

先行車追従モデルに基づいた追従運転者の操作特性の推定

禹 ハンウル¹⁾ 間所 洋和¹⁾ 佐藤 和人¹⁾ 田村 雄介²⁾ 山下 淳²⁾ 浅間 一²⁾

Estimation of Operation Characteristics of Following Drivers Based on Car Following Model

Hanwool Woo Hirokazu Madokoro Kazuhito Sato Yusuke Tamura Atsushi Yamashita Hajime Asama

We propose a novel method to estimate operation characteristics of following drivers. If the lead vehicle suddenly decelerates to avoid collisions with interrupting vehicles, it may lead to an accident with the following vehicle since human drivers require a reaction time. This research assumes a driving scene when a human driver follows the autonomous vehicle. The proposed method estimates operation characteristics of the following driver and predicts the trajectory of the following vehicle. It is demonstrated that the proposed method shows great accuracy of the prediction compared to previous methods.

KEY WORDS: Safety, Intelligent vehicle, Navigation system, Operation-characteristics estimation, Trajectory prediction (C1)

1. 序論

警視庁によると、交通事故の9割以上が人為的要因により発生すると報告された⁽¹⁾。このような背景を踏まえ、近年、自動運転や運転支援システムといった先端技術を用いることで、交通事故を低減する試みが多くなされている。しかし、その途中段階として、人が運転する車と自動運転車が混在する環境が想定される。このような環境下においてもぶつからない自律走行技術を確立するためには、人が持つ運転特性を理解し走行計画に反映することが必須である。先行研究によると⁽²⁾、Adaptive Cruise Control (ACC)により先行車との衝突リスクを低下させることは可能であるが、ACC搭載車両の後続車との衝突リスクは上昇する恐れがあると報告された。すなわち、より安全な社会を実現し交通事故の低減に貢献するためには、人が持つ特性を適切に踏まえ、経路計画を行う自律走行技術の完成が必須といえる。

安全な自律走行技術を確立するためには、2つの要素技術が求められる。1つ目は、周辺車両の走行軌道の予測を行う手法である。自車は周辺車両の動きを予測し、その結果に基づきぶつからないための安全な走行経路を計画する。先行車に追従する車両の動きをモデリングした手法は数多く提案されており、追従車両の走行軌道の予測を可能とした⁽³⁾⁽⁴⁾⁽⁵⁾。しかし、手法の中には運転者の操作特性を表すパラメータが含まれているものの、統計的に得られた値に定められている。運転者はそれぞれ異なる操作特性を持つため、定数のパラメータ設定では不正確な走行軌道の予測が行われる恐れがある。例として、運転者は年齢や性別、経験といった様々な要因によって異なる反応時間を持つと報告されている⁽⁶⁾。しかし、従来手法は運転者の個人差を考慮せず走行軌道の予測を行うため、予測精度の低下が生じてしまう。

このような問題を解決するため、2つ目の要素技術である運

転者の操作特性を推定する手法の確立が求められる。先行車に追従する際の挙動から運転者が持つ操作特性を推定し、走行軌道の予測手法に反映するアプローチが考えられる。Youらは拡張カルマンフィルタを用いた運転者の操作特性推定法を提案した⁽⁷⁾。この手法では、先行車に追従する運転者をモデリングし、12個のパラメータを用いて運転者の操作特性を定義した。Filevらは、運転者を2次制御系として捉え、2つの操作特性パラメータを推定する手法を提案した⁽⁸⁾。しかし、これらの手法は操作特性の推定に留まっており、走行軌道予測の議論には至っていない。Zhuらは、深層強化学習を用いた追従車両の制御手法を提案した⁽⁹⁾。実車による検証実験の結果、従来のモデルベースの手法を上回る走行軌道の予測精度を達成した。しかし、データドリブンアプローチの限界として、環境や走行条件が学習時と異なる場合、大きな性能低下が生じる可能性がある。

前述の通り、人と自動運転車が混在する環境における人間の操作特性を考慮した走行軌道の予測手法を実現した研究事例がない現状を踏まえ、本研究では、自動運転車の後ろを追従する後続運転者の操作特性を推定した上で、推定結果に基づいた走行軌道の予測手法の構築を行う。提案手法は先行車に追従する運転者をモデリングした手法の中で最も多く使われているGeneral Motor (GM)モデルを用いる⁽¹⁰⁾。このモデルは後続運転者を刺激-反応(stimulus-response)モデルとして捉え、先行車との車間距離および相対速度に応じて加速度が求まる。モデルの中には、運転者の反応時間を含めた4つのパラメータが定義されており、操作特性を表す。従来研究では、いくつかのパラメータ値が提案されているものの、最適化に用いたデータに大きく依存するため、かなり異なる値となっている。提案手法はレーベンバーグ・マーカート法を用いることで、事前に定められた値でパラメータを設定するのではなく、オン

ラインでのパラメータ推定を行う。さらに推定結果に基づいた走行軌道の予測を行うことで、環境や走行条件への依存性を排除した、より頑健な軌道予測を可能とする。本研究が持つもう 1 つの新規性として、運転者の反応時間を推定することが挙げられる。GM モデルに基づいた従来手法は運転者の反応時間を 1 秒に固定した。しかし、反応時間は様々な要因により変化し、後続車両の挙動に大きく影響する。そのため、高精度な軌道予測を行うためには、反応時間の推定は必ず必要となる。

本稿は全 6 章で構成される。2 章では、本研究の問題設定について述べる。3 章と 4 章では操作特性の推定手法と走行軌道の予測手法について詳細に述べる。5 章では、提案手法の有効性を評価する。最後に、結論を 6 章で述べる。

2. 問題設定

本研究では、人が運転する車と自動運転車が混在する直線道路を想定する。中でも、図 1 のように自動運転車の後ろを人が運転する車が追従するシーンを想定する。先行する自動運転車には環境と周辺車両を計測可能な装置が実装されており、半径 120 m 内における周辺車両との車間距離および相対速度が取得できると仮定する。提案手法は自動運転車に実装され、後続運転者の操作特性を推定し、その結果に基づいて走行軌道予測を行う。本稿では、推定および予測の対象となる後続車両を赤色で示し、Following と表記する。これに対し、提案手法が実装され、推定および予測を行う自動運転車を緑色で示し、Ego と表記する。

提案手法の概要を図 2 に示す。提案手法は Ego と Following の位置と速度を入力とし、Following の運転者が持つ操作特性を推定する。操作特性は 3 つのモデルパラメータと反応時間の全 4 つの変数を用いて定義する。推定された操作特性変数は、走行軌道予測に用いられる。提案手法は最終的に 2 秒先までの Following の走行軌道を出力する。

本研究では、先行車に追従する際の運転者の操作特性および軌道予測に焦点を当てる。そのため、車線変更を行う車両は推定の対象から除外する。運転者は常に現車線の中央に位置すると仮定し、車両の進行方向に対してのみ軌道予測を行う。

3. 操作特性の推定

提案手法は、後続運転者を刺激-反応モデルとして捉え、先行車との車間距離および相対速度に応じて加速度を求める。先行車に追従する車両の動きをモデリングした手法は多く提案されているが、中でも GM モデルが実交通流データとの相関性が高いと報告されており、広く使われている⁽¹⁰⁾。時刻 t における Following の加速度は次式から求まる。

$$\hat{a}_f^t = \alpha \left[\frac{(v_f^t)^m}{(x_e^{t-\Delta T} - x_f^{t-\Delta T})^l} \right] (v_e^{t-\Delta T} - v_f^{t-\Delta T}), \quad (1)$$

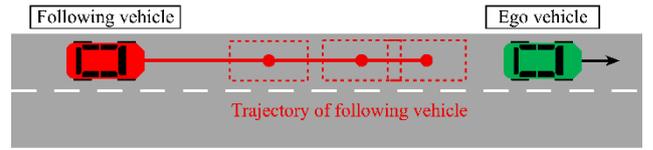


Fig. 1 Driving condition: The red vehicle represents the Following vehicle while the green one is the Ego vehicle. The Ego vehicle has measurement devices which is possible to measure the distance and speed of the Following vehicle. The proposed method has installed to the Ego vehicle and estimated the operation characteristics of the Following driver.

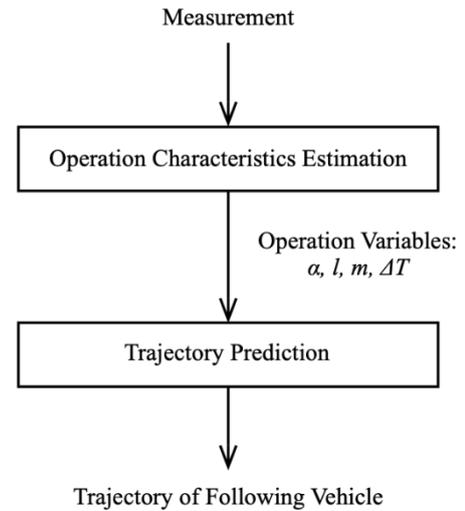


Fig. 2 Schematic of proposed method: the proposed method consists of two parts: operation characteristics estimation and trajectory prediction. The four operation variables are estimated and input to the trajectory prediction part. The output of the proposed method is the trajectory of the following vehicle two seconds in advance.

ここで、 x_e^t は時刻 t における Ego の位置を、 v_e^t は速度を表す。同様に、 x_f^t は時刻 t における Following の位置を、 v_f^t は速度を表す。 α, l, m はモデルパラメータであり、 ΔT は運転者の反応時間を表す。運転者は先行車との速度差から刺激され、車間距離の調節を反応としてみせる。その際における運転者の操作特性は、3 つのパラメータ α, l, m を用いてモデル化される。反応時間 ΔT は、運転者が速度差および車間距離を認知し、操作を行うまでの時間である。本研究では、この 4 つの変数を操作特性変数として定義する。

提案手法は 3 つのモデルパラメータ α, l, m をレーベンバーグ・マーカート法を用いて推定する。反復計算によるパラメータの最適手法として最急降下法やニュートン法など多くのアルゴリズムが提案されているが、レーベンバーグ・マーカート法は非線形最小二乗問題を解く手法として広く使われている

⁽¹¹⁾⁽¹²⁾. 提案手法は、現時刻の一つ前のステップにおける加速度からパラメータの推定を行う。この際、反応時間 ΔT は前ステップで推定された値を用いる。推定が失敗した場合や推定されたパラメータから求めた加速度と真値の差が大きい場合は、デフォルト値を用いる。

3つのモデルパラメータ α, l, m が求めれば、反応時間 ΔT を推定する段階に移る。先行研究によると、運転者の反応時間は0.92秒から1.94秒の間に分布する⁽¹³⁾。提案手法は余裕を設けて反応時間 ΔT を、0.5秒から2.5秒までの0.1秒刻みと設定し、次式から最適化を行う。

$$\Delta T = \arg \min_{\Delta T} |a_f^{t-1} - \hat{a}_f^{t-1}(\Delta T)|, \quad (2)$$

ここで、 a_f^{t-1} は加速度の真値を、 \hat{a}_f^{t-1} は推定されたモデルパラメータから求めた加速度を表す。

以上から4つの操作特性変数を毎ステップごとに推定する。しかし、運転者の操作特性は短時間内に激しく変化する可能性は極めて低いと考えられる。そのため、提案手法は一定の大きさを持つ窓 (window) を定義し、推定値の平均化を行う。

4. 走行軌道の予測

提案手法は、推定された4つの操作特性変数に基づき2秒先までの走行軌道の予測を行う。Followingの位置と速度は次式により毎ステップごとに更新される。

$$\hat{v}_f^{t+1} = v_f^t + \hat{a}_f^t \Delta t, \quad (3)$$

$$\hat{x}_f^{t+1} = x_f^t + v_f^t \Delta t, \quad (4)$$

ここで、 \hat{a}_f^{t-1} は式(1)から求められた加速度の推定値を表す。これに対してEgoは現時刻から2秒先の間において定速で走行すると仮定し、位置のみを更新する。

走行軌道予測は車両の進行方向のみを対象とし、横方向に関しては常に車線の中央に位置すると仮定し、予測を行わない。また、車線変更を行う車両は対象から除外とする。車線変更を行う際の走行軌道予測に関しては我々の先行研究を参照されたい⁽¹⁴⁾。

5. 実験

5.1 データセット

提案手法の有効性を評価するため、ドイツの高速道路で計測された実交通流データセットを用いた⁽¹⁵⁾。このデータセットはドロンを飛ばし上空から撮影したものであり、6ヶ所における全110,500台の走行データを含んでいる。各車両ごとに位置と速度、車種、大きさ等が時系列で記録されている。計測装置としては4Kカメラが使われており、計測誤差は10cm程度である。

提案手法の評価に用いたデータは25Hzで記録されたもの

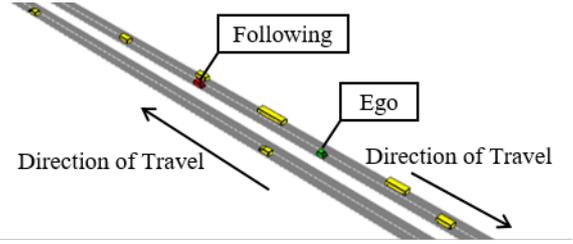


Fig. 3 Example of traffic dataset.

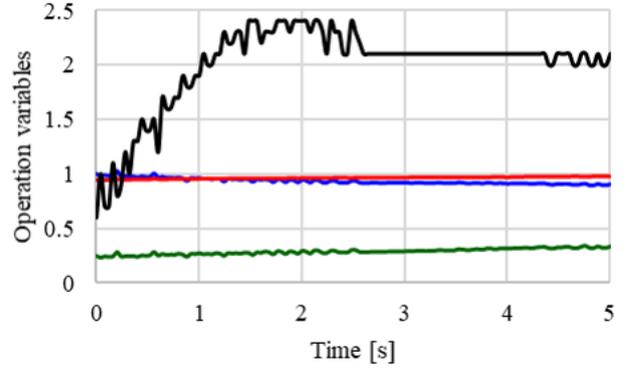


Fig. 4 Example of operation characteristics estimation with proposed method: The green, red, and blue lines represent the 3 model parameters. On the other hand, the black line shows the reaction time. It is shown that the four operation characteristics variable can be estimated.

であり、全4車線の各方向2車線の直線道路で計測された。本研究では、車線変更を行わない車両のみを抽出し、評価に用いた。評価には全913台の走行データが使用された。交通流データを計算機上で再現した様子を図3に示す。

5.2 評価方法

提案手法の有効性は、予測された走行軌道の位置誤差を指標とし、評価を行った。提案手法は1/25秒ごとに、2秒先までの走行軌道を予測するため、全軌道の位置誤差の平均二乗誤差平均根 (Root Mean Squared Error) を評価指標として用い、車両の進行方向をX軸とし、2秒間における予測ステップのインデックスを*i*とした場合、次式から誤差を求めた。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}, \quad (5)$$

ここで、 x_i は*i*地点におけるデータセットの計測値であり、真値として用いた。また、提案手法は進行方向の位置のみを予測するため、横方向の位置誤差は評価に含まれない。これに対して、 \hat{x}_i は提案手法より予測された位置を表す。 n は全予測地点の数であり、毎秒25回、2秒先まで軌道が予測されるため、 $n = 50$ となる。

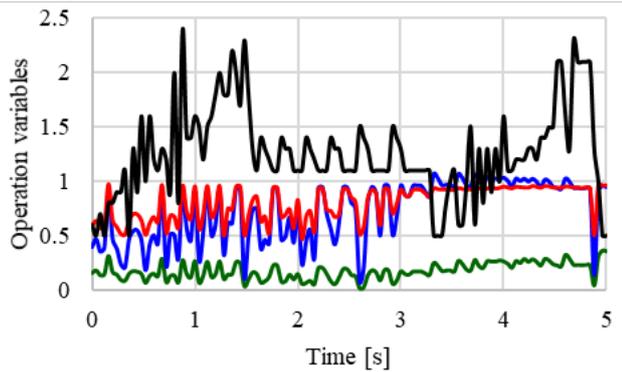


Fig. 5 Example of operation characteristics estimation with proposed method: The green, red, and blue lines represent the 3 model parameters. On the other hand, the black line shows the reaction time. It is shown that the estimated values were not stable.

5.3 操作特性の推定結果

評価データのうち 1 人の運転者の操作特性を推定した結果を図 4 に示す。横軸が時間を、縦軸が推定された値を示す。緑線が α 、赤線が l 、青線が m の 3 つのモデルパラメータの推定結果を表す。これらのパラメータは単位を持たない値である。すべてのパラメータにおいて安定した値が推定された。これに対し、黒線は反応時間の推定結果を表し、単位は秒である。運転者の反応時間は徐々に増加し、2.1 秒付近の値で安定したことが確認できる。

評価データのうち操作特性変数が安定せず激しく変化した推定結果を図 5 に示す。グラフの構成は図 4 と同様である。モデルパラメータにおいては、最初の 3 秒間において値が安定せず激しく変化したことが確認できる。反応時間に関しては、一度 1.2 秒付近の値で安定したものの、開始時間から 3~5 秒の区間で再び不安定な推定値となった。このような結果となったのは、先行車の不安定な走行が原因として考えられる。本走行データの中で、先行車の前方に割り込みを行った車両があったため、先行車および後続車の運転者は安定した走行ができなかった。割り込みといったイベントの発生により走行条件が変化したため、後続運転者の操作特性にも影響があったと考えられる。

5.4 走行軌道の予測結果

提案手法により予測された走行軌道の様子を図 6 に示す。緑の車両が Ego を、赤の車両が Following を示す。また、赤線が提案手法より予測された走行軌道を、青線が真値を表している。車の位置は 2 秒先まで 0.04 秒ごとに予測される。図 6 では、そのうちの 0.4, 0.8, 1.2, 1.6, 2.0 秒先における予測位置を示した。この図から提案手法により走行軌道を正確に予測できたことが確認された。最も誤差が大きくなると予想される 2 秒先においても真値と極めて近い位置が予測された。図 6(b)は、Following の前方に先行車が存在せず、自由走行す

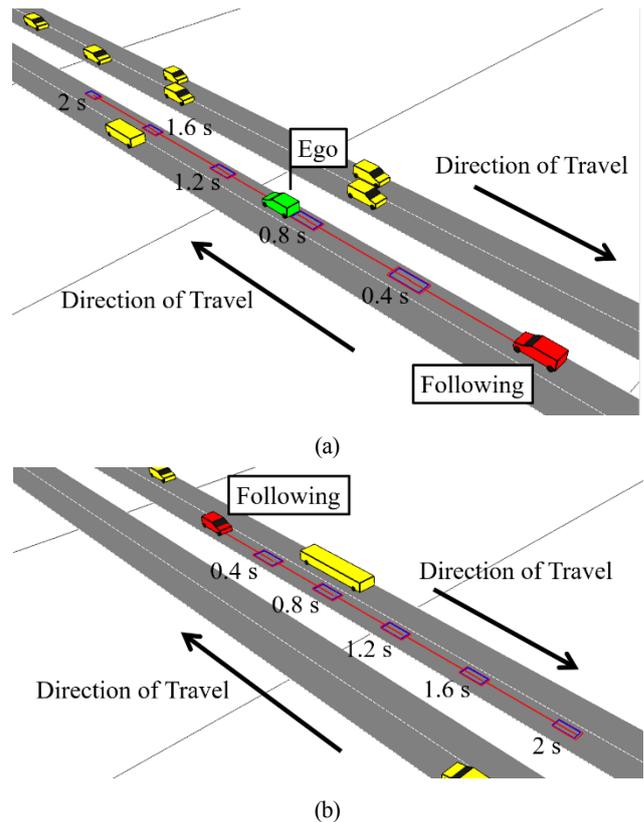


Fig. 6 Results of trajectory prediction with proposed method: (a) the green vehicle represents the Ego, and the red one is the Following. At the same way, the blue rectangle shows the ground truth, and the red line is the predicted position. (b) there is no preceding vehicle from the Following. It is shown that the proposed method precisely performs the trajectory prediction.

Table 1 Error of trajectory prediction with proposed method.

Prediction term	RMSE	SD
0.4 s	0.023 m	0.024 m
0.8 s	0.040 m	0.070 m
1.2 s	0.065 m	0.150 m
1.6 s	0.109 m	0.261 m
2.0 s	0.176 m	0.400 m

る場合の予測結果である。この走行条件下でも、高精度の予測が行われることが確認できる。以上の結果から提案手法により適切な軌道が予測可能であることを確認した。

厳密な評価を行うために全評価データを用いて求めた真値と提案手法により予測された位置との平均二乗誤差平均根を表 1 に示す。予測先時間を 0.4 秒ずつの 5 つに分け、各時刻における平均二乗誤差平均根と標準偏差を算出した。予測先時間が長くなるにつれ、誤差も大きくなるものの、最も誤差が大きくなる 2 秒先においても予測誤差が 0.176 m となり、極めて高い予測精度が得られた。標準偏差も極めて小さく、安定した予測が可能であることが確認できた。

Table 2 Performance comparison with previous methods.

Prediction term	Methods				
	Heyes ⁽¹⁶⁾	Ozaki ⁽¹⁷⁾	Aron ⁽¹⁸⁾	Proposed (Constant reaction time)	Proposed
0.4 s	0.028 m	0.055 m	0.160 m	0.023 m	0.023 m
0.8 s	0.070 m	0.196 m	0.640 m	0.040 m	0.040 m
1.2 s	0.145 m	0.442 m	1.477 m	0.066 m	0.065 m
1.6 s	0.249 m	0.794 m	2.690 m	0.109 m	0.109 m
2.0 s	0.381 m	1.257 m	4.291 m	0.177 m	0.176 m
Average	0.130 m	0.398 m	1.336 m	0.063 m	0.062 m

提案手法の有効性を評価するために従来手法との性能比較を行った。その結果を表2に示す。比較対象として、従来手法のうち操作特性を固定している3つの手法を選んだ。Heyesらの手法は操作特性を $\alpha = 0.8, l = 1.2, m = -0.8$ に設定した⁽¹⁶⁾。これに対し、Ozakiらは操作特性を $\alpha = 1.1, l = 1.0, m = 0.9$ に設定したときに最も実交通流データに近い結果が得られたと報告した⁽¹⁷⁾。最後に、Aronらは操作特性を $\alpha = 2.45, l = 0.676, m = 0.655$ に設定したときに最も優れた予測性能が得られたと報告した⁽¹⁸⁾。しかし、反応時間に関しては検討されなかったため、今回の評価では、 $\Delta T = 1.0$ と設定し解析を行った。また、3つのモデルパラメータをオンラインで推定する効果を評価するため、提案手法でも反応時間 $\Delta T = 1.0$ に固定した際の予測誤差も算出した。従来手法に比べ、提案手法の予測誤差が極めて小さく、優れた予測性能を持つことが表2から確認できる。

3つの従来手法の結果をみると、パラメータの設定によって予測性能が大きく左右されることがわかる。すなわち、固定されたパラメータの設定では、走行条件の変化に適応できず、大きな性能低下が生じてしまう。これに対し、提案手法の場合、現在の走行条件からパラメータを推定することで条件の変化に適応し、精確な走行軌道の予測が可能になったと考えられる。従来手法のうち最も高い精度が得られたHeyesらの手法の平均誤差は0.130 mであったが、提案手法の誤差は0.063 mとなった。すなわち、従来手法が持つ予測誤差を半分近く減らすことができた。

しかし、反応時間の推定に関しては、提案手法の有効性が確認されなかった。3つのモデルパラメータのみを推定し反応時間 $\Delta T = 1.0$ に固定した手法と反応時間までも推定した手法の差はほとんどなかった。先行車両に追従する条件下では、走行速度の変化が小さいため、反応時間が走行軌道に与える影響が大きくないことが原因として考えられる。そのため、他車両が自車の前方に割り込むような走行シーン等における有効性の評価が必要であり、今後検証する予定である。

以上の結果から、後続運転者の操作特性を推定し走行軌道の予測に反映するといった提案手法のアプローチは有効であり、高い予測精度が達成されることを確認した。

更なる精度向上のためには2つの改善点が考えられる。提案手法は操作特性を推定する際に一定の大きさの窓を定義し、推定値の平均化を行った。今回の解析では窓の大きさを1秒に設定したものの、図5の結果のように推定値が激しく変化するケースがいくつか確認された。しかし、運転者の操作特性は短時間で大きく変化することはないと考えられる。そのため、操作特性の継続性を適切に考慮することが可能となれば更なる性能向上ができると期待する。

もう1つの改善策としては、Egoの速度変化も考慮に含めることが挙げられる。提案手法はFollowingの速度を予測ステップごとに更新するが、Egoは現時刻から2秒先の間において定速で走行すると仮定した。しかし、現実ではEgoの速度が変化することは当然であり、経路計画を行う際に得ることが可能な情報である。Egoの速度や位置はFollowingの軌道を予測する際に大きな影響を与える要因であるため、Egoの速度変化を考慮することにより大きな予測性能の改善が見込める。以上の改善点を今後の課題と設定し、取り組むことを計画している。

6. 結論

本研究では、人と自動運転車が混在する環境を想定し、自動運転車の後ろを追従する運転者が持つ操作特性を推定する手法を新規に提案した。提案手法はGMモデルに基づき4つの操作特性変数を定義し、レーベンバーク・マーカート法によりオンラインでの推定が可能な手法を構築した。また、推定された操作特性を走行軌道の予測に反映することで、大幅な予測精度の改善を達成した。実際の交通流データを使用し、従来手法との性能比較を行った結果、提案手法の方が極めて高い走行軌道の予測精度を持つことが検証された。

今後の予定としては、異なる走行シーンにおける提案手法の評価を計画している。先行車両に追従するシーンでは、運転者の反応時間の影響が小さいと考えられる。そのため、他車が自車の前方に割り込むような走行条件下での評価が必要である。更に、運転者は環境や時間帯といった様々な要因により大きく影響されると考えられる。このような要因が運転者の操作特性にどのような影響を与えるか解明する予定である。

参考文献

- (1) 警視庁, 交通事故の違反別発生状況, 2014.
- (2) A. Touran, M. A. Brackstone and M. McDonald: A collision model for safety evaluation of autonomous intelligent cruise control, *Accident Analysis and Prevention*, Vol. 31, p. 567-578, 1999.
- (3) R. E. Chandler, R. Herman and E. W. Montrol: Traffic dynamics: studies in car-following, *Operation Research*, Vol. 6, No. 2, p. 165-184, 1958.
- (4) D. C. Gazis, R. Herman, R. W. Rothery, Nonlinear follow-the-leader models of traffic flow, *Operation Research*, Vol. 9, No. 4, p. 545-567, 1961.
- (5) S. Bexelius: An extended model for car-following, *Transportation Research*, Vol. 2, No. 1, p. 13-21, 1968.
- (6) A. Mehmood and S. M. Easa: Modeling reaction time in car-following behaviour based on human factors, *International Journal of Civil and Environmental Engineering*, Vol. 3, No. 9, p. 325-333, 2009.
- (7) C. You, J. Lu and P. Tsiotras: Driver parameter estimation using joining E-/UKF and dual E-/UKF under nonlinear state inequality constraints, *Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, p. 1215-1220, 2016.
- (8) D. Filev, J. Lu, K. Prakah-Asante and F. Tseng: Real-time driving behavior identification based on driver-in-the-loop vehicle dynamics and control, p. 2089-2094, 2009.
- (9) M. Zhu, X. Wang and Y. Wang: Human-like autonomous car-following model with deep reinforcement learning, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 97, p. 348-368, 2018.
- (10) T. V. Mathew: *Transportation Systems Engineering*, 2014.
- (11) K. Levenberg: A method for the solution of certain non-linear problems in least squares, *Quarterly of Applied Mathematics*, Vol. 2, No. 2, p. 164-168, 1944.
- (12) D. Marquardt: An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters, *SIAM Journal on Applied Mathematics*, Vol. 11, No. 2, p. 431-441, 1963.
- (13) M. Green: How long does it take to stop?: methodological analysis of driver perception-brake times, *Transportation Human Factors*, Vol. 2, No. 3, p. 195-216, 2000.
- (14) H. Woo, Y. Ji, H. Kono, Y. Tamura, Y. Kuroda, T. Sugano, Y. Yamamoto, A. Yamashita and H. Asama: Lane-change detection based on vehicle-trajectory prediction, *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 2, No. 2, p. 1109-1116, 2017.
- (15) R. Krajewski, J. Bock, L. Kloeker and L. Eckstein: The highD dataset: a drone dataset of naturalistic vehicle trajectories on German highways for validation of highly automated driving systems, *Proceedings of the 2018 IEEE 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems*, p. 2118-2125, 2018.
- (16) M. P. Heyes and R. Ashworth: Further research on car-following models, *Transportation Research*, Vol. 6, No. 3 p. 287-291, 1972.
- (17) H. Ozaki: Reaction and anticipation in the car-following behaviour, *Proceedings of the 13th International Symposium on Traffic and Transportation Theory*, p. 349-366, 1993.
- (18) M. Aron: Car-following in an urban network: simulation and experiments, *Proceedings of Seminar D, 16th Planning and Transport, Research and Computation Meeting*, p. 27-39, 1988.