歩容認証とその科学捜査への応用

Gait Recognition and Its Applications to Forensics

榎原 靖 Yasushi MAKIHARA
八木康史 Yasushi YAGI

村松大吾 Daigo MURAMATSU

アブストラクト 人の歩き方（歩容）には、年齢・性別・感情・健康状態といった様々な情報が含まれている。中でも、人の歩き方の個性に基づいて個人を認証する歩容認証が注目を集めている。歩容認証は、ほかのバイオメトリクスとは異なり、カメラから遠く離れた人物の無意識の歩行に対しても適用可能であるため、科学捜査などへの応用が期待される。本稿では、歩容認証の基本的な特徴表現などを紹介するとともに、近年の深層学習を取り入れた手法も紹介する。更に、歩容認証手法の科学捜査への応用事例についても紹介し、最後に、今後の歩行認証技術の展望を述べる。

キーワード 歩容、バイオメトリクス、個人認証、科学捜査

Abstract Gait has been considered as a biometric cue for identifying a person, and hence, gait recognition has recently become an active research area. Unlike other biometrics, gait recognition is still applicable even if the target person is captured at a distance from the camera without being aware of the camera, and therefore, it is expected to be applied to be forensics using CCTV footage. In this article, we introduce basic approaches to gait recognition, as well as recently deep-learning frameworks for it. Moreover, we address our practice of gait recognition in forensics. Finally, we conclude this article with perspectives on gait recognition in the future.

Key words Gait, Biometrics, Identification, Forensics

1. はじめに

歩容（歩様）は、動物が地面の上を移動する際の手足の動き、すなわち、歩行のパターンを表す用語であり、生体運動学や制御工学の分野で古くから研究対象とされてきた。特に、四足歩行の動物の典型例として、馬の歩容が古くから研究されており、移動の速さが増すにつれて、常足 (walk)・早足 (trot)・駆足 (cantor/gallop) と変化し、四足の着地のタイミングが変化する。一方で、二足歩行であるヒトの歩容は、基本的には左右の足を順に前に出すパターンとなることから、四足歩行の動物と比較するとその変化は限定的である。

しかしながら、二足歩行であるヒトの歩容にも、なお多くの情報が含まれることが知られている。例えば、遠方にいる家族や友人を、その歩き姿で識別できた経験を多くの人がもつのではないだろうか。実際に、精神生理学の分野では、歩容から知

図1 異なる二人の歩行時のシルエット画像列

人を認識する実験や、人物の性別を識別する実験が行われている⁽¹⁾。また、点光源を人体の関節部に付けて提示する生体運動学的な情報から、個人の識別や感情の推定が可能との報告もある⁽²⁾。一例として、読者各位にも、図1に示す2人の歩行時のシルエット（影絵）画像列に対する性別・年齢の推定を試みて頂きたい。顔画像による性別・年齢推定と比べると難しいものの、顔が見えない歩行時のシルエット画像列からでも、上段の人物が成人女性、下段の人物が少年であると、多くの方が推測できるのではないかと推察される^(注1)。

加えて、歩容と病気の間には密接な関係があるといわれている。例えば、パーキンソン病・特発性正常圧水頭症・ロコモティブ症候群といった病気や症候群になると、歩容に障害が現れることが知られており⁽³⁾、歩容観察を通じた病気の診断などが試みられている⁽⁴⁾。また、日本国内に数多くの歩行指導の教室^(注2)が開催されていることから、より健康的で美しく見える歩容への

榎原 靖 正員 大阪大学高等共創研究院
E-mail makihara@am.sanken.osaka-u.ac.jp

村松大吾 正員 成蹊大学理工学部
E-mail muramatsu@st.seikei.ac.jp

八木康史 正員 大阪大学産業科学研究所
E-mail yagi@am.sanken.osaka-u.ac.jp

Yasushi MAKIHARA, Member (Institute for Advanced Co-Creation Studies, Osaka University, Ibaraki, Osaka, 567-0047 Japan), Daigo MURAMATSU, Member (The Faculty of Science and Technology, Seikei University, Musashino, Tokyo, 180-8633 Japan), Yasushi YAGI, Member (The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University, Ibaraki, Osaka, 567-0047 Japan).

電子情報通信学会 基礎・境界サイエティ
Fundamentals Review Vol.14 No.4 pp.318-328 2021 年 4 月
©電子情報通信学会 2021

(注1)：より詳細には、上段が37歳の女性、下段が8歳の少年である。

(注2)：例えば、NPO ウォーキング研究所 <http://walking.gr.jp/>や、ポスチュアウォーキング協会 <https://www.posture.co.jp/>などが挙げられる。

図2 歩容属性推定手法⁽⁵⁾による歩容の綺麗さの推定値が異なる2人の人物の歩行シルエット画像列

図3 遠方から撮影された歩行画像と人物領域及び顔領域の拡大画像

関心も高まっているといえる。一例として、人の知覚に基づく歩容のよさの推定手法⁽⁵⁾を用いて、推定値が大きく異なる2人の歩行シルエット画像列（いずれも30代男性）を図2に示す。恐らく、多くの人が、下段よりも上段の方がよい歩容と感ずるのではないかと推察される。

このように、歩容には実に様々な情報が含まれるが、中でも重要な情報が個人性である。歩行中の歩幅・腕の振り・姿勢などは人によって異なり得ることから、歩容は、個人を識別するための行動的生体情報（バイオメトリクス）の一種とみなされている。また、2017（平成29）年の改正個人情報保護法の個人情報の保護に関する法律施行令^(注3)において、歩容が個人識別符号として取り上げられるなど、バイオメトリクスのモダリティの一つとしての認識が社会に広まりつつある。

このような歩容の個性に基づいて個人を認証する手法を「歩容認証」と呼ぶ。歩容は、指紋・静脈・虹彩といったほかの生体情報とは異なり、対象者がカメラ（センサ）から遠く離れた場所において、低解像度で映っていても認証可能であることから、遠方からの個人認証が可能な唯一のモダリティとして注目を集めている。例えば、図3に示すように、ある人物の歩行画像がカメラから遠く離れた場所で撮影されたとする。この例では、人物領域を拡大した画像から分かるように、歩容・体型などを含めた全身像としての情報は、ある程度、観察可能である。一方、顔領域を拡大した画像から分かるように、顔認証に必要な解像度は不足している。特に、防犯カメラ映像を用いた犯罪捜査の場面を想定すると、低解像度の問題以外にも、対象者がサンングラス・マスク・ヘルメット・目出し帽などで顔を隠している場合や、後ろを向いていて顔が映っていないなど、顔認証の利用が困難となる場合が考えられる。そのような場合でも歩容認証は利用可能であることから、防犯カメラ映像を用いた歩容認証による科学捜査への応用が期待されている。

歩容認証の研究は、1990年代後半より、画像認識の1研究分

（注3）：https://www.ppc.go.jp/files/pdf/290530_personal_cabinetorder.pdf

図4 歩容認証の基本的な流れ

野として開始され、2000年代前半に、アメリカ国防高等研究計画局（DARPA）の予算で、顔と歩容を用いた遠方からの個人認証に関するプロジェクト⁽⁶⁾が実施されて以降、世界各国で本格的に実施されるようになった^{(7)・(8)}。今日に至るまで、歩容認証の技術は継続的に発展してきており、科学捜査としての歩容認証結果（鑑定結果）が裁判証拠として採用される例も報告されつつある^(注4)。

本稿では、このように実社会での利活用が広がりつつある歩容認証について、その課題・手法・応用例を含めて概説する。まず、歩容認証の基本的な流れを紹介するとともに、歩容認証を困難にする個人内変動要因について触れる。その上で、歩容認証の研究を進める上で欠かせない歩行映像データベースや、代表的な歩容の特徴表現を紹介する。また、深層学習を取り入れた最新の歩容認証手法についても言及する。更に、科学捜査向けに開発した歩容鑑定システムについても紹介し、最後に、今後の歩容認証技術の展望を述べる。

2. 歩容認証の基本的な流れ

歩容認証は、ほかの画像に基づく生体認証と同様、画像認識に基づく技術である。その特徴表現としては、人体を関節体モデルで表現して、関節角系列や体の部位の大きさを歩容及び体型のパラメータとして抽出するモデルベースの表現と、モデル当てはめを行わずに画像そのものを直接利用するアピアランスベースの表現（見えに基づく表現）に大別される。以下、図4に基づいて、歩容認証の基本的な流れを説明する。

- (a) 入力映像の取得：対象人物の歩行が映っている入力映像（画像列）を取得する。多くの場合は、一台のカメラで撮影された映像を利用するが、高いセキュリティレベルを要する場所においては、人物の三次元的な歩容解析を目的として、複数台の同期カメラや距離センサによって入力映像を取得することもある。また、歩容認証は、通常、人物や服装の色やテクスチャ（模様）の情報を特徴としては利用しないため、カラーカメラ・赤外線カメラなど、異なる波長帯域で撮影された映像でも利用可能である。
- (b) 前処理：入力映像から、対象人物の領域を取得する。まず、人物検出手法⁽¹¹⁾や人物追跡手法⁽¹²⁾を利用して、対象人物の領域を囲む外接矩形（bounding box）の時系列を取得する。また、アピアランスベースの手法の多くは、図1に示すような人物のシルエットを用いて特徴を抽出することから、人物領域の抽出手法（例えば、背景差分法・グラフ

（注4）：例えば、英国での2008年の例⁽⁹⁾や、日本での2016年の例⁽¹⁰⁾がある。

カット領域分割⁽¹³⁾・セマンティック領域分割⁽¹⁴⁾など)を用いて、対象人物のシルエット画像列を取得する。

- (c) 特徴抽出：モデルベースの手法の場合は、対象人物の領域に対して、人体モデル当てはめ（例えば、文献(15)など）を行い、歩幅や関節角の時系列といった歩容パラメータを特徴として抽出する。アピランスベースの手法の場合は、入力映像やシルエット画像列に対して、時間または空間、もしくはその両方に対する解析（例えば、平均化処理や周波数解析）を行い、歩容特徴を抽出する。近年、高い性能を発揮している深層学習による手法の場合は、この特徴抽出と次の識別のステップを合わせて処理することもある。
- (d) 識別：入力映像から抽出した歩容特徴を、登録されている歩容特徴と照合することで、識別処理を行う。一般的には、まず、歩容特徴の各要素を並べた特徴ベクトルを定義し、入力・登録データの特徴ベクトル間の相違度（若しくは類似度）を算出する。相違度は、単純に特徴ベクトル間のノルムとして算出されることもあれば、機械学習手法を用いて、特徴ベクトルを識別により適した特徴空間や計量空間に変換してから算出されることもある。このようにして算出された相違度に基づいて、本人認証や個人識別を行う。

3. 歩容認証における個人内変動要因

ほかの生体情報と同様、歩容にも個人内変動が存在し、認証を困難にする要因となっている。特に、歩容認証の入力として、防犯カメラによる犯行現場映像といったものも考えられることから、制約なく無意識に歩く人物を対象とすることが想定される。そのため、入力・登録データの歩容特徴の間で、撮影条件や歩容自体の変化による個人内変動が生じやすい。図5を参照しつつ、以下に歩容認証における代表的な個人内変動要因を挙げる。

- (a) 観測方向：カメラの取り付け位置・角度や対象人物の歩行方向変化により、観測方向が変化する。また、対象人物が直線歩行をしている間にも、位置の変化により観測方向が徐々に変化する。特に、カメラに比較的近い歩行者の場合は、その変化が大きい。このような観測方向の変化が生じると、対象人物の歩容の見えが変化する（図5(a)）。
- (b) 服装：日が変わると服装も変化する。それにより、対象人物のシルエットも変化する（ただし、色や模様の変化は影響しない）。シャツとダウンジャケットのような季節の変

図5 歩容認証における個人内変動要因

化による服装変化は、特にシルエットへの影響が大きい（図5(b)）。

- (c) 荷物：人が外出する際には、しばしば荷物をもって歩行することから、荷物の種類や有無によって、対象人物のシルエットが変化する（図5(c)）。更に、荷物の重量が大きい場合には荷重の変化により姿勢が変化する、また、手提げ鞆やスーツケースの場合には腕の振り方が変化するなど、歩容自体を変化させることもある。
- (d) 歩行速度：公園をゆったりと散歩しているときや、駅まで急いで早歩きをしているときなど、状況によって歩行速度は変化する。歩行速度が変化すると、歩幅・腕の振り・姿勢などが変化する。更に、歩行速度が一定値を超えると、歩容が歩行から走行に変化し、動きが大きく変化する（図5(d)）。

上記以外にも、構造物や別の人物による部分的な隠蔽状況の違い、撮影時のフレームレートの違い、靴の種類や地面の状態の違いによる歩容変化、日々の体調やそのときの感情による歩容変化、成長や加齢に伴う歩容の経時変化など、様々な個人内変動要因が存在する。一方で、歩容認証は対象人物の色や模様を利用しないことから、顔認証における代表的な個人内変動要因である照明変動については、ほとんど影響を受けない^(注5)。

これらの個人内変動に対しては、後述の特徴表現の工夫や、個人内変動を含む学習データを用いた機械学習などにより、対応する必要がある。

4. 歩行映像の公開データベース

歩行映像データベースは、識別器の学習や認証精度の評価などにおいて、重要な役割を果たす。歩行映像データベースに必要な要素としては、被験者の多様性や数に加えて、個人内変動の多様性が挙げられる。表1に主要な歩行映像データベースの一覧を示す。

静止画として扱われる顔や指紋などの生体情報と比較すると、動画を対象とする歩行映像データベースの収集には手間がかかることから、歩容認証の研究初期には、数十名程度の小規模のデータベースしか存在しなかった。2000年代に入ると、ようやく、100人程度のデータベースが構築され、歩容認証の精度評価などに標準的に利用され始めた。サウサンプトン大学が公開している SOTON Large⁽¹⁶⁾は、100人規模被験者で構築された初めての歩行映像データベースであり、屋内での歩行機上と地面上での歩行、屋外での地面上での歩行の3種類の環境でのデータ収集を行っている。また、南フロリダ大学が公開している USF HumanID⁽¹⁷⁾は、豊富な個人内変動要因を含む歩行映像データベースであり、認証精度評価にも頻繁に用いられてきた。中国科学院自動化研究所が公開している CASIA-B⁽¹⁸⁾は、0度（正面）から180度（背面）までの18度刻みの11方向の観測方

(注5)：ただし、夜間など照明条件が暗く、対象人物と背景の分離が困難であり、シルエットが抽出できないような場合には、当然、歩容認証も困難となる。

表 1 代表的な歩行映像の公開データベース 太字は、各項目で最大のものを表す

名称	被験者数	映像数	個人内変動要因 (要因のバリエーション数)
SOTON Large ⁽¹⁶⁾	115	2,128	観測方向 (2), 環境 (3: 歩行機, 屋内, 屋外)
USF HumanID ⁽¹⁷⁾	122	1,870	観測方向 (2), 靴 (2), 路面 (2), 荷物 (2), 時間経過 (2: 半年)
CASIA-B ⁽¹⁸⁾	124	1,240	観測方向 (11), 服装 (2), 荷物 (2)
TUM-GAID ⁽¹⁹⁾	305	3,370	服装 (2), 荷物 (2), 靴 (2), 時間経過 (2)
OUTD A ⁽²⁰⁾	34	612	歩行速度 (9: 2km/h から 10km/h の 1km/h 刻み)
OUTD B ⁽²⁰⁾	68	2,764	服装変化 (32: ダウンジャケット, コート, バギーパンツ, ハーフパンツ, 帽子など)
OULP ⁽²¹⁾	4,007	7,842	観測方向 (4)
OULP-Age ⁽²²⁾	63,846	63,846	-
OULP-Bag ⁽²³⁾	62,528	178,018	荷物 (2: 被験者各々が所持する荷物)
OUMVLP ⁽²⁴⁾	10,307	277,358	観測方向 (14: 0 度から 90 度と 180 度から 270 度の間の 15 度刻み)
OUMVLP-Pose ⁽²⁵⁾	10,307	277,358	観測方向 (14)

図 6 常設デモ展示と歩行映像データ収集の仕組み 科学館への来場者が、歩行映像解析のデモ展示を体験する一方で、複数回の同意取得機会を通じて同意した来場者については、その歩行映像データを多視点カメラにより収集した。

向変化を含むデータベースであり、特に、観測方向変化に頑健な歩容認証手法の精度評価に長らく用いられてきた。ミュンヘン工科大学が公開している TUM-GAID⁽¹⁹⁾は、Microsoft Kinect を用いて、カラー画像に加えて、距離画像と歩行時の足音の音響データも収集しているマルチモーダルな歩行データベースである。著者ら（大阪大学）が公開している OUTD⁽²⁰⁾は、被験者数が 100 名に満たないものの、それぞれ歩行速度変化や服装変化の面で最大の個人内変動要因を含んでいることから、現在も、歩行速度変化・服装変化に頑健な歩容認証の精度評価に用いられている。

上記はいずれも被験者を募集してデータを収集したものであるが、被験者募集には手間やコストがかかることから、被験者数の大規模化には至らなかった。それに対して、著者らは、歩行映像解析による歩容個性計測のデモ展示イベントを複数回実施し、その来場者から同意を得て歩行映像データを収集することで、被験者募集の手間を省き、結果として、被験者数が 4,000 人を超えるデータベース OULP⁽²¹⁾を構築した。更に、著者ら

は、その規模を拡大し、約 1 年間にわたる常設デモ展示^(注6)を実施した。図 6 に示すように、本展示の来場者は、QR コードを発券した後、歩行コースを歩くことで、歩容個性計測の結果を閲覧することができる。一方で、来場者が歩行コースを 2 往復半歩く様子^(注7)を、データ収集用の多視点カメラ 7 台により撮影した。収集したデータの研究目的利用に対する同意は、入り口での説明パネル、QR コード発券時、個性計測結果の印刷物受け渡し時の 3 回の機会を通して取得した。結果として、2~90 歳の男女を含む 63,846 人（被験者数最大）の OULP-Age⁽²²⁾、実生活における荷物所持の有無を含む OULP-Bag⁽²³⁾（荷物の例は、後出図 10 を参照）、14 視点（観測方向数最大、後出図 8 参照）を含む OUMVLP⁽²⁴⁾や、OUMVLP から抽出した人体姿勢データを含む OUMVLP-Pose⁽²⁵⁾など、各指標において最大規模のデータベースを構築した。

(注6)：日本科学未来館メディアラボ第 15 期展示「アルクダケ 一歩で進歩」
<https://www.miraikan-jst.go.jp/sp/medialab/15.html>

(注7)：1 度めの往路は荷物をもって、残りの 2 往復は荷物をもたずに歩行する。

図 7 モデルベースの特徴表現 (a) Reprinted from ref. (27), Copyright (2003), with permission from Elsevier, (b) Copyright (2012) IEEE. Reprinted, with permission from ref. (28).

5. 歩容認証における特徴表現

本節では、歩容認証に用いられるモデルベース及びアピランススペースの特徴表現について、代表的なものを紹介する。

5.1 モデルベースの特徴表現

モデルベースの特徴表現においては、人体を関節体として近似して、膝・肘・腰・肩といった関節点を考え、隣接する関節点の腕・脚・胴体といった体の部位をリンクで表現するモデルを用いることが一般的である。歩行画像列に対して人体モデルを当てはめることで、リンクの大きさといった体型パラメータや、関節角の時系列といった歩容パラメータを特徴として抽出する。

人体モデルの例としては、腰・膝・足の関節を質点として振り子によって表現したモデル⁽²⁶⁾ (図 7(a)⁽²⁷⁾) や、関節角の時系列をフーリエ記述子によって表現したモデルが提案されている。更に、人体のリンクにばね構造を導入して弾性体として表現するモデル⁽²⁸⁾ (図 7(b)) も提案されている。これらモデルベースの特徴表現は、服装変化や荷物変化による影響を受けにくいという利点がある一方で、人物モデル当てはめの誤差や当てはめに要する計算コストの面で問題があるとされてきた。

一方で、2010 年代後半に入ると、深層学習に基づく高精度な人体姿勢推定手法⁽¹⁵⁾が発展したことに伴い、上記のモデル当てはめの問題は徐々に解決されつつある。前述のデータベース OUMVLP-Pose⁽²⁵⁾は、実時間で動作する姿勢推定手法 OpenPose⁽¹⁵⁾を適用して作成した、多視点の歩行姿勢系列データベースであり、図 8 から分かるように、ある程度、正しい人体姿勢推定の結果が得られていることが分かる。

5.2 アピランススペースの特徴表現

アピランススペースの特徴表現は、服装の色やテクスチャによる影響を受けないよう、人物のシルエットを用いたものが主流となっている。例えば、シルエット時系列そのものを特徴とする

図 8 データベース OUMVLP-Pose⁽²⁵⁾における OpenPose⁽¹⁵⁾の当てはめ結果 Reprinted from ref. (25) under a Creative Commons License.

図 9 アピランススペースの特徴表現 Copyright (2013) IEEE. Reprinted, with permission from ref. (31).

方法⁽¹⁷⁾や、時系列情報に対して統計処理を施した特徴表現などが提案されている。後者の代表例が、シルエット画像列を一步行周期で時間方向に平均化した歩容エネルギー画像^(注8)⁽³⁰⁾ (GEI: gait energy image) である (図 9(a)⁽³¹⁾)。GEI は極めて単純な表現方法ではあるものの、その実装の容易さ、計算コストの低さ、認証精度の高さなどの点で、歩容認証の研究において幅広く用いられている。また、その派生系として、時間方向にフーリエ解析を適用した周波数領域特徴 (FDF: frequency-domain feature, 図 9(b))、シルエット輪郭に位相 (歩行姿勢) の情報を色付けして時間積算したクロノ歩容画像 (CGI: chrono-gait image, 図 9(d))、輪郭の動き情報を時間積算した歩容フロー画像 (GFI: gait flow image, 図 9(e)) などが提案されている。また、GEI に対する変換処理を施す手法も提案されており、動

(注8)：平均シルエット⁽²⁹⁾とも呼ばれる。

図 10 データベース OULP-Bag における荷物所持の有無による GEI の変化 各列は同一人物を表す。上段：荷物所持時の GEI，下段：荷物所持時の GEI。 Copyright (2019) IEEE. Reprinted, with permission from ref. (32).

き成分を強調する歩容エントロピー画像 (GEnI: gait entropy image, 図 9 (c)) などが提案されている。

これらのアピランススペースに基づく特徴表現は、計算コストが低く、幅広く用いられている一方、観測方向や服装変化などの個人内変動による影響を受けやすいという問題点もある。例えば、荷物所持変化を含むデータベース OULP-Bag⁽²³⁾に対する GEI (図 10)⁽³²⁾を見ると、同一人物であっても、荷物所持状況により、GEI が変化していることが分かる。よって、アピランススペースの特徴表現を用いる場合には、荷物所持状況などの個人内変動要因を抑制するため、後段の識別において、機械学習手法を利用することが一般的である。

6. 深層学習による歩容認証

深層学習の発展に伴い、最近の歩容認証のほとんどは深層学習に基づく手法にシフトしており、従来の機械学習手法と比較して、高い認証精度が報告されている。本節では、深層学習による歩容認証の代表的な手法を紹介する。

6.1 GEI を入力とする識別的モデル

歩容認証に深層学習が導入された当初は、GEI を入力とした深層ネットワークが数多く提案された^{(33)~(35)}。その最も基本的な形態が、GEINet⁽³³⁾である。GEINet は、当時の物体認識において標準的に用いられていた、畳み込み層と全結合層を組み合わせた AlexNet⁽³⁶⁾を簡素化したネットワーク構造をもつ (図 11)。AlexNet は、物体クラスの確率を出力するようになっており、学習時には正解データとの交差エントロピーを最小にするようにネットワークのパラメータが学習される。その上で、評価時には、入力画像に対して確率が最大となる物体クラスとして識別する。

一方で、GEINet は、各被験者の確率を出力するようになっており、同様に、交差エントロピーを最小にするように学習する。ただし、バイオメトリクスの認証精度の評価実験においては、学習用の被験者と評価用の被験者は重複のないようにすることが一般的であるため、確率が最大となる被験者として識別することはできない。そのため、評価時には、最終層のノード

図 11 GEINet⁽³³⁾のネットワーク構造

図 12 GaitGAN⁽³⁷⁾の概念 Reprinted from ref. (37), Copyright (2019), with permission from Elsevier.

を特徴ベクトルとして扱い、入力データと登録データの間で特徴ベクトルの差を相違度として、相違度が最小となる登録被験者として識別する。

公開データベースに対する認証精度の評価結果 (後出表 2 参照) より、従来型の機械学習手法と比較して、GEINet により精度が大幅に向上していることが分かる。例えば、OUMVLP の平均精度を見ると、個人識別における 1 位認証率は約 2 倍に改善しており、本人認証における等価誤り率は約 1/3 に低減している。

6.2 GEI を入力とする生成的モデル

GEI を入力とする識別的モデルに加えて、生成的モデルも提案されている。その代表例が GaitGAN⁽³⁷⁾である。GaitGAN は、画像生成などの分野で幅広く用いられている敵対的生成モデル (GAN: generative adversarial network) によって、観測方向・服装変化・荷物所持状況の個人内変動を伴う GEI を、基準となる状況 (例えば、側面からの観測方向で、標準服・荷物所持の状況) 下の GEI に変換するモデルである (図 12)。そのように、入力ペアデータをいずれも基準となる状況下の GEI に変換した上で相違度を計算することで、個人内変動に対する頑健性を向上させている。ほかの生成的モデルとしては、観測方向変化を伴う歩容認証において、空間変形ネットワーク (STN: spatial transformer network) を用いて、入力・登録データの中間的な観測方向になるように GEI を幾何的に変形してから認証する手法⁽³⁸⁾などが提案されている。

図 13 見えと姿勢の要素分解学習による歩容認証ネットワークの構造

6.3 要素分解学習を利用したモデル

要素分解学習 (disentangled representation learning) は、様々な要素が入り交じった入力データから、各要素に対応する特徴を抽出する深層学習の枠組みであり、歩容認証の分野においても、その利用が進んでいる。代表的な手法が、見え (服の色や模様) と姿勢の要素分解学習を利用した歩容認証手法⁽³⁹⁾である。この手法では、図 13 に示すように、服装の異なる同一人物の歩行画像 (人物の領域が抽出されたもの) の時系列を入力して、畳み込み層などで構成されるエンコーダを通して、見えと姿勢の特徴に要素分解する。

ここで、見えの特徴は、本来、時系列内で一定となる (例えば、服装の色は変わらない) べきであるため、例えば、時系列内の 1 番めの見えの特徴と 2 番めの姿勢の特徴を使って歩行画像をデコードすると、時系列内の 2 番めの歩行画像と同じ画像が生成されるはずである。よって、その再構成誤差 (元の画像と生成画像との差) を損失関数とする。

また、同一人物の時系列間で、見えの特徴は変化する一方、姿勢の特徴 (歩容の特徴) は、本来、位相 (歩行姿勢) を同期させると同じになるべきである。そのような性質を満たすために、各時系列で、姿勢の特徴を時間平均して位相の影響を低減した平均姿勢特徴を算出し、時系列間での平均姿勢特徴の差を損失関数に取り入れる。また、姿勢の特徴の時系列を、時系列データの認識に標準的に用いられる long-short term memory (LSTM) を要素にもつ認証ネットワークに入力して、認証損失を算出する。

このような見えと姿勢の要素分解学習が行われると、見えと姿勢の特徴を入れ換えての歩行画像生成も可能となる (図 14)。要素分解学習による画像生成は、深層学習における学習データの拡張にも活用できることから、幅広い応用が期待される。

要素分解学習を用いたほかの手法としては、GEI を入力として、個人性と荷物所持状況の要素分解を行い、荷物所持状況の変化に頑健な歩容認証を実現している手法⁽⁴⁰⁾などが挙げられる。

図 14 要素分解学習による見えと動きの特徴の入れ換えによる歩行画像の生成例 第 1 列と第 1 行にある歩行画像から、それぞれ、見えの特徴と姿勢の特徴を抽出し、それぞれを組み合わせて生成した歩行画像が 2 行 2 列から 4 行 5 列までの成分に示されている。第 5 行と第 6 列にある歩行画像は、それぞれ、見えの特徴と姿勢の特徴を零として生成した歩行画像である。 Copyright (2019) IEEE. Reprinted, with permission from ref. (39).

図 15 GaitSet⁽⁴¹⁾のネットワーク構造

6.4 セット照合によるモデル

GEI は歩行シルエットの時系列を平均化して 1 枚の画像にしていることから、扱いが容易である一方、元の時系列と比較すると、多くの時間的情報を失っているといえる。そこで、時系列を平均化せずに、そこからランダムに選択した歩行シルエットのセット (例えば、1 枚めと 6 枚めと 8 枚めの歩行シルエットのセット) を入力とする GaitSet⁽⁴¹⁾ (図 15) と呼ばれる手法が提案されている。

GaitSet は、セット中の歩行シルエットの各々を処理する個別ストリームと、個別ストリームの中層においてセットプリーングされた特徴を処理する大局的なストリームの二つのストリームから構成される。ここで、セットプリーングとは、特徴の要素ごとにセット内でプリーング (例えば、セット中の最大

表 2 観測方向変化のもとでの 1 位認証率と等価誤り率 各データベースの括弧内は、登録被験者数を表す。OUMVLP の登録・入力 の観測方向は、0°（正面）から 90°（側面）までの 30° 刻みの 4 方向を用い、観測方向の差ごとに平均した結果を示す。また、「平均」の項目は入力と登録の観測方向の $4 \times 4 = 16$ 通りの組み合わせに対する平均精度を表す。CASIA-B は、全 11 の観測方向同士の組み合わせ（同一の観測方向を除く）に対する平均精度であり、通常・荷物所持・コート着用時の結果を各々示している。

[illegible]

値で集約) して出力する処理である.

各ストリームから出力される最終的な特徴は、水平ピラミッドプーリング層や全結合層を経て、歩容認証に用いられる最終的な特徴として出力される。ここで、水平ピラミッドプーリングとは、図 15 の右下にあるように、画像を垂直方向に様々な分割数で分割（分割結果は、水平のストライプ状の領域となる）した上で、各分割領域内でプーリングした特徴を集めて表現する手法であり、カメラ間の人物再同定分野などで広く用いられている。

GaitSet は、OUMVLP データベースによる認証精度評価 (表 2) ^{(42), (43)} において、GEI を入力とする深層学習手法である GEINet ⁽³³⁾ と比較して、1 位認証率が 2 倍以上に向上しているなど、極めて高い性能を示している。そのため、最近の深層学習を用いた歩容認証においては、GaitSet 以外にも、歩行シルエットのセットや時系列が用いられる例も散見される ^{(44), (45)}

6.5 1枚の歩行画像からの歩行周期復元モデル

歩容認証は、一般的に、歩行画像の時系列を入力とするため、対象者を検出してから認証するまでに時間遅れが生じる^(注9)。また、混雑環境下においては、人物同士の相互遮蔽が生じ、対象者の全身像が観測される時間フレームは限定的になると考えられる。更には、科学捜査の場面において、証拠が歩行画像の時系列ではなく1枚の歩行画像となる場合も考えられる^(注10)。そのため、もし、1枚の歩行画像を入力とする歩容認証が実現すると、上記の遅延・相互遮蔽などの問題を解決する有効な手段となり得る。前節で述べた GaitSet のようなセット照手法は、原理的には、画像枚数が少数であっても、入力として受け付け

図 16 1 歩行周期復元による歩容認証のネットワーク構造

る一方、その枚数が極端に少なくなると、認証精度が急激に低下することも報告されている。

そこで、1 枚の歩行シルエットを入力として、1 歩行周期分（左右計 2 歩分）の歩行シルエットの画像列を復元し、その画像列を用いて認証する手法が提案されている⁽⁴⁶⁾。本手法では、まず、入力した 1 枚の歩行シルエットをエンコーダで処理し、位相（歩行姿勢）と位相に依存する個人性の特徴を抽出し、更に、それらを合わせて処理することで、位相になるべく依存しない個人性の特徴を抽出する。その個人性の特徴をデコードすることで、1 歩行周期分の歩行シルエットの画像列を生成する。最後に、生成された 1 歩行周期分の歩行シルエットの画像列を、GaitSet などの歩容認証用のネットワークへ入力して、認証結果を得る（図 16）。学習時には、1 歩行周期分の歩行シルエット画像列の再構成誤差や認証に関する損失などを合わせた損失関数を最小化するように、ネットワーク全体を一貫して学習する。これにより、入力画像が 1 枚であっても、認証精度の低下を最小限に抑えることが可能となる。

(注9)：例えば、左右計 2 歩分からなる 1 周期の歩行画像列を用いる場合には、約 1 秒間の撮影が必要であるため、約 1 秒の遅れが生じる。

(注10)：例えば、スマートフォンでとっさに撮影した対象者の歩行写真など。

図 17 歩容鑑定システムの動作例

7. 科学捜査への応用

本節では、歩容認証を科学捜査へ応用するために作成した歩容鑑定システム⁽⁴⁷⁾について概説する。本システムは、例えば、犯行現場の防犯カメラに映った犯人の歩行映像と被疑者の歩行映像を歩容認証により照合し、同一性を鑑定するものである。

本システムは、主に対象者登録モジュール・シルエット抽出モジュール・照合モジュールで構成されている。対象者登録モジュール（図 17(a)）では、映像より、照合対象となる人物を外接矩形により指定し、対象者の観測方向などの情報と一緒に登録しておく。次いで、シルエット抽出モジュール（図 17(b)）では、背景差分法やグラフカット領域分割などを利用しつつ、人手による修正も含めて、対象者の正確なシルエットを抽出する。照合モジュール（図 17(d)）では、照合対象となる映像の組を指定し、歩容特徴の抽出や相違度算出を行う。その際、服装や荷物変化の影響を受ける領域がある場合には、相違度を算出する際にマスキングダイアログ（図 17(c)）を用いて、計算対象から除外することも可能である。

鑑定の場合には、本人認証の場合とは異なり、相違度を算出するだけでは不十分であり、同一人物の確率を出力することが望まれる。そこで、歩行映像データベースを用いて、本人同士・他人同士のペアに対する相違度の分布を各々作成し、ベイズの定理に基づいて、相違度を条件とした本人同士の事象の事後確率を算出し、提示する。相違度の分布は、観測方向やマスキングの領域に応じて、適応的に設定することで、状況に応じた適切な確率を提示する。

本システムは、2013 年度より、警察庁科学警察研究所において試験運用を開始しており、平成 26 年度警察白書概要⁽⁴⁸⁾では、歩容認証が防犯カメラ映像に基づく新たな個人識別法として取り上げられている。

8. おわりに

本稿では、歩き方の個性による個人認証である歩容認証について取り上げ、その基本的な処理の流れ、個人内変動要因、特徴

表現、公開データベースについて概説した。また、近年の歩容認証で主流となっている、深層学習に基づく手法に関しても、その代表的なものを紹介した。更に、歩容認証の科学捜査への応用として、著者らが開発した歩容鑑定システムについて触れた。

歩容認証の分野では、これまでのところ、特徴抽出の容易さや認証精度の高さから、アピアランススペースの特徴表現が広く用いられてきたが、近年の人体姿勢推定や体型推定技術の進展に伴い、モデルベースの特徴表現の利用も進むものと予想される。

また、歩行映像の公開データベースの多くが、被験者ごとの人物領域（シルエット）を抽出済みのものであるため、前処理に当たる人物検出・追跡・領域抽出と組み合わせた歩容認証の枠組みは必ずしも多くはない。よって、実環境で歩容認証を適用するためには、これらの前処理も含めて、入力画像から個人認証までを一貫して学習するような枠組みが望まれる。

更に、歩容には、個人性以外にも、年齢・性別・感情・健康状態・疾病などの様々な属性情報が含まれている。そのため、本稿で取り上げた個人認証以外にも、医療・健康・エンターテインメントなど、歩行映像解析技術を幅広い応用分野へと展開していくことが期待される。

文 献

- (1) L.T. Kozlowski and J.E. Cutting, “Recognizing the sex of a walker from a dynamic point-light display,” *Perception and Psychophysics*, vol.21, no.6, pp.575–580, Nov. 1977.
- (2) N.F. Troje, “Decomposing biological motion: A framework for analysis and synthesis of human gait patterns,” *Journal of Vision*, vol.2, pp.371–387, Sept. 2002.
- (3) L. Alcock, B. Galna, J.M. Hausdorff, S. Lord, and L. Rochester, “Gait & posture special issue: Gait adaptations in response to obstacle type in fallers with parkinson’s disease,” *Gait & Posture*, vol.61, pp.368–374, March 2018.
- (4) R. Liao, Y. Makihara, D. Muramatsu, I. Mitsugami, Y. Yagi, K. Yoshiyama, H. Kazui, and M. Takeda, “A video-based gait disturbance assessment tool for diagnosing idiopathic normal pressure hydrocephalus,” *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, vol.15, no.3, pp.433–441, Feb. 2020.
- (5) A. Shehata, Y. Hayashi, Y. Makihara, D. Muramatsu,

- and Y. Yagi, "Does my gait look nice? human perception-based gait relative attributes estimation by dense trajectory analysis," *Proc. 5th Asian Conf. Pattern Recognition (ACPR 2019)*, pp.1–14, Nov. 2019.
- (6) P.J. Phillips, S. Sarkar, I. Robledo, P. Grother, and K.W. Bowyer, "The gait identification challenge problem: Data sets and baseline algorithm," *Proc. 16th Int. Conf. Pattern Recognition*, vol.1, pp.385–388, Quebec, Canada, Aug. 2002.
 - (7) M.S. Nixon, T.N. Tan, and R. Chellappa, *Human Identification Based on Gait*, Int. Series on Biometrics, Springer-Verlag, Dec. 2005.
 - (8) Y. Makihara, D.S. Matovski, M.S. Nixon, J.N. Carter, and Y. Yagi, *Gait Recognition: Databases, Representations, and Applications*, pp.1–15, John Wiley & Sons, June 2015.
 - (9) I. Bouchrika, M. Goffredo, J. Carter, and M. Nixon, "On using gait in forensic biometrics," *Journal of Forensic Sciences*, vol.56, no.4, pp.882–889, May 2011.
 - (10) 黒沢健至, "防犯カメラ映像の解析技術," *セイフティエンジニアリング*, vol.185, pp.21–25, Dec. 2016.
 - (11) N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," *Proc. 18th IEEE Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, vol.2, pp.886–893, June 2005.
 - (12) S. Tang, M. Andriluka, B. Andres, and B. Schiele, "Multiple people tracking by lifted multicut and person re-identification," *2017 IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp.3701–3710, July 2017.
 - (13) Y.Y. Boykov and M.P. Jolly, "Interactive graph cuts for optimal boundary and region segmentation of objects in n-d images," *Proc. Int. Conf. Computer Vision*, vol.1, pp.105–112, July 2001.
 - (14) K. He, G. Gkioxari, P. Dollar, and R. Girshick, "Mask r-cnn," *2017 IEEE Int. Conf. Computer Vision (ICCV)*, pp.2980–2988, Oct. 2017.
 - (15) Z. Cao, T. Simon, S. Wei, and Y. Sheikh, "Real-time multi-person 2d pose estimation using part affinity fields," *2017 IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp.1302–1310, Honolulu, HI, USA, July 2017.
 - (16) J.D. Shutler, M.G. Grant, M.S. Nixon, and J.N. Carter, "On a large sequence-based human gait database," *Proc. 4th Int. Conf. Recent Advances in Soft Computing*, pp.66–71, Nottingham, UK, Dec. 2002.
 - (17) S. Sarkar, J.P. Phillips, Z. Liu, I.R. Vega, P.G. Ther, and K.W. Bowyer, "The humanid gait challenge problem: Data sets, performance, and analysis," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.27, no.2, pp.162–177, Feb. 2005.
 - (18) 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. Pattern Recognition*, vol.4, pp.441–444, Hong Kong, China, Aug. 2006.
 - (19) 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," *J. Vis. Comun. Image Represent.*, vol.25, no.1, pp.195–206, Jan. 2014.
 - (20) Y. Makihara, H. Mannami, A. Tsuji, M.A. Hos-sain, K. Sugiura, 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, April 2012.
 - (21) 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 Trans. Inf. Forensics Security*, vol.7, no.5, pp.1511–1521, Oct. 2012.
 - (22) C. Xu, Y. Makihara, G. Ogi, X. Li, Y. Yagi, and J. Lu, "The ou-isir gait database comprising the large population dataset with age and performance evaluation of age estimation," *IPSSJ Transactions on Computer Vision and Applications*, vol.9, no.1, p.24, Dec. 2017.
 - (23) M.Z. Uddin, T.T. Ngo, Y. Makihara, N. Takemura, X. Li, D. Muramatsu, and Y. Yagi, "The ou-isir large population gait database with real-life carried object and its performance evaluation," *IPSSJ Transactions on Computer Vision and Applications*, vol.10, no.1, p.5, May 2018.
 - (24) N. Takemura, Y. Makihara, D. Muramatsu, T. Echigo, and Y. Yagi, "Multi-view large population gait dataset and its performance evaluation for cross-view gait recognition," *IPSSJ Transactions on Computer Vision and Applications*, vol.10, no.1, p.4, Feb. 2018.
 - (25) W. An, S. Yu, Y. Makihara, X. Wu, C. Xu, Y. Yu, R. Liao, and Y. Yagi, "Performance evaluation of model-based gait on multi-view very large population database with pose sequences," *IEEE Transactions on Biometrics, Behavior, and Identity Science*, vol.2, no.4, pp.421–430, July 2020.
 - (26) C.Y. Yam, M.S. Nixon, and J.N. Carter, "Extended model based automatic gait recognition of walking and running," *Proc. 3rd Int. Conf. Audio and Video-based Person Authentication*, pp.278–283, Halmstad, Sweden, June 2001.
 - (27) D. Cunado, M.S. Nixon, and J.N. Carter, "Automatic extraction and description of human gait models for recognition purposes," *Computer Vision and Image Understanding*, vol.90, no.1, pp.1–41, April 2003.
 - (28) G. Ariyanto and M.S. Nixon, "Marionette mass-spring model for 3d gait biometrics," *Proc. 5th IAPR Int. Conf. Biometrics*, pp.354–359, March 2012.
 - (29) Z. Liu and S. Sarkar, "Simplest representation yet for gait recognition: Averaged silhouette," *Proc. 17th Int. Conf. Pattern Recognition*, vol.1, pp.211–214, Aug. 2004.
 - (30) J. Han and B. Bhanu, "Individual recognition using gait energy image," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.28, no.2, pp.316–322, Feb. 2006.
 - (31) Y. Makihara, D. Muramatsu, H. Iwama, and Y. Yagi, "On combining gait features," *Proc. 10th IEEE Conf. Automatic Face and Gesture Recognition (FG 2013)*, p.(to appear), Shanghai, China, April 2013.
 - (32) X. Li, Y. Makihara, C. Xu, Y. Yagi, and M. Ren, "Make the bag disappear: Carrying status-invariant gait-based human age estimation using parallel generative adversarial networks," *Proc. IEEE 10th Int. Conf. Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS 2019)*, pp.1–9, Sept. 2019.
 - (33) K. Shiraga, Y. Makihara, D. Muramatsu, T. Echigo, and Y. Yagi, "Geinet: View-invariant gait recognition using a convolutional neural network," *Proc. 8th IAPR Int. Conf. Biometrics (ICB 2016)*, no.O19, Halmstad, Sweden, June 2016.
 - (34) Z. Wu, Y. Huang, L. Wang, X. Wang, and T. Tan, "A comprehensive study on cross-view gait based human identification with deep cnns," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.39, no.2, pp.209–226, Feb. 2017.
 - (35) N. Takemura, Y. Makihara, D. Muramatsu, T. Echigo, and Y. Yagi, "On input/output architectures for convolutional neural network-based cross-view gait recognition," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol.29, no.9, pp.2708–2719, Sept. 2019.
 - (36) A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G.E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," in *Advances in Neural Information Processing Systems 25*, ed. F. Pereira, C.J.C. Burges, L. Bottou, and K.Q. Weinberger, pp.1097–1105, Curran Associates, Dec. 2012.
 - (37) S. Yu, R. Liao, W. An, H. Chen, E.B. Garcia, Y. Huang,

- and N. Poh, "Gaitganv2: Invariant gait feature extraction using generative adversarial networks," *Pattern Recognition*, vol.87, pp.179–189, March 2019.
- (38) C. Xu, Y. Makihara, X. Li, Y. Yagi, and J. Lu, "Cross-view gait recognition using pairwise spatial transformer networks," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol.31, no.1, pp.1–15, Jan. 2021.
- (39) Z. Zhang, L. Tran, X. Yin, Y. Atoum, X. Liu, J. Wan, and N. Wang, "Gait recognition via disentangled representation learning," 2019 IEEE/CVF Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.4705–4714, June 2019.
- (40) X. Li, Y. Makihara, C. Xu, Y. Yagi, and M. Ren, "Gait recognition via semi-supervised disentangled representation learning to identity and covariate features," 2020 IEEE/CVF Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.13306–13316, June 2020.
- (41) H. Chao, Y. He, J. Zhang, and J. Feng, "Gaitset: Regarding gait as a set for cross-view gait recognition," *Proc. AAAI Conf. Artificial Intelligence*, vol.33, pp.8126–8133, July 2019.
- (42) N. Otsu, "Optimal linear and nonlinear solutions for least-square discriminant feature extraction," *Proc. 6th Int. Conf. Pattern Recognition*, pp.557–560, Oct. 1982.
- (43) Y. Makihara, R. Sagawa, Y. Mukaigawa, T. Echigo, and Y. Yagi, "Gait recognition using a view transformation model in the frequency domain," *Proc. 9th Eur. Conf. Computer Vision*, pp.151–163, Graz, Austria, May 2006.
- (44) C. Fan, Y. Peng, C. Cao, X. Liu, S. Hou, J. Chi, Y. Huang, Q. Li, and Z. He, "Gaitpart: Temporal part-based model for gait recognition," 2020 IEEE/CVF Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.14213–14221, June 2020.
- (45) S. Hou, C. Cao, X. Liu, and Y. Huang, "Gait lateral network: Learning discriminative and compact representations for gait recognition," *Proc. 16th Eur. Conf. Computer Vision (ECCV 2020)*, pp.382–398, Cham, Aug. 2020.
- (46) C. Xu, Y. Makihara, X. Li, Y. Yagi, and J. Lu, "Gait recognition from a single image using a phase-aware gait cycle reconstruction network," *Proc. 16th Eur. Conf. Computer Vision (ECCV 2020)*, pp.386–403, Sept. 2020.
- (47) H. Iwama, D. Muramatsu, Y. Makihara, and Y. Yagi, "Gait verification system for criminal investigation," *IPSJ Trans. Computer Vision and Applications*, vol.5, pp.163–175, Oct. 2013.
- (48) "平成 26 年警察白書 概要," <https://www.npa.go.jp/hakusyo/h26/youyakuban/youyakuban.pdf>, Aug. 2014.

(BioX 研究会提案, 2020 年 12 月 4 日受付,
2021 年 1 月 14 日再受付)

横原 靖 (正員)

2001 阪大・工・応用理工卒. 2002 同大学院工学研究科前期課程修了. 2005 同研究科博士後期課程修了. 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, 2014 同研究所准教授, 2019 同大学高等共創研究院教授となり現在に至る. 科学捜査や医療・健康応用のための歩行映像解析に関する研究に従事. 日本ロボット

学会第 18 回研究奨励賞, 情報処理学会平成 18 年度山下記念研究賞, 第 15 回画像の認識・理解シンポジウム MIRU 優秀論文賞, 平成 26 年度科学技術分野の文部科学大臣表彰科学技術賞研究部門等受賞. 情報処理学会, 電子情報通信学会, 日本ロボット学会, 日本機械学会各会員.

村松大吾 (正員)

1997 早稲田大・理工・電気電子情報工卒. 1999 同大学院修士課程修了, 同年三菱商事 (株) 入社. 2005 早稲田大学大学院博士後期課程満期退学. 2004 早稲田大学理工学部助手, 2007 成蹊大学理工学部助手, 2008 同大学同学部助教, 2011 大阪大学産業科学研究所特任講師, 2015 情報通信研究機構主任研究員, 2015 大阪大学産業科学研究所准教授を経て, 現在, 成蹊大学理工学部教授. 博士 (工学). 機械学習, コンピュータビジョンに基づくバイオメトリック個人認証の研究に従事. IEEE, 電子情報通信学会, 情報処理学会各会員.

八木康史 (正員)

1983 阪大・基礎工・制御工学卒. 1985 同大学院修士課程修了. 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. 全方位視覚センシング, 人画像理解, 医用画像処理, 知能ロボットに関する研究に従事. 1996 年度電子情報通信学会論文賞, 2008 年画像センシングシンポジウム優秀論文賞, MIRU2008 長尾賞, 2014 年度科学技術分野の文部科学大臣表彰科学技術賞 (研究部門). 情報処理学会フェロー, IEEE, 電子情報通信学会, 日本ロボット学会各会員, 工学博士.