

平成27年6月4日 国土技術研究センター研究開発助成報告会

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
代理発表 北浦 直樹

OSAKA UNIVERSITY

1

目視点検を中心とするアセットマネジメント

多段階レーティング (目視点検データ) → 劣化過程 → ライフサイクル費用

マルコフ連鎖モデル マルコフ決定モデル

期待劣化パス 状態分布の推移

2

長期モニタリングデータの活用

アセットマネジメントの3つのプロセス

目視点検

情報

知識

意思決定

長期モニタリングデータ

例: 部材に加速度センサーを設置し、固有振動数を長期間に毎日計測する。

長期モニタリングのメリット:
常時監視による損傷・劣化の早期検知が可能

3

長期モニタリングデータの分析手法

アセットマネジメントの3つのプロセス

長期モニタリングデータを分析する手法が十分に構築されていない

時系列データの分析手法として、ARMAXモデル、GARCHモデル等が考えられる

ARMAXモデル データの過去との相関によって、現在の値の平均を予測する

GARCHモデル データの過去との相関によって、現在の値の分散を予測する

これらのモデルは、短期記憶モデルである (過去のデータとの自己相関が短期的)

社会資本の劣化は、長期記憶性を有する

4

社会資本におけるデータの長期記憶性

降水量データ

降雨

気温

交通過重

劣化因子

短期記憶性

長期記憶性

振動数 [Hz]

モニタリングデータ

劣化の発現に遅れを伴う → 長期記憶性

社会資本の劣化因子が持つ長期記憶性を考慮したモデルを構築

5

本研究の目的

長期記憶性を考慮したモデルとして ARFIMAX-GARCHモデルを提案し、MCMC法によるパラメータの同時推計を行う。

時系列モデル

個別の施設の状態を把握

6

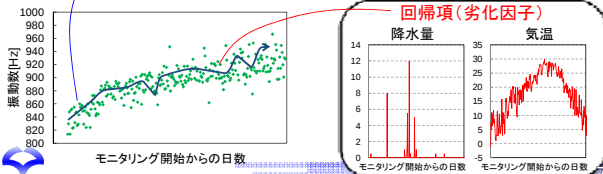
ARMAXモデル

現在の観測値＝過去の観測値＋回帰項(降水量等)＋誤差項

ARMAXモデル

$$\Phi(L)y_t - \sum_j x_t^j \gamma_j = \Psi(L)\varepsilon_t \quad \varepsilon_t^2 \sim N(0, \sigma_t^2) \quad \text{分散}\sigma_t^2\text{が一定}$$

回帰以外の
変動(ARMA) $\left\{ \begin{array}{l} \text{AR作用素 } \Phi(L) = 1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p \\ \text{MA作用素 } \Psi(L) = 1 + \psi_1 L + \psi_2 L^2 + \dots + \psi_q L^q \end{array} \right.$



GARCHモデル

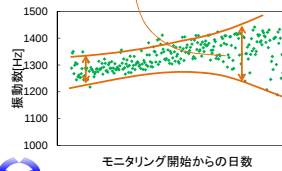
現在の誤差項の分散＝過去の誤差項＋過去の誤差項の分散

ARMAXモデル

$$\Phi(L)y_t - \sum_j x_t^j \gamma_j = \Psi(L)\varepsilon_t \quad \varepsilon_t^2 \sim N(0, \sigma_t^2)$$

平均0, 分散 σ_t^2 の
正規分布

分散の変動(GARCH)



GARCHモデル

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^r \alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

α, β : 推計値

ARFIMAX-GARCHモデル

ARFIMAX

長期記憶性によって、
遠い過去の値が影響する

長期記憶性

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

実数差分作用素

$$\Phi(L)(1-L)^{d_y} y_t - \sum_j (1-L)^{d_x} x_t^j \gamma_j = \Psi(L)\varepsilon_t$$

$\left\{ \begin{array}{l} y_t: \text{観測値} \\ \varepsilon: \text{誤差項} \\ x: \text{外的影響} \\ \gamma: \text{推計値} \\ L: \text{ラグオペレータ} \\ y_t L = y_{t-1} \end{array} \right.$

AR作用素 $\Phi(L) = 1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p$
MA作用素 $\Psi(L) = 1 + \psi_1 L + \psi_2 L^2 + \dots + \psi_q L^q$

GARCH

$$\varepsilon_t^2 \sim N(0, \sigma_t^2) \rightarrow \text{平均0, 分散}\sigma_t^2\text{の正規分布}$$

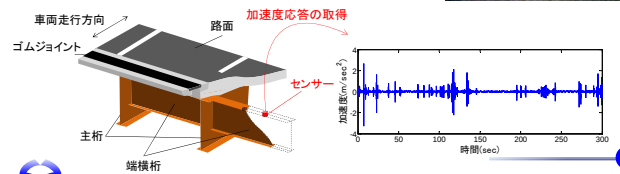
$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{j=1}^r \alpha_j \varepsilon_{t-j}^2 + \sum_{j=1}^s \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

α, β : 推計値

対象構造物とモニタリング

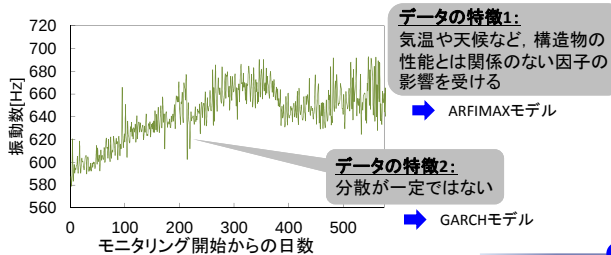
- 対象構造物: 高架道路橋の伸縮継手装置(ゴムジョイント)
- モニタリングの指標: 固有振動数

- STEP1. センサーから加速度応答を取得
(一日一回同時刻)
STEP2. 加速度応答から固有振動数を算出
STEP3. 固有振動数をモニタリングデータとして蓄積



モニタリングデータ

- モニタリング期間: 2012年2月28日～2013年10月12日(593日間)
- 対象部材の特徴: き裂, 浮き, 摩耗が発生し, 全体的に劣化が大きく進展している



長期記憶性の検定

- 長期記憶性の検定には, DFA法を用いる

DFA法

時系列データ $y(t)$ ($t=1, \dots, T$) を用いて,
新たな時系列 $Y(t)$ を定義

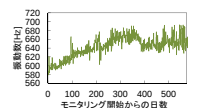
$$Y(t) = \sum_{i=1}^t y(i)$$

Y(t)を等間隔mの区間で分割後,
近似直線 $y_m(t) = a + bt$ を導出

$$F(m) = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [Y(t) - y_m(t)]^2}$$

得られた値 $F(m)$ にスケーリング則を
当てはめ, α の値を求める

$$F(m) = cm^\alpha$$

 $\alpha > 0.5$ であれば, 長期記憶を有する

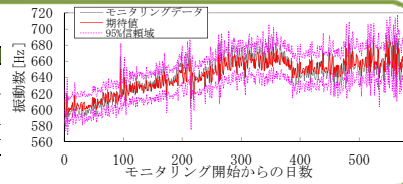
$$\alpha = 0.7627$$

長期記憶性を有する

モデルの推計結果(短期記憶モデルとの比較)

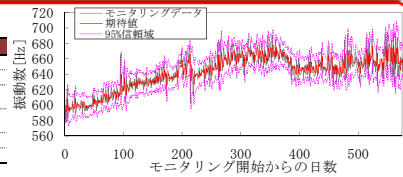
ARMAX-GARCHモデル

ARMAX-GARCHモデルの推計値			
定数項 μ_0	5.52	誤差項 σ^2 の定数項 ω	39.1
時間トレンド μ_1	0.113	誤差項 σ^2 の定数項 ω	0.104
降水量 μ_2	15.5	誤差項 σ^2 の定数項 ω	0.104
気温 μ_3	5.24	誤差項 σ^2 の定数項 ω	0.104
AR係数 ρ	0.662	ARCH係数 α_1	0.094
MA係数 θ	-	GARCH係数 β	0.104



ARFIMAX-GARCHモデル

ARFIMAX-GARCHモデルの推計値			
定数項 μ_0	4.78	AR係数 ρ	0.166
時間トレンド μ_1	0.094	MA係数 θ	-0.509
降水量 μ_2	6.25	誤差項 σ^2 の定数項 ω	7.29
降水量の差分 μ_3	0.365	誤差項 σ^2 の定数項 ω	-
気温 μ_4	1.47	誤差項 σ^2 の定数項 ω	-
気温の差分 μ_5	0.269	ARCH係数 α_1	0.063
原系列の差分 μ_6	0.482	GARCH係数 β	0.777

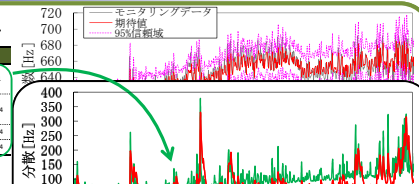


13

モデルの推計結果(短期記憶モデルとの比較)

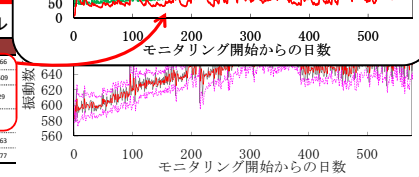
ARMAX-GARCHモデル

ARMAX-GARCHモデルの推計値			
定数項 μ_0	5.52	誤差項 σ^2 の定数項 ω	39.1
時間トレンド μ_1	0.113	誤差項 σ^2 の定数項 ω	0.104
降水量 μ_2	15.5	誤差項 σ^2 の定数項 ω	0.104
気温 μ_3	5.24	誤差項 σ^2 の定数項 ω	0.104
AR係数 ρ	0.662	ARCH係数 α_1	0.094
MA係数 θ	-	GARCH係数 β	0.104



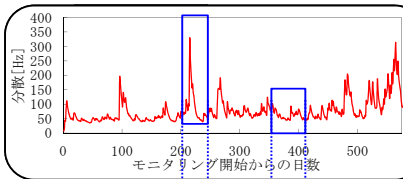
ARFIMAX-GARCHモデル

ARFIMAX-GARCHモデルの推計値			
定数項 μ_0	4.78	AR係数 ρ	0.166
時間トレンド μ_1	0.094	MA係数 θ	-0.509
降水量 μ_2	6.25	誤差項 σ^2 の定数項 ω	7.29
降水量の差分 μ_3	0.365	誤差項 σ^2 の定数項 ω	-
気温 μ_4	1.47	誤差項 σ^2 の定数項 ω	-
気温の差分 μ_5	0.269	ARCH係数 α_1	0.063
原系列の差分 μ_6	0.482	GARCH係数 β	0.777



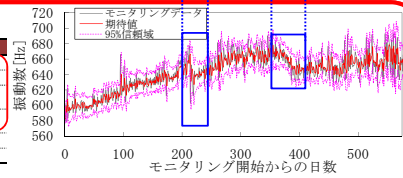
14

モデルの推計結果(GARCH項について)



ARFIMAX-GARCHモデル

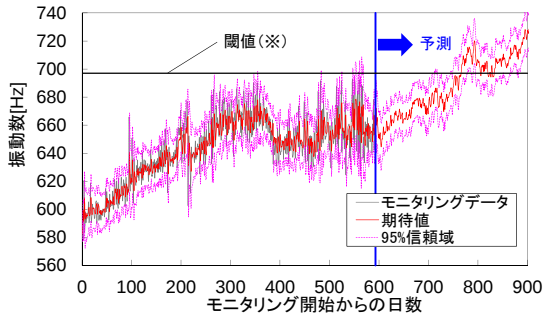
ARFIMAX-GARCHモデルの推計値			
定数項 μ_0	4.78	AR係数 ρ	0.166
時間トレンド μ_1	0.094	MA係数 θ	-0.509
降水量 μ_2	6.25	誤差項 σ^2 の定数項 ω	7.29
降水量の差分 μ_3	0.365	誤差項 σ^2 の定数項 ω	-
気温 μ_4	1.47	誤差項 σ^2 の定数項 ω	-
気温の差分 μ_5	0.269	ARCH係数 α_1	0.063
原系列の差分 μ_6	0.482	GARCH係数 β	0.777



15

モニタリングデータの予測

ARFIMAX-GARCHモデル



※閾値は、別路線において同程度の損傷を有するジョイントの取替え前後のモニタリングデータから設定した

16

まとめと今後の課題

- モニタリングデータに対して、長期記憶性を有するARFIMAX-GARCHモデルを適用し、将来予測を行った。
- また、閾値と合わせてジョイントの交換時期を予測する方法論を提案した。
- 今後の課題としては、実用化に向け、
 1. 閾値の決定方法の確立
 2. 目視点検と長期モニタリングを組み合わせた維持管理体系の構築

17