

論文

ニューラルネットワークを用いた北陸地域における鋼橋 RC 床版の劣化予測

井上裕介*, 有馬直秀**, 橘吉宏***, 近田康夫****

*金沢大学大学院, 環境デザイン学専攻(〒920-1192 金沢市角間町)

**中日本ハイウェイ・エンジニアリング名古屋(株), 金沢支店(〒920-0025 金沢市駅西本町3丁目)

***工博, 中日本ハイウェイ・エンジニアリング名古屋(株), 金沢支店(〒920-0025 金沢市駅西本町3丁目)

****工博, 金沢大学教授, 理工研究域環境デザイン学系(〒920-1192 金沢市角間町)

本研究では, 北陸地域の鋼橋 RC 床版の点検データを使用して, 床版の劣化速度を3段階(大, 中, 小)に分類することを試みる. 床版のパネルの劣化度の重み付け平均に基づいてスパン別の劣化度を算出し, これを SDI と称してスパンの物理的な劣化度指標とした. SDI を学習項目としてニューラルネットワークを援用した劣化速度の判別を試みた. 本論文では, ニューラルネットワークの代表的手法である BP 法を判別に用いた. 解析結果から, 劣化発見時を含む3回の点検データを使用することで妥当な精度で判別ができた. また, 劣化速度毎に劣化曲線を2次関数として作成したところ, 劣化速度(中),(小)に大きな差は生じなかった. そのため, 劣化速度の分類は劣化速度(大)か否かという2段階の分類が適切と推察された.

キーワード: 床版劣化度予測, ニューラルネットワーク, パターン認識

1. はじめに

社会基盤構造物の維持管理は事後保全型から予防保全型に移行しつつある. その際, 劣化予測は, 各部材の健全度を点検結果に基づいて判定し, その健全度を最小二乗法あるいはマルコフモデルに当てはめるといった統計的処置を踏まえて行われる. 多くの場合, 描かれる劣化曲線は単一であり, 与えられたデータの平均的な劣化傾向を明らかにするものである. しかし, 構造物の劣化は施工の品質, 輪荷重の作用状況や気象の影響等, 多くの不確定な要因が関係しているため, 各部材において劣化の進行速度も異なると考えられる. つまり, スパン単位の健全度評価を行った場合, 劣化速度の速いスパンや遅いスパンがあり, 平均的な劣化予測に乗らないものが存在するといえる. そして, 実務においては, 劣化速度をあらかじめ判別することが重要だと考えられる. 劣化速度の判別結果に基づいて適切な対応を検討することが可能になると考えられる.

北陸地域における鋼橋 RC 床版の点検結果から, 劣化速度が異なることは確認されている. 劣化速度の判別は時間が経てば可能であるが, 可能な限り少ない点検で分類したい. そこで, 本研究の1つ目のアプローチとして, 点検結果にニューラルネットワーク(以下 NN)を援用して, 劣化速度を3段階(大, 中, 小)に分類し, 劣化速度の判別が可能となる点検回数を検証する. 2つ目は, 判

別後の劣化速度ごとに劣化曲線を作成して, それらの差を確認する. なお, 解析には統計解析環境 R^D を使用した.

2. 使用するデータ

2.1 点検結果

RC 床版の点検結果は図-1 に示すように主桁と対傾構で区切られたパネルごとに5段階の離散的な劣化度判定(A, B, ..., E)を行っている²⁾. パネル劣化度は遊離石灰やひび割れの状態から判定され, A が最も劣化した状態を示す. 詳細点検の頻度は5年間隔を基本として, 床版の劣化が著しい場合は点検間隔を短くしている. 本研究では, 11 橋(118 スパン)の点検データのうち, 劣化発見時以降の点検データを基本的に使用した. 劣化発見以降の点検データとは, 架設当初は全てのパネル劣化度が E であり, D 以上の劣化度が発見された以降のデータを指す. 一部, 健全な状態を維持しているスパンを劣化速度(小)のデータとして用いた.

2.2 SDI への変換

実務上, パネルの劣化度は補修の判定基準であるスパン単位の劣化度に変換される. これはグレードによる評価であり, 本研究では, パネル判定の重み付き平均値でスパン劣化度を算出する. 以下 SDI (SDI: Span Detrioration

Index) と称する。SDI の計算方法を(1)式に示す。

$$SDI = P_A \cdot w_A + P_B \cdot w_B + \dots + P_E \cdot w_E$$

$$= \sum_i P_i \cdot w_i \quad (1.0 \leq SDI \leq 9.4) \quad (1)$$

ここで、 P_i は 1 スパン内に占める劣化度 i と判定されたパネルの存在比率であり、 w_i はパネル劣化度 i に対応する重み係数を示している。SDI は大きいほど劣化が進行しているスパンとなる。重み係数の設定については後述する。

図-2 に点検による SDI の変化の概念図を示す。横軸を経過年、縦軸を SDI としたものである。 t_1 は劣化が発見された時点を示し、それに対応するのが SDI_1 である。以降点検が実施されるたびに、添え字を 1 ずつ増加させる。本研究では、補修が行われていないスパンを解析に使用しているため、SDI は単調増加する。

2.3 劣化速度ラベルの設定

劣化速度は各点検間の SDI の増加量と閾値を照らし合わせて判断することにした。例えば、図-2 の例では、2 回目の点検から 3 回目の点検にかけて最も SDI が増加している。そのため、その増加量が劣化速度(大)の閾値を越えた場合に、そのスパンを劣化速度(大)と判定する。もし劣化速度(大)の閾値に満たない場合は劣化速度(中)の閾値以上かを基準に劣化速度を判定していく。このとき、データ提供元である A 社の劣化速度の判断基準(表-1)を参考に、A 社が劣化度 V, IV と判定したスパンは劣化速度(大)、劣化度 III, II は劣化速度(中)、劣化度 I は劣化速度(小)と、A 社の判断と極力一致するように重み係数と閾値を設定した。

3. 劣化速度の分類

3.1 BP(Back Propagation)法の概説

本研究では、NN の中でも広く普及している BP 法を使用した。BP 法は、教師あり学習を行う NN の手法であり、入力項目と出力項目の間に何らかの因果関係があることが分かっているが、数学的なモデリングが困難な場合、その因果関係をブラックボックスにしたまま判別を行うことが可能である。図-3 に階層構造 NN を示す。入力層から NN に入力されたある学習パターンは、内部の各層間を結ぶリンクの結合強度によって重み付けされ、出力される。このとき、学習パターンの正しい出力値を教師信号と呼ぶ。NN からの出力値が教師信号と一致しなかった場合には、次に同じパターンが入力されたときに、出力結果が教師信号と一致するようにリンクの結合強度を調整し、誤差を修正する。この作業を学習と呼ぶ。学習において、結合強度の調整が、出力層から入力層へと逆方向に伝播するのが BP 法の由来である。構築されたネットワークを、教師信号の与えられていないデータに適用することで、未知データの判別を行うのである。

主桁 G1	C	B	E	E	
" G2					
" G3	B	A	C	C	
" G4	C	D	D	D	対傾構

図-1 RC 床版の点検結果の例

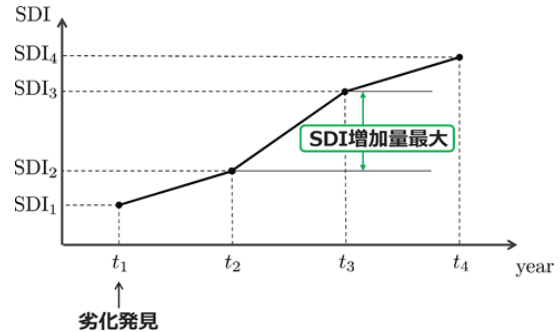


図-2 SDI の変化と劣化速度判定基準

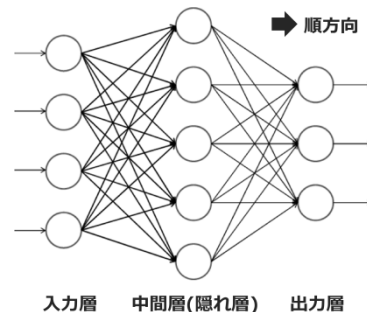


図-3 階層構造ニューラルネットワーク

表-1 スパン別床版の劣化度判定²⁾

劣化度	床版の状況	判定の基準
V	床版パネルの 40%以上に B 以上の劣化がある	劣化が著しい 緊急な補修が必要
IV	床版パネルの 30%以上に B 以上の劣化がある	劣化が大きい 早急な補修が必要
III	床版パネルの 40%以上に D 以上の劣化がある	劣化は大きくなりつつある 早急な補修が必要
II	床版パネルの 30%以上に D 以上の劣化がある	劣化は小さい 適切な時期に補修が必要
I	床版パネルの 30%未満に D 以上の劣化がある	劣化は小さい 部分的な補修が必要

また、教師信号となる正解ラベルを有している未学習データに NN を適用することで、NN の汎化能力(未知データに対する判別能力)を確認することができる。

3.2 解析の手順

スパンの物理的な健全度指標である SDI を学習して NN を設計し、未学習のデータを未知データとして適用し、劣化速度の判別を行う。未知データの判別結果と 2.3 節で設定した劣化速度を比較して汎化能力を確認する。

本研究では、各劣化速度から9割のデータをNNの設計に用い、残った1割のデータを未知データとして設計済みのNNを適用し劣化速度を判別させる。この作業を学習データと未知データを入れ替えて繰り返すことで、平均的な汎化能力を確認することにした。なお、学習および未知データは無作為に抽出することにした。

3.3 BP法による判別結果

(1) パラメータ調整

BP法で調節可能なパラメータとして、隠れ層のユニット数と学習回数が挙げられる。図-3に示したこのユニット数を増やすことで、各層間のリンク数は増え、複雑な因果関係を表現できるようになる。また、学習回数は多いほど学習データに対する精度の高いNNを作れる。しかし、学習データに適合しすぎると汎化能力が低くなる。本研究では、試行錯誤的な予備解析から、隠れ層ユニット数を15、学習回数を500とした。

(2) 判別の内訳

3回以上の点検が行われたスパンを解析対象として、BP法による分類器の設計と判別を2000回繰り返した平均値を図-4に示す。すなわち、入力変数はSDI₁、SDI₂、SDI₃とした。

図-4の積み上げ棒グラフは縦軸が点検による劣化速度判定を、横軸がNNによる劣化速度判別の適合割合を表している。凡例は、NNによる劣化速度の判別結果が劣化速度(大)ならば斜線、(中)ならば縦線、(小)ならば横線とした。つまり、最下段のものが2.3節で劣化速度(大)と判定されたものがBP法でどう判別されるかを示しており、約90%が正しく劣化速度(大)と判定されたことを示す。劣化速度(中)は約90%、劣化速度(小)は約80%が正解となり、妥当な精度と工学的に判断できる。

参考として、劣化発見時を含む2回の点検データを用いた場合の解析結果を図-5に示す。つまり入力変数は、SDI₁、SDI₂である。判別精度は著しく低下し、本来劣化速度(大)のスパンを正しく判定できたのは約10%であった。したがって、劣化速度の判別には、劣化発見時を含む3回以上の点検データが必要になると考えられる。また、劣化発見時を含む4回の点検データを使用した解析結果は、図-4と同程度であったため省略する。

(3) 特徴的なパターンに対する判別

3回の点検結果を用いても正しく予測ができないスパンの劣化パターンを確認する。今回は、最も注目すべき劣化速度(大)の劣化パターンについて取り上げる。劣化速度(大)の特徴的な劣化パターンは表-2に示す3つである。パターン1は、劣化発見時の状態とその次の点検まで状態を維持しており、3回目に急激に劣化するものである。パターン2は、劣化発見から徐々に状態が悪くなり、3回目の点検時に急激に劣化が顕在化している。パターン3は、劣化発見時において比較的大きな劣化が発見され、その次の点検時にさらに大きな劣化が見られ

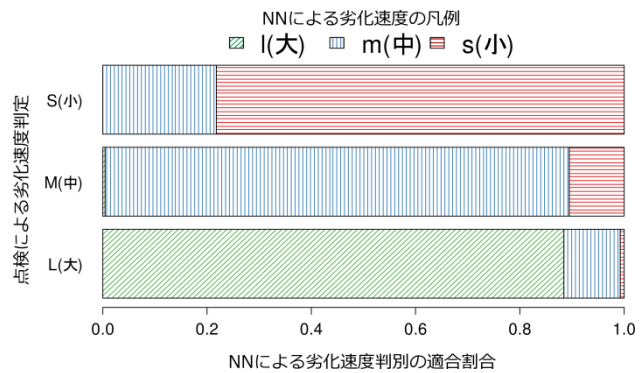


図-4 判別の内訳(劣化発見時を含む3回)

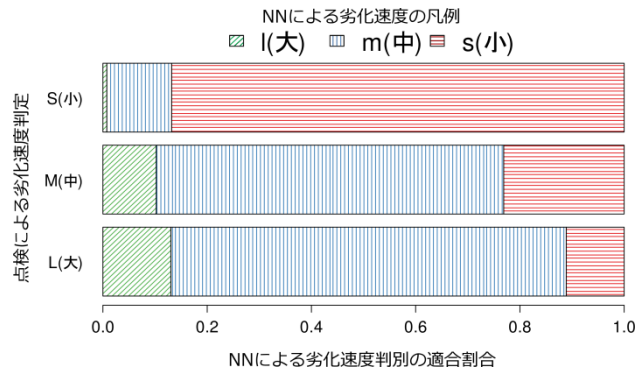


図-5 判別の内訳(劣化発見時を含む2回)

表-2 劣化速度(大)の特徴的な劣化パターン

	SDI ₁	SDI ₂	SDI ₃
パターン1	1.18	1.18	2.73
パターン2	1.04	1.17	4.26
パターン3	3.06	5.17	5.59

表-3 各劣化パターンに対する判別割合

	大	中	小
パターン1	0.23	0.75	0.02
パターン2	1.00	0.00	0.00
パターン3	0.75	0.22	0.03

るが、それ以降進行が緩やかになるパターンである。これらのうち最も多いのがパターン2である。パターン1とパターン3は1つずつしかない。

表-3はBP法が各パターンに対してどのような判別を行ったのかを割合で示している。データ数の多いパターン2の判別は適切に行えた。しかし、パターン1に対しては、劣化速度(中)と危険側の判別する傾向が見られた。全くSDIに変化がないというのは、他の劣化速度(大)に見られない傾向であることが、判別を誤る原因と考えられる。パターン3に関しては、類似するデータがないことが正解率の低さに結びついたといえる。

類似データの不足を補うことで、パターン1、3に対応できるNNが生成できると推察されるが、特異な劣化パターンに対しては新たな判定基準が必要と考える。

4. 劣化曲線の作成

表-4 モデル別 AIC

モデル選択	大	中	小
2 次式	150.69	479.12	359.38
2 次簡易式	152.48	528.90	374.10
3 次式	149.53	478.23	351.91
3 次簡易式	161.86	568.44	389.82
4 次式	151.51	478.55	358.91
4 次簡易式	169.64	596.07	400.85
5 次式	149.69	480.54	355.26
5 次簡易式	175.39	614.83	408.11

4.1 モデル関数の評価方法

劣化曲線を作成する手段として、非線形回帰分析を用いた。この手法では、あらかじめ関数の形を与えることで、適切な回帰係数(パラメータ)を得ることができる。本研究では、5 次までの多項式とその簡易式をモデル候補として非線形回帰分析を行った。関数が妥当であるかは、AIC という指標で判断することにした。AIC とは回帰のパラメータ数をできるだけ少なくしようという指向に基づいた回帰式の評価方法である。パラメータ数が多い式は、与えられたデータとの誤差は減らせるが、全体的な傾向を示すものではなくなる恐れがあり、パラメータ数に応じてペナルティを与えるのである。

表-4に、劣化速度ごとに関数を当てはめたときの AIC をまとめた。AIC は小さいほど良いモデルなので、3 次式が最も良いモデルと考えられる。しかし、実際に劣化曲線を描いてみると、経年にしたがって劣化が修復するような、工学的な判断として正しくないモデルであった。そのため、AIC と工学的な判断を組み合わせることでモデルを評価することにした。

4.2 劣化曲線の描画

劣化曲線の作成例として、既に判別済みの劣化速度(大)に非線形回帰分析を用いた結果を図-6 に示す。横軸は劣化発見年を 0 とした経過年であり、縦軸は SDI を表している。AIC と工学的な判断を考慮した結果、2 次曲線が妥当と考えられた。劣化曲線を見ると、劣化発見から 10 年後には SDI が 7 に到達すると予測される。これは(1)式の SDI の値域から、最も劣化した状況の約 70% に相当する。よって、急速な劣化であると考えられる。

また、劣化速度(中)および劣化速度(小)の劣化曲線を、劣化速度(大)と同様に 2 次曲線で描いたものが図-6 の破線になっている。両者は重なっており、2 つの間に明確な違いは存在しないため、劣化速度(中、小)をひとつにまとめても良いと考えられる。つまり、管理上、補修対象とすべき劣化速度(大)と、問題なし(小)あるいは当面補修を要しない(中)の 3 分類ではなく、補修対象となる(大)とそれ以外の 2 つに大別すれば良いと考えられる。

5. まとめと今後の展望

劣化速度は、劣化発見時を含む 3 回以上の点検を行って判別するのがよいといえる。

劣化速度は 3 段階に分類可能と仮定していたが、劣化曲線からは、劣化速度(大)、劣化速度(中、小)のように 2 段階に分類するのが良いと推察された。

今後の展開としては、劣化曲線の作成に関して、ノンパラメトリック回帰など今後も検討していきたい。

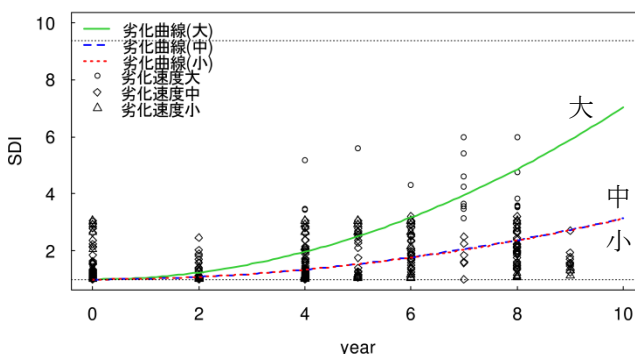


図-6 劣化速度(大)の劣化曲線

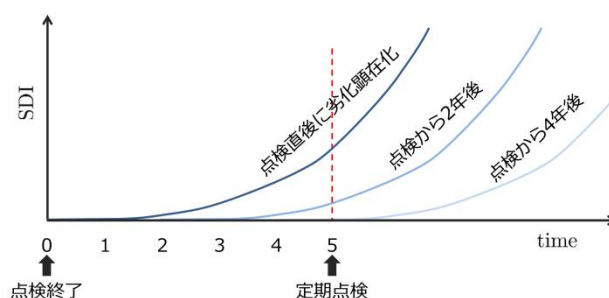


図-7 劣化開始時点と点検時 SDI の関係

また、SDI の変化量以外の指標も劣化速度ラベルの決定に追加することを検討している。図-7 に示すように、定期点検の直後に劣化が顕在化したものと、数年後に劣化が顕在化したものでは、次回点検時に SDI に大きな差が生じることが推察される。表-2 のパターン 3 のように、劣化が大きい状態で発見されたものは、劣化速度(大)と判別する仕組みを設けることで、仮に発見時以降、劣化の進行が緩やかであっても、安全側の判別がなされると思われる。

参考文献

- 1) R Core Team : *R A Language and Environment for Statistical Computing*, R Foundation for Statistical Computing, 2014, <http://www.R-project.org/>
- 2) NEXCO 総研 : 設計要領第二集 橋梁保全編 4 章床版, 2013