

長期記憶性を有する インフラモニタリングデータの統計分析手法

大阪大学大学院 工学研究科 准教授 貝戸 清之

概要：

インフラの劣化は、供用開始時から受けてきた劣化因子（経時劣化、大型車交通荷重、降水、凍結防止剤散布量など）が蓄積されていくことにより進展していく。したがって、インフラの劣化に関する任意時点におけるモニタリングデータは、遠い過去の履歴と高い相関性を有する 경우가少なくない。遠い過去の履歴との相関関係をモデル内で表現するためには、長期記憶性を考慮した時系列モデルを用いる必要がある。土木工学分野における既存の時系列モデルは短期記憶モデルの範疇であり、長期記憶性を考慮することによって、実現現象をよりの確に定式化するとともに、実データを用いた実証分析を行う。

キーワード：ARFIMAX-GARCH モデル、長期記憶モデル、高速道路橋ジョイント、MCMC

1. はじめに

現在の社会基盤施設のアセットマネジメントは目視点検データを中心とした方法論により構築されている¹⁾。一方、「常時監視による損傷・劣化の早期検知」という実務的要請の極めて高いニーズに対しては、目視点検の限界が指摘されている。これらの課題に対する解決策の一つとして、モニタリングデータに基づくアセットマネジメントの開発が必要である。しかしながら、多くの管理団体で目視点検に基づくアセットマネジメントが現段階で稼働していることを考えると、たとえ目視点検に代わる点検方法が開発されたとしても、その実務への導入は段階的にならざるを得ない。そのため、モニタリングデータに基づくアセットマネジメントを開発する際には、目視点検とモニタリングそれぞれの長所と短所を把握したうえで、目視点検を主体とした現状の維持管理体制と有機的に結びつき、相互補完するような新しいアセットマネジメントのフレームワークを見出す必要がある。特に、モニタリングを目視点検の短所を補完する手段と考えれば、劣化の進展が著しい少数の施設に対して適用することによって、目視点検では難しいとされる構造物の異常発生 of 早期検知もしくは補修・補強が必要となる時期の詳細な予測が可能になると期待される。

モニタリング技術の開発により定量的データの計測・蓄積が容易になったことを考えると、インフラに関する長期的な時系列データが今後ますます蓄積されていくと予想される。その一方で、得られたモニタリングデータに基づ

き異常の早期検知や補修・補強時期の予測を行う方法論は十分に整備されていない。すなわち、モニタリングを通してビッグデータを収集することができたとしても、それを維持管理の意思決定問題に応用する手段がないという現状がある。モニタリングデータの維持管理業務への応用に関する研究事例として、長期モニタリングにより取得した時系列データの統計的特徴に基づく劣化予測手法が開発されている²⁾。しかしながら、使用している時系列モデルが長期記憶性を考慮できないため、提案モデルの妥当性と予測精度の信頼性に大きな課題が残る。

本研究では、提案されている時系列モデルに対して、長期記憶性を考慮できるものに拡張し、長期モニタリングデータに基づき補修・補強時期の予測を行う方法論の開発を行う。具体的には、劣化の進行過程について外生変数を考慮した実数と分自己回帰移動平均モデル (AutoRegressive Fractional Integrated Moving Average model with exogenous variables model, 以下、ARFIMAX モデル) で表現するとともに、ARFIMAX モデルの誤差項の分散の変動を GARCH (Generalized AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity) 過程で表現した ARFIMAX-GARCH モデルとその推計方法を提案する。以下、2. では本研究の基本的な考え方を述べる。3. では ARFIMAX-GARCH モデルの概要と推計方法について述べる。4. では高速道路橋のジョイント部材を対象として蓄積した長期モニタリングデータに対して ARFIMAX-GARCH モデルを適用し、劣化の進行過程における将来予測を行う。

2. 本研究の基本的な考え方

(1) 維持管理におけるモニタリング

社会基盤施設においては、劣化や損傷の程度を定量的に評価し、施設を効率的に維持管理することを目的として、モニタリングが数多く実施されている。モニタリングは目的に応じて、1) 1 回の詳細な計測データから構造物の劣化状況や損傷を絶対的に評価する手法と、2) 継続的な計測を通してそれらを相対的に評価する手法に大別することができる。このうち、従来の土木工学分野では前者のモニタリングデータを用いた逆解析による構造的な性能調査等に主眼がおかれることが多かった。一方で、後者のモニタリング（以下、継続的モニタリングと呼ぶ）は、団塊的に老朽化が進むインフラを効率的に管理していくための一方法論として実用化が期待されている。継続的モニタリングの特徴は、保有性能の低下や損傷の発生・進展とともに変動すると考えられる周辺情報（本研究で対象とする振動モニタリングでは固有振動数などの振動特性）を継続的に計測することによって、それらの日常の変動範囲から逸脱する変化を捉えようとする点にある。このような周辺情報の相対変化を捉えることで、現場点検員の初動体制の効率的な確保が可能となる。最終的には目視点検データを用いたアセットマネジメントにより最適補修計画を立案し、その一方でモニタリングデータを用いて損傷・劣化の早期検知によるリスクヘッジを実施することでインフラのアセット・リスクマネジメント体制の強化を実現する。

既往の研究事例として、すでに継続的な長期モニタリングの実施を見据え、実構造物を対象としてモニタリング手法の有効性が確認されている^{3,4)}。本研究では、ジョイント部材の長期モニタリングデータに基づいて、ジョイント部材の長期劣化進行過程を ARFIMAX-GARCH モデルを用いてモデル化するとともに、高速道路橋のジョイント部材の劣化のタイプや将来時点における劣化の進行過程を予測する方法論を提案する。

(2) 長期モニタリングデータの応用とその課題

土木工学分野において、構造物から振動やひずみなどの物理量を長期的に計測するモニタリングシステムの開発や実構造物への適用に関する研究事例が発表されている。しかしながら、長期に亘り蓄積された定量的なモニタリングデータから継続的な変化や異常を検出する方法論に関してはほとんど研究がなされていないのが現状である。そのような中、時系列解析の観点に基づき、得られたモニタリングデータからインフラの劣化予測を行う方法論が開発されている²⁾。対象としている高速道路橋のジョイント部材は、劣化が進展することにより車両通過時の「音」が変化することが経験的に知られている。そこで、「ジョイントの劣化に伴い卓越振動数が増加する」という知見に基づき、

ジョイントの卓越振動数の長期モニタリングを行い、獲得したモニタリングデータを時系列モデルを用いて分析することにより劣化予測が行われている。提案モデルは、モデルの誤差項の分散が時間的に変動することを許容しつつ、気温や降水量など対象部材の劣化に影響を与えると考えられる因子を考慮することが可能な ARMAX-GARCH モデルが用いられている。このモデルの大きな問題点としてモニタリングデータがもつ長期記憶性を考慮できないため、予測精度が悪くなる可能性がある。実務で利用可能な精度を得るには長期記憶性を考慮することができる時系列モデル（以下、長期記憶モデルと呼ぶ）に拡張することが望ましい。しかしながら、長期記憶モデルを社会基盤施設から得られたモニタリングデータに適用した事例は見られない。

(3) 長期記憶モデルの意義

本研究では、社会基盤施設に対して外的に作用する劣化因子に着目する。例えば、交通過重や降雨などが社会基盤施設の劣化現象に及ぼす影響を考えた場合、それらの影響は、劣化が直接作用した直後でなく、ある程度の時間が経過した後に具体的な劣化現象が発現し、観測されることも少なくない。このような劣化現象の発現までの過程を、本研究では長期記憶性を考慮した時系列モデルで表現する。代表的な時系列データの分析方法として Box-Jenkins 法⁵⁾が確立されている。原データ系列を定常な確率過程とみなし、ARMA モデルによってモデル化する方法は ARMA モデルに対する同定法、推定法、適合度検定、そして予測や制御への応用に至る手続きを体系化し、時系列データの解析に携わる人々に極めて有用な手法となった。しかしながら ARMA モデルは、時間間隔が大きくなるにつれて、急速に自己相関関数が 0 に収束するため、遠い過去の値との相関関係を考慮することができない。したがって ARMA モデルは、より過去の値が現在の値に影響を与えるような時系列データ、すなわち長期記憶性をもつデータへの当てはまりはよくない。たとえば長期的な相関構造を無視して、ごく最近の過去の観測値のみを用いて将来の値を予測しようとすると、精度の良くない予測値になる恐れがある。ARMA モデルがもつこのような性質は短期記憶性と呼ばれる。

古くから、観測値間の相関係数が、時間の推移とともに緩慢にしか減衰しない時系列データの存在は、経済学、天文学、水文学、工学、農学など広範な分野に渡って報告されている。土木工学分野に目を向けると、インフラの劣化に関する時系列データにおいてこのような性質がみられる可能性がある。インフラの劣化は、供用開始時から受けてきた劣化因子（経時劣化、大型車交通荷重、降雨、凍結防止剤散布量など）が蓄積されていくことにより徐々に進展していく。したがって、インフラの劣化に関する任意時点におけるモニタリングデータは、遠い過去の履歴と高い

相関性を有する場合が少なくないと考えられる。このような、遠い過去の履歴との相関関係をモデル内で表現するためには、長期記憶モデルを用いる必要がある。また、交通荷重や降雨といった劣化因子が対象部材に作用するとき、それはすぐに部材の劣化に影響を与えるわけではなく、ある程度時間が経過した後に劣化として現れる。このことを考えると、供用開始からのトータル交通量あるいは降水量を説明変数として部材の劣化過程を分析することは適切でないことがわかる。長期記憶モデルを用いることによって、劣化因子が加わってからそれが劣化として現れるまでのタイムラグを考慮することが望ましい。しかしながら、土木工学分野における既存の時系列モデルのほとんどは短期記憶モデルの範疇である。特に、社会基盤施設の劣化予測に長期記憶性が考慮された事例は筆者の知る限り存在しない。本研究では、長期モニタリングデータが有する長期記憶性を考慮することによって、実現現象をよりの確に定式化するとともに、精度の高い劣化予測モデルの構築を目指す。

3. ARFIMAX-GARCH モデル

(1) 短期記憶性モデル

いま、時点 t において観測された定常時系列データ y_t ($t=1, \dots, T$) が過去の観測値 y_{tj} と現在および過去に加わる白色雑音 ε_t の線形和、すなわち次式のように表現されと考える。

$$\Phi(L)y_t = \Psi(L)\varepsilon_t \quad (1)$$

ここで、 $\Phi(L)$ は AR 作用素、 $\Psi(L)$ は MA 作用素であり、それぞれラグ多項式

$$\Phi(L) = 1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p \quad (2)$$

$$\Psi(L) = 1 + \psi_1 L + \psi_2 L^2 + \dots + \psi_q L^q$$

で表せる。また、 L はラグオペレータを表し、 $L_j y_t = y_{tj}$ で定義される。ここで、ARMA(1, 1) 過程の自己共分散関数 $\gamma(j)$ は、白色雑音（確率誤差項）の分散 σ^2 を用いて、

$$\gamma(j) = \begin{cases} \sigma^2(1 + 2\phi\psi + \psi^2)(1 - \phi^2)^{-1}; & j = 0 \\ \sigma^2(\phi + \psi)(1 + \phi\psi)(1 - \phi^2)^{-1}; & j = 1 \\ \phi^{j-1}\gamma(1); & j = 2 \end{cases} \quad (3)$$

と表すことが出来、ラグ j の増加に対して自己共分散関数 γ が指数的に減衰することが確認できる。この性質は短期記憶性と呼ばれ、これが ARMA モデルを用いたとき、遠い過去の値との相関を考慮することができない原因である。なおこの性質は(1, 1)次のARMAモデルに限らず、ARMA(p, q)モデル全般に共通する性質である。

(2) 長期記憶性モデル

短期記憶モデルに対して、長期記憶モデルである ARFIMA モデルは以下のように定式化される。

$$\Phi(L)(1-L)^d y_t = \Psi(L)\varepsilon_t \quad (4)$$

ここで、 $(1-L)^d$ は実数差分作用素であり、次の二項級数展開によって定義される。

$$(1-L)^d = \sum_{j=0}^{\infty} \binom{d}{j} (-L)^j \quad (5)$$

なお、長期記憶過程の定常性条件は、 $0 < d < 0.5$ であり、系列がこの条件を満足するとき、反転可能である。自己相関関数の総和が絶対収束する場合を短期記憶過程、発散する場合を長期記憶過程と呼ぶ。

また、外生変数を付加した ARFIMA モデルを ARFIMAX モデルと呼び、確率誤差項が GARCH 過程に従う場合、ARFIMAX-GARCH モデルは、以下のように定式化される。

$$\begin{aligned} \Phi(L)y_t - \left(a + bt + \sum_{j=1}^K (1-L)^{d_{xj}} \gamma_j x_t^j\right) \\ = \Psi(L)(1-L)^{d_\varepsilon} \varepsilon_t; \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_t^2) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\beta(L)\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha(L)\varepsilon_t^2 \quad (7)$$

a, b はそれぞれ定数であり、時系列の平均と一次トレンド成分である。また、説明変数に実数差分差要素 d_{xj} を適用することによって、交通量や降雨推量といった劣化因子の長期記憶性を表現する。一方で、説明変数で考慮できない劣化因子は確率誤差項が受け持つと仮定し、その長期記憶性を d_ε で表現できる。ここで、GARCH 過程は、下記の ARCH 差要素 $\alpha(L)$ と GARCH 差要素 $\beta(L)$ を用いて

$$\alpha(L) = \alpha_1 L + \alpha_2 L^2 + \dots + \alpha_p L^p \quad (8)$$

$$\beta(L) = 1 - \beta_1 L - \beta_2 L^2 - \dots - \beta_q L^q$$

のように表現できる。

(3) モデルの推計手法

本研究で用いる ARFIMAX-GARCH モデルは多数の未知パラメータを含みかつ非線形性が強いいため、最尤法を用いた推計は困難である。そこで、MCMC 法 (Markov Chain Monte Carlo) を利用したベイズ推定法によってパラメータの同時推計を試みる。このとき、ARFIMAX-GARCH モデルの尤度関数は、観測時系列 Y 、未知パラメータの集合 Θ 、説明変数 X を用いて、下記のように定義される。

$$\ell(Y|X, \Theta) = \prod_{t=1}^T \frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}_t^2}} \exp\left(-\frac{\hat{\varepsilon}_t^2}{2\hat{\sigma}_t^2}\right) \quad (9)$$

ただし、

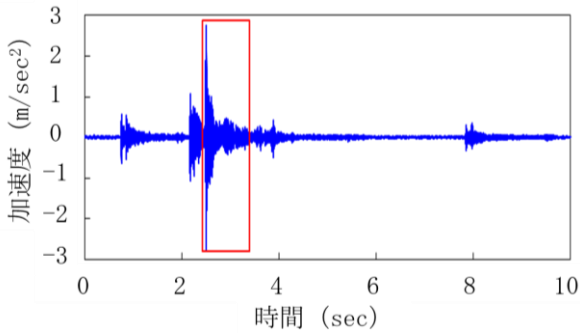


図-1 加速度応答

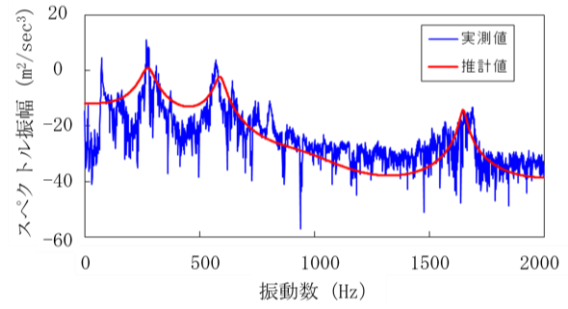


図-2 スペクトル

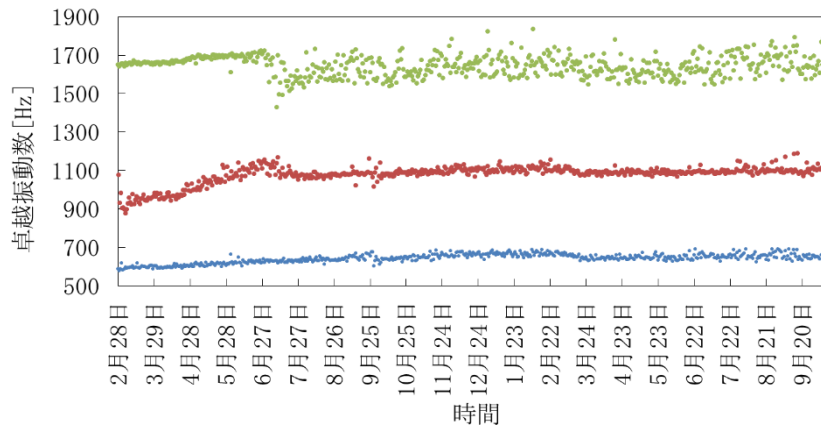


図-3 ジョイントのモニタリングデータ

$$\hat{\varepsilon}_t = G_y(L)y_t - G_a(L)(a + bt) - \sum_{j=1}^K G_j(L)\beta^j x_t^j \quad (10)$$

$$\hat{\sigma}_t^2 = \beta(L)^{-1}\alpha_0 + G_\beta(L)\varepsilon_t^2$$

である。なお、

$$G_y(L) = \Phi(L)\Psi(L)^{-1}(1-L)^{-d_\varepsilon}$$

$$G_a(L) = \Psi(L)^{-1}(1-L)^{-d_\varepsilon} \quad (11)$$

$$G_j(L) = \Psi(L)^{-1}(1-L)^{d_{y_j}-d_\varepsilon}$$

$$G_\beta = \alpha(L)\beta(L)^{-1}$$

としている。

4. モニタリングデータへの適用事例

(1) ジョイントの長期モニタリングデータ

本研究では、阪神高速道路の同一路線内に設置された6箇所のゴム製ジョイントを対象として加速度応答の長期モニタリングを試みた。6箇所のジョイントに関しては目視点検データを用いた統計的劣化予測⁹⁾により、劣化の進展が早いジョイント4箇所、平均的なジョイント2箇所に対して、モニタリングシステムの設置状況を勘案しながら選定した。6箇所のジョイントについては便宜的にJ1からJ6と呼称する。事前の路上点検を通して、特に顕著な統計的特徴が確認されたJ1に焦点を当てて議論する。

筆者らによる点検者に対するヒアリング調査の結果、高架道路橋のゴム製ジョイントの劣化は車両通過時の「音」の変化により判断できるという経験的知を得ている。このような音の変化は、ジョイント部における加速度応答を計測することにより把握できる。さらに、ジョイント部の局所的振動に関する情報を用いることにより、全体振動に関する情報よりも当該部分の損傷・劣化に関する感度の高い情報が得られるという指摘⁷⁾もある。ただし、車両通過音や異音の直接計測に関しては、マイクロフォンによる計測は指向性を有するため、損傷・劣化が顕在化していないジョイントのように音源を特定できない場合には計測が困難になることが想定されるので断念した。異常の判断に基づいて、本研究ではこれら6箇所のゴム製ジョイントに対して、2012年2月28日から2013年10月12日まで得られた約600日分の加速度応答を用いて固有振動数を同定し、その長期変動状況をARFIMAX-GARCHモデルを用いて表現した。モニタリングデータに関して、各ジョイントの加速度応答は各日特定時刻から5分間、サンプリング周波数4kHzで観測されている。事前処理として、得られた加速度応答から最大値を記録した時点を開始時点として、1秒間分の加速度応答を切り出し(図-1)、ARモデルを用いてスペクトル密度を推計し(図-2)、3つの固有振動数をその日のモニタリングデータの代表値として蓄積した。なお、本研究では、固有振動数以外にも、加速度応答の最大値や

表-1 推計結果

	事後分布統計量		Geweke 検定統計量
	期待値	95%信頼区間	
a : 定数項	478.2	(499.3 518.8)	0.033
b : タイムトレンド	0.094	(0.075 0.115)	0.041
γ_1 : 降水量	6.248	(0.841 15.46)	0.015
γ_2 : 気温	1.470	(0.267 3.873)	0.009
ϕ_1 : 1 次の AR 係数	0.166	(0.133 0.203)	0.008
ψ_1 : 1 次の MA 係数	-0.509	(-0.557 -0.459)	-0.008
$\alpha_0 : \sigma(t)^2$ の定数項	7.289	(6.049 8.605)	0.039
α_1 : 1 次の ARCH 係数	0.063	(0.048 0.077)	0.021
β_1 : 1 次の GARCH 係数	0.777	(0.742 0.812)	0.007
d : 原系列の差分パラメータ	0.482	(0.471 0.487)	0.044
d_{x1} : 降水量の差分パラメータ	0.365	(0.275 0.462)	0.014
d_{x2} : 気温の差分パラメータ	0.269	(0.235 0.300)	0.015
BIC	8837.5		

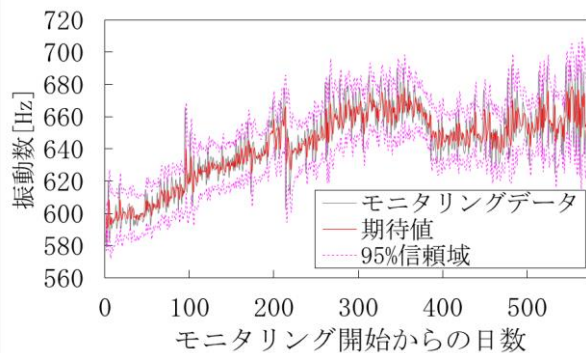


図-4 ARFIMAX-GARCH モデルと
モニタリングデータ (J1 : 600Hz 付近)

平均値、減衰比など、複数の物理量に対しても検討を行ったが、最終的に固有振動数に着目したことに断っておく。以上の事前処理により得られた固有振動数の時系列を図-3にそれぞれ示す。AR 次数 p , MA 次数 q , ARCH 次数 r , GARCH 係数 s , 差分パラメータ d, d_{x1}, d_{x2} を選択する基準として、

$$\text{BIC} = -2\ln(\ell) + k^0 \ln(T) \quad (12)$$

で表される BIC (Bayes Information Criterion) を採用し、BIC が最小となる次数を最適モデルとした。式中、 k^0 は独立な変数の数である。

(2) 推計結果

J1 の 600Hz 付近のモニタリングデータに対して ARMA-GARCH 回帰モデルを適用した結果を表-2 に示す。また、モニタリングデータに影響を及ぼす環境因子として、気温と降水量の両方が選択された。さらに、各未知パラメータの Geweke 検定統計量はすべて絶対値で 1.96 を下回っており、不変分布へ収束していないとする帰無仮説を棄却できる。

表中 a と b で示される定数項とタイムトレンドの事後分布の期待値は、モニタリングデータが 478.2Hz を基準として、1 日経過するごとに 0.094Hz ずつ上昇していることを表している。また、差分パラメータについては、原型列、降水量、気温の差分パラメータの内、全てのパラメータが優位であると判断された。ARFIMAX-GARCH モデルとモニタリングデータを図-4 に示す。図中にはモニタリングデータを青印で、ARFIMAX-GARCH モデルの期待値を赤線で、ARFIMAX-GARCH モデルの 95%信頼区間を桃色点線でそれぞれ示している。同図より、モニタリングデータの全体的な傾向が提案モデルの 95%信頼区間の中で表現されていることが見て取れる。また、全体として時間の経過に伴うモニタリングデータの上昇を確認できる。本研究の提案手法を用いることで、これらの変動の中から気温や降水量などの長期記憶性を有する変動を時間トレンドとして抽出できる。さらに、点線で示した 95%信頼区間についても、長期的な変動を伴いながら、時間の経過とともに徐々に大きくなっていることが確認できる。

(3) 要点検時期の予測

本研究で対象とするモニタリングは、長期にわたるモニタリングデータに基づいてジョイントの劣化や異常を検知(詳細点検時期を予測)することが重要である。異常検知にはその判断根拠となる指標が必要となる。指標としては、1) 長期モニタリングデータの統計的特徴の変化をそれ自身のデータとの相対比較により判断する、2) 類似の劣化特性を有するジョイントの異常検知時点での劣化特性を参照情報として用いる、ことが考えられる。提案モデルの特徴は、分散の変動を捉える点にあり、本来であれば分散、あるいは平均値の変動率を判断指標とすることが望ましい。しかし、現時点ではデータが蓄積されていない。そこで、本研究では後者の観点、具体的には類似のジョイント

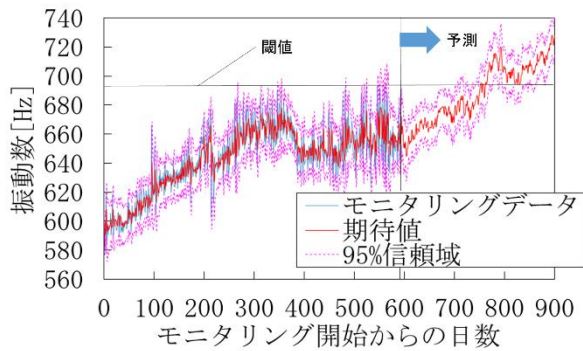


図-5 モニタリングデータの予測と閾値

を対象に、取換え前後のモニタリングデータの変化を閾値として、その閾値に達する時点を予測する。ただし、その場合には箇所によって異なる固有振動数の値や分散の値を考慮する必要がある。本研究で対象としたモニタリング箇所においてもほぼ同様の劣化状況にもかかわらず、固有振動数の値や分散の値は異なっていた。これは劣化箇所や橋梁端部の構造の相違に起因すると考えられる。このことから、同一箇所で行った取換えの際のモニタリングデータや同一構造で同様の劣化箇所、劣化性状を有しているジョイントのモニタリングデータを利用することが現実的であると考えられる。本研究では、別路線にて J1 と同様の損傷を有するジョイントの取換え前後のモニタリングデータを実施しており、その値を閾値として利用可能であると考えられる。具体的には、J1 のゴムジョイントは、500 から 600Hz 付近のモニタリングデータが 697Hz となった場合に、き裂、浮きは要点検の状態であることが取換え前後のモニタリングデータから確認している。

把握した閾値を利用し、要点検時期の予測を行った。J1 のモニタリングデータの今後の推移と閾値を併せて図-5 に示す。図-5 よりモニタリングデータの予測結果と別路線で得られた閾値が今後、半年から 1 年程度の間に交わることが確認できる。

5. おわりに

本研究では、モニタリングデータの分析に対して長期記憶性を導入する意義を示し、長期モニタリングにより蓄積した時系列データを用いて、モニタリングデータに介在する多くの影響因子と誤差・ノイズを分離するとともに、構造物の異常や劣化と関連性の高い統計的特長を抽出する方法論を提案した。具体的には、長期記憶性を考慮した変動を確定トレンド付きの GARCH 過程で表現した ARFIMAX モデル RFIMAX モデルで表現するとともに、ARFIMAX モデルで

表現するとともに、その誤差項の分散の参照情報として用いる、ことが考えられる。提案モデルの変動を確定トレンド付きの GARCH 過程で表現した ARFIMAX-GARCH モデルとその推計方法を提案した。

本研究で提案した ARFIMAX-GARCH モデルに関しては、モデルの実用可能性を高めていく上でいくつかの研究課題が残されている。第 1 に、早期異常検知や、詳細点検実施時期の決定のための統計的意思決定アルゴリズムの開発があげられる。このためには、理論的な側面からの検討はもちろんであるが、モニタリングの適用範囲を拡大し、データを蓄積することが重要である。第 2 に、ジョイントの劣化進展と、モデルパラメータの因果関係を工学的な観点から考察することが重要である。そのためにはジョイントに対する荷重試験を実施するとともに、その際の加速度応答を計測することが必要である。このような工学的な因果関係の検討は、長期モニタリングデータを用いた早期異常検知システムの信頼性を向上する上で、極めて重要な検討課題である。さらに、本提案手法を他構造物や他部材に対する長期モニタリングデータに拡張し、方法論の適用範囲の拡大とその限界に関して議論を深めることも不可欠である。

参考文献

- 1) 津田尚胤, 貝戸清之, 青木一也, 小林潔司: 橋梁劣化予測のためのマルコフ推移確率の推定, 土木学会論文集, No.801/I-73, pp.69-82, 2005.
- 2) 小林潔司, 貝戸清之, 松岡弘大, 坂井康人: 時系列モニタリングデータを用いた長期劣化進行モデリング, 土木学会論文集 F, Vol.70, No.3, pp.91-108, 2014.
- 3) Kobayashi, K., Kaito, K. and Kazumi, K.: Deterioration prediction of joint members based on long-term monitoring data, European Journal of Transportation and Logistics, Vol.4, Issue 1, pp.5-30, 2015.
- 4) 貝戸清之, 松岡弘大, 坂井康人, 川上順子, 荒川貴之, 金川昌弘, 小林潔司: アセットマネジメントへの適用を見据えた路車間無線通信モニタリング, 応用力学論文集, 土木学会, Vol.13, pp.1017-1028, 2010.
- 5) Box, G. E. P. and Jenkins, G. M.: Time Series Analysis: Forecasting and Control, Holden-Day, San Francisco, 1970.
- 6) 水谷大二郎, 金川昌弘, 坂井康人, 貝戸清之, 小林潔司: ベンチマーク分析と重点監視部材の抽出, 第 45 回土木計画学研究・講演集, 土木学会, 京都大学, CD-ROM, No.353, 2012.
- 7) 古川愛子, 松尾卓弥, 西川晃司: スペクトル要素法を用いた高振動数起振による鋼トラス橋の損傷同定に関する研究, 土木学会論文集 A1, Vol.68, No.4 (地震工学論文集, Vol.31-b), pp.I523-I532, 2005