

コンクリート橋における目視点検データの健全度判定に関する研究

鳥取大学 非会員 ○霜里 昇汰  
 鳥取大学 正会員 江本 久雄  
 鳥取大学 正会員 太田 隆夫  
 鳥取大学 正会員 福井 信気

1. 目的

わが国では、高度経済成長期（1955年～1973年）に道路や橋梁、トンネルをはじめとした数多くの土木インフラ構造物が建設された<sup>1)</sup>。我々の市民生活を支え続けてきた土木インフラ構造物を継続的に使用する場合は維持管理が必須である。その一つである道路橋のうち、耐用年数（一般的に約50年）を迎えるものの割合は2023年時点で全体の約42%にのぼり、ここ10年以内に約6割を超えると想定されるため、維持管理費用の増大が見込まれる。加えて道路管理者には5年に一度の近接目視点検が法律で義務付けられており、自治体によっては大きな負担となる。少子高齢化などによる土木業界における人手不足によって、点検技術や点検結果をもとに構造物の状態を適切に判断する技術が伝承できなくなるという問題が生じている。

以上の背景を踏まえると、適切かつ効率の高い維持管理が課題となるが、この課題を解決するためには、定期点検により橋梁の現有性能を適切に把握して、適切な時期に適切な補修・補強を行う必要がある。本研究では、AIによる橋梁の変状評価から健全度判定を試み、その手法の検討及び教師データの精査により手法とデータ拡張の方法について述べる。

2. コンクリート橋の目視点検

道路橋などの土木構造物の点検において、主に初期点検、日常点検、定期点検が執り行われる。これらの点検により変状と呼ばれる、損傷・劣化・その他の原因のためコンクリートの表面に見られる異常を検知する。特に定期点検では近接目視点検が義務付けられており、コンクリート橋における代表的な変状はひび割れ、「剥離」、「豆板・空洞」、「遊離石灰」、「鉄筋露出」がある。

3. SVMによる変状評価方法

予備検討としてAIのどの手法が精度よく変状

表1 AI手法による比較

を評価できるか検討を行う。表1は点検者A~Iによる点検データをそれぞれのAI手法で学習・精度検証した際の正答度数（最大1）とその平均値である。サポートベクターマシン（線形）が有効であることが分かった。サポートベクターマシン（SVM）は機械学習の手法の一つで、優れた認識性能を発揮するのが特徴である。これ

index	手法	点検者	A	B	C	D	E	F	G	H	I	Ave.
1	ロジスティック回帰		0.864	0.914	0.925	0.900	0.704	0.872	0.381	0.410	0.917	0.765
2	k近傍法		0.858	0.914	0.905	0.875	0.659	0.865	0.359	0.320	0.882	0.737
3	決定木		0.855	0.898	0.945	0.921	0.673	0.883	0.420	0.405	0.852	0.761
4	サポートベクターマシン(線形)		0.853	0.904	0.946	0.923	0.701	0.901	0.381	0.420	0.912	0.771
5	サポートベクターマシン(非線形)		0.866	0.912	0.936	0.906	0.707	0.879	0.407	0.400	0.908	0.769
6	ランダムフォレスト		0.859	0.913	0.937	0.919	0.670	0.884	0.406	0.405	0.874	0.763
7	パーセプトロン		0.820	0.881	0.943	0.910	0.594	0.852	0.321	0.305	0.869	0.722
8	多層パーセプトロン		0.860	0.918	0.935	0.913	0.686	0.885	0.397	0.450	0.888	0.770
9	アダプテスト		0.838	0.911	0.945	0.913	0.681	0.858	0.354	0.435	0.858	0.755
10	ナイーブベイズ		0.259	0.439	0.921	0.784	0.216	0.159	0.344	0.225	0.262	0.401
11	線形判別分析		0.862	0.915	0.955	0.863	0.685	0.864	0.380	0.415	0.840	0.753
12	二次判別分析		0.505	0.667	0.223	0.622	0.361	0.017	0.324	0.095	0.286	0.344

は線形しきい素子を用いてパターン識別器を構成するという手法で、学習サンプルから「マージン最大化」という基準で線形しきい素子のパラメーターを学習するため、未学習データに対して高い識別性能をもつ<sup>2)</sup>。

キーワード 近接目視点検、健全度評価、SVM、データ拡張、コンクリート橋、点検データ

連絡先 〒680-8552 鳥取市湖山町南4-101 鳥取大学工学部社会システム土木系学科 霜里昇汰

TEL 0857-31-5334

対象結果は一般国道2号栄橋の点検結果(2012年)を用いた。この点検は、橋梁の撤去にあたり調査したものである<sup>3)</sup>。この橋梁は8径間5主桁のゲルバーヒンジを有するRC橋である。点検データは2012年に技術者9人に、8径間のうち第1径間と第3径間を橋梁点検マニュアルに沿って近接目視点検を行わせた結果を用いた。今回の解析には剥離、豆板・空洞、遊離石灰、鉄筋露出の4つの判定結果を用い、点検データはcsvファイルに加工して解析を行った。

また、PythonのライブラリであるScikit-learnを用い、点検データをSVM(線形)にかけ、その点検精度を確認した。その際に点検データには、飯高らより<sup>4)</sup>該当する項目を1、該当しない項目を0として表現するone-hot-encoding表現を用いた。加えて点検者によってデータのばらつきがあることも示されたため、精度の高いと考えられる点検者データを教師データとして図1に示すようにデータの拡張を行う。

まず、手順1,2として選択した点検者のデータを、SVM(線形)を用いて学習させる。手順3として選択しなかった点検者の点検データを一つのcsvファイルにまとめる。そして完成したニューラルネットワークにcsvファイル中の説明変数部分(橋軸方向位置など)を読み込ませる。手順4として目的変数部分にあたる耐久性評価(健全度)を予測出力させ、手順5として最後に選択した点検者データと、選択しなかった点検者データの説明変数部分と予測出力させた目的変数部分を組み合わせることで点検データの拡張を行った。

#### 4. 結果と考察

ここでは点検データの拡張結果について述べる。精度の確認方法は、拡張データを訓練データ8割とテストデータ2割にランダムに分割させる。これらのうち訓練データをSVM(線形)で学習させる。データを学習させた手法に残りの2割に当たるテストデータを読み込ませ、5段階評価にて目的変数部分にあたる耐久性評価を予測出力させた。なお、結果を示している表2中の数字は実際の専門家による耐久性評価と予測出力させた耐久性評価を比較した正答度数であり、解析を50回行った平均値である。

剥離と鉄筋露出における点検データ拡張後の精度確認結果を表2に示す。本検討では全データ数のうち、表の右側の数値は拡張データの正答度数を示す。中側の数値はデータ拡張前の正答度数を示し、データ拡張前と後の比較を示す。拡張前よりも剥離で0.425ポイント、鉄筋露出では0.467ポイント程度の精度向上が見られ、拡張データの有用性が示された。

#### 5. まとめ

本研究では、AIによる橋梁の変状評価の手法を検討して、SVMによる正答度数が最も高いことを示した。これを踏まえ、SVMによる剥離および鉄筋露出の変状評価モデルの構築を行い、新たな点検データ評価を可能にした。さらに、本研究のように学習データが少ない問題において、データ拡張の方法について提案した。

#### 参考文献

- 1) 国土交通省：橋梁の現状〈[https://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/maintenance/\\_pdf/research01\\_pdf01.pdf](https://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/maintenance/_pdf/research01_pdf01.pdf)〉, (入手: 2023.1.13)
- 2) 佐藤義治：シリーズ〈多変量データの統計科学〉2 多変量データの分類—判別分析・クラスター分析—, pp.6, 朝倉書店, 2009.
- 3) J-BMSRC 版による老朽化橋梁の余寿命推定に与える目視点検データのばらつき, コンクリート工学年次論文集, Vol.36, No.2, pp.1327-1332, 2014.
- 4) 飯高優翔：コンクリート橋梁の健全度評価システムのための目視点検データのAIによる有効性の検討, 福島工業高等専門学校, 特別研究I, 2

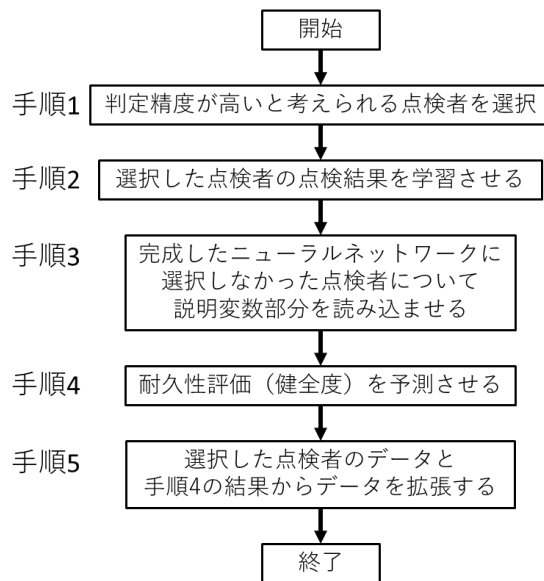


図1 教師データ拡張の流れ

表2 変状評価モデルの精度確認結果

モデルの精度確認	データ拡張前	データ拡張後
剥離	0.419	0.844
鉄筋露出	0.505	0.972