

全方位カメラを用いた複数方向の観測による歩容認証

杉浦 一成, 槇原 靖, 八木 康史
大阪大学

概要 本研究では, 全方位カメラから得られる複数方向の歩容画像を用いた個人認証手法を提案する. 最初に背景差分により全方位画像列からシルエットを抽出する. それをパノラマ展開し, 時空間の歩容シルエットボリューム (GSV) を得る. 次に GSV から算出した歩行周期に基づいてフーリエ解析を行い, 周波数領域特徴を抽出する. また全方位カメラを用いることによる観測方向の変化を利用して, 複数の基準方向を設定し, 各基準方向と歩行周期を基に複数方向の特徴を抽出する. 認証時には, 入力と辞書シーケンスに対する同一方向同士の特徴間距離を算出し, それらを統合して照合を行う. 最後に 15 人の被験者の 5 方向を含むシーケンスに対して個人認証実験を行い, 本手法の有効性を確認した.

Gait Identification based on Multi-view Observations using Omnidirectional Camera

Kazushige Sugiura, Yasushi Makihara, Yasushi Yagi
Osaka university

Abstract We propose a method of gait identification based on multi-view gait images using an omnidirectional camera. We first transform omnidirectional silhouette images into panoramic ones and obtain a spatio-temporal gait silhouette volume (GSV). Next, we extract frequency-domain features by Fourier analysis based on gait periods estimated by autocorrelation of the GSVs. Because the omnidirectional camera provides a change of observation views, multi-view features can be extracted from parts of GSV corresponding to basis views. In an identification phase, distance between a probe and a gallery feature of the same view is calculated, and then these for all views are integrated for matching. Experiments of gait identification including 15 subjects from 5 views demonstrate the effectiveness of the proposed method.

1 はじめに

近年, 監視システムや情報セキュリティのための個人認証の必要性が高まっている. しかし, 従来使われている暗証番号やパスワードを用いた認証方法では情報の流出等によるなりすましの危険性がある. そこでその個人個人の生体情報であるバイオメトリクスを利用した認証技術が関心を集めている. 既存の手法として指紋や虹彩などを用いた方法があるが, 広域監視への応用を考えて, カメラから離れた場所でも利用可能な歩き方の個人差による歩容認証が注目を集めている.

現在, 歩容認証の手法として, モデルベースの手法 [1][2] やアピアランスベースの手法 [3][4] が多数提案されている. これらの問題の一つとして, 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 [5] 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 [6] によって方向および個人を認識する手法や, 視体積交差法によって仮想的な方向の歩容画像を

合成する方法 [7] 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歩容画像が必要となる. 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¹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 [8] 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は, 自己隠蔽によって変換誤差が大きくなる.

また, あらかじめ数名の被験者の多数方向画像から方向変化による見えの変化を学習しておくことで, 新たな被験者の少数方向の画像から別の方向の画像へ変換する方向変換モデル [9] 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手法 [10] が提案されている. 加えて, 方向変換において複数方向の特徴を用いることでより高い認証率が得られることも報告されている.

更に, 方向を変えながら歩く歩行者から複数方向の歩容特徴を抽出して認証する方法 [11] も提案されており, 方向数の増加に伴い, 認証率が高くなることが示されている.

¹動物を左右対称に分割する垂直平面

しかしながら、参照方向を増やすために複数回の撮影を行い、辞書登録を行うことは広域監視などへの応用を考えると実用的ではない。また方向数を増やすために歩行者が曲線歩行をするという仮定は必ずしも成り立たない。

そこで本研究では、全方位カメラを用いて歩行者を撮影することで、一度の直線方向シーケンスからでも複数方向からの観測が得られることを利用した歩容認証を行う。具体的には以下の手順により認証を行う。まず、全方位カメラで撮影した画像から背景差分により歩容シルエットを抽出する。さらにそれをパノラマ展開して、位置合わせ、スケーリングを行った後、時間軸上に積み重ねること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) を得る。また歩行人物の追跡により方位角及び歩行方向を算出し、それらを基にカメラからの観測方向を算出する。その観測方向の中から選ばれた 15 度刻みの複数基準方向の GSV に対して歩行周期に基づくフーリエ解析を行い、複数方向からなる周波数領域を抽出する。照合時には、入力と辞書シーケンスに対する各方向の特徴のユークリッド距離を相違度として算出し、それらを統合して判別を行う。

本論文の構成を以下に示す。2 章では背景差分によるシルエット抽出や全方位画像のパノラマ展開による GSV の作成方法について述べ、3 章で複数方向の周波数領域特徴の抽出及びその特徴間の照合について述べる。4 章では歩容認証実験について述べ、方向数による認証率に対する解析を行う。最後に 5 章で結論と今後の課題について述べる。

2 歩容シルエットボリュームの作成

2.1 背景差分によるシルエットの抽出

最初に、歩行者のシルエットを抽出するために、全方位画像に対して背景差分を行う。まず背景画像を学習するために、時系列の背景画像の RGB の平均と共分散行列を算出する。学習に用いるフレーム数を N とし、 n フレーム目の背景画像上の座標 (x, y) の色ベクトルを $\mathbf{u}(x, y, n)$ とすると、平均背景画像 $\bar{\mathbf{u}}(x, y)$ と共分散行列 $\Sigma(x, y)$ はそれぞれ以下のように表される。

$$\bar{\mathbf{u}}(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{u}(x, y, n) \quad (1)$$

$$\Sigma(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{u}(x, y, n) \mathbf{u}(x, y, n)^T - \bar{\mathbf{u}}(x, y) \bar{\mathbf{u}}(x, y)^T \quad (2)$$

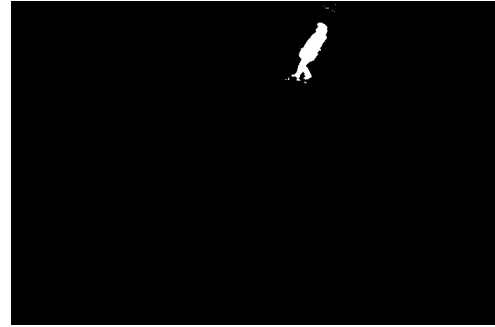
次に学習した背景画像を用いた背景差分を行う。 n フレーム目の入力画像上の座標 (x, y) における色ベクトルを $\mathbf{c}(x, y, n)$ とすると、背景画像とのマハラノビス距離 $D(x, y, n)$ は、以下の式で求められる。

$$\mathbf{d}(x, y, n) = \mathbf{c}(x, y, n) - \bar{\mathbf{u}}(x, y) \quad (3)$$

$$D(x, y, n) = \sqrt{\mathbf{d}(x, y, n)^T \Sigma(x, y)^{-1} \mathbf{d}(x, y, n)} \quad (4)$$



(a) 全方位画像



(b) 背景差分画像

図 1: 背景差分結果

ここで、マハラノビス距離 $D(x, y, n)$ が閾値 D_{thresh} より大きい場合には前景、そうでない場合は背景とみなす。今回は D_{thresh} の値を実験的に 12.0 とした。

背景差分の結果を図 1 に示す。図 1(a) は入力画像、図 1(b) は背景差分画像である。図 1(b) から背景差分により、人物領域が抽出できていることが分かる。

但し、背景差分のみを行った画像では影などの影響を受けて、人物領域以外の領域も前景として抽出する場合がある。そこで、背景差分画像に対して影除去の処理を行う。半影を含めた影領域は、背景の反射率は同じまま入射光の強度が落ちた領域であるとみなすことができる。そこで、背景画像の色ベクトルを $\mathbf{V}_{bg} = (R_{bg}, G_{bg}, B_{bg})$ 、入力画像の色ベクトルを $\mathbf{V}_{input} = (R, G, B)$ とすると、2 つの色ベクトルは色空間内で同じ向きになると考えられる。よって、色空間での 2 つのベクトルのなす角を θ_{clr} (式 (5) 参照)、なす角の閾値を $\theta_{clr_{thresh}}$ として定義すると、影となる点の条件として式 (6) が与えられる。また、影は背景よりも輝度値が低いことから、2 つ目の条件として式 (7) が与えられる。

$$\theta_{clr} = \cos^{-1} \frac{\mathbf{V}_{bg} \mathbf{V}_{input}}{|\mathbf{V}_{bg}| |\mathbf{V}_{input}|} \quad (5)$$

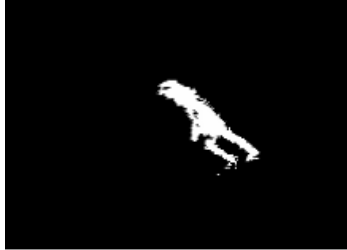
$$\theta_{clr} < \theta_{clr_{thresh}} \quad (6)$$

$$R_{bg} > R, G_{bg} > G, B_{bg} > B \quad (7)$$

今回は $\theta_{clr_{thresh}}$ の値を実験的に 1.1deg とした。図 2(a) は背景差分画像、図 2(b) は影除去後の画像である。図 2(a) にあった影領域が図 2(b) で除去されていることが分かる。



(a) 背景差分画像



(b) 影除去の結果



(c) 膨張収縮の結果

図 2: 影除去と膨張収縮の結果

一方では、影除去によって本来は影でない点まで影とみなされ、シルエットが欠ける可能性がある。そこで、影除去を行った画像に対して膨張収縮処理を行うことで、欠けた点の穴埋めを行う。図 2(c) は膨張収縮処理後の画像であり、影除去の処理によって欠けた点が埋まっているのが分かる。

2.2 パノラマ展開

次に、全方位画像で得られたシルエットをパノラマ画像へ展開する(図 3 参照)。空間上の任意の点 P の座標を (X, Y, Z) 、点 P に対する全方位画像上での写像点 p の座標を (x, y) 、中心軸 $Om = Oc$ の半径が R_p である円筒面座標を方位角 ρ と高さ Z を用いて (ρ, Z) として表現すると、全方位画像から円筒面座標へのパノラマ展開は以下の式で表現される [12]。

$$\tan \rho = Y/X = y/x \quad (8)$$

$$Z = R_p \tan \alpha + c \quad (9)$$

$$\alpha = \tan^{-1} \frac{(b^2 + c^2) \sin \gamma - 2bc}{(b^2 - c^2) \cos \gamma} \quad (10)$$

$$\gamma = \tan^{-1} \frac{f}{\sqrt{x^2 + y^2}} \quad (11)$$

ここで b, c は双曲面ミラーのパラメータ、 α, γ は図 3 で定義されるミラーでの反射前後の視線方向を表す角

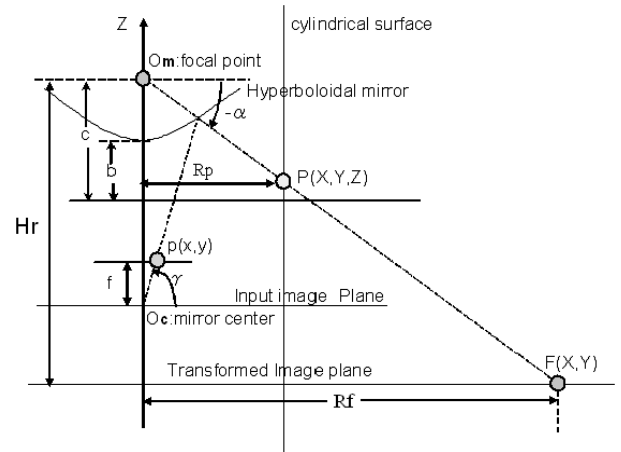


図 3: 全方位画像の円筒面と床面への投影

度である。

2.3 位置合わせとスケーリング

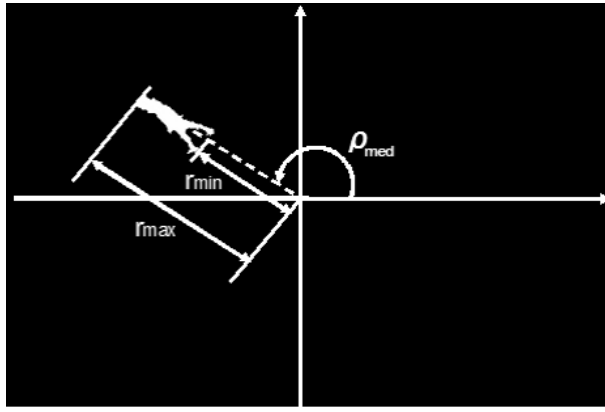
次に正規化された歩容パターンを得るために、シルエット画像の位置合わせとスケーリングを行う。まず、全方位画像におけるシルエット画像から連結領域の面積や隣接間フレームの位置を考慮して人物領域を追跡する。次に、人物の高さによるスケーリングを行うために、画像中心を原点とした極座標系 (r, ρ) を設定し、人物領域の頭頂部と足下部に対応する半径方向の最大値 r_{max} と最小値 r_{min} を取得する。また、パノラマ画像上での水平方向の位置合わせのために、人物領域に属する画素の方位角 ρ の中央値 ρ_{med} を取得する(図 4(a) 参照)。これらは、パノラマ展開画像上では図 4(b) のようになり、それぞれ頭頂部が Z_{max} 、足下が Z_{min} 、中心位置が ρ_{med} となっている。

次に画像サイズが 20×30 に正規化されたシルエット画像の作成を行う。まず、パノラマ画像上での高さ $(Z_{max} - Z_{min})$ が 30 pixel になるようにアスペクト比を保ったままスケーリングを行い、方位角の中央値 ρ_{med} が GSV の水平方向の画像中心に重なるように位置合わせをする。そのシルエット画像列を時間軸上に積み重ねることで、時空間の歩容シルエットボリュームである GSV を作成する。作成された GSV を図 5 に示す。図 5(a) ~ (c) は、それぞれ観測方向が 60, 90, 120 度付近における GSV の一例である。同図より、観測方向毎に異なった見えのシルエットが得られることが分かる。

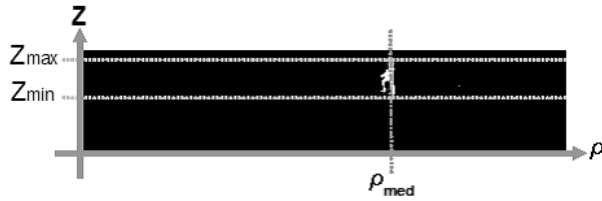
3 複数観測方向に対する周波数領域特徴の抽出と照合

3.1 歩行周期の算出

歩容特徴には、歩容の周期性を利用した周波数領域特徴を用いる。本節ではその際に必要となる歩行周期



(a) 全方位画像



(b) パノラマ画像

図 4: スケーリングと位置合わせのための人物領域の範囲と位置の定義

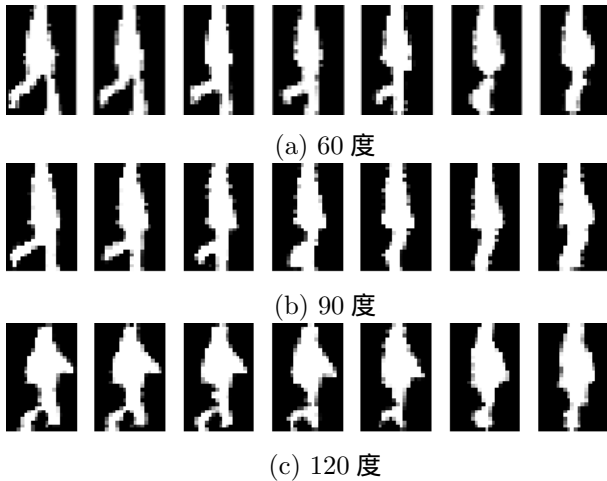


図 5: 各観測方向付近での GSV の例

の算出について述べる．歩行周期 N_{gait} は，GSV の時間軸方向の正規化自己相関を最大にする周期として以下のように算出する．

$$N_{gait} = \arg \max_{N \in [N_{min}, N_{max}]} C(N) \quad (12)$$

$$C(N) = \frac{\sum_{x,y} \sum_{n=0}^{T(N)} g(x,y,n)g(x,y,n+N)}{\sqrt{\sum_{x,y} \sum_{n=0}^{T(N)} g(x,y,n)^2} \sqrt{\sum_{x,y} \sum_{n=0}^{T(N)} g(x,y,n+N)^2}} \quad (13)$$

$$T(N) = N_{total} - N - 1 \quad (14)$$

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

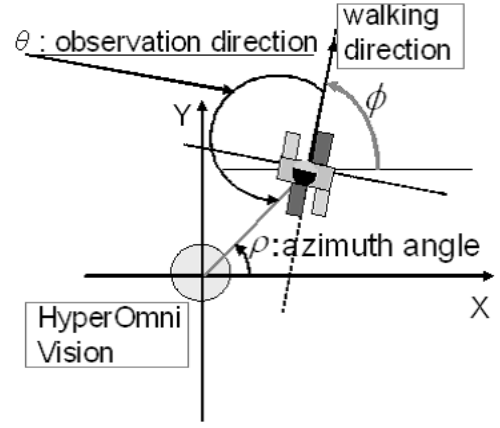


図 6: 観測方向の定義

に含まれる総フレーム数である．また今回は，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 $N_{min} = 25$, $N_{max} = 45$ とした．

3.2 周波数領域特徴の抽出

次に歩行周期に基づく周波数領域の抽出方法について述べる．まず，全体のシーケンスから計算対象となる歩行周期 N_{gait} 分のフレームを持つサブシーケンスを取り出す．そしてそのサブシーケンスに対して時間方向の離散フーリエ変換 (DFT) を計算し，更に歩行周期 N_{gait} で正規化した振幅スペクトルを以下のように算出する．

$$G(x,y,k) = \sum_{n=n_s}^{n_s+N_{gait}-1} g(x,y,n)e^{-j\omega_0kn} \quad (15)$$

$$A(x,y,k) = \frac{1}{N_{gait}} |G_{\theta_i}(x,y,k)| \quad (16)$$

ここで n_s はサブシーケンスの初期フレームで， ω_0 は歩行周期 N_{gait} に対応する基本角周波数であり， $G(x,y,k)$ は DFT の k 倍周波数に対応する成分である．また， $A(x,y,k)$ は歩行周期 N_{gait} で正規化した振幅スペクトルである．今回は，歩容特徴として $A(x,y,k)$ ($k = 0, 1, 2$) 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 $A(x,y,k)$ 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 a として定義する．

3.3 観測方向の推定

ここでは，複数方向の特徴抽出に必要な観測方向の推定方法について述べる．観測方向 θ は，図 6 に示すように方位角 ρ と歩行方向 ϕ から以下のように算出される．

$$\theta = (180 - \phi) + \rho \quad (17)$$

方位角 ρ については，入力画像上での歩行者の足下の点を $p(x,y)$ としたときの極座標表現 (r,ρ) における偏角 ρ として定義される．

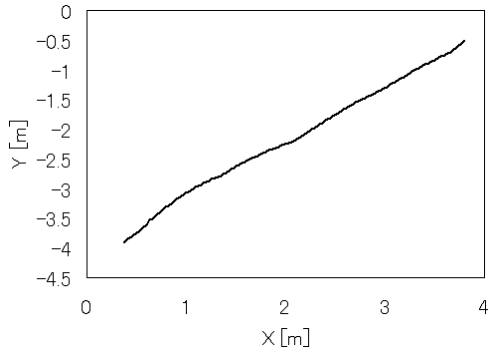


図 7: 歩行軌跡の例

一方、歩行方向については、床面座標上での歩行者の位置、即ち足下の点 $F(X, Y)$ の軌跡に基づいて以下のようにして推定する。まず床面座標の極座標表現を (R_f, ρ) とし、図 3 のように床面からミラー焦点までの距離 H_r を床面への投影画像の焦点距離とすると、 R_f が以下のように求まる [12]。

$$R_f = \frac{-(b^2 - c^2)H_r r_f}{(b^2 + c^2)f - 2bc\sqrt{r_f^2 + f^2}} \quad (18)$$

これより方位角 ρ と併せて床面座標上の点 F が求まるので、それを時系列に並べることで歩行軌跡が得られる。一例として全方位センサを設置した部屋で直線歩行をした場合の歩行軌跡の結果を図 7 に示す。

次に、歩行方向 ϕ を歩行軌跡の接線方向として求める。具体的には、 n フレーム目における座標を (X_n, Y_n) 、その時の速度を (V_{X_n}, V_{Y_n}) とすると、速度は中心差分により以下の式で与えられる。

$$V_{X_n} = \frac{X_{n+\Delta n} - X_{n-\Delta n}}{2\Delta n} \quad (19)$$

$$V_{Y_n} = \frac{Y_{n+\Delta n} - Y_{n-\Delta n}}{2\Delta n} \quad (20)$$

今回は速度変化の滑らかさを考慮して、 Δn の値を実験的に 15 フレームとした。

最後に、速度 (V_{X_n}, V_{Y_n}) を用いて n フレーム目の歩行方向 ϕ_n が次式で与えられる。

$$\phi_n = \tan^{-1} \left(\frac{V_{Y_n}}{V_{X_n}} \right) \quad (21)$$

歩行速度および方位角 ρ 、歩行方向 ϕ 、観測方向 θ の時間変化に関する図をそれぞれ図 8、図 9 に示す。まず図 8 についてであるが、 V_X, V_Y がそれぞれほぼ一定であることから直線歩行を行っていることが分かる。また図 9 について見てみると、直線歩行を行っていることから、歩行方向 ϕ はほぼ一定であるが、方位角 ρ は変化していることが分かる。その結果、観測方向 θ の異なる歩容画像が得られることが分かる。

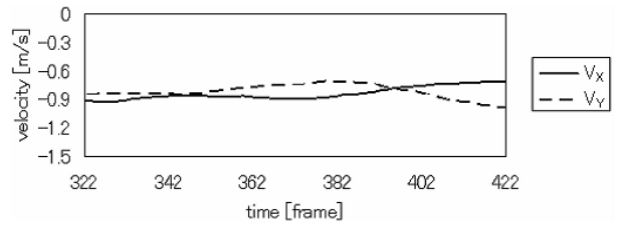


図 8: 歩行速度の時間変化

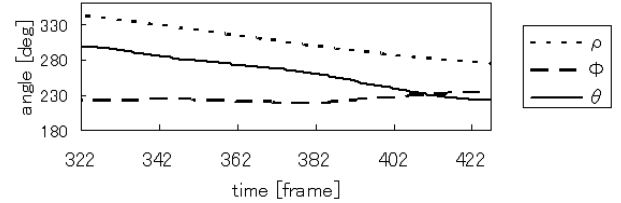


図 9: 観測方向の時間変化

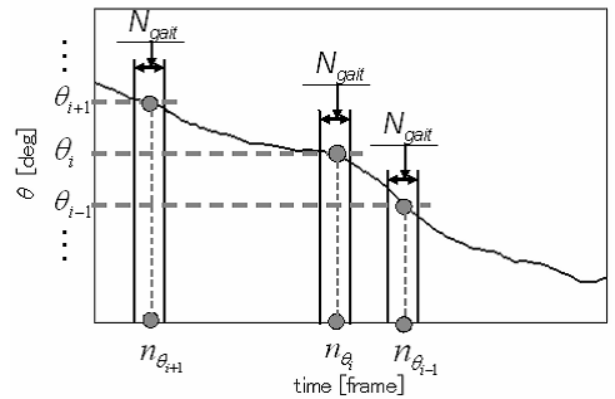


図 10: 基準方向に対するサブシーケンスの定義

3.4 複数基準方向に対する特徴抽出

ここでは前節で推定された観測方向を基にして、複数基準方向に対する周波数領域特徴を抽出する方法について述べる。最初に各被験者の全体シーケンスで共通して観測される方向の範囲を求め、そこから複数の基準方向 $\theta_i (i = 1, 2, \dots)$ を決定する。今回は、実験的に方向の刻みを 15 度として基準方向を設定した。次に全体フレームから基準方向 θ_i に相当するフレーム n_{θ_i} を算出し、図 10 のようにそのフレームを中心としてその前後から半歩行周期 $\frac{N_{gait}}{2}$ 分のサブシーケンスを取り出して、式 (16) を用いて周波数領域特徴を計算する。具体的には、式 (16) における開始フレームを $n_s = n_{\theta_i} - N_{gait}/2$ として計算する。

様々な被験者の各基準方向に対する歩容特徴の抽出結果を図 11 に示す。同図において各ブロックが被験者、縦軸は各基準方向、横軸は各被験者の 0, 1, 2 倍周波数の特徴にそれぞれ対応している。例えば 270 度方向に対する歩容特徴に注目すると、腕の振りの大きな被験者 (2) と小さな被験者 (4) では、2 倍周波数に

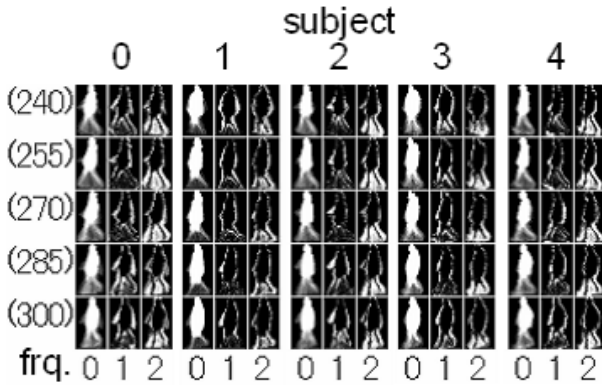


図 11: 各被験者, 各方向に対する歩容特徴 (15 度刻み)

おける腕の部分が変わっている．また同じ被験者に注目した場合でも，基準方向によって歩容特徴が異なることが分かる．よって，このように方向によって変化する歩容特徴の情報を統合することで，単一方向の場合と比べて認証性能が向上するものと考えられる．次節ではその照合方法について述べる．

3.5 複数方向の特徴の照合

テストデータである入力 (プローブ) と登録被験者の辞書 (ギャラリー) に対する全体シーケンスをそれぞれ S^P, S^G とし，基準方向 θ_i に対するサブシーケンスをそれぞれ $S_{\theta_i}^P, S_{\theta_i}^G$ として定義する．二つのサブシーケンス $S_{\theta_i}^P, S_{\theta_i}^G$ に対する照合基準 $d(S_{\theta_i}^P, S_{\theta_i}^G)$ は，各サブシーケンスから計算される特徴ベクトル $\mathbf{a}(S_{\theta_i}^P), \mathbf{a}(S_{\theta_i}^G)$ 間のユークリッド距離として式 (22) のように定義する．

$$d(S_{\theta_i}^P, S_{\theta_i}^G) = \|\mathbf{a}(S_{\theta_i}^P) - \mathbf{a}(S_{\theta_i}^G)\| \quad (22)$$

また，全体シーケンスの照合基準 $D(S^P, S^G)$ としては，各方向に対する平均ユークリッド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大きな影響を受けることが予想される．そこで，各方向に対するユークリッド距離の中央値を照合基準とすることで，外れ値に対するロバスト性を向上させる．具体的な照合基準は以下の式で定義される．

$$D(S^P, S^G) = \text{Median}_i\{d(S_{\theta_i}^P, S_{\theta_i}^G)\} \quad (23)$$

4 実験

4.1 データセット

実験は図 12 のような部屋で行い，各被験者に点 P1, P2 間の対角線上を歩いてもらい，それを部屋の隅に置いた全方位カメラで撮影した．今回の実験で使用したカメラは Sony 社の DCR-VX2000 であり，フレームレートは 30fps, シャッタースピードは 1/60s, 解像度は 720×480pixel で撮影した．また，双曲面ミラーのパラメータ (単位はいずれも mm) は， $a = 13.722$, $b = 11.708$, $c = 18.038$, $f = 427.944$ である．撮影

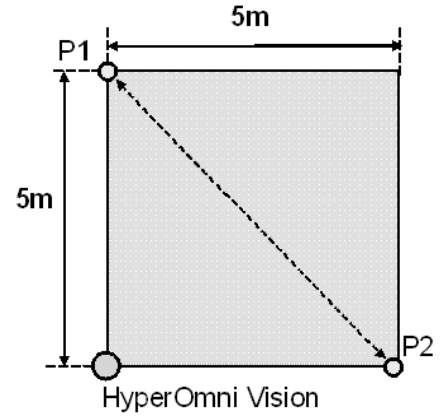


図 12: 実験環境

は二日間行い，一日当たり P1 から P2 への行きと P2 から P1 への帰りを各々 2 シーケンスずつ，合計各々 4 シーケンスずつ撮影した．今回はこの内，行きのシーケンスを実験に用いるものとする．

また，辞書シーケンスには 4 シーケンスの内の一つを用い，それに対する入力は異なる日に撮影した 2 シーケンスを用いた．これにより，合計 4 通りのデータセットを作成して，認証実験を行った．複数の基準方向については，取得したシーケンスの全被験者に共通な方向として，240, 255, 270, 285, 300 度の 5 方向とした．

4.2 実験結果

前節で定義したデータセットに対して歩容認証実験を行った．性能評価は受信者操作特性曲線 (ROC 曲線) [13] によって評価した．ROC 曲線とは本人照合において，受入れ基準の閾値を操作した場合の誤報率 P_F に対する照合率 P_V の関係を表したものである．ROC 曲線においては，曲線が左上に寄る程，より低い誤報率でより高い照合率を達成できることを示し，高い性能であることを意味する．ここでは，4 通りのデータセットに対する平均性能の ROC 曲線によって評価を行うものとする．また，複数方向の観測の有効性を検証するために，照合に用いる基準方向数とその方向の組み合わせによる照合率の違いについて確認する．

最初に 1 方向を用いた場合の各方向に対する ROC 曲線を図 13 に示す．同図から基準方向によって性能にばらつきがあることが分かり，任意の 1 方向のみを用いた場合では十分な認証性能が得られないことが分かる．

次に 2 方向を用いた場合の ROC 曲線を図 14 に示す．ここでは，ROC 曲線における誤報率 P_F と本人拒否率 $(1 - P_V)$ が等しくなる EER (Equal Error Rate) が小さい程，性能が高いものとして，性能の高い方・低い方から各々 3 組抽出した結果を表示している．照合率の低かった 3 組について見てみると，worst2 を除いて，方向の差が 15 度と小さく，見えの差も小さい

ために認証率が低くなったと考えられる。一方、照合率の高い3組について見てみると、方向の差が30度ないし45度あり、それによる見えの差が認証率の向上につながっていると考えられる。これより、方向の違いが大きい組み合わせほど照合率が高くなる傾向があることが分かる。

さらに、照合に用いる方向数を変化させた場合のROC曲線を図15に示す。同図は、基準方向数毎に全ての組み合わせで照合率を算出し、その平均の照合率を示したものである。同図より用いる基準方向数が増えるほど性能が高くなっていることが分かる。

最後に、ROC曲線における誤報率3%時の平均照合率の方向数に対する変化を図16に示す。同図では、平均照合率に加えて、最高・最低性能の組み合わせに対する照合率についても示している。平均照合率については、図15と同様に方向数の増加に伴い、上昇していることが分かる。但し、方向数が4を超えると、性能の伸びが頭打ちになっている。一方、最高性能の組み合わせについては、2方向を越えると性能が低下している。従って、自由に方向の組み合わせを選べる場合には、少ない方向数で十分であることが分かる。また、最低性能の組み合わせについては、方向数の増加に伴い、照合率が増加していることが分かる。最低性能の場合は、2方向の組み合わせの場合から分かるように、隣接方向の組み合わせであることが多いため、方向数の増加が方向の範囲の広さにつながる。このことから方向のバリエーションが照合性能の上昇につながる事が分かる。

5 おわりに

本論文では、全方位カメラによって一度の歩行シーケンスから観測される複数方向の歩容特徴の統合に基づく歩容認証手法について述べた。

最初に歩容シルエットを抽出するために、全方位カメラで撮影した時系列の画像に対して背景差分・影除去・膨張収縮による穴埋め処理を行った。さらにそれをパノラマ展開して、位置合わせ・スケーリングを行った後、時間軸上に積み重ねることで時空間の歩容シルエットボリューム(GSV)を作成した。

次にGSVの時間方向の正規化自己相関の最大化により歩行周期を算出し、歩行周期分のフレームを含むサブシーケンスに対して離散フーリエ変換を適用することで、時間非依存の0~2倍周波数に対する振幅スペクトルを歩容特徴として抽出した。また、方位角と歩行方向から観測方向の推定を行い、全体シーケンスから15度刻みの基準方向に対するサブシーケンスを取り出して、複数方向に対する歩容特徴を抽出した。これらの複数方向の歩容特徴の照合の際には、外れ値へのロバスト性を考慮して、方向毎の特徴間のユークリッド距離の中央値を照合基準として用いた。

実験では、15人の被験者に対して二日間で各々2往復分撮影した歩容シーケンスをデータセットとして、方向数や方向の組み合わせに対する性能評価をROC

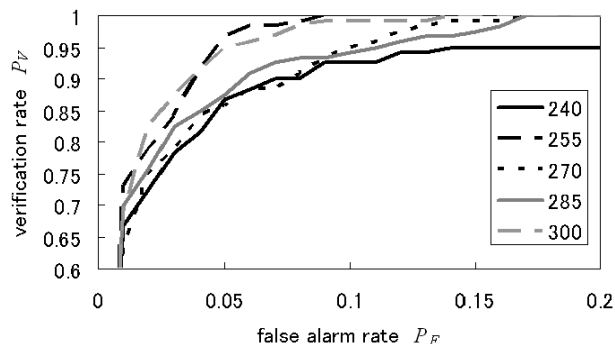


図 13: 1方向に対する ROC 曲線

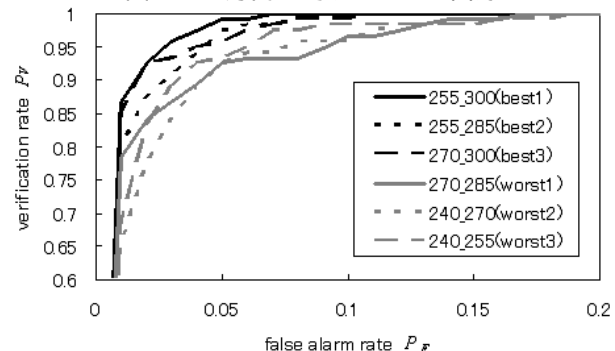


図 14: 2方向に対する ROC 曲線

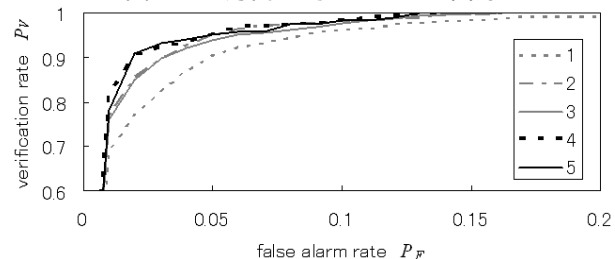


図 15: 方向数に対する ROC 曲線

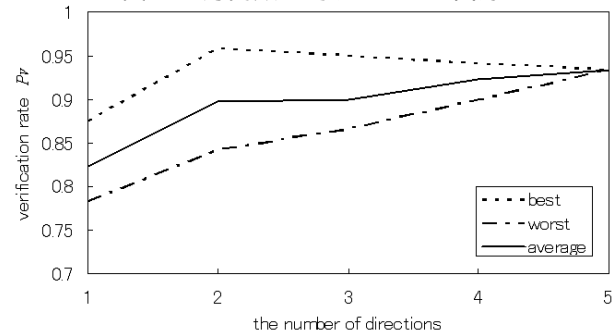


図 16: 3% 誤報時における方向数に対する照合率

曲線や EER を用いて行い、提案手法の有効性を確認した。

今後の課題であるが、今回は基準方向を辞書と入力についても各被験者の共通部分として与えたが、共通していない部分についても方向変換モデル [10] などを用いて補間を行うことで、より高い照合率が期待で

きる。

また、カメラと歩行者間の距離に関する解析も必要である。歩行者がカメラから離れている程、解像度は低くなるが、その分、方位角の時間変化は小さくなり、安定した周波数領域特徴を抽出することが可能である。逆にカメラに近い程、解像度は高くなるが、方位角の時間変化は大きくなるため、各基準方向に対する特徴を計算するためのサブシーケンスに方向が大きく異なるフレームが含まれることとなり、安定した特徴を抽出することが難しくなる。そのためカメラと歩行者間の最適な距離に関して解析する必要がある。

参考文献

- [1] 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).
- [2] C. Yam, M. Nixon and J. Carter: “Automated person recognition by walking and running via model-based approaches”, Pattern Recognition, **37**, 5, pp. 1057–1072 (2004).
- [3] 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, **27**, 2, pp. 162–177 (2005).
- [4] J. Han and B. Bhanu: “Individual recognition using gait energy image”, Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, **28**, 2, pp. 316–322 (2006).
- [5] S. Yu, D. Tan and T. Tan: “Modelling the effect of view angle variation on appearance-based gait recognition”, Proc. of 7th Asian Conf. on Computer Vision, Vol. 1, pp. 807–816 (2006).
- [6] 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, **J77-D-II**, 11, pp. 2179–2187 (1994).
- [7] 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).
- [8] A. Kale, A. Roy-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).
- [9] 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).
- [10] 槇原靖, 佐川立昌, 向川康博, 越後富夫, 八木康史: “周波数領域に拡張した方向変換モデルによる歩容認証”, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2006), 仙台, pp. 168–173 (2006).
- [11] Y. Makihara, R. Sagawa, Y. Mukaigawa, T. Echigo and Y. Yagi: “Adaptation to walking direction changes for gait identification”, Proc. of the 18th Int. Conf. on Pattern Recognition, Vol. 2, Hong Kong, China, pp. 96–99 (2006).
- [12] 山澤一誠, 八木康史, 谷内田正彦: “移動ロボットのナビゲーションのための全方位視覚系 hyperomni vision の提案”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), **J79-D-II**, 5, pp. 698–707 (1996).
- [13] P. Phillips, H. Moon, S. Rizvi and P. Rauss: “The feret evaluation methodology for face-recognition algorithms”, Trans. of Pattern Analysis and Machine Intelligence, **22**, 10, pp. 1090–1104 (2000).