x, y, k)| \quad (2)$$

ここで  $g(x, y, n)$  は  $n$  フレーム目の位置  $(x, y)$  における GSV の値である.  $\omega_0$  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. ここでは, 歩容特徴として  $A_i(x, y, k)$  ( $k = 0, 1, 2$ ) を用いるため, その特徴の次元  $N_A$  は  $20 \times 30 \times 3 = 1800$  となる. また, 以下では振幅スペクトル  $A_i(x, y, k)$  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  $\mathbf{a}$  として定義する.

様々な被験者の 15 度刻みの方向に対する歩容特徴の抽出結果を Fig. 3 に示す. 方向  $\theta$  は Fig. 4 のように光軸と歩行方向のなす角で定義され, 本論文中での単位は度(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。

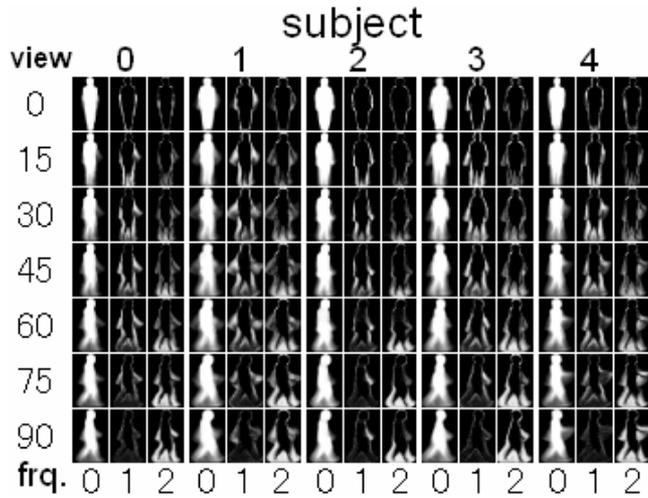


Fig. 3 Gait features for each subject from each view (every 15 deg)

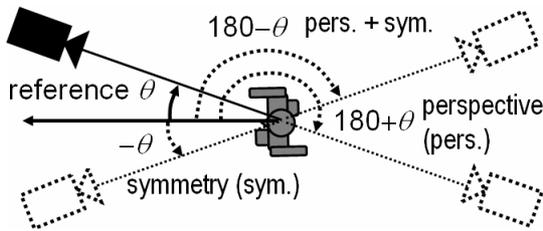


Fig. 4 Definition of view direction  $\theta$  at top view

例えば、90 度方向に対する振幅スペクトルに注目すると、腕の振りの大きな被験者 1, 4 と小さな被験者 0, 2 では、2 倍周波数における腕の部分が異なっており、歩幅の大きな被験者 3 と小さな被験者 0, 2 では、2 倍周波数における脚の部分が異なっている。また、被験者 2 は腕の振りが左右非対称(片腕は良く振り、もう片方はあまり振らない)であるために、1 倍周波数において腕の振りが良く現れている。

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。0 度方向では体の輪郭付近に多少の振幅スペクトルが現れており、45 度方向に近づくにつれて、腕や脚の動きが 1 倍及び 2 倍周波数に現れ始め、90 度方向に近づくと 2 倍周波数の振幅スペクトルが支配的となる。このような被験者に共通な方向による変化を 3.節で述べる VTM によって学習するものとする。

### 2.3 周波数領域特徴の照合

ここで、入力(プローブ)と辞書(ギャラリー)に対する全体シーケンスをそれぞれ  $\mathbf{S}_p, \mathbf{S}_G$  として定義して、そのサブ

シーケンスをそれぞれ  $\{\mathbf{S}_{p_i}\} (i = 1, 2, \dots)$ ,  $\{\mathbf{S}_{G_j}\} (j = 1, 2, \dots)$  として定義する。二つのサブシーケンス  $\mathbf{S}_{p_i}, \mathbf{S}_{G_j}$  に対する照合基準  $d(\mathbf{S}_{p_i}, \mathbf{S}_{G_j})$  は、特徴ベクトル  $\mathbf{a}(\mathbf{S}_{p_i}), \mathbf{a}(\mathbf{S}_{G_j})$  間のユークリッド距離として定義する。また、全体シーケンスの照合基準  $D(\mathbf{S}_p, \mathbf{S}_G)$  として、入力と辞書のサブシーケンスに対する平均距離が考えられるが、サブシーケンスに外れ値が含まれる場合には大きな影響を受ける。そこで、まず入力の各サブシーケンスに対して辞書のサブシーケンスとの最小距離を計算し、その中から中央値を選択することで、外れ値に対するロバスト性を向上させる。結局、全体シーケンスに対する照合基準は以下のように定義される。

$$D(\mathbf{S}_p, \mathbf{S}_G) = \text{Median}_i[\min_j\{d(\mathbf{S}_{p_i}, \mathbf{S}_{G_j})\}] \quad (3)$$

## 3. 方向変換モデル

### 3.1 方向変換モデルの学習

ここでは Utsumi ら [14] 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 から周波数領域特徴を抽出することで、VTM を周波数領域に拡張している点が異なることに注意されたい。

最初に方向  $\theta$  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  $\theta_k$  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  $M$  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、各列が各被験者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。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{a}_{\theta_1}^1 & \cdots & \mathbf{a}_{\theta_1}^M \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{a}_{\theta_K}^1 & \cdots & \mathbf{a}_{\theta_K}^M \end{bmatrix} = USV^T = \begin{bmatrix} P_{\theta_1} \\ \vdots \\ P_{\theta_K} \end{bmatrix} [\mathbf{v}^1 \quad \cdots \quad \mathbf{v}^M] \quad (4)$$

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、 $P_{\theta_k}$  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  $P_{\theta_k}$  は被験者に固有なベクトル  $\mathbf{v}$  を方向  $\theta_k$  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  $\theta_i$  の特徴ベクトル  $\mathbf{a}_{\theta_i}^m$  は以下で表される。

$$\mathbf{a}_{\theta_i}^m = P_{\theta_i} \mathbf{v}^m \quad (5)$$

これより、参照方向  $\theta_{ref}$  から別の方向  $\theta_i$  への特徴ベクトルの変換は、以下のように得られる。

$$\hat{\mathbf{a}}_{\theta_i}^m = P_{\theta_i} P_{\theta_{ref}}^+ \mathbf{a}_{\theta_{ref}}^m \quad (6)$$

ここで、 $P_{\theta_{ref}}^+$  は  $P_{\theta_{ref}}$  の擬似逆行列である。但し、歩容シルエットの画像面に対して直交する方向の動きは縮退するので、一方向のみを用いた変換では不十分となることがある。例えば、Fig. 3 の正面方向の特徴  $\mathbf{a}_0^m$  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  $\theta_{ref}(1)$ , ...,  $\theta_{ref}(k)$  とする)が得られた場合には、以下のようにして、方向  $\theta_i$  のより正確な特徴に変換することができる。

$$\hat{\mathbf{a}}_{\theta_i}^m = P_{\theta_i} \begin{bmatrix} P_{\theta_{ref}(1)} \\ \vdots \\ P_{\theta_{ref}(k)} \end{bmatrix}^+ \begin{bmatrix} \mathbf{a}_{\theta_{ref}(1)}^m \\ \vdots \\ \mathbf{a}_{\theta_{ref}(k)}^m \end{bmatrix} \quad (7)$$

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2.1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  $y_j$  ( $y_i \neq y_j$ ) への変換は無効なものとして、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。

### 3.2 幾何モデルに基づく参照方向の追加

ここでは、方向変換精度を向上させるための幾何モデルに基づく参照方向の追加方法について述べる。

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、Fig. 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  $\theta_{ref}$  のシルエット画像(以下  $I_{opp}(\theta_{ref})$  とする)は、方向  $\theta_{ref}$  の元のシルエット画像(以下  $I(\theta_{ref})$  とする)の鏡像(左右反転画像)となる。ここで、方向  $\theta_{ref}$  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ことに注意されたい。さらに、 $I_{opp}(\theta_{ref})$  と  $I(\theta_{ref} + 180)$  は明らかに同じ画像となるので、 $I(\theta_{ref} + 180)$  は  $I(\theta_{ref})$  の鏡像となる。

また、弱中心投影に加えて、歩容の左右対称性が仮定できる場合には、歩容シルエット  $I(\theta_{ref})$  と  $I(360 - \theta_{ref})$  の

左右反転画像が同じになる。加えて、これら二つの仮定を併せて考えると、 $I(\theta_{ref})$  と  $I(180 - \theta_{ref})$  が同じシルエット画像になる。

よって、参照方向  $\theta_{ref}$  の特徴が得られると、方向  $(180 - \theta_{ref})$  に対して同じ特徴を、方向  $(\theta_{ref} + 180)$  と  $(360 - \theta_{ref})$  に対して左右反転特徴を追加することができる。但し、これらはあくまでも仮定に基づくものであるため、複数参照方向の特徴が観測された場合に、追加する方向と基の参照特徴の方向とが重なった場合には、実際に観測された特徴を優先して用いるものとする。

以下では、幾何モデルに基づく追加を行った方向変換モデルを VTM+ と表現し、追加をしない方向変換モデル VTM と区別する。

## 4. 実験

### 4.1 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 736 の歩容シーケンスを用いた。各歩容シーケンスは、カメラから 10~25m 離れた場所での 10~20 歩の直線歩行で構成されている。また、撮影時のカメラの高さ及びチルト角は一定とした。歩行者は VTM の学習セットには、10 人の被験者の 24 方向からなる 240 シーケンスを用いた。ギャラリーには、20 人の被験者の  $k$  方向の  $20k$  シーケンスを用いた。プローブには、VTM の学習に用いた被験者を除く 10 人の残りのシーケンスを用いた。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。

また、今回比較に用いる手法を以下にまとめる。

- NT: 参照特徴を変換せずにそのまま利用
  - PP: 矢状面の透視投影 [12]
  - VTM: 方向変換モデル
  - VTM+: 幾何モデルに基づく参照方向を追加した VTM
- ここで、参照方向が複数ある場合に、NT においては、方向が近い方の参照特徴を利用して、PP においては、矢状面と前頭面(矢状面に直交する垂直平面)の内で方向が近い方の面を元に透視投影変換するものとする。

### 4.2 変換結果

変換結果の一例として、参照方向 45 度の一方向、及び 0・90 度の二方向から PP と VTM によって変換した

特徴を Fig. 5 に示す. PP では参照方向とのなす角が大きくなるにつれて, 元の特徴から大きく異なっているのに対して, VTM では各方向に渡って比較的元の特徴に近い結果が得られている.

また, 変換誤差を評価するために, 元の特徴  $a$  と変換後の特徴  $\hat{a}$  との平均距離を方向毎に計算した. 更に, VTM については, 学習に用いた被験者に対する方向変換(以下, VTM (tr.) とする)とそれ以外の被験者に対する方向変換の精度の違いを調べるために, 別々に変換誤差を求めた. そのようにして求めた変換誤差を Fig. 6 に示す. NT や PP では, 参照方向もしくは幾何モデルで近似可能な方向(例えば, Fig. 6 (a) に対しては, 135, 225, 315 度)から離れるに従って誤差が大きくなっている. これに対して, VTM (tr.) では, いずれの方向に対してもほぼ一定の小さな誤差で抑えられている. また, VTM+ では, VTM (tr.) に比べて 2 倍程度の誤差になっているものの, いずれの方向に対してもほぼ一定の誤差に抑えられている点は同様であり, NT や PP と比較しても小さな誤差となっている.

### 4.3 歩容認証の性能評価

#### ・従来手法との比較

認証実験は, ランダムに選択された異なる 20 組の学習セットに対して行い, その平均性能を受信者操作特性 (ROC) 曲線 [15] における 10% 誤報率時の照合率によって評価した. 一例として, 参照方向 45 度の一方向, 及び 0・90 度の二方向から各手法で変換した特徴をギャラリーとした場合の結果を Fig. 7 に示す.

最初に, 45 度を参照方向とした場合(Fig. 7 (a))の結果について述べる. PP については, プローブの方向が, 参照方向及び幾何モデルで近似可能な方向(135, 225, 315 度)に近い場合には高い照合率になっているものの, それ以外の方向では低い認識率になっている. VTM については, 全体としては PP より高い照合率を示しているが, 幾何モデルで近似可能な方向付近では PP より低い照合率になっている. これに対して, VTM+ においては, 幾何モデルで近似可能な方向付近においても PP と同等の照合率になっており, いずれの方向に対しても最も良い照合率を達成している.

0・90 度を参照方向とした場合(Fig. 7 (b))については,

各手法の照合率の優劣関係は一方向を参照したときと同様の傾向を示しているが, 全体的に照合率が底上げされている. 特に, VTM+ においては照合率の悪いプローブの方向でも 80% 以上の照合率になっており, 他の多くの方向で 90% 以上の照合率になっている.

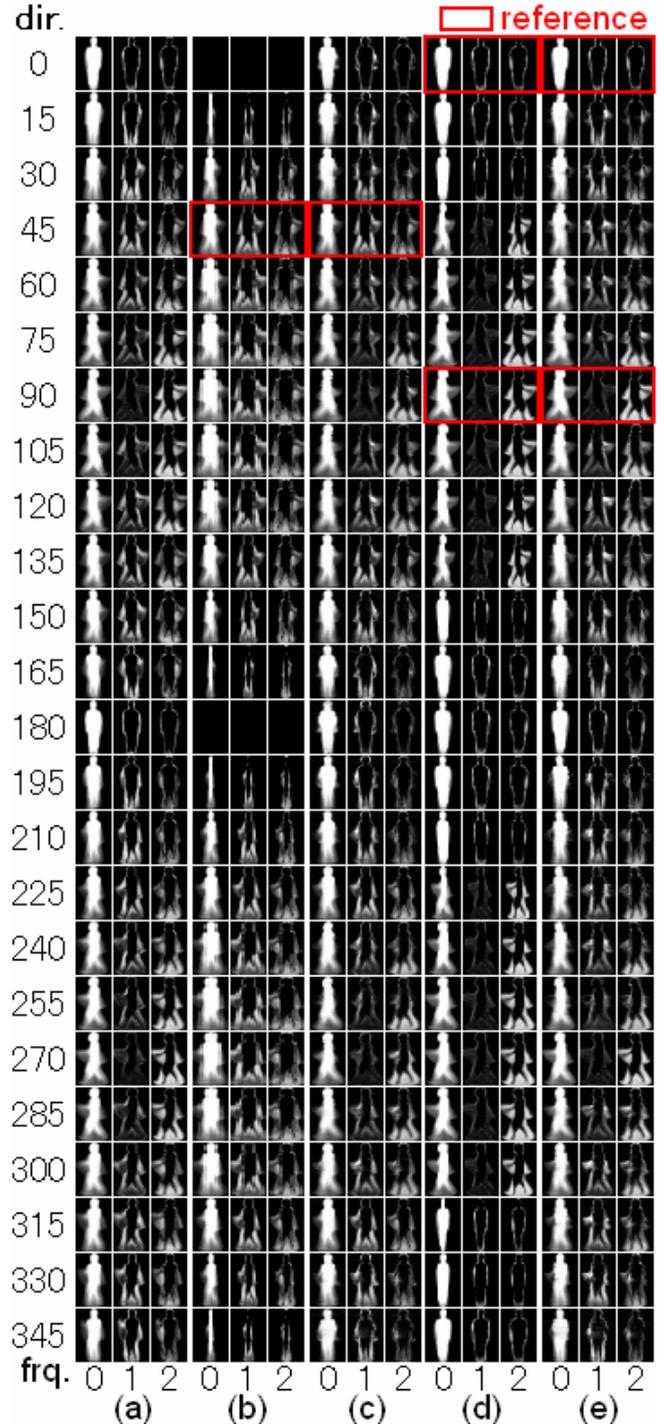
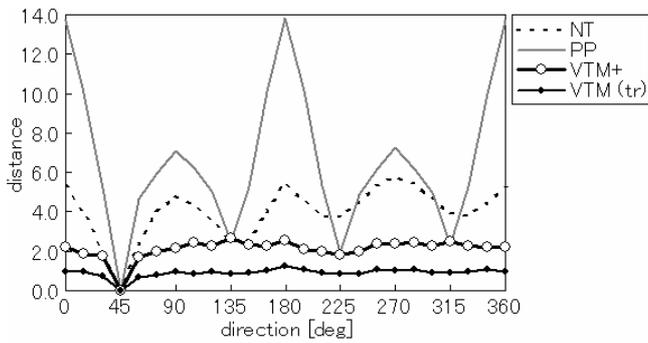
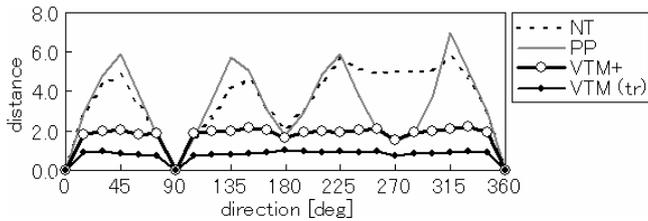


Fig. 5 Transformed features. (a) Original feature, (b)(c) Transformed features from 45 deg by PP and VTM respectively, (d)(e) Transformed features from two views (0 deg and 90 deg) by PP and VTM respectively.

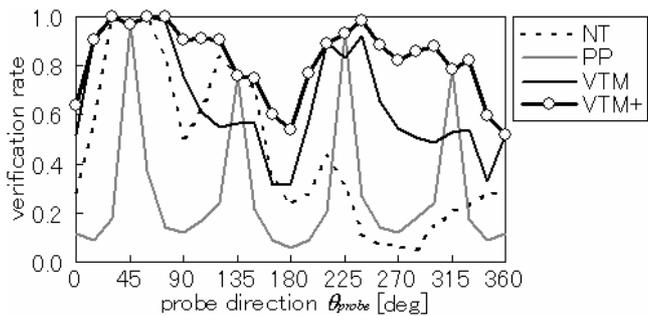


(a)  $\theta_{ref} = 45$

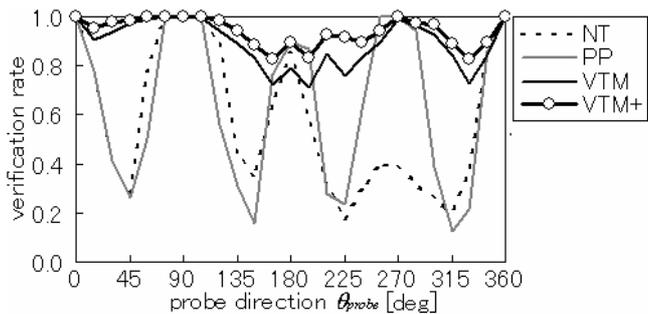


(b)  $\theta_{ref}(1) = 0, \theta_{ref}(2) = 90$

Fig. 6 Root mean squared errors (RMSE) of transformed features



(a)  $\theta_{ref} = 45$



(b)  $\theta_{ref}(1) = 0, \theta_{ref}(2) = 90$

Fig. 7 Verification rate at 10% false alarm rate

### ・参照方向の違いによる比較

次に、VTM+ を用いた場合の参照方向の違いによる照合率変化を調べる。Fig. 8 に各参照方向  $\theta_{ref}$  に対するプローブ方向  $\theta_{probe}$  毎の照合率を示す。

参照方向とプローブ方向が等しい場合(Fig. 8 における対角線  $\theta_{probe} = \theta_{ref}$  が該当)には、明らかに高い照合率と

なる。加えて、幾何モデルによる近似が成り立つ方向(Fig. 8 における  $\theta_{probe} = \theta_{ref} + 180, 360 - \theta_{ref}, 180 - \theta_{ref}$  が該当)に対しても、照合率が高くなっている。

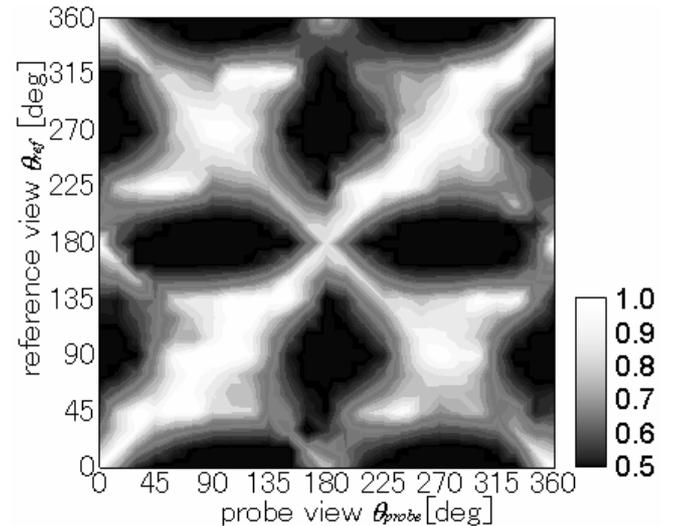


Fig. 8 Verification rate at 10% false alarm for each probe view and reference view by VTM+

これに対して、正面方向(0, 180度)を参照した場合の側面方向(90, 270度)のプローブ、及びその逆の場合には、照合率が低くなっている。これは、3.1 節でも述べたように、直交方向の動きが画像面で縮退することからも明らかである。但し、斜め方向(45, 135, 225, 315度)については、歩容が左右対称である場合には、直交方向の特徴が同じ特徴もしくは左右反転特徴になるために、照合率の低下は小さく、全体として高い照合率を保っている。

そこで、参照方向の違いによる全体的な性能変化を調べるために、各プローブ方向の照合率を参照方向毎に平均したものを Fig. 9 (a) に示す。これより、正面・側面の参照方向に比べて、斜めの参照方向に対して高い照合率になることが分かる。また、いずれの参照方向においても、VTM+ が他の手法に比べて高い照合率になっていることが分かる。

### ・二参照方向の組み合わせによる比較

さらに、二参照方向を用いる場合についての平均照合率を Fig. 9 (b)-(d) に示す。ここで、同図 (b)-(d) は、各々 0, 45, 90 度に加えてもう一つの参照方向  $\theta_{ref}(2)$  を用いた場合の照合率を示している。但し、参照方向が重複しているもの(例えば、Fig. 9 (b) の参照方向 0 度)については、その一方向を参照する場合と同様であるものとする。

結果より、参照方向の追加による照合率の向上が見ら

れ、特に正面の 0 度や側面の 90 度に対して追加した場合(Fig. 9 (b), (d))にその傾向が顕著である。更には、その中でも直交方向を追加した場合(例えば Fig. 9 (b) における  $\theta_{ref}(2) = 90$  や、同図 (d) における  $\theta_{ref}(2) = 0$ )が高い照合率になっていることが分かる。これは、上述の通り、一参照方向では画像上で縮退していた直交方向の動きが新たに追加されるためであると考えられる。これに対して、幾何モデルにより近似可能な 180 度反対方向の特徴(例えば 同 Fig. 9 (b) における  $\theta_{ref}(2) = 180$  や、同図 (d) における  $\theta_{ref}(2) = 270$ )については、新たに得られる情報が少ないため、追加による改善が殆ど見られない。

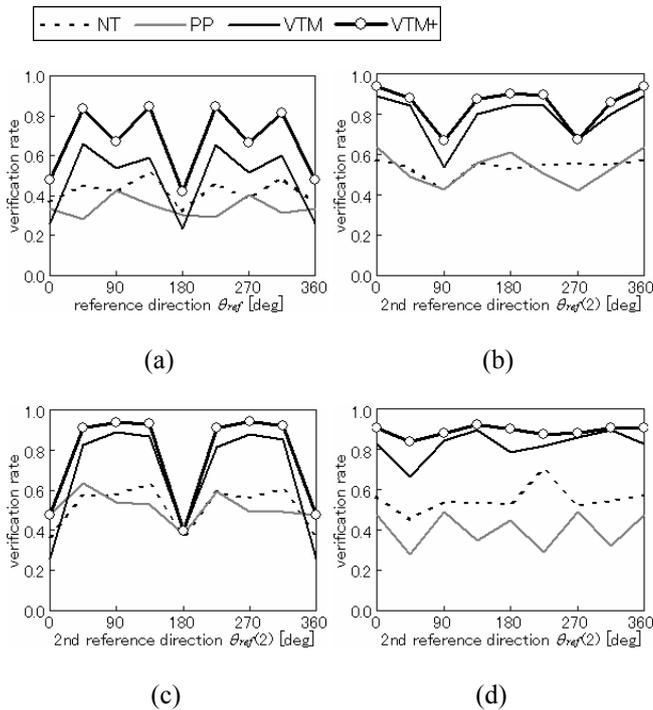


Fig. 9 Averaged verification rate at 10% false alarm for each reference. (a) Single reference, (b)-(d) Two references including 0 deg, 45 deg, and 90 deg respectively.

このような傾向を確かめるために、二方向参照の組み合わせに対する平均照合率を Fig. 10 に示す。同図において、参照方向が重複している対角線( $\theta_{ref}(1) = \theta_{ref}(2)$ )は、一参照方向と同じものを意味しているので、照合率が低くなっている。これに対して、二参照方向が直交している直線上( $\theta_{ref}(2) - \theta_{ref}(1) = 90 + 180n, n = -2, -1, 0, 1$ )では照合率が高くなっており、反対に二方向が 180 度反対の直線上( $\theta_{ref}(2) - \theta_{ref}(1) = 180n, n = -1, 1$ )では照合率が低くなっている。

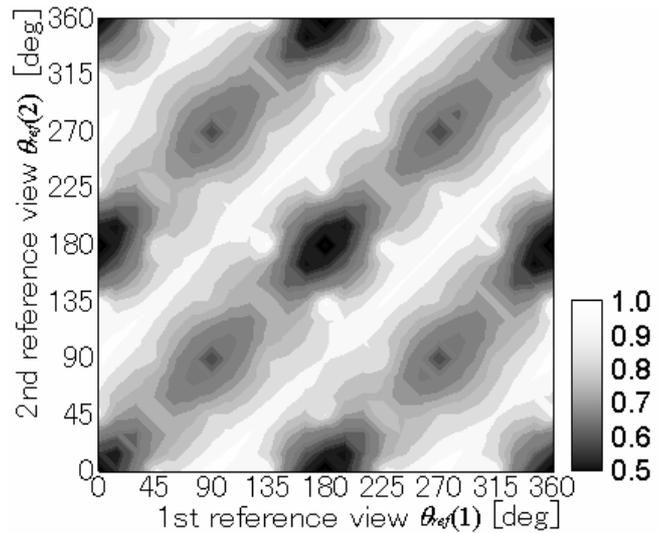


Fig. 10 Averaged verification rate at 10% false alarm for each combination of two references

・参照方向数による比較

最後に、参照方向数と平均照合率の関係を Fig. 11 に示す。同図において、各参照方向数に対して、平均照合率が最高・最低の組み合わせを利用した結果が各々 best, worst で表されており、全組み合わせの平均の結果が average で表されている。ここで、best は登録時の歩行者の動線がある程度限定可能な場合に想定されるものであり、二方向以上で 90% 以上の照合率を達成している。また、最低の場合(worst)でも三方向以上あれば、80% 以上の照合率を達成していることが分かる。これより、少数方向であっても方向変換を精度良く行うことができ、様々な方向の歩行に対して高い照合率を得られることを確認した。

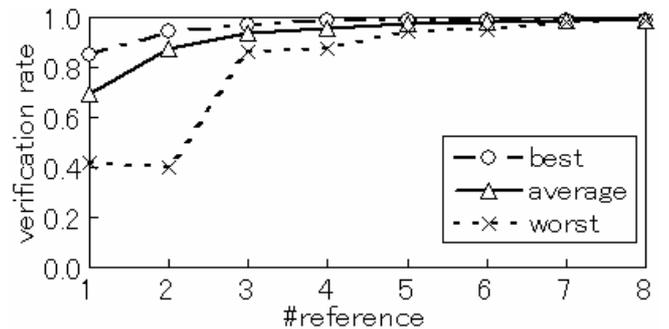


Fig. 11 Averaged verification rate at 10% false alarm for each number of references

5. おわりに

本論文では様々な方向に対する歩容認証のための周波数領域における方向変換モデル(VTM)について述べた。最初に、歩容シルエットの時空間ボリュームから、フーリエ解析によって振幅スペクトルを周波数領域の歩容特徴

として抽出した。次に、複数被験者の複数方向の特徴からなる学習セットを特異値分解することで VTM を学習して、少数の参照方向の特徴を元にした方向変換を定式化した。更に、方向変換の精度を上げるための幾何モデルに基づく参照方向の追加方法について述べた。実験では、20人の被験者の24方向を含む739シーケンスを使って歩容認証を行った。結果として、提案手法である VTM が従来法の透視投影による方法(PP)よりも高い認証性能を達成して、少数方向から他の方向への変換が精度良く行うことができ、様々な方向の歩行に対して高い照合率を得られることを確認した。

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
- ・一般的なデータベース(例えば HumanID Gait Challenge Problem Datasets [5])に対する認証実験

#### 参考文献

- [1] C. Yam, 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.
- [2] R. Urtasun and P. Fua, “3d tracking for gait characterization and recognition,” *Proc. of the 6th IEEE Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 17–22, 2004.
- [3] R. Tanawongsuwan and A. Bobick, “Modelling the effects of walking speed on appearance-based gait recognition,” *Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 783–790, 2004.
- [4] A. Bobick and A. Johnson, “Gait recognition using static activity-specific parameters,” *Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 423–430, 2001.
- [5] S. Sarkar, J. Phillips, Z. Liu, I. Vega, P. Grother, and K. Bowyer, “The HumanID Gait Challenge Problem: Data sets, Performance, and Analysis,” *Trans. of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27, no. 2, pp. 162–177, 2005.
- [6] J. Han and B. Bhanu, “Individual recognition using gait energy image,” *Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 2, pp. 316–322, 2006.
- [7] T. Kobayashi and N. Otsu, “Action and simultaneous multiple-person identification using cubic higher-order local auto-correlation,” *Proc. of the 17th Int. Conf. on Pattern Recognition*, vol. 3, pp. 741–744, Aug. 2004.
- [8] R. Sagawa, Y. Makihara, T. Echigo, and Y. Yagi, “Matching gait image sequences in the frequency domain for tracking people at a distance,” *Proc. of the 7th Asian Conf. on Computer Vision*, vol. 2, pp. 141–150, Jan., 2006.
- [9] S. Yu, D. Tan, and T. Tan, “Modelling the effect of view angle variation on appearance-based gait recognition,” *Proc. of the 7th Asian Conf. on Computer Vision*, vol. 1, pp. 807–816, Jan. 2006.
- [10] 村瀬洋, S. Nayar, “2次元照合による3次元物体認識-パラメトリック固有空間法-,” *電子情報通信学会論文誌*, vol. J77-D-II, no. 11, pp. 2179–2187, 1994.
- [11] G. Shakhnarovich, L. Lee, and T. Darrell, “Integrated face and gait recognition from multiple views,” *Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 439–446, 2001.
- [12] A. Kale, K. Chowdhury, and R. Chellappa, “Towards a view invariant gait recognition algorithm,” *Proc. of IEEE Conf. on Advanced Video and Signal Based Surveillance*, pp. 143–150, 2003.
- [13] Y. Mukaigawa, Y. Nakamura, and Y. Ohta, “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, pp. 680–687, 1998.
- [14] A. Utsumi and N. Tetsutani, “Adaptation of appearance model for human tracking using geometrical pixel value distributions,” *Proc. of the 6th Asian Conf. on Computer Vision*, vol. 2, pp. 794–799, 2004.
- [15] P. Phillips, H. Moon, S. Rizvi, and P. Rauss, “The feret evaluation methodology for face-recognition algorithms,” *Trans. of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 10, pp. 1090–1104, 2000.