

空港インフラの効率的な維持管理を目指した 橋梁定期点検データの分析および機械学習の利活用

長崎大学工学部 学生会員 細井 優大
長崎大学大学院 学生会員 那須 瑞生 正会員 山口 浩平
成田国際空港株式会社 白井 聡

1. はじめに

現在の橋梁の定期点検は、国土交通省の橋梁定期点検要領¹⁾に基づいて実施されている。しかし、点検項目が多く大変な労力や時間や費用を要する。

また、空港には誘導路橋、道路橋をはじめ様々な橋梁が存在している。開港40年以上が経過した現在では、老朽化した橋梁、未補修の橋梁、さらに通行止めなどの交通規制ができない構造物があることも維持管理をする上で問題となっている。このことから空港においても、効率的な維持管理手法の構築が求められている。

これまでに、橋梁定期点検結果を用いた研究は数多く行われている。例えば、構造的特性や部材、環境要因などに着目したもの²⁾、市区町村などが管理する橋梁について独自に分析・整理したもの³⁾、定期点検データの分析に着目したもの⁴⁾などがある。しかし、これらの関連研究において点検結果と診断結果の関係性に着目したものはほとんどないのが現状である。

2. 研究目的

表1に示すように、定期点検は橋梁点検員による「点検」と橋梁診断員による「診断」から構成される。点検における損傷の程度は、定期点検要領に記載の判断基準によって5段階で定量的に評価される。一方、診断における判定区分は橋梁診断員によって9段階で評価され、その後に健全性の診断が行われる。また診断においては、橋梁定期点検要領に判定区分と健全性の診断の対応関係が記載されている。しかし「点検」から「診断」への対応については同要領に記載がなく、その判断は橋梁診断員の知識や経験によるため大変な労力や時間を要することや、判断基準が明確でないことが問題となっている。

以上を踏まえ、本研究では損傷の程度と判定区分を一意的に評価できる判断基準を明らかにし、点検と診断の対応を見出し、機械学習⁵⁾を用いることにより自動診断支援システムを構築し橋梁維持管理の効率化を目指すことを目的とする。

3. 空港内橋梁の定期点検データの分析

まず点検調査をもとに必要なデータの抽出を行う。空港内の全49橋における要素単位での損傷数は13385

個、部材単位では6695個となる。また、図1に示すように、部材と損傷の種類を1ケースと数えれば、部材単位の場合は252ケースとなる。次に、損傷の程度が同じで判定区分が異なるもの（以下、重複と呼ぶ）は3895個（113ケース）である。重複しており、損傷数の合計が20以上のものは3327個（32ケース）である。

これら32ケースの分析から、表2に示す重複を解消する14判断基準が明らかになった。例えば、補修・補強材の損傷において、損傷の程度cの場合は、鉄筋露出、断面欠損を伴う腐食、または主桁・縦桁フランジの腐食が見られる場合はC1となり、それ以外はBとなる。また14基準の内訳は、塗装耐用年数超過で30%、鉄筋腐食で29%を占め、この上位2基準で59%を占め

表1 点検と診断

点検	診断
・ 損傷の種類 (26 種類) ・ 損傷の程度 (5 段階)	・ 対策区分の判定 (9 段階) ・ 健全性の診断 (4 段階)

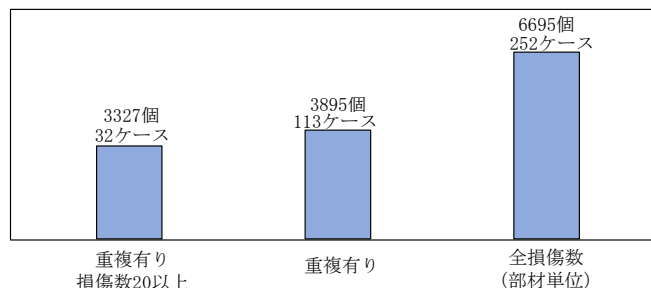


図1 分析対象のデータ数

表2 重複を解消する14判断基準

1	塗装耐用年数超過	7	排水不良
2	鉄筋腐食	8	雨水の侵入
3	影響拡大		駐車車両への影響
3	第三者被害	9	鋼部材への影響
4	鉄筋露出		水の侵入
4	断面欠損腐食	10	腐食
4	主桁・縦桁フランジの腐食	11	損傷進行
5	雨水の侵入	12	剥離
5	駐車車両への影響	13	下部への影響
5	変形・漏水	14	剥落による第三者被害
6	遊離石灰		剥離・経年劣化

表3 入力データ

全損傷	損傷の種類・程度				部材要素			判断基準		
	1b	1c	...	26e	主桁	...	床版	1 塗装	...	14 剥離
/1	0	0		0	1		0	0		0
/2	0	0		0	1		0	0		0
/3	0	0		0	0		0	0		0
...			...			...			...	
/10652	0	0		0	0		0	0		0

ている。以下、この上位2基準を重要2基準と呼ぶ。

4. Neural Network Pattern Recognition による機械学習

4.1 機械学習の概要および手順

機械学習の入力データであるマトリクスを表3に示す。まず、損傷の種類と程度を追加する。次に、機械学習の精度を上げるための要素として「部材要素」と「重複を解消する14判断基準」を追加する。機械学習の際は、図2に示すように段階的に入力を行う。まずstep1では損傷の種類と程度のみを考慮する。具体的には、step2, step3ではstep1に加えて損傷発生部材を考慮する。step2では主桁と床版のみを考慮し、step3では全部材を考慮する。一方、step4, step5ではstep1に加え判断基準を考慮する。具体的には、step4では重複を解消する重要2基準を考慮する。そしてstep5では14基準を考慮する。ただし、判断基準の分析において、C2は機械学習に適用するには損傷数が少ないため考慮していない。最後にstep6ではstep1に加え損傷発生部材、判断基準の両者を考慮する。

4.2 結果および考察

機械学習の精度の評価にはAUC（Area Under the Curve）を用いる。この値は0～1までを取り1に近いほど精度が高いことを示す。表4に機械学習の結果を示す。step1でもB, C1, C2全てにおいてAUCは0.8を超えており、十分に精度が高い結果となった。step2では、B, C1においては精度の向上はあまり見られなかった。一方、C2は重複が少なく部材要素の影響が大きいため、精度が向上していると考えられる。step3ではB, C1, C2全て精度が向上している。次にstep4, step5ではstepを踏むごとにB, C1の精度が向上している。最後にstep6では、精度が更に向上している。

以上より、緊急性の低いB, C1に対して機械学習の適用が効果的であると考えられる。

4.3 判定区分の出力

現在、この自動診断支援システムを用いて、step毎の判定区分の出力を行い、正答率を算出することにより精度の検討を行っている。この正答率は、全10652個の損傷のうち、出力結果である判定区分が教師データの判定区分と一致しているものの割合で表される。この正答率を求めることにより、機械学習の精度を定量的に表せる。

5. 機械学習の精度の検討および自治体管理橋梁への自動診断支援システムの適用

5.1 機械学習の精度向上の検討

図3のように、国土交通省管轄の橋梁の新たな定期

点検データから、機械学習の精度の検討を行う。その際、空港内橋梁から得られた判断基準に加えその他の条件も考慮する必要があると考えられる。

5.2 自治体管理橋梁への適用

図3より、自治体管理橋梁の定期点検は、橋梁定期点検要領ではなく道路橋定期点検要領⁶⁾に基づいており、空港内橋梁とは異なる点検方法が用いられている。しかし、簡易的ではあるが損傷の種類、損傷の程度、および部材とみなせる点検区分が存在するため、同要領で点検を行っている自治体に対しても、定期点検時に「判断基準」を取り入れることにより、機械学習の適用が可能であると考えられる。このようにして自治体管理橋梁についても、自動診断支援システムを構築することを目指している。

参考文献

- 1)国土交通省 道路局 国道・防災課：橋梁定期点検要領，2018.6
- 2) 村越潤，遠山直樹，木ノ本剛，澤田守：既設鋼道路橋における疲労損傷の調査・診断・対策技術に関する研究，橋梁構造研究グループ論文，2013
- 3) 大泉町橋梁長寿命化修繕計画，大泉町都市建設部土木課，2014
- 4) 仲野悌弘：橋梁損傷の発生傾向に関する分析，近畿地方整備局論文，2013
- 5) Deep Learning Toolbox 入門ガイド，2019.3
- 6)国土交通省 道路局：道路橋定期点検要領，2018.8

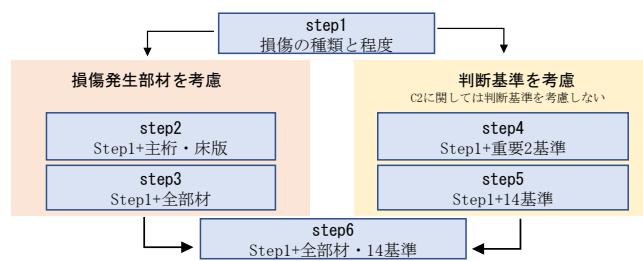


図2 機械学習の手順

表4 機械学習の結果(AUC)

判定区分	step1	step2	step3	step4	step5	step6
B	0.858	0.859	0.897	0.873	0.893	0.926
C1	0.855	0.857	0.900	0.872	0.896	0.933
C2	0.873	0.884	0.976	0.894	0.882	0.988

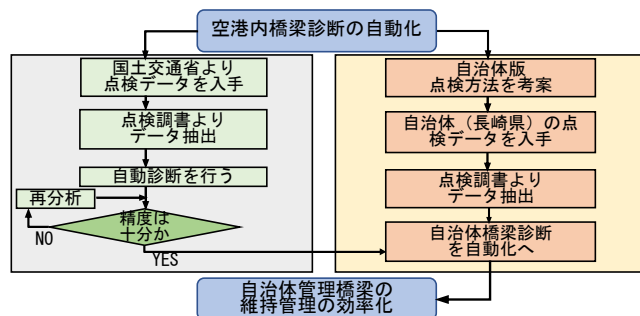


図3 自治体管理橋梁への展開