

大規模プローブデータとエミュレーション技術 を活用した OD 交通量逆推定

大谷 貴俊¹・柳沼 秀樹²・寺部 慎太郎³・田中 皓介⁴

¹ 非会員 日本工営株式会社 大阪支店基盤情報部

² 正会員 東京理科大学 理工学部土木工学科 (〒278-8510 千葉県野田市山崎2641)

E-mail: yaginuma@rs.tus.ac.jp

³ 正会員 東京理科大学 理工学部土木工学科 (〒278-8510 千葉県野田市山崎2641)

E-mail: terabe@rs.tus.ac.jp

⁴ 正会員 京都大学大学院 工学研究科都市社会工学専攻

OD 交通量は渋滞対策や交通需要マネジメント, MaaS 等のリアルタイムな交通サービスへの活用が期待されている. しかしながら, OD 交通量調査は数年に一度の低頻度での実施に留まり, 即時性が求められる施策やサービスへの適用が難しい. これまでにリンク交通量から OD 交通量を逆推定する手法が提案されているが, 計算コストに問題がある. 本研究では, ガウス過程回帰を援用したリンク交通量から OD 交通量をエミュレートする手法を構築する. 構築したモデルに ETC2.0 プローブデータと道路交通センサデータを適用した結果, 高精度かつ高速で OD 交通量を予測できることが示された.

Key Words: OD estimation, Emulation, Gaussian Process Regression, ETC2.0 probe

1. はじめに

国土交通省は 5 年に 1 度, 全国道路・街路交通情勢調査 (以下, 道路交通センサ) を実施しており, 道路リンクの終日交通量や OD 交通量等を調査している. OD 交通量とは, ゾーン間を移動する自動車交通量のことで, 交通需要予測をはじめ, 交通計画分野では基礎的な資料として広く用いられている. 近年では, 全ての交通手段による移動を ICT の活用によって繋げる MaaS (Mobility as a Service) や, 料金施策・情報提供等によって自動車利用者の交通行動を変化させる交通需要マネジメント等の新たな施策への活用が期待されている.

しかしながら, 道路交通センサの OD 交通量データは, 5 年に 1 度の自動車起終点調査データに基づいて作成しているため, 時々刻々と変化する OD 交通量を常時観測することは不可能であり, 新たな施策検討に利用できない状況にある. そこで, 近年普及が進んでいる ETC2.0 のプローブデータを活用し, OD 交通量からリンク交通量を求める配分計算を逆向きに行うことで, リンク交通量から OD 交通量を常時推定する手法が提案されている¹⁾.

本研究の目的は, リンク交通量から OD 交通量を常時推定する手法として, ガウス過程回帰を援用したエミュレータを構築することである. エミュレータは, 従来手法にあるような配分計算が不要であり, 全てのリンク交通量から全ての OD 交通量を一度に出力することができる. そのため, 計算コストの大幅な縮小が期待され, OD 交通量の推定をほぼリアルタイムで実行することが可能となる.

エミュレータを交通量の予測に適用した研究事例として, ごく僅かであるが断面交通量²⁾やリンク別旅行速度³⁾の予測など見られる. リンク交通量から OD 交通量をエミュレーションする事例は存在せず, 本研究が初の試みとなる.

2. データの概要と基礎集計分析

(1) データの概要

本研究におけるリンク交通量は, 交通調査基本区間番号を基に集計した. 対象道路は全ての高速道路, 国道, 都道府県道, 政令指定都市の市道である. また, OD 交

通量の集計におけるゾーン単位は市区町村である。本研究の集計対象範囲は、1 都 3 県全域（東京都、神奈川県、埼玉県）とし、集計対象期間は2015年9月の平日に設定した。それぞれのデータは1か月分の平均とし、時間帯別に集計することで 24 個のサンプルを取得した。

リンク交通量は、2 種類の生データをそれぞれ集計して2種類のデータセットを構築した。1つ目はETC2.0プローブデータを集計したもの、2つ目は道路交通センサデータを集計したものである。ETC2.0 プローブデータは、全国の高速道路上に約1,700ヵ所設置されたITSスポット通過した自動車から走行履歴情報を取得したものである。同様に、OD 交通量はETC2.0プローブデータと道路交通センサデータから2種類のデータを作成した。

ETC2.0 プローブデータから得られるリンク交通量をETC2.0版リンク交通量、OD 交通量をETC2.0版OD交通量と呼称する。ETC2.0 プローブデータは記録から収集までに時間差があるが、ここでは常時観測データであると想定して利用する。

道路交通センサの一般交通量調査データから得られるリンク交通量をセンサ版リンク交通量、自動車起終点調査データから得られる OD 交通量をセンサ版 OD 交通量と呼称する。センサ版リンク交通量においては、一般交通量調査でトラフィックカウンターのデータを使用しているリンクのみ、常時観測データに置き換えることができる。センサ版 OD 交通量は常時観測が不可能であり、本研究の目的はセンサ版 OD 交通量を予測するモデルを構築することである。

(2) 基礎集計分析

分析の対象となるデータを集計した結果、ETC2.0 版リンク交通量の平均値は7台、ETC2.0版OD交通量の平均値は2台であった。また、センサ版リンク交通量の平均値は 945 台、センサ版 OD 交通量の平均値は 532 台であった。各データの平均値に注目すると、ETC2.0 プローブデータは、道路交通センサデータと比べて、全体の交通状況を部分的にしか表していないことが分かる。道路交通センサデータも全体の交通状況を正確に表してはいないが、ETC2.0 プローブデータよりも現実の値に近いものであると言える。道路リンクの総数は

3563 本で、高速道路と国道が全体の 86%を占めていた。OD ペアの総数は 1323 ペアであった。

3. OD 交通量推定モデルの構築

(1) センサ版 OD 交通量推定モデル

時間帯 t のセンサ版リンク交通量を $\mathbf{x}_t = \{x_{t,1}, \dots, x_{t,l}\}$ とする。ここで、 l は道路リンクの総数である。なお、センサ版リンク交通量は時間帯ごとに正規化した値を用いる。続いて、時間帯 t のセンサ版 OD 交通量を $\mathbf{y}_t = \{y_{t,1}, \dots, y_{t,m}\}$ とする。ここで、 m は OD となる市区町村ペアの総数である。

まず、24 時間を学習用の 20 時間とテスト用の 4 時間に分割する。時間帯の偏りが生じないように、テスト用の時間帯は6時間の間隔で設定し、時間を1時間ずつずらすことで計6回の検証を行う。例えば、1回目の検証では0時台、6時台、12時台、18時台のデータをテスト用にし、2回目の検証では1時台、7時台、13時台、19時台のデータをテスト用にする。

ここで、学習用のセンサ版リンク交通量を \mathbf{x} 、テスト用のセンサ版リンク交通量を \mathbf{x}^* とする。同様に、学習用のセンサ版 OD 交通量を \mathbf{y} 、テスト用のセンサ版 OD 交通量を \mathbf{y}^* とする。

次に、2つの時間帯におけるセンサ版リンク交通量のペア $(\mathbf{x}_t, \mathbf{x}_{t'})$ に対し、共分散行列の要素であるカーネル関数 $\mathbf{k}(\mathbf{x}_t, \mathbf{x}_{t'})$ を式(1)によって求める。

$$\mathbf{k}(\mathbf{x}_t, \mathbf{x}_{t'}) = \frac{2^{1-\nu}}{\Gamma(\nu)} \left(\frac{\sqrt{2\nu} \|\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t'}\|}{\theta} \right)^\nu K_\nu \left(\frac{\sqrt{2\nu} \|\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t'}\|}{\theta} \right) \quad (1)$$

K_ν は第 2 種の変形ベッセル関数、 θ はスケールパラメータである。また、 ν は関数の滑らかさを表すパラメータで、解析的な扱いやすさから $\nu = 1/2, 3/2, 5/2$ の場合がよく知られている。今回は $\nu = 5/2$ としてカーネル関数を設定した。

ここで、 \mathbf{x} のペアの共分散行列を \mathbf{K} 、 \mathbf{x} と \mathbf{x}^* のペアの共分散行列を \mathbf{k}_* 、 \mathbf{x}^* のペアの共分散行列を \mathbf{k}_{**} とする。

以上の共分散行列を用いると、 \mathbf{x} と \mathbf{y} が既知の状態、 \mathbf{x}^* に対する出力値 \mathbf{y}^* の予測値 $\hat{\mathbf{y}}^*$ の条件付き確率は、式 (2) で表すことができる。

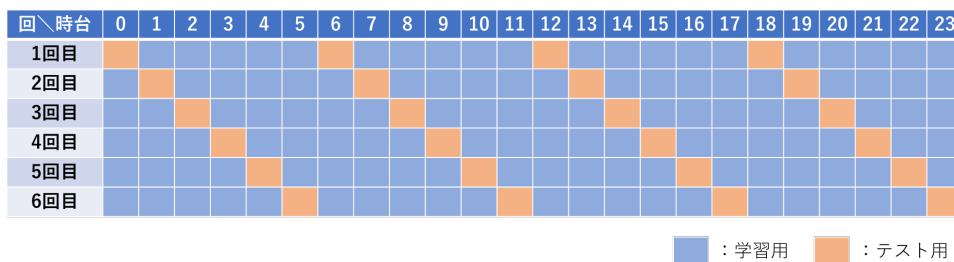


図-1 交差検証用の学習データとテストデータの分割方法

$$p(\hat{y}^* | x^*, x, y) = N(k_*^T K^{-1} y, k_{**} - k_*^T K^{-1} k_*) \quad (2)$$

式(2)は、 \hat{y}^* の予測分布が、期待値 $k_*^T K^{-1} y$ 、分散 $k_{**} - k_*^T K^{-1} k_*$ のガウス分布に従うことを意味している。この期待値 $k_*^T K^{-1} y$ が、ガウス過程回帰によるセンサ版 OD 交通量の予測値 \hat{y}^* となる

(2) OD 交通量拡大率推定モデル

2つ目のモデルとして、ETC2.0 版リンク交通量からセンサ版リンク交通量への拡大率（以下、リンク交通量拡大率）を入力すると、ETC2.0 版 OD 交通量からセンサ版 OD 交通量への拡大率（以下、OD 交通量拡大率）を出力するモデルを構築する。最終的に、OD 交通量拡大率の予測値を ETC2.0 版 OD 交通量の観測値に乗じることで、センサ版 OD 交通量の予測値を得る。このモデルの特徴は、ETC2.0 プローブデータから得られるリアルタイムな情報を活用していることである。ETC2.0 プローブデータは全体のごく一部しか表現できないという短所があるが、リアルタイムに観測することができる。一方、道路交通センサスのデータは全体を表しているとみなすことができるが、リアルタイムな観測ができない。これらの2種類のデータの長所と短所を補い合うことで、より高い精度で OD 交通量を予測することができるか、本モデルで検証する。

モデルを構築する手順は以下のとおりである。まず、OD 交通量推定モデルと同様の手順で、時間帯ごとに正規化したリンク交通量拡大率から OD 交通量拡大率の予測値を求める。すなわち、前節のモデルにおけるリンク交通量をリンク交通量拡大率に、OD 交通量を OD 交通量拡大率に置き換え、OD 交通量拡大率の予測分布の期待値を求める。最後に、ETC2.0 版 OD 交通量の観測値に OD 交通量拡大率の期待値に乗じることで、センサ版 OD 交通量の予測値を求める。

4. モデルの適用結果と精度評価

(1) OD 交通量推定モデルの結果

センサ版 OD 交通量推定モデルの適用結果を図 2 に示す。図は 6 回の検証結果を全てプロットしたものである。数値はセンサ版 OD 交通量を表している。

決定係数は 93.7%、RMSE は 406 (台) であり、非常に高い再現性を有している。しかしながら、推定誤差の大きな OD ペアの存在が確認でき、この原因の究明と補正手法の検討が課題となる。

(2) OD 交通量拡大率推定モデルの結果

OD 交通量拡大率推定モデルの適用結果を図 3 に示す。

図は 6 回の検証結果を全てプロットしたものである。数値は OD 交通量拡大率を表している。決定係数は 42.4%、RMSE は 360 (倍) であった。OD 交通量拡大率確定モデルにおいて、OD 交通量拡大率の予測精度は低いことがわかる。特に、正解値が約 3000 (倍) を超える場合、正しく予測できていないことが読み取れる。これは、拡大率を基にしたモデルでは高い予測精度を実現することに限界があることを示している。例えば、ETC2.0 版 OD 交通量が 1 台でセンサ版 OD 交通量が 2 台の場合、ETC2.0 版 OD 交通量が 10000 台でセンサ版 OD 交通量が 20000 台の場合では、どちらも OD 交通量拡大率は 2 倍としてモデルの入力値に用いられる。しかしながら、前者は ETC2.0 版 OD 交通量もセンサ版 OD 交通量もほぼ同じだが、後者は全く違う値であるため、同じ 2 倍でも意味合いが全く異なってしまう。この不都合によって、精度が低くなるものであると考えられる。

精度が低くなってしまいう理由は推測できたが、予測が不可能となる閾値が約 3000 となる理由を結果から読み取ることができない。今後、別の時期のデータを使用

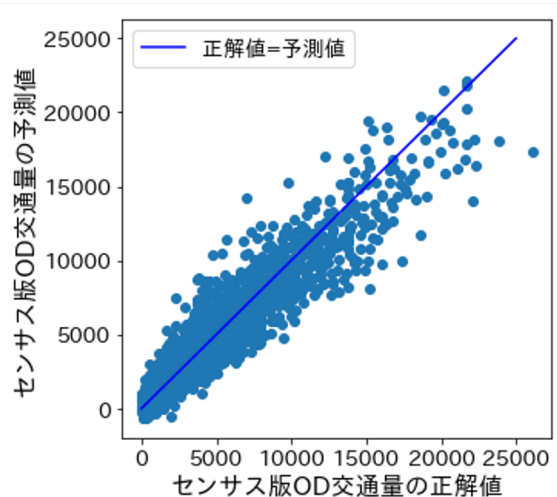


図-2 OD 交通量推定モデルの結果

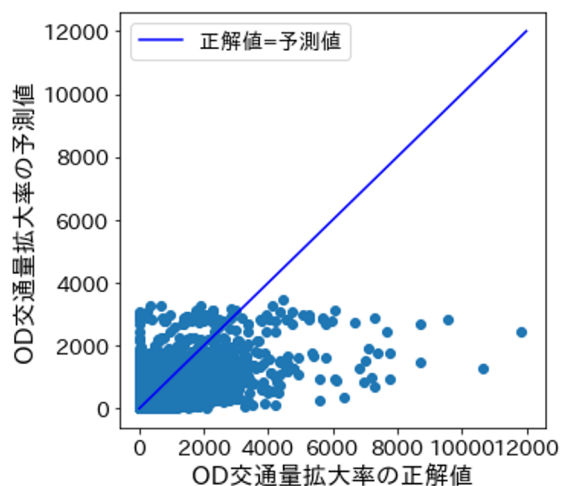


図-3 OD 交通量推定モデルの結果 (拡大率)

して検証を行うなどして、OD 交通量拡大率モデルの傾向を解明していくことが望まれる。

OD 交通量拡大率の予測値を、ETC2.0 版 OD 交通量の観測値に乗じた結果を図 4 に示す。図は 6 回の検証結果を全てプロットしたものである。数値はセンサス版 OD 交通量を表している。決定係数は 84.1%、RMSE は 686 (台) であった。OD 交通量拡大率の予測精度が低いにもかかわらず、センサス版 OD 交通量の予測精度は高い結果となった。この原因として、ETC2.0 版 OD 交通量の値が比較的小さいことが考えられる。OD 交通量拡大率の予測誤差が大きい場合でも、対応する ETC2.0 版 OD 交通量の値が 0 に近ければ、センサス版 OD 交通量の予測値に与える影響は小さくなる。2 に示したように、センサス版 OD 交通量の平均値が 532 台であるのに対して、ETC2.0 版 OD 交通量の平均値は 2 台である。従って、センサス版 OD 交通量の予測精度が高くなったものと考えられる。しかしながら、OD 交通量拡大率推定モデルは全体的に過小推計である傾向がみられ、OD 交通量推定モデルより精度は低い。以上のことから、OD 交通量拡大率推定モデルは、あまり有効なモデルではないと言える。

5. おわりに

本研究では、リンク交通量から OD 交通量を予測する 2 種類のモデルを、ガウス過程回帰を援用して構築した。その結果、高い精度での予測が可能であることが示された。特にセンサス版リンク交通量からセンサス版 OD 交通量を予測するモデルは精度が非常に高く、実際のリンク交通量がわかれば OD 交通量の予測が可能であることが示された。

また、2 つ目の OD 交通量拡大率推定モデルにおいても一定の成果が得られ、観測値が存在する任意の時刻の ETC2.0 プローブデータから OD 交通量の推計が可能であることが示された。このモデルを活用することで、時々刻々と変化するリンク交通量と OD 交通量を用いた詳細な施策評価に資することが期待される。

しかしながら、本研究にはいくつかの課題がある。

1 つ目の課題は、両モデルにおいて推計誤差の大きな OD ペアが確認できたことである。このために、どちら

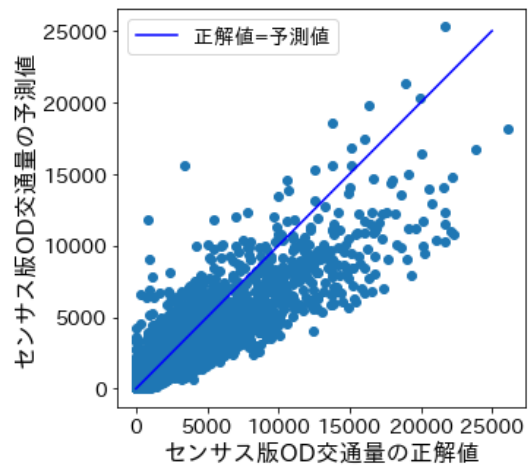


図-4 OD 交通量推定モデルの結果 (センサス OD)

のモデルもすぐに実用化できるものではない。今後、推計誤差の大きな OD ペアが発生する原因を究明し、データの加工や集計方法の調整を行うことで、精度の高いモデルが構築されることを期待する。2 つ目の課題は、本研究で使用したデータは便宜的に常時観測データとみなしていることである。特に、センサス版リンク交通量は常時観測性がないため、今後はトラフィックカウンターの常時観測データと併用することで、常時推定が可能なエミュレータが実現することを期待する。

参考文献

- 1) 國分恒彰, 倉内文孝, 嶋本寛, 飯田恭敬, 船本洋司, 栄徳洋平: ETC2.0 を用いた OD 交通量逆推定, 第 53 回土木計画学研究・講演集, pp.1839-1845, 2016.
- 2) Xie, Y., Zhao, K., Sun, Y. and Chen, D.: Gaussian processes for short-term traffic volume forecasting, *Transportation Research Record*, Vol.2165, No.1, pp.69-78, 2010.
- 3) Rodriguez-Deniz, H., Jenelius, E. and Villani, M.: Urban network travel time prediction via online multi-output Gaussian process regression, *2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pp.1-6, 2017.

(Received ?)
(Accepted ?)

ESTIMATION OF ORIGIN-DESTINATION TRAFFIC VOLUME USING LARGE PROBE DATA AND EMULATION TECHNOLOGY

Takatoshi OTANI, Hideki YAAGINUMA, Shintaro TERABE and Kosuke TANAKA