

第 I 部門 構造ヘルスマonitoringと技術者判断を融合した意思決定枠組みの構築

京都大学大学院 学生会員 ○阿久津 慶 京都大学大学院 正会員 金 哲佑
 京都大学大学院 学生会員 Wang Zhihao 京都大学大学院 正会員 河邊 大剛

1. 序論

橋梁の老朽化と土木技術者の不足が深刻化する中で、橋梁に設置したセンサから得られる情報から異常検知を行なう構造ヘルスマonitoring (Structural Health Monitoring : 以下, SHM) が注目されている。しかし, SHM の観測データは不確定性を含む場合も多いため, 本研究では, 技術者による判断も融合させた新たな意思決定枠組みの構築を目的としている。

2. 意思決定枠組みの概要

意思決定枠組みの概要を図 1 に示す。はじめに, 大量のデータと不確定性を考慮するため, 統計学的判定を取り入れる。次に, 統計学的に曖昧な判定が下される場合, 技術者を現地に派遣し, 経験則も活かした判定を行なうスキームを提案する。最後に, 構築した意思決定枠組みを実橋梁のケーブル張力モニタリングデータ¹⁾に適用し, ライフサイクルコスト (Life Cycle Cost : 以下, LCC) を算出することで, SHM の費用対効果を定量化するための基礎検討を行なう。

3. SHM 情報を利用した統計学的判定

本研究では, ケーブル腐食率のベイズ更新を利用した信頼性解析に基づく判定を考える。簡易的に, 意思決定対象ケーブルを 1 本のみとし, ケーブル張力データ T が生起する統計的モデルの支配パラメータをケーブル腐食率 θ および温度情報 H とする。なお, 温度情報 H はケーブル腐食率 θ とは独立である。ベイズの定理より, 観測データから推定される腐食率 θ の事後確率分布は式(1)のような比例関係が成り立つ。

$$p(\theta|T, H) \propto p(T|\theta, H)p(\theta) \quad (1)$$

ここで, 右辺の $p(T|\theta, H)$ は尤度関数であり, 本研究では式(2)に表す混合ガウスモデルで定義される。

$$p(T|\theta, H) = \sum_{k=1}^K \frac{1}{K} N(T|\alpha(\theta)\beta(H, H_k)\mu_k, \alpha(\theta)\beta(H, H_k)\sigma_k) \quad (2)$$

ここで, k は 1 年間の長期モニタリングデータの計測番号であり, $K=1664$ はデータ総数である。 μ_k, σ_k は推定された張力事後分布の平均および標準偏差を表す。 $\alpha(\theta)$ はケーブル腐食に伴う張力減少率であり, 有限要素解析によって仮定

される。 $\beta(H, H_k)$ は温度情報 H のスケール係数である。

観測データ T, H が得られると, ベイズ更新によって腐食率 θ の事後分布が更新され, 次の事前分布 $p(\theta)$ へと利用される。逐次推定には, 状態空間が非線形・非ガウスでも適用可能である粒子フィルタを用いる。

各時刻において得られた事後分布から θ をサンプリングし, 信頼性解析に利用する。ケーブルの降伏強度 R は初期降伏強度 R_0 および強度劣化曲線 $g(\theta)$ を用いて定義し, 荷重効果 S は張力データ T を断面積 $A(\theta)$ で除して求める。すなわち性能関数 $Z(\theta) = R(\theta) - S(\theta)$ は, θ の 1 変数関数となる。時間依存型信頼性解析において, ある時刻 t_n における信頼性関数は式(3), 限界状態超過確率は式(4)のように定義される。リアルタイムに算出される限界状態超過確率が, 管理者の定める閾値を上回る場合に, 警報を発令する。

$$L(0, t_n) = P(Z > 0, \forall t \in [0, t_n]) \\ = L(0, t_{n-1}) \cdot P[Z(\theta(t_n)) > 0] \quad (3)$$

$$P_f(0, t_n) = 1 - L(0, t_n) \quad (4)$$

シミュレーションデータに本手法を適用した結果を図 2 に示す。1 段目と 2 段目がそれぞれ観測した張力 T と温度 H を表し, 3 段目がケーブル腐食率 θ の事後分布の MAP 推定値および 95%信頼区間を表す。4 段目が各時刻の限界状態超過確率であり, 目標限界状態超過確率として, $7.3 \cdot 10^{-5}$ を点線で表している。

4. 技術者判定のモデル化

統計学的判定で警報が発令された場合, 技術者を派遣して点検作業を行なうことを想定する。SHM 情報からは捕捉できない定性的な変状を確認し, 技術者の経験則も活かした総合的な意思決定が期待できる。ケーススタディでは, この定性的な判断をモデル化するため, ファジ理論²⁾の導入を行なう。ケーブルの定性的な変化として代表的な錆汁の出現と, ケーブル腐食率 θ との関係を, メンバシップ関数によって定式化する。錆汁の出現を 1, 非出現を 0 としたとき, 腐食率 θ が大きくなるにしたがって出現の確信度が徐々に変化するようなメンバシップ関数を設定する。定式化にあたっては, 斜張橋ケーブルの過去の点検記録デ

ータを活用する. 判定確信度が 0.5 以上の場合は錆汁の出現を技術者が確認したと見なし, ケーブル開封検査等の詳細検査を行なって, ケーブル交換等の是非を最終決定する. 以上の意思決定の流れを図3に示す.

5. リスクを考慮したLCC 算定

3 章の統計学的判定と 4 章の技術者による判定によって最適化された意思決定の費用対効果を定量化するため, LCC の算出を行なう. 本研究では, 修繕や点検等に必要の維持管理費用 C_M に加え, 限界状態超過確率 P_f とその際の損失額 C_f との積であるリスク R_f を合わせた値を, 式(5)のようにLCCとして定義する.

$$LCC = \sum_{t=1}^{t_L} P_f(t) \times C_f(t) + C_M \quad (5)$$

6. 今後の研究展開

本研究の意思決定枠組みと, SHM を導入しない場合や技術者による判定を行わない場合とのLCCを比較することで, 各維持管理手法の費用対効果を定量化できると考える. ただし, 3章で検討した信頼性解析はSHM情報を前提としており, 比較のためには定義を別途統一する必要がある.

橋梁の維持管理において確率論的リスクを含めてLCCを算定することは, リスクファイナンスへと研究成果を発展させることに寄与する. また, 本研究では対象ケーブルを1本としたが, リダンダンシー解析によってケーブルごとのモニタリング効果が定量化されることで, 重要性の高い部材にSHMを導入することが可能となる.

さらに, ケーブル腐食率のベイズ更新アルゴリズムを応用することで, 劣化曲線のリアルタイムアップデートも実現できると考える. 劣化速度が速い場合は, 状態空間モデルの状態方程式にトレンド項を加えたローカル線形トレンドモデルが有用であると考えられる. 一方で, 実際の劣化は緩やかであるため, 腐食率の事後分布のMAP推定値に対して時系列解析を行なう手法を検討している.

参考文献

- 1) Jiang, W. J. and Kim, C. W.: Ambient vibration-based cable tension monitoring and uncertainty analysis in cable-stayed bridge from a fully probabilistic perspective, Engineering Structures 328, 2025.
- 2) 古田均, 小尻利治, 宮本文徳, 秋山孝正, 大野研, 背野康英: ファジィ理論の土木工学への応用, 森北出版, 1992.

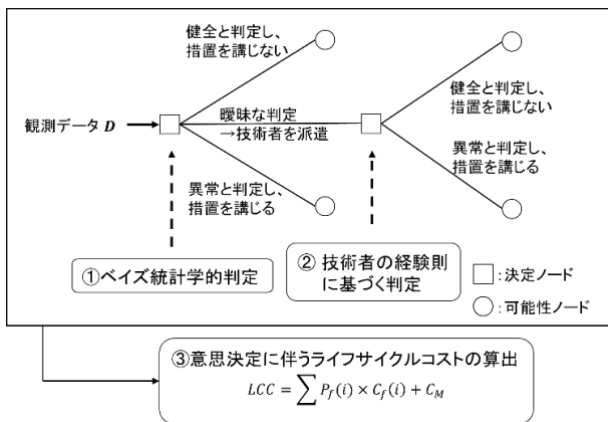


図1 SHMと技術者判断を融合した意思決定枠組みの概要

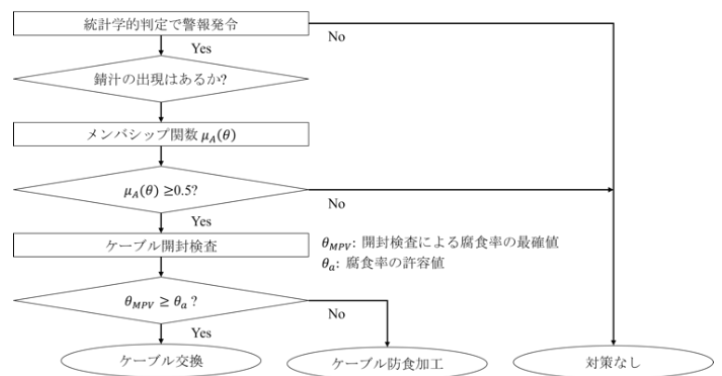


図3 ファジィ理論を用いた技術者判定のモデル化の概要

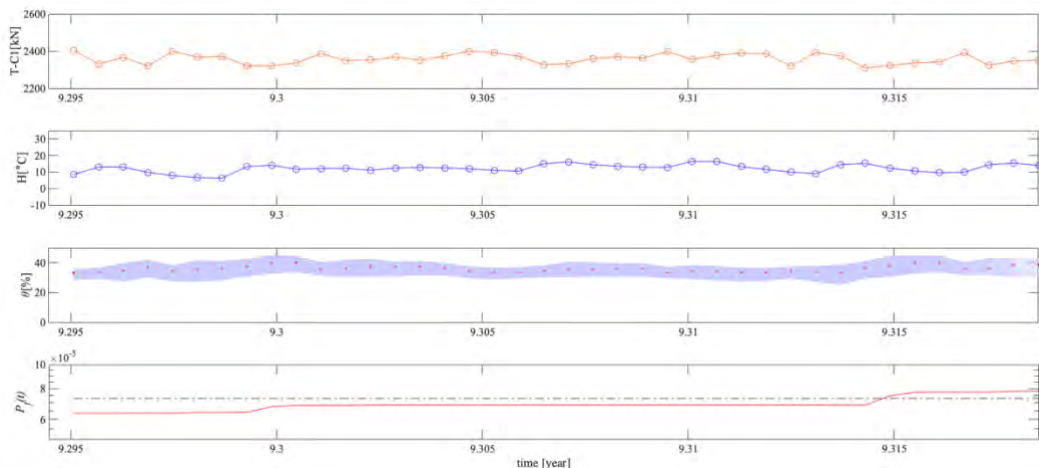


図2 ベイズ更新を利用した信頼性解析に基づく統計学的判定のシミュレーション結果の一部抜粋