

視聴者参加型デジタルエンタテインメントのための オンライン歩容個性計測

奥村 麻由 榎原 靖 八木 康史^{†1}

本研究では、歩容シルエット画像列から視聴者参加型デジタルエンタテインメントで用いるための歩容個性をオンライン計測し、歩容個性をCGキャラクタへ反映する手法を提案する。まずオンライン歩容計測装置を構築し、撮影した歩容映像から歩容シルエット画像列を生成する。次に、得られたシルエット画像列から、体型や身長のような歩容動作とは独立な静的特徴と、歩幅や腕の振り幅のような歩容動作に関わる動的特徴を計測する。最後に、あらかじめ様々な体型、歩容個性を持つ標準モデルをモーションキャプチャを用いて生成しておき、それらのモデルをアルファブレンディングすることによって、計測した歩容個性をCGで再現する。実験では大規模歩容データベース 100 人に対する歩容個性解析を行い、個性抽出法の有効性を確認した。

The On-line Measurement of the Gait Feature for Audience Participation Digital Entertainment

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

This paper, I present a method to measure on-line the gait features from the gait silhouette images and reflect the gait features to CG characters. In the proposed method, first, the on-line measurement system is designed and the gait silhouette images are made from gait image sequences. Then the static feature like body size and height, and the dynamic feature like step and degree of the sweep etc are measured. Finally, the synthetic models are blended to make the CG character with measured gait feature. 100 data by using the large-scale gait database are analyzed and the validity of the proposed method for extracting the gait feature is confirmed.

1. はじめに

近年、視聴者参加型デジタルエンタテインメントへの関心が高まっている。視聴者参加型デジタルエンタテインメントとは視聴者の個性を計測し、デジタルエンタテインメントへ反映させるものであり、ゲームや映画での実現が期待されている。2005年愛地球博では、視聴者の顔のテクスチャと3次元形状をオンライン計測し、コンピュータグラフィックス(以下、CG)を用いて再現して、デジタルアニメーション映画の中に登場するCGキャラクタと合成を行い視聴者を映画の中へ出演させるフューチャーキャストシステム¹⁾が三井東芝館により催され、注目を集めた。また、Dive Into the Movie(以下、DIM)プロジェクト²⁾³⁾では顔のみならず声や表情、顔肌、体型、歩容に見られる個性をもCGで再現しようという試みがなされている。

従来、歩容の動作計測方法として、加速度センサを用いた手法⁴⁾や、モーションキャプチャ⁵⁾を用いた手法がある。しかし、これらの手法では身体に加速度センサもしくは計測用のマーカを装着して動き、その動きをコンピュータで解析するため、計測対象者の手間が大きく、オンラインでの計測には適していない。一方、コンピュータビジョンによる歩容認証の分野では、対象者がセンサやマーカを装着せずに歩き、その動きをカメラで撮影することで歩容特徴を計測する手法が提案されており、それらは、モデルベースの手法⁶⁾と、アピランススペースの手法⁷⁾⁸⁾⁹⁾¹⁰⁾に大別される。モデルベースの手法は、人体をリンクモデル等で表現して、そのモデルを撮影された画像にフィッティングすることで、リンク長のような静的特徴量や関節角シーケンスのような動的特徴量を取得し、その特徴量を基に個人認証をする手法である。この手法により得られる静的・動的特徴量は歩容個性計測にも用いることができるが、モデルフィッティングの失敗や、一般に計算時間がかかることから、オンライン計測には向いていない。またアピランススペースの手法は、画像またはシルエットから直接、特徴を抽出する手法であるが、一般に体型や身長のような静的特徴と歩容動作に関わる動的特徴が合わせて観測される。個人認証においては静的特徴、動的特徴を合わせたものを個人特徴として有効に使えるが、静的特徴と動的特徴を分離して個性として計測するには適していない。

また、歩容に限らず一般的な姿勢系列、即ち動作をアピランススペースで推定する研究も

^{†1} 大阪大学 産業科学研究所

Institute of Scientific and Industrial Research Osaka University

ある。複数カメラによる視体積交差法に基づく3次元ボリュームデータからの姿勢推定法¹¹⁾では、同期した複数カメラの共通視野に収まる範囲での動作に限定され、さらにカメラ台数が多いためハードウェア的なコストが高いという問題がある。また単一カメラによる事例ベースの姿勢推定法¹²⁾は、姿勢ラベルとそれに対応するシルエットの組み合わせを事前に学習しておくことで、単眼シルエット画像から姿勢を推定するため、歩容個性を十分に現わすには、事前に収集すべき歩容動作の学習データが膨大なものとなり、事前学習が困難になることが予想される。

そこで本研究では、直観的に認識し易い特徴に限定した静的・動的特徴をシルエット画像列から直接オンラインで計測し、歩容個性をCGキャラクタへ反映する手法を提案する。具体的には、参加者の直線歩行から正面と側面の二方向の映像を撮影し、その映像から高さで正規化された時系列の歩容シルエットボリューム (Gait Silhouette Volume, 以下 GSV) を作成する。GSV より身長、体の幅・厚みといった静的特徴や、歩幅、歩行周期、腕の振り幅、足の運びといった動的特徴をそれぞれ個別に抽出する。この手法ではシルエット画像列から個性を直接的に抽出するので、短時間での処理が可能となり、オンライン計測が可能になる。

本論文ではまず、2節において歩容個性計測装置及び、歩容個性の計測方法について述べる。次に3節では歩容個性をCGキャラクタへ反映する手法について述べ、4節で本論文をまとめる。

2. オンライン歩容個性計測

2.1 対象とする歩容個性

2.1.1 歩容個性の選択基準

本研究で計測する歩容個性はDIMプロジェクト²⁾³⁾のような視聴者参加型デジタルエンターテイメントで用いられることを想定している。そのため、今回計測する歩容個性の選択基準を以下のように設定した。

- (1) カメラで撮影した歩容映像から計測できる個性
- (2) 個人間での分散が大きく、映像中で人が直観的に認識し易い個性

2.1.2 計測する歩容個性

歩容に現れる特徴は、歩容とは独立な静止時に見られる静的特徴と、歩容動作中に見られる動的特徴の二つに分けられる。以下に本研究で計測する静的特徴と動的特徴について述べる。

● 静的特徴

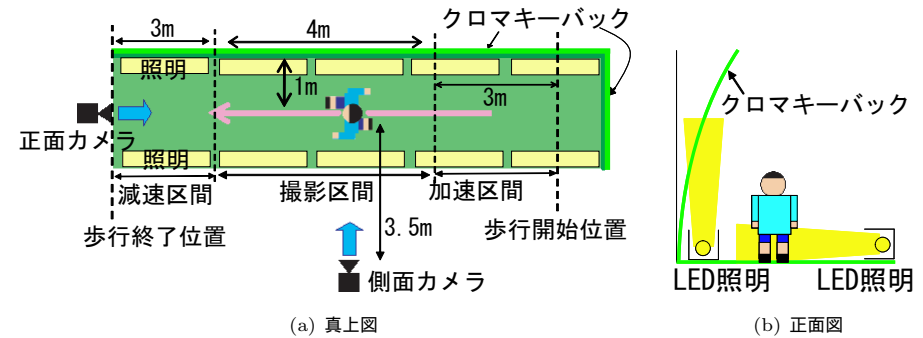


図1 オンライン歩容個性計測システムの概要

静的特徴の候補としては、身長、体の幅・厚み、手足の長さ、足の大きさ等が考えられるが、2.1.1の基準より、より個性が現れる身長、体の幅・厚みを静的特徴として用いる。これらの特徴と比較して手足の長さや足の大きさは視聴している映像中でキャラクタ間の違いを確認することが困難であり、また画像から正確な値を抽出することが困難であると考えられる。

● 動的特徴

動的特徴の候補としては、歩行速度、歩幅、歩行周期、腕の振り幅、足の運び方、腕の振りや足の運びの左右非対称性、猫背等が挙げられる。歩容の左右非対称性とは、歩いている時に右腕だけ大きく振り左腕は小さく振るといった左右非対称な動きの特徴である。2.1.1の基準より、より個性が現れると考えられる歩行周期、歩行速度、歩幅、左右各々の腕の振り幅、足の運びについての左右非対称性、猫背を用いる。これらの特徴と比較して足の関節角の動きなどの細かい動きは視聴している映像中でキャラクタ間の違いを確認することが困難である。

2.2 オンライン歩容個性計測システム

本節では、オンライン歩容個性計測システム(図1参照)につて述べる。本システムでは歩行者が直線歩行しているところを、正面と側面に設置した2台のカメラで同期撮影する。また歩容シルエットの抽出を容易にするため、撮影背景には肌や服装とは異なる色として、ライトグリーンのクロマキーバック用パネルを設置し、それをLED照明によって照らす。歩容は左右一歩ずつを単位とする周期運動であり、安定した特徴抽出のためには2歩行周期以上を撮影することが望ましい。歩幅の最大値を1mと見積もり、2歩行周期分撮影するためコース長として4mの撮影区間を設定した。また、歩き始めてから通常の歩行速度になる



図2 GSVの例



(a) SSP (b) DSP

図3 全身に対する SSP と DSP

までの加速区間として 3 m, 減速区間として 3 m の区間を設けた。また側面カメラは、撮影区間が収まるように画角との兼ね合いにより、歩行者から 3.5 m 離れた地点に設置する。また、正面カメラでは撮影区間において対象者の全身を撮影し、カメラの画角に収まるように、カメラ位置を決定した。

2.3 歩容個性計測のための前処理

2.3.1 GSV の作成¹³⁾

まず、撮影した画像から歩行者のシルエットを抽出するため、背景差分を行う。次に背景差分により得られた歩容シルエットに対して、予め定められた高さ h_g になるようにアスペクト比を保ったままスケージングし、画像幅 w_g の歩容シルエット画像列を作成する。最後に、これらを時間軸方向に重ね合わせることで、GSV を作成する。図 2 に GSV の作成例を示す。

2.3.2 基準歩容位相フレームの推定

体の幅や猫背の計測には、腕の振りの影響が小さくなるよう、腕を最も閉じた状態(以下、SSP:Single Support Phase と呼ぶ)を知る必要がある。また、腕の振り幅や足の運びに関しては、最も腕や足を開いた状態(以下、DSP:Double Support Phase と呼ぶ)が重要となってくる。そこで、SSP と DSP を基準歩容位相フレームとして推定する方法について述べる。

画像中心を通る垂直軸周りの 2 次モーメントが半歩行周期中で最小となるフレームを SSP, 最大になるフレームを DSP と仮定して算出する。具体的には、 n フレーム目の空間位置 (x, y) でのシルエット値 $f(x, y, n)$ を式 (1) のように定めると、 n フレーム目の高さ h_t から h_b までの、画像中心 (x_c, y_c) を通る垂直軸に対するシルエットの 2 次モーメント $S_{[h_t, h_b]}(n)$ は式 (2) により求められる。

$$f(x, y, n) = \begin{cases} 1 & \text{前景} \\ 0 & \text{背景} \end{cases} \quad (1)$$

$$S_{[h_t, h_b]}(n) = \sum_{y=h_t}^{h_b} \sum_{x=0}^{w_g-1} (x-x_c)^2 f(x, y, n) \quad (2)$$

ここで w_g は画像幅を表す。SSP と DSP は半歩行周期中に 1 度ずつ現れる。歩行映像中のすべての SSP と DSP を基準歩容位相フレームとして推定するには、得られた 2 次モーメントより、歩行映像の最初の半歩行周期中 $\frac{g_p}{2}$ から SSP 又は DSP を定め、次の SSP は、得られた DSP から半歩行周期中先までで 2 次モーメントが最大となるフレーム、次の DSP は得られた SSP から半歩行周期先までで 2 次モーメントが最小となるフレームとして、式 (3), (4) を用いて推定する。これを繰り返すことにより、全ての SSP, DSP を基準歩容位相フレームとして推定する。SSP 及び DSP の個数を N 個とする。

$$n_i^{DSP} = \arg \max_{n \in N_i^{DSP}} S_{[h_t, h_b]}(n) \quad (3)$$

$$N_i^{DSP} = \{n \mid n_{i-1}^{SSP} \leq n \leq n_{i-1}^{SSP} + \frac{g_p}{2}\} \\ n_i^{SSP} = \arg \min_{n \in N_i^{SSP}} S_{[h_t, h_b]}(n) \quad (4)$$

$$N_i^{SSP} = \{n \mid n_{i-1}^{DSP} \leq n \leq n_{i-1}^{DSP} + \frac{g_p}{2}\}$$

ただし $i = 0$ のとき $n_{i-1}^{SSP} = n_{i-1}^{DSP} = 0$

ここで g_p は歩行周期を表す。また、 h_t, h_b で対象領域を適切に定めることで、腕を最も開いた状態、腕を最も閉じた状態、足を最も開いた状態、足を最も閉じた状態の基準歩容位相フレームの推定が可能となる。(図 3(a), 3(b) 参照)

2.4 静的特徴の計測方法

2.4.1 身長、体の幅・体の厚み

本研究では体の幅・厚みの計測時に、腕の振りによる影響を少なくするため、また身長計測時に足の曲げを少なくするため、正面と側面の二方向の SSP のシルエット画像を用いる。まず、SSP の GSV から画像上での身長 H_s , 体の幅 W_{ave} , 体の厚み D_{ave} を計算する。体の幅 W_{ave} と体の厚み D_{ave} は正面から撮影されたシルエット画像の高さ y における体の幅と

体の厚みの画素数 $w(y)$, $d(y)$ を用いて, 高さ w_t から w_b までの平均として式 (5)(6) のように算出する. (図 4 参照) ここで w_t は腹部の範囲の下限, w_b は腹部の範囲の上限を示す.

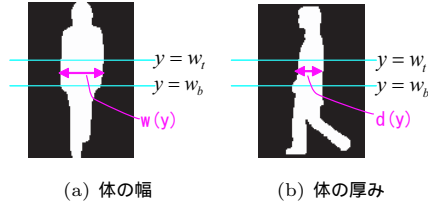


図 4 体型計測

$$W_{ave} = \frac{\sum_{y=w_t}^{w_b} w(y)}{(w_b - w_t + 1)} \quad (5)$$

$$D_{ave} = \frac{\sum_{y=w_t}^{w_b} d(y)}{(w_b - w_t + 1)} \quad (6)$$

これらを高さで正規化される前のシルエット画像におけるサイズに戻すために, 式 (7) によりスケールリングする.

$$p = \frac{H_s}{h_g}, \quad W_p = pW_{ave}, \quad D_p = pD_{ave} \quad (7)$$

ここで H_p , W_p , D_p は元にシルエット画像上での身長, 体の幅, 体の厚みであり, h_g は GSV の高さである. 次に, カメラと人の間の距離 l , 焦点距離 f としたとき, シルエット画像上の身長 H_p , 体の幅 W_p , 厚み D_p から実際の身長 H , 体の幅 W , 体の厚み D は射影式 (8) によって算出される.

$$H = H_p \frac{l}{f}, \quad W = W_p \frac{l}{f}, \quad D = D_p \frac{l}{f} \quad (8)$$

2.5 動的特徴の計測方法

2.5.1 足の運びの位相に関する左右非対称性

足の運びの位相についての左右非対称性を, 左右の足を後ろから前へ移動させる時にかかるフレーム数の差として定義する. 具体的には, 側面 GSV において下半身の DSP フレームから次の DSP フレームまでのフレーム数を, 左右の足について求め, その差を計算する.

左右の足を判定するには, パースによりカメラに近い側の足が画像上ではより下方に映る

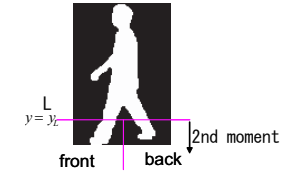


図 5 足元で画像を上下に分ける水平軸

ことを利用する. 足元で画像を上下に分ける水平軸に対する 2 次モーメントを下方の尺度とし, 各シルエット画像の足元について, 進行方向前方と後方に分け, それぞれについて, 2 次モーメントの合計を算出し, 次に左右の足の 2 次モーメントの合計を算出する. 左右の足の 2 次モーメントの合計を比較し, 値の大きい方が手前の足とする.

具体的にはまず, n フレーム目の画像の左端から x_c まで, y_L から画像の下端までの, 足元で画像を上下に分ける水平軸 L に対するシルエットの 2 次モーメント $S_{front}(n)$ と, n フレーム目の画像の横幅 x_c から画像の右端まで, y_L から画像の下端までの, 足元で画像を上下に分ける水平軸 L に対するシルエットの 2 次モーメント $S_{back}(n)$ は式 (9), (10) により求められる.

$$S_{front}(n) = \sum_{y=y_L}^h \sum_{x=0}^{x_c-1} (y - y_L)^2 f(x, y, n) \quad (9)$$

$$S_{back}(n) = \sum_{y=y_L}^h \sum_{x=x_c}^{w-1} (y - y_L)^2 f(x, y, n) \quad (10)$$

ここで, h は画像の高さ, w は画像の横幅, (x_c, y_c) は画像中心を示す. 歩行映像中の i 番目の SSP から, 次の $i+1$ 番目の SSP フレームまでを区間 R_i とすると, 各々の足は偶数区間 R_{2i} と奇数区間 R_{2i+1} で前後が入れ代わるため, 一方の足についての歩行映像全体における 2 次モーメントの合計 L_1, L_2 は式 (11) より求められる.

$$L_1 = \sum_{i=0}^N \sum_{n \in R_{2i}} S_{front}(n) + \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{n \in R_{2i+1}} S_{back}(n) \quad (11)$$

$$L_2 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{n \in R_{2i+1}} S_{front}(n) + \sum_{i=0}^N \sum_{n \in R_{2i+2}} S_{back}(n) \quad (12)$$

L_1 と L_2 を比較して、大きい値の方の対応区間に相当する足を手前の足として、進行方向を考慮して手前の足が左右どちらの足なのか判断する。すなわち図 2.5.1 では、進行方向が左なので、2 次モーメントの合計が大きい方がカメラに近い側の左足となる。

2.5.2 腕の振り幅とその左右非対称性

腕の振り幅の左右非対称性の計測には、側面から撮影した、SSP から次の DSP までの全てのシルエット画像を用いる (図 6 参照)。まず SSP のシルエット画像からエッジとして、体の前面のライン l_f と背中中のライン l_b を求める。次に、半歩行周期の間に体の前面ラインより前へ出した腕の掃引面積を体前方への振り、背中中のラインより後ろへ出した腕の掃引面積を体後方への振りとして算出する。具体的には、体前方への腕振りについては、体の前面ライン l_f から半歩行周期の間に体前方に広げられる、高さ a_{top} から a_{bottom} までの腕の掃引面積 S_{front} として、式 (13) と定義する。この掃引面積を左右の腕について求め比較し、左右の腕の前への振り幅の非対称性を見る。また、腕の後ろ振りについても同様に、背中中のライン l_b から半歩行周期の間に体後方に広げられる、腕の掃引面積 S_{back} として式 (13) と定義し、左右の腕の後ろへの振り幅の非対称性を見る (図 7 参照)。

$$S_{f[n_i^{SSP}, n_i^{DSP}]} = \begin{cases} 1 & \sum_{n=n_i^{SSP}}^{n_i^{DSP}} f(x, y, n) \geq 1 \\ 0 & \sum_{n=n_i^{SSP}}^{n_i^{DSP}} f(x, y, n) = 0 \end{cases} \quad (13)$$

$$S_{b[n_i^{SSP}, n_i^{DSP}]} = \begin{cases} 1 & \sum_{n=n_i^{SSP}}^{n_i^{DSP}} f(x, y, n) \geq 1 \\ 0 & \sum_{n=n_i^{SSP}}^{n_i^{DSP}} f(x, y, n) = 0 \end{cases} \quad (14)$$

$$S_{front}[n_i^{SSP}, n_i^{DSP}] = \sum_{y=a_{top}}^{a_{bottom}} \sum_{x=0}^{front_line[y]} f(x, y, n) \quad (15)$$

ここで $l_f(y)$, $l_b(y)$ は画像の高さ y での体の前面ライン、背中中のラインの x 座標を示す。また h_g は画像の高さを示し、 w_g は画像の幅を示す。左右の腕の判定は、前へ出している足と逆の腕を前へ出していると仮定し、2.5.1 節で求めた足の左右を基準に判定する。



図 6 腹部 (赤線)・背中 (緑線) のライン



図 7 腕の掃引面積
赤:前振り 青:後ろ振り

2.5.3 猫 背

本研究において、猫背の計測には背中中のラインの傾きと曲率による計測手法を提案する。計測の際、腕の影響が少なくなるよう、側面から撮影された SSP フレームのシルエット画像を用いる。背中中の傾きは背中中のライン $l_b(y)$ への直線当てはめによって算出する。また、背中中の曲率は、背中中のライン $l_b(y)$ に対する k 曲率として定義し、 k の値は実験的に 8 とした。

求めた背中中のラインの近似直線の傾きと、背中中の曲率との両者を用いることにより、背中全体が前のめりになっている猫背だけでなく、首・肩だけが曲がった猫背に対しても猫背具合を計測できるようになると考えられる。

2.6 実験と結果

2.6.1 実験条件

大規模歩容データベース¹⁴⁾において、無作為に選んだ 100 人に対して静的・動的特徴の計測と解析を行った。データは多視点歩容同期計測装置によって撮影したもので、カメラ 25 台のうち歩行者の正面と左手側面に設置されたカメラで撮影した映像を用いる。

各種パラメータの設定について述べる。GSV のサイズは 88pixel × 128pixel であり、撮影に用いた画像単位のカメラの焦点距離 f は 228 pixel, カメラから歩行者までの距離 l は 2.4m である。体の各部位の高さの比率は、腹部の高さは $w_t = 0.33h_g$ から $w_b = 0.55h_g$ まで、体の腹部前面・背中中の範囲は $a_{top} = 0.156h_g$ から $a_{bottom} = 0.5h_g$ までとした。また、足元は高さ $y_L = 0.914h_g$ とした。

2.6.2 結果と考察

身長計測結果とアンケート (5cm 刻み) の回答結果との関係を示すグラフを図 8 に示す。赤線はアンケートの下限値を示し、青線はアンケートの上限を示す。全体的にアンケートの回答結果にほぼ一致する計測結果となった。子供において、アンケートで申告された身長よりも大きい計測結果になる被験者が目立ったが、これは自己申告であることや、子供の成長が早いこと申告結果と異なった計測結果となったと考えられる。

体の幅・厚みの計測結果とアンケート体重 (5kg 刻み) の回答結果との関係を示すグラフを図 9, 10 に示す。体の幅・厚みに関しては、体重との相関が比較的に見られる結果となった。ただし、体の幅は腕も含めた幅のため、ダウンジャケットなどの服装により体重の割りに体の幅が非常に大きいという結果になる被験者もいた。また、体重の割りに身長が高く体の厚みが小さい被験者 (A) や、体重の割りに身長が低く体の厚みが大きい被験者 (B) も見られた。

足の運びに関する左右非対称性を示すグラフを図 11 に示す。足の運びの左右非対称性については、他の個性に比べ大きく外れた値をとる被験者が数名見られたが、ほとんどの被験者において比較的左右対称な動きをしているという結果となった。A は右足 (赤) より左足 (青) のほうが、足を前方へ出すための時間がかかった被験者である。また、A は左足 (青) より右足 (赤) のほうが、足を前方へ出すための時間がかかった被験者である。

腕の前振り・後ろ振りに関する左右非対称性を示すグラフを図 12, 13 に示す。腕の振り幅については大きな分散が見られ、CG での再現に十分な個性が計測できたと考えられる。A は腕の振り幅が小さい被験者、B は平均前後、C は腕の振り幅が大きい被験者を示す。腕の振り幅の左右非対称性については、他の個性に比べ大きく外れた値をとる被験者が数名見られたが、ほとんどの被験者において小さな分布となった。

猫背を示すグラフを図 14 に示す。背中の中のラインの傾きと背中の中の曲率との両者を計測することで、背中全体が前のめりになっている猫背 (A) だけでなく、首・肩だけが曲がった猫背 (C) に対しても猫背具合を計測できていることが分かる。また、肩が曲がり、背中全体も傾いている猫背 (B) についても計測された。

また、実験に用いた計算機は Pentium(R) 4 3.20GHz, メモリは 1,00GB RAM であり, シルエット抽出, GSV の生成時間を含めた, 歩容個性計測時間は一人あたり 2.84 秒となった。

3. CG キャラクタへの歩容個性の反映

3.1 合成モデルにおけるブレンド率の算出

前節で求めた歩容個性を, CG キャラクタに反映するため, あらかじめ様々な体型, 歩容個性を持つ標準モデルをモーションキャプチャを用いて生成しておき, それらを適切なブレンド率でブレンドする。体型に関しては, 身長的大小, 体型の大小を組み合わせ合わせた合計 4 種類の標準モデルを用意しておき, 各々のモデルについて前節と同様に静的特徴量を抽出する。歩容個性については, 腕の振り幅・猫背・歩幅についてそれぞれ大小 2 種類ずつ, また平均的な歩容の合計 7 種類のモデルをモーションキャプチャにより用意し, 前節と同様にして動

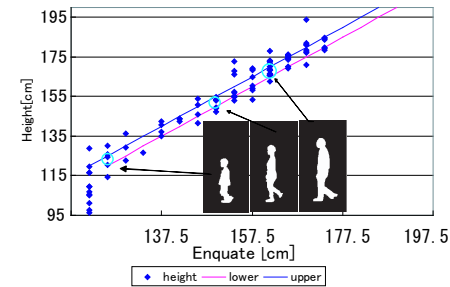


図 8 身長

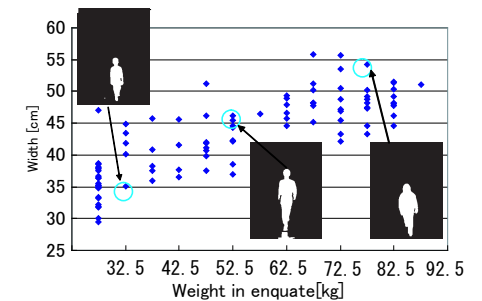


図 9 体の幅とアンケート体重の関係

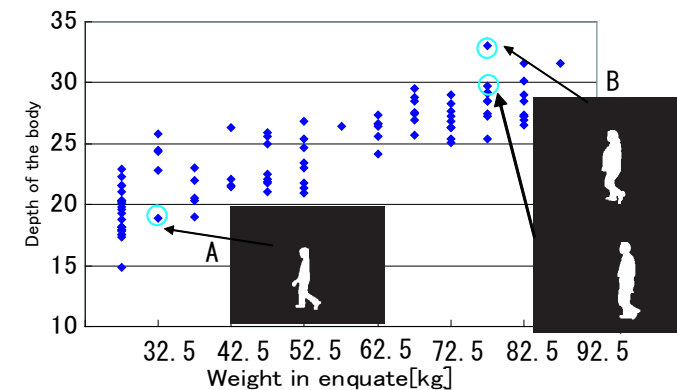


図 10 体の厚みとアンケート体重の関係

的特徴量を抽出する。標準モデルのブレンド率は, 体型については静的特徴, 動作については動的特徴を用いて, 次節で説明する方法により個別に算出する。

3.1.1 ブレンド率の算出

標準モデルが n 個用意されたとして, i 番目の標準モデルの m 次元特徴ベクトルを v_i で表現するものとする。 m 次元の空間にマッピングされた n 体の標準モデルをブレンドして合成されるモデルの特徴量 \hat{v} は式 (16) により定義される。

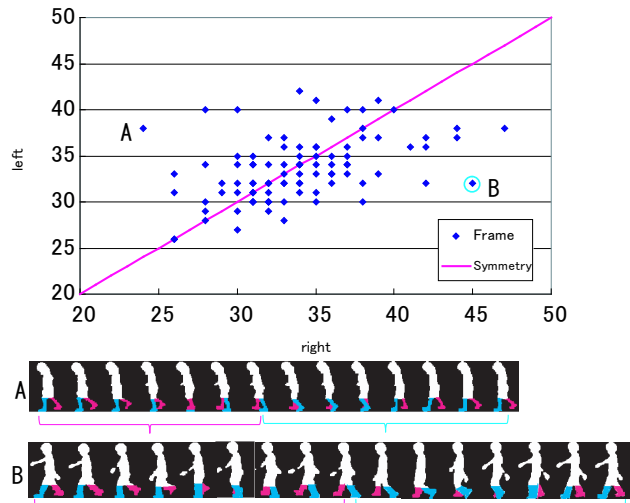


図 11 足の運びに関する左右非対称性

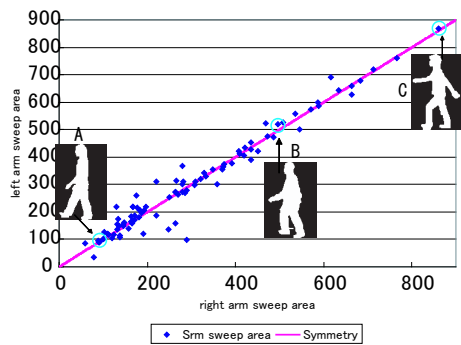


図 12 腕の前振りに関する左右非対称性

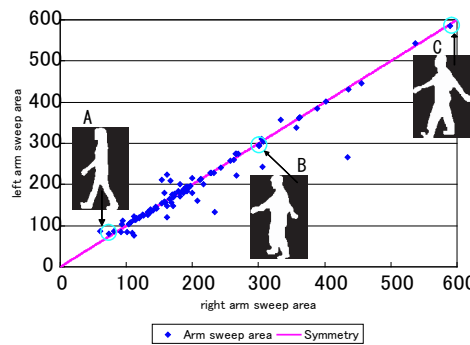


図 13 腕の後ろ振りに関する左右非対称性

$$\hat{v} \approx \sum_{i=1}^n \alpha_i v_i = V\alpha \quad (16)$$

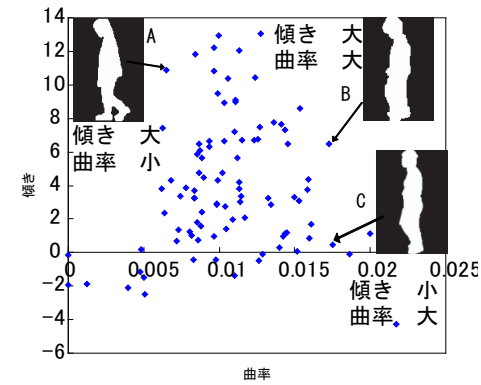


図 14 猫背

ここで $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_n]^T$, $V = [v_1, \dots, v_n]$ であり, α_i は i 番目の標準モデルに対するブレンド率を示す.

合成モデルの特徴量 \hat{v} と, オンライン計測した特徴量 v との誤差が最小となるようなブレンド率 α を凸 2 次計画法の有効制約法によって求める (式 (17) 参照). ただし, 各合成モデルのブレンド率は 0 以上 1 以下とし, ブレンド率の合計は 1 になるものとする.

$$\begin{aligned} \alpha_{CQP} &= \arg \min_{\alpha} (V\alpha - v)^T (V\alpha - v) & (17) \\ \text{subject to } & \sum_{i=1}^n \alpha_i = 1 \\ & 0 \leq \alpha_i \leq 1 \end{aligned}$$

ここで, 標準モデルの個数 n が, 特徴次元 m より大きい場合は, 上記を満たす解が一意に定まらないことがある. 即ち, 一つの合成モデルの特徴量 v を実現する α が唯一ではないということになる.

そこで, 誤差最小化の基準に加えて, 式 (16) の仮定を満たすために, 入力特徴量にできるだけ近い標準モデルを使って合成することを考える. まず, 各標準モデルの特徴量と入力特徴量のユークリッド距離を要素とするブレンド率ベクトルを $w = [\|v_1 - v\|, \dots, \|v_n - v\|]^T$ として定義する. 次に, 式 (17) で求まる解の一つを α_{CQP} として, それに対応した合成モデルの特徴量を $v^* = V\alpha_{CQP}$ として定義する. そして, 合成モデルの特徴量が v^* になる

という制約条件下で，コスト関数を以下によって定義し，この線形計画問題をシンプレックス法によって解く．

$$\begin{aligned} \alpha^* &= \arg \min_{\alpha} w^T \alpha & (18) \\ \text{subject to } & V\alpha = v^* \\ & \sum_{i=1}^n \alpha_i = 1 \\ & 0 \leq \alpha_i \leq 1 \end{aligned}$$

4. ま と め

本論文では歩行者に対して正面と側面の二方向から撮影した画像から得られる，歩容シルエット画像列に基づく歩容個性のオンライン計測手法を提案した．大規模歩容データベースを用いた歩容個性解析においては，身長や体の幅・厚みといった静的特徴においても，歩行周期や歩行速度，歩幅，足の運びや腕の振り幅における左右非対称性，猫背といった動的特徴においても，十分に個性を表現する特徴であることを示すことができた．また，計測した歩容個性を，CG キャラクタに反映するために，複数の標準モデルを適切なブレンド率で合成する手法を提案した．

今後の課題としては，生成された CG キャラクタが歩容個性計測対象者の個性を十分表しているかを確認するための主観テストを行う必要がある．また今後は，DIM プロジェクトのアウトリーチ活動²⁾ で得られた約 1600 人のデータを用いて歩容個性計測を行い，歩容に現れる年齢や男女の個性の違いを判別する予定である．

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．

本研究を行うにあたり，標準モデルや CG キャラクタの合成を行って頂いた早稲田大学森島研究室の皆様へ深く感謝の意を表します．

参 考 文 献

1) フューチャーキャストシステム. <http://www.expo2005.or.jp/jp/C0/C3/C3.7/C3.7.8/index.html>.

- 2) Dive into the movie. <http://www.diveintothemovie.net/jp/>.
- 3) 森島繁生, 八木康史, 中村哲. ストーリへの没入感を実現するダイブイントゥザムービープロジェクト. 電子情報通信学会技術研究報告, No. PRMU2007-184, pp. 153-160, 1月 2008.
- 4) D.Gafurov, K.Helkala, and TorJel. Sondrol. Biometric gait authentication using accelerometer sensor. *Journal of Computer*, Vol.1, No.7, pp. 51-59, April 2006.
- 5) モーションキャプチャシステム Vicon. <http://www.crescentvideo.co.jp/vicon/>.
- 6) A.F. Bobick and A.Y. Johnson. Gait recognition using static activity-specific parameters. In *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.1, pp. 423-430, 2001.
- 7) A.Kale, N.Cuntoor, B.Yengnanarayana, A.N. Rajagopalan, and R.Chellappa. Gait analysis for human identification. In *Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication*, Vol.3, pp. 706-714, April 2003.
- 8) Y.Liu, R.Collins, and Y.Tsin. Gait sequence analysis using frieze patterns. In *European Conference Computer Vision 2002*, pp. 733-736, May 2002.
- 9) J.Han and B.Bhanu. Individual recognition using gait energy image. In *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.28, pp. 316-322, February 2006.
- 10) Y.Makihara, R.Sagawa, Y.Mukaigawa, T.Echigo, and Y.Yagi. Gait recognition using a view transformation model in frequency domain. In *European Conference Computer Vision 2006*, Vol.3, pp. 151-163, May 2006.
- 11) 田中 秀典, 中澤 篤志, 竹村 治雄. ポリウムデータの細線化とグラフマッチングを用いた事例ベース人体姿勢推定. 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.91, No.6, pp. 1580-1591, June 2008.
- 12) 岡田隆三, シュテンガピオン. シルエットを用いた tree-based filtering による人体の姿勢推定. 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2006), pp. 63-69, July 2006.
- 13) 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. 情報処理学会研究報告, 情報処理学会, No. 2006-CVIM-152, pp. 117-124, 大阪, 1月 2006.
- 14) 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. 信学論 D, Vol. J92-D, No.8, 2009.