

## 姿勢情報の利用による歩行者属性の認識に関する検討

A Study on Recognition of Pedestrian's Attribute using Pose Information

新村文郷†, 川西康友‡, 出口大輔††, 井手一郎‡, 村瀬洋‡, 藤吉弘亘‡‡

Fumito SHINMURA†, Yasutomo KAWANISHI‡, Daisuke DEGUCHI††,

Ichiro IDE‡, Hiroshi MURASE‡ and Hironobu FUJIYOSHI‡‡

†: 名古屋大学 未来社会創造機構, shinmuraf@murase.is.i.nagoya-u.ac.jp

‡: 名古屋大学大学院 情報学研究科

††: 名古屋大学 情報連携統括本部

‡‡: 中部大学 工学部

概要: 歩行者の行動を予測する上で, カメラ映像から歩行者の状態や挙動(歩行者属性)を認識することは重要である. 歩行者は体向きや行動によって姿勢が変化するため, 姿勢情報は非常に有効と考えられる. そこで本発表では, 姿勢情報をもとに様々な歩行者属性を認識する手法を提案する. RAP dataset を用いた実験により, 12 種類の歩行者属性の認識について評価を行い, 提案手法の有効性を検証した.

### 1. はじめに

近年, 自動運転や高度運転支援の分野において, 対歩行者事故の低減を目的とし, 車載カメラを用いて周囲の歩行者を認識する技術が広く研究されている. 事故の低減には, まず自車前方の歩行者を発見することが重要である. これまで画像から歩行者を検出する技術の研究が数多く行われており, それらの技術の一部は既に実用され, 衝突被害軽減ブレーキをはじめとしたシステムに利用されている. これらの技術は歩行者の発見支援や見落とし防止には役立つものの, 歩行者検出だけでは対処が困難な場面が存在する. 例えば, 歩行者の道路への飛び出しに対しては必ずしも有効ではない. こうした歩行者に対処するためには, 歩行者の行動を予測し, 自車が歩行者と衝突するか予測することが重要と考えられる.

こうした予測のためには, 歩行者の状態や挙動を把握することが重要と考えられる. 例えば, 体や顔の向きは歩行者がどの方向に動くかを予測する上で重要と考えられ, 歩いているか走っているかは歩行者がどの程度動くかを予測する上で重要と考えられる. また, 歩きスマホをしている歩行者や他者と談話している歩行者は周囲に注意を払わずに行動する可能性があり, 自動車の前へ飛び出す危険性が高まると考えられる. そのため, 歩行者の状態や挙動を認識す

る技術が強く望まれている. 本発表では, 体向きや行動, 年代といった歩行者の状態や挙動のことを歩行者属性と呼ぶ.

こうした背景を踏まえ本発表では, カメラ画像から検出された歩行者に対し, 様々な歩行者属性を認識する技術の実現を目指す. 特に, 道路上での交通事故の危険の予測に関わる歩行者属性の認識を目指す. 例えば, 歩行者の進む方向をあらわす体向きや, 子供や老人かを判断するための年代, 不注意の原因となる電話や談話といった各種行動を対象とする.

本発表では, こうした歩行者属性を認識するために, 歩行者の姿勢情報に注目する. 個々の歩行者属性の認識に注目すれば, 歩行者は電話をしているときと談話をしているときで異なる姿勢をとるように, 行動の種類によって姿勢が異なるため, 姿勢情報を利用して行動を認識する手法がこれまでに提案されている[9][10]. しかし, 行動のほかにも, 状態や年代, 性別によっても姿勢は変化すると考えられる. そのため, 行動以外の様々な歩行者属性を認識する上で, 姿勢は非常に重要な情報と考えられる. こうした属性を含め, 姿勢情報を利用して様々な属性を一括で認識する手法は提案されていない. そこで本発表では, 姿勢情報を利用して様々な歩行者属性を一括で認識する手法を検討する.

近年, Cao らによって CNN を用いた高精度な姿勢推定手法が提案され[1], OpenPose ライブラリとして

公開されている。この姿勢推定手法を用いることで、画像から歩行者の各関節位置を推定することができる。これにより得られた姿勢情報を利用することで、様々な歩行者属性を精度良く認識することができると考えられる。

以上のことを踏まえ、本発表では、歩行者の画像に対してまず姿勢推定を行い、得られた姿勢情報をもとに様々な歩行者属性を認識する手法を提案する。

## 2. 関連研究

個々の歩行者属性の認識に注目すれば、これまで数多くの研究が行われてきた。川西らは、画像からの歩行者属性認識の研究についてサーベイを行っており[2]、多様な属性の認識手法が提案されていることがわかる。

歩行者の体向きの認識では、画像特徴ベースの手法が提案されており、Gandhi らは HOG 特徴量を用いた認識手法を提案している[3]。Flohr らは顔向きと体向きが同じ方向を向きやすいという関係を利用した向き認識手法を提案している[4]。また、パーツベースの手法も提案されており、Tao らは画像からランダムに選択した局所領域(パッチ)を用いてランダムフォレストを学習する手法を提案し、向き認識精度が向上することを報告している[5]。

歩行者の性別の認識では、顔画像から認識する手法[6]が代表的だが、全身の画像から認識する手法も提案されている。Cao らは Part-based Gender Recognition を提案しており、身体の一部の領域を見て男性と女性のどちらに似ているか推定し、それらを統合することで性別を認識する手法を提案している[7]。

歩行者の行動の認識では、歩行者の歩きスマホ行動を認識する手法が提案されており、歩きスマホに特有の姿勢を利用することで認識する手法が提案されている[8]。このように、人間は行動によって姿勢が変化することが多いため、行動の認識において姿勢情報の利用は有効である。そのため、姿勢情報を利用して歩行者の行動を認識する手法が提案されている[9][10]。

複数の歩行者属性の認識では、Fukui らが CNN を用いて画像から複数の歩行者属性を同時に認識する手法を提案している[11]。この研究では、Heterogeneous learning を用いることで単一の Deep Convolu-

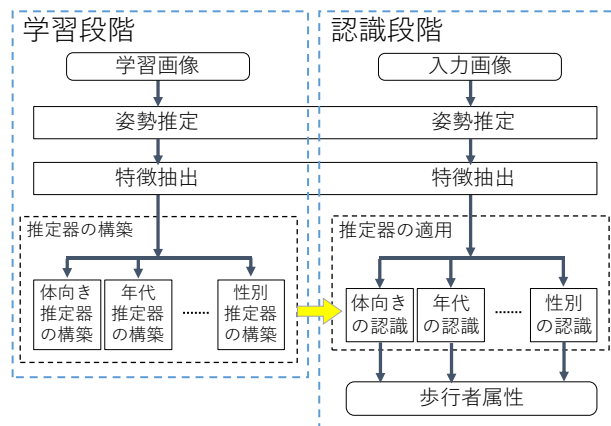


図1 処理の概要

tional Neural Network による複数の属性の同時認識を実現している。

歩行者は行動によって姿勢が変わるが、撮影位置が変わって体向きが変われば姿勢は異なって見える。性別によっても体格が異なるため男女間で姿勢に差が生じると考えられる。したがって、様々な歩行者属性の認識において姿勢情報の利用が有効と考えられる。また、パーツベースの手法が認識精度の向上に有効なことから、姿勢情報を利用して画像特徴を抽出することが精度向上に有効と考えられる。

## 3. 提案手法

提案手法の概要を図1に示す。まず歩行者の写った画像に対して姿勢推定を行い、関節位置を確率で表した尤度マップと関節位置の推定結果を得る。学習段階では、姿勢推定の結果をもとに特徴抽出を行い、得られた特徴量を用いて各歩行者属性の推定器を構築する。認識段階では、学習段階と同様に特徴抽出を行い、学習段階で構築した各属性推定器を適用することで、歩行者属性を認識する。

### 3.1. OpenPose を用いた姿勢推定

本手法では、Cao らが提案し、OpenPose ライブラリとして公開している姿勢推定手法[1]（以下、OpenPose と呼ぶ）を利用する。

OpenPose による姿勢推定では、まず画像を探索して各関節位置の尤度マップを算出する。同時に、異なる人物の関節を連結しないよう、関節間の関係を位置と方向で表した Part Affinity Fields (PAFs) を算出する。これらは Pose Machines に CNN を組み合わせた Convolutional Pose Machines[12]により算出され

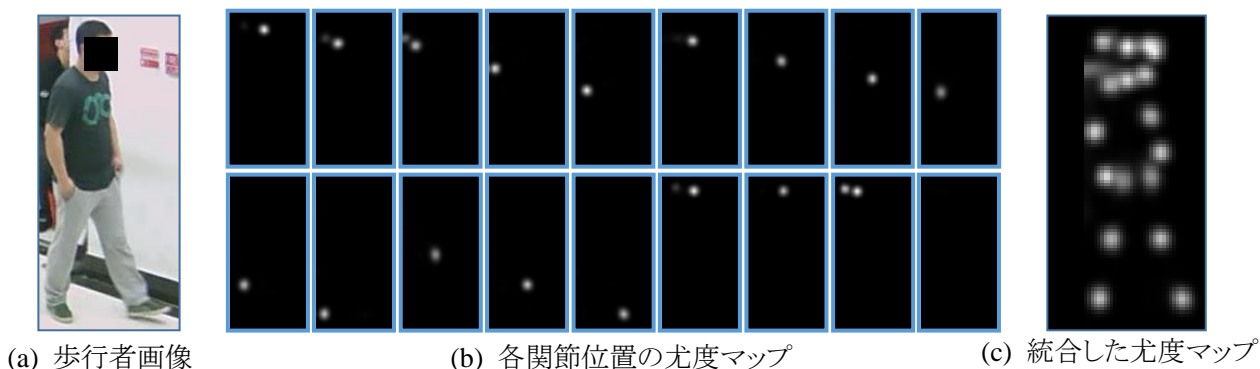


図 2 姿勢推定により得られる尤度マップの例

る. Pose Machines[13]は, 画像を探索して対象を検出し, その結果を用いて再度対象を検出, これを繰り返すことで検出精度を向上させる手法である. 繰り返すごとに対象の周辺情報(context)も用いることで, より正確な検出を行う. 次に, 算出した各関節位置の尤度マップと PAFs をもとに, 各関節位置を連結して人物の全身の姿勢を推定する.

本手法では OpenPose を用いて, 画像から歩行者の鼻, 首, 両肩, 両肘, 両手首, 両腰, 両膝, 両足首, 両目, 両耳の計 18 箇所の関節位置を推定する. 姿勢推定の結果は, 各関節位置の座標および各関節位置の確率を表す尤度マップとして得る. 図 2(a), (b) に歩行者画像とそこから得られた各関節位置の尤度マップの例をそれぞれ示す(プライバシー保護のため, 歩行者の顔は隠している).

### 3.2. 特徴抽出

本手法では, 姿勢情報として関節位置の尤度マップを特徴として利用する. 歩行者画像とそこから得られた尤度マップの例を図 2(a), (c)にそれぞれ示す. また, 性別の様に, 姿勢の差が小さい歩行者属性では姿勢情報の利用のみでは認識が難しいと考えられる. そこで, 画像から各関節位置を中心とした局所領域を抽出し特徴として利用する.

本手法の特徴抽出は, 以下の 6 段階の処理から構成される.

**STEP 1:** すべての関節位置の尤度マップを重ね合わせ, 1つの尤度マップに統合する.

**STEP 2:** 各画像内の歩行者の位置を揃えるため, 首の位置が水平方向の中央になるよう尤度マップを平行移動する.

**STEP 3:** 尤度マップを横  $N$  画素  $\times$  縦  $M$  画素の大きさに変更する.

**STEP 4:** 歩行者画像を尤度マップと同じ大きさ(横  $N$  画素  $\times$  縦  $M$  画素)に変更する. それに合わせて, 関節位置の座標を変換する.

**STEP 5:** 関節位置を中心とした横  $P$  画素  $\times$  縦  $P$  画素の局所領域を画像から抽出する. これをすべての関節位置について行う.

**STEP 6:** STEP 3 で得られた尤度マップと, STEP 5 で得られた各局所領域を連結し, 特徴量とする.

### 3.3. 各歩行者属性の推定器の構築

抽出した特徴量をもとに, ランダムフォレストを用いて各属性の歩行者を学習し, 歩行者属性を認識するための推定器を構築する. 属性ごとに姿勢の注目部分が異なるため, 認識に有効な特徴量は異なると考えられる. そのため本手法では, 各属性の推定器を個別に構築する. したがって, 認識対象とする属性の数だけ推定器を構築する.

### 3.4. 歩行者属性の認識

入力画像に対して OpenPose による姿勢推定を行い, 特徴抽出を行う. 得られた特徴量をもとに, 学習段階で構築した歩行者属性の推定器を用いて, 歩行者属性を認識する. 推定器は属性ごとに構築するため, 認識についても属性ごとに行う.

## 4. 実験

提案手法の評価のため, RAP dataset[14]を用いて様々な歩行者属性の認識実験を行った.

### 4.1. データセット

RAP dataset[14]は, 複数の監視カメラ映像から歩行者を切り出し, それぞれの歩行者画像に対して

表 1 付与された歩行者属性

カテゴリ	歩行者属性
身体属性	性別 (Gender), 年代 (Age), 体型 (Body shape), 職務 (Customer, Clerk)
行動属性	体向き (Viewpoints), 行動 (Calling, Talking, Gathering, Holding, Pushing, Pulling, Carrying by arm, Carrying by hand)
外見属性	所持品 (Backpack, Hand bag 等), 髪型 (Bald head, Long hair 等), 上半身服装 (Shirt, Sweater, 等), 下半身服装 (Long trousers, Skirt 等) 装飾 (Hat, Glasses 等), 靴 (Leather, Sport, Boots 等), 上半身色 (Black, White 等), 下半身色 (Black, White 等), 靴色 (Black, White 等)

様々な属性情報を付与した歩行者属性認識のためのデータセットである。含まれる画像総枚数は 41,585 枚であり、72 種類の歩行者属性が付与されている。付与された歩行者属性の種類は表 1 に示すとおりである。画像サイズは、最小で横 36 画素×縦 92 画素、最大で横 344 画素×縦 554 画素である。データセットの一部を図 3 に示す (プライバシー保護のため、歩行者の顔は隠している)。

#### 4.2. 認識対象とする歩行者属性

本実験では、72 種類の歩行者属性のうち、道路上での危険の予測に関係があると考えられる歩行者属性を選択した。歩行者の進行方向の予測に重要なことから Viewpoints, 子供は未成熟であり道路上で危険な行動を起こす可能性があることから Age, その行動により周囲への不注意を招くことから Calling や Talking 等の各行動をそれぞれ選択した。また、道路上での行動に差が見られる可能性があることから Gender と Body shape を選択した。

Viewpoints や各行動は姿勢が変わるため姿勢情報が有効と考えられる。Gender や Age, Body shape は体格の違いにより姿勢に差が生じるとみられ、姿勢情報が有効と考えられる。

以上のように、12 種類の歩行者属性を選択し、認識実験を行った。選択した歩行者属性とその詳細は



図 3 データセットの例

以下のとおりである。

##### ① Viewpoints

歩行者を観測した方向を表す属性。歩行者の体向きと等しい。正面、背面、右、左の 4 方向のいずれかの方向に分類されている。

##### ② Gender

歩行者の性別を表す属性。男性か女性のいずれかに分類されている。

##### ③ Age

歩行者の年代を表す属性。「16 歳以下」、「17 歳～30 歳」、「31 歳～45 歳」の 3 段階に分類されている。

##### ④ Body shape

歩行者の体型を表す属性。「肥満」、「標準」、「痩身」の 3 段階に分類されている。

##### ⑤ Calling

歩行者が電話をしているかを表す属性。

##### ⑥ Talking

歩行者が談話をしているかを表す属性。

##### ⑦ Gathering

歩行者が集まっているかを表す属性。



⑧ Holding

歩行者が荷物を抱えているかを表す属性.

⑨ Pushing

歩行者が荷物を押しているかを表す属性.

⑩ Pulling

歩行者が荷物を引いているかを表す属性.

⑪ Carrying by arm

歩行者が腕に荷物を持っているかを表す属性.

⑫ Carrying by hand

歩行者が手に荷物を持っているかを表す属性.

### 4.3. 実験方法

精度評価のための実験は、データセットをランダムに5分割し、そのうちの4個を推定器の学習に使用し、残りの1個を使用して精度を評価した。これを5回繰り返し、すべてのデータが1回ずつ評価に使用されるよう実験を行った後、得られた5回の結果を平均して最終的な結果とした(5分割交差検証法)。データセットの分割は、RAP dataset が公開している分割方法に従った。

Viewpoints, Gender, Age, Body shape の4種類の属性の認識は、該当するいずれかのカテゴリを出力するため、分類問題として扱う。そのため、認識正解率により評価を行った。それ以外の8種類の属性の認識は、その行動をしているか否かを出力するため、検出問題として扱う。そのため、認識正解率に加えてF値が最大となるときの再現率と適合率により評価を行った。

本実験では、推定器学習の際の特徴量の次元数を考慮し、尤度マップの大きさを  $N=48$ ,  $M=96$ , 局所領域の大きさを  $P=25$  とした。

### 4.4. 実験結果および考察

提案手法による認識結果の例を図4に示す。赤枠で囲われた例は推定結果が正しかった例であり、提案手法が各歩行者属性を認識できていることがわかる。青枠で囲われた例は推定結果が誤っていた例である。体向き(Viewpoints)の認識では全身が写っていない歩行者に対して誤認識しており、こうした歩行者は認識が難しかった。電話(Calling)の認識では頭に手を当てた姿勢の歩行者に対して誤認識しており、姿勢が似ると認識が難しいことがわかる。

認識精度を評価した実験結果を表2, 3に示す。認識正解率で見れば、体向きや性別, 行動では電話中や荷物を押している歩行者の認識精度が比較的

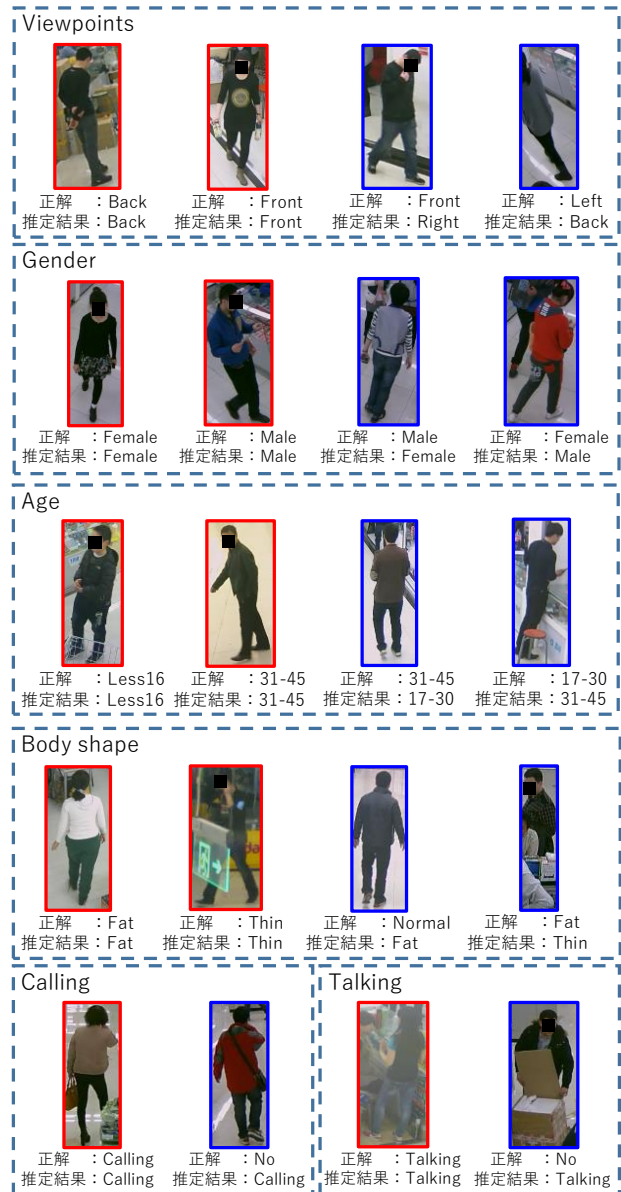


図4 認識結果の例

良い結果であった。これらの歩行者属性の認識に対しては、姿勢情報の効果が大きいと考えられる。性別については、姿勢情報のほかに関節位置周囲の画像を併用したことが効果的だったと考えられる。

一方、年代や体型の認識は精度が低かった。この原因は、年代の体型の違いが姿勢や関節位置の差として表れにくいからだと考えられる。年代の場合、体格の違いから子供と大人を識別することはできるが、図4を見てもわかるとおり、17~30歳と31~45歳では体格の差がほとんどなく、姿勢情報の効果がなかったと考えられる。体型の場合、肥満と痩身は識別することができるが、標準との識別が困難であった。また、横を向いた歩行者は体型によって関節位置があまり

表2 実験結果1

認識属性	認識正解率
Viewpoints	78.9 %
Gender	71.5 %
Age	47.0 %
Body shape	24.8 %

表3 実験結果2

認識属性	認識正解率	再現率	適合率
Calling	75.4 %	0.310	0.286
Talking	58.4 %	0.275	0.077
Gathering	63.0 %	0.364	0.191
Holding	60.3 %	0.229	0.096
Pushing	71.4 %	0.201	0.183
Pulling	68.7 %	0.182	0.091
Carrying by arm	53.6 %	0.219	0.042
Carrying by hand	60.8 %	0.454	0.248

変化しないため、認識精度が低くなったと考えられる。

また、Calling や Pushing といった行動属性は、認識正解率で見た場合は精度が良いが、再現率や適合率で見た場合は精度が低い。これはデータセット中に含まれる画像枚数に因るもので、各行動属性はその行動をしている歩行者画像に対し、行動していない歩行者画像の方が圧倒的に多い。画像の偏りを考慮した推定器構築や認識が必要である。本実験では、画像枚数の偏りについて考慮しておらず、各クラスの画像が同程度の枚数あるものとして実験を行った。また、学習画像の不足という問題もあり、例えば Pushing の歩行者は 41,585 枚中 429 枚のみであり、学習用の枚数として不足している。少ないデータから効率的に学習を行う工夫が必要である。

認識精度を向上させるための方法として、歩行者属性間の関係性を利用する方法が挙げられる。例えば、体向きによって姿勢は変化するので、他の属性を認識する際に体向きを考慮して推定器を構築する方法等がある。また、荷物を押している (Pushing) 歩行者が同時に荷物を抱えたり (Holding) 引いたり (Pulling) する可能性は低く、逆に、集まっている (Gathering) 歩行者は同時に談話している (Talking)

可能性が高いといった、属性間の共起性を利用する方法も考えられる。

## 5. むすび

本発表では、姿勢情報を利用して様々な歩行者属性を認識する手法を提案した。評価実験を通して姿勢情報が歩行者の体向きや性別の認識に貢献することを確認した。しかし本手法の精度はまだ低く、認識精度向上のため、姿勢情報の有効な利用方法についてさらなる検討が必要である。

今後は、姿勢情報を利用して、より多様な歩行者属性の認識を行う計画である。将来的には、車載カメラから多様な歩行者属性を同時に認識することができる技術の実現を目指す。

**謝辞** 本研究の一部は国立研究開発法人科学技術振興機構 (JST) の研究成果展開事業「センター・オブ・イノベーションプログラム (名古屋大学 COI: 人がつながる “移動”イノベーション拠点)」の支援及び、科学研究費補助金によって行われた。

## 参考文献

- [1] Z. Cao, T. Simon, S.-E. Wei and V. Sheikh: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields, Proc. of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1302-1310, 2017.
- [2] 川西康友, 新村文郷, 出口大輔, 村瀬洋: サーベイ論文: 画像からの歩行者属性認識, 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU2015-112, 2015.
- [3] T. Gandhi and M. M. Trivedi: Image Based Estimation of Pedestrian Orientation for Improving Path Prediction, Proc. of 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.506-511, 2008.
- [4] F. Flohr, M. Dumitru-Guzu, J. F. P. Kooij and D. M. Gavrilu: Joint Probabilistic Pedestrian Head and Body Orientation Estimation, Proc. of 2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.617-622, 2014.
- [5] J. Tao and R. Klette: Part-based RDF for Direction Classification of Pedestrians, and a Benchmark, Proc. of the 12th Asian Conference on Computer Vision Workshop, pp.418-432, 2014.
- [6] C. Wang, D. Huang, Y. Wang and G. Zhang: Facial Image-based Gender Classification using Local Circular Patterns, Proc. of International Conference on Pattern Recognition, pp.2432-2435, 2012.
- [7] L. Cao, M. Dikmen, Y. Fu and T.S. Huang: Gender Recognition from Body, Proc. of the 16th ACM International Conference on Multimedia, pp.127-728, 2008.
- [8] 新村文郷, 川西康友, 出口大輔, 井手一郎, 村瀬洋, 藤

吉弘 亘: 歩行者の姿勢と顔向きに注目した歩きスマホ認識の検討, 平成 29 年度電気・電子・情報関係学会 東海支部連合大会講演予稿集, G4-7, 2017.

- [9] W. Gong, J. González and F.X. Roca: Human Action Recognition based on Estimated Weak Poses, EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, vol.2012, no.1, pp.162, 2012.
- [10] G. Chéron, I. Laptev and C. Schmid: P-CNN: Pose-based CNN Features for Action Recognition, Proc. of the 2015 IEEE International Conference on Computer Vision, pp.3218-3226, 2015.
- [11] H. Fukui, T. Yamashita, Y. Yamauchi, H. Fujiyoshi and H. Murase: Robust Pedestrian Attribute Recognition for an Unbalanced Dataset using Muni-batch Training with Rarity Rate, Proc. of 2016 IEEE Intelligent Vehicle Symposium, pp.223-228, 2016.
- [12] S.-E. Wei, V. Ramakrishna, T. Kanade, and Y. Sheikh: Convolutional pose machines. Proc. of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.4724-4732, 2016.
- [13] V. Ramakrishna, D. Munoz, M. Hebert, J. A. Bagnell and Y. Sheikh: Pose Machines: Articulated Pose Estimation via Inference Machines, Proc. of the 13th European Conference on Computer Vision, pp.33-47, 2014.
- [14] D. Li, Z. Zhang, X. Chen, H. Ling and K. Huang: A Richly Annotated Dataset for Pedestrian Attribute Recognition, arXiv preprint arXiv:1603.07054, 2016.

**新村文郷**: 平 21 静大・情報・情報科卒. 平 22 同大大学院修士課程修了. 平 25 同大創造科学技術大学院自然科学系教育部博士課程修了. 博士(情報学). 平 25 名大大学院情報科学研究科研究員. 平 26 同大未来社会創造機構研究員. 現在に至る. 画像処理・パターン認識技術の ITS への応用に関する研究に従事. 電子情報通信学会会員.

**川西康友**: 平 18 京大・工・情報卒. 平 24 同大大学院情報科学研究科博士後期課程修了. 博士(情報学). 平 24 同大芸術情報メディアセンター特定研究員. 平 26 名大未来社会創造機構特任助教. 平 27 同大情報科学研究科助教. 現在に至る. 防犯カメラ・車載カメラ映像を対象とした, 人物検出・追跡・検索を含む人物画像処理に関する研究に従事. 平 23 年度 PRMU 研究奨励賞受賞. IEEE ITS Society Nagoya Chapter Young Researcher Award 受賞. IEEE, 電子情報通信学会各会員.

**出口大輔**: 平 13 名大・工・情報卒. 平 18 同大大学院情報科学研究科博士後期課程修了. 博士(情報科学). 平 16~18 まで日本学術振興会特別研究員. 平 18 名大大学院情報科学研究科研究員, 平 18 名大大学院工学研究科研究員, 平 20~24 まで同大大学院情報科学研究科助教, 平 24 より同大情報連携統括本部情報戦略室准教授. 現在に至る. 主に画像処理・パターン認識技術の開発とその ITS および医用応用に関する研究に従事. CARS2004 Poster Award, CADM2004 大会賞, 平 18 日本医用画像工学会奨励賞, 平 18 日本コンピュータ外科学会講演論文賞. 電子情報通信学会, 情報処理学会, IEEE 各会員.

**井手一郎**: 平 6 東大・工・電子卒. 平 8 同大大学院工学系研究科情報工学専攻修士課程了. 平 12 同研究科電気工学専攻博士課程了. 博士(工学). 同年国立情報学研究所助手. 平 16 名大大学院情報科学研究科助教, 平 19 より准教授, 平 29 同大大学院情報学研究科准教授. この間, 平 14~16 総合研究大学院大学数物科学研究科助手併任, 平 16~22 情報・システム研究機構国立情報学研究所客員助教授・准教授兼任, 平 17, 18, 19 フランス情報学・統計システム研究所(IRISA)招聘教授. 平 22~23 オランダアムステルダム大学情報学研究所上級訪問研究員. パターン認識技術の実応用や映像メディア処理全般に興味を持っている. 電子情報通信学会, 情報処理学会各シニア会員, 映像情報メディア学会, 人工知能学会, 言語処理学会, IEEE, ACM 各会員.

**村瀬洋**: 昭 53 名大・工・電気卒. 昭 55 同大大学院修士課程了. 同年日本電信電話公社(現 NTT)入社. 平 4 から1年間米国コロンビア大客員研究員. 平 15 名大大学院情報科学研究科教授, 平 29 同大大学院情報学研究科教授. 現在に至る. 文字・図形認識, コンピュータビジョン, マルチメディア認識の研究に従事. 工博. 昭 60 電子情報通信学会学術奨励賞, 平 6 IEEE-CVPR 最優秀論文賞, 平 7 情報処理学会山下記念研究賞, 平 8 IEEE-ICRA 最優秀ビデオ賞, 平 13 高柳記念奨励賞, 平 13 電子情報通信学会ソサエティ論文賞, 平 14 電子情報通信学会業績賞, 平 15 文部科学大臣賞, 平 16 IEEE Trans. MM 論文賞, 平 22 前島密賞, 平成 24 紫綬褒章, 他受賞. IEEE フェロー, 電子情報通信学会フェロー, 情報処理学会フェロー.

藤吉弘亘: 平9 中部大学大学院博士後期課程修了.  
平 9 米カーネギーメロン大学ロボット工学研究所  
Postdoctoral Fellow, 平 12 中部大学工学部情報工  
学科講師, 平 16 同大学准教授を経て平 22 より同大  
教授. 平 17~18 米カーネギーメロン大学ロボット工  
学研究所客員研究員. 計算機視覚, 動画像処理,  
パターン認識・理解の研究に従事. 平 17 ロボカップ  
研究賞. 平 21 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優秀論文賞, 平 21 山下記念研  
究賞. 平 22, 25, 26 画像センシングシンポジウム優  
秀論文賞. 平 25 電子情報通信学会 情報・システム  
ソサエティ論文賞.