

位相正規化画像列とゆらぎ特徴量を用いた歩容認証

藤原 雄介 榎原 靖 八木 康史

概要: 近年, 広域監視や犯罪捜査等を目的として人の歩き方の個性に基づく個人認証である歩容認証が注目を集めている. 一方, 歩容認証における問題点として, 姿勢変化の速さに関連する時間的な歩容ゆらぎや, 腕の振幅や歩幅, 姿勢の違いといった空間的な歩容ゆらぎにより性能が低下することが報告されている. 本研究では, 第一に, 時間的な歩容ゆらぎに頑健な歩容認証の手法を提案する. 最初に, 歩容シルエット列に対して, 自己動的時間伸縮を適用することで各フレームの位相を推定する. 次に, 推定された位相に基づくモーフィングにより位相が等間隔の位相正規化画像列を作成し, 照合に用いる. 第二に, 歩容ゆらぎを積極的に利用した歩容認証の手法を提案する. 最初に, 周期間における時間的・空間的な歩容ゆらぎをゆらぎ特徴量として抽出する. 次に, これらのゆらぎ特徴量と位相正規化画像列による相違度をスコアレベルで統合して照合する. 実験では, 位相正規化画像列による照合により性能が向上する事を示し, ゆらぎ特徴量による相違度をスコアレベルで統合する事で, 更に性能が向上する事を示す.

1. はじめに

近年, 防犯システムやアクセスコントロールシステムのための個人認証技術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. そこで個人の生体情報に基づくバイオメトリクスが注目されている. 個人認証には指紋, 声紋, 指や手の平の静脈, 虹彩, 顔, 筆跡, 歩容など様々な特徴を利用した多くの手法が提案されている. その中でも歩容認証は顔による認証が出来ないほどカメラから離れた場所の人物や低解像度の映像でも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おり, 現在までに様々な手法が提案されている.

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, 人の体型や動き等の特徴を抽出する手法である. Urtasun ら [1] は解剖学的な人体モデルを用いて関節角度の抽出を行い, Spencer ら [2] は抽出された関節点の周期的な位置情報を元に, 方向変化に対して不変な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.

アピアランスベースの手法は, 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. Liu ら [3] は平均シルエットによる照合を提案した. Sarkar ら [4] 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を直接照合するベースラインアルゴリズムを手法を提案した. 佐川ら [5] はフーリエ解析を用いた周波数領域特徴による歩容認証の手法を提案した.

歩容認証の精度を低下させる要因に対しても様々な対応手法が提案されている. 方向変化に対して, 榎原ら [6] は周波数領域特徴と方向変換モデルを用いた歩容認証の手法を提案した. また, 歩行速度の変化に対して, 辻ら [7] は静的特徴量と動的特徴量の分離と, 動的特徴量の変換による異なる歩行速度の歩容シルエットボリュームの作成による歩容認証の手法を提案した.

これら以外にも歩容認証の精度を低下させる要因として歩容ゆらぎが挙げられる. 人の歩行は基本的に周期運動であるものの, 完全な周期運動ではなく変動, つまりゆらぎが生じる事がある.

そこで, 本研究では第一に, ゆらぎに頑健な歩容認証の手法として画像列に位相合わせを行い, 時間ゆらぎを正規化する事で認証精度が向上する事を示す.

第二に, ゆらぎ特徴量を積極的に利用した歩容認証の手法として時間ゆらぎ, 空間ゆらぎを特徴量として抽出した

¹ 大阪大学

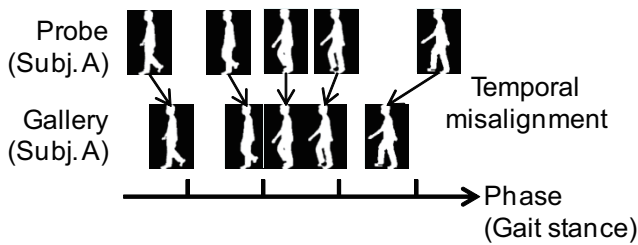


図 1 ノイズとしての時間的なゆらぎ

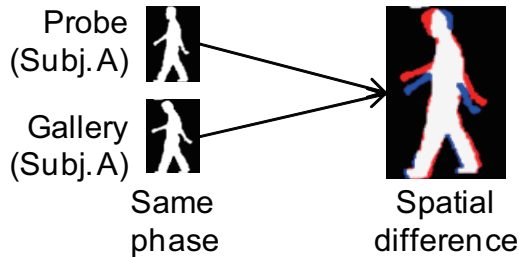


図 2 ノイズとしての空間的なゆらぎ

上でゆらぎ特徴量をシルエット特徴量と組み合わせて照合を行った場合、シルエット特徴量のみで照合を行った場合よりも認証精度が向上する事を示す。

本論文の構成は以下の通りである。2章で歩容におけるゆらぎの定義を説明する。3章でゆらぎに頑強な手法として位相正規化画像列の作成方法を述べ、4章で歩容ゆらぎを積極的利用するためのゆらぎ特徴量の抽出方法について述べる。5章において実際の歩容映像を用いた実験の説明と結果の考察を行い、6章で提案手法の制限を述べる。7章でまとめと今後の課題について述べる。

2. 歩容におけるゆらぎ

歩容におけるゆらぎとは歩行周期間での歩き方の変動である。歩容におけるゆらぎは時間的なゆらぎと空間的なゆらぎに分類される。時間的なゆらぎとは歩くテンポの変動であり、足の踏み出しの速さ、両足が着地している時間の長さの変動といった例が挙げられる。空間的なゆらぎとは歩くフォームの変動であり、首の傾きや腕の振り幅、歩幅の大きさといった例が挙げられる。この歩容におけるゆらぎは二つの側面がある。一つは歩容認証の認証率の低下の原因となるノイズとしてのゆらぎ、もう一つは認証率を向上させる可能性のある特徴量としてのゆらぎである。次節でこれら二つのゆらぎを説明する。

2.1 ノイズとしてのゆらぎ

図1にノイズとしての時間ゆらぎの例を示す。時間的なゆらぎのある人物の歩容画像列の照合を行う場合、Gallery*1とProbe*2間で異なる位相、つまり異なる歩行姿勢の画像を照合する事になり認証率が低下する。

*1 個人認証を行うために予め登録する生体情報 (ここでは歩容映像)

*2 個人認証を行う時に入力する生体情報

	Subj.	Temporal fluctuation		Spatial fluctuation	
Probe	A		Large		Large
Gallery	A		Large		Large
	B		Small		Small

図 3 特徴量としてのゆらぎ

図2にノイズとしての空間ゆらぎの図を示す。空間的なゆらぎのある人物に関しても、異なる歩き方のフォームの画像を照合する事になり、認証率が低下する。実際に、森ら[8]は、正規化自己相関に基づく歩容ゆらぎの大きいデータセットと小さいデータセットで同様の手法の歩容認証を行った場合に、歩容ゆらぎの大きいデータセットの性能が低下する事を報告をしている。

このようなゆらぎを考慮した手法として、Sarkar ら[4]はベースラインアルゴリズムを提案している。人の歩行は周期運動であるため十分に長い撮影時間があれば、複数周期分の歩容画像列を得る事が出来る。そこで、Probeを周期単位で分割し、位相同期をさせるために、各周期のProbeとGalleryを1フレームずつシフトして相違度を算出し、最も相違度が小さいものを採用する。次いで、Probeの相違度の中央値を最終的な相違度としている。これにより、ある周期でゆらぎが大きなものがあったとしても、最終的な相違度の計算段階で外れ値として除去できるので、ゆらぎに頑強な手法であると言える。しかし、照合の際には単純なフレームシフトによる同期を行っていることから、周期内の時間的なゆらぎは考慮されていない。

一方で、Trung ら[9]は装着型センサによる歩容認証の手法としてGalleryの信号列に対し、位相合わせを行う事によって時間ゆらぎが正規化され、性能が向上する事を報告している。

そこで、本研究では、Trung らと同様に、位相合わせ手法を用いて位相正規化画像列を作成する事で、時間的なゆらぎに頑強な歩容認証の手法を提案する。

2.2 特徴量としてのゆらぎ

Galleryの周期間とProbeの周期間において同じようなゆらぎが見られる、つまり再現性のあるゆらぎがある場合には、そのゆらぎを特徴量として利用することで、認証率が向上する可能性がある。

図3に特徴量としてのゆらぎの例を示す。Galleryにおいて被験者Aは時間的なゆらぎが大きく、被験者Bは小さい。この場合、Probeの被験者の時間的なゆらぎが大きいと、この被験者は被験者Aであると判定でき、被験者Bではないと判定できる。空間的なゆらぎにおいても、GalleryとProbeでその大きさを算出できれば、空間的なゆらぎの

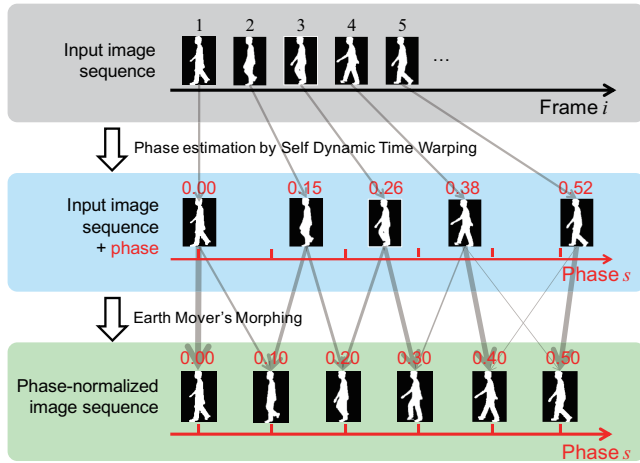


図 4 位相正規化画像列の作成の概要 (位相の数値 (赤字) は一例である)

大きさが近いものは本人同士、遠ければ他人同士と判定できる。

そこで、本研究では、ゆらぎを特徴量として抽出する事による、ゆらぎを積極的に利用した歩容認証の手法を提案する。

3. 位相正規化画像列

3.1 位相正規化画像列の定義

位相正規化画像列とはフレームごとに位相が等間隔の画像列である。位相正規化画像列を照合する場合には同じ位相の画像を照合されるので、ノイズとしての時間的なゆらぎによる歩容認証精度の低下を防ぐ事が出来る。位相正規化画像列の作成の概要を図 4 に示す。

3.2 前処理

本研究では、シルエットに基づく歩容認証手法を用いるため、原画像に対して以下の前処理を行う。まず、背景差分ベースのグラフカットセグメンテーション [10] により、シルエットを抽出する。シルエット中心の位置合わせや高さの正規化を行う。最後に、それらを時間方向に重ね合わせることで時空間の歩容シルエットボリューム (Gait Silhouette Volume: GSV) を作成する。以下、この GSV を入力画像列として扱い、位相正規化画像列を作成する。

また、次節の位相推定にかかる計算量を削減するため、入力画像列に対して主成分分析 (PCA) を適用し、次元圧縮された低次元のデータ列を作成し、それを準周期信号として扱う。

3.3 自己動的時間伸縮による位相推定

準周期信号の各フレームに対して自己動的時間伸縮による位相推定 [11] を行う。更に、Trung らが提案した位相列の線形化 [9] を行い、位相進行関数と位相領域の周期関数の組み合わせの曖昧性を解消する。ここで、推定された位相

列を $s_Q = [s_{Q,0} \dots s_{Q,N-1}]^T$ (N は入力画像のフレーム数) として定義しておく。

3.4 モーフィングによる位相正規化画像列の作成

推定された位相列に基づき、位相が等間隔となる位相正規化画像列を生成する。等間隔に配置されたある位相 x に対する歩容画像を補間する時に使用する二つの隣接する画像のフレーム番号 $a, a+1$ と補間重み R_a, R_{a+1} を以下の式を用いて算出する。

$$R_a = 1 - w \quad (1)$$

$$R_{a+1} = w \quad (2)$$

$$w = \frac{x - s_{Q,a}}{s_{Q,a+1} - s_{Q,a}} \quad (3)$$

$$\text{s.t. } s_{Q,a} \leq x < s_{Q,a+1} \quad (4)$$

このようにして求めた重みに基づいて補間を行うが、単純なアルファブレンドでは望ましくないゴーストが現れてしまうため、モーフィング [12] を適用して補間画像を作成する。

3.5 位相正規化画像列の照合

位相正規化画像列による歩容認証の精度を評価するため、位相正規化画像列の照合にベースラインアルゴリズム [4] を適用し、を算出する。データセットの全ての Probe と Gallery 間の相違度を算出する。

4. ゆらぎ特徴量

4.1 時間的なゆらぎ特徴量

4.1.1 周期ゆらぎ

周期ゆらぎを求めるために、位相列 s_Q から周期 P を算出する。以下、 j 番目の周期 P_j の算出方法について説明する。

位相が整数値 j を取る時間を周期の境目とし、位相の整数部分に変化する隣接フレーム数 i と $i+1$ を推定する。具体的には、以下の式を満たす i と $i+1$ が周期の境目の隣接フレームとなる。

$$(s_{Q,i} - j)(s_{Q,i+1} - j) < 0 \quad (5)$$

この周期の境目の隣接フレームの位相情報 $s_{Q,i}$ と $s_{Q,i+1}$ を用いて、周期の境目のフレーム i_j^{bound} を線形補間により求める。周期の境目のフレーム i_j^{bound} の一つ前周期の境目のフレーム数 i_{j-1}^{bound} との差が求める j 番目の周期 P_j となる。

$$P_j = i_j^{bound} - i_{j-1}^{bound} \quad (6)$$

$$i_j^{bound} = (1 - w)i + w(i + 1) \quad (7)$$

$$w = \frac{j - s_{Q,i}}{s_{Q,i+1} - s_{Q,i}} \quad (8)$$

これにより、各周期間での差の絶対値を周期ゆらぎの特

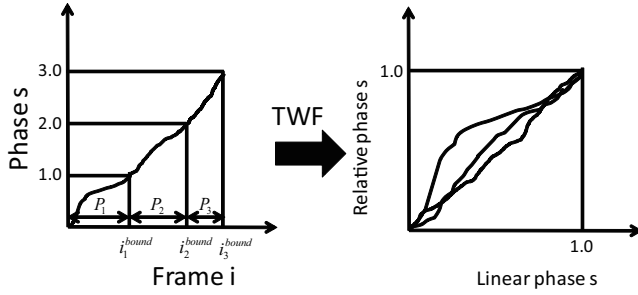


図 5 時間伸縮関数の概要

微量 F^{period} として用いる. m 番目の周期と n 番目の周期の間での周期ゆらぎの特徴量 F_{m-n}^{period} を以下の式で算出する.

$$F_{m-n}^{period} = |P_m - P_n| \quad \forall m < n \quad (9)$$

次に, 周期ゆらぎ特徴量の照合方法を説明する. Probe と Galley に対する周期ゆらぎ特徴量 $F_{probe, m_p - n_p}^{period}$ と $F_{gallery, m_g - n_g}^{period}$ それぞれについて中央値を計算し, その差の絶対値を相違度 D^{period} とする.

$$D^{period} = |\text{median}_{m_p < n_p}(F_{probe, m_p - n_p}^{period}) - \text{median}_{m_g < n_g}(F_{gallery, m_g - n_g}^{period})| \quad (10)$$

4.1.2 位相ゆらぎ

位相ゆらぎとして, 位相列の線形位相列からのばらつき, つまり歩行姿勢の時間的な変化が一定であるときの位相列からのばらつきを算出する. その際, 各周期に含まれる位相列の数は一定ではないため, 各周期に含まれる位相列の数を揃えた, 時間伸縮関数 (TWF: Time Warp Function) を算出する. 以下, j 番目の周期の時間伸縮関数の算出方法について説明する.

時間伸縮関数の概要を図 5 に示す. j 周期目に含まれるあるフレーム i (s.t. $[s_{Q,i}] = j$) に対して, 線形位相進行 $\tilde{s}_{P,i} = \frac{i - i_j^{bound}}{P_j}$ と相対位相 $\tilde{s}_{Q,i} = s_{Q,i} - [s_{Q,i}]$ の関係を表したものが時間伸縮関数である.

また, 計算の都合上, 位相正規化画像列と同じ位相間隔になるように, $\tilde{s}_{P,i}$ と $\tilde{s}_{Q,i}$ の組に対して再サンプリングを行う.

$$s_{P,k}^{resample} = k / N^{phase} \quad (11)$$

$$s_{Q,k}^{resample} = (1 - w)s_{Q,i} + ws_{Q,i+1} \quad (12)$$

$$w = \frac{s_{P,k}^{resample} - s_{Q,i}}{s_{Q,i+1} - s_{Q,i}} \quad (13)$$

$$\text{s.t. } s_{Q,i} \leq s_{P,k}^{resample} < s_{Q,i+1} \quad (14)$$

ここで, N^{phase} は, 1 周期を等間隔に分割する際の位相数である.

この二つの位相 $s_{P,k}^{resample}$ と $s_{Q,k}^{resample}$ の相対位相 $\tilde{s}_{P,k}^{resample}$ と $\tilde{s}_{Q,k}^{resample}$ の組が求める時間伸縮関数となる.

時間伸縮関数の線形位相進行に対するばらつきの総和を位相ゆらぎ F^{phase} とする. j 番目の周期の位相ゆらぎ F_j^{phase} を以下の式で求める.

$$F_j^{phase} = \sum_{k=jN^{phase}}^{(j+1)N^{phase}} (\tilde{s}_{Q,k}^{resample} - \tilde{s}_{P,k}^{resample})^2 \quad (15)$$

位相ゆらぎ特徴量の照合方法を説明する. Probe と Galley に対する位相ゆらぎ特徴量 F_{probe, j_p}^{phase} と $F_{gallery, j_g}^{phase}$ それぞれについて中央値を計算し, その差の絶対値を相違度 D^{phase} とする.

$$D^{phase} = |\text{median}_{j_p}(F_{probe, j_p}^{phase}) - \text{median}_{j_g}(F_{gallery, j_g}^{phase})| \quad (16)$$

4.2 空間ゆらぎ特徴量

4.2.1 空間ゆらぎ

歩行周期間での首の傾きや腕の振幅, 歩幅などのゆらぎの大きさを空間ゆらぎとし, これを特徴量として算出する. 空間ゆらぎの算出方法については, 位相正規化画像列に対して正規化自己相関を用いる. 正規化自己相関とは自身の画像列に対する正規化相関である. 位相正規化画像列は周期あたりのフレーム数は一定であるため, 各周期間の正規化相関を算出する. 画像列に対して正規化自己相関を算出すると, 時間的なゆらぎと空間ゆらぎ, 両方が考慮された特徴量が算出されるが, 位相正規化画像列に対して正規化自己相関を算出する事により, 空間ゆらぎのみが特徴量として算出される. 周期間で画像列が完全に一致する場合には 1, 無相関では 0, 白黒が反転している画像列では -1 となる. ただし, 相関の高い画像列は空間ゆらぎが小さい事を意味するので, 正規化自己相関の 1 からの差をとり, これを空間ゆらぎとして用いる. 周期間で画像列が完全に一致する場合には 0, 無相関では 1, 白黒が反転している画像列では 2 となる.

m 番目の周期と n 番目の周期の正規化自己相関 R_{m-n}^{nac} による空間ゆらぎ F_{m-n}^{nac} を以下の式で算出する.

$$F_{m-n}^{nac} = 1 - R_{m-n}^{nac} \quad \forall m < n \quad (17)$$

$$R_{m-n}^{nac} = \frac{\sum_{i=0}^{N^{pn}-1} g(mN^{pn}+i) \tilde{g}(nN^{pn}+i)}{\sqrt{\sum_{i=0}^{N^{pn}-1} |g(mN^{pn}+i)|} \sqrt{\sum_{i=0}^{N^{pn}-1} |g(nN^{pn}+i)|}} \quad (18)$$

ここで, g は画像をベクトル表現したもの, 例えば $g(mN^{pn}+i)$ は m 周期目の i フレーム番目の画像のベクトル表現である. また, N^{pn} は位相正規化画像列の周期当たりのフレーム数である.

空間ゆらぎの照合方法を説明する. 空間ゆらぎによる相違度 D^{nac} を以下の式で算出する. Probe と Galley に対する周期ゆらぎ特徴量 $F_{probe, m_p - n_p}^{nac}$ と $F_{gallery, m_g - n_g}^{nac}$ それぞれについて中央値を計算し, その差の絶対値を相違度 D^{nac} とする.

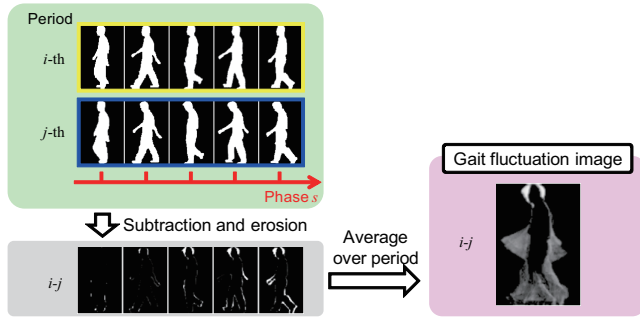


図 6 空間ゆらぎ画像の作成の概要

$$D^{nac} = |\text{median}_{m_p-n_p}(F_{probe,m_p-n_p}^{nac}) - \text{median}_{m_g-n_g}(F_{gallery,m_g-n_g}^{nac})| \quad (19)$$

4.2.2 空間ゆらぎ画像

前節の正規化自己相関による空間ゆらぎは一次元の情報、つまり各周期の組み合わせで空間ゆらぎが大きい小さいかの情報しかもっておらず、身体の一部位ごとのゆらぎは考慮されない。例えば、頭の傾きのゆらぎが大きい人物でも、腕の振り幅のゆらぎが大きい人物でも、ゆらぎの大きさが同じであれば同等の特徴量をもつことになる。そこで身体の一部位のゆらぎを考慮するため位相正規化画像列の各周期の組み合わせに対し空間ゆらぎ画像を作成し、空間ゆらぎ特徴量とする。

以下、 i 番目の周期と j 番目の周期間による空間ゆらぎ画像 F_{i-j}^{img} の作成方法を説明する。図 6 に作成の概要を示す。最初に、位相正規化画像列を周期ごとに分割し i 番目の周期と j 番目の周期の画像列の差分画像列を作成する。次に、差分画像列に対して収縮処理を施す。差分画像列には空間的なゆらぎとはいえないほどの僅かな差分による輪郭情報が含まれている。この輪郭情報を収縮処理によって除去することで空間的なゆらぎとしての情報のみを抽出する。最後に収縮処理を施した差分画像列の平均画像を作成し、これを空間ゆらぎ画像とする。

この特徴量の照合方法を説明する。画像の距離をとる尺度として差分のノルムを使う場合、同じゆらぎのパターンの場合に距離が小さくなる。しかし、違うゆらぎのパターンの場合でもゆらぎの絶対量小さいもの同士を比べると距離が小さくなってしまふ。そこで、正規化相関 $R_{i_p-j_p, i_g-j_g}^{ncc}$ を用いて輪郭除去ゆらぎ画像による相違度 D^{img} を以下の式で算出する。

$$D^{img} = \text{average}_{i_p-j_p} \left(\min_{i_g-j_g} D_{i_p-j_p, i_g-j_g}^{img} \right) \quad (20)$$

$$D_{i_p-j_p, i_g-j_g}^{img} = 1 - R_{i_p-j_p, i_g-j_g}^{ncc} \quad (21)$$

$$R_{i_p-j_p, i_g-j_g}^{ncc} = \frac{(F_{probe, i_p-j_p}^{img})^t (F_{gallery, i_g-j_g}^{img})}{\sqrt{\|F_{probe, i_p-j_p}^{img}\|^2} \sqrt{\|F_{gallery, i_g-j_g}^{img}\|^2}} \quad (22)$$

ここで、 $D_{i_p-j_p, i_g-j_g}^{img}$ は、Probe の i_p, j_p 周期間による輪郭除去ゆらぎ画像 $F_{probe, i_p-j_p}^{img}$ と Gallery の i_g, j_g 周期間によ

る輪郭除去ゆらぎ画像 $F_{gallery, (i_g-j_g)}^{img}$ との相違度である。完全に一致する画像に対しては 0 となり、無関係の画像に対しては 1、白黒が反転した画像列に対しては 2 となる。

位相正規化画像列の各周期の組み合わせの数だけ輪郭除去ゆらぎ画像が生成されるので Probe のある組み合わせに対し Gallery とそれぞれゆらぎ画像の正規化相関を用いた相違度を取り、最小となる相違度をその Probe の相違度とし、その平均値を Probe と Gallery の相違度とする。

5. 実験

5.1 データセット

性能評価のための実験として、The OU-ISIR gait database, the treadmill dataset D[8] を用いる。データセットの内正規化自己相関の最大値の小さい、つまりゆらぎの大きい歩容の被験者 100 人分の GSV を実験に用いる。各被験者には Probe と Gallery の 2 シーケンスが含まれるため、計 200 シーケンスとなる。各シーケンスのフレームレートは 60fps、フレーム数は 360 枚である。

5.2 実験結果

5.2.1 位相正規化画像列による照合

位相正規化画像列と入力画像列それぞれにベースラインアルゴリズムを用いて照合を行い、それを ROC 曲線 (Receiver Operating Characteristic curve, 受信者動作特性曲線) と EER (Equal Error Rate) を用いて評価する。以下、ROC 曲線と EER について説明する。

1 対 1 認証 (本人認証) 問題においては、照合によって算出された相違度に閾値を設け、相違度が閾値より小さければ本人、大きければ他人とする。他人であるにもかかわらず本人と判断される割合を FAR (False Acceptance Rate, 他人受入率)、本人であるにもかかわらず他人と判断される割合を FRR (False Rejection Rate, 本人拒否率) とする。閾値を変化させた時の FAR の FRR のトレードオフの曲線が ROC 曲線である。また、FAR と FRR が同じ値をとるとき、その値を EER とする。ROC 曲線においては原点に近い曲線の方が性能が高く、EER においてはより小さい値をとる方が性能が高い。

照合結果を図 7 に示す。また、EER については位相正規化画像列は 0.033、入力画像列は 0.039 であった。これらの結果から、位相を正規化したことによって位相ゆらぎによる認証率の低下が改善され、本研究の目的の 1 つである時間的な歩容ゆらぎに頑健な歩容認証が実現された。

5.2.2 時間ゆらぎ特徴量による照合

ゆらぎ特徴量は後述するスコアレベル統合 [13][14] により位相正規化画像列の照合結果と併せて用いられるが、本節ではその予備実験としてゆらぎ特徴量を単体で用いた場合の性能を評価する。

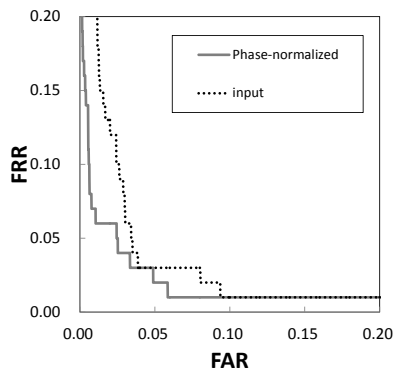


図 7 ROC 曲線: ベースラインアルゴリズムを用いた画像列照合

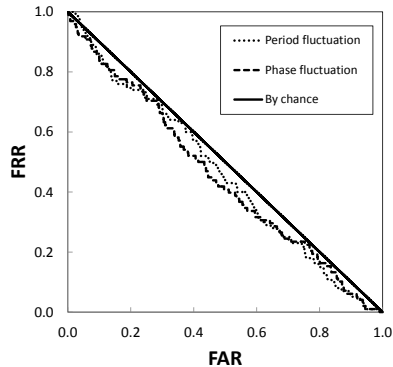


図 8 ROC 曲線: 時間ゆらぎ特徴量による照合

表 1 各ゆらぎ特徴量による照合の EER

	EER
周期ゆらぎ	0.480
位相ゆらぎ	0.449
空間ゆらぎ	0.424
空間ゆらぎ画像	0.180

時間的なゆらぎによる照合結果を図 8 に示す。基準線として無作為の照合を表す $(FAR, FRR) = (0, 1)$ と $(FAR, FRR) = (1, 0)$ を通る直線も示してある。この直線より原点に近い曲線であるほど個人を判別する性能のある特徴量であるといえる。周期ゆらぎと位相ゆらぎにおいて無作為の照合と比較して、有意な改善は見られなかった。

5.2.3 空間ゆらぎ特徴量による照合

空間ゆらぎ特徴量による照合結果を図 9 に示す。空間ゆらぎに関しては個人を特定するような特徴量がわずかに得られた。しかし、改善幅が小さいためスコアレベル統合による性能向上の可能性は小さい。空間ゆらぎ画像に関してはある程度の識別性能が見られた。各ゆらぎ特徴量による照合結果の EER を表 1 に示す。結果より、空間ゆらぎ画像が最も良い性能であったことから、空間ゆらぎ画像による空間的ゆらぎ特徴量の照合結果と位相正規化画像列に対するベースラインアルゴリズムによる照合結果を統合する。

5.2.4 位相正規化画像列と空間ゆらぎ画像の照合結果の統合

位相正規化画像列のベースラインアルゴリズム [4] による照合結果を用いた場合の認証精度と、それに空間ゆら

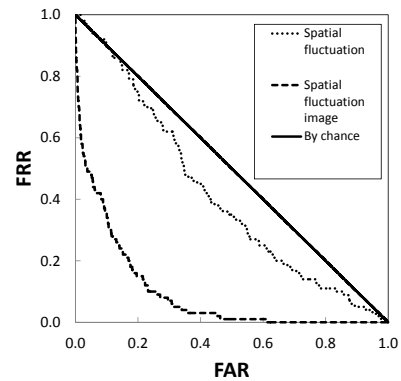


図 9 ROC 曲線: 空間ゆらぎ特徴量による照合

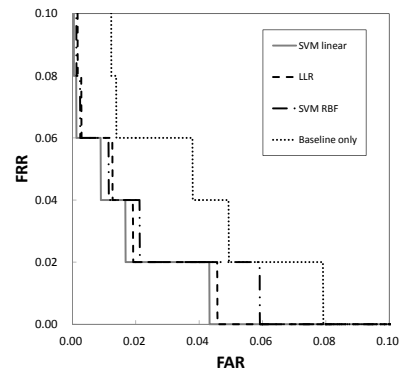


図 10 ROC 曲線: スコアレベル統合

表 2 スコアレベル統合による照合の EER

スコアレベル統合の手法	EER
線形 SVM	0.020
放射基底関数による SVM	0.021
線形ロジスティック回帰	0.020
位相正規化画像列のみ	0.040

ぎ画像による照合結果をスコアレベル統合した場合の認証精度を比較する。スコアレベル統合には、線形または動径基底関数 (RBF: Radial basis function) による Support Vector Machine を用いた識別に基づく手法 [13] と線形ロジスティック回帰 (LLR: Linear Logistic Regression) を用いた尤度比に基づく手法 [14] を使用する。

最初に、データセットを学習データとテストデータに無作為に分離し、平均が 0、標準偏差が 0 となるように、各スコアに対して Z 標準化を行う。次に、各スコアレベル統合の手法を用いて学習データでパラメータを学習し、それに基づきテストデータの照合を行う。照合結果の ROC 曲線を図 10 に、EER を表 2 に示す。

いずれのスコアレベル統合の手法においても、位相正規化画像列のベースラインアルゴリズムによる照合のみを用いた場合の認証精度より向上していると言える。また、スコアレベル統合の手法による大きな優位差はなかった。

6. 制限

本論文で述べた手法には、以下の 3 点の制限がある。

第 1 に、再現性のないゆらぎが挙げられる Gallery のみ、

または Probe のみに首の傾きの変化がある、腕の振りの変化が異なるなど再現性のないゆらぎがあると空間的ゆらぎ特微量が異なるものになってしまう。

第2に、シルエットの前後の位置のずれが挙げられる。空間的な位置合わせがされていないものだとそれを空間的ゆらぎ特微量として抽出してしまう。

第3に、観測角度の変化が挙げられる。本論文のデータセットはトレッドミルを用いて観測したものであり、監視カメラ等で観測される観測角度の変化は考慮していない。本手法を観測角度が変化する歩容画像列に適用すると角度の変化がゆらぎとして観測されてしまう。

7. おわりに

本研究では、第一に時間的な歩容ゆらぎに頑健な歩容認証の手法を提案した。まず、歩容シルエットボリューム(GSV)に対して、自己動的時間伸縮を適用することで各フレームの位相を推定する。次に、推定された位相に基づいてモーフィングにより時間的な歩容ゆらぎを正規化した位相正規化画像列を作成して、時間ゆらぎを正規化する。この位相正規化画像列を用いることで歩容認証の精度が向上する事を実験により示した。

第二に、ゆらぎ特微量を積極的に利用した歩容認証の手法を提案した。ゆらぎ特微量として、姿勢の変化の速さに関連する時間ゆらぎと周期間の腕の振り幅や姿勢の違いといった空間ゆらぎを抽出する。これらのゆらぎ特微量と位相正規化画像列をスコアレベルで統合して照合することで位相正規化画像列のみで照合する場合よりも認証精度が向上する事を実験により示した。

今後の課題としては、以下の3点が挙げられる。

- 位相正規化画像列の生成における空間と位相の同時位置合わせ
- 位相正規化画像列の歩行角度の変化への応用
- 信頼度に基づく適応的閾値制御による ROC 曲線最適化 [15] への応用

謝辞 本研究は若手研究 (A)23680017 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Raquel Urtasun and Pascal Fua. 3d tracking for gait characterization and recognition. In *In: Proc. IEEE Automatic Face and Gesture Recognition, Seoul, Korea*, pp. 17–22, 2004.
- [2] Nicholas Spencer and John Carter. Towards pose invariant gait reconstruction. *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing ICIP 2005*, pp. 261–264, 2005.
- [3] Zongyi Liu and Sudeep Sarkar. Simplest representation yet for gait recognition: Averaged silhouette. In *Proceedings of the Pattern Recognition, 17th International Conference on (ICPR'04) Volume 4 - Volume 04, ICPR '04*, pp. 211–214, Washington, DC, USA, 2004. IEEE

- Computer Society.
- [4] S. Sarkar, P. Jonathon Phillips, Z. Liu, I. Robledo, P. Grother, and K. Bowyer. The human id gait challenge problem: Data sets, performance, and analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 27, No. 2, pp. 162–177, Feb 2005.
- [5] 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, 7月 2005.
- [6] 榎原靖, 佐川立昌, 向川康博, 越後富夫, 八木康史. 周波数領域における方向変換モデルを用いた歩容認証. 情報処理学会論文誌 コンピュータビジョンとイメージメディア, Vol. 48, No. SIG1(CVIM17), pp. 78–87, Feb. 2007.
- [7] 辻顯, 榎原靖, 八木康史. 歩容認証のための速度変化に応じたシルエット変換. 第12回 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2009), 7月 2009.
- [8] 森敦史, 榎原靖, 八木康史. 低フレームレート映像のための歩行周期に基づく位相同期による歩容認証. 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. J94-D, No. 8, pp. 1290–1299, 8月 2011.
- [9] N.T. Trung, Y. Makiyara, H. Nagahara, R. Sagawa, Y. Mukaigawa, and Y. Yagi. Phase registration in a gallery improving gait authentication. In *Proc. of the International Joint Conference on Biometrics (IJCB2011)*, No. 178, pp. 1–7, Washington D.C., USA, Oct. 2011.
- [10] Yasushi Makiyara and Yasushi Yagi. Silhouette extraction based on iterative spatio-temporal local color transformation and graph-cut segmentation. In *Proc. of the 19th Int. Conf. on Pattern Recognition*, Tampa, Florida USA, Dec. 2008.
- [11] 榎原靖, チュンタンゴ, 長原一, 佐川立昌, 向川康博, 八木康史. 自己動的時間伸縮を用いた単一準周期信号の位相合わせ. 情報処理学会研究報告, No. 2010-CVIM-173, pp. 1–8, 福岡, Sep. 2010. 情報処理学会.
- [12] Y. Makiyara and Y. Yagi. Earth mover's morphing: Topology-free shape morphing using cluster-based emd flows. In *Proc. of the 10th Asian Conf. on Computer Vision*, pp. 2302–2315, Queenstown, New Zealand, Nov. 2010.
- [13] F. Wang and J. Han. Multimodal biometric authentication based on score level fusion using support vector machine. *Opto-Electronics Review*, Vol. 17, No. 1, pp. 59–64, 2009.
- [14] Fernando Alonso-Fernandez, Julian Fierrez, Daniel Ramos, and Javier Ortega-Garcia. Dealing with sensor interoperability in multi-biometrics: the upm experience at the biosecure multimodal evaluation 2007. In *Proc. of SPIE 6994, Biometric Technologies for Human Identification IV*, Orlando, FL, USA, Mar. 2008.
- [15] 榎原靖, アルタブホサイン, 八木康史. 信頼度に基づく適応的閾値制御による roc 曲線最適化. 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. J94-D, No. 8, pp. 1227–1239, 8月 2011.