

大規模歩容データベースを用いた ガウス過程回帰による年齢推定の評価

奥村 麻由^{†1} 榎原 靖^{†1} 八木 康史^{†1}

これまで人の歩き方の個性である歩容に基づく個人認証の研究が数多く行われてきたが、歩容に基づく年齢推定の研究は数少なく、また用いられているデータベースの被験者数や年齢層の広がり十分ではなかった。そこで本研究では、2歳～94歳までの幅広い年代層を含む1,730人の被験者からなる大規模歩容データベースを用いて、ガウス過程回帰による年齢推定の評価を行う。まず歩容特徴を入力ベクトル、年齢を出力とするガウス過程回帰を考え、入出力の組からなる学習データを用いてガウス過程回帰のパラメータを学習する。次に、学習されたパラメータを用いて、新たな歩容特徴の入力ベクトルに対する、年齢の期待値と分散を推定する。実験では、平均シルエット、周波数領域特徴、歩行周期を歩容特徴として、大規模歩容データベース中の879人を学習に用い、851人に対して年齢推定を行った。結果として、周波数領域特徴を用いた年齢推定が最も推定精度が高く、また30代女性、40代男性の推定精度が高いことが示された。

Evaluation of Age Estimation by Gaussian Process Regression using a Very Large-scale Gait Database

MAYU OKUMURA,^{†1} YASUSHI MAKIHARA^{†1}
and YASUSHI YAGI^{†1}

While many gait recognition methods have been recently proposed, the studies about gait-based age estimation is unexplored and the number of subjects and the distribution of subjects ages of the existing gait databases are insufficient for this purpose. In this paper we evaluate the age estimation by Gaussian process regression using a very large-scale gait database which includes 1,730 subjects with ages ranging from 2 to 94 years. First, gait feature as an input vector is related with an age as an output scalar in the Gaussian process regression framework, and the parameters of Gaussian process regression are estimated by the training pairs of input vectors and output scalars. Then, given a new gait feature, a Gaussian distribution of an age for the gait defined by expectation and variance, is estimated with the trained parameters and the training pairs. In the experiment, 879 and 851 subjects in the large-scale database are used for training and testing, respectively. As a result, the perfor-

mance of the age estimation for 30s females and 40s males was the best.

1. はじめに

近年、顔や指紋、静脈、虹彩等の生体情報を用いた研究が数多く行われている。それらの大半は生体情報に基づく個人認証(ハードバイオメトリクス)に関するものであり、犯罪捜査やアクセスコントロール等へ応用されている。

また、個人ではなく、性別や年齢、人種といった対象者の属性を認識するソフトバイオメトリクスに関する研究も行われている¹⁾。特に顔による年齢推定は、煙草の自動販売機の年齢確認やマーケティングのための顧客年齢層別計数といった分野へ応用されている。

一方、生体情報の一つとして人の歩き方の個性である歩容が近年注目されている。歩容はカメラから遠方の人物でも認証可能であることから、広域監視を始めとする様々な応用が期待されており、歩容によるハードバイオメトリクスに関する研究が盛んに行われている²⁾³⁾⁴⁾⁵⁾⁶⁾。

また、歩容によるソフトバイオメトリクスに関する研究としては、性別識別⁷⁾⁸⁾、年代層識別⁹⁾¹⁰⁾¹¹⁾、人種識別¹²⁾に関するものが行われており、ショッピングモールにおける迷子や介護施設における徘徊老人の発見、マーケティング分野への応用が期待されている。しかし、歩容による年齢推定に関する研究は、幅広い年齢の被験者を含むデータベースが存在しなかったため、ほとんど行われていない。現在、USF データセット¹³⁾や、Soton (Southampton) データベース¹⁴⁾、CASIA データセット¹⁵⁾を始めとして、様々な歩容データベース¹⁶⁾¹⁷⁾¹⁸⁾¹⁹⁾²⁰⁾²¹⁾が公開されているが、大規模と呼ばれるものでも、その被験者数は高々100人程度である。また、被験者の大部分は20代である等、年齢や性別に偏りがある。歩容データベースを年齢推定のために用いる場合には、被験者数が100人程度では不十分であり、また実世界で年齢推定を行う際には、様々な年齢・性別の人を対象に推定を行うため、性別に偏りのない幅広い年齢層のデータを保有していることが望ましいと考えられる。

そこで本研究では、我々が独自に構築した2歳から94歳までの1,730人の被験者を含む、世界最大の歩容データベース²²⁾を用いて、歩容による年齢推定の性能評価を行う。また年

^{†1} 大阪大学産業科学研究所

The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University

年齢推定手法としては、顔における年齢推定において有効な手法であるガウス過程回帰²³⁾を用いる。更に、その結果に基づいて、歩容による年齢推定の可能性や年齢による推定精度の違いに関して考察する。

本論文の構成を以下に示す。まず2節において、顔と歩容による年代層識別や年齢推定の関連研究について述べ、3節で大規模歩容データベースについて説明する。4節で歩容特徴の抽出方法について述べ、5節でガウス過程回帰による年齢推定の方法について述べる。そして6節で評価実験について述べ、7節で本論文をまとめる。

2. 生体情報に基づく年齢推定の関連研究

2.1 顔による手法

顔による年代層識別・年齢推定の手法は多数提案されている。

Lanitis ら²⁴⁾ は年代層識別を多クラス識別問題として定義し、最近傍識別やニューラルネットワーク等による複数のクラス識別手法による性能評価を行っている。

また年齢推定は、基本的に顔特徴による年齢の回帰問題として定式化されており、それらは共通モデルを用いる手法と個人モデルを用いる手法に大別される。共通モデルによる手法は、全ての人に対して同じ経年変化を仮定し、同じ回帰モデルを適用する手法である。回帰モデルには、4次関数²⁵⁾、カーネル関数²⁶⁾、サポートベクター回帰²⁷⁾、ガウス過程回帰²³⁾、歪曲ガウス過程回帰³⁶⁾、マルチタスクガウス過程回帰³⁵⁾等が用いられている。またFu ら²⁸⁾やGuo ら²⁹⁾は、顔特徴が年齢をパラメータとする多様体を形成すると仮定し、年齢推定に多様体学習手法を導入しており、Xiao ら³⁰⁾は、多様体構成に基づく、年齢推定のための距離尺度の学習手法を提案している。

一方、個人モデルに基づく手法は、個人がそれぞれ異なる経年変化をすると仮定し、個人毎に異なる回帰モデルを用いる手法である。Geng らは個人毎の顔の経年変化に対し線形回帰を行う手法³³⁾や、PCAを拡張した非線形回帰を行う手法³²⁾、欠損データを含むテンソルを扱う双線形回帰アルゴリズム³¹⁾を提案した。Zhang ら³⁵⁾は、個人の年齢推定問題を一つのタスクとみなすマルチタスクガウス過程回帰を提案している。

これらの研究における実験結果より、一般的に個人モデルに基づく手法の方がより高い性能を示しているが、個人モデルの学習には、同一被験者に対する複数の年齢における顔特徴が必要となる。

2.2 歩容による手法

歩容による年代層識別に関する研究として、Daves⁹⁾は子供(3-5歳)と大人(30-52歳)の

識別を行い、Begg¹⁰⁾は青年(平均28.4, 分散6.4)と高齢者(平均69.2, 分散5.1)の識別を行った。また、深山ら¹¹⁾は6歳から80歳の幅広い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クラスの分類を行っている。万波ら³⁷⁾は幅広い年代層の男女において、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4つのクラスを求めた。また、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用いて、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解析を行った。

年齢推定については、Lu ら¹²⁾が、年齢差を考慮した判別空間の学習に基づく手法を提案している。

このように、歩容による年代識別・年齢推定に関する研究が行われているものの、顔による手法と比べるとその数は少ない。これは、顔データベースには幅広い年代層を含んだものが存在するのに対して、従来の大規模歩容データベースが、被験者数や年齢の広がりといった点で不足していたことが一因である。それに対して本研究では、被験者数や年齢の広がりを十分に含んだ歩容データベースを用いて、年齢推定の評価を行う。

3. 大規模歩容データベース

3.1 歩容計測システム

構築した歩容計測システムの概観を図1に示す。被験者は実線矢印のコースに沿って、直線歩行を2回行う。コース長は約10mであり、撮影区間の前後に各3mの加速区間と減速区間を設けた。各コースから約4m離れたところに2台のカメラを設置し、それぞれ(1)側面から斜め後方と、(2)斜め前方から側面へと観測方向が変化する歩容映像を撮影する。そのため各被験者につき合計4シーケンスの歩容映像が撮影される。撮影した画像サイズは640×480 pixel、フレームレートは30 fpsである。

更に図1に示すように、シルエット抽出を容易にするために、床や側壁にはそれぞれ緑のカーペットや蛍光緑のパネルを設置した。2台のカメラの撮影画像例を図2に示す。

3.2 データ収集と被験者の分布

本データは、Dive Into the Movie (DIM) プロジェクト³⁸⁾、及び「地域防災防犯展」大阪、オープンキャンパスのための、オンライン歩容個性計測³⁹⁾のデモンストレーションイベントと並行して、データ収集を行った。各被験者は収集したデータの研究目的利用に関する同意書に署名の上、撮影されている。結果として、2歳から94歳までの1,730人(男性:1003人、女性:727人)の被験者を含む、世界最大の歩容データベースを構築した。被験者の性別・年齢分布の詳細を図3に示す。既存の歩容データベースと比較すると、我々のデータベー

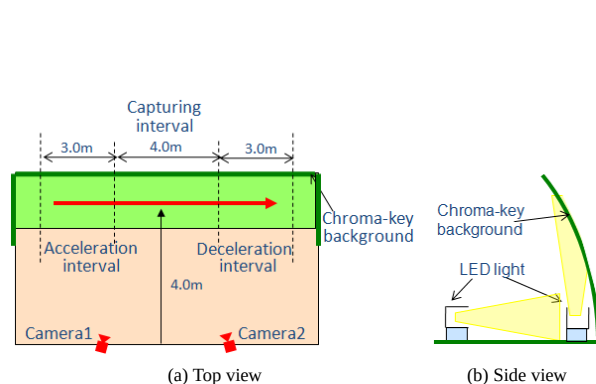


図1 歩容撮影システム
Fig. 1 Gait measurement system.

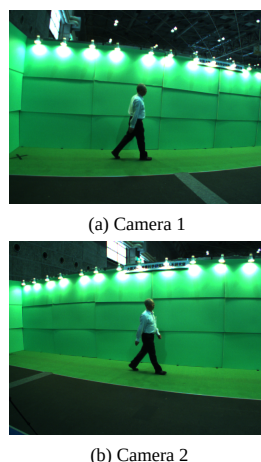


図2 撮影画像例
Fig. 2 Examples of the captured images.

スは以下のような長所が挙げられる。

- (1) 被験者数は、既存の大規模歩容データベースの約10倍以上である。この被験者数により、年齢推定の評価の信頼性が著しく改善される。
- (2) 男性と女性の割合が同程度になるように構築している。これは性別に制限を設けることのできない実世界での年齢推定を想定する際、より信頼性の高い評価をするために必要な特性である。
- (3) 被験者の年齢分布は幅広く、2歳から94歳までとなっている。特に子供の人数は大人の人数に匹敵し、50歳までの年代毎に100人以上の被験者を有している。そのため歩容に基づく年齢推定や、各年代間での歩容認証性能の比較などにおいて、より統計的に信頼性の高い結果を得ることができる。

4. 歩容特徴抽出

4.1 歩容シルエットボリュームの作成

本研究ではアピランススペースの歩容特徴を用いるため、まず前処理として、歩容シルエット抽出を背景差分とグラフカットに基づく領域分割により抽出する。

次に人物領域のスケールと位置合わせを行う。各フレームから人物領域の高さと水平

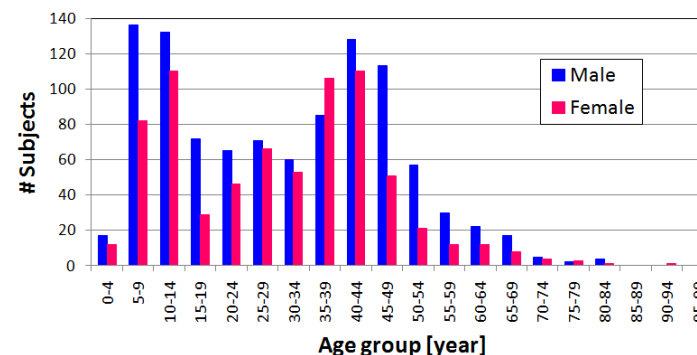


図3 被験者の性別・年齢分布
Fig. 3 Statistics of subjects' gender and age.



図4 GSVの例
Fig. 4 An example of GSV.

中心を算出し、予め定めた高さになるようにアスペクト比を保ったままスケールし、水平中心の位置合わせを行う。本研究ではスケール後の画像サイズを、高さ32画素、幅22画素とした。そして最後に、それらの画像を時間軸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 (GSV: Gait Silhouette Volume) を作成する。図4にGSVの作成例を示す。

4.2 歩行周期の検出

歩行は周期運動であるため、歩行周期 N_{gait} を GSV の時間軸方向への正規化自己相関を最大にする時間シフト量として、以下のように算出する。

$$C(N) = \frac{\sum_{x,y} \sum_{n=0}^{T(N)} g(x,y,n)g(x,y,n+N)}{\sqrt{\sum_{x,y} \sum_{n=0}^{T(N)} g(x,y,n)^2} \sqrt{\sum_{x,y} \sum_{n=0}^{T(N)} g(x,y,n+N)^2}} \quad (1)$$

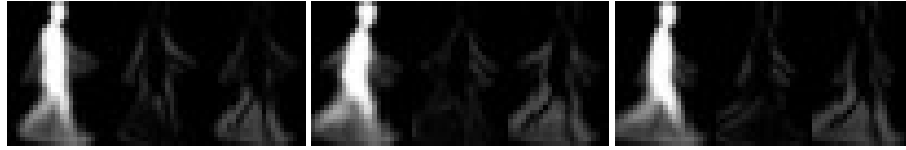


図5 3人の被験者の周波数領域特徴例. 各被験者において、左端が直流成分 (GEI), 中央と右端がそれぞれ 1 倍, 2 倍周波数特徴を示す.

Fig. 5 Examples of frequency-domain features among three subjects. In each subject, left image indicates direct current element (GEI), middle and right images indicate 1- and 2-times frequency elements.

$$T(N) = N_{total} - N - 1 \quad (2)$$

ここで $g(x, y, n)$ は, n フレーム目の空間位置 (x, y) における GSV の値であり, $C(N)$ は N フレーム分シフトした時の GSV の正規化自己相関である. また N_{total} は, シーケンス内に含まれる総フレーム数である. 本研究では, 30 fps で画像を撮影しているため, N 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 $[20, 40]$ frame ($[0.66, 1.33]$ 秒) とした. 走行や早歩き, 牛歩のような通常の歩行と異なるものは, 本研究の対象としない.

4.3 周波数領域特徴と平均シルエット

本節では, 周波数領域特徴⁴⁰⁾ と平均シルエット⁴¹⁾⁴²⁾ の抽出方法について述べる. まず, GSV の時間軸方向の一次元離散フーリエ変換を式 (3) のように求める.

$$G_i(x, y, k) = \sum_{n=iN_{gait}}^{(i+1)N_{gait}-1} g(x, y, n) e^{-j\omega_0 kn} \quad (3)$$

ここで $\omega_0 = 2\pi/N_{gait}$ は歩行周期 N_{gait} に対する基本角周波数であり, また $G_i(x, y, k)$ は, i 番目の歩行周期区間の GSV の k 倍基本角周波数に対する離散フーリエ変換 (DFT) である. 次に, DFT の振幅スペクトルを歩行周期で正規化したものを式 (4) として算出する.

$$A_i(x, y, k) = \frac{1}{N_{gait}} |G_i(x, y, k)| \quad (4)$$

ここで $A_i(x, y, k)$ は, 歩行周期 N_{gait} を用いて正規化した $G_i(x, y, k)$ に対する振幅スペクトルである. 本論文では, 図 5 に示すように直流成分 ($k=0$) (平均シルエット) と, 低周波数特徴 ($k=1, 2$) を周波数領域特徴として用いる. 結果として周波数特徴の次元数 N_A は, 2,112 (=3 周期 × 高さ 32 画素 × 幅 22 画素) となる. また, 直流成分 ($k=0$) を単体で用いると, 平均シルエット⁴¹⁾ (または, Gait Energy Image (GEI)⁴²⁾) に相当する. 以降の節では, 周波数領域特徴を $FREQ$, 平均シルエットを GEI と記す.

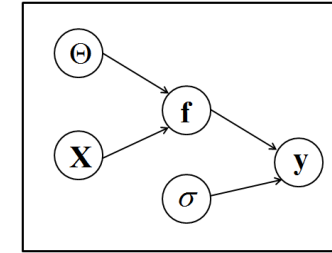


図6 ガウス過程のダイアグラム

Fig. 6 Diagram for Gaussian process.

5. ガウス過程回帰による年齢推定

5.1 ガウス過程回帰

本節ではガウス過程回帰²³⁾ を用いた歩容特徴による年齢推定手法について述べる.

まずガウス過程回帰における入力ベクトルを D 次元の歩容特徴ベクトル $\mathbf{x}$, 出力値を年齢 y とする.

次に, 学習用の N 個の入力ベクトル $\mathbf{x}$ を並べた $D \times N$ 行列を $X = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N)$ と定義し, 対応する N 個の年齢 y を並べたベクトルを $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_N)$ と定義する. そして, N 個の入力ベクトル $\mathbf{x}$ と年齢 y の組から成る学習セットを $\mathcal{D} = (X, \mathbf{y})$ とする. ガウス過程回帰では, 学習セット $\mathcal{D}$ と新たな入力 $\mathbf{x}_*$ が与えられたときの, 推定年齢 y_* の条件付き確率分布 $P(y_* | \mathbf{x}_*, \mathcal{D})$ を求める.

また, 本研究では非線形回帰を行うので, 歩容特徴 $\mathbf{x}$ の高次元特徴空間への写像を ϕ とすると, 回帰関数は $f(\mathbf{x}) = \phi(\mathbf{x})^T \mathbf{w}$ で表される. ここで $\mathbf{w}$ は, 高次元特徴空間の次元数を持つパラメータベクトルである. 入力ベクトル $\mathbf{x}_m$ と $\mathbf{x}_n$ の高次元特徴空間での内積を表すカーネル関数 k は以下のように定義する.

$$\begin{aligned} k(\mathbf{x}_m, \mathbf{x}_n) &= \phi(\mathbf{x}_m)^T \phi(\mathbf{x}_n) \\ &= v \exp \left[-\frac{1}{2} \frac{\|\mathbf{x}_m - \mathbf{x}_n\|^2}{r^2} \right] \end{aligned} \quad (5)$$

ここで, $\Theta = [v, r]$ は, カーネル関数のパラメータである. 以上の仮定をおくと, 新たな入力 $\mathbf{x}_*$ に対する推定年齢 f_* の条件付き確率分布 $P(f_* | \mathbf{x}_*, \mathcal{D})$ は, 以下のような平均 $\bar{f}_*$, 分

散 $\sigma_{f_*}^2$ のガウス分布として導出される²³⁾.

$$\bar{f}_* = \mathbf{k}_*^T (\mathbf{K} + \mathbf{S})^{-1} \mathbf{y} \quad (6)$$

$$\sigma_{f_*}^2 = k(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_*) - \mathbf{k}_*^T (\mathbf{K} + \mathbf{S})^{-1} \mathbf{k}_* \quad (7)$$

ここで、 $\mathbf{K}$ は第 i 行第 j 列の要素を $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ とする行列、 $\mathbf{k}_*$ は第 i 行を $k(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_i)$ とする列ベクトル、 $\mathbf{S}$ は対角要素を σ^2 とする対角行列である。この回帰値 $f(\mathbf{x})$ に対して、実際の出力となる年齢 y には、図 6 に示すような観測のガウシアンノイズ σ が加わることから、その分布は以下ようになる。

$$P(y | f) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left[-\frac{(y-f)^2}{2\sigma^2} \right]$$

また、観測ノイズの加わった推定年齢 y_* の条件付き確率分布 $P(y_* | \mathbf{x}_*, \mathcal{D})$ は、以下のような平均 $\bar{y}_*$ 、分散 σ_*^2 のガウス分布として導出される。

$$\bar{y}_* = \bar{f}_* \quad (8)$$

$$\sigma_*^2 = \sigma_{f_*}^2 + \sigma^2 \quad (9)$$

このようにして、新たな入力 $\mathbf{x}_*$ に対する推定年齢 y_* の分布を出力する回帰モデルが構築される。

5.2 パラメータの学習

ガウス過程回帰で用いられるカーネル関数のパラメータ Θ と観測ノイズ σ は未知パラメータであることから、学習により求める。具体的には、学習セットにおける入力データ $\mathbf{X}$ が与えられた下での出力データ $\mathbf{y}$ が得られる、以下の条件付き確率を最大化することで求める。

$$\begin{aligned} P(\mathbf{y} | \mathbf{X}) &= \int p(\mathbf{y} | \mathbf{f}) p(\mathbf{f} | \mathbf{X}) d\mathbf{f} \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} |\mathbf{K} + \mathbf{S}|^{\frac{1}{2}}} \exp \left[-\frac{1}{2} \mathbf{y}^T (\mathbf{K} + \mathbf{S})^{-1} \mathbf{y} \right] \end{aligned} \quad (10)$$

一方、数値計算の安定性の観点からすると、式 (10) を最大化するよりも、以下の対数尤度を最大化する方が良いことが知られている。

$$l = -\frac{1}{2} \mathbf{y}^T (\mathbf{K} + \mathbf{S})^{-1} \mathbf{y} - \frac{1}{2} \log |\mathbf{K} + \mathbf{S}| - \frac{N}{2} \log \pi$$

よって、本研究では対数尤度 l を共役勾配法によって最大化することで、最適なパラメータ Θ と σ を求めるものとする。

6. 実験

6.1 実験方法

本実験では、前節で述べたガウス過程回帰に基づく歩容特徴による年齢推定の性能評価を行う。実験には、3 節で述べた大規模歩容データベースに含まれる 1,730 人の内、各年代・各性別に対して約半分のデータに当たる 879 人を学習に用い、残りの 851 人をテストデータとして用いた。

また歩容特徴としては、4 節で述べた特徴を、単独及び組み合わせることで、以下をガウス過程回帰の入力ベクトルとした。

- (1) 平均シルエット (GEI)
- (2) 周波数領域特徴 (FREQ)
- (3) 歩行周期 (GP)
- (4) 平均シルエット + 歩行周期 (GEI+GP)
- (5) 周波数領域特徴 + 歩行周期 (FREQ+GP)

評価基準には、平均絶対誤差 (MAE: Mean Absolute Error) と、累積スコアを用いる。MAE は、 t 人のテストデータのうち k 番目の被験者の実年齢を y_k 、推定年齢を $\bar{y}_k$ とする時、式 (11) より求められる。

$$MAE = \frac{1}{t} \sum_k |y_k - \bar{y}_k| \quad (11)$$

また累積スコアは、 t 人のテストデータのうち推定年齢と実年齢との絶対誤差 t_e が l 歳以下となる被験者数 $t_{e \leq l}$ の割合として定義され、式 (12) より算出される。

$$CumScore(l) = \frac{t_{e \leq l}}{t} \times 100(\%) \quad (12)$$

6.2 実験結果

本節では、大規模歩容データベースを用いて、五つの歩容特徴 (GEI, FREQ, GP, GEI+GP, FREQ+GP) に対してガウス過程回帰を用いて年齢推定を行った結果について述べる。

結果の MAE を表 1 に、推定年齢の分布を図 7 に示す。これにより、全特徴の中で FREQ が最も良い性能を示していることがわかる。FREQ は GEI に 1 倍、2 倍の周波数領域特徴を加えたものであるため、GEI より情報量が多く、GEI より性能が良くなったと考えられる。

表 1 各歩容特徴に対する年齢推定の MAE
Table 1 MAE of the age estimation for each gait feature.

Gait Feature	Male	Female	Total
GEI	8.5	8.2	8.4
FREQ	8.3	8.2	8.2
GP	13.8	12.4	13.3
GEI+GP	8.7	8.7	8.7
FREQ+GP	8.3	8.2	8.3

但し FREQ と GEI の差は僅かであり、必ずしも有意な差とは言えない。それに対し GP のみでの性能は全特徴の中で最も悪い結果となった。これは、歩容認証においては、歩行周期が個人を特定する一つの要素となるものの、図 9 に示すように年齢と歩行周期との相関が必ずしも高くないためである。具体的には、10 歳未満では歩行周期が短い傾向にあるものの、10 歳以上では歩行周期と年齢にはほとんど相関がないことが分かる。そのため、GEI+GP や FREQ+GP では歩行周期が性能を低下させ、GEI、FREQ を単体で用いた場合より性能が低下していると考えられる。

次に各歩容特徴における累積スコアを図 8 に示す。MAE と同様に、GP が最も悪い結果となった。しかし他の四つの特徴に対する結果には有意な差は見られなかった。

次に、年齢推定における性別・年齢の影響について図 10 に示す。結果として、女性では 30 代、男性では 40 代が最も MAE は低くなり、更に 10 代及び 40 代以上では女性の方が男性よりも MAE は高くなった。但し、今回の結果は、図 11 に示すように、年代によってバイアスの大きさが異なることから、歪曲ガウス過程³⁶⁾の導入によって年齢推定の精度が改善される可能性がある。

7. おわりに

本研究では、年齢幅 2～94 歳の被験者 1,730 人を含む大規模歩容データベースを用いて、歩容に対する年齢推定の評価を行った。

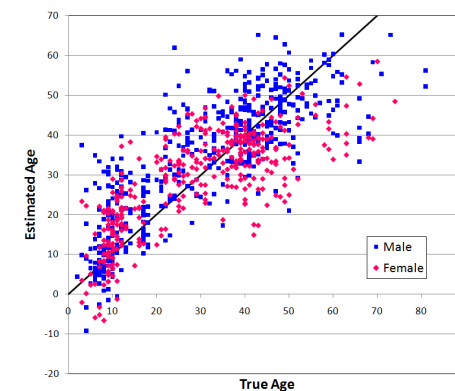
平均シルエット、周波数領域特徴、歩行周期を入力した歩容特徴として、ガウス過程回帰により年齢を推定する手法を提案した。

実験から、周波数領域特徴を用いた年齢推定が最も性能が良く、また女性では 30 代、男性では 40 代が最も性能が良いことが確認できた。しかし今回の結果は、バイアスの影響を強く受けていることが確認できた。

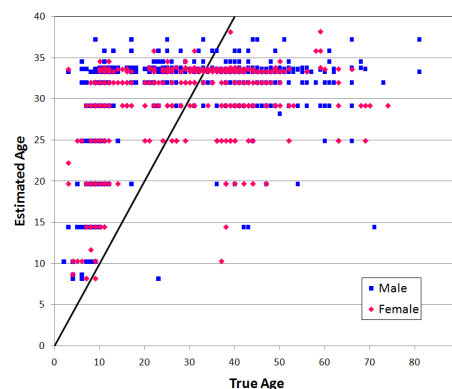
今後の課題としては、本研究で用いていない歩容特徴による年齢推定の性能評価や、歪曲



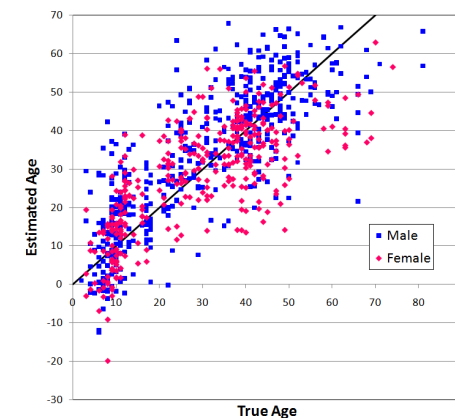
(a) GEI



(b) FREQ



(c) GP



(d) GEI+GP



図 7 真値年齢に対する推定年齢の分布
Fig. 7 Distribution of the estimated ages for true ages.

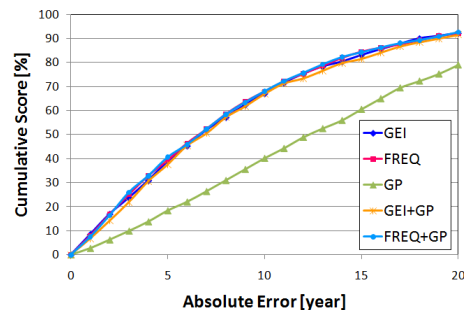


図 8 累積スコア
Fig. 8 Cumulative Score.

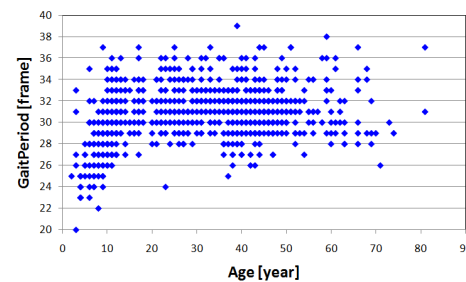


図 9 歩行周期と年齢との相関
Fig. 9 Correlation between gait period and age.

ガウス過程回帰や個人モデルによるマルチタスクガウス過程回帰によりバイアスを取り除くことによって、年齢推定性能を向上させることが挙げられる。

謝辞 本研究は、科学技術振興事業団「JST」の戦略的基礎研究推進事業「CREST」における研究領域「共生社会に向けた人間調和型情報技術の構築」の研究課題「歩容意図行動モデルに基づいた人物行動解析と心を写す情報環境の構築」の支援により行った。

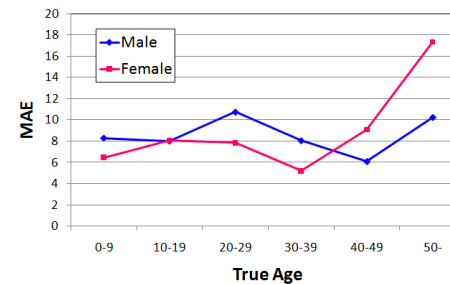


図 10 年齢推定における性別・年齢の影響
Fig. 10 The impact of the gender and age group.

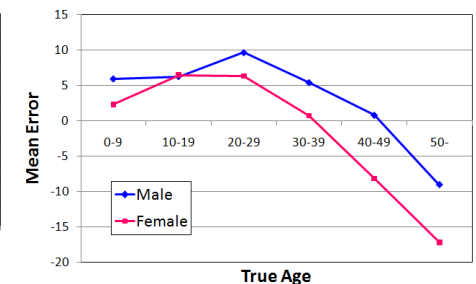


図 11 年齢推定におけるバイアス
Fig. 11 Bias in age estimation.

参考文献

- 1) Zhang, D., Wang, Y. and Bhanu, B.: Ethnicity Classification Based on Gait Using Multi-view Fusion, *IEEE Computer Society and IEEE Biometrics Council Workshop on Biometrics 2010*, San Francisco, CA, USA, pp.1–6 (2010).
- 2) Bobick, A. and Johnson, A.: Gait Recognition using Static Activity-specific Parameters, *Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.1, pp.423–430 (2001).
- 3) Gavrilu, D.M.: The Visual Analysis of Human Movement: A Survey, *Computer Vision and Image Understandings*, Vol.73, No.1, pp.82–98 (1999).
- 4) Liu, Y., Collins, R. and Tsin, Y.: *Gait Sequence Analysis using Frieze Patterns*, Vol.2351, Springer Berlin / Heidelberg (2002).
- 5) Han, J. and Bhanu, B.: Individual recognition using gait energy image, Vol.28, pp.316–322 (2006).
- 6) 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 (2007).
- 7) Huang, G. and Wang, Y.: Gender classification based on fusion of multi-view gait sequences, *Proc. of the 8th Asian Conf. on Computer Vision*, Vol.1, pp.462–471 (2007).
- 8) Li, X., Maybank, S., Yan, S., Tao, D. and Xu, D.: Gait Components and Their Application to Gender Recognition, *Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part C*, Vol.38, No.2, pp. 145–155 (2008).
- 9) Davis, J.: Visual Categorization of Children and Adult Walking Styles, *Proc. of the Int. Conf. on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication*, pp.295–300 (2001).
- 10) Begg, R.: Support Vector Machines for Automated Gait Classification, *IEEE Trans. on*

- Biomedical Engineering*, Vol.52, No.5, pp.828–838 (2005).
- 11) 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, 電子通信学会論文誌 D-2, Vol.84, No.7, pp.1522–1526 (2001).
 - 12) Lu, J. and Tan, Y.-P.: Ordinary Preserving Manifold Analysis for Human Age Estimation, *IEEE Computer Society and IEEE Biometrics Council Workshop on Biometrics 2010*, San Francisco, CA, USA, pp.1–6 (2010).
 - 13) Sarkar, S., Phillips, J., Liu, Z., Vega, I., Grother, P. and Bowyer, K.: 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).
 - 14) Nixon, M., Carter, J., Shutler, J. and Grant, M.: Experimental plan for automatic gait recognition, Technical report, Southampton (2001).
 - 15) Yu, S., Tan, D. and Tan, T.: A Framework for Evaluating the Effect of View Angle, Clothing and Carrying Condition on Gait Recognition, *Proc. of the 18th Int. Conf. on Pattern Recognition*, Vol.4, Hong Kong, China, pp.441–444 (2006).
 - 16) Little, J. and Boyd, J.: Recognizing People by Their Gait: The Shape of Motion, *Videre: Journal of Computer Vision Research*, Vol.1, No.2, pp.1–13 (1998).
 - 17) Tanawongsuwan, R. and Bobick, A.: A Study of Human Gaits across Different Speeds, Technical report, Georgia Tech (2003).
 - 18) Gross, R. and Shi, J.: The CMU Motion of Body (MoBo) Database, Technical report, CMT (2001).
 - 19) Chalidabhongse, T., Kruger, V. and Chellappa, R.: The UMD database for human identification at a distance, Technical report, University of Maryland (2001).
 - 20) : MIT AI Database, <http://www.ai.mit.edu/people/llee/HID>.
 - 21) : OU-ISIR Gait Database, <http://www.am.sanken.osaka-u.ac.jp/GaitDB/index.html>.
 - 22) 奥村麻由, 岩間晴之, 榎原 靖, 八木康史: 大規模データベースを用いた歩容認証手法の性能評価, 第 13 回 画像の認識・理解シンポジウム (2010).
 - 23) Carl Edward Rasmussen, C. K. I.W.: *Gaussian Processes for Machine Learning*, The MIT Press (2006).
 - 24) Lanitis, A., Draganova, C. and Christodoulou, C.: Comparing different classifiers for automatic age estimation, *TSMC* (2004).
 - 25) Lanitis, A., Taylor, C.J. and Cootes, T.F.: Toward automatic simulation of aging effects on face images, *TPAMI* (2002).
 - 26) Yan, S., Zhou, X., Liu, M., M.Hasegawa-Johnson and Huang, T.S.: Regression from patch-kernel, *CVPR* (2008).
 - 27) Guo, G., Mu, G., Fu, Y. and Huang, T.S.: Human age estimation using bio-inspired features, *CVPR* (2009).
 - 28) Fu, Y. and Huang, T.S.: Human age estimation with regression on discriminative aging manifold, *TMM* (2008).
 - 29) Guo, G., Fu, Y., Dyer, C.R. and Huang, T.S.: Image-based human age estimation by manifold learning and locally adjusted robust regression, *TIP* (2008).
 - 30) Xiao, B., Yang, X., Xu, Y. and Zha, H.: Learning distance metric for regression by semidefinite programming with application to human age estimation, *ACMMM* (2009).
 - 31) Geng, X. and Smith-Miles, K.: Facial age estimation by multilinear subspace analysis, *ICASSP* (2009).
 - 32) Geng, X., Smith-Miles, K. and Zhou, Z.H.: facial age estimation by nonlinear aging pattern subspace, *ACMMM* (2008).
 - 33) Geng, X., Zhou, Z.H. and Smith-Miles, K.: Automatic age estimation based on facial aging patterns, *TPAMI* (2007).
 - 34) Geng, X., Zhou, Z.H., Zhang, Y., Li, G. and Dai, H.: Learning from facial aging patterns for automatic age estimation, *ACMMM* (2006).
 - 35) Zhang, Y. and Yeung, D.-Y.: Multi-Task Warped Gaussian Processes for Personalized Age Estimation, *CVPR2010* (2010).
 - 36) Snelson, E., Rasmussen, C.E. and Ghahramani, Z.: Warped Gaussian Processes, *NIPS16* (2004).
 - 37) 万波秀年, 榎原 靖, 八木康史: 歩容における性別・年齢の分類と特徴解析, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J92-D, No.8, pp.1373–1382 (2009).
 - 38) : Dive Into the Movie project, http://www.mlab.phys.waseda.ac.jp/DIM/home_e.html.
 - 39) Okumura, M., Makihara, Y., Nakamura, S., Morishima, S. and Yagi, Y.: The Online Gait Measurement for the Audience-Participant Digital Entertainment, *Invited Workshop on Vision Based Human Modeling and Synthesis in Motion and Expression*, Xi'an, China (2009).
 - 40) Makihara, Y., Sagawa, R., Mukaigawa, Y., Echigo, T. and Yagi, Y.: Gait Recognition Using a View Transformation Model in the Frequency Domain, *Proc. of the 9th European Conf. on Computer Vision*, Vol.3, Graz, Austria, pp.151–163 (2006).
 - 41) Liu, Z. and Sarkar, S.: Simplest Representation Yet for Gait Recognition: Averaged Silhouette, *Proc. of the 17th Int. Conf. on Pattern Recognition*, Vol.1, pp.211–214 (2004).
 - 42) Han, J. and Bhanu, B.: Individual Recognition Using Gait Energy Image, *Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.28, No.2, pp.316–322 (2006).