

平成 30 年 6 月 13 日現在

機関番号：14401

研究種目：挑戦的萌芽研究

研究期間：2015～2017

課題番号：15K12153

研究課題名(和文) 数理的な移動軌跡モデルに基づく広域交通流の推定手法

研究課題名(英文) Estimation of Origin-Destination Matrix Using Partial Vehicle Trajectories

研究代表者

廣森 聡仁 (Hiromori, Akihito)

大阪大学・経営企画オフィス・准教授

研究者番号：90506544

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 2,700,000円

研究成果の概要(和文)：リアルタイムに広範囲の交通状況を推定するため、プローブカーにより得られる移動軌跡を数理的にモデル化することにより、リンク交通量及びOD交通流を短い時間粒度で推定するだけでなく、その渋滞の要因を明らかにし、渋滞の変化を予測する手法を考案する。渋滞時にはプローブカー自体の動きは制限され、周辺の交通状況をそのまま反映すると考えられ、また、交通制御情報、地図情報、気象情報など、車の混雑に与える要因となる情報を組み合わせることで、通常時及び積雪都市における交通状況の推定を実現する。さらに、この数理モデルを発展させ、自動運転による運転挙動モデルを考案し、従来車と調和する自動運転車の運転挙動を実現する。

研究成果の概要(英文)：We propose a method not only to estimate OD matrix in short intervals but also identify why traffic congestion is caused. This method takes two steps to derive OD matrix; (1) estimates link traffic on each link in short intervals based on trajectory information obtained by floating cars with traffic signal timings, (2) estimates OD matrix based on the estimated link traffic and OD pairs from floating cars in a target area. In addition, we also take three approaches to identify influence of snowfall; (i) estimate of the relationship between weather conditions and vehicle speed using multiple regression analysis, (ii) predicts of the OD travel time distribution using multiple regression model and (iii) apply micro traffic stimulation considering reduction of road width. Based on these models, we also investigate how the traffic flow and driving stress vary with autonomous vehicles by microscopic traffic simulation since all vehicles will never be replaced by autonomous vehicles at once.

研究分野：モバイルコンピューティング

キーワード：高度交通システム 交通シミュレーション

1. 研究開始当初の背景

昨今の都市部の交通渋滞の深刻化は、人々の経済活動に重大な影響を及ぼしており、渋滞による経済損失額は米国では年間720億ドル、日本では年間9兆円に上るとされている。日本政府が推進する「世界最先端IT国家創造宣言」においても提言されるように、世界で最も経済的な道路交通社会を実現するために、広範囲の交通状況を即座に把握することが求められる。近年、車両自体がセンサとなり、通過する道路における走行速度やその変化などの走行軌跡情報を逐次収集するプローブカーシステムが注目を集めている。プローブカーはGPSや速度計などの各種センサに加えて無線通信機器を備えており、広範囲に渡るデータをリアルタイムに収集することができる。迅速かつ正確に交通状況を把握するためには、全車両の情報を収集することが望まれるが、車両全体に占めるプローブカーの割合は、数%程度に留まっている。そのため、このような限られたプローブカーからの情報に基づき、広範囲かつ短い時間粒度で交通流を推定する手法が求められる。

2. 研究の目的

(a) 通常時における交通状況の推定

都市部における円滑な交通環境を実現するために、朝夕の通勤時に発生する渋滞に代表される日常的な交通状況を把握するだけでなく、事故に伴う渋滞や大規模なイベントに伴う通常時と異なる交通状況を、迅速かつ正確に把握することを目的とする。

(b) 積雪都市における交通状況の推定

冬季に多量の降雪を観測する都市において、日々の降積雪が交通流に大きな影響を及ぼし、路面上に堆積した雪により自動車が走行しにくくなるだけでなく、道路脇に積み上げられた雪が道路の幅員を狭めるため、通行の妨げとなる。このような積雪状況は場所毎で異なり、また、日々変化する。このように積雪や気温の変化によって路面状態自体が変化する環境において、気象現象が道路環境に与える複雑な影響を定量的に把握し、交通流の観測から道路状態の変化を把握することを目的とする。

(c) 従来車と調和する自動運転車の運転挙動

今後、想定される自動運転車の普及過渡期においては、自動運転車と人間が運転を行う車(従来車)が同じ道路上に混在する環境が生じる。自動運転車が安全性を重視し速度を抑えて走行する際、従来車による追い越し行動を誘発するなど、自動運転車の運転挙動が、従来車に混乱をもたらすことが想定され、適切な自動運転車運転行動を定めるため、自動運転車の運転挙動が、従来車の運転挙動に影響を把握することを目的とする。

3. 研究の方法

本取組では、広範囲の交通状況をリアルタイムに推定するため、プローブカーにより得

られる移動軌跡を数理的にモデル化することにより、交差点及び道路における交通量及び交通流を短い時間粒度で推定するだけでなく、移動軌跡と他の交通情報を組み合わせることで、その渋滞の要因を明らかにし、渋滞の変化を予測する手法を考案する。一般に、個々のプローブカーの動きから周辺の交通状況を推定することは困難であるが、渋滞時には、周りに多くの車両が存在し、プローブカー自体の動きは制限され、周辺の交通状況をそのまま反映すると考えられる。また、オープンデータ化により様々なデータが公開されつつあり、信号機のスケジュールに代表される交通制御情報、バス停留所や駐車場の位置を示した地図情報、気象情報など、車の混雑に与える要因となる情報をプローブカーの情報と組み合わせることで、(a) 通常時における交通状況の推定、(b) 積雪都市における交通状況の推定を実現する。また、これにより得られた車両モデルに基づき、自動運転による運転挙動モデルを考案し、(c) 従来車と調和する自動運転車の運転挙動を実現するために、自動運転車の運転挙動が、従来車の運転挙動に影響を評価する。

4. 研究成果

(a) 通常時における交通状況の推定

迅速かつ正確に交通量を推定するためには、道路交通網を構成する各リンクの交通量を短い時間間隔で求めることが必要不可欠である。まず、プローブカーから得られる速度情報及び位置情報を基に、交差点に接続する各リンクにおける交通量を推定する。ここでは、赤信号時にリンク上で形成される車列長を、そのリンクにおける交通量とする。ある信号サイクル中の赤信号において、プローブカーが赤信号のために停止した際、プローブカーが停止した位置と赤信号の経過時間から、その信号サイクル中における車両の到着率を計算し、赤信号が終了するまでに車列に加わると考えられる車両数を推定し、これをその信号サイクルにおける交通量とする。さらに、青信号においては、プローブカーが停止していた位置と、プローブカーが青信号になってから経過した時間から、その交差点の交通容量を推定する。但し、リンクに流入してくる車両の到着率は、上流の交差点やリンクにおける交通流に大きく依存する。特に、上流の交差点が信号機を有する場合には、その信号の間隔やオフセットに応じて、下流のリンクに対し、車両の流入元になるリンクと、流入する期間が定まるため、ある信号サイクル内における一定の到着率を定められるわけではなく、上流の交差点が有する信号機の制御方針とその交差点に接続する各リンクの交通量から、下流のリンクにおける車列長を推定し、得られた車列長の系列からリンク交通量を推定する。

上記手法により推定したリンク交通量に基づき、与えられた道路ネットワークおよびそ

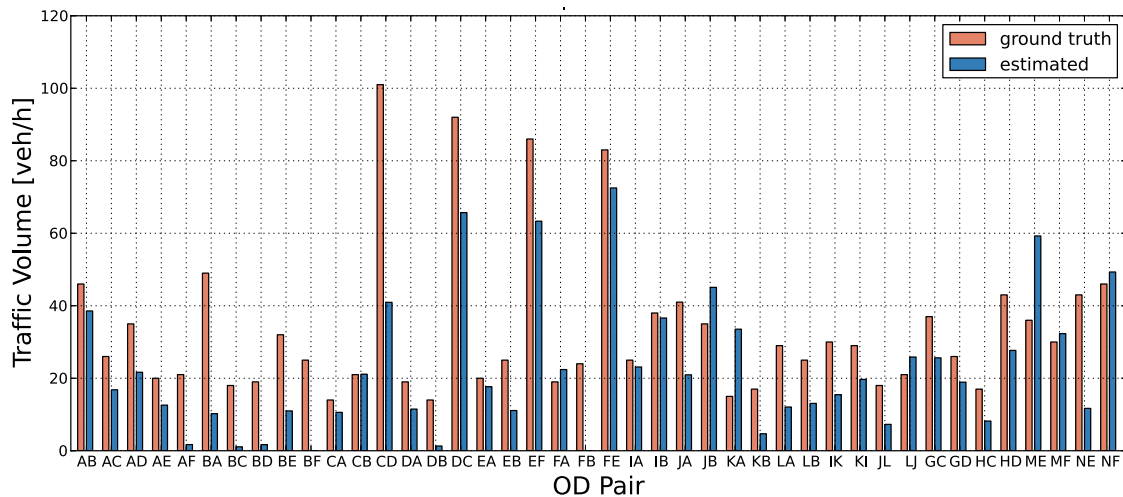


図 1.OD 交通量の推定

の発着点ノードにおいて、ある出発ノードからある到着ノードに向かう車両が何台存在するかを表す、OD(Origin-Destination)交通量をエントロピー最大化法により OD 推定する。利用する事前 OD 分布は、観測されたプローブカーの走行経路の利用頻度に基づき算出し、各 OD 組の経路に含まれる通行リンクについてもプローブカーによる通行実績がある経路から抽出する。

提案手法の有効性を検証するため、マイクロ交通シミュレータ Vissim を用いて、約 2km 四方の区画における、主要な 40 組の OD について OD 交通量を推定した。図 1 に示すように、OD の組によって交通量の真値に大きくばらつきがある。OD 交通量全体として正しく推定できるかを確認するため、相関係数 R の平均値を評価指標として用いた結果、15 分および 60 分のタイムスライスで推定した時の相関係数 R の平均値は、0.73 及び 0.86 となった。いずれのタイムスライスにおいても、ある程度の相関がみられることが確認される。一部の OD 交通量について、一部大きな誤差が生じているペアは見られるが、各 OD ペアにおける交通量の傾向を捉えることができ、高い精度で OD 交通量を推定できることを示した。

(b) 積雪都市における交通状況の推定

ある一日を対象とし、プローブカーデータと気象データから、各リンクの通過に要する旅行時間分布を予測する手法と、OD 間に含まれる各リンクにおける旅行時間分布を集約し、OD 間の旅行時間分布を予測する手法を考案した。一般的に、旅行時間は交差点における信号待ちの有無で、大きく変化することから、信号機の有無によって、それぞれ別々の手法でリンク旅行時間分布を予測する。道路リンクに信号機がない場合には、その道路リンクにおける旅行時間分布を対数正規分布として近似し、一方、道路リンクに信号機がある場合には、車両の信号待ちの有無に応じて二つの旅行時間分布として近似する。いずれの旅行時間分布の予測に際して

も、気象状況を考慮するために、無積雪期における旅行時間を基準とした積雪期における日毎の旅行時間の増加を、現時点で得られたプローブカーデータ及び気象データにより定式化し、気象状況と旅行時間の関連性を表す。また、タクシープローブカーデータから得られるリンク毎の平均速度情報だけでなく、降雪量や積雪量などの気象データを重回帰分析によって分析することで、気象条件の変化に伴う通行速度を予測し、気象条件と旅行時間の関係性を重回帰モデルとして表す。この重回帰モデルに基づき、プローブカーデータから得られた交通情報と気象情報を基に、各リンクにおける旅行時間分布を一日毎に予測する。その後、対象とする OD 区間に含まれるリンク毎で得られた旅行時間分布を、互いに掛け合わせることで、OD 区間全体の旅行時間分布を算出する。

札幌市内における、無積雪期(2014 年 5 月～10 月)の旅行時間と積雪期(2014 年 1 月～2 月)の旅行時間との差分と積雪量の相関係数を図 2 に示す。この図においては、各リンクにおける旅行時間と積雪量の相関を色で示しており、赤色は相関係数が 0.7 以上 1.0 以下、橙色は 0.6 以上 0.7 未満、黄色は 0.5 以上 0.6 未満、緑は 0.4 以上 0.5 未満を示す。この相関係数が高い道路ほど積雪量と旅行時間との関係性が強く、積雪量などの気象データから旅行時間を推定しやすいことを意味している。この図からわかるように、札幌



図 2.旅行時間の差と積雪量の相関係数

市内の多くの道路において、旅行時間と積雪量に正の相関関係があることがわかる。評価実験においては、三週間分のプローブカーデータと気象データを用いて重回帰モデルを作成し、それ以降一週間の一日毎のリンク旅行時間分布を算出した。その結果、各リンクの旅行時間の分布を高々4秒以内の誤差で予測できることを示した。

信号機がない交差点に接続するリンクにおける旅行時間分布の予測結果として、リンクにおける旅行時間分布を図3に示す。2月4日のタクシー旅行時間から、対数正規分布の平均と分散を算出し、これを実際の旅行時間分布として示している。また、当日のタクシー旅行時間のヒストグラムも示した。このリンクにおいては、2月4日の予測値として、対数正規分布の平均と分散は、 $\mu = 3.44$ 、 $\sigma^2 = 0.097$ と予測でき、指数変換後の誤差はそれぞれ1.01秒、1.009となる。このことから、予測した旅行時間分布は、1.01秒の誤差で実際の旅行時間分布を予測できることがわかる。また、分散の推定誤差の値も小さく、実際と予測の旅行時間分布は高い精度で一致している。このように、対数正規分布の平均と分散を予測することで、旅行時間の平均値だけでなく、リンクを通過する車両の旅行時間のばらつきも考慮できる。

また、信号機がある交差点に接続するリンクの例として、予測した旅行時間分布と、2月4日のタクシー旅行時間から予測した旅行時間分布を図4に示す。予測した旅行時間分布については、信号待ち有り車両の分布となしの車両の分布を個別に示し、これら二つの分布を加算して得た分布も示した。交差点で停止しなかった際の旅行時間分布である対数正規分布の平均と分散の予測値として $\mu = 3.15$ 、 $\sigma^2 = 0.37$ を、交差点で停止した際の旅行時間分布である正規分布の平均と分散の予測値として、 $\mu = 44.64$ 、 $\sigma^2 = 176.64$ を得た。信号待ち無し車両の旅行時間分布については、指数変換した平均と分散の値の予測誤差がそれぞれ1.04秒、1.01であった。前述と同様に、1.04秒の誤差で実際の旅行時間分布を予測している一方、信号待ち有り車両の旅行時間分布は分散の値の誤差が大きかったため、分布の裾の広がりを小さく予測し、実際の分布よりも急な形状となった。

さらに、リンク毎に算出された旅行時間分布の畳み込みによるOD旅行時間分布の推定結果を図5に示す。2月2日から4日の予測結果をそれぞれ青、緑、赤の線で示している。ここで、平均旅行時間とは当日のタクシープローブデータの情報から算出した平均旅行時間を加算して求めた旅行時間である。この結果によると、平均旅行時間と予測したOD旅行時間分布の頂点の値はそれぞれ $2/2 = (333, 333)$ 、 $2/3 = (355, 363)$ 、 $2/4 = (395, 401)$ となっており、予測したOD旅行時間分布は、旅行時間の平均が3日間で65秒低下するOD区間において、一日毎のOD旅行時間

の変化を平均約4.6秒の誤差で予測した。また、OD旅行時間が長くなるにつれて旅行時間分布の裾が広がっていることがわかり、旅行時間の増大に伴って旅行時間のばらつきが大きくなることを示した。

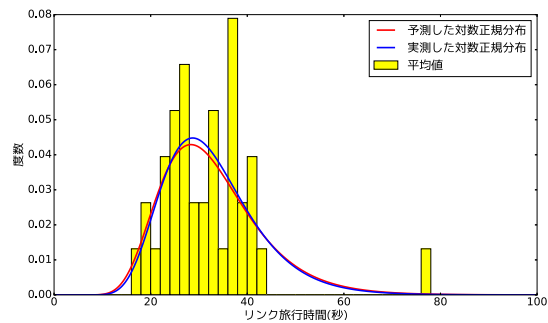


図3.信号なしリンクにおける旅行時間分布の予測

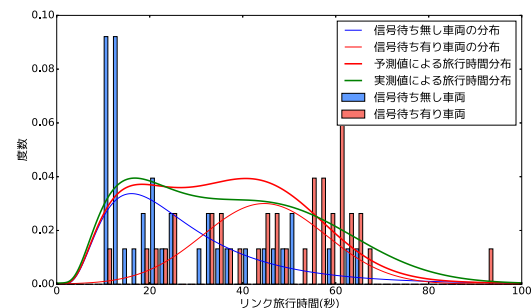


図4.信号付きリンクにおける旅行時間分布の予測

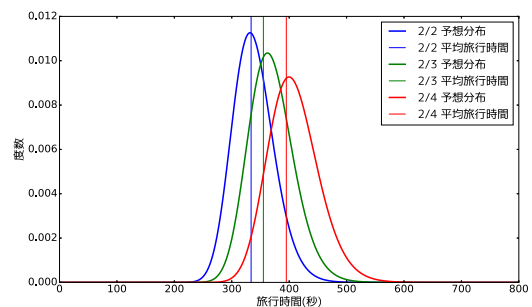
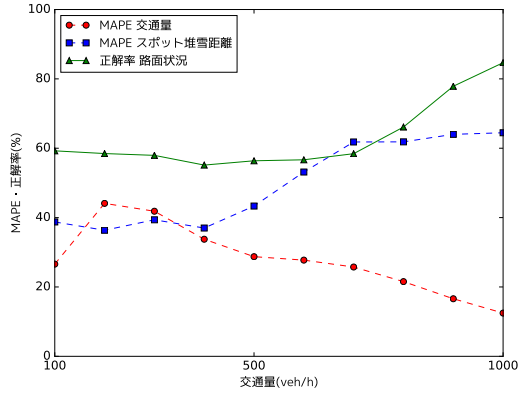


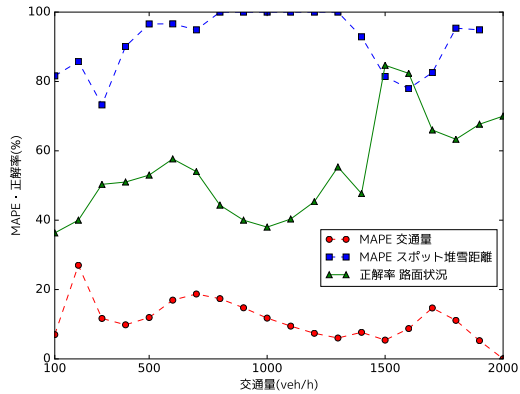
図5.OD旅行時間分布の推定結果

複数のプローブカーデータだけでなく、網羅的な交通シミュレーションを組み合わせることにより、渋滞の規模だけでなく、道路状況を推定する手法の検討に取り組んだ。片側1車線道路、片側2車線道路、信号付き交差点において、路肩に堆雪がある際の交通流を交通シミュレーターでモデル化し、交通量、スポット堆雪の位置と距離、路面状態を、雪道の交通量に影響を与える「雪道パラメータ」とし、これらを変化させて旅行時間を観測することで、雪道特有の道路状況が交通流に与える影響を推定する。また、堆雪の有無や路面状態の変化により、道路を通過する車両の旅行時間分布が異なることに着目し、一致度の高い分布を網羅的シミュレーション結果から探索することにより、旅行時間の観測から堆雪状況などを推定する。Leave-One-Out交差検証による性能評価実験を実施し、(a)片側1車線道路、(b)片側2車線道路、(c)信号付き交差点の3つの道路に

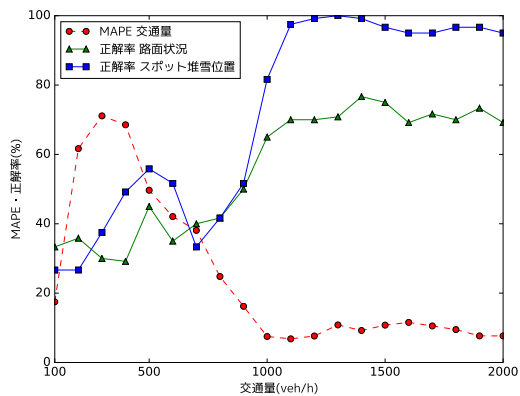
対して、旅行時間の観測のみから交通量、スポット堆雪の距離と位置、路面状態を推定した結果、交通量が 1000veh/h 程度の信号付き交差点において、交通量を 7.5%の誤差、堆雪の位置を 81%の正解率で推定し、また、図 6 に示すように、路面状態を 65%の正解率で推定できることを示した。



(a) 片側 1 車線道路



(b) 片側 2 車線道路



(c) 信号付き交差点

図 6. 交通量毎の雪道パラメータ推定精度

(c) 従来車と調和する自動運転車の運転挙動
自動運転車の運転挙動による、交通流とドライバーのストレスの変化を評価するため、自動運転車と従来車が混在するマイクロ交通シミュレーションの検討に取り組んだ。ドライバーの個性や自動運転車の運転特性を反映

可能な運転挙動モデルを、マルチエージェントシミュレータに組み込むことで、自動運転車と従来車が混在する環境を再現し、自動運転車の運転挙動による交通流とドライバーのストレスの変化を評価した。Intelligent Driver Model (IDM) をベースにした加減速モデルと、車線変更モデルを組み合わせた運転挙動モデル実装し、希望速度や希望車頭時間など、ドライバー毎に異なる様々な特性を表現する。また、判断から操作までの遅延時間を指定することで、自動運転車と従来車の違いを表現する。多車線の直線道路を対象としたシミュレーションを実施し、自動運転車の運転挙動と混在率によって、交通流とドライバーのストレスの変化を分析した。交通流の評価として、交通容量と旅行時間を用い、乗員のストレスの評価として、希望速度と走行速度の差、割込まれる回数、目的地を逃す確率を用いた。交通容量と旅行時間をそれぞれ図 7, 8 に示す。図 7 に示すように、交通容量については、自動運転車の希望速度が 60km/h 以上、自動運転車の混在率が 20%以下の場合、従来車だけの環境と比較すると自動運転車の希望速度に関わらず変化しないことがわかる。一方、自動運転車の希望速度が従来車の平均値より大きい 80km/h 以上、混在率が 30%以上の状況では、自動運転車の希望速度と混在率の増加に伴い交通容量も増加している。図 8 に示すように、従来車の旅行時間については、自動運転車の希望速度が 80km/h 以上の場合、混在率の増加に伴い減少する。一方、自動運転車の希望速度を 60 km/h の場合、混在率の増加に伴い増加している。

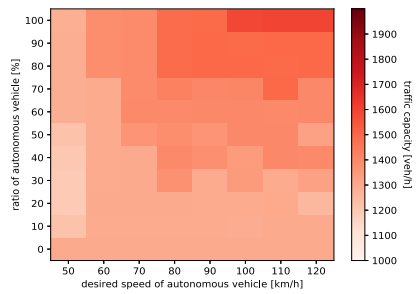


図 7. 交通容量の変化

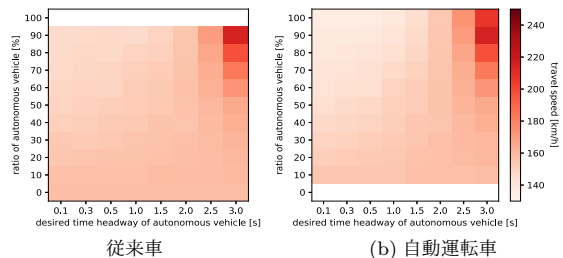


図 8. 旅行時間の変化

図 9, 10, 11 に、それぞれ希望速度と走行速度の差、割込まれる回数、目的地を逃す確率を示す。自動運転車の希望速度が 70 km/h 以下の場合、従来車の希望速度と走行速度の差は、混在率の増加に伴い大きくなる。一方、

自動運転車の希望速度が 80 km/h 以上の場合、自動運転車の希望速度が大きいほど、自動運転車の希望速度と走行速度の差は増加する。これは自動運転車の希望速度が 70km/h 以下の場合に、従来車の平均速度より遅い自動運転車に追従するケースが増加し、80km/h 以上の場合には、自動運転車が速度の遅い従来車に追従するケースが増加するためと考えられる。従来車が自動運転車に割込まれる回数は、自動運転車の希望速度が 80km/h 以上、混在率が 40km/h から 80km/h の場合、自動運転車が従来車を追い越すケースが増加するため、その他の状況と比較して増加する。また、自動運転車が従来車に割込まれる回数は自動運転車の希望速度によって変化しない。従来車が目的地を逃す確率は、自動運転車の希望速度が 60km/h 以下、混在率が 10%から 30%の場合、速度が大きい従来車が自動運転車を追い越し、元の車線に戻る際に速度が大きいために十分な車間距離を確保できないケースが増加するため、その他の状況と比較して増加する。自動運転車の目的地を逃す確率は、自動運転車の希望速度が 100km/h 以上の場合、自動運転車が従来車を追い越し、元の車線に戻れないケースが増加するため、その他の状況と比較して増加する。このように、シミュレーション実験を介して、自動運転車の混在率に応じて、交通流を維持しつつ、ドライバーのストレスが軽減できるような、自動運転車の希望速度と希望車頭時間を導出できることを示した。混在率が 20%以下の場合、自動運転車の希望速度を 70-80km/h とするこ

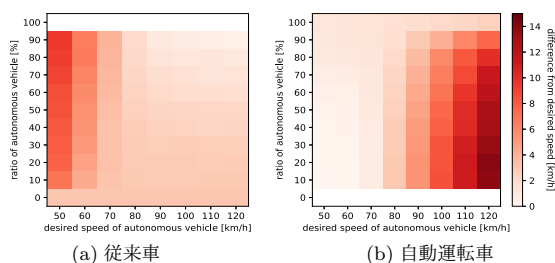


図 9.希望速度と走行速度の差の変化

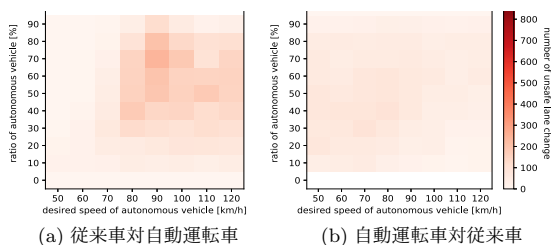


図 10.割込まれる回数

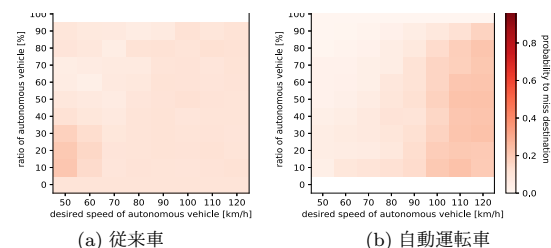


図 11.目的地を逃す確率

とで、交通流を維持しつつ、ドライバーのストレスを軽減できる。

5. 主な発表論文等

[雑誌論文] (計 1 件)

1. Ryosuke Tanimura, Akihito Hiromori, Takaaki Umedu, Hirozumi Yamaguchi, Teruo Higashino, “Prediction of Deceleration Amount of Vehicle Speed in Snowy Urban Roads using Weather Information and Traffic Data”, Proceedings of 2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2015), pp.2268-2273, 10.1109/ITSC.2015.366, 査読有, 2015

[学会発表] (計 6 件)

2. 西村 友佑, 藤田 敦, 廣森 聡仁, 山口 弘純, 東野 輝夫, 諏訪 晃, 浦山 博史, 竹嶋 進, 高井 峰生, “従来車と調和する自動運転車の運転挙動モデル”, 情報処理学会第 174 回 情報処理学会 研究報告マルチメディア通信と分散処理研究会, no. 24, pp.1-8, 2018.
3. 谷村 亮介, 梅津 高朗, 廣森 聡仁, 山口 弘純, 東野 輝夫, “網羅的交通シミュレーションに基づく都市道路における堆雪状況推定手法”, 情報処理学会 第 68 回 高度交通システムとスマートコミュニティ研究会, no. 9. pp.1-8, 2017.
4. 谷村 亮介, 梅津 高朗, 廣森 聡仁, 山口 弘純, 東野 輝夫, “気象状況とプローブカーデータの解析に基づく積雪都市における OD 旅行時間分布の予測手法”, 情報処理学会 マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOM2016) シンポジウム, pp624-630, 2016.
5. 丹下 智之, 廣森 聡仁, 梅津 高朗, 山口 弘純, 東野 輝夫, “一部の車両軌跡情報および信号パラメータを用いた OD 交通量の推定手法”, 情報処理学会 第 64 回 高度交通システムとスマートコミュニティ研究会, no.5, pp.1-8, 2016.
6. 丹下 智之, 廣森 聡仁, 梅津 高朗, 山口 弘純, 東野 輝夫, “車両プローブ情報及び上流の信号パラメータに基づく信号待ち車列長推定手法の提案”, 2015 年度 情報処理学会関西支部 支部大会, E-19, 2015.
7. 谷村 亮介, 梅津 高朗, 廣森 聡仁, 山口 弘純, 東野 輝夫, “気象および交通データ解析に基づく積雪期における交通速度低下の推定手法”, 情報処理学会 第 163 回 マルチメディア通信と分散処理研究会, no. 32, pp.1-8, 2015.

6. 研究組織

(1) 研究代表者

廣森 聡仁 (HIROMORI AKIHITO)

大阪大学・経営企画オフィス・准教授

研究者番号：90506544