

大規模歩行データベースのための自動歩行計測システム

木村 卓弘¹ 榎原 靖¹ 大倉 史生¹ 満上 育久¹ 丹羽 真隆¹ 青木 千尋¹ 鈴木 温之¹ 村松 大吾¹
八木 康史¹

概要: 一般的に歩行データ収集は、募集した被験者の歩行映像を収集者撮影することで構築される。この場合、被験者募集の困難さ、および収集者の作業量の点から大規模化が実現されてこなかった。そこで我々は、体験型の自動歩行計測・データ撮影システムを開発することで大規模歩行データベース構築を可能にした。開発したシステムは、15度刻みの14方向からの歩行データを撮影でき、約11か月で60,000人以上のデータが収集可能であると予測される。本システムでは体験者の歩き方の個性計測を行い、腕振りや歩幅、歩行年齢などの計測を行う。本実験では、歩行年齢と実年齢の評価を行った。

1. はじめに

近年、個人認証の方法として個人の生体情報を用いる生体認証(バイオメトリクス)が注目を集めている。バイオメトリクスにはDNA [1], 指紋 [2], 静脈 [3], 虹彩 [4] といった多くの方法が存在するが、その中でも人の歩き方で認証を行う、歩容認証が関心を集めている。歩容認証は、人物がセンサーから遠く離れていても認証を行うことができ、防犯カメラ等を用いた犯罪捜査での応用が期待されている。歩容認証の研究の発展には歩行データベースが必須であり、大規模かつ観測方向などの様々な要因を考慮したデータベースの構築が望まれる。

しかし、歩行のデータベース構築は容易な作業ではない。歩行データは歩行映像を撮影する必要があるため、画像を用いる他のバイオメトリクスのデータ収集(指紋や虹彩、顔等)と比較して、収集者と被験者が長期間実験を行い続ける必要がある。

実際にOU-ISIR Treadmill dataset [6]を例にとると、まずアルバイトやボランティアの被験者を募り、データ収集の目的を説明した上でインフォームドコンセントを得る必要がある。そして、トレッドミル上で歩く練習を行った上で、図1のようにトレッドミル、データ撮影、緊急停止ボタンをそれぞれ操作する研究者が必要となる。そのため、大規模なデータ収集には適していない。

そこで、多くの人が集まる場所で、歩行映像解析を用いる体験型のデモを行うことで歩行データ収集が容易となる。実際に4,000人以上の歩行データを含む世界最大の歩行

データベースであるThe OU-ISIR Gait Database, Large Population Dataset [5]は体験型のデモによるデータ収集を行っており、科学館やオープンキャンパスで数日間デモを行うことでデータ収集を行った。しかし、この方法では撮影システムの操作や、体験者の荷物管理や、歩行映像解析の結果の説明などの、収集者の負担は解決できない。そのため、長期間行うことは難しい。

他のデータ収集法として、街中等にカメラを設置し、撮影を行い続けるという方法がある。しかしこの方法では、被験者ごとのセグメンテーションやIDの割り当て等を行う必要がある。さらに、被験者は一般の人であり、インフォームドコンセントを得ていないため、倫理的、法的、社会的諸問題(ELSI, ethical, legal, and social issues)という観点から問題となってしまう。

これらの問題点を考慮した上で大規模なデータ収集を行う方法として、我々は歩行映像解析を用いた体験型の長期間のデモとともに自動歩行データ収集システムを提案する。本論文の貢献は以下の3つである。

1. 最先端の歩行映像解析によるオンラインデモ

多くの人に体験してもらうため、魅力的なデモであるということが重要である。そのため、主に(1)歩行速度、歩幅、腕の振り、動きの対称性などの個性計測、(2)歩行年齢推定の2つの要素からなる最先端の歩行映像解析を用いたオンラインデモシステムを開発した。体験者は自身の結果を印刷物として持ち帰ることができ、家族や友人と結果を比較することもできる。

2. 自動歩行データ収集システム

体験者が自分自身でデモを楽しみ、自動的にデータ収集ができるようにするため、被験者IDを区別するためのQR

¹ 大阪大学
Osaka University, Ibaraki-shi, Osaka, 567-0047, Japan



図 1 OU-ISIR Treadmill dataset [6] のデータ収集の様子。データ収集には 3 人の操作者が必要となる。

コード，体験者の動きを判断するための光電センサー，体験者の行動を誘導するための自動音声を用いた自動歩行データ収集システムを開発した。

3. インフォームドコンセントを得たデータ収集

収集したデータを研究目的で使用するため，インフォームドコンセントを得ることができるシステムとなっており，ELSI の権威である弁護士の監修のもとシステム開発を行った。そのため，収集した歩行データベースは公開可能であり，今後の歩容認証の発展に役立つことが期待される。

2. 関連研究

顔や指紋などの他のバイオメトリクスの評価に使われているデータベースと比較して，現在公開されている歩容データベースは被験者数が少ない。顔データベースの被験者数は 30,000 人以上であり，指紋は約 1,600 万人である。表 1 に代表的歩容データベースの詳細を示す。

歩容データベース構築には，被験者の多様性，被験者ごとの歩行状況（服装や歩行速度，荷物を持っているかどうかなど），撮影状況（観測方向や条件変化など）などを考慮する必要がある。例えば，被験者の歩く場所や照明条件，遮蔽がないようになど，コントロールされた状況を想定した場合撮影状況は通常固定であり，室内などの認証しやすい環境環境であることが望ましい。被験者数が多いことも重要であるため，コントロールされた状況を想定した場合，SOTON Multimodal [7]，OU-ISIR LP [5]，TUM-GAID [8] などが適しているといえる。

また，犯罪捜査を想定したアルゴリズム開発の場合，対象映像の撮影状況は通常固定されておらず，被験者は協力的ではないことが想定される。そのため，被験者の多様性と同様に歩行状況や撮影状況も重要な点であり，SOTON Large Database [9] や USF HumanID [10] などが適しているといえる。しかし，SOTON Large Database [9] や USF HumanID [10] はそれぞれの要素の種類が少なく，それぞれの要素に重視したデータベース（観測方向に特化した CASIA B [11]，歩行速度に特化した OU-ISIR Treadmill A [12]，服装変化に特化した OU-ISIR Treadmill B [13] や撮影状況の種類に特化した WOSG [14]）がより適しているといえる。

表 1 から分かるように，被験者数が最大であるデータベースは OU-ISIR LP [5] の 4,007 人，観測方向が最大であるデータベースは OU-ISIR Treadmill C [15] の 25 方向であり，大規模かつ多方向から観測されているデータベースは存在しない。

3. 自動歩行計測システム

3.1 概要

システムの概要を図 2 に示す。体験者はまず入口のパネルでデータ収集の目的等に関する説明を確認する。次に QR コード発券機（図 3 (a)）でより詳細な説明を確認し，体験者の年齢と性別を入力することで QR コードが発券される。そして歩容個性計測のエリアへと進み，発券した QR コードを QR コードリーダーにかざすことでデモが開始する。本システムでは，状況に応じて流れる自動音声によって体験者の誘導を行う。具体的には，通過した光電センサーによって異なる音声流れ，体験者はその音声に従って行動する。歩行路へ進入後，荷物を持ったまま逆側まで進み，荷物置きに荷物を置く。そしてさらに 2 往復し，荷物を持って歩行路から退出する。その後，撮影された結果と同意文を確認し，データ保存に同意するかどうかをボタンで判断する（図 3 (c)）。また，別のディスプレイに最新の 6 人の結果が表示されており，個性計測の結果の比較を行うことができる（図 3 (d)）。

3.2 デモンストレーション

本デモは，歩容個性計測と歩容を用いた年齢推定の 2 つを行う。それらを行う際，左から右への約 2.5 秒の歩容画像列^{*1}を用いる。撮影は USB カメラ（PointGrey, FMVU-13S2C-CS）を用いて，640×480 画素かつ 30fps で行う。歩容シルエットを用いた分析を行うため，シルエット抽出は重要な要素である。そのため，(1) 関心領域（region of interest, ROI）の設定，(2) 画素単位のガウシアン背景モデリング，(3) 色情報を用いた画素単位の影除去（図 4 (a)(b)^{*2}）を行う。ROI や閾値設定は GUI 上でスクロールバーなどを用いて容易に設定可能であり，初期設定時のみデモの場所に応じて設定を行う。

個性計測

歩容個性計測について説明する（詳細は [26] を参照されたい）。歩容の特徴として，歩行速度，歩行周期，歩幅，足の運びの左右対称性，腕の前振り，腕の後ろ振り，腕の振りの左右対称性，背筋の伸びの 8 つを使用する。まずモルフロジー処理を行い，最大領域のフィルタリングを行うことでシルエット画像列，そして体験者の矩形領域を取得する。カメラキャリブレーションを事前に行い，足下点を基準とすることで，撮影開始時と終了時の足下点の距離か

*1 撮影開始のタイミングは光電センサーを用いて判断する（後述）。

*2 文献 [25] の方法の簡易版を実装。

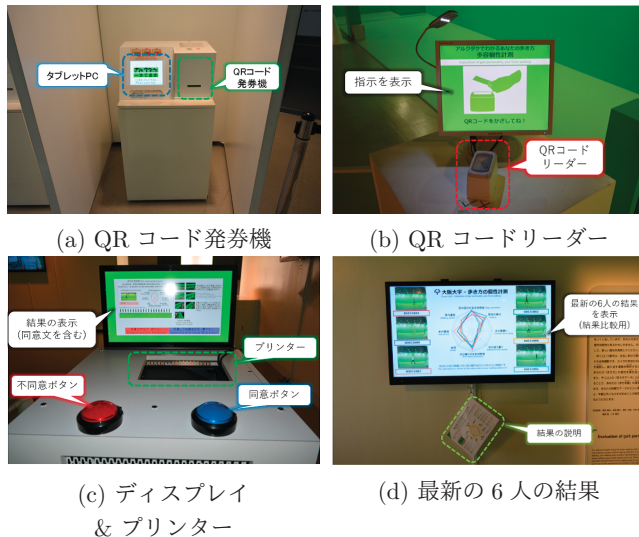


図 3 展示における重要な要素

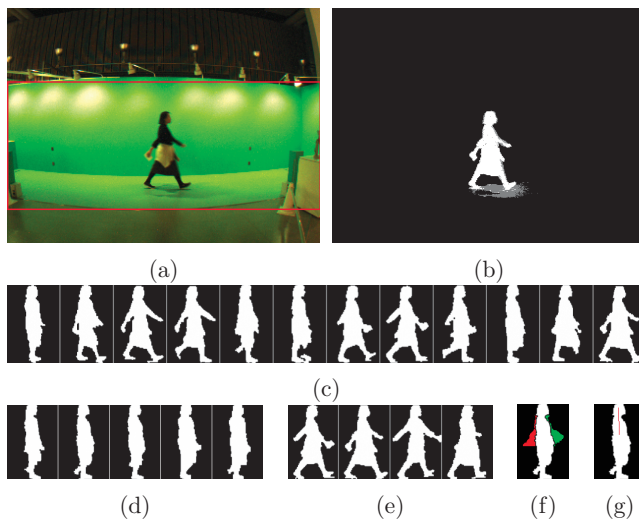


図 4 歩容個性計測の流れを示す。ROI(赤線)を指定した原画像(a)から(b)のようにシルエット(白)と影(灰色)を抽出する。影除去後、画像サイズの正規化を行った歩容画像列を(c)に示す。この歩容画像列は3枚おきに選択したものである。また、(d)、(e)のように単脚支持相や両脚支持相は全ての体験者について存在する。腕の振りについて、(f)に示すように、単脚支持相において計測する(緑が前方向、赤が後ろ方向)。また、背筋の伸びについて、頭から上半身のラインは(g)の赤い線のように計測する。

算し、その境界より前方向の腕振りと後ろ方向の腕振りをそれぞれ腕の前振り、腕の後ろ振り(図4(f))とする。そして、単脚支持相間の腕振りの分散を計算することで腕の振りの左右対称性とする。最後に、頭から上半身のラインから背筋の伸び(図4(g))を計算する。

年齢推定

次に年齢推定について説明する。詳細は[28]を参照されたい。

まず、サイズの正規化を行ったシルエット画像列を1周期で平均化することにより、平均シルエット[29]であるGEI(gait energy image)[30]を作成し、GEIを歩容特徴と

して用いる。GEIを特徴ベクトル $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^M$ として展開する。ここで M は特徴ベクトルの次元、つまりGEIの画像サイズである。そしてガウス過程帰帰(GPR, gaussian process regression)により年齢推定を行う。

学習データとして $D = [X, \mathbf{y}]$ を考える。ここで $X = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N]$ は N 人の歩容特徴であり、 $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_N]$ はそれぞれに対応する実年齢である。そして、2人の歩容特徴 \mathbf{x}_i と \mathbf{x}_j の類似性はRBF(radical basis function)カーネルで以下のように定義する。

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j; r) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|}{2r^2}\right), \quad (1)$$

ここで $\|\cdot\|$ は L_2 ノルムを表し、 r はRBFカーネルのハイパーパラメータである。

入力の歩容特徴 \mathbf{x}_* に対し、推定年齢 y_* の事後確率分布をGPRによって求める。事後確率分布 $P(y_* | \mathbf{x}_*, D)$ はガウス分布 $\mathcal{N}(y_*; \mu_y, \sigma_y^2)$ により定義され、平均 μ_y と分散 σ_y^2 は以下のように定義される。

$$\mu_y = \mathbf{k}_*^T (K + S)^{-1} \mathbf{y} \quad (2)$$

$$\sigma_y^2 = k(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_*) - \mathbf{k}_*^T (K + S)^{-1} \mathbf{k}_* + \sigma^2, \quad (3)$$

ここで、 K は (i, j) 要素が $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ である $N \times N$ の正方行列であり、 \mathbf{k}_* は i 行が $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_*)$ である N 次元のベクトル、 S は (i, i) 要素が σ^2 である $N \times N$ の対角行列である。 σ^2 は年齢の観測誤差であり、実験設定として $\sigma^2 = 0.25$ としている。

式(2)(3)において、最も時間がかかる計算は $N \times N$ 行列の逆行列、つまり $(K + S)^{-1}$ の計算である。 $\mathcal{O}(N^3)$ の時間がかかり、オンラインの計測の障害となる。そのため、動的Active Setを用いたGPRを用い、入力ベクトル \mathbf{x}_* の近傍の学習データだけを用いる。入力ベクトル \mathbf{x}_* の K ($\ll N$)近傍を使用する場合、逆行列の計算は $\mathcal{O}(K^3)$ の時間となり、 $\mathcal{O}(N^3)$ と比較して大幅な時間の短縮となる。

その一方で、 K を小さくしすぎると年齢推定の精度が低下するため、精度と計算時間のトレードオフを考慮した上で最も適切な K を設定する必要がある。そのため、OU-ISIR Large Population dataset, Camera 1, Version 2 (OULP-C1V2)[5]の一部を用いて実験を行った。このデータベースは $N = 1,678$ の学習データと2,257のテストデータから成る。その結果、 $K = 10$ が最適と判断された。さらに、RBFカーネルのパラメータ r は選択された近傍から以下のように定義される。

$$r = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \|\mathbf{x}_{kNNID(k)} - \mathbf{x}_*\|, \quad (4)$$

ここで、 $kNNID(k)$ は入力 \mathbf{x}_* の k 番目の近傍を表す。

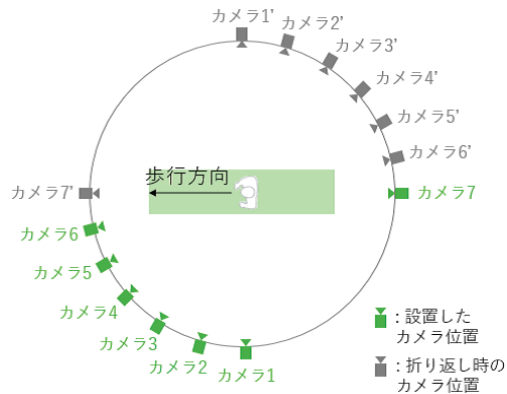
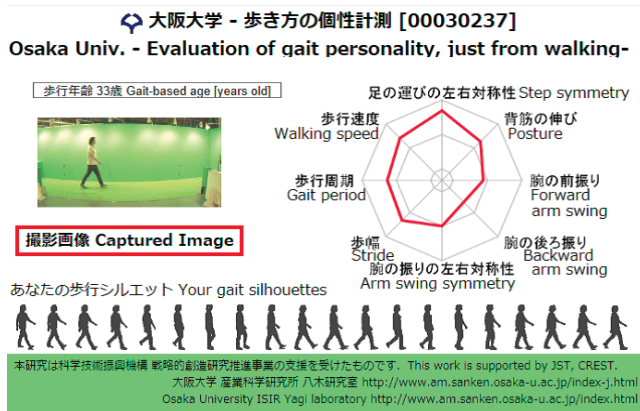


図6 カメラセッティング

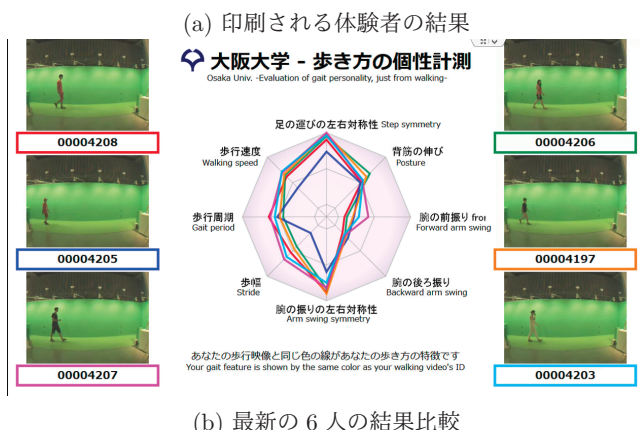


図5 体験者への結果表示。(a)では、レーダーチャートで個性計測の結果が表示されており、8角形の内側、真ん中、外側はそれぞれ最小値、平均値、最大値を表す。(b)では、体験者によって異なる色で結果が表示されている。

体験者への結果表示

歩容個性計測と推定年齢の結果は2通りの方法で体験者に表示される。1つは、体験者が持ち帰ることができる、印刷される結果である(図5(a))。撮影された原画像やシルエット画像に加えて個性計測や推定年齢の結果が表示されている。もう1つの方法として、最新の6人の結果比較の画面である(図5(b))。体験者に応じて異なる色で結果が表示されており、6人の個性計測の結果と撮影された映像が表示されている。

3.3 歩行データ収集

体験者の歩行データは歩行路でのデモ体験中、円形の4分の1上に15度刻みに設置された7台のネットワークカメラ(Axis Communications, Q1614)で撮影される(図2)。円の中心は歩行路であり、半径は約8メートル、カメラの高さは約5メートルである。前方向・後ろ方向を撮影するカメラは、会場構造上の理由により画角内に遮蔽物が映り込んでしまうため、カメラ7のみ逆方向に配置した。

節3.1で述べた通り、体験者は荷物置きまで歩いて荷物を置き、その後2往復する。カメラの撮影角度は、往復の行きと帰りで反対方向となり、行きでは左の横から前方向のカメラ6台および後ろ方向のカメラ1台から撮影される

(図2と6のカメラ1からカメラ7)。また帰りでは、右の横から後ろ方向のカメラ6台および前方向のカメラ1台から撮影される(図6のカメラ1'からカメラ7')。

その結果、荷物を持っている状態で7方向から撮影され、標準歩行で合計14方向から撮影される。そのため、多方向の歩容認証や方向が異なる場合の歩容認証、荷物を持っている場合と持っていない場合の歩容認証などが可能となる。また、性別推定等にも使用可能である。

ネットワークカメラは開館中絶えず歩行路を撮影しているため、体験者のIDごとに映像の切り出しを行う必要がある。そのため、入口のQRコードでIDを取得し、光電センサーを通過した時間もログとして保存している。光電センサーは、図2のように(1)入口、(2)行きのスタートライン、(3)帰りのスタートライン、(4)出口の4箇所に設置しており、参加者が何往復目の歩行を行っているのかを判定することに使用する。2往復半することから、合計5回分の歩行を撮影可能である。ネットワークカメラはスケジュールによって開館時間に自動的に撮影を開始し、閉館時間に自動的に撮影を終了するように設定されている。

3.4 インフォームドコンセント

我々の研究のために歩行映像を収集するという目的に加え、歩行映像を用いた歩容認証の研究のため、データベースを作成して公開するという目的があるため、撮影したデータを研究に使用する際インフォームドコンセントはとても重要である。そのため、防犯カメラに関してELSIの権威の1人である弁護士と相談し、デモの目的やデータの利用に関する説明やインフォームドコンセントの取り方を決定した。

さらに、インフォームドコンセントに関する表示は3箇所あり、1つ目は入口のパネルである。歩行映像を用いた歩容認証というデモの目的やデータ収集に関する説明が書かれている。2つ目はQRコード発券機であり、タブレットPCに同様の説明が表示され、同意した場合だけQRコードが発券される。さらに、体験者が子供の場合、保護者の方が説明を確認することで同意するかどうかを判断する。3

つ目は歩行路の出口にあるディスプレイである。このディスプレイでは、(1) 印刷される結果、(2) 7台のネットワークカメラで撮影されるサンプル画像、(3) データの利用や個人情報保護に基づくデータ管理方法が表示される。このディスプレイの前にはボタンがあり、体験者は同意(青ボタン)と不同意(赤ボタン)の判断をする(図3(c))。同意ボタンを押した場合は結果が印刷され(図5(a))、結果比較のディスプレイに表示される(図5(b))。不同意ボタンを押した場合、結果は印刷されず、結果比較にも表示されない。

3.5 システムの実装

自動でシステムを制御するため、歩容データ収集用に7台のPC、個性計測のデモ用に4台のPCを使用している。データ収集用の7台のPCはPoEハブを通じて個別に7台のカメラと接続しており、タイムサーバーによって時間の同期を行っている。デモ用のPCは結果表示とプリンターを制御するPC1、QRコードリーダー用のPC2、個性計測用のPC3、光電センサー用のPC4の4台である。4台のPCは連動して動作する必要があるため、共有ファイルを用いることでセマフォによる制御を行う(図7)。

体験者がQRコードリーダーにQRコードをかざしたとき、PC2はIDファイルを作成し、PC3とPC4へのIDファイルを作成する。PC3とPC4はIDファイルの存在を確認後、IDを読み込み、ファイルを削除し、撮影待ちの状態となる。体験者が最初の折り返しでセンサーを横切ったとき(図2におけるセンサー2を2度横切ったとき)、PC4は撮影開始のファイルを作成し、PC3が撮影開始ファイルの存在を確認することで撮影を開始する。最後に体験者が退出した際(図2における光電センサー4を横切ったとき)、PC4はPC2用に退出ファイルを作成する。PC3は個性計測が終了後結果を保存し、結果保存ファイルを作成することでPC1に伝える。PC1は結果保存ファイルを確認後、インフォームドコンセントと共に結果を表示し、体験者はデータ利用に関して同意、非同意をボタンで判断する。その後、PC1はPC2にボタン押下を伝え、PC2が退出とボタン押下を確認後初期状態へと戻る。

また、本システムでは自動音声によって体験者の誘導を行っている。体験者が何往復目にどの光電センサーを通過したかによって異なる音声を再生し、想定外の行動に対しては警告文を再生する。警告を無視した場合、正しい行動をとってもらうようスタッフが誘導することで、体験者が確実に2往復半歩行するようにしている。

このシステムは想定した状況で正しく動作するように構築しているため、体験者が想定外の行動をとった場合にエラー状態となる場合がある(例えば、前の体験者が体験中に子供が歩行路に進入するなど)。そのため、システムの再起動を行うリセットボタンを用意しており、展示スタッフが必要に応じてリセットボタンを押すことで初期状態へと

戻るように設定している。

最後に、我々は体験型の長期展示を科学館の協力のもと行っている。体験中に起こる問題をリセットボタンなどを用いて解決したり、プリンターのトナー交換や印刷用紙の追加などの作業は科学館のスタッフにお願いしている。

4. 結果と考察

4.1 計算時間

体験型のデモを行う上で、オンラインで結果が表示されることは重要であり、個性計測と年齢推定の2点に関して計算時間の評価を行った。10回の平均を計算したところ、個性計測が平均1.5秒、年齢推定が平均0.2秒であり、合計約1.7秒の時間を要する。計測が開始するのは体験者が荷物を置き、最初に折り返すときであり、歩行が終了するまで残り1.5往復である。そのため、歩行終了まで明らかに1.7秒より時間がかかるため、歩行終了時に待つことなく結果が表示されている状態である。その結果、オンラインのデモが可能な計算時間といえる。

4.2 年齢推定の精度評価

QRコード発券機で体験者が入力した実年齢との比較を行うことで推定年齢の精度評価を行う。

現在撮影した体験者の内、1,573人を学習データ、755人をテストデータとしている。QRコード発券時、体験者が自分の年齢と性別を入力するが、必ずしも正しい情報を入力するとは限らない。また、自動で撮影を行っているため、エラーによりタイミングがずれてしまったり、背景差分によるシルエットが正しく生成されていない場合も考えられる。そのため、学習データやテストデータとして利用する際、利用可能なデータかどうかを人の目で確認する必要がある。現在30,000人以上のデータが収集済みであり、それら全てのデータを確認する場合、とても時間がかかってしまう。現在確認が終了しているデータがまだ少ないため、使用しているデータが少ないという状況である。

年齢推定精度は推定年齢と実年齢の平均絶対誤差(MAE, mean absolute error)で評価を行う。その結果、MAEは8.7歳となり、文献[28]で報告されているベースラインの結果である8.2歳と比較して少し誤差が大きいという結果となった。

考えられる原因として、文献[28]で使用しているシルエットは手修正が加えられているという点である。本システムはオンラインのデモを行うため、手修正を加えることができず、シルエットの品質が劣ることで誤差が大きくなっていると考えられる。

4.3 歩行データ収集の進捗

我々は展示開始から144日間で31,090人の歩行データを収集している。現在公開されている歩容データベースの

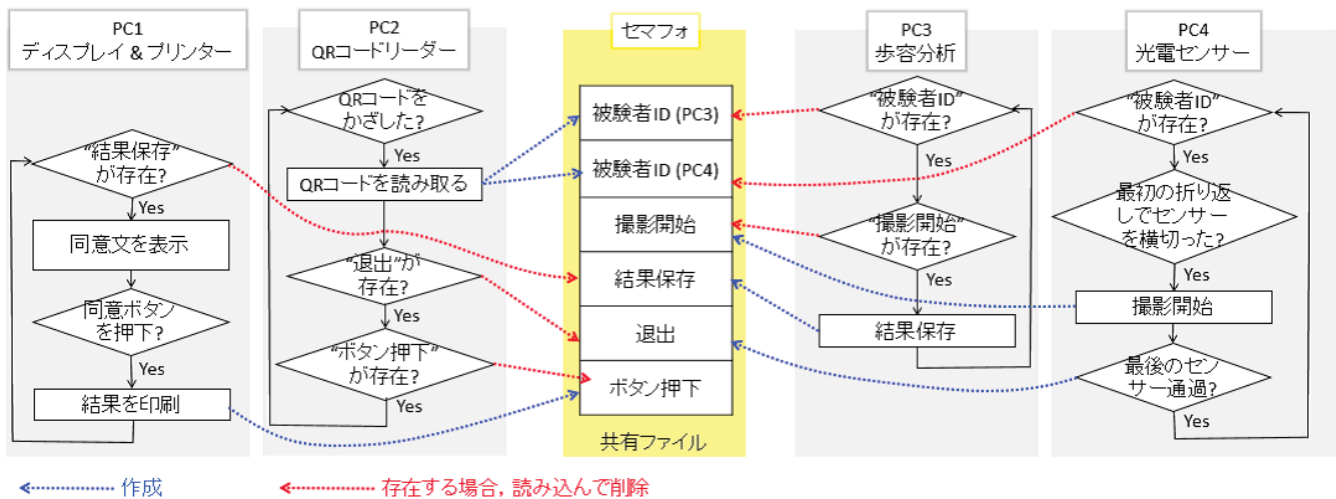


図 7 セマフォに基づくフローチャート

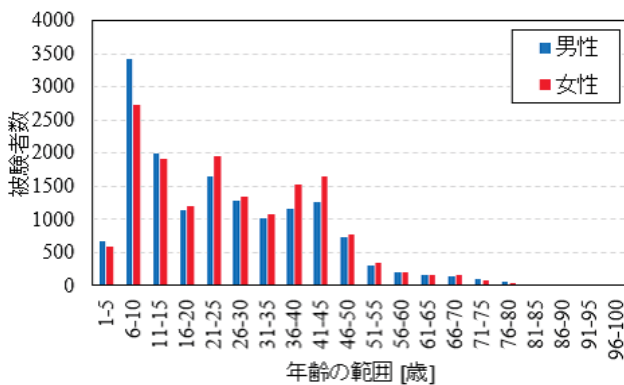


図 8 体験者の統計情報

中で最大の被験者数は 4,007 人 ([5]) であるため、すでに大幅に超えている。この展示は合計約 11 か月間行う予定であり、最終的には 60,000 人を超えるデータベースを構築可能であると予測している。

現在収集済みの体験者の性別、年齢を図 8 に示す。60 歳以上の高齢者を除いて、幅広い年齢と性別のデータが集まっていることが分かる。そのため、高齢者のデータが増えるとより精度の高い年齢推定が可能になると思われる。

4.4 歩行データ収集の制限

個人認証の評価に用いるデータベースは、通常は登録データと入力データの 2 種類を、時間の間隔を空けてデータ収集を行うことが望ましいが、今回のデモではほとんど時間の間隔がない。このデモは科学館への来客を対象としているため、時間を空けてもう一度体験してもらうことは難しい。時間を空けたデータを収集するためには、2 度以上の体験をしてもらう必要があり、そのためには QR コードの再利用をしやすくしたり、歩行映像を用いた健康チェックなど、再度体験したくなるような工夫をする必要がある。

さらに、自動計測システムを増築することは、手動でデータ収集を行う方法と比べて初期コストがかかる。しか

し、予算や人件費を考えると、初期コストと維持コストはトレードオフの関係にある。大規模な歩行データを収集するうえで、初期コストが高く、維持コストが低いというシステムが最適であると考えられる。

5. 結論

本論文では体験型のデモと共に歩行データ収集システムについて述べた。体験者は最先端の歩行映像解析である個性計測、歩行年齢推定のオンラインデモを楽しむことができ、同時に収集者側はインフォームドコンセントのとれた歩行データを収集することができる。現在、日本科学未来館の協力のもと、体験型のデモを実施中であり、これまで 31,090 人の歩行データを収集済みである。

長期の常設展示が終了後、大規模な歩行データベースを構築し、いくつかの歩容解析のアルゴリズムを用いて評価を行う予定である。また、データベースを公開することで歩容認証の研究をより促進させることができると考えている。

謝辞

本研究は、科学技術振興機構 (JST) 戦略的創造研究推進事業 (CREST)、及び JSPS 基盤研究 (A)15H01693 の助成を受けたものである。また、現在日本科学未来館のメディアラボの第 15 期展示の場をお借りして実施しており、長期の常設展示によるデータ収集の機会をいただき、日本科学未来館 [31] のスタッフの方には感謝致します。

参考文献

- [1] J. Wambaugh, *The Bleeding*. HarperCollins Publishers, 1989.
- [2] D. Maltoni, D. Maio, A. K. Jain, and S. Prabhakar, *Handbook of Fingerprint Recognition*, 2nd ed. Springer Publishing Company, Incorporated, 2009.
- [3] D. Zhang, *Palmprint Authentication*, ser. International Series on Biometrics. Springer Publishing Company,

- Incorporated, 2004, vol. 3.
- [4] M. J. Burge and K. W. Bowyer, *Handbook of Iris Recognition*. Springer Publishing Company, Incorporated, 2013.
- [5] H. Iwama, M. Okumura, Y. Makihara, and Y. Yagi, “The ou-isir gait database comprising the large population dataset and performance evaluation of gait recognition,” *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 7, no. 5, pp. 1511–1521, Oct. 2012.
- [6] Y. Makihara, H. Mannami, A. Tsuji, M. Hossain, K. Sugiyama, A. Mori, and Y. Yagi, “The ou-isir gait database comprising the treadmill dataset,” *IPSSJ Transactions on Computer Vision and Applications*, vol. 4, pp. 53–62, Apr. 2012.
- [7] S. Samangoeei, J. D. Bustard, R. D. S. M. S. Nixon, and J. N. Carter, “On acquisition and analysis of a dataset comprising of gait, ear and semantic data,” pp. 277–301, 2011.
- [8] M. Hofmann, J. Geiger, S. Bachmann, B. Schuller, and G. Rigoll, “The tum gait from audio, image and depth (gaid) database: Multimodal recognition of subjects and traits,” in *Journal of Visual Communication and Image Representation, Special Issue on Visual Understanding and Applications with RGB-D Cameras*, vol. 25, no. 1, 2014, pp. 195–206.
- [9] J. Shutler, M. Grant, M. Nixon, and J. Carter, “On a large sequence-based human gait database,” in *Proc. of the 4th Int. Conf. on Recent Advances in Soft Computing*, Nottingham, UK, Dec. 2002, pp. 66–71.
- [10] S. Sarkar, J. Phillips, Z. Liu, I. Vega, P. G. ther, and K. Bowyer, “The humanoid gait challenge problem: Data sets, performance, and analysis,” *IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27, no. 2, pp. 162–177, 2005.
- [11] S. Yu, D. Tan, and T. Tan, “A framework for evaluating the effect of view angle, clothing and carrying condition on gait recognition,” in *Proc. of the 18th Int. Conf. on Pattern Recognition*, vol. 4, Hong Kong, China, Aug. 2006, pp. 441–444.
- [12] Y. Makihara, A. Tsuji, and Y. Yagi, “Silhouette transformation based on walking speed for gait identification,” in *Proc. of the 23rd IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Francisco, CA, USA, Jun 2010.
- [13] M. A. Hossain, Y. Makihara, J. Wang, and Y. Yagi, “Clothing-invariant gait identification using part-based clothing categorization and adaptive weight control,” *Pattern Recognition*, vol. 43, no. 6, pp. 2281–2291, Jun. 2010.
- [14] B. DeCann, A. Ross, , and J. Dawson, “Investigating gait recognition in the short-wave infrared (swir) spectrum: Dataset and challenges,” in *Proc. of the SPIE Conference on Biometric Technology for Human Identification X*, 2013, pp. 1–16.
- [15] H. Mannami, Y. Makihara, and Y. Yagi, “Gait analysis of gender and age using a large-scale multi-view gait database,” in *Proc. of the 10th Asian Conf. on Computer Vision*, Queenstown, New Zealand, Nov. 2010, pp. 975–986.
- [16] R. Gross and J. Shi, “The cmu motion of body (mobo) database,” CMT, Tech. Rep., Jun. 2001.
- [17] R. Tanawongsuwan, “Impact of speed variations in gait recognition,” Ph.D. dissertation, Atlanta, GA, USA, 2003, aAI3110453.
- [18] T. Chalidabhongse, V. Kruger, and R. Chellappa, “The umd database for human identification at a distance,” University of Meryland, Tech. Rep., 2001.
- [19] M. Nixon, J. Carter, J. Shutler, and M. Grant, “Experimental plan for automatic gait recognition,” Southampton, Tech. Rep., 2001.
- [20] D. Matovski, M. Nixon, S. Mahmoodi, and J. Carter, “The effect of time on gait recognition performance,” *Information Forensics and Security, IEEE Trans. on*, vol. 7, no. 2, pp. 543–552, april 2012.
- [21] L. Wang, H. Ning, T. Tan, and W. Hu, “Fusion of static and dynamic body biometrics for gait recognition,” in *Proc. of the 9th International Conference on Computer Vision*, vol. 2, 2003, pp. 1449–1454.
- [22] D. Tan, K. Huang, S. Yu, and T. Tan, “Efficient night gait recognition based on template matching,” in *Proc. of the 18th International Conference on Pattern Recognition*, vol. 3, Hong Kong, China, Aug. 2006, pp. 1000–1003.
- [23] A. Mori, Y. Makihara, and Y. Yagi, “Gait recognition using period-based phase synchronization for low frame-rate videos,” in *Proc. of the 20th International Conference on Pattern Recognition*, Istanbul, Turkey, Aug. 2010, pp. 2194–2197.
- [24] M. Hofmann, S. Sural, and G. Rigoll, “Gait recognition in the presence of occlusion: A new dataset and baseline algorithms,” in *In: 19th International Conferences on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision (WSCG)*, 2011.
- [25] Y. Makihara and Y. Yagi, “Silhouette extraction based on iterative spatio-temporal local color transformation and graph-cut segmentation,” in *Proc. of the 19th International Conference on Pattern Recognition*, Tampa, Florida USA, Dec. 2008.
- [26] Y. Makihara, M. Okumura, Y. Yagi, and S. Morishima, “The online gait measurement for characteristic gait animation synthesis,” in *Proc. of Human Computer Interaction Int. 2011, Virtual and Mixed Reality - New Trends*, ser. Lecture Notes in Computer Science, R. Shumaker, Ed., vol. 6773. Orlando, FL, USA: Springer, 2011, pp. 325–334.
- [27] Y. Makihara, R. Sagawa, Y. Mukaigawa, T. Echigo, and Y. Yagi, “Gait recognition using a view transformation model in the frequency domain,” in *Proc. of the 9th European Conference on Computer Vision*, Graz, Austria, May 2006, pp. 151–163.
- [28] Y. Makihara, M. Okumura, H. Iwama, and Y. Yagi, “Gait-based age estimation using a whole-generation gait database,” in *Proc. of the Int. Joint Conf. on Biometrics (IJCB2011)*, Washington D.C., USA, Oct. 2011, pp. 1–6.
- [29] Z. Liu and S. Sarkar, “Simplest representation yet for gait recognition: Averaged silhouette,” in *Proc. of the 17th International Conference on Pattern Recognition*, vol. 1, Aug. 2004, pp. 211–214.
- [30] J. Han and B. Bhanu, “Individual recognition using gait energy image,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 28, no. 2, pp. 316–322, 2006.
- [31] <http://www.miraikan.jst.go.jp/info/1506151518361.html>.