

ETC2.0 プローブデータを用いた 災害時の交通ネットワーク状態推定

稲場 亘¹・柳沼 秀樹²・寺部 慎太郎³・康 楠⁴・田中 皓介⁵

¹学生非会員 東京理科大学大学院 理工学研究科土木工学専攻修士課程

(〒278-8510 千葉県野田市山崎2641) E-mail:7619503@ed.tus.ac.jp

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.noda.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 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: kangnan@rs.tus.ac.jp

⁵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: tanaka.k@rs.tus.ac.jp

災害時には道路リンクの途絶による広域的な混雑や局所的な孤立が発生し、その中で行政は的確かつ迅速な避難誘導や道路啓開を実施することが求められる。国土交通省では、ETC2.0プローブデータによる道路交通状態のモニタリングを実施しているが、空間的かつ時間的に未観測リンクが多く存在し、十分に機能しているとは言い難い状況にある。本研究では、災害時における交通状態の把握を念頭に、ETC2.0プローブデータを活用した未観測リンクの補間を含む交通状態推定モデルを構築する。具体的には、2015年9月の関東・東北豪雨で被災した茨城県常総市周辺を対象とし、原ら(2016)¹⁾が提案したガウシアングラフィカルモデルに基づく交通状態推定モデルを適用した。ETC2.0プローブデータを用いてモデルパラメータを推定した結果、未観測リンクの補間により交通状態の把握が可能となったが、災害時におけるモデル適用上の課題が示された。

Key Words : *Traffic state estimation, Heavy rain disaster, ETC2.0 probe data, Graphical Lasso*

1. はじめに

近年、全国各地で大規模な自然災害が頻発しており、社会基盤施設がダメージを被ることで、本来の機能を発揮できない状況が散見される。例えば、水災害等により、道路ネットワークが遮断されて、局所的な孤立や広域的な混雑が発生している。行政が避難誘導や道路啓開を実施するためには、リアルタイムで交通状態を把握できることが望ましい。

現在、道路ネットワーク上の交通状態は、車両感知器やプローブカー等により、部分的なモニタリングが行われているが、ネットワーク全体を把握するには十分な情報量とは言い難い。そのような中、国土交通省が普及を進めているETC2.0プローブデータは、全国を対象に車両の走行経路や速度などの詳細な移動情報が収集可能となっている。このような大規模なプローブデータは、災害時の実態把握に有効であることが期待されるが、現時点で普及率は2割程度²⁾に留まるため、時間的・空間的に未観測リン

クが多く存在する。そのため、ETC2.0プローブデータの未観測リンクの情報を統計的な手法を援用して補間することにより、詳細な交通状態把握が可能となることで、災害時の交通運用に資することが期待される。

以上を踏まえて、本研究では、過去に蓄積されたETC2.0プローブデータを活用して、道路ネットワークを構成する各リンク間の相関構造を捉えた交通状態推定モデルを構築する。具体的には、原ら¹⁾が提案した道路リンク間の相関構造をガウシアングラフィカルモデルによって記述する交通状態推定モデルを援用する。さらに、部分的に観測されたデータと組み合わせ、未観測リンク速度の補間を行い、災害時のエリア全体の交通状態推定を試みる。ケーススタディとして、2015年9月の関東・東北豪雨で被災した茨城県常総市周辺における1ヶ月間のETC2.0プローブデータを用いる。平常時と災害時のそれぞれについて未観測リンクの補間を行い、災害時におけるモデル適用上の課題を考察する。

2. 既往研究の整理と本研究の位置づけ

(1) プローブデータを活用した災害時の交通把握に関する研究の整理

車両プローブデータを活用した災害時の救援活動や道路啓開等の支援を目指す研究は、ETC2.0プローブデータが本格運用される以前から存在する。例えば、秦ら³⁾は民間プローブ情報から道路状況の把握を試みている。具体的には、中越沖地震後の新潟県を対象に分析を行い、一定の限界はあるものの、広域的に道路の通行可能状況を判断できる情報が生成可能であることを示している。

一方、ETC2.0プローブデータを活用した事例は、平時を対象とした事例が多く見られるが、災害時での活用事例は決して多くはない。例えば、水谷ら⁴⁾は、ETCプローブ情報および民間プローブ情報を利用して、災害時における車両の通行経路の把握が可能であることを明らかにしている。ここでは、大雨災害時を対象に、通行止めとなった道路に並行する道路の通行実績から、代替路として利用された道路が確認できることを示している。また、ETCプローブ情報と民間プローブ情報の比較を行い、両者のメリット、デメリットを整理している。

(2) 交通状態推定に関する研究の整理

未観測値を部分的に含むプローブデータを用いて交通状態推定を試みる研究は、Furtlehner et al.⁵⁾や原ら(2016)¹⁾があり、データ欠損リンクの空間的補間を行っている。前者は各リンクの交通状態を渋滞流と交通流の2変数に離散化しており、後者は各リンクの交通状態を連続変数として扱っている。交通状態を正確に把握するためには、リンク速度を具体的な数値で補間できることが望ましいため、以下では後者の既往研究の詳細について述べる。

原ら¹⁾は、過去の蓄積されたプローブデータから構築した統計モデルとリアルタイムに得られた部分観測データから道路ネットワーク全体の交通状態を補間する手法を提案している。具体的には、道路ネットワークを構成する各道路リンク間の相関関係を捉えた多次元正規分布によって未観測リンク速度を同時刻の観測リンク速度から補間している。多次元正規分布の分散共分散行列（または精度行列）の推定は、膨大なパラメータ数ゆえに推定が困難であるため、疎な分散共分散構造を仮定したグラフィカルラッソアプローチを援用し、限られたデータから巨大な分散共分散行列の推定を行う手法を提案した。タイのバンコク中心部のタクシープローブデータを用いたケーススタディ分析では、未観測リンクが高い精度で補間可能であり、リンク間の局所的な近接関係だけでなく、大域的な相関関係を捉えることに成功している。

(3) 本研究の位置づけ

プローブデータには、国が主導する ETC2.0 プローブと民間が独自に収集している民間プローブが存

在する。前者は国がデータの収集と管理を行っているため、データのアクセス性が高い。また、常時データの取得および集計を行っているため、平常時のデータを活用し、災害時との比較を行うことができること等の強みがある。本研究は、行政の道路啓開や避難誘導のサポートに主眼があるため、自らが管理するデータを用いて災害時の交通状態をモニタリングできることが望ましいと思われる。よって、本研究では ETC2.0 プローブデータを活用した交通状態推定手法の構築を目指す。

交通状態推定モデルについては、既往研究¹⁾の手法が理論的かつ実用的にも有効であると考えられるため、本研究ではこれを援用する。既往研究との違いとして、本研究は災害時を対象としている点である。適用上の課題として、未観測リンクの補間により浸水等で通行不可能であったリンクも補間されてしまう可能性が挙げられる。すなわち、未観測リンクは道路被害とは関係なく単にプローブカーが当該道路を走行しなかった場合に発生することを想定しているため、道路ネットワークの遮断を表現することは難しい。このように、災害時の実現象を表現する上で問題は存在するが、既往研究¹⁾と同じ仮定と手法を用いた状態推定を行い、災害時での有効性の検証を目的とした。

3. 未観測道路リンクの空間補間モデルの構築

本研究では、プローブデータとの親和性ならびに補完精度が高いと思われる原ら(2016)¹⁾の交通状態推定モデルを援用する。以下にモデルの概要を記述するが、表記等は原著論文を踏襲している。

(1) モデルの仮定

道路ネットワーク上の各方向別道路リンクが交通状態をもつと仮定し、各方向別道路リンクの集合を V とする。このとき、各時間単位において、道路リンクは交通状態 x_i をもつ。ここで、 $x = (x_1, \dots, x_{|V|})^T$ であり、本研究では交通状態 x_i を 1 時間単位の平均リンク速度とする。

同一時間帯の交通状態データは、ただ一つの多次元正規分布から生成されていると仮定する。

$$x \sim N(x|\mu, \Sigma) \quad (1)$$

ここで、 $N(\cdot)$ は多次元正規分布を表し、 μ と Σ は正規分布のパラメータである平均ベクトルと分散共分散行列である。なお、交通状態 x の生成モデルに単峰性を仮定しており、データはこれを満たすことに注意したい。

(2) 多次元正規分布のパラメータ推定

実データから多次元正規分布のパラメータ μ, Σ (または精度行列 Θ) を推定する方法を示す。なお、精度行列 Θ は分散共分散行列 Σ の逆行列であり、以降は計算の都合により Σ の代わりに Θ を用いる。

まず、一般的なアプローチとしてデータから最尤推定値を求める方法が挙げられる。多次元正規分布の対数尤度関数は、

$$\log p(\mu, \theta) = \frac{|D|}{2} \log \det \theta - \frac{1}{2} \sum_{d \in D} (x^d - \mu)^T \theta (x^d - \mu) + \text{const} \quad (2)$$

で与えられる。ここで、 D はデータの集合、 x^d は各データの交通状態である。対数尤度関数をパラメータ μ および θ で偏微分することにより、 μ の最尤推定値は標本平均 m 、 θ の最尤推定値は標本分散共分散行列 S の逆行列として求めることができる。しかしながら、この方法ではデータ数に対してパラメータ数が非常に大きい場合に、 S が必ずしも最尤推定量とはならないことや、パラメータの過学習に陥ることが知られている⁶⁾。本研究が扱うモデルは、パラメータ次元がデータに比べて大きな問題であり、道路リンク数が1000であれば最低でも約50万個のデータ数が必要となる。そのため、本研究でこのアプローチを採用することはできない。そこで、正則化によって過学習を抑制する手法を適用する。このアプローチは、原らりが採用したアプローチであり、本研究では概説のみ行う。

正則化とは、パラメータ数に対してデータ数が不足している等の不良設定問題を対象に、もとの目的関数に罰則項を加えることで過学習を防ぐアプローチである。特に、L1ノルム正則化項を加えて最適化問題を解くことをラッソと呼び、多くのパラメータが0となることが知られている。

本研究における正則化手法の定式化を行う。道路ネットワーク上の交通状態 x を表現する多次元正規分布の確率モデルをマルコフ確率場としてみた場合、そのグラフをガウシアングラフィカルモデル（以下GGM）と呼ぶ。

$$p(x) = \frac{|\theta|^{1/2}}{(2\pi)^{D/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - \mu)^T \theta (x - \mu) \right\} \quad (3)$$

このとき、任意のリンク $i, j \in V$ に対して、

$$p(x_i, x_j | x_{V \setminus \{i, j\}}) \propto \exp \left(\frac{1}{2} (\theta_{ii} x_i^2 + \theta_{ij} x_i x_j + \theta_{jj} x_j^2) + A x_i + B x_j + C \right) \quad (4)$$

と書くことができる。ここで、 A, B, C は x_i, x_j に依存しない定数であり、確率密度関数は積に分解できる。GGMの構造を学習することが、パラメータ θ を推定することに対応しており、疎なGGMの構造学習を可能にする手法がグラフィカルラッソ（以下GL）^{7,8)}である。道路リンク間の共分散構造の推定にGLを用いる。

式(2)で示した多次元正規分布の対数尤度関数は、標本分散共分散行列 S と精度行列 θ を用いると次のように書き表すことができる。

$$\log p(\mu, \theta) = \frac{|D|}{2} (\log \det \theta - \text{tr}(S\theta)) + \text{const} \quad (5)$$

ここで、 $\text{tr}(\cdot)$ はトレースを表す。この対数尤度関数に対してL1ノルム正則化項を加えた最適化問題を解き、精度行列のパラメータを推定する。

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} (\log \det \theta - \text{tr}(S\theta) - \rho \|\theta\|_1) \quad (6)$$

ここで、 $\|\theta\|_1 = \sum_{i=1}^{|V|} \sum_{j=1}^{|V|} |\theta_{ij}|$ は θ のL1ノルムを表す。L1ノルムは微分不可能であるため、式(6)は解析的に解くことができない。そこで、ブロック座標降下法を用いて求解する。ブロック座標降下法は、変数をブロックに分割し、あるブロックを変数とし、残りのブロックを定数とみなした問題を逐次的に解いて最適化を行う手法である。この方法により、制約付き最適化問題をL1正則化付き回帰問題に帰着させてパラメータの推定値を得ることができる。なお、GLは完全データに対して適用することを前提としているため、本研究のような欠損を含むデータに対してそのまま適用することはできない。そこで、各リンクの平均値を代入して欠損値を補間する前処理を行う。こうしてできた完全データのデータセットに対してGLを適用することにより、分散共分散行列の構造を推定する。

(3) 未観測リンクの補間手法

上記(2)で実データから推定された多次元正規分布のパラメータ μ, θ を用いて、未観測リンクの交通状態を補間する手法について述べる。

ネットワーク全体の交通状態を $x = (x_1, \dots, x_{|V|})$ として、観測道路リンクの交通状態を x_o 、未観測道路リンクの交通状態を x_u とする。ここで、式(6)より求めたパラメータを次のように分割する。

$$\theta = \begin{bmatrix} \theta_{uu} & \theta_{uo} \\ \theta_{ou} & \theta_{oo} \end{bmatrix}, \quad \mu = \begin{bmatrix} \mu_u \\ \mu_o \end{bmatrix} \quad (7)$$

その上で、未観測道路リンクの交通状態 x_u は、式(8)の条件付き多次元正規分布の平均ベクトルを計算することで補間することが可能である。

$$\hat{x}_u = \arg \max_{x_u} N(x_u | \mu_u - \theta_{uu}^{-1} \theta_{uo} (x_o - \mu_o), \theta_{uu}^{-1}) = \mu_u - \theta_{uu}^{-1} \theta_{uo} (x_o - \mu_o) \quad (8)$$

以上のように、学習により推定したパラメータ μ, θ から未観測リンクの情報を補間することが可能となり、部分的な観測からネットワーク全体の交通状態を把握できる。

4. ETC2.0データを用いた交通状態の基礎分析

(1) 使用データの概要

本研究では、2015年9月1日から9月30日までの1ヶ月間のETC2.0プローブデータを用いて分析を行う。以下にETC2.0プローブデータの概要を記述する。ETC2.0から得られるプローブデータはサーバ内での格納形態で分類することができる。様式1は、走行履歴情報や挙動履歴情報に関する生データであり、時刻、位置情報、速度、加速度などが格納されている。様式2は、様式1のデータをDRM区間単位で集計したデータであり、DRMリンク単位での平均旅行時間や平均旅行速度などが格納されている。

本研究では、様式2のデータのうち、DRM区間単位時間帯別平均旅行速度が格納されている様式2-3のデータを主に用いる。なお、以降で示す一部の基礎分析では、データ量を確保するために様式1のデータのうち、走行履歴情報が格納されている様式1-2のデータを用いる。

(2) 分析対象地域

本研究では、2015年9月の関東東北豪雨で被災し、鬼怒川堤防決壊による浸水区域を含む茨城県南部から埼玉東部、千葉県北西部にかけての4つの二次メッシュの範囲を分析対象とする(図-1)。ただし、メッシュコード544000に一部含まれる高速道路(常磐自動車道)のデータに関しては、平常時と災害時でデータの挙動に大きな違いが見られなかったため、今回の分析対象からは除外した。

(3) リンクに関する基礎分析

対象ネットワークの道路リンク数は1337本であり、平均リンク長は332m、標準偏差は350mであった。道路種別の割合は国道36%、主要県道45%、一般県道19%である。分析対象地域は都心部と異なり、道路が密に形成されているわけではないため、200mを超えるような交差点間隔が長いリンクも多く存在した。リンク長に比例して速度等の標準偏差が多くなる可能性があるが、今回はその影響を無視する。

(4) 速度に関する基礎分析

速度に関する分析は、データ量が多い様式1-2を用いる。図-2は、取得データの速度の日別平均値の時系列変化である。

この結果から、9月1日から9月10日にかけては45km/hから50km/hの範囲に収まっているが、9月11日に40km/hを切る値までに急減し、そこから9月18日まで40km/h台前半に落ち込んでいることが確認できる。9月10日の昼の時間に鬼怒川堤防が決壊したことにより、道路ネットワークの遮断等が生じ、局所的な渋滞が発生していたと推察される。この状態は1週間程度続き、9月19日以降は平均速度が45km/h以上に回復しているため、道路機能が概ね災害発生前と同程度に回復したと考えられる。

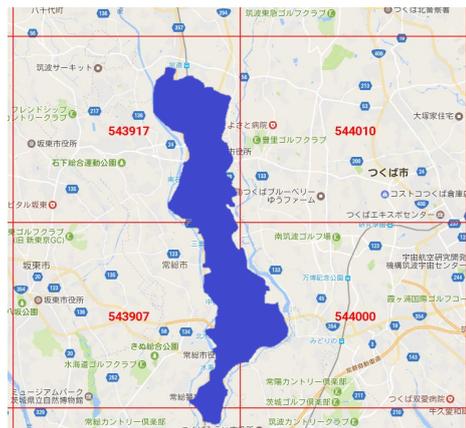


図-1 分析対象地域



図-2 平均速度の時系列変化

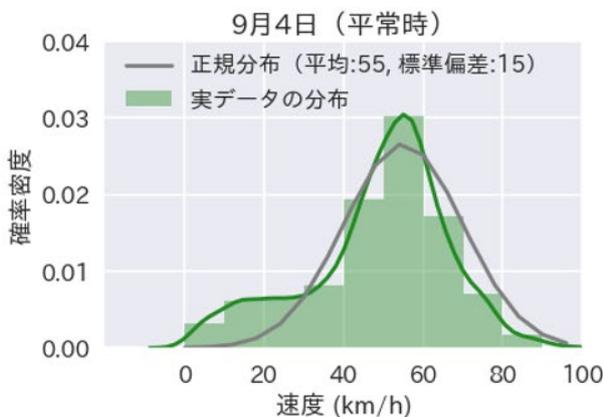


図-3 9月4日(平常時)と9月11日(災害時)の速度分布

続いて、9月4日の平常時と9月11日の災害時それぞれについて、速度分布をカーネル密度推定した結果が図-3である。灰色で示したグラフは平均55km/h、分散15km/hの正規分布に従うグラフである。この結果から、平常時は法定速度の60km/h付近を頂点として、正規分布に近い単峰型の分布形状が確認できる。一方で災害時は50km/h付近の他に10km/h付近にもピークがきており、二峰性の分布形状になっていることが確認できる。

以上のように、平常時と災害時では交通状態の性質が異なっており、特に災害時においては、単純な平均値では各時間帯の交通状態を表せないだけでなく、平常時における道路ネットワークの関係性が一部崩れていると考えられる。以降では、断りなしに9月4日を平常時、9月11日を災害時として扱う。

(5) 欠損値に関する基礎分析

速度の欠損値がどの程度の割合で発生しているのかを把握するために、リンク欠損率に関する基礎分析を行った。リンク欠損率は、各時間帯について未観測リンクを全リンク数で除すことにより算出した。図-4は9月4日および9月11日における時間帯ごとのリンク欠損率である。災害時は、平常時と比較して昼間の時間帯を中心にリンク欠損率が高くなっていることが確認できる。

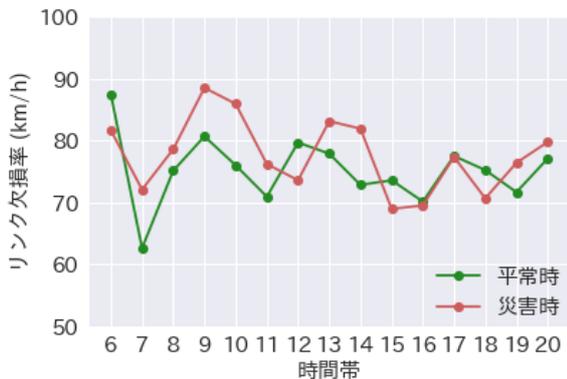


図-4 平常時と災害時のリンク欠損率の比較

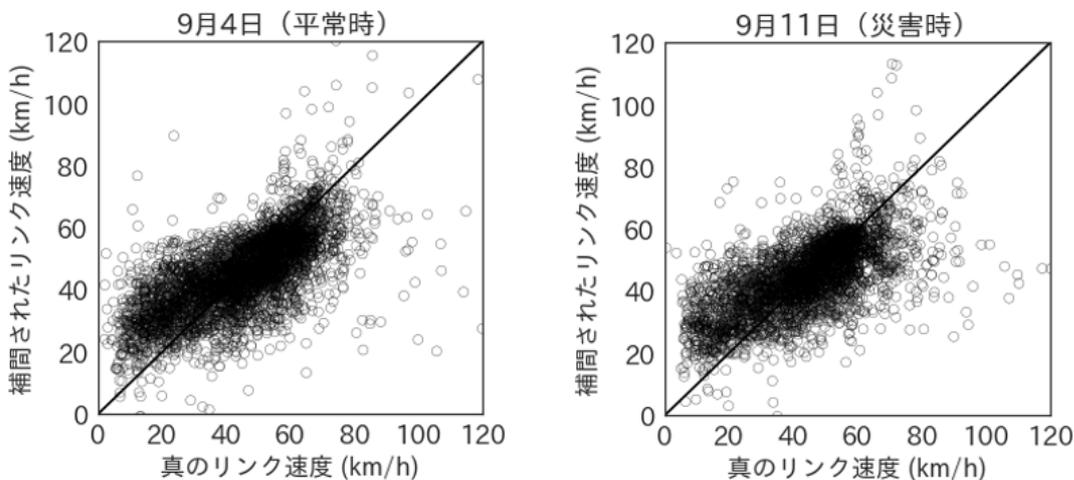


図-5 真値と補間値 ($\rho = 0.15$) の比較

5. モデルの適用結果と精度評価

(1) 正則化パラメータの決定と精度検証方法

9月4日および9月11日の6時台から20時台を対象に、モデルを用いて未観測リンク速度の補間を行う。データセットは1日15単位のため、30日間の合計で450個存在し、これらを学習用データと検証用データに分ける。補間にあたり、欠損データは真値がわからないため、そのままでは予測精度を評価することができない。そこで、検証用のデータセットは、観測道路リンクのうち欠損率が9割となるようにランダムに欠損を増加させる。その上で、補間対象でない時間帯を学習用データとして道路ネットワーク構造を学習し、検証用データの残り1割の部分観測データを入力して、補間推定を行う。欠損させた道路リンクは、真値が観測されているため、モデルの補間値と比較することで精度が検証できる。

正則化パラメータについては、0.5, 0.2, 0.15, 0.1の4つの場合の計算を行い、予測精度が最も望ましいものを選択した。

(2) 適用結果の考察

a) 予測結果の検証

図-5は9月4日および9月11日における真値と予測値をプロットした結果である。前者の相関係数は0.66であり、概ね45度線に乗る形で予測できていることが確認できる。後者は相関係数が0.61であり、平常時と比較して全体的なばらつきが小さく、概ね45度線に乗る形で予測ができている。平常時と災害時を比較して、災害時は真のリンク速度と比べて補間されたリンク速度が過大になる傾向が確認できる。災害時はネットワーク全体で渋滞している状態にあり、観測される速度は平常時よりも低い傾向にある。学習データには平常時と災害時のデータが混在しており、平常時のデータが大半を締めるため、災害時特有の局所的な渋滞を学習することは困難であったと考えられる。

b) 予測精度の考察

続いて、予測精度に関する定量的な評価を行う。予測精度の評価には相関係数と RMSE を用いた。

図-6 は正則化パラメータと相関係数の関係である。平常時は $\rho = 0.15$ の時に 0.66、災害時は $\rho = 0.2$ の時に 0.61 で最大となった。図-7 は正則化パラメータと RMSE の関係である。平常時は $\rho = 0.15$ の時に 14.33km/h、災害時は $\rho = 0.2$ の時に 15.16km/h で最小となった。この結果からも災害時は平常時よりも常に補間精度が低くなり、状態推定が難しいことが示された。

c) 正則化パラメータの考察

最後に、正則化パラメータに関する考察を行う。正則化パラメータを小さくするほど、正則化は弱くなりパラメータの動ける範囲が広がるため、よりデータの傾向を捉えた相関構造の学習が可能になる。本研究では、正則化パラメータが 0.2 と 0.15 の付近で精度が最も良くなり、0.1 としたところで精度が悪化に転じた。本研究は既往研究と比較して期間は同じ 1 か月間であったが、時間分解能が 1 時間と低く、学習データが少なくなったため、過学習に陥ったと考えられる。そのため、時間分解能をより細かく扱うことが可能となる GPS 点列データ（様式 1）の適用を検討したい。

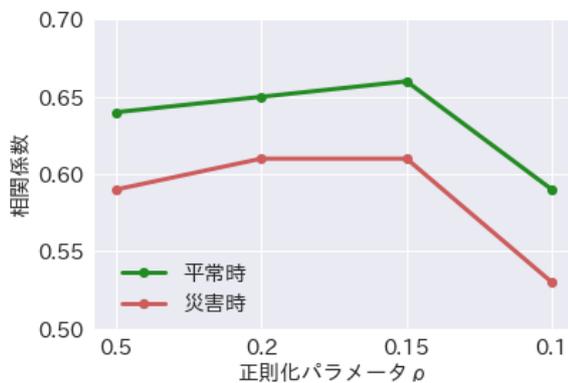


図-6 正則化パラメータと相関係数

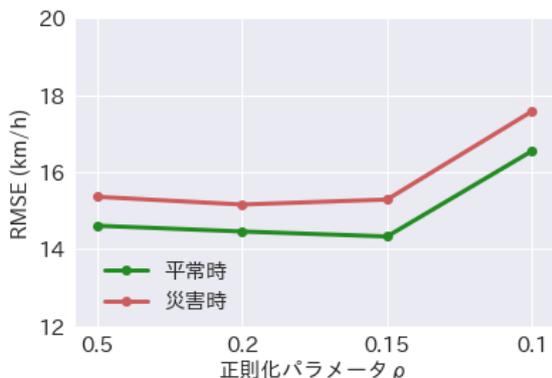


図-7 正則化パラメータと RMSE

6. おわりに

本研究では、道路ネットワークの相関構造に着目して、未観測リンク速度を補間するモデルを適用し、水害被災地域の交通状態推定に適用した。平常時と比較して、災害時の補間精度は低くなったが、被災地域全体としては、十分な精度で未観測リンクを補間可能であることが示された。しかしながら、災害時特有の局所的な渋滞などの現象を予測することが困難であることが露呈した。また、災害時のデータは限られているため、今回は平常時のデータと組み合わせ学習を行ったが、実際に災害が発生した直後に災害時の交通麻痺を検知するためには、平常時の学習データを使って道路ネットワーク構造を学習することが望ましい。そのため、今後は次の二つの段階を踏んで研究を進めていきたいと考えている。

初めに平常時のデータを学習データに使い、平常時の状態推定をより高い精度で行えるモデルを作ることを目指す。図-2 で平常時と災害時でおおよそ 10km/h 程度の速度差が生じることが確認できたので、RMSE を現在の 14km/h 前後から一桁程度まで低下させる水準を目安にモデルのばらつきを改善していきたい。そのために、学習データの前処理を行う、学習データを増加させる、時系列変化や多峰性を有する分布を導入すること等に取り組みたいと考えている。なお、多峰性を表現できる混合正規分布を導入したモデリングは Hara et al.(2018)⁹が行い、既存の手法よりも精度が高くなったことが示されている。

次の段階として、平常時において高い精度を発揮するモデルを災害時に適用したときに予測値が真値を大幅に外したリンクを検出することを目指す。それにより、異常が起きていると思われるエリアのあたりをつけるアプローチで災害時の交通状態のモニタリングを目指したい。以上の方針で研究を進展させることが今後の課題である。

参考文献

- 1) 原祐輔, 花岡洋平, 桑原雅夫: 道路ネットワーク内の関係性に着目した長期観測プローブデータによるプローブ未観測リンクの交通状態補間, 交通工学論文集, 第 2 巻, 第 1 号, p.1-10, 2016
- 2) ETC の利用状況, 国土交通省, <http://www.mlit.go.jp/road/yuryo/etc/riyou/index.html>
- 3) 秦康範, 鈴木猛康, 下羅弘樹, 目黒公郎, 小玉乃理子: 新潟県中越沖地震における通れた道路マップの提供とプローブカー情報の減災利用実現に向けた課題と展望, 日本地震工学論文集, 第 9 巻, 第 2 号 (特集号) 2009
- 4) 水谷友彰, 伊坪慎二, 鳥海大輔, 牧野浩志: ETC プローブデータ活用による災害時通行可能ルートの把握可能性検討, 第 14 回 ITS シンポジウム 2016
- 5) Furtlehner, C., Lasgouttes, J.M. and De La Fortelle, A.: A Belief Propagation Approach to Traffic Prediction using probe Vehicles, proceedings of 10th International Conference on Intelligent Transportation Systems, pp.1022-1027, 2007.

- 6) 上野玄太：データ同化における大規模グラフィカルモデルの推定について, 統計数理, Vol.61, No.1, pp.17-46, 2013
- 7) Friedman, J., Hastie, T. and Tibshirani, R.: Sparse inverse covariance estimation with the graphical lasso, Biostatistics, Vol.6, pp.2125-2149, 2012
- 8) Mazumder, R., and Hastie, T. : The graphical lasso : New insights and alternatives, Electronic journal of statistics, Vol.6, pp.2125-2149, 2012
- 9) Yusuke Hara, Junpei Suzuki, Masao Kuwahara : Network-wide traffic state estimation using a mixture Gaussian graphical model and graphical lasso , Transportation Research Part C 86 (2018) 622-638
- 10) 渡辺有祐：グラフィカルモデル, 講談社, 2016.
- 11) 井手剛, 杉山将: 異常検知と変化検知, 講談社, 2016.

(2019. 10. 4 受付)

ROAD NETWORK STATE ESTIMATION AT THE DISASTER TIME USING ETC2.0 PROBE DATA

Wataru INABA, Hideki YAGINUMA, Shintaro TERABE,
Nan KANG and Kosuke TANAKA

In recent years, natural disasters occur frequently throughout the country. When a disaster occurs, the infrastructure is damaged and cannot maintain its function. This paper aims to grasp the traffic condition at the disaster time using ETC2.0 probe data. In this study, the author focused on the correlation structure of the road network and developed a model to interpolate the unobserved link speed in real time. As the results, accuracy of interpolation at the disaster time was lower than the normal time applied to flood disaster area. However, it is shown that interpolation is possible with sufficiently high accuracy. The future task is to develop research with a policy of detecting abnormal data at the disaster time by comparing the interpolation results during normal time and disaster time.