

令和 5 年 6 月 11 日現在

機関番号：13301

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2020～2022

課題番号：20K04397

研究課題名（和文）公道自動運転におけるミクロ・マクロな特徴を用いた交通参加者の行動予測

研究課題名（英文）Behavior Prediction of Traffic Participants based on Micro and Macro features for Urban Automated Driving

研究代表者

米陀 佳祐（Yoneda, Keisuke）

金沢大学・新学術創成研究機構・准教授

研究者番号：80643957

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,400,000円

研究成果の概要（和文）：自動運転の研究において、車載センサの観測情報から車両周囲の状況をリアルタイムに認識する技術の実現が重要な要素技術である。多くの交通参加者が混在する市街地道路の自動運転では、周囲の交通参加者の動きや意図を考慮した自車の運転行動の生成が必要である。本研究課題では、交差点走行における行動予測として顕在的な物体の動き及び潜在的な動きの変化を考慮した予測技術を実現する。複数の行動モデルを統合可能な行動予測手法を検討し、その各予測モデルとして、環境周辺の動きを俯瞰的に予測する技術及び各物体間の相互作用をモデル化した行動予測、カメラ画像による歩行者姿勢推定モデルを設計した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

本研究では自動運転自動車が遭遇する交差点走行に注目し周辺との相互作用をモデル化したミクロな行動予測技術及び周辺の交通参加者の潜在的な動きを俯瞰的に予測するマクロな行動予測技術を開発し、これらを統合した予測精度改善の実現を目的と設定した。個別の物体を中心としたエージェントベースの行動予測及び俯瞰的な予測の双方の視点から横断的に統合し、物体の潜在的な動きの変化を考慮した滑らかな物体予測技術の実現を目指している。本研究の達成により、一般ドライバーが感覚的に行う予測技術を自動運転の機能として実現することに貢献可能である。交差点走行の状況予測が強化され安全な走行環境の確保に期待したい。

研究成果の概要（英文）：In the research on urban automated driving, surrounding object recognition utilizing onboard sensors' information is one of the important technologies. Automated vehicles have to generate safe driving behaviors taking into account the movements and intentions of surrounding traffic participants such as vehicles, pedestrians, and cyclists. This research project investigates a behavior prediction method considering both apparent and latent behaviors of objects. We developed behavior prediction methods that can integrate multiple behavior models. In addition, different behavior prediction models are designed including a behavior model that predicts movements around the environment from a bird's-eye view, a behavior model that predicts the interaction between objects based on objects' motion and a digital map, and a pedestrian posture estimation model based on camera images.

研究分野：情報科学

キーワード：自動運転自動車 行動予測 移動ロボット 深層学習 画像処理

1. 研究開始当初の背景

一般道向け自動運転では周囲の交通参加者（自動車、二輪車、歩行者）と調和の取れた走行が重要である。車載センサ（カメラ、レーザ、GPS など）やデジタル地図（道路形状を含む車線レベルの有向グラフ+属性情報など）を用いて、周辺物体（障害物、移動物、信号機など）を認識し、交通ルールに準拠した自車の動きとして数秒先までの走行軌道を最適化することで適切な走行が実現されている。

多くの交通参加者が混在する市街地道路の自動運転では、周囲の交通参加者の動きや意図を考慮した自車の運転行動の生成が必要である。周囲の車や横断する歩行者・自転車などの動きを考慮することで衝突を避けた安全な運転行動が生成可能となる。物体の行動予測を実現する基盤技術として物体種別の識別及び運動状態の推定技術が挙げられる。車載の測距センサで観測した物体の概形から機械学習により物体種別を識別し、観測情報の時系列推移からその物体の位置・速度・加速度が推定される。これらの技術により現時点における交通参加者の運動状態が得られ、等加速運動として時間積分することで状態予測が可能となる。これに加えて、カーブを含めた道路形状に沿った動きを予測するためにデジタル地図情報が活用される。車線・横断歩道上にいる交通参加者はその道路形状に沿って移動するだろうという仮定に基づいて地図を参照することで数秒先までの予測精度を確保する。

一方、数秒先までの動きを予測するに当たり、等加速度運動をベースとする予測では複雑な交通環境で物体の加速度変化に対する予測精度が低下する問題がある。通常の交通環境で散見する状況として図1を例とする。図1において車両が交差点付近で減速した場合、その要因として、右左折の意図があるのか、信号機が赤色であるのか、または先行車との車間距離が短いのか、などの可能性が考えられる。したがって、対象移動物の運動状態に加えて、道路形状の接続関係や周辺移動物との位置関係、及び交通状況の統合的な考慮が予測精度改善に必要となる。同様に歩行者・自転車なども急に動きが変化することに加え、横断付近の歩行者・自転車が横断する意図をもっているのか、又はただ停止しているかの判断は容易ではない。これらの問題点を考慮した上で、リアルタイムに動作する予測技術の実現が重要となる。

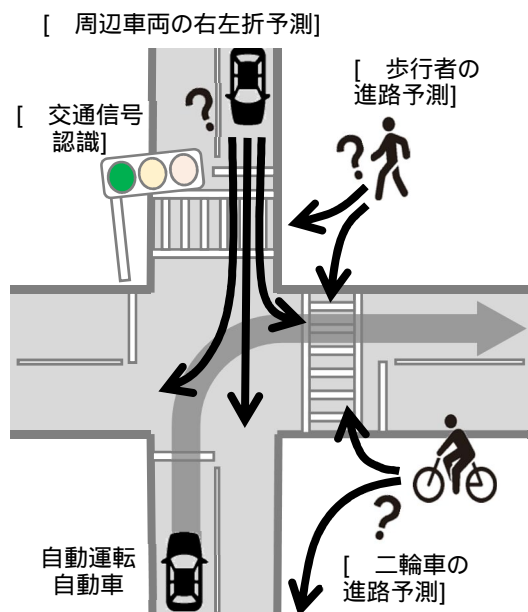


図1 交差点走行時の行動予測の課題

2. 研究の目的

本研究では自動運転自動車が遭遇する交差点走行に注目し周辺との相互作用をモデル化したミクロな行動予測技術及び周辺の交通参加者の潜在的な動きを俯瞰的に予測するマクロな行動予測技術を開発し、これらを統合した予測精度改善の実現を研究目的とする。個別の物体を中心としたエージェントベースの行動予測及び俯瞰的な予測の双方の視点から横断的に統合し、物体の潜在的な動きの変化を考慮した滑らかな物体予測技術の実現を目指して下記の検討を実施した。

- (1) 交通参加者に対する潜在的情報に基づく行動予測
- (2) 歩行者に対する顕在的情報の認識のための3次元姿勢推定
- (3) 交通状況・他者との相互作用を考慮した行動予測・複数方式の行動予測モデルの統合化

3. 研究の方法

3.1. 研究方法概要

前述のとおり、本研究では異なる方法での行動予測方法及びその統合方法に注目して3点の課題に関する研究を実施した。個別の研究内容に関する概要を以下に示す。

(1) 交通参加者に対する潜在的情報に基づく行動予測

自車周辺の空間を鳥瞰図として俯瞰した空間に対して周辺移動物体の運動状態を予測した動的占有格子地図をセンサの時系列情報について推定する。これにより図2(a)のような局所的な領域ごとの速度マップを生成可能となる(図中の色が進行方向を示す)。ここで生成した動的占

有格子地図の情報を用いて将来状態を予測する深層学習モデルを設計した。

(2) 歩行者に対する顕在的情報の認識のための3次元姿勢推定

カメラ画像で認識された歩行者の行動を予測するために歩行者の3次元姿勢を推定する深層学習モデルを設計した。図2(b)に示すように画像中に存在する歩行者領域からさらに人体の骨格状態を認識する深層学習モデルを設計し、そこから姿勢状態の認識方法を設計した。これにより人体全体の方向推定を従来方法よりも安定的に推定可能とした。

(3) 交通状況・他者との相互作用を考慮した行動予測・複数方式の行動予測モデルの統合化

上記の各方法などに加えて、物体の運動状態やデジタル地図の経路情報を活用することで自車周辺に存在する物体の将来状態の予測が期待できる。このように複数の方式での行動予測が実現できる場合、それぞれの仮説として生成された行動を統合して尤もしい予測結果を出力する必要がある。そこで図2(c)のように暫定的に異なる方式で得られた予測結果を統合する方法を検討し、予測精度を評価した。

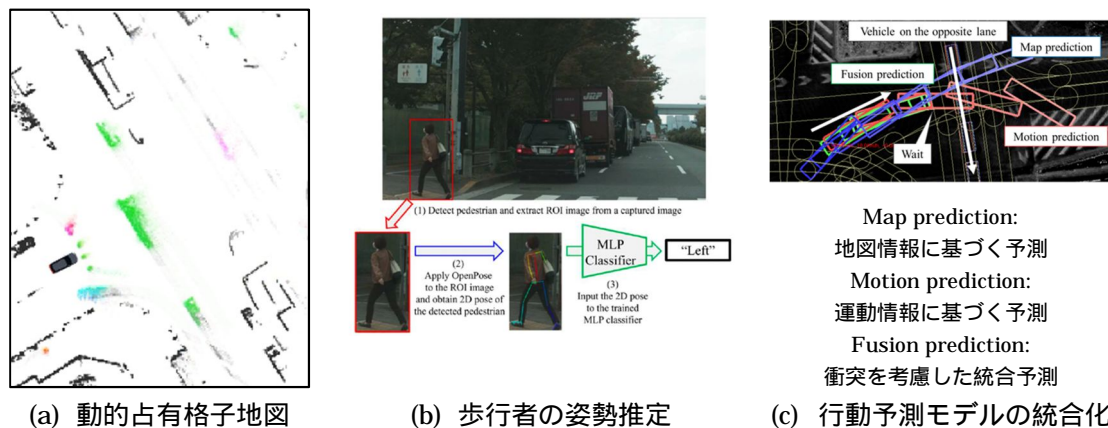


図2 研究成果概要

以降では、成果発表した情報に基づいて(2)及び(3)について研究方法を述べる。

3.2. 歩行者に対する顕在的情報の認識のための3次元姿勢推定

本研究では図2(b)のように、車載カメラによって撮影された歩行者画像に対して姿勢推定を検討した。まず、車載カメラにより撮影された画像において、歩行者が映る領域の画像を抽出する。今回は、画像から物体検出を行う深層学習モデルを用いて矩形枠を認識する。次に、抽出した領域の画像から歩行者の二次元姿勢データを得る。この取得には、今回はOpenPose[Z. Cao, et al., 2017]を用いて画像中の歩行者の人体の骨格状態を認識して二次元姿勢データとした。この二次元姿勢データをMLP(多層パーセプトロン)により構成された分類器にかけ、歩行者の向きを8種類に分類する。なお、歩行者の向きの分類は、TUD Multiview dataset [M. Andriluka, et al., 2010]に従い画像内の歩行者の進行方向を8方向の向きとしてタグ付けした。

本研究で構築したMLPの構造を図3に示す。入力にはOpenPoseにより得られる二次元姿勢データであり、BODY_25形式で出力する場合は、人体の特徴点25箇所の画素座標(u, v)からなる。これを平坦化したのち、いくつかの全結合層を経て、出力層において歩行者の向きを表す8クラスに分類する。

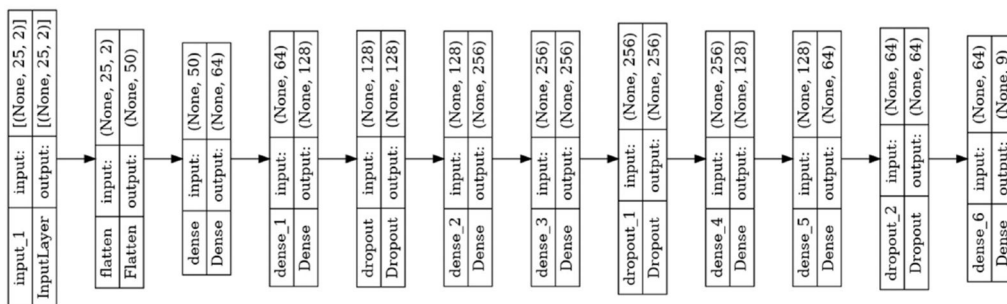


図3 姿勢推定ネットワークの概要

3.3. 交通状況・他者との相互作用を考慮した行動予測・複数方式の行動予測モデルの統合化

本研究では図4のように複数の予測モデルにより出力された予測結果を統合して最終的な出力を生成するモデルを検討した。ここでは暫定的に2種類の予測方法がある場合を仮定した。一つは自動運転のデジタル地図に基づく予測(以下「Map予測」とする)である。ノードとリンクで表現された地図に沿って行動すると仮定して予測する。もう一つは運動状態に基づく予測(以下

「Motion 予測」とする)である。現在の位置・速度・加速度から等加速度運動すると仮定して予測する。しかし、いずれかの手法だけですべての交通参加者の行動を予測することは困難である。また、これらの手法は周囲の交通参加者が互いに影響を及ぼし合うことを考慮していない。そこで車両間の相互作用や一時停止などの交通ルールを考慮した予測結果の統合モデルを検討した。

交通参加者間の相互作用を考慮するために Intelligent Driver Model (IDM) [M. Treiber, et al., 2000] の考え方をを用いて予測結果の統合モデルを検討した。IDM は直線道路で適切な車間距離を保つために必要な加速度を求めるモデルであり、先行車との車間距離やお互いの速度、制限速度などの制約条件から適切な加速度を算出可能なモデルである。ここで交通参加者間の相互作用を考慮するには、それぞれの参加者がどの参加者と影響を及ぼしあうのか判断する必要がある。影響を及ぼす大きな要因の一つに先行車がある。先行車が存在する場合、追従するために加減速をしたり、追い越しのために車線変更をしたりする必要がある。ここでは、先行車の特定方法について述べる。Map 予測の場合は、地図上の最近傍リンクが同じであり、かつ前方で最も近くに存在する物体を先行車とする(図 5(a))。また Motion 予測の場合は、交通参加者における 5 秒間の予測結果を離散的に矩形枠で表現し、矩形枠が重なった場合に衝突する可能性があるかと判断し、先行車とする(図 5(b))。このように個別の方法で予測された結果から車両間の相互作用を考慮して予測結果を修正するモデルを構築した。最終的には道路に沿って尤もらしい予測ができていないモデルを時系列処理により推定して重み付けすることで出力結果を算出する。

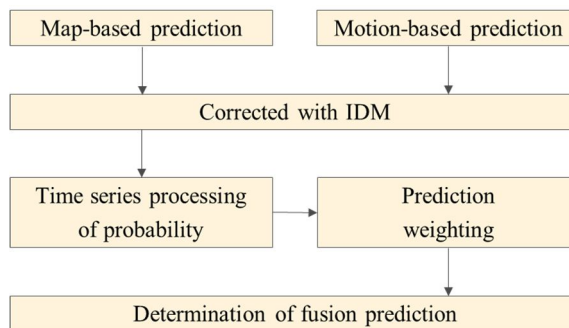
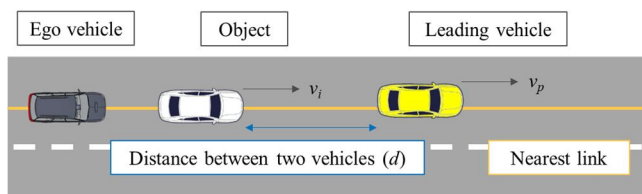
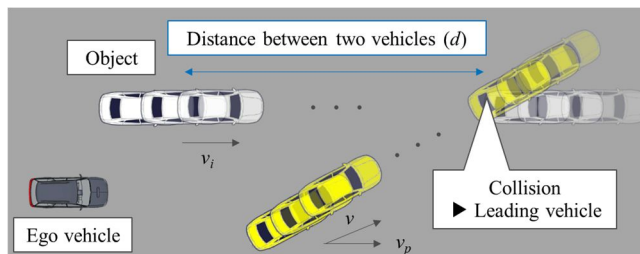


図 4 複数方式の予測結果の統合モデル



(a) 地図情報に基づく予測 (Map Prediction)



(b) 運動状態に基づく予測 (Motion Prediction)

図 5 予測結果統合の検討に用いる異なる方式の行動予測モデル

4. 研究成果

4.1. 歩行者に対する顕在的情報の認識のための 3 次元姿勢推定

検討した姿勢推定モデルに対して、評価用データセットにおける全体的な精度(categorical accuracy)、および各クラスの Precision と Recall の値を表 1 に示す。Categorical accuracy は、我々が用意したデータセットと TUD Multiview dataset においてそれぞれ 0.89 と 0.95 であった。すなわち全体として、非常に精度よく歩行者の向きを分類できていることがわかる。我々が用意したデータセットにおいては、Diagonally forward left の Precision と、Facing の Recall が 0.7 を下回っていた。ただし、より一般的なデータセットである TUD Multiview dataset においては、ほぼ全てのクラスについて Precision と Recall の両方が 0.9 を上回っていた。このことは、提案手法により、精度高く歩行者の向きを認識できることを示唆している。ただし OpenPose による二次元姿勢データの取得が、小さい歩行者の画像においてうまくいかないケースが多い、という課題も確認できた。歩行者が映る小さい縦長の画像からでも二次元姿勢データの取得がしやすくなるよう、OpenPose のファインチューニングを行うことができれば、本提案手法をより有効に利用可能になると期待される。

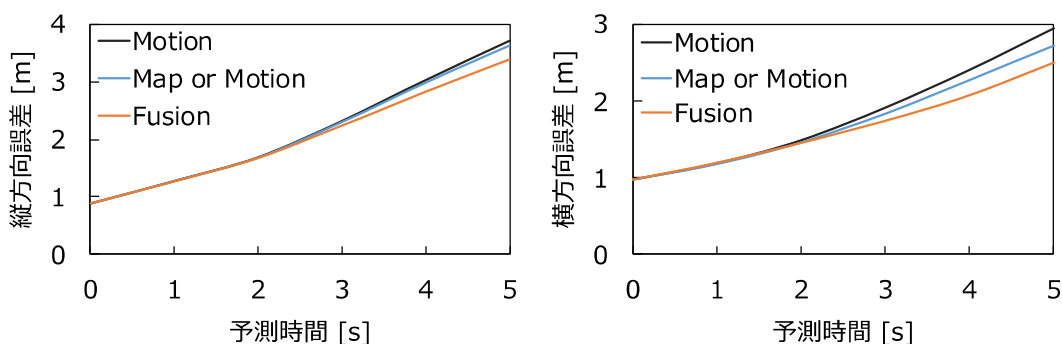
表 1 各歩行者姿勢データに対する評価結果

		Our dataset (for validation)	TUD Multiview
Categorical accuracy		0.89	0.95
Right	Precision	0.97	0.93
	Recall	0.91	0.94
Diagonally forward right	Precision	0.78	0.94
	Recall	1.00	0.97
Forward	Precision	1.00	0.99
	Recall	0.79	0.93
Diagonally forward left	Precision	0.57	0.97
	Recall	1.00	0.95
Left	Precision	1.00	0.93
	Recall	0.91	0.98
Facing diagonally left	Precision	0.87	0.94
	Recall	1.00	0.98
Facing	Precision	0.79	0.96
	Recall	0.69	0.89
Facing diagonally right	Precision	0.82	0.96
	Recall	0.90	0.97

4.2. 交通状況・他者との相互作用を考慮した行動予測・複数方式の行動予測モデルの統合化
 行動予測の評価には東京臨海部にて取得した自動運転自動車の走行データを用い、交通参加者間の相互作用が顕著な交差点付近に絞って評価を行う。また、タグ付けデータを用いて予測結果と比較する。タグ付けデータは Light Detection and Ranging (LiDAR) 点群をもとに作成し、データを取得した時間と交通参加者を矩形枠で表した際の位置とサイズが記録されている。

予測時間は 0.0 s から 5.0 s を 1.0 s 刻みとし、タグ付け結果の位置を基準としたときの予測位置を縦方向、横方向に分解してそれぞれを誤差とする。基準の位置はタグ付け結果における矩形枠の頂点のうち、自転車に最も近い頂点位置とする。この理由としてはトラックやバスの場合は車両サイズが大きく、車両に搭載された各種センサでは奥行き方向の情報が得られないことがあるためである。それぞれの予測時間に対して誤差を計算し、Mean Absolute Error (MAE, 平均絶対誤差) を用いて評価する。以上の議論を Motion 予測するモデル(Motion), 地図がある場合には Map 予測・ない場合には Motion 予測するモデル(Map or Motion), 提案手法(Fusion)の 3 種類で比較を行う。

図 6 に結果を示す。横軸は予測時間、縦軸は(a)が縦方向、(b)が横方向の平均絶対誤差である。予測時間が大きくなるにつれ、Motion, Map or Motion と比較して Fusion の誤差が小さくなることを確認できる。(a)より、5.0 s 後の縦方向の誤差は、Fusion では Motion と比較して 8.26%、Map or Motion と比較して 6.78%減少した。同様にして(b)では、横方向の誤差は、Fusion では Motion と比較して 15.0%、Map or Motion と比較して 8.48%減少した。Fusion では、交通参加者間の相互作用を考慮して予測を重みづけることで、全体として予測精度を向上させることができた。特に、対向車がいる際の右折車の予測に関しては改善が顕著であり、相互作用を考慮することで右折待ちの予測ができていた(図 2(c))。以上のように複数の予測モデルの統合により全体的な予測精度の改善が確認された。しかしながら、いずれかの予測結果が不安定となる場合などにおいて最終的な予測結果が影響を受けて誤差が増大する課題なども確認されている。このように精度改善の課題も確認されていることから、今後の継続的な検討も必要であると考えられる。



(a) 縦方向誤差 (b) 横方向誤差

図 6 走行データを用いた予測統合モデルの予測誤差評価結果

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計1件（うち査読付論文 1件 / うち国際共著 0件 / うちオープンアクセス 0件）

1. 著者名 KURAMOTO Akisue, MIZUKOSHI Kosuke, NAKASHIMA Motomu	4. 巻 18
2. 論文標題 Monocular camera-based 3D human body pose estimation by Generative Adversarial Network considering joint range of motion represented by quaternion	5. 発行年 2023年
3. 雑誌名 Journal of Biomechanical Science and Engineering	6. 最初と最後の頁 -
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1299/jbse.22-00305	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計4件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 1件）

1. 発表者名 Keisuke YONEDA, Daisuke SARUYAMA, and Naoki SUGANUMA
2. 発表標題 Dynamic Occupancy Grid Map by Sensor Fusion of LiDAR, Radar and Digital Map Using Evidential Mapping for Automated Driving
3. 学会等名 the 4th International Symposium on Swarm Behavior and Bio-Inspired Robotics 2021（国際学会）
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 倉元昭季, 米陀佳祐, 菅沼直樹
2. 発表標題 単眼視画像から推定される人体姿勢を考慮した歩行者追跡システムの開発
3. 学会等名 電気学会 産業計測制御研究会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 倉元昭季, 米陀佳祐, 柳瀬龍, 菅沼直樹
2. 発表標題 単眼カメラ画像上の2次元姿勢を用いた歩行者の進行方向推定
3. 学会等名 自動車技術会2022年秋季大会学術講演会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 前川凌祐,菅沼直樹,米陀 佳祐
2. 発表標題 自動運転のための交通参加者間の相互作用を考慮した行動予測
3. 学会等名 2023年 電子情報通信学会 総合学会
4. 発表年 2023年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究分担者	菅沼 直樹 (Suganuma Naoki) (50361978)	金沢大学・新学術創成研究機構・教授 (13301)	
研究分担者	倉元 昭季 (Kuramoto Akisue) (90826851)	東京工業大学・工学院・助教 (12608)	

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------