

バスおよび歩行者設備が交通流に与える影響の定量的評価

広島大学 学生会員 ○猪島和芳
 広島大学 正会員 塚井誠人

1. 背景・目的

都心部の道路網には、多様な交通モードが存在しており、それらの通行空間確保のために道路利用者設備が整備されている。一方でこれらの道路利用者設備は、道路交通量の増加に伴い、車両の速度低下を引き起こすことがある。近年、走行速度の予測において深層学習モデルの適用が数多く試みられ、優れた性能を発揮している。また XAI (eXplainable AI) を用いれば、従来はブラックボックスであった深層学習モデルの入出力間関係を理解できる。昨年度の松本修士論文¹⁾では、深層学習モデルと XAI の一種である Shapley 値²⁾を用いて一般道の大規模ネットワークを対象に、道路利用者設備が走行速度に与える影響を推定した。本研究は昨年度の深層学習モデルの検証を中心として、モデルの改良を進める。

R-GCN 層ではリンク間の接続関係と道路利用者設備の有無に基づいた局所的な相互関係の埋め込みを行う。接続関係 c とは右折・直進・左折と上流・下流の組み合わせにより定義される。道路利用者設備の有無 $e_j^{l,c}$ は、リンク l とリンク接続関係 c に存在するリンクにおける道路利用者設備 j の有無を表す 0-1 変数である。入力 x から x_{GCN}^m への変換は式(1)、式(2)で定義される。

$$x_{GCN,i}^m = \sigma \left(\sum_{r \in R} \sum_{j \in N_r^i} \frac{1}{A_i} w_r^m x_j + b_{GCN,i}^m \right) \quad (1)$$

$$w_r = \begin{cases} w_{c,0}, & n = 0 \text{ のとき} \\ w_{c,j}, & n = 1 \text{ のとき} \\ \sum_{\{j|e_j \neq 0\}} \frac{w_{c,j}}{n}, & n \geq 2 \text{ のとき} \end{cases} \quad (2)$$

2. 検証方法

Fig.1 に変更を行った深層学習モデルの構造を示す。同モデルは入力ベクトル x から、Relational-Graph Convolutional Network (R-GCN) 層³⁾や全結合層による情報の保存形式の変換と伝達を繰り返し、予測ベクトル \hat{y} を出力する。モデルの各層では、学習パラメータである重みを用いた線形和と非線形関数である活性化関数が設定されている。ここで入力ベクトル x とは、 t 時点における対象リンク l の速度 $x^t = (x_1^t, x_2^t, \dots, x_l^t)$ を表す。

ここで A_i はリンク i の次数、 R は接続関係 r の集合、 N_r^i は接続関係 r におけるノード i の隣接ノード j の集合を表す。複数のチャンネル m を設定することで、畳み込み処理にバリエーションを持たせて、時間的な変化を考慮する。第2層のチャンネル結合層では、R-GCN 層で作成した m 個のチャンネルの結合処理を行う。チャンネル結合は、リンク別チャンネル別に作成した重み w_i^m を用いて、式(3)により行う。

$$x_{Pool,i} = \sigma \left(\sum_m w_i^m x_i^m + b_{Pool,i} \right) \quad (3)$$

松本は x_i^t を入力データとして、予測値 y_i^{t+60} を出力するモデルを用いた。それに対して本研究では、 x_i^t と x_i^{t+10} を入力データとして、 y_i^{t+20} を出力するモデルを構築した。これにより予測の手がかりを増やして、予測精度の向上を図る。この変更に伴って、入力を受け取る R-GCN 層とチャンネル結合層がそれぞれ 1 つずつ増える。またそのほか、新たに全結合層を 1 つ追加することで、データの複雑性を柔軟に学習できる効果を見込む。道路利用者設備が走

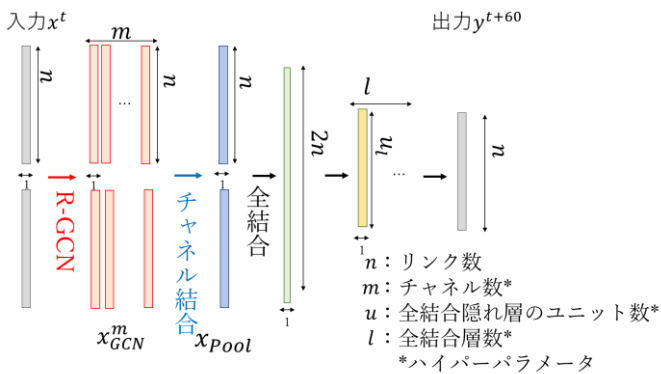


Fig.1 変更モデルの構造

キーワード R-GCN, Shapley 値, ETC2.0

連絡先 〒739-8527 東広島市鏡山 1-4-1 広島大学大学院先進理工系科学研究科 社会基盤環境工学専攻 事務室

TEL 082-424-750

Table.1 道路利用者設備の影響推定結果(km/h)

km/h	符号条件	本研究	昨年度
上流側横断歩道	+	3.5	1.4
下流側横断歩道	-	-0.9	-1.7
上流側バス停	+	2.2	1.1
自己リンクバス停	なし	-4.3	0.5
下流側バス停	-	0.04	-0.1

行速度に与える影響の推定には、Shapley 値を用いる。Shapley 値は協力ゲーム理論の解概念の一つで、複数人のプレイヤーの協力で得た便益の分配量を算出する手法である。Shapley 値は、プレイヤーの協調関係によって限界便益が各プレイヤーに定配分できる状況を想定しており、正負の相乗効果が部分または全体の協調で現れる可能性を許容している。

本研究では、プレイヤーを道路利用者設備、便益を深層学習モデルが出力する予測と見たてて、道路利用者設備が走行速度に与える影響を推定する。ここで影響推定を行う道路利用者設備は上流側・下流側横断歩道、上流側・自己リンク・下流側バス停の5つである。それぞれが満たすべき符号条件を想定すると、上流側の横断歩道とバス停は正、下流側の横断歩道とバス停は負、自己リンクバス停は符号条件なしである。

3. データセットの作成

本研究では、速度情報をETC2.0プローブデータから収集する。プローブデータは原理的にはあらゆる地点の速度データを収集できるが、プローブカーの普及率や道路リンクの走行台数によっては、一部の路線で時間的・空間的な欠損が大きくなる。データの収集期間は2017年4月から2018年3月までの1年間で、対象リンクは広島市中心部の主要路線である。なお、分析対象の時間帯を交通量の多い7時から20時に限定する。道路利用者設備に関するデータは、Googlemapを用いてその有無を確認して収集した。収集項目は、流入側横断歩道、流出側横断歩道、バス停、右左折専用車線である。順に $j = 1\sim 5$ として、式(2)に示すR-GCNの重み w_j^m の設定に反映させる。

4. 分析結果

前節で作成した深層学習モデルとデータセットに基づいて、走行速度の予測を行う。モデルの当てはまり度を

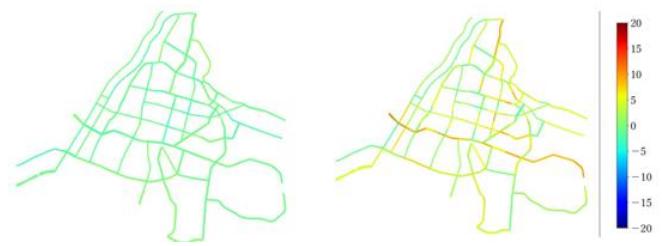


Fig.2 各リンクの横断歩道に関する Shapley 値

表す決定係数は0.316となった。昨年度モデルの決定係数は0.318で、わずかに精度が落ちる結果となった。これらのモデルの予測結果をもとに、Shapley 値を用いて道路利用者設備が速度に与える影響を算出する。Table.1に符号条件と算出したShapley 値をまとめる。

Table.1より昨年度モデルは符号条件を5つすべてで満たすに対して、本研究では下流側バス停についてのみ符号条件を満たさない結果となった。また昨年度は自己リンクバス停のShapley 値が正の値だったのに対して、本研究では負の値となった。自己リンクバス停については符号条件を定められないので、現段階でどちらが正しいかは判断できないが、交通流を乱すことで速度低下に寄与する可能性が大きいと考えられる。

5. 結論

本研究では、昨年度の深層学習モデルの改良を試みた。このモデルを用いてリンク別、時間帯別のShapley 値の平均値を算出した結果、事前に想定した符号受験をほとんど満たし、昨年度とおおまかには同じ傾向となった。それぞれのモデルを用いて算出したShapley 値の傾向が近いことは道路利用者設備の影響推定が安定して行えていることを示す。しかしより信頼できる結果を得るためにも、モデル精度の向上が必要である。精度向上のためには、モデルにデータの時間的特徴を捉えられるLSTM層を追加することなどが挙げられる。またShapley 値以外のXAI技術を用いて分析を行う必要がある。

参考文献

- 1) 松本 拓樹：深層学習に基づく道路付帯設備がもたらす走行速度低下の推定，広島大学工学部修士論文，2022
- 2) Scott M. Lundberg, Su-In Lee：A Unified Approach to Interpreting Model Predictions, 31st Conference on Neural Information Processing System, arXiv:1705.07874, 2017
- 3) 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予測の検討，土木学会論文集 D3 Vol.75, No.5, 20