

都市高速道路における車両感知器データを用いた体験所要時間の予測手法に関する一考察

名城大学

稲富 貴久

名城大学 正会員

松本 幸正

名城大学

井上 佳和

1. はじめに

都市高速道路において、ドライバーに対する的確な所要時間の情報提供は不可欠である。また、所要時間情報はドライバーが最も必要としている情報のひとつである。しかしながら、ドライバーに情報提供されている所要時間は、過去の所要時間である瞬時値ベースや着時刻ベースが多い。そのため、実際にドライバーが体験することになる所要時間を的確に情報提供しているとはいえない。

そこで本研究では、平成 15 年 1 月 14 日～1 月 20 日において、図 1 に示す名古屋高速道路桶料金所～大高出口間で、セクションごとに将来の速度を予測し、その予測された速度データを用いて、実際にドライバーが体験することになる体験所要時間を走行軌跡推定法¹⁾によって予測する手法を提案する。

2. 重回帰モデルによる速度予測

セクションごとに将来の時間インターバルの速度を重回帰モデルによって予測する。14 日～18 日の 5 日間の車両感知器データを用いて、目的変数を将来の時間インターバルの速度とし、説明変数を過去の同じセクションの速度データ、上流の速度データ、オンランプの流入交通量、オフランプの流出交通量とした。図 2 に予測に用いるデータの概略を示す。

セクションの速度の予測モデルの一例を表 1 に示す。同セクションの過去の速度データが、予測される速度データに大きく影響を及ぼしていることがわかる。一方、流入交通量、流出交通量の影響があまり大きくない。重相関係数は 0.90 と高い値を示し、すべての標準偏回帰係数が有意となっている。なお、他のセクションにおいても同様の結果が得られ、同セクションの速度データの影響が大きいことがわかった。

3. 走行軌跡推定法による所要時間の算出

図 3 は走行軌跡推定法のフローを示している。車両感知器の速度データを用いて、ランプ間の所要時間を算出する手法として走行軌跡推定法を用いる。この手法は、セクションが変わるときだけでなく時間イン

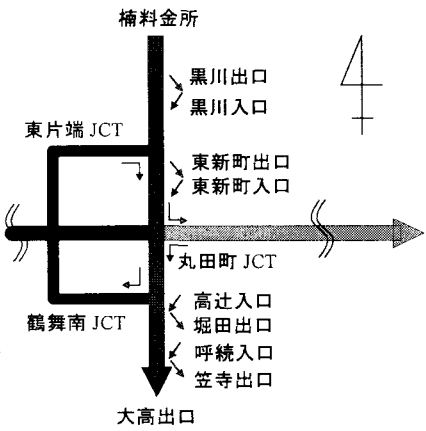


図 1 名古屋高速道路ネットワークの略図

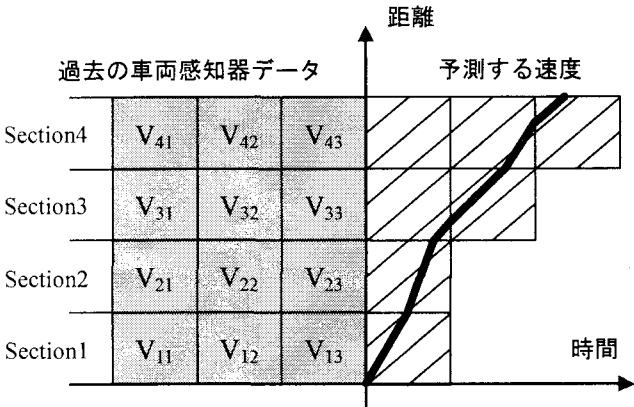


図 2 重回帰モデルによる速度予測

表 1 重回帰モデルによる結果

説明変数	標準偏回帰係数	t値
同セクション 5分前 速度データ	0.487	19.06**
同セクション 10分前 速度データ	0.251	9.77**
黒川-流入 5分前 交通量	-0.980	4.49**
2セクション上流 15分前 速度データ	0.068	4.97**
桶-流入 5分前 交通量	-0.092	4.17**
重相関係数	0.90	

**1%有意

ーバルが変わる際にも推定に用いる速度データを変えるものである。セクションへの流入時間インターバルと流出時間インターバルが同じであるときは、流入時間インターバルの速度によりセクションの通過時間を算出する。しかし、流入時間インターバルと流出時間

インターバルが異なり、車両がセクション内で複数の時間インターバルにまたがるときは時間インターバルごとの速度を用いてセクションの通過時間を算出する。

4. 体験所要時間予測

セクションごとに予測された速度データを用いて、ドライバーが体験することになる体験所要時間を走行軌跡推定法によって予測した。ドライバーが体験したことになる体験所要時間の真値を発時刻ベースの所要時間とし、予測所要時間と比較した。また、瞬時値ベースの所要時間、着時刻ベースの所要時間についても同様の比較を行った。瞬時値ベースの所要時間とは、同一インターバルにおける車両感知器データから算出した各セクションの所要時間を対象区間で総和したものである。着時刻ベースの所要時間とは、区間を流出した車両の所要時間を流出した時刻の所要時間とするものである。

表 2 に真値と各予測所要時間の RMS 誤差と相関係数の一例を示す。1 月 19 日の結果において、予測モデルと瞬時値ベースと着時刻ベースの RMS 誤差はほぼ同等の値を示している。その要因として、この日はどのセクションにおいても、車両感知器から得られた速度データに大きな変化がなかったことが考えられ、その結果、算出される所要時間にあまり差異がみられなかったと考えられる。

図 4 に 1 月 20 日における各ベースの所要時間変動を示す。真値が急激に増加する場合、予測モデルは真値と比べ、過小予測になっていることがわかる。その要因として、予測モデルでは予測したセクションの速度が、過去の速度データの影響を受けるため、渋滞時など速度データが大きく変動する場合において、過小予測になったことが考えられる。また、最上流部で渋滞が発生した場合、瞬時値ベースは真値とあまりタイムラグが生じず、所要時間の誤差が小さくなっていることがわかる。

5. おわりに

本研究では、名古屋高速道路において車両感知器のデータを用いて重回帰モデルにより将来の時間インターバルの速度を予測した。さらに走行軌跡推定法によってドライバーが体験することになる所要時間を予測する手法を提案した。その結果、予測モデルは所要時間が大きく変化しない場合に、体験所要時間を高い精度で予測することができた。さらに、予測モデルは所

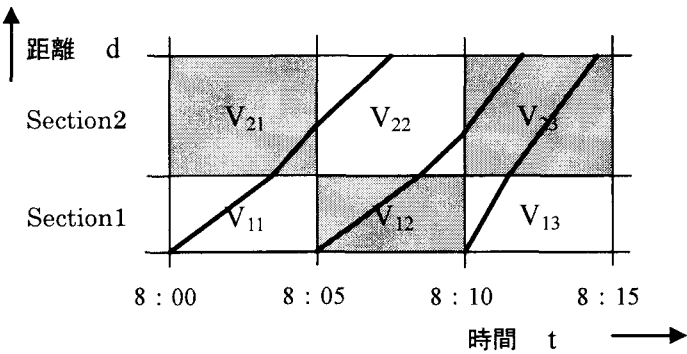


図 3 走行軌跡推定法フロー

表 2 各ベース別所要時間予測

日	時間帯	RMS誤差		
		予測モデル ベース	瞬時値 ベース	着時刻 ベース
1/19	6~7	37.18	38.78	43.12
	7~8	16.97	17.01	18.51
	8~9	18.38	14.99	17.34
	9~10	12.56	16.68	19.66
	10~11	15.54	13.14	20.84
	11~12	15.96	15.29	17.77
	相関係数	0.68	0.68	0.60
1/20	6~7	23.16	24.80	30.96
	7~8	35.64	28.25	45.21
	8~9	76.05	32.97	46.60
	9~10	77.20	78.15	77.70
	10~11	22.33	27.48	33.90
	11~12	45.19	50.64	66.48
	相関係数	0.94	0.94	0.83

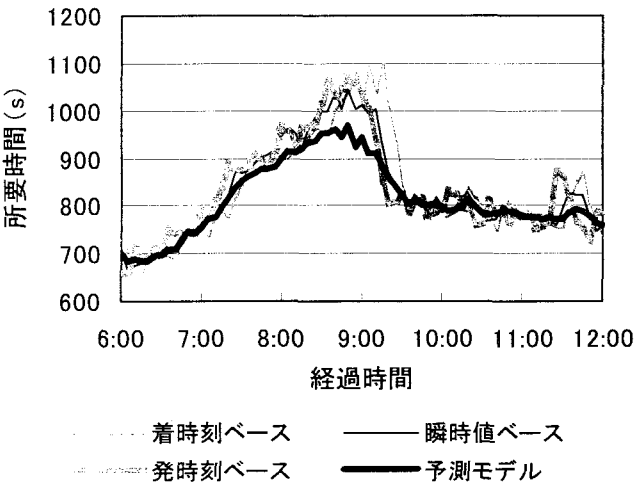


図 4 各ベースの所要時間変動

要時間が急激に増加した場合に過小予測していることがわかった。

今後の課題として、道路状況を考慮した所要時間予測モデルを構築する必要がある。重回帰モデルにおいて、上流の車両感知器の速度データを用いたが、下流の車両感知器の速度データを用いることにより、速度の伝播を考慮する必要があると考えられる。

参考文献

1) 松葉一弘・松本幸正・杉原良紀：車両感知器データを用いた都市高速道路における車両の走行軌跡と所要時間の同時推定、土木計画学研究・論文集 vol.21, no.4, pp.899-906, 2004.9