

車両間インタラクションを考慮した

車線変更が必須である交通環境下における他車の割り込み場所の推定

杉本 瑞生¹⁾ Woo Hanwool²⁾ 田村 雄介¹⁾ 山崎 慎也³⁾ 黒田 康秀³⁾
菅野 崇⁴⁾ 山本 康典⁴⁾ 山下 淳¹⁾ 浅間 一¹⁾

Estimation of Inter-Vehicle Gap Choice of Other Vehicles in the Case of Mandatory Lane-Change Considering Inter-Vehicle Interactions

Mizuki Sugimoto Hanwool Woo Yusuke Tamura Shinya Yamasaki Yasuhide Kuroda
Takashi Sugano Yasunori Yamamoto Atsushi Yamashita Hajime Asama

The research about lane-change detections is drawing attention today. If it is possible to detect where other vehicles cut in before they cross the centerline, drivers should respond easily. In this research, we estimate inter-vehicle gap choice of another vehicle in the situation where two lanes are merged. We proposed the estimation method considering inter-vehicle interactions. We generated the potential field based on vehicles' relative location, velocity, acceleration to evaluate inter-vehicle interactions. The proposed method is based on the potential energy and the remaining distance of the merging lane. We evaluated the performance of the proposed method using traffic data.

KEY WORDS: Safety, Intelligent vehicle, Driving support/ Driver support, Lane-change, Inter-vehicle interactions (C1)

1. 序論

交通事故は減少傾向にあるが、依然として主な死亡原因の1つである。警視庁の調査によると、交通事故の約9割が人為的要因により発生している(1)。近年、交通事故の解決策として自動運転技術や運転支援システムに関する開発が注目されており、こうしたシステムを開発する上では自車の安全確保が重要である。そのためには、周辺車両の運転者が数秒後に実現したい状態である運転意図の推定が重要である。特に交通事故が発生しやすい車線変更時の他車の運転意図の推定ができれば、交通事故の軽減に大きく貢献できる。

運転者が車線変更を行う場面には、合流等の車線変更が必須である交通環境下と、追越等の車線変更が必須でない交通環境下の2つがある。全日本トラック協会によると、車線変更が必須である右への進路変更時の死亡事故数は、車線変更が必須でない追い越し・追い抜き時と比べ、約2倍であると報告されている(2)。そのため、車線変更が必須である交通環境下における車線変更時の他車の運転意図の推定が重要である。また、他車が車線変更を実行する前に、自車の前後のどの車間に割り込むのかを分かっていると、自車の運転者は対応行動が取りやすい。つまり、車線変更が必須である合流等の場面における、他車の割り込み場所の推定が重要である。

通常、運転者は車両間インタラクションを考慮しながら、自身の目的地へ向かって運転する(3)(4)。ここにいう車両間インタラクションとは、他車の挙動に応じて自車の挙動を変化させること、自車の挙動で他車の挙動を変化させること、自車に都合よく他車を制御することと定義する。例えば、自動車専用道路の合流部では、Fig. 1のように本線車線の車両が減速し合流する車両に道を譲ったり、本線車線の車両が加速し合流する車両に道を譲らずに割り込みを拒否するというようなことが考えられる。

柳原らは、合流部における車両が割り込む車間の選択モデルを提案した(5)。この研究では、各車両の車間距離、相対速度からモデルを定式化し、都市高速道路の合流部にお

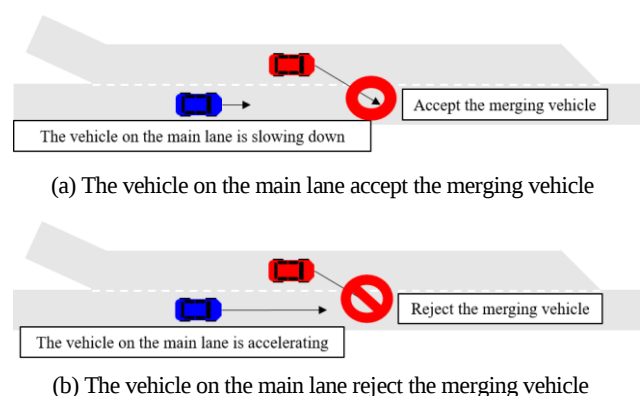


Fig. 1 Example of Inter-Vehicle Interaction in the Merging
Section of the Highway

1) 東京大学(113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)

2) 秋田県立大学(015-0055 秋田県由利本荘市土谷字海老ノ口 84-4)

3) マツダ株式会社(221-0022 神奈川県横浜市神奈川区守屋町 2-5 マツダ R&D センター横浜)

4) マツダ株式会社(730-8670 広島県安芸郡府中町新地 3-1)

以上の問題点を踏まえ、本研究の目的を車両間のインタラクションを考慮した、車線変更が必須である交通環境下における他車の割り込み場所の推定とする。本研究では、自動車専用道路における合流部を想定し、ドライバ同士のインタラクションを評価するために、人工ポテンシャル法を用いる。車両を障害物として扱い、車両間の相対位置および車両の速度、加速度に応じて分布が変化する斥力ポテンシャルを生成する。そして2台の車両が並走する際の重なる部分におけるポテンシャルエネルギーの差を用いて合流する車両に道を譲るか譲らないかを推定する。割り込み場所推定に関しては、機械学習モデルの1つである **Support Vector Machine (SVM)** を用い、推定対象車両がどの割り込み場所に合流するのかという意味決定の推定を識別問題として扱う。特徴量としては、上記の車両が並走する際の重なる部分におけるポテンシャルエネルギーの差と合流車線の残存距離を用いる。

本研究では、車線変更が必須である交通環境下において推定を行う。車線変更が必須である交通環境下には、Fig.2 のように主に自動車専用道路における合流と分岐が考えられる。左側通行の日本においては、合流及び分岐車線は左側にある場合が多い。そのため、Fig.2 のように合流では右へ、分岐では左へ進路変更を行う場合が多いと考えられる。全日本トラック協会の調査によると、行動類型別の死亡事故数は、右への進路変更時の方が、左への進路変更時よりも数倍多いと報告されている(2)。よって、右への進路変更時、つまり合流での推定がより重要である。本研究では、以上のことを考慮して、

ここで, r はロボットから障害物までの距離, σ はその距離の

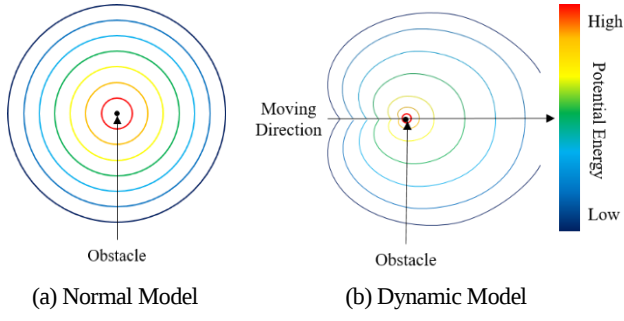


Fig. 4 Potential Field Diagram

標準偏差を表す。上記のモデルは、ロボットと障害物の距離のみを考慮しており、動的障害物は想定していない。これに対し、星野らは動的障害物の移動方向と距離を考慮した人工ポテンシャル法を提案した(9)。この手法では、障害物の動特性をフォン・ミーゼス分布によりモデル化することで、障害物の移動方向に偏りを持ったポテンシャル場を生成している。基本モデルと動的モデルのポテンシャル場の分布の様子を Fig. 4 に示す。

自動車専用道路の合流部の車両間インタラクションでは、減速し合流する車両に道を譲ったり、加速し合流する車両に道を譲らずに割り込みを拒否するというようなことが考えられる。また、本線車線の車両を追い越して道を譲らせるようにして合流したり、本線車線の車両に道を譲って見送ってから合流するというようなことが考えられる。本線車線、合流車線どちらの車両も加速度が車両間インタラクションに関係していると考えられる。そこで本研究では、車両間インタラクションを斥力ポテンシャルで表現するために、フォン・ミーゼス分布を用いて加速度に応じて分布の偏りが変化するように設計する。つまり、加速度が大きくなると進行方向に大きく偏り、加速度が小さくなると進行方向とは逆方向に大きく偏るように設計し、車両間インタラクションが加速度に応じて分布の偏りが変化する斥力ポテンシャルによって直感的に見て取れるようにする。

また、一般的に速度が大きいと車両の制動距離が長くなったり、衝突したときの衝撃が大きくなることから、運転者は車間距離を大きく取ることが想定される。そのことから、本研究では、速度に応じて値が大きくなるように斥力ポテンシャルを設計する。そして、斥力ポテンシャルの基本モデルに加え、加速度により分布の偏りが変化するフォン・ミーゼス分布と速度を掛け合わせることで、車両の斥力ポテンシャルを、車両からの相対位置、車両の速度、加速度に応じて分布が変化するように設計する。設計した斥力ポテンシャルによって直感的に車両間インタラクションを見て取れるようにする。車両*i*における地点*j*の斥力ポテンシャル U_{ij} を生成する式を次に示す。

$$U_{ij} = af(a_i, \theta(\Delta x_{ij}, \Delta y_{ij})) h(r(\Delta x_{ij}, \Delta y_{ij})) v_i, \quad (3)$$

$$f(a_i, \theta(\Delta x_{ij}, \Delta y_{ij})) = \frac{1}{2\pi I_0(\beta a_i)} \exp[\beta a_i \cos \theta(\Delta x_{ij}, \Delta y_{ij})], \quad (4)$$

$$h(r(\Delta x_{ij}, \Delta y_{ij})) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{r(\Delta x_{ij}, \Delta y_{ij})}{2\sigma}\right], \quad (5)$$

$$r(\Delta x_{ij}, \Delta y_{ij}) = \sqrt{\Delta x_{ij}^2 + \Delta y_{ij}^2}, \quad (6)$$

$$\theta(\Delta x_{ij}, \Delta y_{ij}) = \arctan\left[\frac{\Delta x_{ij}}{\Delta y_{ij}}\right], \quad (7)$$

ここで、 $f(a_i, \theta(\Delta x_{ij}, \Delta y_{ij}))$ はフォン・ミーゼス分布、 $h(r(\Delta x_{ij}, \Delta y_{ij}))$ は斥力ポテンシャルの基本モデル、 α は係数、 a_i は車両*i*の進行方向の加速度、 v_i は車両*i*の進行方向の速度、 Δx_{ij} 、 Δy_{ij} は車両*i*から見た地点*j*の相対位置、 $I_0(\beta a_i)$ は第1種変形ベッセル関数、 σ は車両*i*から地点*j*までの距離 $r(\Delta x_{ij}, \Delta y_{ij})$ の標準偏差を表す。フォン・ミーゼス分布 $f(a_i, \theta(\Delta x_{ij}, \Delta y_{ij}))$ は、 a_i によって分布の偏りを調節でき、 $a_i = 0$ のとき一様分布となる。車両*i*に関する相対座標の例として、Next に関する相対座標を Fig. 5 に示す。また、本研究で定式化したポテンシャル場の分布の様子を Fig. 6 に示す。Fig. 6(a)は車両の速度が速く加速している場合、Fig. 6(b)は車両の速度が速く減速している場合、Fig. 6(c)は車両の速度が遅く加速している場合、Fig. 6(d)は車両の速度が遅く減速している場合のポテンシャル場の分布の様子を表す。

2.3. 特徴量の抽出

本研究では、推定対象となる合流車線上の車両 Target とそのすぐそばを走行する本線車線上の車両 Next の2台の車両間インタラクションを評価するために、Target と Next が並走して重なる部分でのポテンシャルエネルギーの差を特徴量として用いる。つまり、車両は通常車線に沿って走行されるという想定から、Target と Next それぞれの車両のポテンシャル場は各車両が走行する車線上に沿って長方形に分布すると考え、それぞれの長方形の辺が重なる部分におけるそれぞれの長方形内の領域のポテンシャルエネルギーの差を特徴量として用いる。

このポテンシャルから抽出された特徴量 p が正の場合、Target は Next よりも重なる部分でのポテンシャルエネルギー

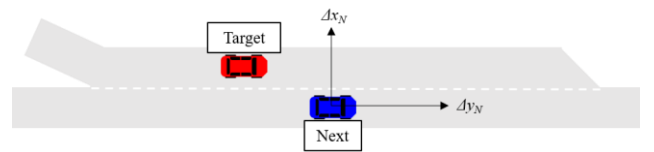


Fig. 5 Relative Position for Next

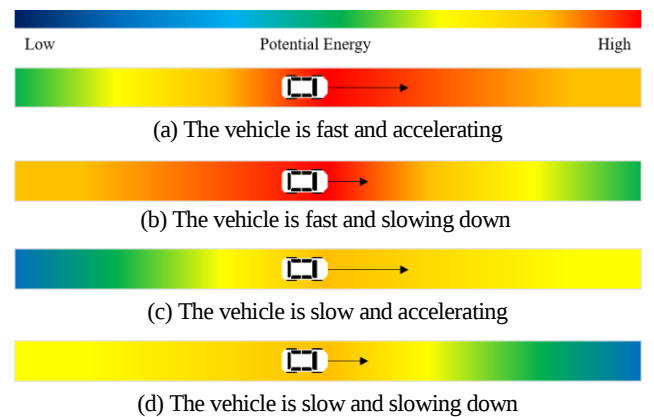


Fig. 6 Potential Field of the Proposed Method

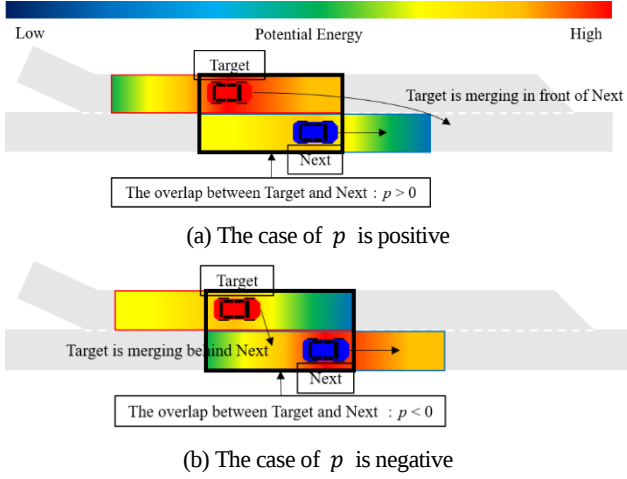


Fig. 7 Potential Field of the Proposed Method

が大きい場合、Next は Target に道を譲り Target が Next の前に割り込む可能性が高くなるという評価が想定される。逆にポテンシャルから抽出された特徴量 p が負の場合、Target は Next よりも重なる部分でのポテンシャルエネルギーが小さいため、Target は Next に道を譲り Target が Next の後ろに割り込む可能性が高くなるという評価が想定される。想定されるポテンシャルから抽出された特徴量 p による Target と Next の2台の車両間インタラクションを評価の例を Fig. 7 に示す。ポテンシャルから抽出された特徴量 p の式は次のようになる。

$$p = U_T - U_N, \quad (8)$$

$$U_T = \sum_{j=m_T}^{n_T} U_{Tj}, \quad (9)$$

$$U_N = \sum_{k=m_N}^{n_N} U_{Nk}, \quad (10)$$

ただし、 U_T は重なる部分での Target に関するポテンシャルエネルギーの和、 U_N は重なる部分での Next に関するポテンシャルエネルギーの和、 U_{Tj} は地点 j における Target に関するポテンシャルエネルギー、 U_{Nk} は地点 k における Next に関するポテンシャルエネルギー、 $m_T \leq j \leq n_T$ は Target が走行する車線における重なる部分、 $m_N \leq k \leq n_N$ は Next が走行する車線における重なる部分を表す。

2.4. 割り込み場所の推定

本研究では機械学習モデルの1つである SVM を用いて割り込み場所の推定モデルを構築する。SVM の入力に2つの特徴量を用いる。2つの特徴量の様子を Fig. 8 に示す。1つ目に特徴量①として、Target と Next が並走して重なる部分でのポテンシャルの差 p を用いる。また、自動車専用道路等の合流車線には通常終点が存在し、運転者は合流車線の終点に近づくにつれて車線変更の必要性が迫られる。こうした観点から、2

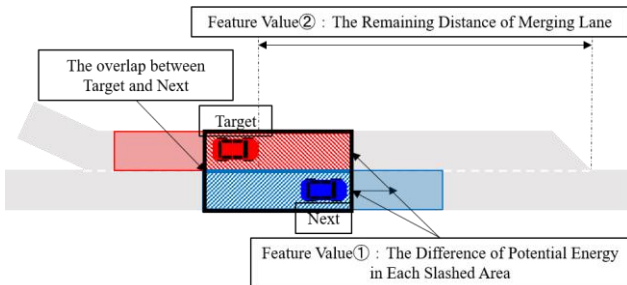


Fig. 8 Inputs of the Proposed Method

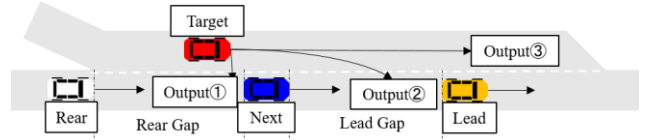


Fig. 9 Outputs of the Proposed Method

つ目に特徴量②として、Target から合流車線の終点までの残存距離 d を用いる。こうして得られた2つの特徴量を SVM の入力として、割り込み場所の推定モデルの構築を行う。本研究で用いる特徴量ベクトル $\mathbf{x}$ は次式のように表される。

$$\mathbf{x} = [p \ d]^T. \quad (11)$$

本研究では、Target が Next と Rear の車間 Rear Gap に割り込むのか、Next と Lead の車間 Lead Gap に割り込むのか、どちらにも割り込まずに通過するのかを推定する。割り込み場所の推定を以下の3つのクラスに分類する。

出力①：Target が Rear Gap に割り込む

出力②：Target が Lead Gap に割り込む

出力③：Target がどちらにも割り込まずに通過する

提案手法は特徴量ベクトル $\mathbf{x}$ を入力とし、上記の3つのクラスのうちの1つのクラスを出力する。その様子を Fig. 9 に示す。

3. 交通データを用いた計算機実験

3.1. データの準備

本研究では、推定モデルの構築に用いる学習データと評価データとして、米国連邦道路管理局 (FHWA) が公開している交通データを使用した(10)。この交通データは、ロサンゼルス市内における国道101号線 (US101) を通る車両群を高層ビルの屋上からカメラにより計測されたものである。道路は本線車線5車線、合流車線1車線、計測範囲は2100feetであり、0.1秒毎の車両群データを1回につき15分間、合計3回の計測が行われた。計測された車両のうち、合流車線から本線車線へ車線変更を行った車両を Target とした。

また、交通データを手法の構築に用いるためにラベリングを手動で行った。ラベリングは、Target が最終的に割り込んだ場所を基準に行った。ラベリングの例を Fig. 10 に示す。Fig. 10(a)のように、Target が最終的に割り込んだ場所が Rear Gap、Lead Gap いずれにも該当しない場合には、③ Target がどちらにも割り込まずに通過するとラベリングした。Fig. 10(b)のように、Target が最終的に割り込んだ場所が Lead Gap に該当する場合、② Target が Lead Gap に割り込むとラベリングした。Fig. 10(c)のように、Target が最終的に割り込んだ場所が Rear Gap に該当する場合、① Target が Rear Gap に割り込むとラベリングした。

以上のラベリング作業を 117 台の車線変更車両データに対して行った。そのうち 51 台のデータを学習データに、66 台のデータを評価データに用いた。

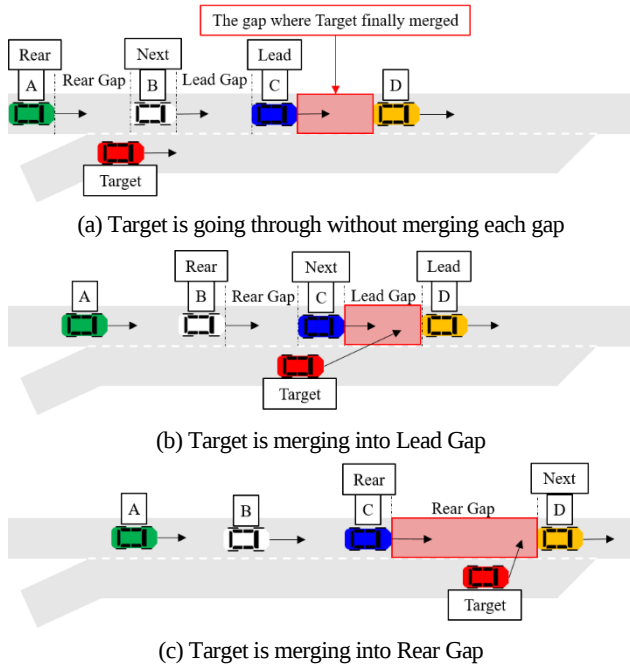


Fig. 10 The Example of Labeling

3.2. 推定性能評価

本研究では、提案手法を用いた割り込み場所の推定の性能評価を、推定精度を計算することによって行った。推定精度は、提案手法による推定結果と評価データのラベルを正誤比較し、正解したデータ数を全評価データ数で割ることにより求めた。Targetが合流するために合流車線とすぐ隣の本線車線の境界の白線を跨ぐ時刻を0秒とし、Targetが白線を跨ぐ t 秒前における推定精度 A_t を求める式は次となる。

$$A_t = \frac{D_t^{\text{correct}}}{D_t^{\text{total}}}, \quad (12)$$

ここで、 D_t^{correct} はTargetが白線を跨ぐ t 秒前における正解したデータ数、 D_t^{total} は同時刻における全評価データ数である。この推定精度を用いて、提案手法の有効性評価を行った。

3.3. 実験結果

他車の割り込み場所の推定の際に車両間インタラクションを考慮する場合と考慮しない場合を比較することで、他車の割り込みの推定における車両間インタラクションの考慮の有効性を評価した。本研究では、他車の割り込み場所の推定の際に2つの特徴量をSVMの入力とすることを提案した。車両間インタラクションを考慮する場合として2つの特徴量を全部

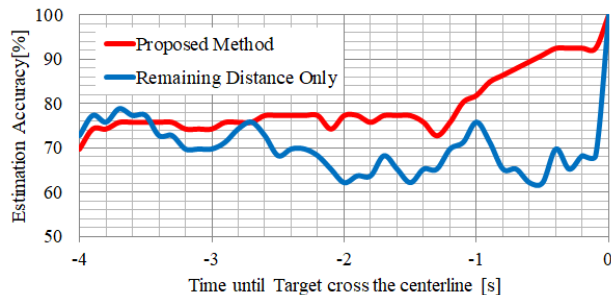


Fig. 11 Temporal Change in Estimation Accuracy

用いて推定モデルの構築を行った。これに対して車両間インタラクションを考慮しない場合として合流車線の残存距離のみをSVMの入力とし推定モデルを構築した。両推定モデルの精度を比較することで、車両間インタラクションの考慮の重要性を評価した。

また、提案手法の推定精度の時間推移をFig. 11に示す。グラフはTargetが白線を跨ぐ4秒前から実際に白線を跨ぐまでの0.1秒毎の推定精度の時間変化を表す。縦軸は推定精度を、横軸は時間を表す。牧下らによると、運転中の前方車両の制動に対する運転者の反応時間は0.4秒から2.3秒の間に分布しており、運転中の飛び出しに対する運転者の反応時間は0.17秒から2.03秒の間に分布すると報告されている(11)。そのため、Targetが車線変更を実施するために白線を跨ぐ2.3秒前から0.17秒前の推定精度が重要であると考えられる。評価の結果、この時間区間において提案手法の方が車両間インタラクションを考慮しない残存距離のみの推定モデルより推定精度が高いことを確認した。これにより、車両間インタラクションの考慮の重要性が示された。

4. 結論

本研究では、2車線が合流する場面における割り込み場所の推定手法を提案した。その際、譲り合い等の車両間インタラクションを考慮することで推定する手法を提案した。TargetとNextの2台から人工ポテンシャル場を生成し、そのエネルギーの差分に基づいて車両間インタラクションを評価した。その結果と合流車線の残存距離を入力とし、SVMを用いて他車が車線変更を開始する前から割り込みの場所を推定することが可能な手法を構築した。提案手法の有効性を評価するため、米国の交通データを用いて計算機実験を行った。その結果、運転者の反応時間であるTargetが車線変更を実施するために白線を跨ぐ2.3秒前から0.17秒前において高い精度が得られたことで、提案手法が有効性であることが示された。

今後は、さらなる推定精度向上のために、白線に対し垂直方向の車両の挙動を考慮した他車の割り込み場所の推定手法の構築を計画している。車両は通常車線に沿って走行されることが想定されているが、車線変更時には白線を跨いで隣の車線に移動するために白線に対し垂直方向の挙動が観測される。この白線に対し垂直方向の挙動は、車線変更時特有の挙動であり、推定精度向上に貢献できることが期待される。

参考文献

- (1) 警視庁：平成 29 年度中の交通事故の発生状況，<https://www.npa.go.jp/publications/statistics/koutsuu/H29zennjiko.pdf> (Access: 4th October 2018).
- (2) 公益社団法人全日本トラック協会：平成 30 年 1～3 月の交通事故統計分析結果 ～ 発生地別 ～，http://www.jta.or.jp/kotsuanzen/jiko/ITARDA_H30_0103.pdf (Access: 28th December 2018).
- (3) Gunilla M. Björklund and Lars Åberg: Driver Behavior in

Interaction: Fromal and Infromal Traffic Rules, Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, Vol. 8, No. 3 pp. 239-253, 2005.

(4) David M. Zaidel: A Modeling Prspective on the Culture of Driving, Accident Analysis and Prevention, Vol. 24, No. 6, pp. 585-597, 1992.

(5) 柳原正実, 宇野伸宏, 塩見康博, 倉内文孝: 画像データを活用した都市高速合流部における合流ギャップ選択モデル, 土木計画学研究・論文集, Vol. 27, No. 3, pp. 551-559, 2010.

(6) Hideyuki Kita: A Merging-Giveway Interaction Model of Cars in a Merging Section: A Game Theoretic Analysis, Transportation Research Part A: Policy and Practice, Vol. 33, No. 3-4, pp. 305-312, 1999.

(7) Michiel M. Minderhoud and Piet H.L. Bovy: Extended Time-to-collision Measures for Road Traffic Safety Assessment, Accident Analysis and Prevention, Vol. 33, No. 1, pp. 89-97, 2001.

(8) James R. Tresilian: "Visually Timed Action: Time-Out for 'tau'?", Trends in Cognitive Sciences, Vol. 3, No. 8, pp. 301-310, 1999.

(9) 星野智史, 牧幸一郎: 人の動特性とロボットの混雑を考慮した人工ポテンシャル法の提案, 第26回自律分散システム・シンポジウム予稿集, pp. 11-16, 2014.

(10) Federal Highway Administration (FHWA): Next Generation Simulation (NGSIM), <https://ops.fhwa.dot.gov/trafficanalysisistools/ngsim.htm> (Access: 29th June 2018).

(11) 牧下寛, 松永勝也: 自動車運転中の突然の危険に対する制動反応の時間, 人間工学, Vol. 38, No. 6, pp. 324-332, 2002.