

見えの変化に頑強な歩容認証のための 統計的歩行動作モデルの構築

新崎 誠^{1,a)} 岩下 友美^{1,b)} 倉爪 亮^{1,c)}

1. はじめに

生体情報による個人識別は、コンピュータシステムへのアクセス認証や遠隔監視システムなどの分野で多くの需要が見込まれている。しかし、生体情報として広く知られている指紋や虹彩は、特殊な装置に近接しなければ情報が取得できないという制約がある。これに対し、歩容は遠方から非接触で取得できる有用な生体情報の一つである。歩容による個人識別法の一つに、カメラにより撮影された対象人物の歩行画像列から抽出した、歩行者の歩き方および全身形状に基づく特徴を利用する手法がある。しかし、従来手法の多くは、歩行画像データベース構築の際にカメラ 1 台のみを用いており、撮影された対象人物の歩行方向がデータベースのそれと異なる場合、対象人物の見えが変化するため識別率が低下する。

この問題に対し、撮影された歩行画像から対象人物の 3 次元形状が復元されれば、復元された 3 次元形状からデータベースの歩行方向と同一の歩行画像を合成することで、対象人物の見えの変化に頑強な個人識別が可能となると考えられる。この識別手法では、カメラから情報が取得できないオクルージョン領域に頑強で、体格の異なる人物にも適用可能な、対象人物の 3 次元形状の復元手法の開発が必要不可欠となる。そこで本研究では、統計的形状モデル [1] と統計的歩行動作モデルを用いた、歩行者の 3 次元形状の復元に基づく個人識別手法を開発する。統計的 3 次元形状モデルは、少数のパラメータで体格変更が可能であり、観測可能な領域の体格を推定することで、オクルージョン領域の体格推定が期待できる。統計的歩行動作モデルも、複数のパラメータによる歩行姿勢の変更が可能のため、観測可能な領域の関節角を推定することで、オクルージョン領域の関節角の推定が実現できると考えられる。統計的形状モデルはこれまでに開発済みであるため、本稿では、モーションキャプチャにより得られた歩行データに基づく統計的歩行動作モデルの構築を目的とする。

2. 統計的モデルの概要

本研究では、体格の推定には統計的 3 次元形状モデル [1] を、歩行動作の推定には統計的歩行動作モデルを導入することにより、見えの変化に頑強な歩容認証を実現する。統計的形状モデルは、平均形状モデルと、11 個の体格変形パラメータから成り、対象人物の体格の効率的な推定が可能である。また、本稿で構築する統計的歩行動作モデルは、対象人物の各関節における歩行時の角度変化を、平均歩行動作モデルと、複数のパラメータで表現したものであり、このパラメータを変更することで様々な人物の歩行動作を効率的に表現することが可能となる。

3. 統計的歩行動作モデル

3.1 歩行動作推定

統計的歩行動作モデルの構築には、30 関節からなる関節モデルを挿入した統計的形状モデル (図 1) と、実際に計測された複数の歩行者の 3 次元形状を用いる [2]。歩行者の 3 次元形状の例を、図 2 に示す。ここで、歩行者の自然な歩行データの取得のために、複数台のカメラを用いたマーカレスモーションキャプチャ [3] を用いる。マーカレスモーションキャプチャで復元された歩行者の 3 次元形状に対して、予め対象固有の体格に変形させた統計的形状モデルを当てはめることで、歩行動作の推定を行う。今回の研究では、117 シーケンスの歩行動作に対して推定を行う。図 3 は歩行動作推定の結果の例である。また、後述する主成分分析のために、得られた 1 シーケンスに含まれる各関節角のデータ数が 22 となるように線形補間を行う。

3.2 統計的歩行動作モデルの構築

3.2.1 離散コサイン変換

歩行は周期的な動作であるため、各関節における一歩行周期分の角度の解析には、周波数解析を用いる。以下、シーケンスを s ($1 \leq s \leq 117$)、関節を j ($1 \leq j \leq 30$)、フレーム番号を f ($1 \leq f \leq 22$) とする。それぞれのシーケンス s において、歩行動作推定により得られた一歩行周期分の関節角の値を用いて、関節ごとに行列 U_{sj} を生成する。

$$U_{sj} = (u_{(1,j)}^s, u_{(2,j)}^s, \dots, u_{(22,j)}^s)^T \quad (1)$$

ここで $u_{(f,j)}^s$ は、フレーム f における関節 j の値を表す。

¹ 九州大学 〒 819-0395 福岡県福岡市西区元岡 744 番地

^{a)} shinzaki@irvs.ait.kyushu-u.ac.jp

^{b)} yumi@ait.kyushu-u.ac.jp

^{c)} kurazume@ait.kyushu-u.ac.jp

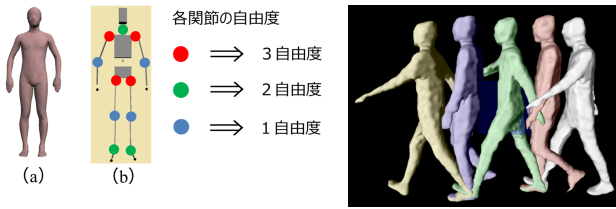


図 1 (a) 統計的形状モデル (b) 関節モデル

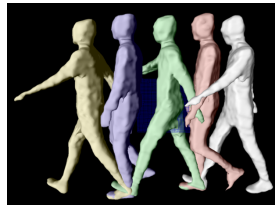


図 2 一歩行周期分の 3 次元形状

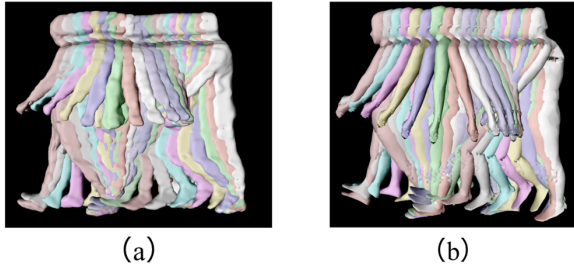


図 3 (a) 対象の 3 次元歩行形状 (b) 推定された 3 次元歩行形状

U_{sj} に DCT 変換を適用し、スペクトル集合 D_{sj} を求める。

$$D_{sj} = (d_{(1,j)}^s, d_{(2,j)}^s, \dots, d_{(22,j)}^s)^T \quad (2)$$

3.2.2 主成分分析

それぞれのシーケンス s において、前節で得られたスペクトル集合 D_{sj} を用いて、以下に示す全関節のスペクトル集合の行列 O_s を定義する。

$$O_s = (d_{(1,1)}^s, d_{(1,2)}^s, \dots, d_{(22,29)}^s, d_{(22,30)}^s)^T \quad (3)$$

次に、 O_s を用いてすべてのシーケンスの全関節のスペクトル集合の行列 K を生成し、 K に主成分分析を適用することで、固有値 E と固有ベクトル M を得る。

$$K = (O_1, O_2, \dots, O_{117}) \quad (4)$$

また、平均ベクトル Ave は、全シーケンスのスペクトル集合の平均として K より求める。

3.3 歩行動作の復元

得られた固有値に対し、寄与率が 95 % 以上になるよう、寄与率の高い方から順に選択する。選択した n 個の固有値に対応する固有ベクトル N に対し、重み W を用いて、重み付けの計算を行い、振幅 B を復元する。

$$B = N \cdot W + Ave \quad (5)$$

最後に、復元された各関節の振幅に対して逆離散コサイン変換を適用し、一歩行周期分の関節角を復元する。

4. 統計的歩行動作モデルの構築実験

4.1 主成分分析

図 4 に示すように、主成分の数が 48 個で累積寄与率が 95 % を超えた。そこで統計的歩行動作モデルを構成する、以下の関節モデルおよびパラメータの構築には、これらの主成分とそれぞれに対応する固有ベクトルを用いた。

4.2 平均歩行動作モデル

平均歩行動作モデルの歩行動作の様子を図 5 に示す。また、図 6 は、寄与率の高い 2 つの固有値に対応する各固有ベクトルに対して、個別に重みを変更した際の関節角の変化の様子を示している。

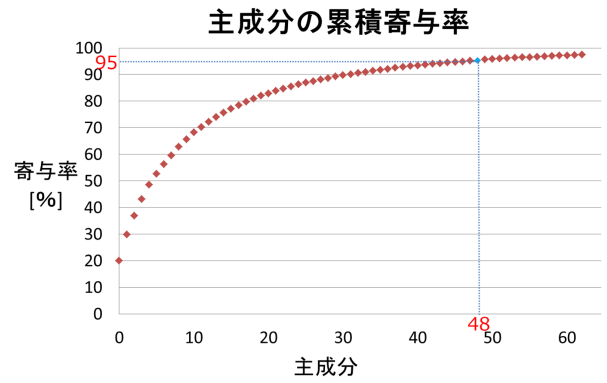


図 4 主成分の累積寄与率

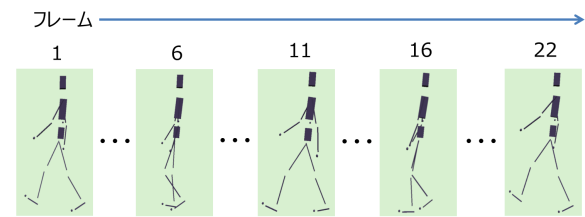


図 5 統計的動作モデルの平均歩行動作モデル

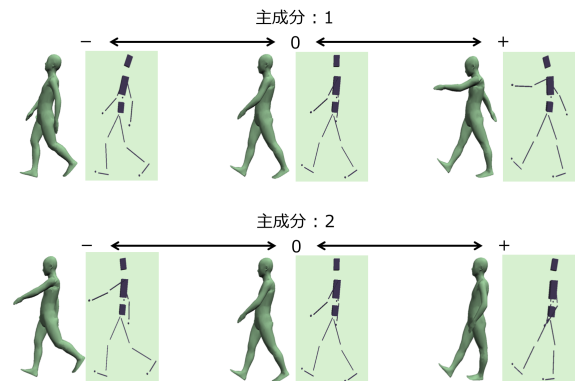


図 6 主成分の重み変更による関節角の変化の様子

5. まとめと今後の予定

本稿では、歩行方向の変化に頑強な歩容認証のための統計的歩行動作モデルを提案した。統計的歩行動作モデルは平均歩行動作モデルと、複数のパラメータから成る。また実験では、統計的歩行動作モデルのパラメータを変更することにより、様々な歩行動作を表現できることを確認した。今後は構築した統計的歩行動作モデルを用いた個人識別の実験を行う。

参考文献

- [1] 垂水 信二, 岩下 友美, 倉爪 亮, “統計的形状モデルを用いた個体適応型モデルベースド・モーションキャプチャの開発”, 画像の認識・理解シンポジウム, 2011.
- [2] Y.Iwashita, R.Baba, K.Ogawara, R.Kurazume, “Person identification from spatio-temporal 3D gait”, Emerging Security Technologies, 2010.
- [3] K.Ogawara, X.Li, and K.Ikeuchi, “Marker-less Human Motion Estimation using Articulated Deformable Model”, IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2007.