

時空間グラフニューラルネットワークを用いた交通流量予測の試作

A Traffic Flow Prediction with Spatial Temporal Graph Convolutional Network

福田 蓮弥[†] 田中 悠[†] 笠松 大佑[†]Renya Fukuda[†] Haruka TANAKA[†] Daisuke KASAMATSU[†][†] 創価大学理工学部情報システム工学科[†] Faculty of Science and Engineering, SOKA University

1. はじめに

本研究の目的は、道路ネットワークの接続構造を考慮して学習することができるグラフニューラルネットワークを用いて交通流量予測の試作に取り組むことである。

2. 課題

吉田ら[1]は Relational GCN (R-GCN) を用いてエリア情報を加味した交通流量予測手法を提案した。一方で時系列データに対応しておらず、道路交通の時間的な特徴を学習出来ない。そこで本研究では時空間グラフ畳み込みネットワーク (ST-GCN: Spatio-Temporal Graph Convolutional Networks) [2]を用いた空間的と時間的特徴を考慮したモデル構築し、予測精度を向上することを課題とする。

3. 提案手法

ST-GCN は 2 つの ST-Conv Block と Output Layer の 3 つのブロックで構成される。構造を図 1 に示す。ST-Conv Block は各ノードが持つ時間方向のデータを処理するための時間畳み込み層 (Temporal Gated-Conv) とグラフ構造に従って隣接ノードの情報を畳み込む空間グラフ畳み込み層 (Spatial Graph-Conv) で構成される。

入力データには、グラフを表す隣接行列と各ノードの特徴量を表す行列を使用する。隣接行列は重み付き隣接行列で、ノード対の重みは地理的な距離に基づき算出する。

$$w_{i,j} = \begin{cases} \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{\sigma^2}\right), & i \neq j \text{ and } \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{\sigma^2}\right) \geq \epsilon. \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

4. 実験

4.1 実験条件

データセットは日本道路交通情報センターが公開している一般道の 5 分毎断面交通量を使用した。対象エリアは東京都墨田区における 98 本の道路とした。 σ^2 と ϵ はそれぞれ 10 と 0.5 とした。予測精度の評価指標には平均絶対誤差 (MAE: Mean Absolute Error) を用いた。定義式を以下に示す。

4.2 実験結果

両国橋西という観測地点での断面交通量の観測値と予測値を図 2 に示す。提案手法の MAE 平均値は 4.9454 であり、先行研究の MAE 平均値 5.31 と比べると予測精度が高くなっている。予測精度が向上した理由は空間的特徴だけでなく、時間的特徴を考慮したためと考えられる。

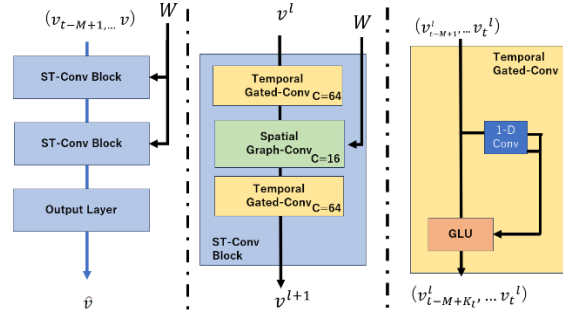


図 1: ST-GCN のアーキテクチャ

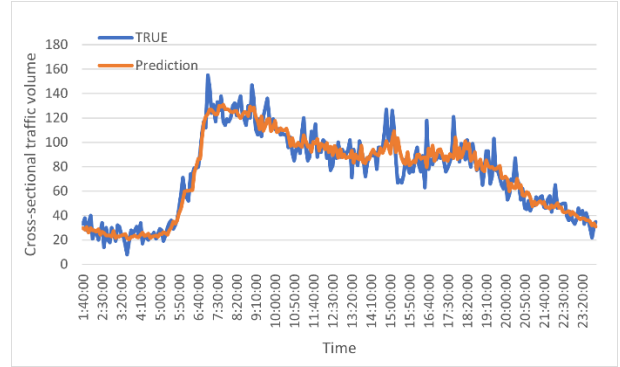


図 2: 両国橋西における観測値と予測値

5. まとめ

本論文では時間的な道路交通の特徴を考慮する手法を提案した。墨田区における 98 本の道路ネットワークから観測される断面交通量の予測において、先行研究より高い精度で予測ができることを確認した。

今後の課題として、予測精度を保ちつつ、学習に影響を与える近傍ノード数を削減する学習パラメータの設定方法を検討する。

参考文献

- [1] 吉田 幸司, 井上 亮, “道路リンクの接続関係を考慮した畳み込みニューラルネットワークによる自動車交通量の短期予測の検討,” 土木学会論文集 D3, Vol.75, No.5, pp. IY_1059-IY_1067, 2019.
- [2] Bing Yu, Haoteng Yin, and Zhanxing Zhu, “Spatio-Temporal Graph Convolutional Networks: A Deep Learning Framework for Traffic Forecasting,” IJCAI, pp. 3634-3640, 2018.