

歩容における性別・年齢の分類と特徴解析

万波 秀年^{†a)} 榎原 靖^{†b)} 八木 康史^{†c)}

Gait-Based Categorization and Feature Analysis of Gender and Age

Hidetoshi MANNAMI^{†a)}, Yasushi MAKIHARA^{†b)}, and Yasushi YAGI^{†c)}

あらまし 本論文では歩容における性別・年齢の分類を決定し、その分類に現れる歩容特徴の解析を行う。まず全 25 台のカメラからなる多視点同期歩容撮影システムを構築し、広い年齢層の被験者の歩容を撮影することで大規模歩容データベースを構築した。性別、年齢それぞれに関して識別実験を行い、その結果に基づき、性別・年齢識別に適した分類として、子供、成人男性、成人女性、高齢者という四つのクラスを求めた。それらのクラス、及び特定の 2 クラスに対して、観測方向による識別性能への影響を実験を通して確認した。また、各観測方向においてクラスに特有な特徴がどの部位に現れるかを解析した。結果として、コンピュータビジョンの観点から次のような知見が得られた。(1) クラスを象徴する歩容特徴はクラスによって異なり、またそれがよく観測できる方向も異なる。(2) そのため、識別するクラスによっては、真横といった典型的に用いられる観測方向より効果的な観測方向が存在する。

キーワード 歩容解析, 性別・年齢分類, 周波数領域特徴

1. ま え が き

歩行は人間の基本的な動作であり、身長、体型といった静的な要素、及び歩行時の姿勢、腕の振りといった動的な要素を含み、普段感じるよりも豊富な情報を我々に与えてくれる。これらの情報の用途として、歩容による個人識別や術後経過の診断 [1]、脳疾患の診断 [2] など様々な応用が考えられている。特に、歩容による個人識別は、カメラから比較的遠距離での実現が可能であるという利点をもつことから、コンピュータビジョンの分野において近年盛んに研究が進められている [3]~[9]。また、歩容による性別・年齢識別は、ケアセンターで徘徊する高齢者の発見、デパートでの性別・年齢別顧客情報の取得など様々な応用が可能であり、近年注目を集めている。

歩行における性別・年齢に関する研究として、年齢層の推定 [10]、性別識別 [11] が行われているが、多様な性別・年齢のうちの一部しか含まないデータにおい

での識別であるため、広い年齢層、性別の違いを含むデータにおける解析を行う必要があると考える。

そこで本論文では歩容における性別・年齢傾向の解析を行う。まず 25 台のカメラを含む多視点同期歩容撮影システムを用いて解析のための大規模歩容データベースを構築する。次に性別、年齢のそれぞれに関して識別実験を行い、その結果に基づき、性別・年齢識別に適した分類を解析的に求める。更に、定義したクラスに対する識別実験の結果から、どの観測方向が性別・年齢識別にとって効果的であるか、また、クラスの統計情報を比較することで、各クラスに顕著な歩容特性がどのように観測されるかを解析する。なお、この解析は特徴がどのように見えるかというコンピュータビジョンの観点によるものであり、力学、運動学、生物学、医学といった、これまで広く用いられてきた歩行解析の観点とは異なることに注意されたい。

本論文の以降は次のように構成されている。まず 2. で関連研究について述べ、次に 3. で、撮影に用いた多視点同期歩容撮影システムと、それによって撮影した大規模歩容データベースについて述べる。4. では、各カメラでの歩容特徴の抽出、及び複数カメラによる特徴の統合方法について述べる。5. では、性別、及び年齢層識別実験を通じた分類の決定、またその分類に対

[†] 大阪大学産業科学研究所, 茨木市

The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University, 8-1 Mihogaoka, Ibaraki-shi, 567-0047 Japan

a) E-mail: mannami@am.sanken.osaka-u.ac.jp

b) E-mail: makihara@am.sanken.osaka-u.ac.jp

c) E-mail: yagi@am.sanken.osaka-u.ac.jp

する各観測方向単独での識別実験について述べる．6. では、分類された各クラスに関して、特有の特徴、観測方向ごとに現れる特徴の差異の解析を行う．7. では、本解析により得られた結果についての考察を述べ、8. では本論文の結びと今後の展望を述べる．

2. 関連研究

歩行による性別・年齢識別の研究は、生物医学、認知学等、様々な分野で行われている．Kozlowski ら [12] は歩行者の関節部に装着した点光源の動きから歩行者の性別を識別する主観テストを行い、歩行による性別識別の可能性を示した．

性別識別において、Li ら [13] は HumanID データセット [7] において、主に 20 代の男女に対する識別実験を行い、その有効性を確認した．また、年齢識別に関する研究として、Daves [10] は子供 (3~5 歳) と大人 (30~52 歳) の識別を行い、Begg ら [14] は青年 (平均 28.4 歳、分散 6.4) と高齢者 (平均 69.2、分散 5.1) の識別を行った．これらの研究では、各クラス間で有用な特徴を抽出し高い精度での識別を実現しているが、多様な性別・年齢のうち一部しか含まないデータにおける識別であるため、例えば市街地など撮影対象に制限をおくことのできない場所における実用は難しい．深山ら [15] は 6 歳から 80 歳の広範囲の年齢の男女において、子供 (6~12 歳)、大人 (13~64 歳)、高齢者 (65~80 歳) の 3 クラスの年齢層推定を行ったが、年齢差のみでなく性別差も併せて考慮し解析を行うことで新たな知見が得られると考える．

解析に用いる歩行特徴として、Daves [10] は Kozlowski ら [12] と同様に点光源の動きに基づき、歩行による子供と大人の識別を行った．また、Begg [14] は歩行の際の足と地面の間隔 (Minimum Foot Clearance : MFC) による青年と高齢者の識別手法を提案した．しかしながら、これらの特徴は識別に対して有用であるものの、計測のための装置を対象に装着させる必要があるため、監視など実際の問題には適していない．これに対して、コンピュータビジョンの分野においては、対象者に装置を付けずに、歩容画像から識別する手法が提案されている．これらは主に、モデルベースの手法とアピランススペースの手法に分類される．モデルベースの手法として、Lee ら [16] は楕円モデル、Yoo ら [17] はスケルトンモデルへのフィッティングを行うことで関節の動きを抽出し、性別識別を行った．しかし、これらの手法はモデルへの当てはめが難しい

場合があり、そのような場合に得られた特徴の信頼度が低いという問題がある．アピランススペースの手法として、Li ら [13] は統計的な人体モデルに基づいて分割した体の部位の画像による性別識別手法を提案した．またこれらの研究では、真横方向からの観測により得られる歩容特徴を用いているが、例えば横方向への体の揺れなど、他の方向から得られる情報も有用であることが歩容による個人認証 [18]、行動認識 [19] などに関する研究により明らかにされている．複数カメラを用いた性別識別の手法として、Huang ら [11] は前方・後方・横方向の画像を用い、方向に依存したモデルフィッティングにより性別識別を行った．しかしながら、3 方向という限られた方向数では真上方向からの観測など、様々な方向を用いることによる影響を解析するには不十分である．また、観測方向を扱ったこれらの研究では、各方向から観測される特徴に現れる性別・年齢の違いに関しては論じられていない．

一方、歩容画像による認証や性別・年齢識別のためには、歩容データベースが必要となる．大規模なものとしては、例えば、HumanID dataset [7]、Soton database [20]、CASIA dataset [21] といったデータベースが現在公開されている．これらのデータベースは 100 人以上の被験者数をもつものの、HumanID dataset [7] では 2 方向 (約 30 度差) からの観測しか行っておらず、また子供や高齢者のデータは含まれていない．Soton database [20] は多くの被験者のデータを保持しているものの、観測方向は横方向のみと限られている．CASIA dataset [21] は多くの被験者を多方向 (全 11 方向) から撮影したデータを保持しているものの、被験者の大部分は 20 代、30 代となっている．

3. 多視点同期歩容撮影システムと大規模歩容データベース

本研究で行う解析のためには、性別ごとに広い年齢層の被験者を多視点から観測したデータが必要であるが、上述のようにこの条件を満たすデータベースは現在のところ存在しない．そこで本研究では、多視点同期歩容撮影システムを作成し、広い層の性別・年齢からの多数の被験者からなるデータベースを構築する．

3.1 多視点同期歩容撮影システム

まず多視点同期歩容撮影システムについて述べる．システムは図 1 に示すとおりで、歩行機、及びその周囲に配置した 25 台の同期したカメラ、6 枚の背景

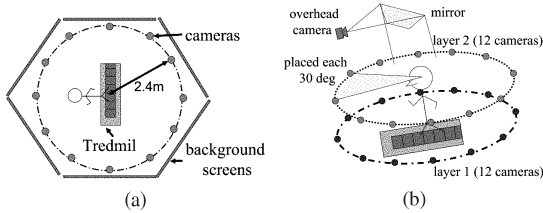


図 1 多視点同期歩容撮影システムの概観 (a) システムの鳥瞰図, (b) 各カメラの設置位置

Fig. 1 The components setting model of the capturing system. (a) The overhead view of the system. (b) Setting of each camera.

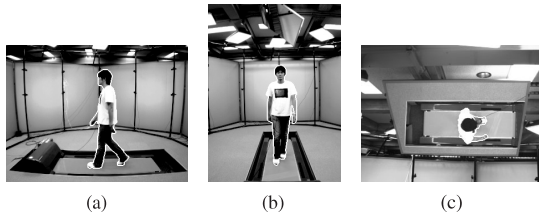


図 2 多視点同期歩容撮影システムによる画像の例 (a) layer1, 左方からの画像, (b) layer2, 前方からの画像, (c) 頭上からの画像

Fig. 2 Sample images obtained with the capturing system. (a) the left camera of layer1, (b) the forehead camera of layer2, (c) the overhead camera.

用スクリーンから構成される。各被験者は歩行機上を歩き、その様子をカメラポールに取り付けた 25 台のカメラにより撮影することで歩容画像列を取得する。カメラの配置は図 1 (b) にあるように、12 台のカメラ (layer1) を地上 1.3 m の高さに、同じく 12 台のカメラ (layer2) を地上 2.0 m の高さに、それぞれ正面から 30 度間隔とした。残り 1 台のカメラは、被験者の頭上に設置した鏡を利用することで被験者を頭上から撮影する。カメラのフレームレートは、腕や脚の振りなどの素早い動きを撮影するため 60 fps とし、また、正確な人物領域の抽出のために、スクリーンには被験者の服や肌の色と異なる (例えば、黄緑など) 色を投影する。本システムを用いて撮影した画像の例を図 2 に示す。ここで各カメラの解像度は VGA (640 × 480) であり、全身を撮影できるように回転を加え調整している。図 2 において、白線で囲われた領域はシルエット抽出の結果を示す。なお、歩行機上での歩行では、風景が変化しないといった要因による歩行機から降りた際のバランスの喪失、床に対する力のかかり方や関節の動きなど、通常の歩行との違いが報告されている [22], [23]。またこれらの違いは、より通常歩行に近

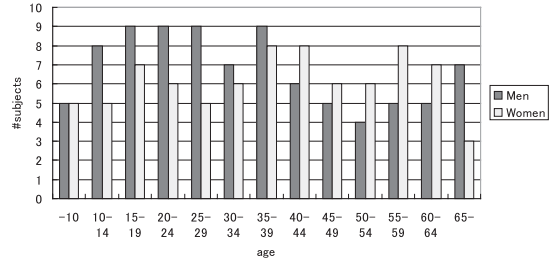


図 3 被験者の性別・年齢分布

Fig. 3 The distribution of subjects' gender and age.

い歩行機の使用 [24]、歩行機上での歩行練習により軽減されると報告されている。本研究では通常の歩行機を用いるが、被験者の安全に留意しながら歩行機上で事前練習を十分行うことで、より自然な歩容を撮影できるよう留意した。

3.2 性別・年齢に関する大規模歩容データベース構築するデータベースは、以下の特徴を含む必要がある。

- (1) 性別ごとに広い年齢層の被験者
- (2) 多視点からの観測データ

また、年齢による特徴解析のために、10 歳刻みの年齢層に男女それぞれで目安として 10 名ずつの被験者データの収集を目指す。これにより、全体の被験者数においても世界最大の歩容データベースを実現する。被験者の性別・年齢としては、広い年齢層の被験者 (4 ~ 75 歳) について、男性 88 名、女性 80 名の歩容データを収集した。各性別・年齢の分布を図 3 に示す。なお、より詳しい解析に用いるため、現在も被験者の数を増やしている。

被験者は大学の研究機関における公募によるもので、被験者に対して原則的に謝金を支払っているが、広い年齢層の被験者について歩容データを収集しているため、一部の被験者 (小学生など) はボランティアとして撮影を行った。また、撮影の前に事前説明を行い、撮影データの研究目的での使用、論文やデータベースによる公開についての同意書を得ている。

被験者の歩行速度については事前実験の結果から基本的に時速 4 km とした。事前実験として、歩行機上で被験者が自然と感じる歩行速度の測定、及び異なる歩行速度間での歩容特徴の比較を行い、速度を調整することによる特徴への影響を調査した。自然な歩行速度の測定では、時速 4 km での歩行が可能な被験者 61 人に対し自然な歩行速度を計測したところ、平均 4.38、

表 1 異なる速度での歩容特徴の比較結果

Table 1 The comparison results of gait features obtained from different walking speed.

	比較する歩行速度の組 (km/h)				
	2 vs. 4	3 vs. 4	4 vs. 4	5 vs. 4	6 vs. 4
EER	0.13	0.07	0.02	0.04	0.14

分散 0.42 (km/h) であった。また、49 人の被験者に対し時速 2 km から時速 6 km の歩行を 2 回ずつ撮影し、同じ速度、異なる速度における歩容特徴 (4. 参照) の比較により EER^(注1) を評価し、表 1 の結果を得た。

上記二つの実験結果から、大半の被験者にとって自然な歩行速度は時速 4 ~ 5 km の範囲にあり、また、時速 1 km の速度変化が個人性に与える影響は大きくないことが分かる。このことから、歩速は個人を表す要素の一つであるが、時速 4 km へと速度を調節することにより不自然な歩行をすることは少ないと考える。なお、先述のように、歩行機上での自然な歩行には慣れが必要であるため、事前練習を行うことで、より自然な歩容の撮影に留意し、また、子供や高齢者など被験者が時速 4 km で歩くことが難しい場合は、被験者ごとに設定した速度での歩容を撮影する。服装は被験者の普段着、若しくは設定した標準服 (長袖シャツと長ズボン) とした。

4. 歩容特徴の抽出

本章では、歩容における特徴抽出について述べる。前述のように、25 台のカメラにより各被験者の歩容画像列を撮影することから、以下ではカメラ c で撮影した被験者 i の歩容画像列を S_i^c とする。

4.1 周波数領域特徴の抽出

各カメラにより撮影された撮影された歩容画像列より、周波数領域特徴を抽出する。周波数領域特徴は人体のどの部分が特徴的であるかを直観的に表し、また、平均シルエットと比べ、動きの情報を効果的に表す高次の特徴も表現できるため、コンピュータビジョンの観点における性別・年齢による違いの解析を目的とする本研究に適している。この特徴は方向変換モデルによる個人認証 [25] などに用いられており、様々な観測方向における個人の特徴を反映している。周波数領域特徴の抽出は [25] と同様に行ったが、ここでその概要を述べる。

まず、背景差分によりシルエットを抽出し、歩容画像列 S_i^c から歩容シルエット画像列 g_i^c を抽出する。ここで、歩容シルエット画像列 g_i^c に対して高さによる

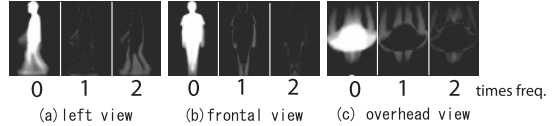


図 4 周波数領域特徴の例

Fig. 4 Samples of frequency domain features.

正規化を行い、 64×44 pixel の大きさに変換し、時間軸方向に沿ってシルエット領域の中心で位置合せを行う。これにより、身長差は利用せず、腕の振りなどの特徴による解析・識別を行うものとする。次に、歩容シルエット画像の時間軸方向における正規化自己相関を最大にする時間差を求め、それを歩容周期 N_{gait} とする。求められた歩容周期 N_{gait} を左右 2 歩分に対応する基本周期として、各ピクセルにおける時間軸方向の振幅スペクトルを離散フーリエ変換 (DFT) により算出する。これを N_{gait} により正規化したものを周波数領域特徴 A_i^c とする。

ここでは、周波数の 0 倍、1 倍、2 倍の三つの振幅スペクトルを周波数領域特徴として用いる。周波数領域特徴の意味付けとして、0 倍周波数スペクトルは平均歩容シルエット、1 倍周波数スペクトルは左右両方の歩みの中で片一方にしか観測されない特徴、すなわち左右非対称な動きを、逆に 2 倍周波数スペクトルは左右の歩みに共通して観測される特徴、すなわち左右対称な動きを表している。そのため、体型などの静的な特徴、歩行姿勢、腕の振りなど動的な特徴の両方を含む特徴量となっている。三つの振幅スペクトルを用いるため、周波数領域特徴 A_i^c は $64 \times 44 \times 3 = 8448$ 次元のベクトルとなる。図 4 に一つのカメラから得られる周波数領域特徴の例を示す。図 4 は、図 2 と同じ観測方向 (左方、前方、頭上) からの例である。

全 25 台のカメラから得られる特徴を扱うため、以下のように各カメラから得られる特徴 A_i^c を一つに統合したベクトルを定義する。

$$A_i = [(A_i^1)^T (A_i^2)^T \dots (A_i^{25})^T]^T, \quad (1)$$

以降では、この統合された周波数領域特徴 A_i を歩容特徴とし、またその次元は、 $N_{dim} = 64 \times 44 \times 3 \times 25 = 211200$ となる。

(注1): EER (Equal Error Rate) とは本人照合における性能を表す指標であり、本人受入れの判別を行うしきい値を変化させた場合に他人受入れ率及び本人拒否率が等しくなる誤識別率である。EER が小さいほど高い認証性能であることを意味する。

4.2 識別に用いる特徴の抽出

本節では歩容特徴から、性別・年齢分類の識別に用いる特徴の抽出について述べる。

まず、全カメラからの特徴 A_i の次元数 N_{dim} は膨大なため、次元圧縮のために特異値分解を適用する。

$$\begin{aligned} [A_1 A_2 \cdots A_{N_{subj}}] &= USV^T \\ &= P [v_1 v_2 \cdots v_{N_{subj}}] \quad (2) \end{aligned}$$

ここで U は $N_{dim} \times N_{subj}$ の直交行列、 S は特異値からなる $N_{subj} \times N_{subj}$ の対角行列、 V は $N_{subj} \times N_{subj}$ の直交行列である。 P, v_i はそれぞれ、以下のように特異値の平方根を対角成分にもつ行列 S' と行列 U, V との積により求めた。

$$S'_{(i,j)} = \sqrt{S_{(i,j)}} \quad (3)$$

$$P = US' \quad (4)$$

$$[v_1 v_2 \cdots v_{N_{subj}}] = S'V \quad (5)$$

v_i は N_{subj} 次元の列ベクトルであり、 i 番目の被験者固有の特徴となっている。こうして求められた v_i の第 1 成分は全データの平均に対する係数であるため、他の成分に比べ被験者ごとの差が少ない。そのため以降の解析においては、体型、腕の振りといった性別・年齢による歩容の違いを強調するため、 v_i の第 2 成分以降を歩容特徴として用いる。なお、本研究で用いた全歩容データに対して、累積特異値が 95% となるよう特徴抽出を行った結果、112 次元の特徴が得られた。

本研究では、性別・年齢層に関する識別を線形判別空間において行う。そのため、識別するクラスに対する線形判別空間分析 [26] を行い、上で求めた特徴から識別特徴を抽出する。

5. 歩容における性別・年齢の分類

本章では、歩容における性別・年齢に関する適切な分類を全方向の歩容特徴に基づいて求め、その分類に対する観測方向ごとの識別性能を評価する。

5.1 識別実験に基づく性別・年齢の分類

まず各年齢層での性別識別実験、及び年齢識別実験を行い、それによって得られた傾向をもとに性別・年齢に関して適切な分類を求めらる。

性別識別実験では、基準年齢を中心に 5 歳の範囲 (例として 15 歳を基準年齢にした場合、10 歳から 19 歳) の被験者に対して、性別の識別を行う。これを基準年齢を 5 歳刻みに変えることで性別識別に関する年

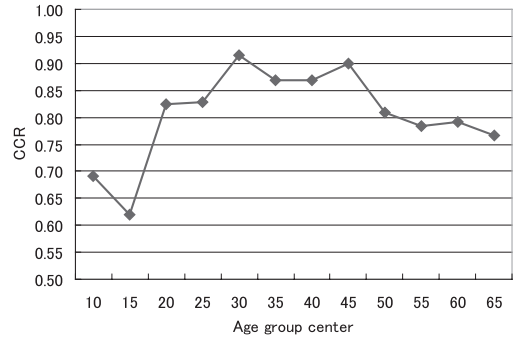


図 5 年齢層ごとの性別識別結果
Fig.5 Classification results for gender.

齢層の影響を解析する。年齢層識別実験では、ある一定の年齢層の被験者において、5 歳刻みで年齢層の境界を変化させ、老若の識別実験を行う。これを 40 歳未満、15 歳から 60 歳、30 歳以上の 3 通りの年齢層に対して行うことで、それぞれ低年齢層、中年年齢層、高年齢層における経年変化を評価する。

実験では各クラスから学習に用いる辞書、及びテストに用いる被験者を無作為に選択し識別を行い、これを 20 回繰り返した際の平均識別正解率 (CCR) を評価とした。辞書・テストに用いる被験者数は、各識別実験に含まれる被験者数を考慮して設定する。具体的には、性別識別では辞書 8 名、テスト 4 名、年齢層識別では両者ともに 20 名とした。ただし、設定数に満たない性別・年齢層に関しては学習に用いる被験者数の確保を重視し、該当クラスの全被験者数の 8 割を辞書、残りをテストに用いる。これは辞書・テストに用いる被験者数は各識別実験において一貫していることが望ましいものの、被験者数の少ない性別・年齢層にそろえることで実験全体で用いるサンプル数が減少し、統計的な信頼性が低下すると考えられるためである。なお、ここでは 4.2 で述べた全カメラからの情報を統合した特徴を用い、 k 近傍法を照合尺度とした。また、 k 近傍法に用いるパラメータ k の値として、各クラスに含まれる被験者数を考慮して実験的に $k=3$ とした。

性別識別実験の結果を図 5 に示す。結果から、20 歳前後の被験者において性別識別性能が高く、低、高年齢層においてはそれが低下することが分かる。次に低年齢層、中年年齢層、高年齢層に対する年齢層識別実験の結果を、図 6 に示す。結果より、低年齢層では 15 歳から 20 歳、高年齢層では 55 歳から 65 歳の間に識

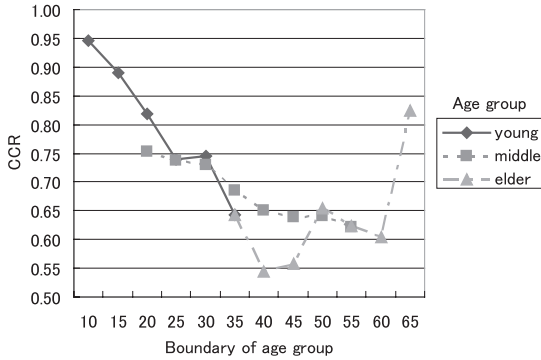


図 6 年齢層識別の結果
Fig. 6 Classification results for age.

別正解率の大きな変化が見られるが、中年齢層では比較的低い識別正解率でなだらかな変化しか見られない。

以上の性別・年齢層識別結果より、年齢の区分として低年齢層の境界は 15 歳付近、高年齢層の境界は 60 歳付近に存在し、また、中年齢層に関しては大きな性別差が存在することが予想される。そのため本研究では、歩容における性別・年齢分類として、子供、成人男性、成人女性、高齢者の 4 クラスを定義する。

これらのクラスの年齢層の境界を求めるために、低年齢層に関して 10 歳、15 歳、20 歳、高年齢層に関して 55 歳、60 歳、65 歳のそれぞれ 3 通りずつの組合せに対して認識実験を行った。なお、辞書・テストに用いる被験者数は各クラスにおいてそれぞれ 20 名とした。実験結果 (図 7) より、低年齢層の境界を 15 歳、高年齢層の境界を 65 歳にしたときに最も識別正解率が高い (78%) ことが分かる。なお、性別・年齢に対して均等な分類 (35 歳未満、及び以上の男女を年齢層境界とした男女の 4 クラス) の場合、識別結果は 59% であったため、求めた分類がより適切に歩容における性別・年齢の特性をとらえているといえる。

5.2 4 クラス識別に対する観測方向の影響

次に、観測方向ごとの識別性能の差を評価する。図 7 で示した 4 クラス識別に関する結果は全方向の情報を統合した結果であるが、各観測方向に関して同様の実験を行ったところ、全方向の場合と同じクラス分けによる識別性能が過半数の観測方向において最も高く、残りの観測方向に関しても 2 番目に高かった。そのため、ここでは前節で得られた分類を用いて評価を行う。ここでは歩容特徴として、上述の実験で用いた統合された周波数領域特徴 A_i^c ($c = 1 \dots 25$) を用い、辞書・テストに用い

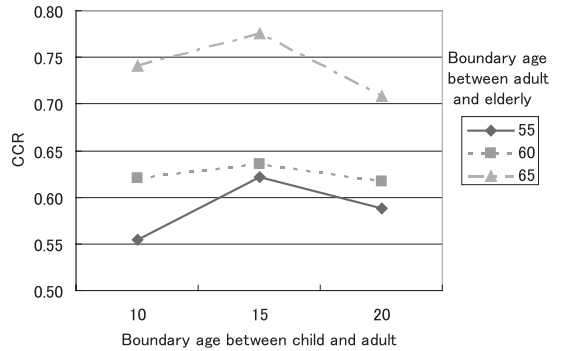


図 7 年齢層境界の変化に対する 4 クラス識別実験の結果
Fig. 7 Classification results for gender and age for 4 classes.

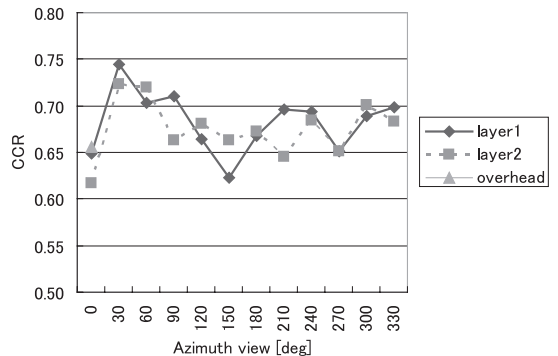


図 8 各観測方向の 4 クラス識別正解率
Fig. 8 Correct classification rate of with each camera for 4 classes.

る被験者数は各クラスにおいてそれぞれ 20 名とした。識別結果を図 8 に示す。図中の各グラフはそれぞれ、layer1, layer2, 頭上カメラによる識別正解率を表している。横軸は被験者から見た場合のカメラの方位角を表しており、正面が 0 度、右方向が 90 度、後方が 180 度、左方向が 270 度というように対応している。結果より、layer1, layer2 間で明確な有意差がないため、俯角方向への観測方向の変化による影響は小さい、また頭上からの観測における識別性能は各観測方向の平均に近いことが分かる。

5.3 特定 2 クラス識別に対する観測方向の影響

次に、子供と成人 (C-E), 成人男性と成人女性 (AM-AF), 成人と高齢者 (A-E), の 3 組の比較を行うことで、人間の経年変化、及び性別による違いを明らかにする。なお、ここでは辞書・テストに用いる被験者数は各クラスにおいてそれぞれ 10 名とした。各観測方向でのクラス間の識別正解率を図 9 に示す。また、表 2

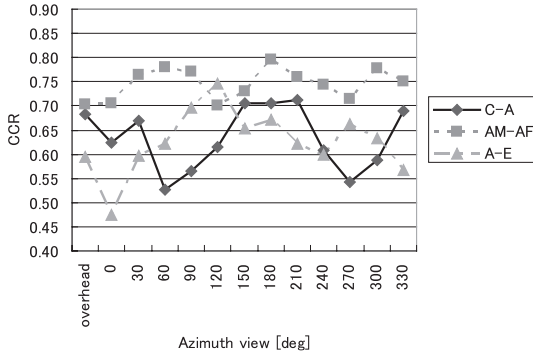


図 9 各観測方向の特定 2 クラス間の識別正解率
Fig. 9 CCR of each camera for specific class pair.

表 2 25 台のカメラの識別正解率
Table 2 Correct classification rate for 25 cameras.

	AM-AF	C-A	A-E
単独	0.75	0.65	0.62
統合	0.80	0.74	0.65

に各観測方向単独での識別正解率の平均と全方向の情報統合した場合の結果を示す．図 8 では斜め方向からの識別性能が正面，側方からの識別性能に比べて高い傾向が見られるが，図 9 では，例えば成人と高齢者の識別においては正面からの観測の方が識別性能が比較的高いといった傾向から，識別する対象により識別性能の高い観測方向が異なることが分かる．また表 2 より，単独カメラを用いた場合の平均的な性能に比べ全カメラからの情報を統合した場合の性能が高いことが分かる．

6. 性別・年齢に関する歩容特徴の解析

各クラスを象徴する特徴がどのように観測されるかを，各クラスの平均歩容特徴とクラス間での差により解析する．なお，より明確な特徴差を求めるため，特に男女の違いが大きい 25 歳から 35 歳の被験者を選択的に，上述の成人クラスとして扱う．

図 10 に，各クラスにおける歩容特徴の平均のうち，左方 (270 度)，前方 (0 度)，頭上，右後方 (150 度) カメラからの情報を示す．なお，前節の結果より俯角方向による影響は小さいため，解析の対象を layer1 と頭上カメラに限定する．また見やすさのため，1 倍，2 倍周波数特徴の値を 3 倍にしている．次に，各クラスに現れる特徴の比較として，図 9 の識別実験において，比較したクラス間の歩容特徴平均の差を図 11 に示す．図 11 中の各行は比較するクラスの組に対応しており，

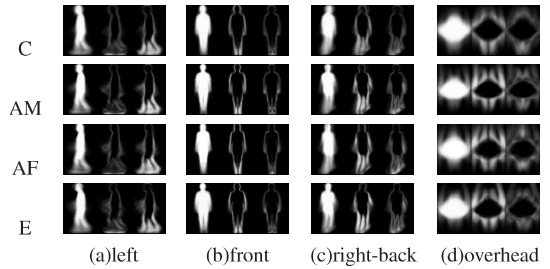


図 10 各クラスの歩容特徴の平均
Fig. 10 Average gait features of each class.

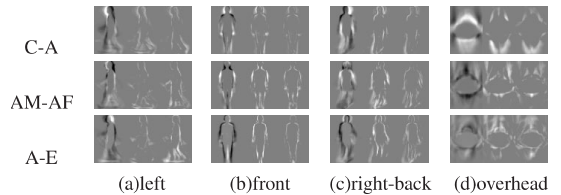


図 11 各クラスの歩容特徴平均の差
Fig. 11 Differences of class averages.

それぞれ図 10 と同じカメラからの情報を表している．図中では，灰色を基準として，比較するクラスのうち前者 (C-AM の場合の C) の特徴が強く現れている部分を白色，後者の特徴が強く現れている部分を黒色で表している．図より，前方からは体型，側方からは歩幅，歩行姿勢というように，観測方向ごとに異なる部分に特徴の違いが現れていることが分かる．以上の結果より，各クラスに関して次のような傾向が見られた．

子供：特有な歩容特徴として，歩行時の前傾姿勢，腕の振りの小ささ，頭身の違いが挙げられる．姿勢に関しては，側方からの観測 (図 10 : C (a)) では体の傾き，脚の運びから容易に観測可能であり，頭上からの観測 (図 10 : C (d)) においては撮影される体幹部の面積が広がるため，特徴をとらえることができる．また，腕の振りは側方，頭上からのどちらからも，画像中で腕部が撮影されている領域の広さとして観測可能である (図 10 : C (a), C (d) 参照)．頭身の違いとして，子供の頭身は成人に比べ小さいため，体全体に占める割合として，頭が大きく，体が小さい，また，身長に比べ体の幅が太いという特徴をもつ．この特徴は，図 11 : C-A (b) に見られるように，特に正面から手部が比較的下方に撮影される，また，頭部領域の大きさ，体の輪郭の広さとして観測される．

成人：性別の違いは主に体格と歩幅に現れる．体格に関しては，男性の方が肩幅が広く，女性の方が体に

丸みがあるといった違いがあり、これらの特徴は、前方からの観測（図 11：AM-AF (b)）では肩幅の差、側方からの観測（図 11：AM-AF (a)）では胸部の差というように、進行方向に対して垂直、正対方向からの観測で顕著に現れる。また、平均身長は男性の方が高いため、同じ速度での歩容画像を、今回のように身長の高さで正規化を行った場合に、男性の歩幅がより狭く現れ、その差が主に側方（図 11：AM-AF (a)）から観測可能である。

また、子供、高齢者と比較した場合、左右非対称な動きを表す 1 倍周波数成分において大きな差異がある。そのため、年齢識別においては、左右非対称性がより大きな役割を果たしているといえる。

高齢者：高齢者の特徴として、体の幅、歩行時の姿勢、腕の振りの大きさが確認できる。高齢者は経年変化により成人と比較して相対的に体の幅が広くなり、この特徴が、正面からの観測（図 11：A-E (b)）においてより顕著に現れる。なお、子供の特徴である頭身の小ささとは異なり、体の幅は広くなるものの、頭部の大きさは成人と大きく変わらない点に注意されたい。次に、歩行時の姿勢として、側方からの観測（図 10：E (a)）で前傾姿勢、正面からの観測において足の開きが確認できる。また、腕の振りが成人と比べて大きい（図 11：AM-AF (a) 参照）という特徴があるが、これは今回の被験者が公募によるため、高齢者（65 歳以上）の年齢層において比較的運動能力の高い被験者が多かったためであると考えられる。実際にインタビューを行ったところ、日常的にウォーキングなどの運動を行っているという回答が多く、それらの運動の中で腕の振りへの高い意識をもっていると思われる。

7. 考 察

本研究では周波数領域特徴を用いた特徴の解析を行い、平均シルエットである 0 倍周波数特徴からは、各クラスにおける歩行時の姿勢、体型といった要素、左右非対称な特徴である 1 倍周波数特徴では、成人と子供、高齢者の間での動きの安定性、左右対称な動きを表す 2 倍周波数特徴では歩幅、腕の振りといった要素に関する有意差を確認した。これらは体型、頭身の違いなどの静的な特徴、歩行姿勢、手足の動きなどの動的な特徴に分類できるが、その双方による本解析はコンピュータビジョンの観点において有意義であると考えられる。歩容における性別・年齢の違いを扱った研究として、深山ら [15] は歩容特徴の一つとして歩幅に注目し

て年齢推定を行っており、Li ら [13] は性別間の差は脚部、上体においてそれぞれ、歩幅、胸部の違いとして現れると報告されている。また、モデルベースの手法として [17] ではスティックモデルによる関節の位置及び角度に基づいて性別識別を行っているが、関節情報の差は [13] と同様に歩幅の違いによる影響が大きいと考えられる。これらの違いは本研究においても図 10：C-A (a) において脚の運び、図 11：AM-AF (a) において歩幅、胸部の違いとして観測されているため、従来と同様に解析の対象を限定した場合には従来と同様の知見も得られる。以上に加え、従来研究では解析が行われていなかった観測方向に関する新たな知見が得られたことから、本研究では歩容における性別・年齢の違いについて、より包括的な解析が行えたと考えられる。

なお、動きの要素を除いた特徴との比較として、足の開きが最も小さい姿勢 (single support phase) のシルエットを特徴として用いて 4 クラスの識別実験を行った場合、識別正解率が 66% となり、周波数領域特徴を用いた場合 (78%) に比べ劣っているため、識別に動的な特徴が有効に働いていることが分かる。

観測方向に関する考察として、図 8 では典型的に用いられる側方からの特徴の方が前後方向からの特徴より識別性能が高いが、図 9 より、最も識別性能が高い方向は識別するクラスにより異なることが分かる。この結果と 6. での解析内容から、例えば、頭上方向からは脚の動きや歩行姿勢、体型といった特徴が縮退して観測されるが、歩行姿勢などの子供に特有な特徴が観測されるため子供と成人に関しては頭上方向からの識別精度が相対的に高いというように、際だった特徴が観測される方向においては、他の識別と比べ高い識別性能をもつことが分かる。また、図 10 (c)、11 (c) のように、前後方向、側方方向から観測される特徴は、斜め方向からの観測では複合的に、またその度合は方向に依存して現れる。識別するクラスの組により、例えば前方向への左手の振りというように、有意差のある特徴に方向依存性があると考えられるため、識別するクラスにより方向ごとの特性は異なる。また、全方向の情報を用いた場合の識別性能が観測方向ごとの性能の平均よりも高いことから、本研究で得られた解析結果をもとに識別に最適なカメラの数、位置を対象のクラスごとに求めることでより正確な識別が可能であると考えられる。

クラスごとの識別性能として、被験者の性別・年齢に関する広がりや従来研究と同様に狭めて識別実験を

行った場合、子供と成人の識別において 94%、成人の男女識別において 91%と高い精度を達成しているため、従来研究で報告されているように、例えば空港や遊園地などでの迷子の発見、マーケットなどでの顧客調査のための性別識別など、実際のシステムへの応用が可能であると考えられる。

8. む す び

本研究では、歩容における性別・年齢に関する解析のために、まず多視点同期歩容撮影システムを構築し、広い年齢層、性別を含む歩容データベースを構築した。得られたデータに対する性別・年齢層それぞれの識別結果をもとに、子供、成人男性、成人女性、高齢者の 4 クラスへの分類を統計的な解析により決定した。決定したクラスに対して、各観測方向において識別実験を行い、クラスに特有な特徴がどの部位に現れるかを解析した。また、歩容による性別・年齢識別に対して、コンピュータビジョンの観点から次のような知見が得られた。(1) クラスを象徴する歩容特徴はクラスによって異なり、またそれがよく観測できる方向も異なる。(2) そのため、識別するクラスによっては、真横といった典型的に用いられる観測方向より効果的な観測方向が存在する。

今後の展望として、本研究では男女同様に、5 歳刻みで年齢層の境界を求めたが、成長期と成人してからの経年変化の違い、また性別による経年変化の違いを考慮して、特に 15 歳から 20 歳の間で、より詳細な解析を行うことで新たな知見が得られると思われる。また、図 6 の年齢層識別実験の結果より、低、高年齢層のように急激ではないものの、中年年齢層において年齢に対してなだらかな変化があることが予想される。経年変化のモデル化により、例えば辞書とテストセットの間に年単位の時間変化が存在する場合の歩容認証、また、好みの年齢での歩き方をシミュレートするといったエンターテインメントへの応用が可能であると考えられる。

より詳細な解析のためには各年齢ごとの被験者の数が均等である、若しくは人口分布に従うことが望ましいため、今後も継続してデータ収集を行うことで、より有用なデータベースの実現を目指す。また、本研究では歩行機上での歩容を撮影する際には十分な事前訓練によりその違いを軽減させるよう留意したものの、3. で述べたように通常の歩行と歩行機上の歩行は異なる。今後の研究では実際に通常歩行を撮影したデータ

との比較解析を行い、監視、診察などの応用の実現を目指す。

謝辞 本研究は、文部科学省の科学技術振興調整費「新映像技術ダイブイントゥザムービーの研究」の支援による。

文 献

- [1] F. Su, W. Wu, Y. Cheng, and Y. Chou, "Fuzzy clustering of gait patterns of patients after ankle arthrodeseis based on kinematic parameters," *Medical Engineering and Physics*, vol.23, pp.83–90, 2001.
- [2] R. Liston, J. Mickelborough, J. Bene, and R. Tallis, "A new classification of higher level gait disorders in patients with cerebral multi-infarct states," *Age and Ageing*, vol.32, no.3, pp.252–258, 2003.
- [3] C. BenAbdelkader, R. Culter, H. Nanda, and L. Davis, "Eigengait: Motion-based recognition people using image self-similarity," *Proc. Int. Conf. on Audio and Video-based Person Authentication*, pp.284–294, 2001.
- [4] A. Bobick and A. Johnson, "Gait recognition using static activity-specific parameters," *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol.1, pp.423–430, 2001.
- [5] N. Cuntoor, A. Kale, and R. Chellappa, "Combining multiple evidences for gait recognition," *Proc. IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol.3, pp.33–36, 2003.
- [6] Y. Horita, S. Ito, K. Kanade, T. Nanri, Y. Shimahata, K. Taura, M. Otake, T. Sato, and N. Otsu, "High precision gait recognition using a large-scale pc cluster," *Proc. IFIP International Conference on Network and Parallel Computing*, pp.50–56, 2006.
- [7] S. Sarkar, J. Phillips, Z. Liu, I. Vega, P. Grother, and K. Bowyer, "The humanid gait challenge problem: Data sets, performance, and analysis," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.27, no.2, pp.162–177, 2005.
- [8] 朱 曉東, 高橋友和, 井手一郎, 目加田慶人, 村瀬 洋, "歩行の向きに依存しない多視点人物歩容認識," 第 6 回情報科学技術フォーラム (FIT2007) 予稿集, vol.H-051, pp.121–122, 2007.
- [9] 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," *情処学論 (コンピュータビジョンとイメージメディア)*, vol.48, SIG1(CVIM17), pp.78–87, 2007.
- [10] J. Davis, "Visual categorization of children and adult walking styles," *Proc. Int. Conf. on Audio and Video-based Biometric Person Authentication*, pp.295–300, 2001.
- [11] G. Huang and Y. Wang, "Gender classification based on fusion of multi-view gait sequences," *Proc. 8th Asian Conf. on Computer Vision*, vol.1, pp.462–471, 2007.

- [12] L. Kozlowski and J. Cutting, "Recognizing the sex of a walker from a dynamic point-light display," *Perception and Psychophysics*, vol.21, no.6, pp.575-580, 1977.
- [13] X. Li, S. Maybank, S. Yan, D. Tao, and D. Xu, "Gait components and their application to gender recognition," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern., C, Appl.*, vol.38, no.2, pp.145-155, 2008.
- [14] R. Begg, "Support vector machines for automated gait classification," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol.52, no.5, pp.828-838, 2005.
- [15] 深山 篤, 澤木美奈子, 村瀬 洋, 萩田紀博, "歩行動作特性からの年齢層の推定," *信学論 (D-II)*, vol.84, no.7, pp.1522-1526, July 2001.
- [16] L. Lee and W. Grimson, "Gait analysis for recognition and classification," *Proc. 5th IEEE Conf. on Face and Gesture Recognition*, vol.1, pp.155-161, 2002.
- [17] J. Yoo, D. Hwang, and M. Nixon, "Gender classification in human gait using support vector machine," *Advanced Concepts For Intelligent Vision Systems*, pp.138-145, 2006.
- [18] K. Sugiura, Y. Makihara, and Y. Yagi, "Gait identification based on multi-view observations using omnidirectional camera," *Proc. 8th Asian Conference on Computer Vision*, pp.452-461, Tokyo, Japan, 2007. LNCS 4843.
- [19] D. Weinland, R. Ronfard, and E. Boyer, "Automatic discovery of action taxonomies from multiple views," *Proc. 2006 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol.2, pp.1639-1645, New York, USA, 2006.
- [20] M. Nixon, J. Carter, J. Shutler, and M. Grant, "Experimental plan for automatic gait recognition," *Technical Report*, Southampton, 2001.
- [21] S. Yu, D. Tan, and T. Tan, "A framework for evaluating the effect of view angle, clothing and carrying condition on gait recognition," *Proc. 18th Int. Conf. on Pattern Recognition*, vol.4, pp.441-444, Hong Kong, China, 2006.
- [22] 岡田 誠, 櫻井宏明, 鈴木由佳理, 才藤栄一, 武田斉子, 岡西哲夫, 加賀順子, 大塚 圭, 寺西利生, 寺尾研二, 金田嘉清, "トレッドミル歩行と平地歩行における床反力の比較," *理学療法学*, vol.29, no.6, pp.209-217, 2002.
- [23] S.J. Lee and J. Hidler, "Biomechanics of overground vs. treadmill walking in healthy individuals," *J. Appl. Phys.*, vol.104, pp.747-755, 2008.
- [24] 船曳繁之, 西山晋司, 田中俊彦, 藤原順一, 馬庭壮吉, 酒井康生, "平地歩行模擬機能を有するトレッドミル," *電学論 (C)*, vol.124, no.10, pp.2116-2122, 2004.
- [25] Y. Makihara, R. Sagawa, Y. Mukaigawa, T. Echigo, and Y. Yagi, "Gait recognition using a view transformation model in the frequency domain," *Proc. 9th European Conf. on Computer Vision*, vol.3, pp.151-163, Graz, Austria, 2006.
- [26] 大津展之, "パターン認識における特徴抽出に関する数理解的研究," *電総研報*, no.818, 1981.
(平成 20 年 10 月 14 日受付, 21 年 3 月 2 日再受付)



万波 秀年

2005 阪大・基礎工・情報科学卒。現在、同大学院情報科学研究科コンピュータサイエンス専攻博士後期課程在籍中。日本学術振興会特別研究員 DC。



槇原 靖 (正員)

2001 阪大・工・応用理工卒。2002 同大学院工学研究科電子制御機械工学専攻博士前期課程了。2005 同専攻博士後期課程了。博士(工学)。同年同大学産業科学研究所特任助手, 2006 同研究所助手, 2007 同研究所助教となり現在に至る。物体認識, 色恒常性, 歩容認証に関する研究に従事。日本機械学会第 79 期ロボティクス・メカトロニクス部門ベストプレゼンテーション表彰受賞。日本ロボット学会第 18 回研究奨励賞受賞。情報処理学会平成 18 年度山下記念研究賞受賞。情報処理学会, 日本ロボット学会, 日本機械学会各会員。



八木 康史 (正員)

1983 阪大・基礎工・制御工学卒。1985 同大学院修士課程了。同年三菱電機(株)入社。同社産業システム研究所にてロボットビジョンの研究に従事。1990 大阪大学基礎工学部情報工学科助手。同学部システム工学科講師, 同大学院助教授を経て, 2003 より同大学産業科学研究所教授。1995~1996 英オックスフォード大学客員研究員, 2002 仏ピカルディー大学招聘助教授, 全方位視覚センシング, 画像理解, 知能ロボットに関する研究に従事。1996 年度本会論文賞, 2003 ACM VRST2003 Honorable Mention Award, IEEE, 情報処理学会, 日本ロボット学会各会員。博士(工学)。