

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 29 年 6 月 5 日現在

機関番号：13901

研究種目：若手研究(B)

研究期間：2015～2016

課題番号：15K18132

研究課題名(和文) レーン・マネジメントに資する所要時間分布推計システムの開発

研究課題名(英文) Development of an estimation system of link travel time distribution for a lane-based management

研究代表者

金森 亮 (KANAMORI, Ryo)

名古屋大学・未来社会創造機構・特任准教授

研究者番号：40509171

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,200,000円

研究成果の概要(和文)：プローブデータ分析にて、リンク所要時間分布は直進、右左折で異なることを確認し、今後は車線別にデータ蓄積することが有効であることを確認した。また蓄積データの利用を前提とした所要時間分布の短時間予測手法を提案し、従来手法よりも精度が高いことを確認した。ネットワーク全体の所要時間分布を予測するためには交通流シミュレータが必要であり、従来の確率的CTMを一般道路網に適用できるように改良した。

研究成果の概要(英文)：In this study, it is confirmed that link travel time distributions are different according to the direction of next link (i.e. go straight, turn right or left), and it is valuable to record the probe vehicle data of each lane. We proposed a method to predict a link travel time by using a historical data, which is modified a particle filtering model, and confirmed its effectiveness. In order to predict a link travel time distribution in urban area, it is necessary to do traffic flow simulation. Therefore, we improved the conventional stochastic cell transmission model for the network consisting of signalized intersections.

研究分野：交通計画

キーワード：所要時間分布 プローブデータ 粒子ファイル 交通流シミュレーション

1. 研究開始当初の背景

センサ技術進展により衝突や車線逸脱を防止するなど、自動車運転支援技術の社会実装が注目されているが、ITS（高度道路交通システム）の代表格であるナビゲーションシステムの高度化も期待されている。具体的には a) 準天頂衛星システムによる車線（数メートル）単位での車両位置の把握、b) プロブカーなどの走行実績の共有・蓄積（つまり、ピックデータ）による到着時刻予測精度の向上、c) CAN（車両制御関連）データから抽出されるドライバ運転特性に応じた、より個別化・差別化された満足度の高い情報提供が可能となりつつある。特に過去の走行実績データ蓄積による所要時間の信頼性（分布：平均値とばらつき）の算出は情報提供の高度化において重要と考えており、従来の所要時間最小化から遅着リスク回避など経路探索基準を多様化でき、個別化・差別化した経路案内を可能とする。また所要時間分布の短時間予測（数十分後）も、蓄積データに粒子フィルタを適用することで、高速道路を対象にある程度の精度で推計可能であることが報告されている¹⁾。

所要時間のばらつきは交通需要の変動だけでなく、工事、事故や駐停車車両などサービス供給側の変動によっても生じる。これら需要・供給の不確実性の生起パターンは過去にない場合もあり、蓄積データのみを利用する予測手法の適用外となる。そのため需要・供給の不確実性を考慮可能な交通流シミュレータにて交通状況を予測することが有効となる。これまでに操作変数が少ない流体近似モデルを基礎とし、リンク内を複数に分割したセル内の交通状態を自由流と渋滞流との混合状態として確率的に取り扱う SCTM（Stochastic Cell Transmission Model）が提案されている²⁾。

昨今の交通マネジメントには HOT（High Occupancy Toll）レーンなど車線単位で管理するものもあり、また交差点での右折車両待ち行列や駐停車車両をうまく回避する高度なナビゲーションシステムを社会実装するには、車線単位での経路案内が必須となる。一方、社会基盤としてのセンサ設置や自動車自体の知能化が進めば車線単位の情報取得・データ蓄積も可能となり、所要時間の信頼性（分布）は従来のリンク単位ではなく、車線単位で集計・予測されることが望まれる。車線単位の所要時間分布を利用することで交通マネジメントは、より空間分解能が高いレーン・マネジメントも含めて検討ができる。しかし、現状では車線単位で所要時間分布を適切に推計する手法はない。

1) H. Chen and H.A. Rakha (2014) Real-time travel prediction using particle filtering with a non-explicit state-transition model, Transportation Research Part C, Vol.43, pp.112-126.

2) A. Sumalee, R.X. Zhong, T.L. Pan and W.Y.

Szeto (2011) Stochastic cell transmission model (SCTM): a stochastic dynamic traffic model for traffic state surveillance and assignment, Transportation Research Part B, Vol.45, pp.507-533.

2. 研究の目的

車線単位の所要時間分布の基礎分析として、タクシードロブデータを用いて直進・右左折別の所要時間の差異を確認する。その後、信号現示の推計とリンク所要時間推計として、タクシードロブデータなど、蓄積された所要時間データ自体を時系列データとして扱い、粒子フィルタにて短時間予測を行うモデルを開発する。ただし、本研究では生起パターン探索空間を過去の蓄積データ全体に拡張可能なメモリーベース・粒子フィルタの適用など改良を行い、予測精度向上を図る。

交通流シミュレータの流体近似モデルの基礎として有名な CTM（Cell Transmission Model）モデルの改良として、リンクを複数セルに分割し、各セル内の交通状態の組み合わせの生起確率を導入することでリンクの交通状態を確率的に取扱い、交通密度の平均値と分散を比較的容易に算出可能な SCTM に着目する。本研究では、信号交差点を含む一般道路網を対象に拡張し、更にリンクを車線単位でもセル分割し、車線毎の交通状態の特徴（直進車線と右折専用車線など）の再現、車線変更割合に応じた車線単位セル間の影響の考慮のため車線別 SCTM を検討する。

3. 研究の方法

名古屋市内のタクシードロブデータを購入し、信号交差点を含むリンクを対象に、直進・右左折別の信号交差点を含むリンク所要時間の差異を分析する。

ドロブデータの利用を想定した直進方向のリンク所要時間の短時間予測として、メモリーベース・粒子フィルタの適用を行う。

最後に、高速道路など信号交差点がない道路網を対象とした SCTM を、一般道路網に適用できるよう改良を行い、車線別 SCTM について検討を行う。

4. 研究成果

タクシードロブデータは、個人情報保護の対応から、個別車両の軌跡データは入手できず、リンク通過時間と次のリンクとの接続関係のみが公開データとなっている。データの詳細は以下の表の通りである。

表 タクシードロブデータ概要

データ項目	内容
期間	平成 26 年 6 月 1 日～6 月 30 日（1 ヶ月間） 平成 27 年 2 月 1 日～2 月 28 日（1 ヶ月間）
走行範囲	名古屋市

データ数	約 12,000 万
データ詳細	リンクへの流入・流出時刻、リンク長、道路種別（高速道路、国道、主要地方道、県道、市道等）、次リンクでの動向（直進、右折、左折等）、車両動態（実車、空車、回送、待機）、流入側・流出側ノードの緯度・経度 など

データ数が多い交差点として本山交差点を含むリンクの所要時間に注目する。流出時の動向（直進、右折、左折）の構成比をみると、直進が 73%と最も多く、右折は 10%程度で最も少ない。また流出動向別に通過時間分布をみると、直進と右折に自由速度で通過できる 20 秒前後にピークがある（本山交差点は右折専用信号があり、歩行者の影響を気にせずに通過できる時間帯があるためと考えられる）。流出動向で通過時間分布は異なり、所要時間の蓄積データとして活用する際には区別した方が良いことを確認した。

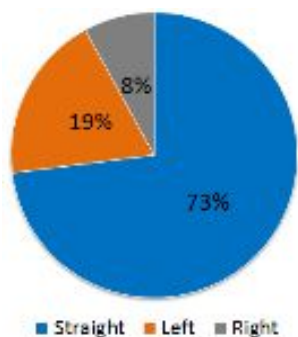


図 直進・右折・左折の割合

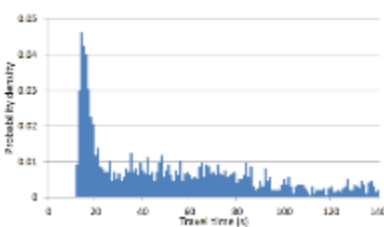
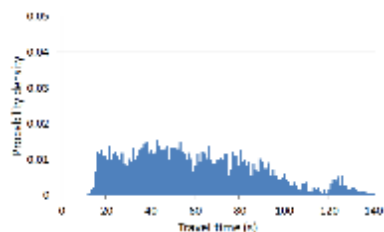
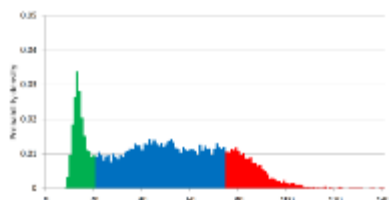


図 直進・右折・左折別の所要時間分布

短時間のリンク通過所要時間予測は、信号現示の推計（対象リンクの予測進行方向の青時間の推計）、粒子フィルタの適用からなる。タクシードロブデータのみを用いた信号現示の推計手順は以下の通りである。

Part 1

- 1-1 Measure the period when object vehicle data appears continuously as the length of green phase. Intervals between each green phase are treated as red phase.
- 1-2 Change the red phase whose length is under 40s into green phase, except for the first and last phase.

Part 2

- 2-1 Measure the period when crossing vehicle data appears continuously as the length of red phase. Intervals between each red phase are treated as green phase.
- 2-2 Change the green phase whose length is under 40s into red phase, except for the first and last phase.
- 2-3 Replace red phase whose length is over 80s with the corresponding segment in Part 1

Part 3

- 3-1 Calculate the average length of green phase (AVE_{green}) and its standard deviation (SD_{green}) in part 2 with green phases whose length is between 40s and 80s.

$$\text{Length of green phase} = (AVE_{green} + \varepsilon_{green})$$

where

$$\varepsilon_{green} = \begin{cases} SD_{green}, & \delta \in (SD_{green}, +\infty) \\ \delta, & \delta \in [-SD_{green}, SD_{green}] \\ -SD_{green}, & \delta \in (-\infty, -SD_{green}) \end{cases}$$

and $\delta \sim N(0,1)$

- 3-2 Calculate the average length of red phase (AVE_{red}) and its standard deviation (SD_{red}) in part 2 with red phases whose length is between 40s and 80s.

$$\text{Length of red phase} = (AVE_{red} + \varepsilon_{red})$$

where

$$\varepsilon_{red} = \begin{cases} SD_{red}, & \delta \in (SD_{red}, +\infty) \\ \delta, & \delta \in [-SD_{red}, SD_{red}] \\ -SD_{red}, & \delta \in (-\infty, -SD_{red}) \end{cases}$$

and $\delta \sim N(0,1)$

各プローブ車両の流出時刻の記録を基準とし、同一方向に継続するプローブ車両と交差方向のプローブ車両の存在を利用し、信号現示を推計することを考える。同一方向と交差方向の比率は平均青時間が 40~80 秒に収まるように調整している。本手法で信号現示を推計した結果、青時間 60 秒であったところ、65 秒と推計され、概ね妥当な結果が得られることを確認した。

続いて、蓄積データを用いた所要時間分布の推計手順は以下の通りである。

Step 1

If at time point n , there is an observed data t_n .
 For $i=1:100$

Pick up possible travel time t_n^i according to

$P(t_n^i | t_n, D_{n,n})$ and add error term δ .
 End For

Step 2

For $l=1: M^*$
 For $i=1:100$

For each possible travel time t^j , calculate

its reappearing probability $P(t_{n+l}^j)$ at time point $(n+l)$ with

$$P(t_{n+l}^j) = \alpha P(t^j | t_{n+l-1}, D_{n+l,n+l-1}) + (1-\alpha) P(t^j | t_n, D_{n+l,n})$$

Predict travel time t_{n+l}^i with

$$t_{n+l}^i = \frac{\sum_j^k P(t_{n+l}^j) t^j}{\sum_j^k P(t_{n+l}^j)} + \delta.$$

End For

If at time point $(n+l)$, a new object vehicle or crossing vehicle is observed, begin the resampling process to modify the prediction.
 End For

プローブ車両の通過実績を基準として、その所要時間を参照にして同一方向の追従関係を保持した蓄積データから100個の所要時間を抽出し、所要時間分布とする。なお、追従関係を保持した蓄積データを可視化したものが下図であり、観測車両からの流出時間差に応じた所要時間の実績を示している。信号現示の影響により、追従車両の流出時間差と所要時間の関係は非常に複雑であることが確認でき、分布として表現することの有効性も確認できる。

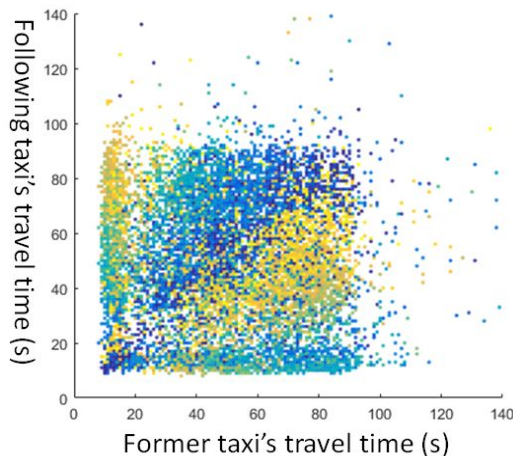


図 追従車両の流出時間差と所要時間

実際にタクシープローブデータを用いて、本山交差点のリンク所要時間の推計を行う。ある1日の所要時間予測を行うため、対象日以外のデータを蓄積データとして利用する。対象日1時間のプローブデータは50件観測されており、その1/3を予測対象とした。その際の蓄積データ数は追従方向17万件、交差方向10万件となった。

本山交差点に適用した結果、予測精度はMAPE(平均絶対パーセント誤差)47%(単純な平均値:56%),RSME(平均二乗誤差)23%(単純な平均値:22%)となった。計算時間が実時間でないこと、予測精度の更なる改善は必要であるが、プローブデータを活用したリンク所要時間の短時間予測手法として概ね妥当であることを確認した。

SCTMを一般道路網に適用するためには、信号交差点のネットワーク表現を工夫し、経路選択モデルを導入できるようにする必要がある。これは、既存研究のSCTMは交差点の分岐率の観測が前提であったためである。本研究ではCTMのネットワーク表現に基づき、信号交差点を表現し、経路探索できるようにした。

国内の交通流シミュレーションの検証ネットワークである吉祥寺・三鷹のネットワークデータにてSCTMの改良の妥当性を確認する。下図は各車両のOD所要時間の推計値と実績値の散布図である。相関係数が0.7と概ね妥当な結果であることが確認された。ただし、車線別SCTMの検討は本研究では行うことができず、検証用データの準備と供に今後の課題とする。

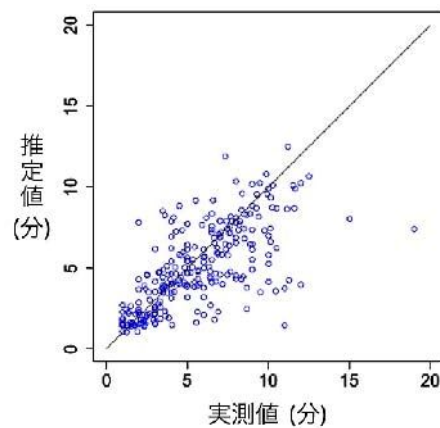


図 各車両の所要時間の推定値と実測値

5. 主な発表論文等

[雑誌論文](計1件)

Sho Tokuda, Ryo Kanamori and Takayuki Ito: A Modification of the Stochastic Cell Transmission Model for Urban Networks, International Journal of Intelligent Transportation Systems Research, Vol.15 No.2, pp.73-84, May 2017.

[学会発表](計1件)

Ruotian Tang, Ryo Kanamori and Toshiyuki Yamamoto: Urban link travel time prediction considering turning choice with a non-explicit state-transition model, the 6th International Symposium on Dynamic Traffic Assignment (DTA2016) June, 2016, Sydney.

6 . 研究組織

(1)研究代表者

金森 亮 (KANAMORI, Ryo)

名古屋大学・未来社会創造機構・特任准教授

研究者番号：40509171