

橋面舗装における AI 技術を活用した損傷要因分析の試み

(一財) 阪神高速先進技術研究所 正会員 ○福島 誉央
阪神高速道路(株) 正会員 青木 康素
阪神高速道路(株) 正会員 岡山 真人

1. はじめに

阪神高速では、アスファルト舗装の補修設計にあたり、路面性状調査により得られた表層面でのひび割れ率とわだち掘れ量を主に用い、その他、第三者影響などの事項も加味し、補修対象および補修方法を決定している。一方で、舗装の損傷要因は、材料、施工、道路構造、交通荷重等の外的要因など多岐に渡ることから、現在補修設計で用いているひび割れ率・わだち掘れ量・その他事項以外にも舗装損傷に影響を及ぼす要因が存在すると思われることや、各要因が舗装損傷に与える影響度合いも異なると想定される。そのため、舗装損傷要因の推定や路面性状調査結果との相関関係を確認・検討することにより、さらに合理的な補修設計を実施することが可能になり維持管理の効率化が図られると考えられる。これまで、舗装の損傷分析では例えば、劣化予測モデルの検討¹⁾やポットホール発生予測のための劣化促進要因検証²⁾という試みがなされている。これらのような統計分析・予測モデル的なアプローチにより相関関係を分析することを考え、本稿では、AI 技術の一つである機械学習による予測モデルを用いた要因分析を行った。

2. 分析概要

分析は橋面舗装を対象とし、阪神高速 3 号神戸線のうち、図-1 に示す区間とした。(京橋～摩耶)区間は 1968 年および 1969 年の供用、(摩耶～芦屋)区間は 1970 年の供用で、供用から 50 年以上が経過している。また、交通影響の観点では、重交通路線であり、特に(京橋～摩耶)区間は神戸市の中心に位置し平日平均交通量(2019 年 5 月時点)が 93,300 台と交通が集中する区間である。

分析データは、2022 年および 2023 年に実施した路面性状調査結果を対象とし、径間・車線単位で得られるひび割れ率と最大わだち掘れ量を用いた。分析対象とするデータ(特徴量)を表-1 に示す。舗装損傷の発生に影響を及ぼすと考えられる幾何構造、構造情報、交通状況から選定した。交通量は 2024 年 1 月 1 日からの 1 年間を対象とした。

分析手法は、単一の予測モデルではなく、複数の予測モデルから得られた結果を統合し評価することにより、信頼性の向上を図ることとした。実施方法を図-2 に、適用する予測モデルを表-2 に示す。既往文献²⁾³⁾も参考に、本稿では 5 つの予測モデルを適用することとし、木構造系モデル 3 種、ニューラルネットワーク系モデル

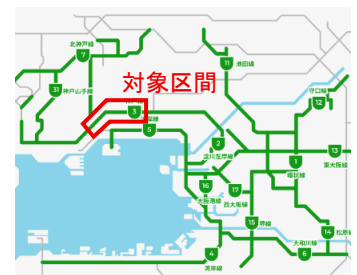


図-1 分析対象区間

表-1 分析対象データ(特徴量)

項目	分類	備考
基層経過年	構造	基層舗設からの経過年数
床版種別	構造	コンクリート床版・鋼床版
床版補修	構造	舗装切削後の床版面の損傷有無
縦断勾配	幾何構造	
横断勾配	幾何構造	
合成勾配	幾何構造	
曲線半径	幾何構造	
交通量	交通	1日あたりの平均交通量
上下線区分	交通	上り線/下り線の区分
車線区分	交通	走行/追越/拡幅

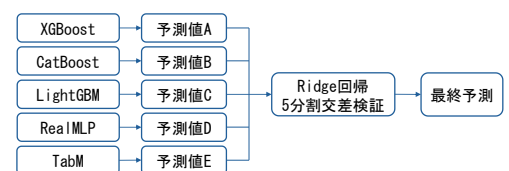


図-2 機械学習による予測実施方法

表-2 適用モデルおよび概要

モデル名	種類	特徴	役割
XGBoost	木構造系	精度が高く汎用的	主力予測器
CatBoost		カテゴリデータに強い	区分データの処理
LightGBM		高速かつ大規模データに強い	効率的な学習
RealMLP	ニューラルネットワーク系	多層構造で非線形関係を捉える	木構造系と異なる視点の予測
TabM		表形式データに特化した深層学習	複雑なパターンの補完

ル2種とした。木構造系モデルは仮定による条件分岐で予測を行うもので、ニューラルネットワーク系モデルは変数間の複雑な組み合わせパターンを自動的に学習するものであることから、両者の予測結果を統合することで単独では見逃しやすいパターンを互いに補完し精度向上を図る目的で選定した。これらにより得られた予測結果を Ridge 回帰を用い統合し、加えて、5 分割交差検証により予測精度を評価し信頼性の担保を図ることとした。

本手法にて、表-1 に示すデータ（特徴量）を用いてひび割れ率および最大わだち掘れ量を予測し、実測値との整合性を確認することでモデルの妥当性を確認した上で、各特徴量が損傷に与える影響度を分析した。

3. 分析結果

機械学習による予測結果を図-3, 4 に示す。横軸は実測値、縦軸は機械学習による予測値となっている。ひび割れ率、最大わだち掘れ量ともに決定係数 R^2 が 0.29 程度であり、高い数値ではないものの一定の相関性が認められる結果となった。なお、ひび割れ率については負の値の予測結果が一部見受けられることから十分な予測ができていない可能性が考えられるものの、少数のため結果に大きな影響は無いものとする。

以上の結果を受け、機械学習モデルの予測に対する各説明変数の寄与度を評価する手法である SHAP (SHapley Additive exPlanations) を用いて³⁾ひび割れ率およびわだち掘れ量に対する特徴量の寄与度を確認した。確認結果を図-5, 6 に示す。ひび割れ率・わだち掘れ量ともに共通して、床版種別、交通量、基層経過年が上位となっている。その他、ひび割れ率については、合成勾配、曲線半径の寄与度が、最大わだち掘れ量は、縦断勾配、横断勾配の寄与度が続いて高い結果となった。

以上の結果から、本検討の対象とするデータ（特徴量）について、本手法による要因分析が一定有効であると考えられる。今回の予測結果からは、交通量、床版種別が最も大きな影響因子であることが評価でき、交通荷重による負荷や橋梁の挙動が大きい鋼床版での損傷発生のし易さといった点はこれまでの技術的な知見に感覚的に整合する。一方で、曲線半径や勾配は、車両の遠心力や急制動が生じるために舗装損傷への影響が伺えたものの、寄与度は高くない結果となった。これは、損傷の発生・進行が、曲線半径や勾配の変化による車両走行状態にも影響されることから、幾何構造の数値のみでの予測が困難になっているものと考えられる。したがって、損傷発生メカニズムを考慮したデータ（特徴量）の取り扱いが課題である。

4. まとめ

本稿では、阪神高速道路における舗装補修設計の合理化の実現に向け、機械学習による予測モデルを用い舗装損傷要因分析を行った。この結果、舗装の損傷に対する要因の抽出が可能となった。ただし、決定係数 R^2 は十分に高い値とは言えないことから、より説明性の高い結果となるよう、対象とするデータ（特徴量）の設定や事前処理方法など、より適切なものとするよう検討が必要である。

参考文献

- 1) 小林ら：サンプル欠損を考慮した舗装劣化予測モデル，土木学会論文集，63 巻 1 号，pp. 19-33，2007.
- 2) 川西ら：高頻度路面調査データを用いたポットホール発生予測手法の検討，AI・データサイエンス論文集，2 巻 J2 号，pp. 661-670，2021.
- 3) 龍田ら：床版調査データと機械学習技術による床版上面土砂化推定モデルの検討，道路橋床版シンポジウム論文報告集，pp. 211-216，2024.

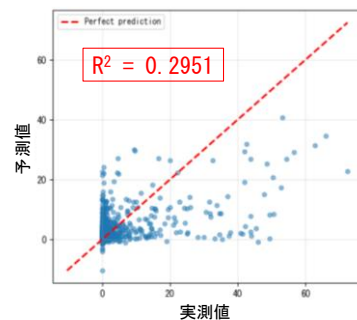


図-3 予測結果
(ひび割れ率(%))

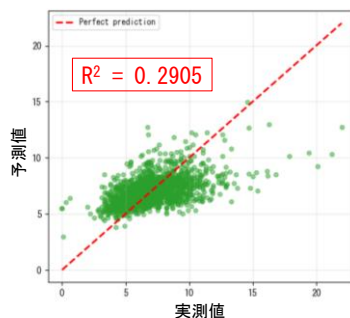


図-4 予測結果
(最大わだち掘れ量(mm))

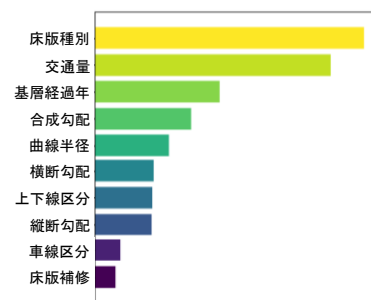


図-5 予測結果への寄与度
(ひび割れ率)

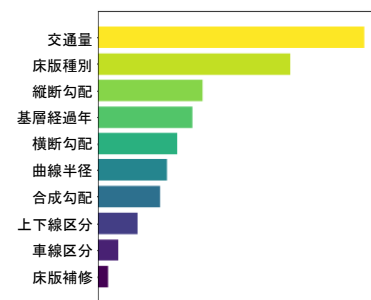


図-6 予測結果への寄与度
(最大わだち掘れ量)