

**CNN を用いた列車の運行予測における学習データを増加させたときの精度向上に向けた基礎検討**  
**Fundamental Study to Improve the Accuracy of Train Operation Prediction**  
**Using CNN with Increasing Training Data**

○松下雅之<sup>1</sup>, 皆川裕太郎<sup>2</sup>, 松村太陽<sup>3</sup>, 小野隆<sup>3</sup>

\*Masayuki Matsushita<sup>1</sup>, Yutaro Minakawa<sup>2</sup>, Taiyo Matsumura<sup>3</sup>, Takashi Ono<sup>3</sup>

The purpose of this study is to improve the convenience of users of railways by predicting train operations. In this study, we increased the number of learned operation results for one hyperparameter and made prediction.

本研究は、列車の遅延情報などの少なさから利用客が苛立ちを感じることを軽減するため、列車の運行予測による鉄道利用者の利便性向上を目的としている。先行研究は、5日分の運行実績を学習したCNNにより予測していた<sup>[1]</sup>。本稿は学習する運行実績を増やし運行を予測した。

検討した路線は駅1から駅18の18駅間で、列車種別は各駅停車のみである。検討期間は2017年11月20日から2020年6月5日の平日の199日分である。CNNの入力は先行列車10本における各駅間の発発時間の遅延時間とする。発発時間はある駅の出発時刻から次駅の出発時刻までの時間とする。検討するCNNのハイパーパラメータは、畳み込み層の数を10層、フィルタの数を20個、フィルタの大きさを3×3とする。出力は自列車の各駅間の発発時間とする。CNNの損失関数は平均絶対誤差を用いる。学習データは176日分、学習回数は100回、検証データは22日分とする。

Figure 1は学習回数に対する、学習データにおける誤差(以下、Training loss)と検証データにおける誤差(以下、Validation loss)である。学習回数が3回目まではTraining lossとValidation lossはわずかに減少しており、その後はほぼ一定である。そこでCNNの構成は、各誤差が最小となる学習回数51回の結果とした。

次に、学習データと検証データに含まれない日の、4時59分37秒に駅1を発車した列車について、学習したCNNにより列車が駅1を出発する時刻における各駅の出発時刻を予測した。Figure 2は当該列車に対する、駅1を出発する時刻における各駅の出発時刻の予測結果である。予測誤差は駅2から遠くなるほど大きくなり、全体的に運行実績よりも早く出発している。駅18の予測誤差は-18分58秒であった。一方で各駅間の

発発時間の傾向は、駅1~5の傾きは運行実績がほぼ一定であり、予測も同様である。駅5~6は運行実績がわずかに緩やかになり、予測も同様である。駅6~7はいずれもわずかに増加している。これらより予測は発発時間の傾向を表している結果となった。しかしながら、誤差が大きく、更なる検討が必要であると考えている。今後はハイパーパラメータを変化させ学習を行い、誤差の少ないCNNを用いることによる運行予測の精度について検討していく。

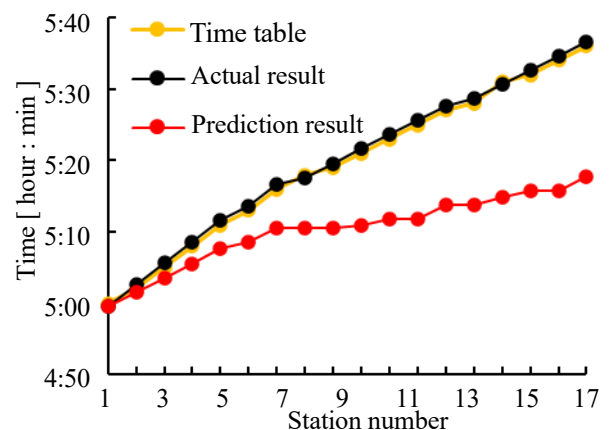
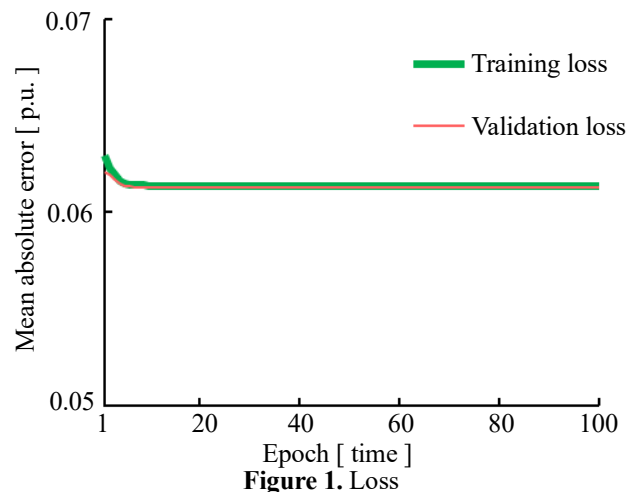


Figure 2. Result of prediction

参考文献

[1] 朝倉, 松村, 小野: 「CNN を用いた列車の運行予測における制度の比較検討」, 第26回鉄道技術連合シンポジウム, S8-1, pp.288-289, 2019.

1 : 日大理工・院(前)・電気、2 : 日大理工・学部・電気、3 : 日大理工・教員・電気