

蓄積データによる予測旅行時間の更新手法に関する研究

名古屋大学大学院環境学研究科	学生員	○三輪 富生
名古屋市	正会員	多和田 雄介
名古屋大学大学院工学研究科	正会員	山本 俊行
名古屋大学大学院環境学研究科	正会員	森川 高行

1. 背景と目的

旅行時間情報はこれからトリップを行おうとする、もしくはトリップを行っているドライバーの意思決定、つまりトリップ開始時刻、利用経路の選択、さらには利用中の経路変更の決定において最も重要な判断材料である。旅行時間予測についてこれまで多く行われてきた手法は、AVI 観測データのような固定区間の通過に要した旅行時間のデータ、もしくはその蓄積データを用いて、近い将来に同区間を通過するために要する旅行時間を予測するものである。したがって予測された旅行時間情報は、対象区間に流入する前のドライバーにのみ提供可能である。しかし交通状況の変動により、これら予測値が対象区間を走行中に大きく外れてしまうことがしばしばあり、対象区間に流入する以前に与える情報のみではなく、その区間を通過しているドライバーに対して、更新された残り区間の予測旅行時間情報が与えられるべきである。そこで本研究では任意の地点間の旅行時間を収集することが可能なプローブデータを用いて、予測対象区間において蓄積された旅行速度および速度変化情報、そして情報提供対象となる車両の速度変化情報を用いて、残された区間に対する予測旅行時間の更新手法を提案し、手法ごとの比較・分析を行うものである。

2. データの概要

本研究で使用するデータは2002年1月～3月、2002年10月～2003年3月の9ヶ月間、名古屋都市圏において取得されたデータである。データ送信はイベントスキニングであり、取得データをDRMにマッチングを行うことで走行軌跡データに変換している。対象とする区間は、名古屋空港から名古屋駅に向かうODペアにおいて最も利用された、高速道路と一般道路を通過する2区間である（図-1）。それぞれの区間の走行距離・累積旅行時間推移のサンプルを図-2, 3に示す。高速道路区間と比較して一般道路区間では速度変化が激しいことがわかる。

3. 予測手法の提案

対象区間を走行中の車両に残り旅行時間に関する情報を提供するための、旅行時間更新手法を提案する。対象区間を通過する N 個の蓄積データが存在し、それぞれ等間隔の K 個の小区間に分割できるとき、蓄積データ n に対する各小区間の旅行時間、旅行速度をそれぞれ $\{\tilde{t}_1^n \dots \tilde{t}_k^n \dots \tilde{t}_K^n\}$ 、 $\{\tilde{v}_1^n \dots \tilde{v}_k^n \dots \tilde{v}_K^n\}$ と表す。ある車両が区間1から区間 k まで通過したとき、残りの区間の旅行時間 $\hat{T}_{k+1+}$ を予測するための、A～Cの3手法を式(1)～(3)で表す。

$$\langle A \rangle \quad \hat{T}_{k+1+} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \tilde{T}_{k+1+}^n \delta_{N'}^n \quad (1)$$

ここに $\delta_{N'}^n$ は、区間1～ k において蓄積データ n の各速度と情報提供車両の各速度の自乗誤差が、小さい方から N' 番目以内のデータであれば1、そうでなければ0とする。



図-1 分析対象道路

キーワード 旅行時間予測、プローブビークル、

連絡先 〒464-8603 名古屋市千種区不老町 名古屋大学大学院環境学研究科都市環境学専攻 TEL 052-798-3730

$$\langle B \rangle \quad \hat{T}_{k+1+} = \sum_{n=1}^N \tilde{T}_{k+1+}^n W^n \delta_{N'}^n / \sum_{n=1}^N W^n \delta_{N'}^n \quad (2)$$

ここに $W^n = \sum_{i=1}^k \exp(-|v_i - \tilde{v}_i^n|)$ とし、この関数は速度乖離が小さいほど関数値は大きくなる。ここでの $\delta_{N'}^n$ の値は手法 A とは逆に W^n の値が大きい方から N 番目以内のデータを 1 とする。

$$\langle C \rangle \quad \hat{T}_{k+1+} = \bar{T}_{k+1+} + \tilde{\rho}_{-k,k+1+} \times \frac{\tilde{\sigma}_{k+1+}}{\tilde{\sigma}_{-k}} \times (T_{-k} - \bar{T}_{-k}) \quad (3)$$

ここに $\bar{T}_{k+1+}$ は蓄積データによる $k+1$ 区間以降の平均旅行時間、 $\tilde{\rho}_{-k,k+1+}$ は k 区間前後の旅行時間の相関係数、 $\tilde{\sigma}_{-k}$ ($\tilde{\sigma}_{k+1+}$) は蓄積データによる k 区間以前 ($k+1$ 区間以降) の標準偏差、 T_{-k} は対象トリップが k 区間までに要した旅行時間である。

さらにこれらの手法に対する比較手法として、式(4)に示される手法 D を用いた。これは対象トリップの速度推移情報を用いないものあり、蓄積データの単純な平均値を予測値とする。

$$\langle D \rangle \quad \hat{T}_{k+1+} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \tilde{T}_{k+1+}^n \quad (4)$$

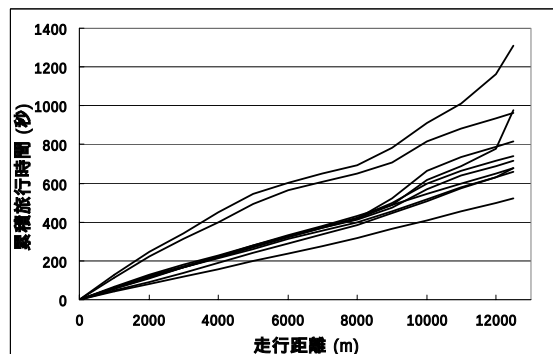


図-2 高速道路区間の速度推移

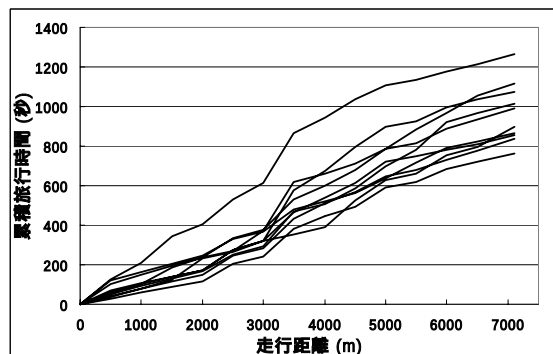


図-3 一般道路区間の速度推移

4. 予測精度の検証

各手法の精度検証を行うため、本研究では MARE (mean absolute relative error) 値を用いる (式(5))。また N' の値はトライアルアンドエラーにより、最も高い予測精度が得られた 30 と定めた。分割区間数 K は高速道路経路では 12 区間 (1000m 間隔)、一般道経路では 13 区間 (500m 間隔)としている。

$$MARE_k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{|T_{k+1+}^n - \hat{T}_{k+1+}^n|}{T_{k+1+}^n} \quad (5)$$

予測結果を表-1, 2 に示す。手法 A ~ C と手法 D を比較することで、過去の蓄積データと対象車両の速度変化をともに用いることで、修正された情報の精度向上がみられる。また、類似度により抽出されたデータの平均値を予測値とする手法 A, B は、統計的手法である手法 C より高い精度を示している。

手法	起点	1km 地点	3km 地点	5km 地点	7km 地点	9km 地点	11km 地点
A	0.0731	0.0412	0.0347	0.0342	0.0378	0.0406	0.0530
B	0.0731	0.0419	0.0367	0.0343	0.0391	0.0436	0.0544
C	0.0731	0.0426	0.0406	0.0397	0.0398	0.0450	0.0560
D	0.0731	0.0729	0.0706	0.0662	0.0650	0.0696	0.0732

表-1 高速道路区間での MARE 値

手法	起点	1km 地点	2km 地点	3km 地点	4km 地点	5km 地点	6km 地点
A	0.0710	0.0713	0.0776	0.0934	0.1252	0.1887	0.2192
B	0.0710	0.0685	0.0769	0.0923	0.1273	0.1926	0.2187
C	0.0710	0.0747	0.0790	0.0938	0.1270	0.1948	0.2210
D	0.0710	0.0743	0.0787	0.0931	0.1273	0.1932	0.2193

表-2 一般道路区間での MARE 値

5. 結論と今後の課題

蓄積データと対象車両の速度変化情報をともに用いることで、残り旅行時間の予測精度を向上することができることを示した。本稿では 3 手法を提案したが、その他にも分割区間全ての共分散値から残り旅行時間を予測する手法についても行っている。しかしここで示した 3 手法より高い精度が得られなかった。今後はより適切な分割区間設定やより多くのデータ蓄積により、さらに精度良く予測するための検討を行う予定である。