

橋梁長寿命化修繕計画での利用を目的とした部材劣化予測手法の提案

茨城大学工学部 正会員 ○原田 隆郎  
水戸市役所 小島 将聖

1. はじめに

高度経済成長期に建設された橋梁の老朽化やそれに伴う維持管理費の増加が懸念されている。これに対して地方自治体は、管理する橋梁の点検を実施して健全度を判定し、将来の劣化状態を予測することで、ライフサイクルコスト（以下 LCC）最小化による橋梁長寿命化修繕計画を策定している。この計画策定の中で比較的多く利用されている劣化予測手法は、表-1 に示すように劣化過程と健全度とを対応させ、段階的な劣化過程の滞留年数を決めて、それらを組み合わせるものである。滞留年数の決め方は様々であるが、点検結果による健全度の推移から平均的な滞留年数を算出する平均劣化速度法<sup>1)</sup>では、実際の劣化が早期に生じたり、比較的良い供用状態の場合は劣化速度が遅かったりと、長寿命化修繕計画の策定に用いる際の誤差も大きい。そこで本研究では、点検結果だけでなく供用環境や使用条件なども考慮して、個々の橋梁部材の劣化予測を行う手法を提案する。そして将来的には、個々の橋梁部材ごとに安全側の劣化予測ができるようにするとともに、過度な維持管理費の見積もりを抑制し、橋梁長寿命化修繕計画全体の LCC 削減へと繋げていく。

表-1 劣化過程と健全度との対応

劣化過程	健全度	劣化状態
潜伏期	5~4	劣化が発生していない、または、表面に現れていない状態
進展期	4~3	劣化現象の初期段階
加速期	3~2	部材の耐力が低下している状態
劣化期	2~1	劣化の進行が著しく、部材耐力が著しく低下した状態

2. 点検結果と供用条件を用いた部材劣化予測手法の提案

本研究では、橋梁長寿命化修繕計画において利用されることを前提に、主桁（鋼およびコンクリート）、床版（コンクリート）、下部工（コンクリート）、支承、伸縮装置の 5 部材を対象に劣化予測手法を提案する。そして、点検結果だけでなく供用条件も用いた個別橋梁部材の劣化予測手法を提案する。

図-1 は本提案手法の基本的な考え方を図示したものである。本手法では、点検結果（数値データ）と供用条件（区分データ）の両方を利用するため、知的情報処理技術の一つであるニューラルネットワーク（Neural Network：以下 NN）のパターン認識機能を使用して<sup>2),3)</sup>、5 部材の各劣化過程（本研究では、予防保全の考え方で将来計画を策定することを前提とすることから、各部材の劣化過程の潜伏期から加速期までを対象とし、劣化期は除外した）の滞留年数を予測するモデルを構築した。ただし、一般に各部材の劣化要因は異なることから、劣化予測で利用する供用条件は部材ごとに異なっている。また、NN の学習方法は誤差逆伝播法、伝達関数はシグモイド関数とした。さらに、進展期や加速期における滞留年数の予測において、NN に入力する橋齢  $T$  の取り扱い、それより前の劣化過程までの経年を考慮して、そこまでで出力された滞留年数を入力することとした。そして、最終的に各劣化過程で算出された滞留年数を組み合わせることで、個別橋梁部材の劣化曲線とした。

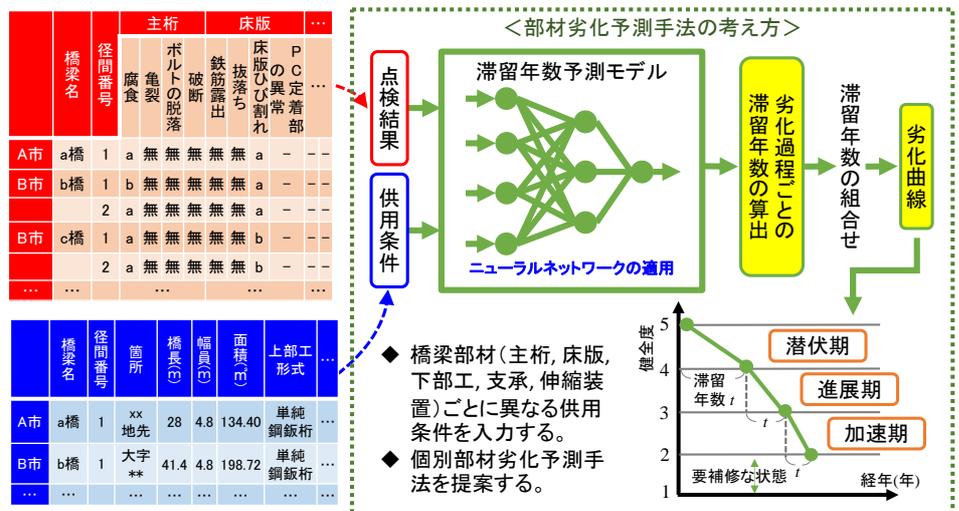


図-1 点検結果と供用条件を用いた部材劣化予測手法

キーワード：橋梁長寿命化修繕計画、部材劣化予測、点検結果、供用条件、ニューラルネットワーク  
連絡先：〒316-8511 日立市中成沢町 4-12-1 TEL：0294-38-5172 FAX：0294-38-5268

3. 提案手法の運用と考察

提案した劣化予測手法に対して、複数の地方自治体の橋梁点検結果と供用条件を適用し、本手法の有用性を確認した。表-2 に使用した各部材・各劣化過程の滞留年数のデータ数と検証結果を示す。滞留年数における「学習用」とは NN による滞留年数予測モデルの学習に用いるデータの数であり、「予測用」とは学習に利用しなかったデータの数である。今

表-2 各部材・各劣化過程の滞留年数データ数と検証結果

部材/劣化過程		滞留年数データ数 (単位:部材)		実際の滞留年数に対する差(年)	滞留年数の差の範囲(年)	標準偏差	相関係数	
		学習用	予測用					
主桁	鋼部材	潜伏期	199	24	-7.01	12.21	3.23	0.948
		進展期	73	10	-0.93	1.61	0.41	0.990
		加速期	5	3	2.96	3.68	1.22	0.998
	コンクリート部材	潜伏期	196	22	-7.42	13.00	3.26	0.942
		進展期	147	17	4.78	5.89	1.20	0.982
		加速期	7	3	2.27	2.27	0.55	0.956
床版	コンクリート部材	潜伏期	374	42	17.46	28.2	6.89	0.808
		進展期	186	21	5.55	8.12	1.48	0.979
		加速期	データ不足により結果なし					
下部工	コンクリート部材	潜伏期	529	59	29.15	52.53	9.44	0.605
		進展期	215	24	-0.39	0.68	0.13	0.999
		加速期	データ不足により結果なし					
支承	潜伏期~進展期	16	3	4.53	8.6	4.41	0.756	
伸縮装置	潜伏期~進展期	405	46	31	50	10.63	0.352	

回、床版および下部工における加速期の滞留年数データは少なく結果は導出できなかった。また、支承および伸縮装置については、点検結果が3段階評価となっており、潜伏期から進展期までの滞留年数の合計を学習し予測した。まず、実際の滞留年数から提案手法(滞留年数の予測 NN モデル)により出力された滞留年数を差し引いた差(年)を見ると、潜伏期はその差が比較的大きい傾向が見られた。中でも、主桁は実際よりも予測年数の方が長く、床版は予測年数の方が短く、早めに劣化するという結果となった。なお、主桁と床版、下部工の進展期に関してはいずれも予測結果と実際のデータには正の相関が強く、本手法の有用性を確認することができた。また支承についてはデータ数は少なかったものの0.756の相関があったが、伸縮装置については0.352といった低い相関となった。

次に、本提案手法による個別橋梁部材の劣化曲線について考察した。ここでは、ランダムに選んだ69橋の主桁鋼部材を対象として、本提案手法による個別劣化曲線とその平均劣化曲線、そして参考文献1)の平均劣化速度法で求めた平均劣化曲線を比較した。まず、図-2 は本提案手法により求めた主桁鋼部材(69橋分)の個別劣化曲線であり、各橋梁の個別の供用条件を反映させた個別橋梁部材の劣化予測が可能であることが確認できる。また、図-3 は本提案手法による主桁鋼部材の平均劣化曲線と平均劣化速度法による平均劣化曲線を示したものである。平均劣化速度法による結果より本提案手法の結果の方が劣化速度は緩やかとなったことから、今回対象とした地域の主桁鋼部材は比較的劣化進行が遅い傾向があることがわかった。

4. おわりに

本研究では、橋梁長寿命化修繕計画で利用できる個々の橋梁部材の劣化予測手法を提案し、複数の地方自治体のデータを利用して本手法を運用した。その結果、点検結果と供用条件を入力して各部材の各劣化過程の滞留年数を導出する NN モデルと、出力された滞留年数を組み合わせた個別部材の劣化曲線の有用性が確認できた。また、ランダムに選択した橋梁の個別部材劣化曲線を求め、結果を平均劣化速度法と比較することで、複数の地方自治体の劣化進行の傾向を把握することができた。今後は、限定された地方自治体のデータによって構築される個別部材の劣化曲線が、どの地域の橋梁長寿命化修繕計画で利用できるかの汎用性について検討していく。

参考文献 1) 貝戸清之, 阿部允, 藤野陽三: 実測データに基づく構造物の劣化予測, 土木学会論文集, No.744/IV-61, pp.29-38, 2003.10. 2) 武田均, 丸屋剛: ニューラルネットワークを用いたコンクリート構造物中の鉄筋の腐食進行予測, コンクリート工学論文集, 第9巻第1号, pp.133-141, 1998.1. 3) 宮川康二, 高島英幸: ニューラルネットワークを用いた橋梁の劣化予想システムの開発, 日本建築学会大会学術講演梗概集, pp.473-474, 2006.9.

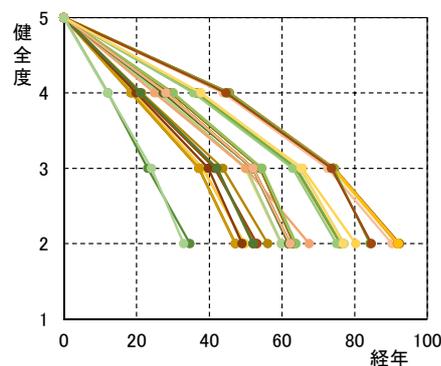


図-2 主桁鋼部材の個別劣化曲線

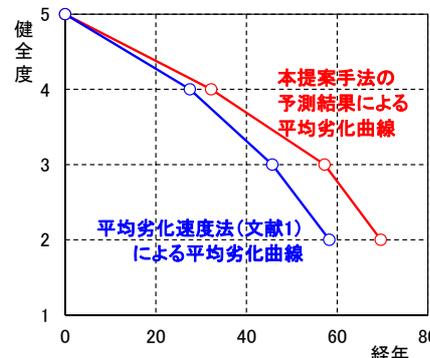


図-3 本手法と平均劣化速度法の比較 (69橋の主桁鋼部材の平均)