リザバーコンピューティングを活用した時系列リンク交通量推定の高速化

山田 健登[1]・山下 聖太郎[2]・柳沼 秀樹[3]・寺部 慎太郎[4]・海野 遥香[5]・鈴木 雄[6]

[1]学生非会員 東京理科大学 創域理工学研究科 社会基盤工学専攻（〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: 7623540@ed.tus.ac.jp
[2]学生非会員 東京理科大学 創域理工学研究科 社会基盤工学専攻（〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: 7622538@ed.tus.ac.jp
[3]正会員 東京理科大学准教授 創域理工学部 社会基盤工学科（〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: yaginuma@rs.tus.ac.jp(Corresponding Author)
[4]正会員 東京理科大学教授 創域理工学部 社会基盤工学科（〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: terabe@rs.tus.ac.jp
[5]正会員 茨城大学大学院助教 理工学研究科（〒 316-8511　茨城県日立市中成沢町 4-12-1）
E-mail: haruka.uno.uj38@vc.ibaraki.ac.jp
[6]正会員 東京理科大学助教 創域理工学部 社会基盤工学科（〒 278-8510 千葉県野田市山崎 2641）
E-mail: yusuzuki@rs.tus.ac.jp

自動運転やロードプライシングなどの新たな交通政策やサービスが検討されており，リアルタイム交通データの需要が高まっている．また，AI 技術の発展により，LSTM などの時系列 AI を活用した交通量の推定手法が開発されている．しかし，これらの手法は，モデル学習および推論の計算コストが高く，特に学習には多くの計算リソースと時間を要することが課題である．そこで，本研究では，計算コストを抑えたリンク交通量の時系列推定手法を提案する．具体的には，時系列交通量の推定にリザバーコンピューティング手法の一種である Echo State Network を適用し，高速化を目指す．また，実観測データを用いて検証した結果，既存モデルと比較して学習時間および推論時間が大幅に低減することが示された．これにより，交通量推定・予測計算の高速化が可能となり，交通モニタリングや様々な施策への活用が期待される．

Key Words: *ETC2.0, Link Traffic Volume, Reservoir Computing, ESN(Echo State Network)*

1. はじめに

(1) 背景

我が国の都市交通においては，渋滞の頻発が古くからの課題として存在する．国土交通省の調査（2012）[1)] では，国内の交通渋滞による総損失時間は年間で約 50 億時間に上るとされており，渋滞緩和のための様々な取り組みが行われている．近年では，ロードプライシング等の新たな施策や MaaS や自動運転などの新技術の導入が検討されており，検討や運用に際し，時空間的に高分解能なデータの需要が高まっている．一方，昨今の AI 技術の発展に伴って，Recurrent Neural Network（以下 RNN）や Long Short Time Memory（以下 LSTM）といった時系列推定が可能な AI 技術を活用した交通量推定手法[2),3),4)] が提案されている．しかし，これらの手法では，モデルの分解能が精度に直結することから，特にモデルの学習において多量の計算リソースと時間を要することが課題となっている．

また，RNN や LSTM における計算量の問題に対処するため，計算コストを抑えたリザバーコンピューティングモデルが提案されており，交通量予測に適用した研究事例[5)] も存在するが，モデルの精度検証にとどまっており，実利用を想定して演算速度に着目した研究は行われていない．

(2) 目的

以上より，本研究は，高速な学習・推論が可能なリンク交通量の時系列推定手法の開発を目的とする．リンク交通量の高速推定を可能にすることで，交通モニタリングやロードプライシング等の交通施策への活用が期待できる．

2. 既往研究の整理と本研究の位置付け

交通量推定は過去に様々な手法が提案されてきたが，近年では機械学習やニューラルネットワークを用いた手法が盛んに提案されている．ここでは，特にリンク交通量の時系列推定を行う研究に注目して，手法別に整理する．

(1) 既往研究の整理

a) LSTM を用いた交通量予測・推定

Fu et al.[2] は，カリフォルニアの都市高速における 5 分毎の通過交通量データを取得し，自己回帰和分移動平均モデル，LSTM，GRU（Gated Recurrent Unit）の 3 つのモデルを用いて，それぞれの予測精度を比較した．予測精度評価に平均絶対誤差（Mean Absolute Error:MAE）と平均二乗誤差 （Mean Squared Error: MSE）を用い，LSTM による推定結果は既存の回帰モデルと比較して MAE 値が 5.8 %改善したことを示した．

小川ら[3] は，鎌倉市の観光交通量の予測として，横浜鎌倉線下馬における断面交通量について，多変量 LSTM を用いた短期予測を行った．多変量 LSTM の入力値には，15 分単位の断面交通量のほか，1 時間当たりの降水量データ・来訪者の多い社会イベントのデータを入力値として用いている．また，1 年以上の長期に渡るデータを学習させることで，観光交通が持つ季節性の交通量変動への対応も行った．その結果，観光交通の季節性を補足して予測できること，また降雨や社会イベントの影響についても予測に反映していることを確認した．

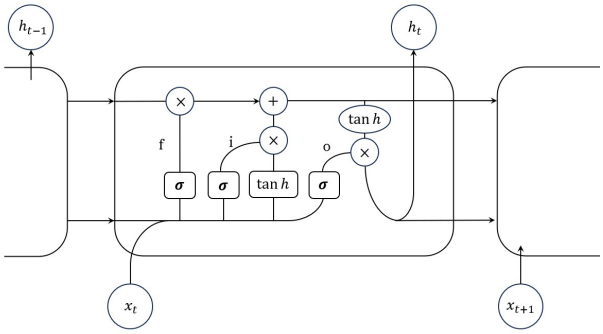
山下ら[4] は，ETC2.0 のリンク交通量から将来の OD 交通量を時系列データとして生成するモデルの一部として，ETC2.0 リンク交通量を入力として，多変量 LSTM を用いて時系列でのリンク交通量を予測した．東京都全域の ETC2.0 リンク交通量にくわえて，降水データを入力値に用いて予測をしている．予測精度は，RMSE の値が $5.474[count/h]$ と比較的良好な精度となった．しかし，課題として，LSTM の推定に 10 時間ほどを要している点が挙げられる．

b) ESN を用いた交通量予測

Li et al.[5] は，ESN の改良モデルである Improved Deep Echo State Network（以下 IDESN）を用いて，カリフォルニアの都市高速における 5 分毎の通過交通量データの予測を行った．また，RNN や一般的な NN との精度比較も行った．1ヵ月間のデータ予測を，2019 年 3 月〜5 月を対象に計 3 回行い，どの月においても，比較したモデルの中で最高の精度を達成した．ただし，演算時間については特に考慮していない．

(2) 本研究の位置付け

以上より，リンク交通量の推定・予測については様々なモデルが提案されているが，それらは多くが精度のみに注目して評価しており，学習・推論時間や計算コストに注目した研究が存在が少ない．また，既存の LSTM モデルにおいては，学習・推論に要する時間の長さが課題となっている．さらに，実務的な観点では，このようなな推定においては計算量・計算時間を削減することが，コスト面や運用面で求められる．そこで，本研究では，高速に学習・推論が可能な機械学習モデルであるリザバーコンピューティングの基本モデルの一つである Echo State Network（以下 ESN）を用い，時系列リンク交通量推定の高速化を目指す．また，計算コストが低いが精度も低いとされる ESN と，計算コストが高いが精度も高いと考えられる LSTM の二つのモデルについて，同一データを用いて推定を行い，精度・計算時間について比較を行う．



図–1 LSTM の構造

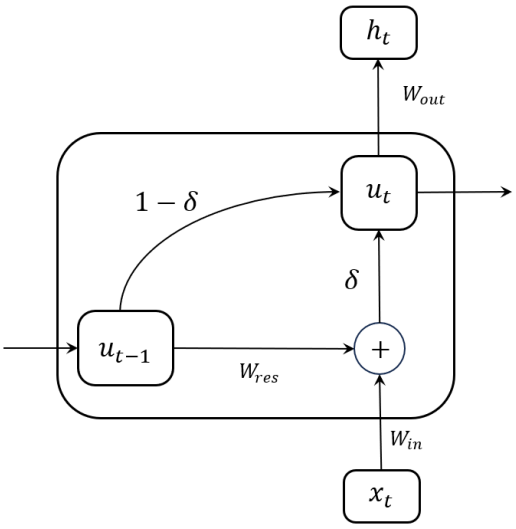
3. 手法

本研究では，リザバーコンピューティングと呼ばれる手法の一種である ESN を用いる．また，演算速度・精度比較に LSTM を用いる．これらについて概説する．

(1) LSTM

LSTM[6] は時系列データの扱いに長けたニューラルネットワークのモデルであり，再帰型ニューラルネットワーク（以下，再帰型 NN）の一種である．このモデルは，同じく再帰型 NN の一種である RNN の課題であった長期的な記憶の消失（勾配消失・爆発）を改善したモデルである．モデルの概要を**図–1** に示す．

LSTM の特徴は,「ゲート」という仕組みと「記憶セル」という経路が存在することである．ゲートは出入力時や後述する記憶セルの情報を読み取るときに通過する，データの流れを制御する箇所である．データからゲートの開き具合，すなわちどの程度データを通すかを学び，情報の取捨選択を行う．記憶セルとは LSTM レイヤ内のみでデータの受け渡しを行う部分のことで，過去の LSTM 内部の情報のみを伝えるため，LSTM の記憶部に相当する．これらのゲートと記憶セルによって，時系列データの長期依存関係を学習することが可能となる．LSTM 内部における演算は以下の**式（1a）（1b）（1c）（1d）**によって表される．ここで，x_t は時刻 t での入力，h_t は時刻 t での出力，f，i，o はそれぞれ forget ゲート，input ゲート，output ゲートのパラメータ，σ は



図–2 ESN の構造

シグモイド関数を表す.

$$\mathbf{f} = \sigma(x_t W_x^f + h_(t-1) W_h^f + b^f) \quad (1a)$$

$$\mathbf{i} = \sigma(x_t W_x^i + h_(t-1) W_h^i + b^i) \quad (1b)$$

$$\mathbf{o} = \sigma(x_t W_x^o + h_(t-1) W_h^o + b^o) \quad (1c)$$

$$\mathbf{h_t} = \mathbf{o} \bullet tanh\,(c_t) \quad (1d)$$

また,

- W_x：各ゲートでの入力への重み
- b：各ゲートでのバイアス
- c_t：記憶セル

である.

一方で，計算速度の面で課題も存在する．1 度の時間ステップで様々な情報を読み取るために学習パラメータが多くなっているうえ，誤差逆伝播法での学習においては時系列を遡らなければならず，計算コスト・演算量が多くなりやすいという点もある．特に限られたリソースでの計算時には大きな障害となる．

(2) ESN

前項で説明した LSTM を始めとする再帰型 NN は，時系列データの予測に適した構造であるが，内部にフィルターや層を多く持つため，特に学習において逆伝播の計算コスト・演算量が大きく，演算に時間を要することが課題となっていた．それらを解決するモデルとして，jaeger.et.al. が提案したモデルが ESN[7] である．モデルの概要を**図–2** に示す.

ESN をはじめとするリザバーコンピューティングの大きな特徴は,「出力層の重みだけを学習する」点である[8]．すなわち，**図–2** において W_{res}（後述）だけを学習させる．RNN や LSTM と違い，入力層・リザバー層内の重みをランダムな初期値で固定し，出力層の重みだけを学習させることで，学習するパラメータ量や時間を遡る逆伝播をなくし，学習にかかるコストを減らす工夫がされている．ESN 内部における演算は以下の**式（2a）（2b）（2c）**によって表される．ここで，u_t は時刻 t でのリザバーの内部状態，δ は漏れ率，W_{in} は入力値への重み（ランダムな初期値で固定），x_t は時刻 t での入力値，W_{res} は，リザバー層内部での内部状態への重み，X は x_t の行列表現，f は活性化関数（今回は）

$$u_t = (1-\delta)u_{t-1} + \delta(w_{in}x_t + W_{res}u_{t-1}) \quad (2a)$$

$$W_{out} = (X^T X + \lambda I)^{-1} X^T Y_{goal} \quad (2b)$$

$$h_t = W_{out} x(t) \quad (2c)$$

内部の演算において更新されるパラメータは W_{out} のみであり，それも**式（2a）**を用いれば回帰問題として解けるため，学習コストが LSTM 等と比べ非常に少ないことが確認できる.

4. データ概要および基礎集計

本研究では，提案手法について，ETC2.0 プローブデータを用いて精度・演算時間を評価する.

(1) ETC2.0 プローブデータについて

走行中の日時・位置座標・速度などを記録した走行履歴データ，および日時・前後左右の加速度・ヨー角速度などを記録した挙動履歴データで構成される．履歴データの記録は，基本的に前回記録地点から「200 メートル走行した時点」もしくは「走行方向が 45 度以上変化した時点」で再記録される．なお，個人情報保護に基づく秘匿化処理により，走行開始地点や走行終了地点は収集されない．これらのデータを ETC2.0 搭載車両で収集・蓄積し，全国に約 1700 カ所（2011 年時点）存在する ETC2.0 スポットで汲み取って集約している．2023 年 7 月時点で ETC2.0 の利用率は 31.0 % となっており，約 270 万台/日が利用している．このように得られた ETC2.0 データについて，交通調査基本区間番号を基にリンクごと・1 時間刻みで集計し，時間別リンク交通量のデータとした．対象道路は東京都内の高速自動車国道，都市高速道路，一般国道とし，対象期間を 2019 年 6 月 1 日から 8 月 31 日，対象時間を 6 時から 23 時とした.

(2) ETC2.0 プローブデータの基礎集計と前処理

本研究で用いる ETC2.0 プローブデータの基礎集計を**表–1**, **表–2** に示す．なお，基礎集計前に，交通量の値が 50 %以上 0 であった区間についてはあらかじめ除外した.

表–1 ETC2.0 リンク交通量の基礎集計（2019 年 6 月〜8 月）

リンク数 (本)	平均台数 (台/時)	最大値 (台/時)
6082	34.95	761

表–2 ETC2.0 リンク交通量の基礎集計（2019 年 6 月〜8 月）

最小値 (台/時)	標準偏差 (台/時)
0	53.90

表–3 ESN モデルのハイパーパラメータ

項目	値
漏れ率	1.0
リザバー層の次元数	10000
optimizer	Ridge 回帰

表–4 ESN モデルの精度指標

指標	値
RMSE	17.77
MAE	7.521

5. 推論結果の評価と考察

(1) データ概要

2019 年 6 月から 8 月までの 1 時間当たり ETC2.0 交通量データについて，2019 年 6 月から 7 月を学習データ，2019 年 8 月分をテスト用データとして分割し，それぞれについて対数変換を行ったうえで標準化を行った．これらのデータを用いてリンク交通量の時系列推定モデルの評価を行う．

(2) 各種設定

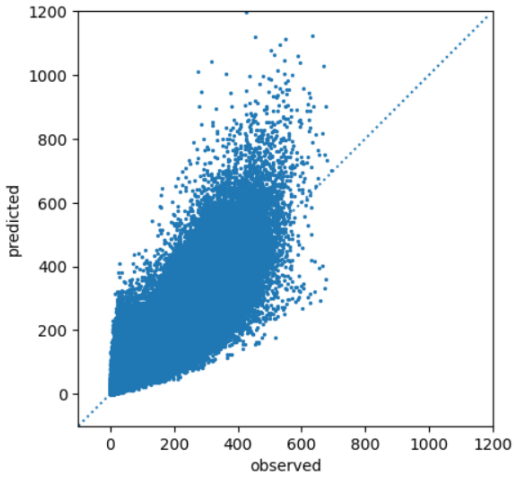
ESN モデルのハイパーパラメータについて，**表–3** に示す．

(3) ESN による推論結果

ESN による推定結果を**図–3**，**表–4** に示す．なお，結果については，前処理で行った標準化と対数変換を逆に行い，時間交通量のスケールに戻したあとの結果を示している．

(4) ESN による推定結果の考察

指標を見ると，RMSE 値が 17.77，MAE 値が 7.521 となっているが，同様の ETC2.0 データを用いた山下らの研究[4] では，RMSE 値が 5.474，MAE 値が 2.840 となっており，想定通りではあるが，精度の点では悪化している．また，推定結果の Observed-Predicted Plot を見ると，交通量が多いタイミングで過大評価をする傾向がある．これについて考えうる理由の一つは，一度対数変換を行ったうえで推論を行い，推論結果について指数変換を行って元のスケールに戻していることが考えられる．対数変換は，大まかに言うと「小さい値を大きく，大きい値は小さく変換」する変換である．対数変換を行ったデータでは同様の誤差値（Ex,(1,2) と (9,10)）であっても，指数変換によって元データのスケールに戻すと大きな誤差になりやすい（e^1 と e^2，差はおよそ 5 に対し e^9 と e^{10}，差はおよそ 13900）ことが原因だと考えられる．ESN モデルはデータの値によらず誤差の出やすいモデルであり，これが大きな値での誤差につながっていると言える．



図–3 ESN による推定結果　Observed-Predicted plot

(5) LSTM との比較

精度や演算速度の比較については現在結果が出ていないため今後行う．仮説としては，ESN モデルは LSTM モデルと比較して精度指標的には悪化するが，演算時間が短縮されると考える．また，前節で述べたように，ESN モデルにおいてもある程度の精度が確認できており，計算リソースが限られる状況においては ESN モデルにも優位性が十分あると予想する．

6. おわりに

(1) 結論

本研究では，リンク交通量の時系列推定に焦点をあてて，ESN と LSTM の 2 モデルについて，速度および精度を比較した．結果，ESN モデルに速度面の優位性があることを確認した．これらの結果から，計算リソー

スが限られる状態での交通量予測や交通量データのリアルタイム更新の際に有用であることが示された．今後，今回のモデルをリアルタイムの交通量予測に生かしていくことが期待される．

(2) 今後の展望

本研究の課題点として，主に精度向上が挙げられる．計算速度の優位性は示されたものの，予測精度が低く，このままでは実社会において有用であるとはいいがたい．しかし，精度向上の主な手法としてモデルを複雑化する試みがあるが，モデルの複雑化と演算速度はトレードオフの関係であるため，速度を重視する場合には解決策となりにくい．そこで，入力値に別のパラメータをくわえることで精度向上を狙う方法が考えられる．既往研究でも行われている，気象や社会イベントなどに加え，道路ネットワーク上の関連性などもくわえることでモデルを複雑化させることなく精度を向上する案が考えられる．

謝辞: 本研究は国土交通省新道路技術会議「カメラ画像および複数の観測データを融合した次世代交通計測手法に関する研究開発」の助成を受けたものです．ここに記して感謝いたします．

参考文献

1) 社会資本整備審議会： ”高速道路を中心とした「道路を賢く使う取組」の基本方針について”, 文部科学省 https://www.mlit.go.jp/policy/shingikai/road01_sg_000218.html，2015/1/27（参照 2023-10-10）
2) Rui Fu, Zuo Zhang, Li Li,: *Using LSTM and GRU neural network methods for traffic flow prediction,* 31st Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation, Vol:2016 pp324-328
3) 小川晃平，福田大輔: 多変量 LSTM による短期交通量予測: 鎌倉市の観光交通を対象として, 土木計画学研究・論文集 第 38 巻 2021 年 76 巻 5 号 p.I1389-I1398
4) 山下聖太郎，柳沼秀樹，寺部慎太郎，海野遥香，鈴木雄: 多変量 LSTM とガウス過程回帰を融合した時間帯別 OD 交通量推定, 土木計画学研究・講演集, 2022 年 66 巻.
5) Changwu Li, Xiao Ren, Qingyong Zhang, Huiwen Xia, Jiahua Chen, Yutong Gao: Short-term Traffic Flow Prediction Based on Improved Deep Echo State Network, 40th Chinese Control Conference, Vol:2021 pp2628-2632.
6) 斉藤康毅: ゼロから作る DEEP LEARNING2, 自然言語処理編，株式会社オライリー・ジャパン，2018
7) Herbert Jaeger: Adaptive Nonlinear System Identification with Echo State Networks, Advances in Neural Information Processing Systems 15, 2002.
8) 田中剛平，中根了昌，廣瀬明: リザバーコンピューティング 時系列パターン認識のための高速機械学習の理論とハードウェア，森北出版，2021

(Recept 2023. 10. 13)

Speeding up time-series link traffic estimation using reservoir computing

Kento YAMADA, Shotaro YAMASITA, Hideki YAGINUMA, Shintaro TERABE, Haruka UNO, Yu SUZUKI

New transportation policies and services such as autonomous driving and road pricing are being considered, and the demand for real-time traffic data is increasing. Additionally, with the development of AI technology, methods for estimating traffic volume using time-series AI such as LSTM have been developed. However, these methods have a problem in that the computational costs of model learning and inference are high, and in particular, learning requires a large amount of computational resources and time. Therefore, in this study, we propose a time-series estimation method for link traffic volume that reduces computational cost. Specifically, we aim to speed up the estimation of time-series traffic by applying Echo State Network, a type of reservoir computing method. Additionally, the results of verification using actual observation data showed that the learning time and inference time were significantly reduced compared to existing models. This makes it possible to speed up traffic volume estimation and prediction calculations, and is expected to be used for traffic monitoring and various measures