

歩行動作特性からの年齢層の推定

深山 篤[†](正員) 澤木美奈子[†](正員)
 村瀬 洋[†](正員) 萩田 紀博[†](正員)

Age Estimation from Dynamic Features of Gait
 Atsushi FUKAYAMA[†], Minako SAWAKI[†],
 Hiroshi MURASE[†], and Norihiro HAGITA[†], *Regular Members*

[†] NTT コミュニケーション科学基礎研究所, 厚木市
 NTT Communication Science Laboratories, 3-1 Morinosato
 Wakamiya, Atsugi-shi, 243-0198 Japan

あらまし 歩行者のシルエット動画像の外接方形から、歩幅、歩速、歩調などの歩行動作特性を抽出し、子供・大人・高齢者の3種類の年齢層を推定する手法を提案した。実験の結果、60~70%の認識率が得られた。

キーワード 歩行動作特性, 画像処理, 年齢推定
 1. まえがき

人間は人物の顔や服装など静的な情報が得られない状況でも、MLD (Moving Light Displays: 身体の複数の部位に取り付けた光点の移動) などを用いて動きのみを観察することで、性別などの属性や個人の識別がある程度可能であることが知られている [1], [2]。これからわかるように、人間の動作の動的特徴には個人性情報が含まれている。従来、このような動作の動的特徴を用いて、画像処理により個人を識別する研究が行われている [3], [4]。

一方、画像処理を用いて年齢を推定することができれば、通行人の年齢分布の自動調査などへの応用が期待できる。しかしながら、従来、画像認識により年齢を推定する研究はあまり行われていない。例えば、静止顔画像から人間の年齢を推定する少数の研究 [5] はあるものの、顔の輪郭や皺などの特徴を用いたものであり、これらの特徴の抽出には高解像度の画像と複雑な処理が必要である。

本論文では、人間の動作の動的特徴に着目し、歩行シルエット動画を入力として、年齢層を子供・大人・高齢者の3クラスに推定する手法を提案する。ちなみに歩行シルエット動画像は比較的遠方から撮影した低解像度の動画像からでも安定して抽出することができる。特徴量としては、歩速、歩幅、歩調、歩速の標準偏差、歩行加速度、高さの標準偏差を用いた。

2. 歩行動画像の作成

2.1 歩行者の年齢構成

本論文の年齢層推定実験では、子供の年齢層を6~12歳、大人を13~64歳、高齢者を65~80歳とした。

表 1 歩行者の年齢構成
 Table 1 Ages of walkers.

年齢層	構成	人数 (人)	年齢分布(歳)	
			平均	標準偏差
子供 (6~12歳)	男性	12	9.33	2.02
	女性	12	8.67	2.27
大人 (13~64歳)	男性	12	36.58	15.49
	女性	12	33.75	13.75
高齢者 (65~80歳)	男性	12	70.50	4.74
	女性	12	70.67	4.68

それぞれの年齢層の年齢分布は表1のとおりである。このように年齢層を分割するにあたっては、以下に示す医学・人間工学の分野で行われている歩行動作解析の研究を参考にした。

65歳以上を高齢者、それ以下を大人と分割した理由は、若年群(20~39歳)、中年群(40~64歳)、高齢群(65~90歳)の歩幅、歩隔、歩調、歩速、などの歩行動作特性を比較した研究 [6] によっている。ここでは、若・中年群の間には差が見られなかったが、これら2群と高齢群の間には有意な差が見られたと報告されている。

12歳以下を「子供」の年齢層と決定する際には、文献 [7] を参考とした。その中で、1歳から7歳までの幼児420人の歩幅、歩速、歩調などの歩行動作特性を大人(30~35歳)と比較した結果、脚長と上記の歩行動作特性の間には強い相関があると指摘されている。このことから、脚長が大人と明確に区別できる年齢以下に、大人と子供の境界を設定することが妥当であるといえる。また、応用を考えると小学生とそれ以上を区別することが最も意味があると考えられるため、子供を12歳以下とした。

2.2 撮影条件

背景色を白に統一したスタジオ内に設けた3mの歩行ライン上を、表1の72人の歩行者が各々1往復ずつ歩いた。その様子を、1台の固定カメラで側面から撮影し、各歩行者の右側面及び左側面の映像を得た。年齢以外の条件をできるだけ一定にするため、歩行者には以下の指示を与えた。

- ハイヒール、サンダル、ブーツなどは避け、底の薄い靴を履いてくるように事前に指示した
- 撮影直前の運動量の影響を除くため、撮影前約10分間、歩行者は着席して安静な状態に保たれた
- 急いだりせずに「普通に」歩くように歩行者に指示した^(注1)

このようにして撮影した72人分、合計144本の歩



図1 シルエット動画像 (男性, 大人, 左側面)
Fig.1 Silhouette movie. (male, adult, left profile)

行動画像を, 256 階調の濃淡映像に変換した後, 各フレームにしきい値 200 以上の領域を背景として除去するしきい値処理を行い, 図 1 のような 640×480 ピクセル, 30 フレーム/秒のシルエット動画像を作成した. これ以降で述べる主観評価及び画像処理による年齢推定実験にはこのシルエット動画像を用いた.

3. 主観評価による年齢層推定実験

3.1 実験条件

人間がシルエット動画像中のどの特徴に注目して年齢を推定するのかについて調査することを目的として, 被験者に歩行動作のシルエット動画像を提示し, 年齢を推定させる主観評価実験を行った.

被験者は表 1 の 72 人の歩行者とは異なる大学生 18 人 (男性 8 人, 女性 10 人) である. 被験者は, シルエット動画像を観察しその人物の年齢層を推定するという作業を, 歩行者 72 人すべてについて行った. 歩行者の性別によって, 被験者が注目する特徴が異なるか否かを調べるため, 性別がわからない状態で年齢を推定する「性別未知条件」と, 各歩行者の性別が前もって与えられる「性別既知条件」の 2 条件のもとで実験を行った. また, シルエット動画像の提示順はランダムに決定し, 被験者には年齢層・性別ごとのデータ数が均等であるとは限らないという教示を与えた.

3.2 結果と考察

上述の条件で実験を行った結果を表 2 に示す.

性別未知/既知の両条件で 70% 程度の認識率が得られた. 高齢者の認識率が低くなっているのは, 高齢者全体の 60% が大人と誤認識されているためである. また, 性別未知条件と性別既知条件の認識率に有意な差は見られなかった.

実験終了後, 年齢を推定する際に着目した点について, 被験者にヒアリングを行った. その中で歩行動作について言及したものは以下の 3 点があった.

- (A) 高齢者は歩速の変化が激しい
- (B) 高齢者は摺足歩行になっている

表 2 被験者による年齢層推定実験の認識率 (%)
Table 2 Results of age estimations by the subjects (%).

	性別未知	性別既知	
		男性	女性
子供	80.8	91.7	73.6
大人	94.7	93.1	94.9
高齢者	36.1	36.1	56.5
平均	70.5	73.6	75.0
		74.3	

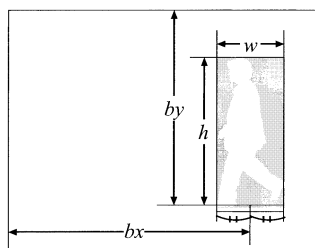


図 2 外接方形パラメータ
Fig.2 Parameters of the circumrectangle.

(C) 子供は跳ねるように歩いている
歩行動作特性として動画像から抽出できるよう, これらを定量的な表現に改めると (A) は「歩速の標準偏差が大きい」(B) は摺足歩行では踏出し力が弱くなるため「歩行加速度が小さい」(C) は「シルエットの高さの標準偏差が大きい」と表すことができる.

4. 歩行動作特性の抽出

画像処理による年齢推定の特徴量として用いる歩行動作特性を, シルエット動画像から抽出する方法を述べる. 歩行動作特性としては, 従来研究 [6], [7] で使用されている「歩幅」「歩調」「歩速」と, 主観評価実験のヒアリング結果から得られた「歩行加速度」「歩速の標準偏差」「シルエットの高さの標準偏差」の 6 種類を採用した.

4.1 外接方形抽出

図 1 のシルエット動画像の各フレームから, 人物領域の外接方形を切り出す. i 番目のフレームから抽出された外接方形は, 図 2 に示す外接方形パラメータ $x_i = (bx_i, by_i), w_i, h_i$ ($i = 1, 2, \dots, N, N$: フレーム数) によって表現される.

4.2 歩行動作特性の定義

それぞれの歩行動作特性 ([] 内は単位を表す) を外

(注 1): 歩き方に関する明確な指示なしで普通に歩いた際の歩行特性の再現性については文献 [8] で検証されており, 1~2 週間の間隔をあけて 2 日間, 子供と大人各 12 人ずつの歩行特性を測定した結果, 子供・大人双方とも両測定日の歩行特性の間に有意な差は認められなかったと報告されている.

接方形パラメータの時系列から以下のように定義する。ただし、 $\{m_j\}$ ($1 \leq j \leq M, m_j < m_{j+1}$) は w_i を極大にするすべての i の集合、 t_i はフレーム i が撮影された時刻 ([s]) である。

歩幅 L [-] :

$$L = \frac{1}{H} \frac{1}{M-1} \sum_{j=1}^{M-1} \| \mathbf{x}_{m_{j+1}} - \mathbf{x}_{m_j} \| \quad (1)$$

歩調 C [steps/min] :

$$C = \frac{60}{(t_{m_M} - t_{m_1}) / (M-1)} \quad (2)$$

歩速 S [s] :

$$S = \frac{1}{H} \frac{\| \mathbf{x}_N - \mathbf{x}_1 \|}{t_N - t_1} \quad (3)$$

歩速の標準偏差 SS [-] :

$$SS = \frac{1}{H} \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} s_i^2 - S^2} \quad (4)$$

$$s_i = \frac{\| \mathbf{x}_{i+1} - \mathbf{x}_i \|}{t_{i+1} - t_i}$$

歩行加速度 A [s^2] :

$$A = \frac{1}{H} \frac{1}{N-2} \sum_{i=1}^{N-2} a_i^2 \quad (5)$$

$$a_i = \frac{s_{i+1} - s_i}{t_{i+1} - t_i}$$

シルエットの高さの標準偏差 HS [-] :

$$HS = \frac{1}{H} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N h_i^2 - H^2} \quad (6)$$

上記の定義に見られるように、長さの次元を含む L, S, SS, A, HS はすべて $H = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N h_i$ で正規化している。これは、サーベイランスのような応用を考えた際、カメラと歩行者の距離は必ずしも一定にならず、正規化を必要とするためである。

歩行者 p ($1 \leq p \leq 72$) の歩行動作特性は、2.2 で述べたとおり 1 人につき 2 回の撮影を行ったため、 $L_{pq}, C_{pq}, S_{pq}, SS_{pq}, A_{pq}, HS_{pq}$ ($q = 1, 2$) と表す。識別器に入力する歩行者 p の特徴ベクトル f_{pq} の要素は、これら 6 種類の歩行動作特性の標準得点 ($\tilde{L}_{pq}, \tilde{C}_{pq}, \tilde{S}_{pq}, \tilde{SS}_{pq}, \tilde{A}_{pq}, \tilde{HS}_{pq}$) である。

5. 画像処理による年齢層推定実験

4.2 で述べた特徴ベクトルを識別器に入力し、年齢層を推定する実験を行った。

表 3 画像処理による年齢層推定実験の認識率 (%)
Table 3 Results of age estimations by the algorithm (%).

	性別未知	性別既知	
		男性	女性
子供	52.1	75.0	45.8
大人	72.9	83.3	75.0
高齢者	56.3	70.8	62.5
平均	60.4	76.4	61.1
		68.7	

表 4 実験パラメータ (上段: 特徴量, 下段: k 値)
Table 4 Parameters used for the age estimations.
(upper: used features, lower: k value)

	性別未知	男性	女性
第 1 段階 識別器	$\tilde{L}, \tilde{C}, \tilde{S}, \tilde{A}, \tilde{HS}$ $k = 15$	\tilde{L}, \tilde{S} $k = 1, 3$	$\tilde{L}, \tilde{A}, \tilde{HS}$ $k = 8$
第 2 段階 識別器	$\tilde{L}, \tilde{SS}, \tilde{HS}$ $k = 14$	$\tilde{L}, \tilde{SS}, \tilde{HS}$ $k = 1$	\tilde{C}, \tilde{S} $k = 3$

識別器には k -Nearest Neighbor (k -NN) 法を用い、特徴ベクトル間の距離はユークリッド距離とした。

実験のパラメータとして、 k -NN の k 値と、特徴ベクトル f_{pq} の要素の組合せを変化させた。 k 値は 1 から 20 まで変化させた。特徴ベクトルの要素の組合せは、 $\{\tilde{L}, \tilde{C}, \tilde{S}, \tilde{SS}, \tilde{A}, \tilde{HS}\}$ のべき集合から空集合を除いた、63 通り ($= 2^6 - 1$) の組合せを順次用いた。

これら 2 種類のパラメータを変化させるにあたって、子供とその他の年齢層の識別と、大人と高齢者の識別に有効なパラメータが一致しないことが考えられる。そのため、第 1 段階の識別器で子供を識別し、第 2 段階の識別器で大人と高齢者を識別する「2 段階識別」を行った。

主観評価による実験と同様、「性別未知条件」と「性別既知条件」の両条件のもとで実験を行い、それぞれ認識率を求めた。認識率の計算は leave-one-out に基づいて行った。すなわち、

テストデータ: $f_{p'1}, f_{p'2}$

学習データ: $\{f_{pq} | p \neq p', q = 1, 2\}$

として、性別未知条件では p' を 1 から 72 まで変化させて 144 回の識別を行った際に正しい年齢層に識別された回数の割合を認識率とし、性別既知条件では男女別にそれぞれ 72 回の識別結果から同様に認識率を求めた。

使用する特徴量と k 値により認識率が変化するが、その中で認識率が最も高かった結果を表 3 に示す。そのときの各段階の識別器で使用した特徴と k 値を表 4 に示す。

性別未知条件で 60.4%，性別既知条件で 68.7% の認識率が得られることがわかった。

6. 考 察

a) 特徴量と精度について

より高い認識率を得るために、4.2 で特徴量として導入した歩行動作特性以外に、「身長」を特徴量に加えて実験を行った。身長抽出は、4.2 で求めたシルエットの高さの平均 H を身長とみなすことで簡単に行える。身長を加えた年齢層推定実験の結果、性別未知条件で 77.1%，男性の性別既知条件で 90.3%，女性で 86.1% の認識率が得られた。

このように、4.2 で提案した動的な特徴のみでなく、身長のような静的な特徴を追加することで更に認識率を向上させ得ることがわかった。身長以外にも、服装、髪型、姿勢などが考えられるが、処理が複雑になり本手法の利点を損なう可能性がある。身長に関しても、本論文の撮影条件では歩行者はほぼ一定の線上を歩行したため、シルエットの高さの平均 H を身長と仮定することができたが、実環境下での応用ではカメラと歩行者の間の距離を算出しシルエットの高さを補正することが必要となる。

b) 年齢層と特徴量の関係

本論文で用いた特徴量が年齢層間で有意差を示すことを、各特徴量の年齢層内平均を t 検定にかけることにより確認した。その結果を表 5 に示す。男女ともに多くの特徴量で子供とその他の年齢層の間に有意差が認められ、それらの特徴量で子供は他の年齢層より高い値を示す。

一方、高齢者の場合は、特に男性ではほとんどの特徴で有意差が確認できなかった。男性高齢者の特徴量分布を調べると、特徴空間で互いに近接している 2~3 人からなるサブグループが存在していることがわかった。このようなデータ分布と k -NN の特性によって、特徴量の平均に有意差が見られないにもかかわらず認識率が 70% になったと考えられる。

表 5 特徴量の両側 t 検定の結果

Table 5 Results of t -tests of the features.

年齢層		有意差の認められる特徴量
男 性	子供-その他	$\bar{L}^\dagger, \bar{C}^\ddagger, \bar{S}^\ddagger, \bar{S}S^\ddagger, \bar{A}^\ddagger$
	大人-高齢者	$\bar{H}S^\ddagger$
女 性	子供-その他	$\bar{L}^\dagger, \bar{S}^\ddagger, \bar{A}^\ddagger, \bar{H}S^\ddagger$
	大人-高齢者	$\bar{L}^\ddagger, \bar{S}^\ddagger, \bar{A}^\ddagger$

(\dagger は有意水準 5% 以下, \ddagger は有意水準 1% 以下で左列の年齢層間に有意差が認められることを示す)

c) 手の影響による歩幅の誤差について

本手法では、式 (1) で示すように外接方形の幅 w_i の極大値が歩幅に等しいと仮定して歩幅 L を計算している。しかし、手を大きく振った場合などには手の先端の影響で w_i が増大し、 L が実際の歩幅よりも大きくなることが考えられるため、このような手の影響による L の誤差を評価した。その結果、今回のデータでは、手の影響による誤差の発生頻度は 1.5%，実際の歩幅で正規化した誤差の大きさの平均は 2.7% であった。また、各年齢層内の L の標準偏差で正規化した誤差の大きさを調べたところ、誤差は平均して L の年齢層内標準偏差の 0.38 倍であることがわかった。これらの値から、手による L の誤差が年齢層推定に与える影響は小さいと考えられる。なお、手の影響が大きいと考えられる状況下では、下半身の外接方形を用いることによって、単純な処理でこの影響を取り除くことが可能である。

7. む す び

歩行者を撮影したシルエット動画像から、子供 (6~12 歳)、大人 (13~64 歳)、高齢者 (65~80 歳) の年齢層を推定する手法を提案した。低品質の画像から単純な処理で抽出できる、歩幅、歩速、歩調などの 6 種類の歩行動作特性について調べた。これらの歩行動作特性を特徴量として上記の 3 クラスの年齢層を推定する実験を行ったところ、性別未知条件では 60.4%，性別既知条件では男性 76.4%，女性 61.1% の精度で年齢層の推定が可能であることがわかった。更に身長を特徴に加えて推定実験を行うことで、精度が向上することを確認した。

今後は歩行者の人数を増して実験を行い、年齢層と歩行動作特性の一般的な関係を明らかにする。また、実環境での応用の課題について検討を行っていく。

謝辞 日ごろより御指導頂いている、コミュニケーション科学基礎研究所石井健一郎所長、並びに所員の皆様に深く感謝致します。

文 献

- [1] J. Cutting and L. Kozlowski, "Recognizing friends by their walk: Gait perception without familiarity cues," *Bulletin of the Psychonomic Society*, vol.9, pp.353-356, 1977.
- [2] C. Barclay, J. Cutting, and L. Kozlowski, "Temporal and spatial factors in gait perception that influence gender recognition," *Perception and Psychophysics*, vol.23, no.2, pp.145-152, 1978.
- [3] H. Murase and R. Sakai, "Moving object recognition in eigenspace representation," *Pattern Recognit.*

- Lett., vol.17, pp.155-162, 1996.
- [4] P. Huang, C. Harris, and M. Nixon, "A statistical approach for recognizing humans by gait using spatial-temporal templates," *ICIP'98*, vol.3, pp.178-182, 1998.
- [5] Y. Kwon and N. da Vitoria Lobo, "Age classification from facial images," *CVPR'94*, pp.762-767, 1994.
- [6] 赤平年三, "歩行の加齢現象とめまい平衡障害例の歩行分析," *日本耳鼻咽喉科学会会報*, vol.102, pp.277-285, 1999.
- [7] D. Sutherland, "The development of mature gait," *Gait and Posture*, vol.6, pp.163-170, 1997.
- [8] H. Stolze, J.P. Kuhtz-Buschbeck, C. Mondwurf, K. Jöhnk, and L. Friege, "Retest reliability of spatiotemporal gait parameters in children and adults," *Gait and Posture*, vol.7, pp.125-130, 1998.
- (平成 12 年 8 月 29 日受付, 12 月 11 日再受付)
-