

2020年度阪神高速研究助成(若手研究者助成) 研究概要書

申請者	所属 金沢大学 職名 准教授 *応募時は東京工業大学・助教	フリガナ 氏名 ナカニシ ワタル 中西 航
共同研究者		
連絡先	所属 金沢大学 職名 准教授	フリガナ 氏名 ナカニシ ワタル 中西 航
	住所 〒920-1192 石川県金沢市角間町 電話 076-234-4634	
研究課題名	全車両軌跡データに基づく時空間別交通状態を用いた柔軟な形状のFundamental Diagram 推定	
研究結果	<p>Fundamental Diagram (FD)は、定常状態における交通状態:流率・密度・速度の関係であり、実現する交通量や渋滞の波及などを記述するマクロ交通流理論の基盤となる。本研究の目的は、FD を時空間的に高解像度かつ高精度に推定するための手法構築であった。特に、理論的に導出される FD と実データとの乖離に着目し、外生的に与える 2つの条件、すなわち(a)交通状態(流率・密度・速度)の定常状態判定基準、および、(b)FD のモデル式について、より妥当な推定を行うことを目指した。</p> <p>なお、これらの議論が従来あまり進んでいなかった理由のひとつは、観測データが限定的であったことである。すなわち、従来の実データに基づくFD 推定は、1) 検知器やプローブ車両から断片的に得られる観測情報から定常な交通状態を抽出し(定常判定)、2) そのデータを分析者が仮定した FD 形状の回帰式に当てはめる(パラメータ推定)ことで行われてきた。これに対して、本研究は、近年利用可能となった全車両軌跡データを用いる点が特徴である。具体的には阪神高速の Zen Traffic Data の提供を受けたうえで、研究の事前準備として、時空間別の交通状態算出を行った。</p> <p>そして、研究内容として、具体的には以下の4つを想定していた:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>● 課題 1. 複数の定常判定基準による定常な交通状態サンプルの抽出</li> <li>● 課題 2. 1.で得たサンプルに基づく複数のFD 形状におけるパラメータ推定</li> <li>● 課題 3. ベイズ推定による1.と2.の同時最適化</li> <li>● 課題 4. 結果の解釈</li> </ul> <p>以降で、その結果を順に述べる。</p> <p><u>結果 1.</u></p> <p>従来の定常判定は速度の変動係数で行われてきた。そのため、まずはこの基準を用いて、複数の閾値における定常判定の結果を比較検討した。その結果得られた成果として、時空間的に高解像度なデータに対してはそもそも速度の変動係数では十分な定常判定が行えないことを明らかにした。そのうえで、新たな定常判定基準として、車頭間隔</p>	

の変動係数および最適車両存在台数の 2 つを提案した。提案指標を用いることで、より妥当な定常判定を行えることを示した。

#### 結果 2.

上記で抽出された定常な交通状態に対して、理論研究に多い三角形型、実務に多い Greenshields 型、Capacity drop を扱える「人の字」型の 3 種類の FD 推定を行った。さらに、定常な交通状態を確定的に判定する従来の考え方とは別に、ある交通状態が定常状態である可能性を確率的に判定し、その確率を重みとして FD 推定にその交通状態をサンプルとして投入する方法についても検討を行った。その結果、(a)Greenshields 型では確率的な、三角形型では決定的な定常判定が高精度であること、(b)三角形型や人の字型では臨界密度に応じてきわめて多数の局所解が存在することが分かった。これらは従来指摘されておらず、本研究により発見されたものである。

#### 結果 3.

2.で求まる最適な FD 形状は 1.の定常判定基準に依存する。逆に、同一の定常判定基準であっても、仮定する FD 形状によって定常な交通状態サンプルが変化する。したがって、両者を同時に最適化すべくベイズ推定を試みた。Greenshields 型では推定が収束し最適化が行えた。ただし、定常判定の閾値による推定精度の差はほとんど存在しないことが分かった。また、三角形型および人の字型では、臨界密度近傍の不連続性により現時点では推定が収束しないケースが大半であった。今後さらなる推定アルゴリズムの改良が必要である。

#### 結果 4.

以上を踏まえ、現段階で実務的に考えられる方針としては、(a)定常判定を確率的に行い FD に Greenshields 型を用いる方法と、(b)定常判定を確定的に行い FD に三角形型を用いる方法との使い分けである。(a)は定常判定と FD 推定を同時に行える点で推定手法の信頼性が高い。一方で(b)は実データへの適合度合いに優れているが推定が不安定になりやすい。両者の長所を併せ持つ方法へと発展させていくことが今後の課題となる。

また、そのほかの関連する分析として、時間帯・観測路線・車線の違いによる特徴把握や、ベイズ推定以外の手法を用いた推定結果との比較検討等も行った。

以上のような成果が得られた一方で、当初の計画と比べると必ずしも明らかになったとは言えない部分もある。しかしながら、これは、観測データが限定的である従来研究では想定されていなかった、本研究を遂行する際に得られた重要な発見に起因している。一例を再掲すると、時空間的に高解像度なデータを前提とする場合、

- 従来の定常判定基準では不十分であること。
- 従来見落とされていた局所解がきわめて多数見つかること。

等である。なお、研究期間の 2 年間にわたる新型コロナウイルスの影響は深刻であり、対外的な研究発表は本報告書提出の時点では満足に行えていない。したがって、上記で述べた課題を解決しつつ、今後積極的に情報発信していく予定である。