

# 論文 データ駆動型アプローチによるコンクリート橋梁のひび割れ発生・進展の回帰モデルの構築および要因分析

岡崎 百合子\*1・岡崎 慎一郎\*1・全 邦釘\*2・浅本 晋吾\*3

**要旨：**コンクリート橋梁の維持管理では、定期点検により総合的に橋梁の損傷の程度を評価し、補修の要否を決定する。点検項目のうち、ひび割れは重要な指標の一つであって、実橋梁での進展挙動を網羅的に把握し、その発生や進展を予測することが求められている。本研究では、香川県内の 264 橋のコンクリート橋に対する既存の定期点検データを用いて、機械学習により主桁および床版のひび割れの進展挙動をデータ駆動によりモデル化し、進展挙動に及ぼす要因分析を行うものである。その結果、橋梁の構造形式によっては、水の存在がひび割れの進展に影響を及ぼすことが明らかとなった。

**キーワード：**機械学習, データ駆動, コンクリート橋梁, ひび割れ

## 1. はじめに

近年、高度経済成長期に建設された多くのコンクリート橋梁における劣化が顕在化しており社会問題となっている。これらの橋梁の適切な点検と維持管理のために、国土交通省は平成 26 年に橋梁定期点検要領<sup>1)</sup>や、道路橋定期点検要領<sup>2)</sup>を施行し、橋長 2m 以上の道路橋に対して 5 年に 1 回の頻度での近接目視点検を義務づけた。これらの点検結果を基とした劣化予測からライフサイクルコストが評価され、計画的な維持管理のためのインフラ長寿命化計画に基づく個別施設計画が策定されている。

劣化予測の手法としては、海岸からの距離等の周辺環境や、橋種などによって橋梁群をグループ分けして行っている事例が多いが、点検結果の度に予測を更新するなど、苦心している場合が多く見受けられる。この要因として、橋梁の劣化現象は橋長等の橋梁諸元、交通量等の外的要因、海岸からの距離等の環境要因など多数のパラメータが複雑に影響し、実橋梁における劣化の要因が十分に解明されていないためと考えられる。

近年、維持管理に対する資本が制限される中で、構造物のストック効果の最大化が望まれる社会情勢のもと<sup>3)</sup>、劇的な進展を遂げる AI や IoT 等を活用しながら維持管理コストを削減することが求められている<sup>3)</sup>。

本研究は、膨大な情報量の裏に潜むパターンを認識できる機械学習に着目し、凍害や塩害の影響が少ない比較的穏やかな環境条件にある香川県内のコンクリート橋梁の定期点検データを使用して、データ数が多く、重要な指標であるひび割れの進展挙動をデータ駆動でモデル化し、進展に及ぼす要因分析を試みるものである。特に、穏やかな環境条件下で劣化の支配要因の一つである水の存在に着目した検討についても行うものとする。

## 2. 分析に用いたデータおよびその特徴

### 2.1 対象橋梁

本研究では、香川県内で国が直轄する橋梁について H17 年から H27 年の 11 年の間に実施された定期点検のデータ (347 橋) のうち、主桁もしくは床版にコンクリートを用いた 264 橋の橋梁を対象とした。図-1 に対象橋梁の位置と完成年度を示す。

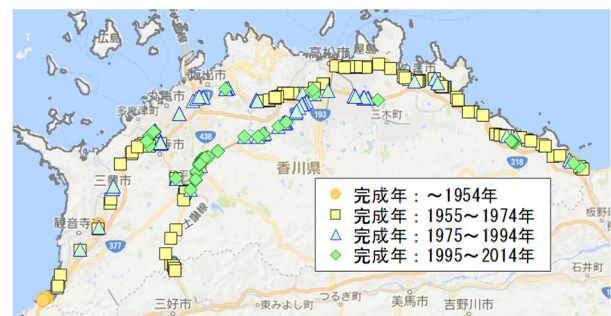


図-1 対象橋梁位置図

### 2.2 定期点検データの内容

定期点検では、対象橋梁の各部材に対し、径間ごとに細密に要素が区切られ、損傷があれば、その種類とランクが要素に記載される。記載される損傷種類は「ひび割れ」および「床版ひび割れ」に加え、「剥離・鉄筋露出」、「漏水・遊離石灰」、「抜け落ち」、「補修・補強材の損傷」、「うき」、「遊間の異常」、「定着部の異常」、「変色・劣化」、「漏水・滞水」、「異常な音・振動」、「異常なたわみ」、「変形・欠損」の 14 種類である。点検結果では、損傷のランクが低い方から a~e とするが、機械学習に組み込むため、これを 5~1 と数値データに読み替えた。

各橋梁の点検実施時の供用年数は一様ではなく、さら

\*1 香川大学 工学部 安全システム建設工学科 博士 (工学) (正会員)

\*2 愛媛大学大学院 理工学研究科 生産環境工学専攻 環境建設工学コース Ph.D. (正会員)

\*3 埼玉大学大学院 理工学研究科 博士 (工学) (正会員)

に現行の点検要領になってからの点検は、1～4回しか行われていないため、同一供用年数での劣化評価が難しいという特徴がある。

なお、点検は上部・下部構造のすべての部材に対して行われているが、今回は主要な上部構造部材である主桁と床版のみのデータを使用した。また、上述の損傷データに加え、橋梁の諸元として、橋長や幅員等の橋梁諸元、交通量・大型車両混入率についての情報も得られている。

### 2.3 データの特徴

主桁および床版でのひび割れ進展に対する影響要因抽出にあたり、最新年度の定期点検データを用いて、ひび割れ損傷ランクに対する橋梁諸元の各数値データの単回帰分析を行った。表-1に決定係数を示す。なお、ひび割れ損傷ランクには、2.2節で示した「ひび割れ」および「床版ひび割れ」のデータを用いた。いずれのデータにおいても相関は低い。また、図-2と図-3に、主桁を対象に、カテゴリデータである構造形式(橋種)、材料ごとのひび割れ損傷ランクに関する箱ひげ図を示す。構造形式では床版橋、桁橋、BOXカルバート、中空床版橋の順で損傷ランクが低下し、材料ではRC部材のほうがPC部材よりも損傷ランクは低いというように、概ねの傾向はあるものの、大きくばらついている。

表-1 単回帰分析パラメータおよび決定係数

	橋長	支間長	全幅員	床版厚	総径間数
主桁	0.019	0.022	0.012	—	0.021
床版	0.012	0.018	0.000	0.007	0.008
	示方書年代(上部構造)	海岸線からの最小距離	交通量	大型台数	点検年数
主桁	0.025	0.005	0.000	0.004	0.001
床版	0.018	0.031	0.019	0.017	0.019

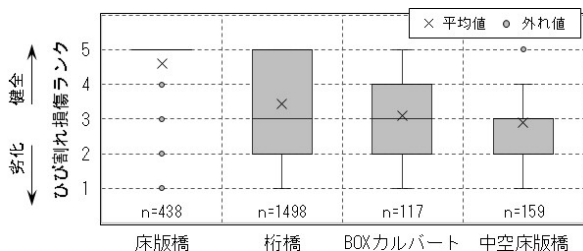


図-2 主桁の構造形式とひび割れ損傷ランクの関係

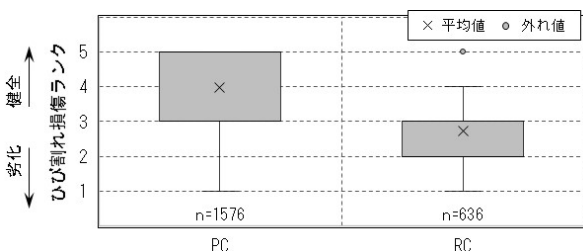


図-3 主桁の材料とひび割れ損傷ランクの関係

また、同橋梁の同径間で、前出の橋梁諸元およびカテ

ゴリデータが全く同じ条件下であっても、要素によりひび割れの進展挙動が異なるものが確認された。その一例として、供用27年・31年時に定期点検が実施された橋梁Aの径間1における、主桁の要素毎のひび割れ損傷ランクの経時変化を図-4に、ひび割れ損傷マップを図-5に示す。当該径間では、図-5のとおり、主桁4部材を3分割して12要素とされている。両図より、同橋梁同径間であってもひび割れ損傷ランクの低下は一律ではないことがわかる。この要因として、要素の箇所により作用応力の大きさが異なることや、施工品質のばらつき、局部的な水がかりといった空間的な影響が挙げられる。

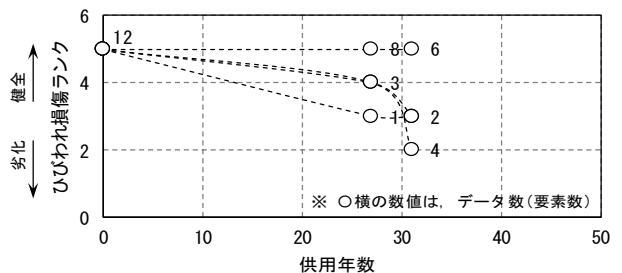


図-4 橋梁A 径間1 主桁ひび割れ損傷(実測)

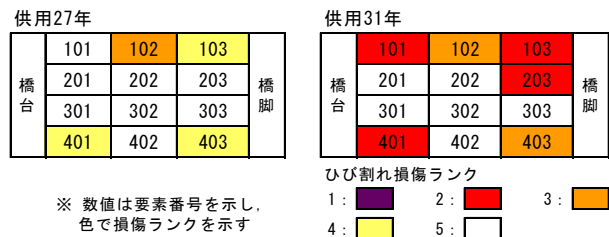


図-5 橋梁A 径間1 主桁の要素番号とひび割れ損傷マップ

### 2.4 水の有無によるひび割れ発生および進行への影響

2.3節で示した同橋梁同径間でのひび割れ発生および進行挙動のばらつきの要因のうち、今回は水の存在の有無による影響を検討した。定期点検データが得られている各要素において、「漏水・遊離石灰」「漏水・滞水」の損傷が在るものは水が存在するとして、各要素を水有り要素と水なし要素に分類した上で、径間ごとに2種類の要素のひび割れ損傷ランクの平均値を算出した。

図-6に、この平均値の差(水なし要素平均値-水有り要素平均値)を径間ごとに示す。これらの平均および標準偏差は、主桁では0.75および1.01、床版では0.40および0.70となり、水なし要素の方がひび割れ損傷ランクは大きく、損傷の度合いは小さい傾向にある。したがって、水の存在によりひび割れ進行が促進されていることが示唆されているが、各橋梁におけるデータ取得時の供用年数は異なり、同一年数での比較ができないためその影響度は断定することはできない。

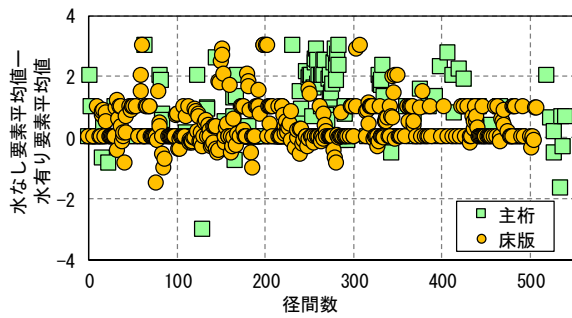


図-6 径間毎の水の有無によるひび割れ損傷ランクの差

### 3. 機械学習

#### 3.1 概要

機械学習とは人間が自然に行っている学習能力と同様の機能をコンピュータで実現する技術・手法であり、多数のデータ内に潜むパターンや構造の認識に適していることから、金融、医療、製造業他多くの分野で汎用されている。機械学習の多くは、既知の入力および出力データを教師としてモデルに学習させ、新しい入力に対する出力を予測できるようにする教師あり学習である。予測のタイプは分類と回帰に大別され、本研究では、定期点検から得られる橋梁諸元等を入力値（予測子）、それらに対するひび割れ損傷ランクを出力値（応答）として学習に使用して回帰モデルを構築した。

まず、 $M$  個の予測子から成る一般的な線形モデルは、以下の式で表せる<sup>4)</sup>。

$$y(x) = w^T \phi(x) \quad (1)$$

ここで、 $x$  は入力ベクトル、 $w$  は  $M$  次元の重みベクトル、 $\phi(x)$  は基底関数である。

$\phi(x)$  を予め設定し、 $x$  と  $y$  の学習データより  $w$  を推定するパラメトリックアプローチに対し、 $x$  の任意の 2 つのベクトルの類似度から  $\phi(x)$  に相当するカーネル関数  $k(x_i, x_j)$  を設定するカーネルモデルがノンパラメトリック（データ駆動型）アプローチとして知られる。本研究では、カーネルモデルのうち、 $x$  に対する  $y(x)$  の値の同時分布がガウス分布に従うとしたガウス過程モデルとし、 $k(x_i, x_j)$  は、式(2)に示す信号標準偏差  $\sigma_f$ 、特性長スケール  $\sigma_l$ 、 $\alpha$  をパラメータとする有理二次カーネルを用いた。

$$k(x_i, x_j) = \sigma_f^2 \left( 1 + \frac{r^2}{2\alpha\sigma_l^2} \right)^{-\alpha} \quad (2)$$

$$r = \sqrt{(x_i - x_j)^T (x_i - x_j)} \quad (3)$$

なお、計算に使用したソフトウェアは Mathworks 社製 Matlab であり、検討に用いたソルバーは数学的に十分に検証（Verification）が行われたものである。

#### 3.2 データ整理

教師データは、定期点検データでの要素毎のひび割れ損傷ランクを応答とし、表-2 のパラメータを予測子として検討を行った。予測子は、定期点検で得られる橋梁諸元等のうち、ひび割れ損傷に影響を及ぼすと考えられる項目を網羅的に抽出し、さらに、2.4 節と同様にして、「漏水」をはじめとした、ひび割れ以外の損傷の有無 5 種類を加えた。

また、定期点検データは各橋梁で最大 4 箇年分しか存在せず、データの欠損が時刻歴上に多いため、前回の定期点検時とひび割れ損傷ランクが同じであった場合には、その間もひび割れ損傷ランクは維持するものとしてデータを補充した。また、ひび割れ損傷ランクが回復したものに対しては、補修された可能性があるため削除した。

表-2 予測子一覧

区分	予測子					
橋梁諸元	橋長	支間長	全幅員	床版厚	構造形式 (橋種)	総径間数
設計条件	塩分対策 区分	設計 活荷重	示方書年代 (上部構造)			
荷重条件	交通量	大型 混入率	大型台数			
その他	点検年数	材料	打設場所	海岸線から の最小距離		
ひび割れ以外 損傷有無	漏水	剥離・ 鉄筋露出	変形・ 欠損	Con 補強材 の損傷	うき	

※ 主桁では、床版厚を含まない 20 種類  
床版では、材料、打設場所を含まない 19 種類

#### 3.3 逐次特徴選択による予測子決定

##### (1) 概要

ひび割れの進展挙動には複数のパラメータが影響を及ぼすうえ、パラメータ間で相互に影響する場合がある。機械学習で用いるパラメータ（予測子）数は過学習防止の観点から少ないほうが良い<sup>4)</sup>ため、逐次特徴選択により最小の予測子セットを決定する。

逐次特徴選択とは、 $p$  値や決定係数、RMSE（平均二乗誤差）等の選択基準により予測子の一つずつ増減させモデルの予測精度を検証することで、予測子全て使ったモデルと同程度の予測精度を持つモデルを、少数の予測子で作成する手順を指す。今回は選択基準が減少しなくなるまで予測子を順次追加する、逐次前方選択を採用した。

##### (2) 主桁および床版の特徴選択結果

逐次特徴選択に用いたパラメータは、表-2 に示すとおり、主桁 20 種類、床版 19 種類である。選択基準は、10 分割交差検定の RMSE（平均二乗誤差）とした。逐次特徴選択結果を図-7 に、縦軸のスケールを変更し拡大したものを図-8 に示す。主桁では、予測子数が増加するにつれ RMSE が減少し、予測子数が 9 以降は RMSE が 0.442 程度に収束し、16 以降では明確な増加傾向を示す。これ

は、予測子数9以降のパラメータは、追加しても回帰モデルの予測精度を向上させることはできず、予測子数16以降のパラメータ追加は過学習となることを意味しており、一般に本手法で得られる典型的な挙動を呈した<sup>4)</sup>。予測子数9における予測は、予測力の強い順に、橋長、点検年数、構造形式、漏水の有無、示方書年代、剥離・鉄筋露出の有無、材料、支間長、塩害対策区分であり、香川県内の橋梁では、橋長や構造形式、支間長といった構造的要因に加え、漏水の有無という水の影響が、ひび割れ発生と進行に強い影響を与えることが確認された。あとの検討では、これら9パラメータを予測子とした回帰モデルを使用することとした。

床版の場合、予測子数8のときRMSEが0.321程度に収束し、その特徴は予測力の強い順に支間長、点検年数、全幅員、漏水の有無、示方書年代、コンクリート補強材の劣化有無、床版厚、設計活荷重となり、これらを予測子とした回帰モデルを採用した。また、床版においても、主桁と同様に、水の影響がひび割れの発生と進行に強い影響を与えることが確認された。

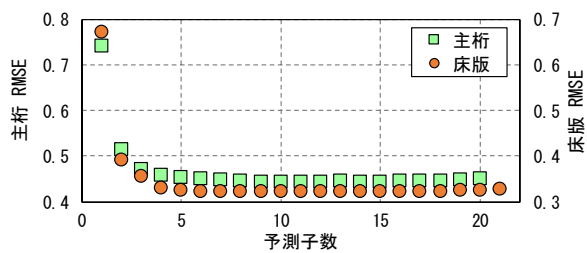


図-7 逐次特徴選択による RMSE

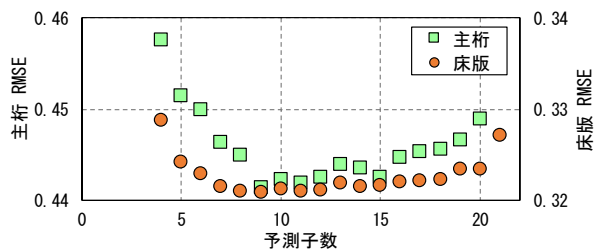


図-8 逐次特徴選択による RMSE (拡大図)

#### 4. モデルの評価

##### 4.1 実測値と回帰モデル値の比較

回帰モデルの妥当性検証 (Validation) を行う。ひび割れランクの実測値と、再代入時回帰モデル値との差分ヒストグラムを図-9 および図-10 に示す。これらのヒストグラムは、実測での損傷ランクごとに色分けした。

主桁ではデータ数 7,455 のうち、86%に相当する 6,408 個のデータにおいて、モデル値との差は±1 以内に収まっている。しかし、実測値のランクごとにみると、差分±1 以内のデータの大半を損傷ランク 5 が占め、損傷が進行しているランク 2 および 3 ではモデル値が実測を上

回ることを意味する、差分 1 以上のデータが幾分か存在する。一方で床版はデータ数 19,005 のうち、94%に相当する 17,812 個のデータがモデル値との差±1 以内に収まっており、実測値のランクごとにみても、どのランクでも差分±1 以内に概ね収まっている。次に、主桁において、床版程度の精度がないことの要因を分析する。

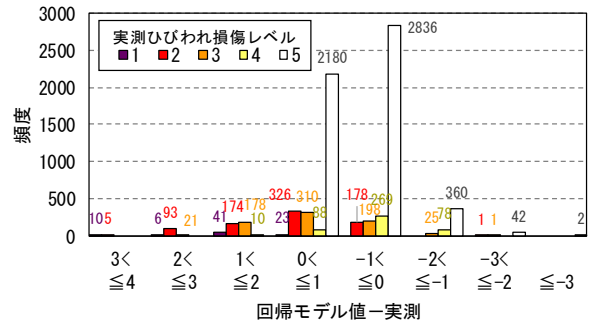


図-9 回帰モデルと実測の差分ヒストグラム (主桁)

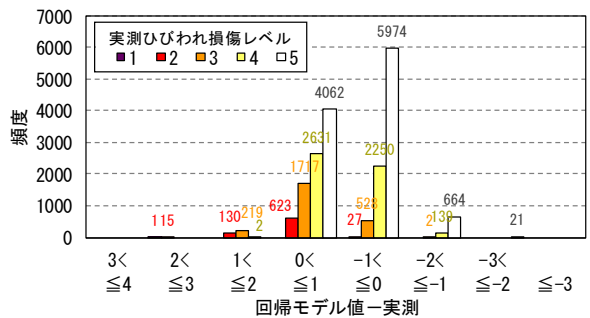


図-10 回帰モデルと実測の差分ヒストグラム (床版)

主桁において、実測値と回帰モデル値との差が1より大きくなった一例として、供用 29 年で定期点検が実施された橋梁 B の径間 1 での損傷マップを図-11 に示す。

今回決定した回帰モデルにおいて、同径間内でのひび割れ挙動を支配する予測子は「漏水の有無」と「剥離・鉄筋露出の有無」であるが、この径間では剥離・鉄筋露出が観測されていないため、図-11 の左図には、漏水の有無のみを青色網掛けとして示す。

図-11 の右図に示すとおり、回帰モデル値は漏水が確認される要素(番号 101 および 102)のみ損傷ランク 4.02 となり、残りは 4.41 となった。一方、実測は概ね損傷ランク 5 で健全状態を維持するのに対し、要素番号 302 のみ損傷ランク 2 を示すことから、回帰モデル値 4.41 との差が 2.41 と大きく逸脱している。

このように、実測値と回帰モデル値との差が1以上になるケースは、今回用いた予測子では説明できない同径間内でのばらつきがあるものであった。今回の検討では、既存の定期点検データから得られる水の有無等を予測子に用いたが、主桁に見られる一部の局所的な挙動は、局所的な施工不良を把握することや、空間的な情報を考慮

することで説明ができる可能性がある。

要素番号		ひびわれ損傷ランク 実測値(回帰モデル値)	
橋台	101	102	5 (4.02) 5 (4.02)
	201	202	5 (4.41) 5 (4.41)
	301	302	5 (4.41) 2 (4.41)
	401	402	5 (4.41) 5 (4.41)
	501	502	5 (4.41) 5 (4.41)
	601	602	5 (4.41) 5 (4.41)
	701	702	5 (4.41) 5 (4.41)
	801	802	5 (4.41) 5 (4.41)
	901	902	5 (4.41) 5 (4.41)
	1001	1002	5 (4.41) 5 (4.41)
	1101	1102	5 (4.41) 5 (4.41)
	1201	1202	5 (4.41) 5 (4.41)
	1301	1302	5 (4.41) 5 (4.41)

※  : 漏水が確認されている要素

図-11 橋梁 B 径間 1 主桁の要素番号とひび割れ損傷マップ(供用 29 年)

#### 4.2 回帰モデルを用いたひび割れ進展挙動

本節では、得られた回帰モデルによる時間軸上の内挿および外挿結果と点検結果との比較を行う。

図-12、図-13 にひび割れ進展挙動の一例を示す。図-12 は、図-4 の実測値に回帰モデルの値を加筆したものである。図-12 の回帰モデルは、供用 27 年から 31 年の間に発生した、水有り要素におけるひび割れ損傷の急激な進行を再現できている。また、供用 40 年を超過すると、水が有る場合は 1.8 程度に、水がない場合は 2.3 程度に収束した。一般に、ひび割れ損傷は収束しないと考えられるが、この要因として、実測データにおいて例えば損傷ランクが 1 を示す実測データが、ひび割れ損傷ランクが 1 に到達する前に速やかに補修されるためか、非常に少ないことに起因している。

一方、図-13 では、実測のある供用 40 年では回帰モデル値は実測を精度よく再現しているものの、図中の黒色で示す水がない条件での回帰モデル値はその後急激な回復傾向を示し、補修を行わない限り現実ではありえない挙動を呈した。これは、当該径間で得られた実測値が供用 40 年周辺のみである一方で、それ以外の時刻での回帰結果は、本橋梁に類似したケースでの学習結果に影響を受けたためである。今回のモデルでは香川県内の橋梁のひび割れ損傷の進展挙動をある程度評価できているものの、この径間のような時間軸上の不自然な挙動も一部存在し、今後学習に使用するデータ数を増加させることや、予測子を適切に増やすことで改善するものと考えられる。

いずれにしろ、これらの 2 図では、いずれも水の有無によりひび割れ進展挙動に相違が生じており、水の存在がコンクリートのひび割れ進展に与える影響が陽に示されている。

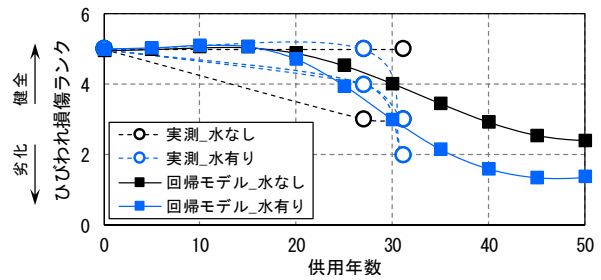


図-12 橋梁 A 径間 1 主桁ひび割れ損傷の実測と回帰

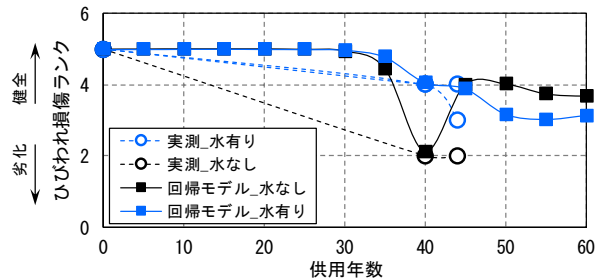


図-13 橋梁 C 径間 1 床版ひび割れ損傷の実測と回帰

#### 5. 回帰モデルによるひび割れ進展挙動の影響要因分析

今回得られた回帰モデルを用いて、学習データに用いた 264 の橋梁の各径間について、供用 40 年時のひび割れ損傷ランクへの水の影響度(水が存在しない条件と存在する条件でのひび割れランクの差分)を図-14 に示す。この図は 2.4 節での図-6 のデータの供用年数をすべて 40 年となるように内外挿し、かつ剥離・鉄筋露出等他損傷の影響を削除したものになる。この結果より、水の影響度は径間ごとに様ではないことがわかる。

図-15 に、図-14 のひび割れランクへの水の影響度をヒストグラムにしたものを示す。供用 40 年では、水の影響度が 0.5 以上となる径間数は、主桁で 32%、床版で 29% となり、水の影響度の平均値は主桁で 0.38、床版で 0.34 となる。このひび割れ損傷ランクへの水の影響度の平均値を、供用年数 20 年から 50 年までプロットしたものを図-16 に示す。供用年数の増加に伴い、水の影響度が大きくなっている。50 年では主桁、床版ともに、概ね 0.40 程度となり、確実に水によるひび割れ進展の影響が大きい。比較的海岸から近い橋梁においては水の影響により塩化物イオンの浸透が乾燥部より促進したり、塩害環境ではなくとも、雨水等の水が浸入したりすることによって、鉄筋腐食等の劣化が進行すると考えられ<sup>5)</sup>、今回、実橋梁のデータより、水の存在がひび割れの進展に大きな影響を与えていることが示された。

また、ひび割れ損傷ランクに与える水の影響度に関して、その支配要因を把握するため、回帰モデルに用いた各予測子のうち、一例として、比較的予測力の強い支間長と、ひび割れ損傷ランクへの水の影響度の関係を図-17 に示す。主桁、床版ともに支間長約 15m 以上でひび割れ

損傷ランクへの水の影響が出やすい傾向が見られた。

今回の回帰モデルは複数の予測子がひび割れ損傷ランクに複雑に影響するため、各予測子と水の影響度との関係を一概に論じることはできないが、橋梁諸元による水の影響の大小がモデルで明示することができた。

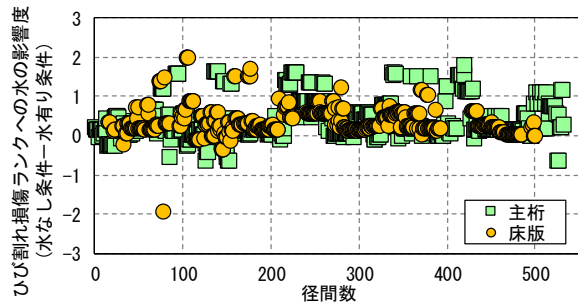


図-14 供用40年 径間ごとのひび割れ損傷ランクへの水の影響度 (回帰モデル)

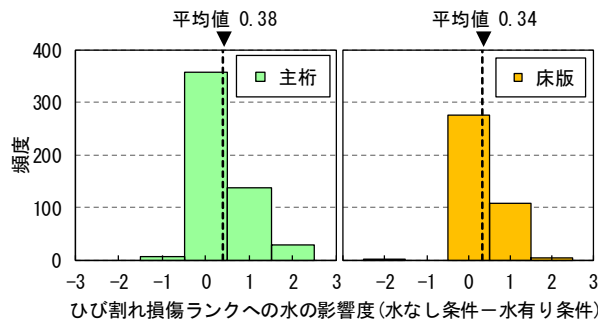


図-15 供用40年 径間ごとのひび割れ損傷ランクへの水の影響度のヒストグラム (回帰モデル)

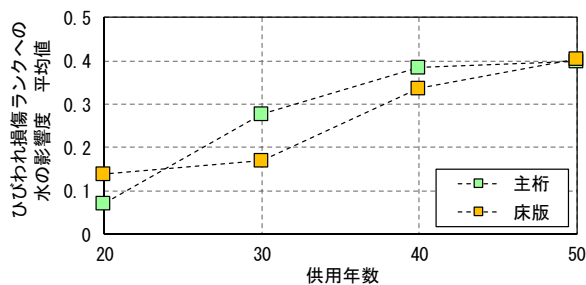


図-16 ひび割れ損傷ランクへの水の影響度 平均値経時変化 (回帰モデル)

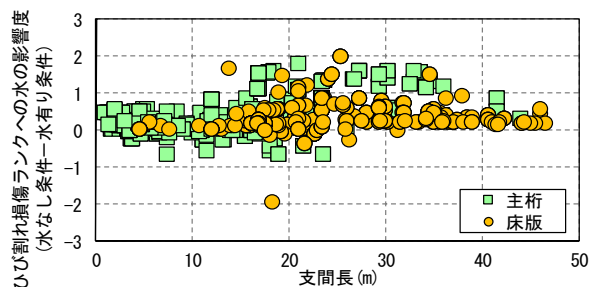


図-17 供用40年 支間長とひび割れ損傷ランクへの水の影響度との関係 (回帰モデル)

## 6. 結論

香川県内の264橋のコンクリート橋に関する既存の定期点検データを用いて、機械学習により主桁および床版のひび割れの進展挙動をデータ駆動によりモデル化し、進展挙動に及ぼす要因分析を行った。モデル化にあたり、逐次特徴解析により、対象橋梁の主桁および床版のひび割れ進展を精度よく、かつ、過学習を回避するためにできる限り少ないパラメータで回帰できるモデルを構築した。その結果、ひび割れ進展に関する内挿・外挿について精度の高いモデルを構築できたとともに、香川県内の橋梁に対しては、水の存在がひび割れ進展に大きな影響を及ぼすことが明示された。

今後、学習データに、養生等の施工の良否を反映できる各種非破壊検査等のデータや、径間内における要素位置といった空間的情報、および補修に関するデータを追加してモデルの精度向上を試みるとともに、コンクリート構造物の典型的な劣化現象モデルを導入したモデル駆動型アプローチの連成を行う等の検討を行いたい。

## 謝辞

本研究で用いたデータは四国地方整備局より提供を受けた。また、内閣府総合科学技術・イノベーション会議「SIP インフラ維持管理・更新・マネジメント技術」(管理法人: JST)、および、JSPS 科研費若手研究 (A) (17H04932) により実施した。ここに謝意を記す。

## 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，2014。<[http://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/pdf/y\\_obo3\\_1\\_6.pdf](http://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/pdf/y_obo3_1_6.pdf)>, (accessed 2017.4.24).
- 2) 国土交通省道路局 国道・防災課：道路橋定期点検要領，2014。<[http://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/pdf/yobo4\\_1.pdf](http://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/pdf/yobo4_1.pdf)>, (accessed 2017.4.24).
- 3) 国土交通省編：国土交通省白書2017，2017
- 4) C・M・Bishop：パターン認識と機械学習(上)(下)，丸善，2012
- 5) 松田芳範：構造物調査によるコンクリート変状の実態把握と耐久性関連技術/規定の包括的な改善，東京大学博士論文，2012