

大型車両を追従する運転者の車線変更意図推定モデルの構築

Woo Hanwool, 間所 洋和, 佐藤 和人

Effect of Size of Preceding Vehicle on Behavior of Following Vehicle

研究代表者 東京大学工学系研究科 特任講師 Woo Hanwool[※]

共同研究者 岩手県立大学ソフトウェア情報学部 准教授 間所 洋和

共同研究者 秋田県立大学システム科学技術学部 客員教授 佐藤 和人

Hanwool Woo, Hirokazu Madokoro, Kazuhito Sato

In this study, we demonstrated that the size of a preceding vehicle affects the behavior of the following driver. Intelligent assistance systems, including autonomous driving, have been considered in the prevention of traffic accidents. If forecasting future actions of surrounding vehicles is possible, driving safety can be significantly improved. Therefore, our research group developed a prediction system. Previous studies reported on the effect of the size of the preceding vehicle on the driving behaviors of the following vehicle. However, the effect on the lane changes of the following vehicle has not yet been discussed. This paper analyzes the effect of the size of the preceding vehicle, particularly focusing on lane changes. It is demonstrated that drivers frequently change lanes when a large vehicle is ahead compared with when a normal-sized vehicle is ahead.

要旨

交通事故ゼロの実現に向けて、周辺交通参加者の意図を推定し潜在的なリスクまでも対応可能な技術が求められる。バスやトラック等の大型車両の後ろを追従する運転者は、視野が防がれることやより速く走るために追い越しを試みる傾向がある。すなわち、先行車両の車種は追従運転者の内部状態に影響し、運転意図の変化を起こすと考えられる。本研究では、先行車両の車種が後続車両に与える影響を解明し、走行挙動から追従運転者の運転意図を推定することが可能な手法の構築に取り組む。実交通流データおよびドライビングシミュレータを用いた被験者実験により、大型車両が先行している走行シーンにおいて、後続運転者は一般車両が先行している走行シーンと比べ、より大きな車間距離を確保する傾向がみられた。また、車線変更の頻度においても、大型車両が先行している場合、より多い後続運転者が車線変更を実行することを確認した。

1. まえがき

警視庁が行った調査によると、約 90 %の交通事故が人為的なミスにより発生されている⁽¹⁾。特に、至死な交通事故の過半数が車線変更に起因すると報告された⁽²⁾。その内訳として、約 75 %の車線変更による交通事故は運転者の認知の遅れに起因す

る。もし、自車周りの車両が行う車線変更を検知し運転者に知らせることができれば、運転者の認知の遅れによる事故を防ぎ、交通事故の低減に大きく貢献できると考えられる。

他車が行う車線変更を検知する手法として、Schlechtriemenらは外部から計測可能な情報のみを用いた手法を提案した⁽³⁾。この研究では、自車の周辺を走る他車の車線垂直方向における速度と位置、先行車との相対速度を特徴量とした。また、Dingらは走行車線と隣車線を走る車群の平均速度差、自車と先行車との衝突予想時間、隣車線の後続車との車間距離を特徴量に含め、より早く車線変更を推定することを試みた⁽⁴⁾。しかし、この手法は先行車が自車より遅く走行していることを仮定しており、他の走行シーンについては未検討の部分が多い。運転者の運転意図は、様々な要因に影響され、変化が起きると考えられる。中でも本研究では、先行車両の車種に注目する。バスやトラックといった大型車両の後ろを追従する運転者は、視野が防がれることやより速く走るために追い越しを試みると考えられる。そこで先行車両の車種が追従運転者の運転意図や操作特性に与える影響を解明する。

2. 問題設定

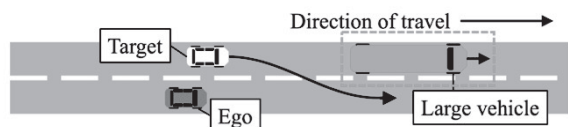
先行車両の車種が追従運転者に及ぼす影響を解明するために、図1のような2つの走行シーンを定義

※ 秋田県立大学 システム科学技術学部 助教

する。1 つ目の走行シーンは、先行車両が一般車両の場合である (図 1(a))。本研究では、この走行シーンを Condition A と定義する。これに対して、図 1(b) のように先行車両がバスやトラックといった大型車両の場合を Condition B と定義する。また本研究では、後続車両が一般車両の場合のみを想定し、議論を行う。



(a) 先行車両が一般車両の場合



(b) 先行車両が大型車両の場合

図 1 想定する走行シーン

本研究では、ドライビングシミュレータ (DS, Driving Simulator) を用いた被験者実験とドイツの高速道路で取得された実交通流データにより、先行車両の車種が追従運転者の運転意図や操作特性に与える影響を調べる。また、追従運転者が行う車線変更を検知する手法を構築し、先行車両の車種を考慮することで検知性能の改善を目指す。

3. 車線変更検知システム

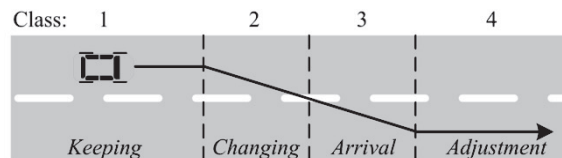
3.1 隠れマルコフモデルの設計

本研究では、状態を認識単位とする隠れマルコフモデル (HMM, Hidden Markov Model) を用いて車線変更の検知手法を構築する。提案手法では、運転者の意図を HMM の状態として定義し、運転者の意図が車線維持することから車線変更することに移る状態遷移を推定する構造とする。車線変更が図 2(a) に示すような「Keeping, Changing, Arrival, Adjustment」の 4 段階で行われると仮定し、各段階を HMM の状態として定義する。各状態の定義を以下に示す。

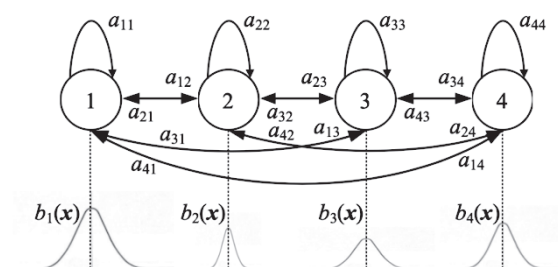
- Keeping : 現在の走行車線を維持する状態
- Changing : 車線変更を開始する状態
- Arrival : 中央線を越え、隣接車線に移った状態
- Adjustment : 車線変更を完了し、前後の車両群の速度に合わせる状態

提案手法は、計測される情報から現時刻における

HMM の状態を推定する。本研究では、推定された状態が「Keeping」から「Changing」に遷移すると、推定対象の車両は車線変更を行うと判断する。車線変更を行わない車は「Keeping」状態が続くこととなる。提案手法における状態推定は、図 2(b) に示す構造を用いた連続分布型 HMM により実行される。各状態における特徴量の出力確率はガウス分布に従うとする。



(a) 運転意図の定義



(b) HMM の構造

図 2 運転意図の定義および HMM の構造

HMM に用いる特徴量は推定精度を左右する重要な要素であり、測定可能なすべての特徴量を用いるより、有効な特徴量のみを用いた方が高い推定性能が得られると報告されている⁽³⁾。本研究では、他車の車線変更検知を想定しているため、外部から計測可能な情報のみを用いる必要がある。また、車線を維持する場合を車線変更すると判断する誤認識率を抑えるため、先行車との相対速度や隣接車線を走る車群との速度差などは特徴量に含めない。提案手法は、推定対象車と中央線間の距離、推定対象車の進行方向の速度、推定対象車の横方向の速度の 3 つの情報の特徴量とする。

自車に実装される計測装置により測定される特徴量には誤差が含まれることが予想されるため、現在までのある時間幅内に測定されたデータ間の平均化によるフィルタリングを行う。また、各次元における特徴量の大きさによる影響を抑えるため、正規化を行う。しかし、提案手法を車に実装し、オンラインで推定を行う際には全データから平均と標準偏差を求めて正規化を行うことは不可能であるため、平均と標準偏差による正規化は本手法に適しない。本

研究では、各次元における特徴量の最大値による正規化を行う。中央線からの距離は車線の幅を最大値とし、進行方向の速度および横方向の速度は全学習データにおける最大値により正規化を行う。

3.2 車線変更検知モデルの構築

定義されたHMMはDS実験および実交通流データを用いてEMアルゴリズムにより学習を行う⁽⁵⁾。学習によりHMMは状態遷移確率 a_{ij} 、特徴量ベクトルの期待値ベクトル μ_i 、共分散行列 Σ_i が更新される。状態遷移確率 a_{ij} は状態 i から状態 j へ遷移が生じる確率を表し、期待値ベクトル μ_i と共分散行列 Σ_i は状態 i における特徴量ベクトル $\mathbf{x}$ の特性である。状態遷移確率 a_{ij} は次式から求めることができる。

$$a_{ij} = P(q_{t+1} = j | q_t = i) \quad (1)$$

ここで q_t は時刻 t における状態を表す。時刻 T までの特徴量ベクトル系列を $\mathbf{x}_1^T = \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_T$ とし、モデル M が時刻 t で状態 i に到達する確率 $\alpha_t(i)$ を導入する。

$$\alpha_t(i) = P(\mathbf{x}_1^t, q_t = i | M) \quad (2)$$

この $\alpha_t(i)$ は次式で求められ、前向き確率と呼ぶ。

$$\alpha_t(i) = [\sum_{j=1}^N \alpha_{t-1}(j) a_{ji}] b_i(\mathbf{x}_t) \quad (3)$$

ここで $b_i(\mathbf{x})$ は状態 i における特徴量ベクトル $\mathbf{x}$ が得られる確率である。

$$b_i(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{k/2} |\Sigma_i|} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (\mathbf{x} - \mu_i) \right\} \quad (4)$$

次に前向き確率 $\alpha_t(i)$ と相対な後ろ向き確率 $\beta_t(i)$ を導入する。

$$\beta_t(i) = P(\mathbf{x}_{t+1}^T | q_t = i, M) \quad (5)$$

後ろ向き確率 $\beta_t(i)$ は状態 i から始まる状態遷移により $\mathbf{x}_{t+1}^T$ が生成される確率であり、次式で求まる。

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(\mathbf{x}_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \quad (6)$$

以上の前向き確率 $\alpha_t(i)$ と後ろ向き確率 $\beta_t(i)$ を用い、学習によるHMMの再推定を以下のように行う。

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \alpha_t(i) a_{ij} b_j(\mathbf{x}_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \alpha_t(i) \beta_t(i)} \quad (7)$$

$$\bar{\mu}_i = \frac{\sum_{t=1}^T \alpha_t(i) \beta_t(i) \mathbf{x}_t}{\sum_{t=1}^T \alpha_t(i) \beta_t(i)} \quad (8)$$

$$\bar{\Sigma}_i = \frac{\sum_{t=1}^T \alpha_t(i) \beta_t(i) (\mathbf{x}_t - \bar{\mu}_i)(\mathbf{x}_t - \bar{\mu}_i)^T}{\sum_{t=1}^T \alpha_t(i) \beta_t(i)} \quad (9)$$

式(2)から式(9)までの計算を繰り返すことにより、尤度 $\sum_{i=1}^N \alpha_T(i)$ が最大となるようHMMの構築を行う。反復計算は尤度が収束するまで行う。

3.3 他運転者の運転意図推定

学習により構築されたHMMを用い、他車の特徴量ベクトル系列 $\mathbf{x}_1^T$ から現時刻 $t = T$ における他運転者の運転意図を内部状態として捉え、内部状態 q_T を推定する。特徴量ベクトル系列 $\mathbf{x}_1^T$ は、時刻 $t = 1$ から現時刻 $t = T$ までの特徴量ベクトル $\mathbf{x}$ の集合である。この特徴量ベクトル系列 $\mathbf{x}_1^T$ から $P(\mathbf{x}_1^T, q_1^T | M)$ を最大化する最尤状態遷移系列 q_1^T の推定を行い、最後の状態 q_T を現在の状態とする。特徴量ベクトル系列 $\mathbf{x}_1^T$ を生成し、時刻 t で状態 i に達する状態遷移系列 q_1^T は複数存在するが、全ての状態遷移に対して計算を行うのではなく、可能性の高い状態遷移のみを計算する方法としてViterbiアルゴリズムが用いられる⁽⁶⁾。時刻 t に状態 i へ到達する最大の確率値を $\delta_t(i)$ と表す。

$$\delta_t(i) = \max_i P(q_1^{t-1}, q_t = i, \mathbf{x}_1^t | M) \quad (10)$$

$\delta_t(i)$ は以下の式から再帰的に求めることができる。

$$\delta_{t+1}(i) = \max_i [\delta_t(i) a_{ij}] b_j(\mathbf{x}_{t+1}) \quad (11)$$

現時刻 $t = T$ における最尤な状態 q_T は次となる。

$$q_T = \arg \max_i \delta_T(i) \quad (12)$$

以上より他車の特徴量から現時刻 T における他運転者の内部状態 q_T を運転意図として捉え、推定することが可能である。

3.4 先行車両の車種を考慮した検知モデル

提案手法は先行車両の車種ごとに検知モデルを構築する。すなわち、大型車両と普通車両の検知モデルをそれぞれ構築し、先行車両の車種に合わせた検知モデルを使用する。その際、車両に搭載されたセンサ類の情報に基づいて先行車両の車種は識別することができるかと仮定する。

4. 実交通流データを用いた評価

4.1 実交通流データの概要

提案手法の構築および評価のため、ドイツの自動車専用道路で計測された実交通流データを用いた⁽⁷⁾。このデータセットは上空のドローンからカメラで交通流を計測し、画像処理によってデータを数値化したものであり、約11万台の車両の走行データが記録されている。計測は全6カ所で行われた。中には、各車の車種やサイズ、速度、位置情報が記録されており、計測周期は25 Hz、計測誤差は10 cmである。データセットの中から3,321台の車線変更データを

抽出し、3,000 台のデータを車線変更検知モデルの構築に用いた。また、残りの 321 台の車線変更データを使って構築した検知モデルの性能評価を行った。

4.2 評価結果

まずは、先行車両の後ろを追従する際に先行車の車種が追従車両に及ぼす影響について調べた。先行研究によると、先行車両の車種は先行車両と後続車両との車間時間 (Time Headway) に影響を及ぼすと報告された⁽⁸⁾⁽⁹⁾。しかし、先行研究の中には先行車両の車種の影響は確認できなかったという報告も存在する⁽¹⁰⁾。そのため、本研究でも先行車両の車種ごとの車間時間を算出した。その結果を図 3 に示す。

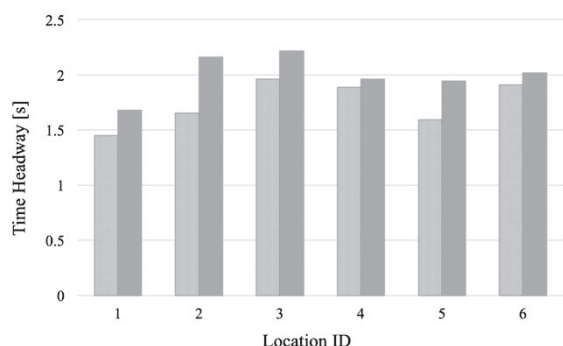


図 3 先行車両の車種が車間時間に及ぼす影響

縦軸が車間時間を、横軸がデータを計測した場所の ID 番号を示す。また、左棒が Condition A の結果を、右棒が Condition B の結果である。図 3 から大型車両の後ろを追従する方が一般車両の後ろを追従する方と比べ、長い車間時間をとる傾向があり、全計測場所において同様の傾向が確認できる。このような傾向の原因としては、追従運転者は網膜に映る先行車両の面積に応じて車間距離を確保すると考えられる。そのため、大きい面積を持つ大型車両の後ろを追従する際には、より長い車間距離を保つ傾向があると考えられる。

次に、先行車の車種ごとに追従車両の車線変更率を算出した。その結果を図 4 に示す。縦軸が車線変更率を、横軸がデータを計測した場所の ID 番号を示す。また、左棒が Condition A の結果を、右棒が Condition B の結果である。ここで言う車線変更率とは、追従車両のうち車線変更を行った車両の数と車線を変更しなかった車両の数の割合である。図 4 から大型車両が先行する場合、より多くの後続車両

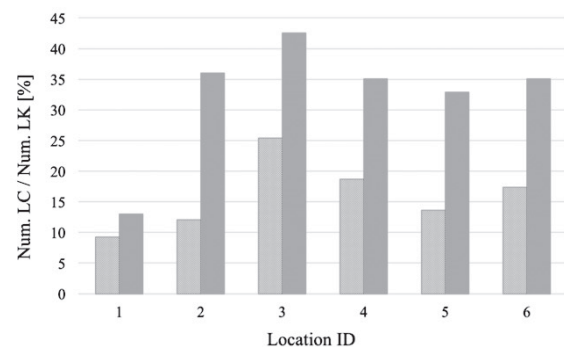


図 4 先行車両の車種が車線変更率に及ぼす影響

が車線変更を行ったことが確認できる。このような傾向は全計測場所において同様に確認された。今回の評価に用いた交通流データは車両密度が低く、運転者が希望する速度で走れるような状況で計測された。そのため、一般車両に比べ、遅い速度で走行する大型車両が先行する場合、追従車両が追い越すケースが多く、車線変更率が高くなったと考えられる。このような傾向は、ID 1 を除いた 5 ヶ所のデータから顕著に表れ、30 %を超える車線変更率を見せた。また、先行車両の車種による車線変更率の差も明らかであった。

最後に、構築した車線変更検知モデルの性能評価を行った。評価指標としては、検知精度と余裕時間の 2 つを用いた。検知精度はどれほど精確に車線変更を検知できるかを示す指標であり、Precision と Recall の調和平均から求まる F_1 スコアを用いた。余裕時間はどれほど早く検知できるかを示す指標であり、車線変更が検知された時刻から車両が中央線を跨ぐまでの時間差で定義される。すなわち、余裕時間が大きいほど、より早いタイミングで車線変更が検知できることを示し、優れた性能を持つといえる。図 5 に余裕時間の定義を示す。

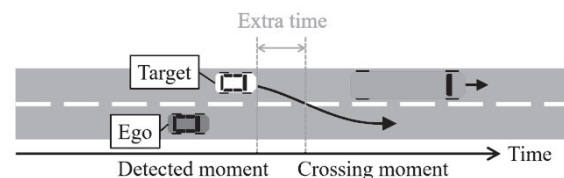


図 5 余裕時間の定義

先行車両の車種を考慮する本研究のアプローチの有効性を評価するため、先行車両の車種を考慮しない検知モデルも構築し、同様な評価を行った。その結果を表 1 に示す。

表1 車線変更検知性能の比較

	従来手法	提案手法
検知精度	95.6 %	95.4 %
余裕時間	1.8 s	2.3 s

先行車両の車種を考慮しない従来手法に比べ、提案手法は同等の検知精度を持ち、より早く車線変更を検知できることが確認できた。先行車両が大型車両の場合、後続車両が追い越すケースが多く、車線変更を実行する前に加速する傾向があるため、中央線を跨ぐ前にその速度から車線変更の意図を推定できたと考えられる。そのため、横方向の挙動が現れる前の段階で車線変更を検知することができ、より長い余裕時間を確保できたと考えられる。

以上の結果から、先行車両の車種を考慮して車線変更の検知を行う本研究のアプローチは有効であり、より早い段階で車線変更を検知可能であることが証明された。

5. DS を用いた被験者実験による評価

5. 1 実験概要

実験で使用した DS の様子を図 6 に示す。使用した DS は 3 次元視覚情報を提示可能なプロジェクタを前方画面の表示に用い、ステアリング、アクセル、ブレーキ、スピードメータで構成された仮想コックピット環境を備えている。ハンドル、アクセル、ブレーキの操作量についての情報は PC に転送され、それらの操作量と車両のダイナミクスに基づいて車両の位置、姿勢が計算される。また、周辺車両の位置、速度、加速度、姿勢角などの情報が 120 Hz の周期で記録される。



図 6 実験で使用した DS の様子

本実験では、4 つの走行シナリオを用意した。先行車両の車種が後続車両に及ぼす影響を調べるため、一般車両としては普通乗用車を、大型車両としてはトラックを用意した。また、走行条件による車線変更の挙動の違いを調べるため、車線変更先の車線における車両群の車間距離をパラメータとして 50 m と 100 m に設定した。

走行シーンとしては、片側 2 車線の直線の高速道路を想定した。各試行の開始から約 1 分後に追い越しを指示するテロップが画面上に表れるように設定し、被験者にはテロップが表示されるまで左車線の先行車を追従するように予め指示した。追い越しのテロップが表示されたら被験者は右側の追い越し車線走る車両を確認し、自分のタイミングで車線変更を実施するように指示した。追い越し車線上の車両群には設定した車間距離を維持する制御系を搭載した。実験の様子を図 7 に示す。



(a) 追従運転時



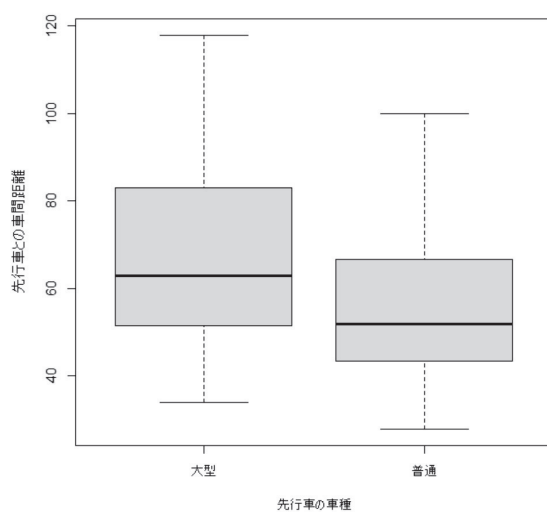
(b) 追い越しの指示テロップ



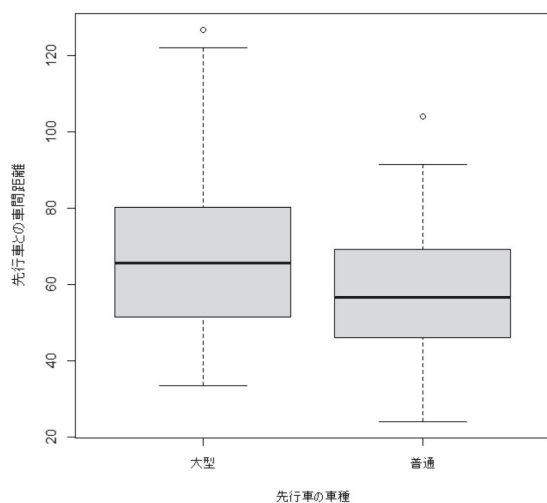
(c) 車線変更後

図 7 実験の様子

実験には週に1回以上の運転を行う21名（男11名、女10名）の被験者が参加した。本研究で行ったすべての被験者実験は、実験開始前にインフォームドコンセントを得て行った。被験者がDSの操作に慣れるよう、計測前に2回の試運転をしてもらった。その後、被験者ごとに4つの走行シナリオを3回ずつ、計12試行の計測を行った。走行シナリオの順番はランダムとした。先行車両の後ろを追従する際は、通常通りの自分の感覚で車間距離を保つように指示した。先行車両に追従する際の先行車両との車間距離を比較した結果を図8に示す。



(a) 追越車線の車両群の車両距離 50 m 時の結果



(b) 追越車線の車両群の車両距離 100 m 時の結果

図8 先行車両と被験者車両との車間距離の比較

図8から大型車両が先行している場合、後続車両の運転者は一般車両が先行している場合に比べ、より大きい車間距離を保つ傾向があることを確認した。この傾向は追い越し車線の車両群の車間距離に関係なく、両方の走行シーンにおいて確認された。t検定を行った結果、追い越し車線の車両群の車間距離が50 mの場合においては0.1%水準で有意であり、追い越し車線の車両群の車間距離が100 mの場合においては0.5%水準で有意であることを確認した。以上の結果から、先行車両の車種は追従車両との車間距離に影響を及ぼし、大型車両が先行している場合、一般車両が先行している場合に比べ、後続車両の運転者はより大きい車間距離を確保する傾向があることを確認した。

次に、車線変更検知モデルの性能評価を行った。全252試行のうち、168試行のデータを手法の構築に使用し、残りの84試行のデータを手法の評価に使用した。評価指標としては、検知精度と余裕時間の2つを用いた。性能評価の結果を表2に示す。

表2 DS実験による車線変更検知性能の比較

	従来手法	提案手法
検知精度	98.2 %	98.1 %
余裕時間	1.7 s	1.8 s

比較の結果、従来手法と大きな検知性能の差は確認されなかった。先行車両の車種によって先行車両との車間距離については違いがみられたにもかかわらず、車線変更の検知性能が改善されなかった理由としては、多くの被験者が車線変更を行う前に加速をしなかったことが考えられる。追い越しを想定した走行シーンであることを知らせたものの、追い越し車線に入るタイミングを計らうことに意識が集中してしまい、加速なしで車線変更を開始するケースが多くみられた。そのため、中央線を跨ぐ前にその速度から車線変更の意図を推定することができず、余裕時間の改善につながらなかったと考えられる。これは追い越し車線に短い車間距離で車両群を配置した実験の設計に問題があったといえる。または、より多い回数の試運転を実行し、被験者がDSの操作に十分に慣れたあと、通常通りの運転ができるような心理的余裕を持ててから計測を行う必要があったと考えられる。これについては、今後検討していく。

6. まとめ

本研究では、ドライビングシミュレータを用いた被験者実験と実交通流データにより、先行車両の車種が追従運転者の運転意図や操作特性に与える影響を調べた。また、追従運転者が行う車線変更を検知する手法を構築し、先行車両の車種を考慮することで車線変更の検知性能の改善を図った。評価の結果、先行車両の車種は追従車両との車間距離に影響を及ぼし、大型車両が先行している場合の方が、一般車両が先行している場合に比べ、後続車両の運転者はより大きい車間距離を確保する傾向があることが明らかになった。車線変更の検知性能の改善においては、実交通流データを用いた評価では、先行車両の車種を考慮することでより早いタイミングで車線変更を検知することが達成できた。しかし、ドライビングシミュレータによる実験のデータでは、先行車両の車種を考慮するアプローチの有効性がみられなかった。その理由としては、走行シーンの設計ミスや被験者のドライビングシミュレータの操作の不慣れが考えられる。これについては、今後の課題として検討していく予定である。

発表論文

なし

口頭発表、受賞等

H. Woo, H. Madokoro, K. Sato, A. Yamashita, and H. Asama, Effect of Size of Preceding Vehicle on Behavior of Following Vehicle, Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Intelligence and Safety for Robotics, 2021 年.

参考文献

- (1) 警視庁, 交通事故の違反別発生状況, 2014 年.
- (2) U. S. Department of Transportation, Critical reasons for crashes investigated in the national motor vehicle crash causation survey, USDOT, Report No. DOT HS 812 115, 2015 年.
- (3) J. Schlechtriemen, A. Wedel, J. Hillenbrand, G. Breuel, and K. D. Kuhnert, A lane change detection approach using feature ranking with maximized predictive power, Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Intelligent Vehicle Symposium, 2014 年.
- (4) J. Ding, R. Dang, J. Wang, and K. Li, Driver intention recognition method based on comprehensive lane-change environment assessment, Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Intelligent Vehicle

Symposium, 2014 年.

- (5) P. M. Baggenstoss, A modified baum-welch algorithm for hidden markov models with multiple observation spaces, IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, Vol. 9, No. 4, 2001 年.
- (6) J. Hagenauer and P. Hoeher, A viterbi algorithm with soft-decision outputs and its applications, Proceedings of the 1989 IEEE International Conference on Global Telecommunications and Exhibition, 1989 年.
- (7) R. Krajewski, J. Bock, L. Kloeker, L. Eckstein, The high D Dataset: A drone dataset of naturalistic vehicle trajectories on German highways for validation of highly automated driving systems, Proceedings of the 21th IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, 2018 年.
- (8) H. Yoo and P. Green, Driver behavior while following cars, trucks, and buses, The University of Michigan Transportation Research Institute, Report No. UMTRI-1999-14, 1999 年.
- (9) J. Duan, Z. Li, and G. Salvendy, Risk illusions in car following: Is a small headway always perceived as more dangerous?, Safety Science, Vol. 53, 2013 年.
- (10) J. R. Sayer, M. L. Mefferd, and R. Huang, The effect of lead-vehicle size on driver following behavior, The University of Michigan Transportation Research Institute, Report No. UMTRI-2000-15, 2000 年.