

ARXモデルとベイズファクタを用いた長期橋梁ヘルスマニタリングへの試み

京都大学大学院 学生員 ○森田 知明 京都大学大学院 正会員 金 哲佑
 京都大学大学院 正会員 大島 義信 京都大学大学院 正会員 杉浦 邦征

1. はじめに 橋梁の劣化・老朽化が問題となっている昨今、多くの橋梁をいかに適切に維持管理するかは重要な課題であり、その一助となる技術が橋梁ヘルスマニタリングである。橋梁の損傷・劣化は振動特性の変化として現れるため、従来の関連研究では、同定した振動特性の変化に着目し、橋梁の健全度評価を検討している。なお、長期の供用期間を有する橋梁において、劣化は緩やかに進行するため、長期モニタリングが必要である。長期モニタリングにおいて、温度や通行車両などの外部因子の変化は、振動特性の変化に影響を及ぼすことがわかっている。そこで、既往の研究¹⁾は、長期橋梁ヘルスマニタリングにおいて、外部因子の影響をいかに考慮し、意思決定を行うかを研究課題として検討している。本研究は、ベイズアプローチにより外部因子の影響を考慮した長期橋梁振動ヘルスマニタリングについて検討する。

2. 振動特性値の同定 本研究では、ARモデルの係数で定義される損傷指標(DI)(式(1)参照)²⁾を同定し、振動特性値(観測DI)として用いる。

$$DI = |a_1| \sqrt{a_1^2 + a_2^2 + a_3^2} \quad (1)$$

ここで、 a_n は n 次のAR係数を表す。

3. ベイズアプローチ

3.1 カルマンフィルタによる外部因子影響の考慮 本研究では、外部因子を外乱としてARXモデルを回帰モデルとして採用する。対象とする離散時間線形システムの差分方程式を用いて、カルマンフィルタ³⁾による回帰分析を行う。

$$y_t - \sum_{i=1}^q \alpha_i y_{t-i} = \sum_{i=1}^q \beta_i u_{t-i} + w_t \quad (2)$$

ここで、 u_t は時刻 t におけるシステムへの入力つまり外部因子、 y_t は出力つまり予測振動特性値である。また、 α_i 、 β_i は推定すべき未知パラメータである。 w_t は差分方程式に加わる観測ノイズである。

3.2 ベイズファクタによる損傷検知 帰無仮説(H_0)として「損傷無し」、対立仮説(H_1)として「損傷有り」を考える。観測値と式(2)による予測値との残差の平均 μ に着目し、式(3)および式(4)のように定義する。

$$H_0 : \mu = 0 \quad (3)$$

$$H_1 : \mu \neq 0 \quad (4)$$

損傷の可能性は、各仮説の尤度の比で定義されるベイズファクタ(B)(式(5)参照)⁴⁾の値により判定される。

$$B = \frac{p(\mathbf{D} | H_1)}{p(\mathbf{D} | H_0)} \quad (5)$$

ここに、 \mathbf{D} は判定を行う観測データを表す。 $B < 1$ ならば「無し(損傷無し)」、 $1 < B < 3$ ならば「かなり低い」、 $3 < B < 10$ ならば「低い」、 $10 < B < 30$ ならば「高い」、 $30 < B < 100$ ならば「かなり高い」、 $B > 100$ ならば「決定的(損傷有り)」と判定される。

4. 適用結果

4.1 赤池情報量規準 赤池情報量規準(AIC)(式(6)参照)を用い回帰モデルの精度を評価する。

$$AIC = n \log(2\pi E^2) + 2(m+1) + n \quad (6)$$

ここに、 n はデータ数、 m はモデル次数、 E^2 は平均2乗予測誤差である。

4.2 実橋長期モニタリングデータ 観測対象は、Fig.1に示すように橋長187m、幅員8mの7径間ゲルバー鋼鈹桁橋における上り線の第1スパンである。本研究では、2年半の計測期間(Table 1参照)で、UA-1、UA-2、DA-1、DA-2で計測した橋梁加速度データ、T-5、T-6で計測した温度データ、BWIMシステムにより推定した通行車両の重量データを用いる。Fig.2に2008年8月から2009年8月まで振動特性値(DI)、通行車両の重量と温度の時系列を示す。図から温度の上昇に伴いDIが低下している。また、連休に伴い通行車両の重量が低い時期のDIは大きい値を示している。なお、全てのデータを健全時のデータとみなす。

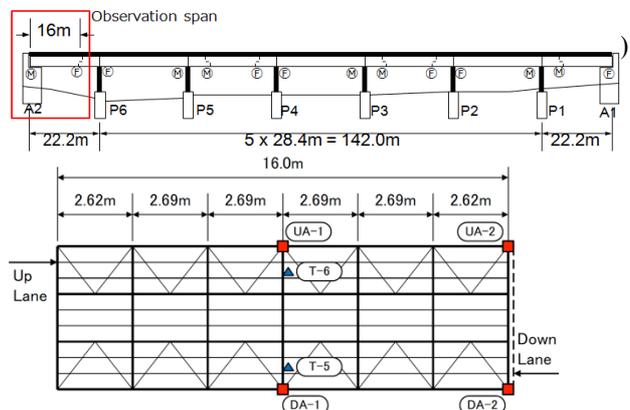


Fig.1 Elevation and plan views with sensor locations on the observation bridge

キーワード 橋梁振動モニタリング, ベイズ, 長期モニタリング, 温度, 通行車両, 回帰モデル

連絡先 〒615-8540 京都市西京区京都大学桂 工学研究科社会基盤工学専攻 TEL 075-383-3421

4.3 カルマンフィルタの適用 UA-1 におけるモデル次数ごとの AIC を, Fig. 3 に示す. Fig. 3 より, 最適モデル次数には, 1 週間のデータ長さ($q=28$)が有効であることがわかる. Table 2 に示す回帰モデルごとの AIC を, Fig. 4 に示す. Fig. 4 より, ARX を用いた回帰は, 線形回帰を用いた場合より回帰精度が高い. 温度と重量を考慮する回帰は, 温度のみを考慮する場合より回帰精度が高いことがわかる. 本稿には省略しているが, 事前検討により, 回帰精度が線形回帰よりも ARX モデルの方回帰精度が良い結果となっている.

4.4 ベイズファクタ Table 1 に示す Data 0, Data 1, Data 2 における 10 月から 3 月の期間の残差を用いたときのベイズファクタ (B_i) を, Fig.5 に示す. ここに, ARX モデルによって温度を考慮した回帰分析を行い求めた残差を用いる. Fig.5 より, 全てケースにおいて, ベイズファクタの値から, 損傷可能性はかなり低いと判定されることがわかる. これは健全時のデータを用いているため, 当然の結果とも言える.

5. 結論 本研究は, ベイズアプローチを実橋長期モニタリングデータおよび仮想損傷データに適用することで, 温度および通行車両の影響を考慮した長期橋梁振動ヘルスマニタリングを検討した. また, 損傷指標 DI を用い, カルマンフィルタによる回帰分析を行い, 外部因子を考慮した残差を求め, ベイズファクタを用いた損傷検知について検討を行った.

- 温度を考慮する回帰分析において, ARX モデルを用いた場合は, 線形回帰を用いた場合より回帰精度が高かった.
- ARX モデルを用いた回帰分析において, 温度と重量を考慮する場合は, 温度のみを考慮する場合より回帰精度が高かった.
- 健全時データを用いた検討からベイズファクタ $B \ll 1$ になり損傷可能性はないと判定された. ただし, 実際の損傷に対するベイズファクタの感度については今後の検討課題である.

【参考文献】 1) 金 哲佑・北内 壮太郎・杉浦 邦征・川谷 充郎・甲斐 正義: 多径間連続鋼トラス橋の交通振動を用いた損傷検知手法, 土木学会論文集A1, Vol.69, No.3, pp.557-571, 2013. 11. 2) Kim, C.W., Kitauchi, S., Sugiura, K. and Kawatani, M.: A year-long monitoring using in-service vibration data from a multi-span plate-Gerber bridge, *Proc. of IALCCE2013*, pp.252-259, 2013. 3) Kitagawa, G. and Gersch, W.: A smoothness priors-state space modeling of time series with trend and seasonality, *J. of American Statistical Assoc.*, Vol.79, pp.378-389, 1984. 4) Sankararaman, S. and Mahadevan, S.: Bayesian methodology for diagnosis uncertainty quantification and health monitoring, *Struct. Control and Health Monitoring*, Vol.19, pp.88-106, 2011.

Table 1 Application data.

Data name (n : number of data set)	Monitoring period	Monitored data
Data 0 ($n=1512$)	5 August 2008-17 August 2009	Accelerations, temperatures & vehicle weight
Data 1 ($n=700$)	6 October 2009-29 March 2010	Accelerations & temperatures
Data 2 ($n=1484$)	2 July 2013-7 July 2014	Accelerations & temperatures

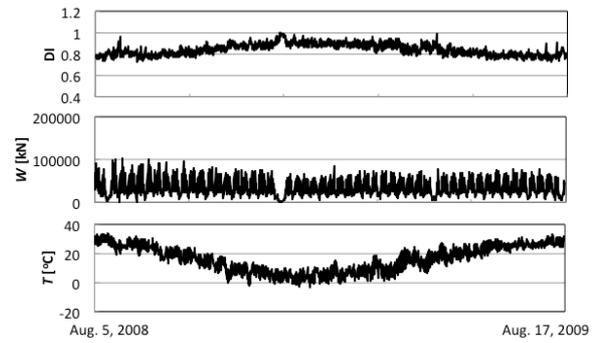


Fig. 2 Variation of DI, vehicle weight and temperature.

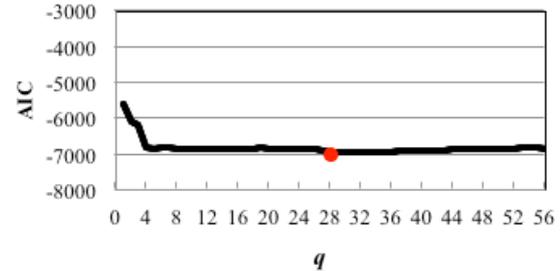


Fig. 3 AIC w.r.t. q utilizing DIs at the sensor of UA-1.

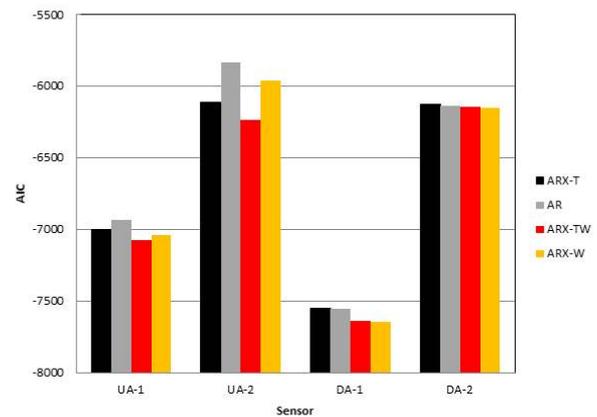


Fig. 4 AIC in each case shown in Table 2.

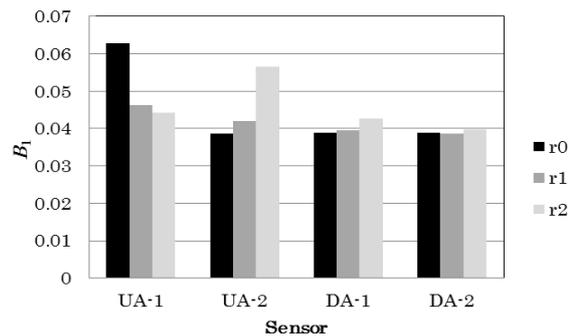


Fig. 5 Bayes factors (B_i) at the sensors of UA-1, UA-2, DA-1 and DA-2 utilizing data from October to March in Data 0 (r_0), Data 1 (r_1) and Data 2 (r_2).

Table 2 Four cases according to different exogenous inputs

Name	Regression model	Considered factors
ARX-T	ARX	Temperature
AR	AR	Not considered
ARX-TW	ARX	Temperature & vehicle weight
ARX-W	ARX	Vehicle weight