

XGBoostとFEMを用いたトラス橋モデルの損傷推定

産業技術総合研究所 活断層・火山研究部門 正会員 竿本英貴

1. はじめに

建設後50年以上となる橋梁の数は、2033年ごろに全橋梁数の約63%となる¹⁾。橋梁の老朽化に伴う損傷を精緻に同定することは保守の観点から重要であり、これまでに様々な手法が提案されてきた。既往手法は、少数の計測結果を説明するように別途用意した橋梁モデルの損傷位置・程度を推定する逆問題に帰着する場合が多い。この逆問題は、計測結果が少ない事や橋梁モデル化の程度等に起因して悪条件となるため、既往手法では逆問題を適切に解くための多大な工夫・試行錯誤がなされてきた。このような事情から、悪条件の逆問題を解くことなく橋梁モデルの損傷位置・程度を高い精度で推定することには一定の意義がある。

本研究では、機械学習を橋梁モデルに対する多数の有限要素解析結果と組み合わせることで、逆問題を解くことなく高い精度で橋梁モデル内の損傷が推定できるかどうかを検討した。

2. トラス橋モデルと問題設定

図-1は今回用いる橋梁モデルであり、橋長40m、橋高5m、幅員7mのプラットトラス橋²⁾である。モデルは8枚の床版と74本の梁から成り、本研究では各部材毎に健全率(0.0で完全損傷、1.0で健全)を設定した。健全率を部材のヤング率に乗じることで、損傷(剛性低下)を表現する。モデル内の任意部材に損傷を設定(健全率を1.0未満にセット)し、静荷重(25トン級クレーン車³⁾)を作用させて鉛直変位(図-1中の w_1-w_{14} の14箇所)を得るための有限要素解析(図-2, COMSOL Multiphysics[®]上で実装)を1万回繰り返すことで機械学習用の教師データを作成した。すなわち、クレーン車の位置座標とFEMから得られた鉛直変位(14箇所分)を入力 X (実測結果に対応)として、図-1中で青く着色した26部材の健全率 y を出力する多入力-多出力の関数関係($y \simeq f(X)$)を機械学習により構築することになる。問題の簡単化のため、教師データ作成時に次の2つの仮定を設けた。(1) 損傷している部材は斜材または垂直材(全26本のうち)の1本のみ、(2) 健全率がゼロとなる状態は存在しないものとして、健全率の下限値を設定した(0.1, 0.5, 0.75, 0.9の4ケース)。なお、クレーン車位置(3通り)、損傷部材選定(26通り)、健全率(1.0未満の実数)については一様乱数を用いてランダムに設定した。また、機械学習アルゴリズムとしてXGBoost⁴⁾を用いた。XGBoostの特徴として、深層学習と同程度に広く用いられていること、調整するハイパーパラメータの数が少ないことが挙げられる。

3. 結果と考察

図-3は、1万ケースの有限要素解析結果のうち8千ケースをXGBoostの学習に、残りの2千ケースをテストケースとして決定係数を算出した結果をまとめたものである。横軸は乱数で与えた健全率の範囲、縦軸は決定係数値であり、各範囲についてXGBoostのハイパーパラメータの一部(`colsample_bytree`, `learning_rate`, `max_depth`, `min_child_weight`, `n_estimators`, `subsample`の6つ)を最適化した場合(ベイズ最適化を用いた1000回の試行により決定)と、デフォルト値を用いた場合の2系列を示している。

健全率の下限を1.0に近づければ近づけるほど決定係数は大きくなっており、探索範囲が小さい方が回帰精度が高くなることを示している。この結果は損傷程度が小さい段階においても高精度で損傷を予測可能とすることを示唆しており、好ましい特徴であると考えられる。ハイパーパラメータを最適化することで決定係数がデフォルト時に比べて2%から8%程度上昇しているが、決定係数は0.5以上で実用範囲、0.8以上で十分な精度と想定されていることを考慮すれば、XGBoostのハイパーパラメータがデフォルト値であっても十分な精度を有していると言える。なお、最適化されたパラメータ4ケースを比較すると、`learning_rate`, `colsample_bytree`の数値のバラつきが他のものより小さく、それぞれ0.10-0.15, 0.86-0.96の範囲となった。ハイパーパラメータ

キーワード: 橋梁, 損傷, 有限要素法, 機械学習, 回帰分析

連絡先: 〒305-8567 茨城県つくば市東1-1-1 中央第7 Tel 029-849-1075

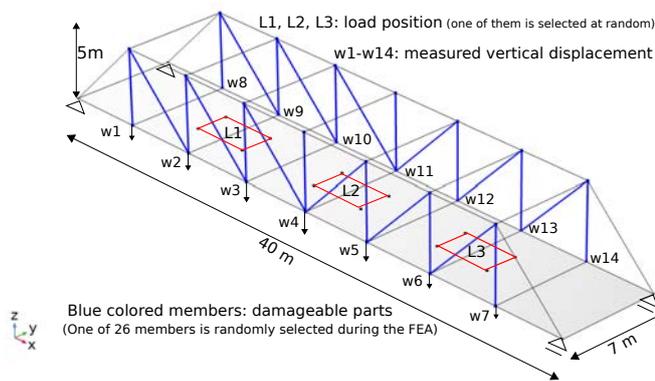


図-1 プラットラス橋モデル

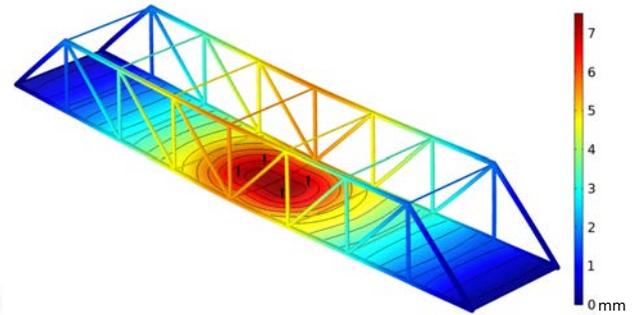


図-2 クレーン車を健全なモデルの中央部に設定した場合の有限要素解析結果例 (色は変位ノルムを表す)

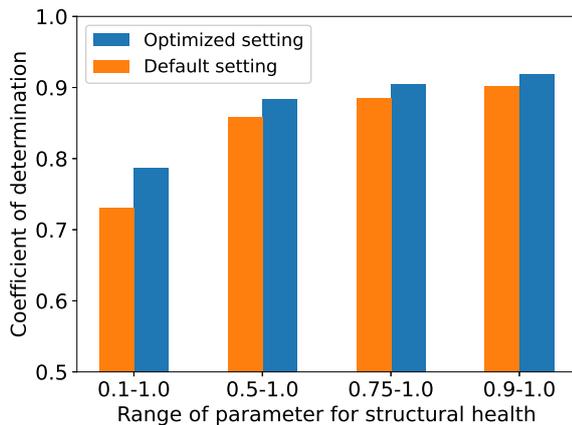


図-3 決定係数と健全率範囲の関係

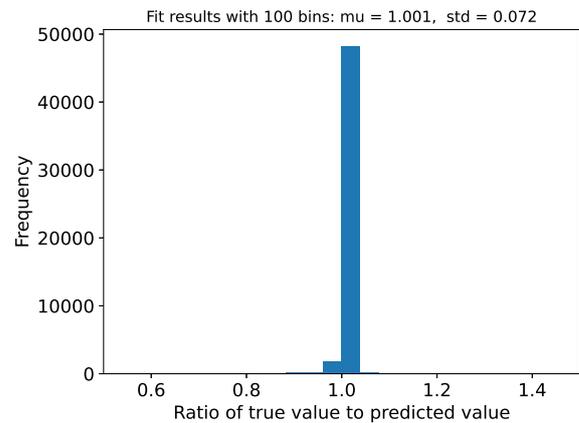


図-4 正解値と予測値の比についてのヒストグラム (健全率範囲 (0.5-1.0) のテストデータ 52000 個について)

の重要度の検討については今後の課題とする。

図-4は、テストデータの正解値とハイパーパラメータ最適化後の XGBoost 予測値の比についてのヒストグラム (2千ケース × 26出力: 52000 データ) を示しているが、ほとんどの場合で正解値に近い結果 (比が 1.0 付近) が出力されていることがわかる。正規分布によるフィッティング結果は、平均 1.001、標準偏差 0.072 となる。

今回の取り組みで、作業別に要した時間を大きい順に並べると以下ようになる。教師データの作成 (10000 回の FEM 解析): 約 90 時間、ベイズ最適化を用いたハイパーパラメータの最適化 (試行回数: 1000): 約 1.6 時間、XGBoost を用いた予測解析 (2000 ケース分): 約 0.02 秒。教師データの作成には一定レベル以上の時間が必要であるが、ハイパーパラメータ最適化後の XGBoost (またはデフォルト状態での XGBoost) を用いた健全率算出に必要な計算時間は、極めて短いことがわかる。

4. まとめと今後の課題

XGBoost と多数の FEM 解析結果を組み合わせることで、トラス橋モデルについての損傷同定を試みた。今回検討した範囲内では決定係数が常に 0.7 以上となり、損傷箇所を十分な精度で予測できたと考える。今後は学習に用いる教師データの数とテストデータに対する決定係数の関係を詳細に調べる。また、橋梁モデルに対する有限要素解析の精緻化および機械学習アルゴリズムの性能向上についても引き続き検討する。

参考文献

- 1) 国土交通省ウェブサイト 社会資本の老朽化の現状と将来: https://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/maintenance/02research/02_01.html
- 2) COMSOL website: <https://www.comsol.jp/model/pratt-truss-bridge-8511>
- 3) 横山ほか: 道路橋床版耐荷性能評価への衝撃荷重試験の適用に関する研究, 構造工学論文集, Vol.65A, pp.544-551, 2019.
- 4) Chen, T. and Guestrin, C.: XGBoost: A Scalable Tree Boosting System, Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, pp.785-794, 2016.