橋梁点検データを用いた 統計的劣化予測の実務的意思決定問題への適用

安藤 由弥[1]・小濱 健吾[2]・福田泰樹[3]・笹井 晃太郎[4]・貝戸 清之[5]

[1]学生会員　大阪大学大学院博士前期課程 工学研究科地球総合工学専攻（〒565-0871 吹田市山田丘 2-1）
E-mail: y.ando@civil.eng.osaka-u.ac.jp

[2]正会員　大阪大学特任准教授 大学院工学研究科 NEXCO 西日本高速道路学共同研究講座（〒565-0871 吹田市山田丘 2-1）
E-mail: k-obama@civil.eng.osaka-u.ac.jp

[3]正会員　西日本高速道路株式会社 技術本部 技術環境部 構造技術課（〒530-0051 大阪市北区堂島 1-6-20）
E-mail: t.fukuda.ac@w-nexco.co.jp

[4]正会員　大阪大学特任研究員 大学院工学研究科 地球総合工学専攻（〒565-0871 吹田市山田丘 2-1）
E-mail: k.sasai@civil.eng.osaka-u.ac.jp

[5]正会員　大阪大学准教授 大学院工学研究科 地球総合工学専攻（〒565-0871 吹田市山田丘 2-1）
E-mail: kaito@ga.eng.osaka-u.ac.jp

高度経済成長期に建設された橋梁の老朽化が進行しており，それらに対する維持管理が重要視されている．橋梁マネジメントにおいては，一般的に目視・打音検査による点検データに基づいた補修計画が策定される．現状としては，劣化が進行した健全度Ⅲ判定の橋梁に関してはすでに補修計画が定められている．しかしながら，近年における橋梁の劣化の進行状況を踏まえると，予防保全の観点から合理的に健全度Ⅰ，Ⅱ判定の橋梁に対して補修優先順位を定め，順次Ⅲ判定となる橋梁を減少させることが重要である．そこで，本研究では混合マルコフ劣化ハザードモデル，決定木分析，劣化シミュレーションを行うことで健全度Ⅰ，Ⅱ判定の橋梁がⅢ判定相当となる劣化確率を算出し，それらの比較により補修優先順位を決定する手法を構築する．最後に，実橋梁点検データの適用事例を示すことで提案手法の検討を行う．

Key Words: *inspection data, repair priorities, mixed Marcov hazard model,deterioration simulation, decision tree*

1. はじめに

近年，高度経済成長期に建設された橋梁の老朽化が進行しており，それらの維持管理が重要視されている [1]．一般的に，橋梁マネジメントにおいては目視・打音を基本とした点検データを活用し，健全度判定（Ⅰを最も良好な状態）に基づいた補修計画が策定される．現状としては，劣化が進行した健全度Ⅲ判定の橋梁に関してはすでに補修計画が定められている． しかしながら，近年における橋梁の劣化の進行状況を踏まえると，予防保全の観点から合理的に健全度Ⅰ，Ⅱ判定の橋梁に対して補修優先順位を定め，順次健全度Ⅲ判定となる橋梁を減少させることが重要である．

橋梁をはじめとした多種多様な部材で構成される複雑な構造物を対象として意思決定を行う場合には 2 つのアプローチが考えられる．1) 各部材の劣化・損傷が進展する過程を詳細に明示し，それらを集約化することで構造物全体の安全性に影響を及ぼす過程をモデル化する 2)構造上重要で劣化が迅速に進展する特定の部材に着目し，劣化・損傷が進展する過程をモデル化する．前者は，過去に複雑な構造システムのリスク過程を表現する手法としてフォルト・ツリー分析が提案された例がある [2),3)]．フォルトツリーを構築することで各部材の劣化リスクと構造物全体の劣化リスクを論理的に把握することができる．しかしながら，各種部材における点検データが不足していた場合は，フォルトツリーの構築が困難となりリスク分析が行えない．一方，後者は重要な部材に焦点を当て，その詳細な劣化過程のモデル化ができる利点がある．例えば本研究で分析対象となる桁端部の部材はさらに主桁端部，床版端部といった細分化が行われることから，これら部材の詳細な劣化分析が可能となる．

橋梁の桁端部は，支承を介して活荷重を下部構造に伝える重要な位置にあり，橋台や隣接する桁との遊間を確保するために温度伸縮に追従する伸縮装置が設置されて

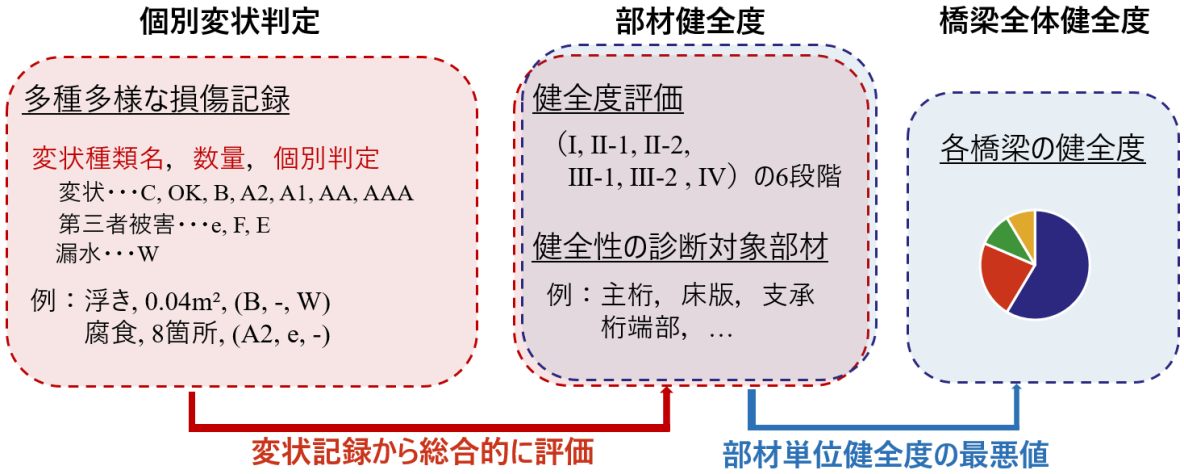


図-1　健全度判定フロー

いる．一方で，橋梁部材の中でも桁端部は，桁中央部や他の部材と比較すると相対的に劣化速度が速い [4]．これは，桁端部の直上に設置される伸縮装置，あるいは止水材からの漏水の影響が大きいためであると考えられる．このように，桁端部は橋梁の安全性および耐久性に大きな影響を与えることから重要部材であるといえる．

以上の問題意識のもと，本研究では健全度Ⅰ，Ⅱ判定の橋梁を対象として合理的な補修を行うための手法を提案する．ただし，このとき対象橋梁の構造安全性に影響を及ぼす部材を桁端部に特定化する．さらに，任意期間後に桁端部の健全度がⅢ相当となる確率を劣化確率と定義する．以下，2.で本研究の基本的な考え方を述べる．3.で橋梁地域-部材（桁端部に分類される部材）の健全度が低下する確率の算出方法について述べる．4.では，観測下の変状を対象とした橋梁ごとの劣化シミュレーションおよび橋梁の劣化確率を算出方法について述べる．5.では実橋梁データを用いた適用事例から，本研究で提案する手法の実用化への可能性を示す．

2.　本研究の基本的な考え方

(1)　既往研究の概要

アセットマネジメントにおける劣化予測を目的として蓄積された点検ビッグデータから劣化過程をモデル化する統計的劣化予測モデルが発展している．なかでも，マルコフ劣化ハザードモデルの開発により，多段階の離散的な健全度で評価された点検データを用いた劣化過程のモデル化が可能となった [5]．また，小濱等は社会基盤施設の個々が有する異質性を表現することが可能である，混合マルコフ劣化ハザードモデルを提案している [6]．個別ハザード率を，異質性パラメータと標準ハザード率の積として定義することにより個々の社会基盤構造物に対しミクロな劣化評価を可能にした．

機械学習や深層学習を用いた健全度評価システムの構築には，道路路面やコンクリート構造物を対象として数々の研究がなされている [7,8]．画像データおよび点検データの詳細な情報を学習させ分類器を構築することにより健全度評価の標準化が図られ，評価におけるバイアスが極めて小さくなっている．

(2)　橋梁の健全度判定

本研究で分析対象となる橋梁は，5 年に 1 回の頻度で定期点検を実施することを基本としている．さらに，定期点検においては目視・打音点検を基本として橋梁の健全性を評価する健全度判定が行われる．現状これらの評価は人間が実施している．

橋梁の健全度判定フローを図-1 に示す．橋梁の健全度判定は構造物単位健全度と部材単位健全度に大別される．前者は橋梁全体の健全性を示し，補修計画の策定において用いられる指標である．一般的に部材単位健全度の最悪値として与えられる．後者は桁端部，下部工等の橋梁をより詳細な部材単位で評価するものである．部材単位健全度のもとには点検記録の最小単位である個別変状判定があり，これらの記録状況を管理者が総合的に評価することで部材単位健全度が与えられる．

本研究では，桁端部の劣化予測をより詳細に行うために，点検記録の最小単位である個別変状判定の記録を用いる．しかしながら，ここで個別変状判定と部材健全度判定の対応関係を明確に示す必要性が生まれる．これまでは管理者の暗黙知に頼り健全度判定が行われていた面の形式化を図るため，本研究では機械学習手法である決定木を用いる．点検データから個別変状判定と部材単位健全度の対応関係を学習することで，決定木はシミュレーション結果が健全度Ⅲ判定相当であるかを判定する分類器として役割を果たす．

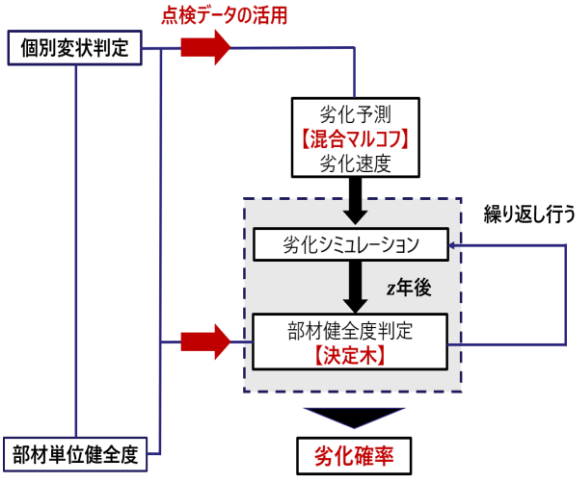


図-2　分析フロー

(3)　本モデルの実務的意思決定への適用

提案手法では橋梁点検データを活用し，伸縮装置の補修優先順位および補修時期を提案する実務的意思決定へ反映させることが可能である．伸縮装置の効果的な補修を行うことで桁端部の劣化を予防し，今後健全度がⅢ判定となる橋梁の減少が期待される．

本研究の分析フローを図-2 に示す．まず，個別変状判定の点検データを活用し，混合マルコフ劣化ハザードモデルにより桁端部に生じる変状の劣化速度を推定する．次に個別変状判定と部材単位健全度の点検データを用いて，Ⅲ判定を識別する決定木を構築する．これらの推定・学習結果および橋梁ごとの最終点検記録を用いて，任意期間後の劣化シミュレーションを行い桁端部の健全度がⅢ判定相当となる劣化確率を算出する．このような，劣化シミュレーションを実施し，劣化状況を機械学習の分類器を通じて健全度を判定する手法は筆者の知る限り過去にない．

3.　点検データを用いた分析手法

3.1　混合マルコフ劣化ハザードモデル

(1)　グループの概要

本研究における実証分析の対象となる橋梁部材は，構造，負荷条件等から各部材ごとに異なる劣化過程が考えられる．さらに，地域ごと異なる環境条件が存在することから，これらも橋梁部材の劣化過程に影響を与えることが考えられる．したがって，劣化過程を評価するグループ単位を「地域-部材」とし，詳細については図-3 に示す．ここでの地域は各橋梁の管理事務所ごと，部材は桁端部の 5 つの詳細部材でグルーピングを行うことで構造，環境条件等による劣化速度の差異を確認することが可能となる．

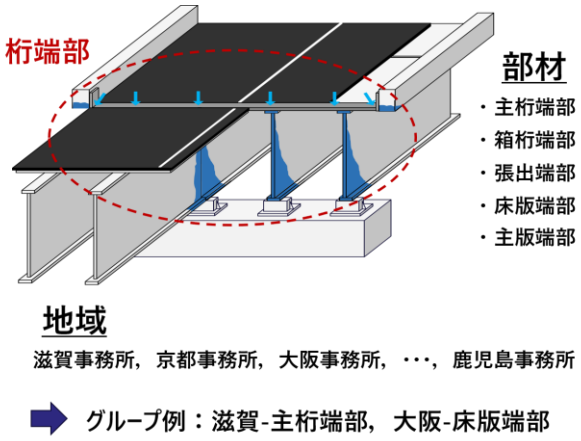


図-3　地域-部材グループ

(2)　マルコフ確率モデル

地域-部材グループ$k(k=1,\cdots,K)$に属する変状$l_k(l_k=1,\cdots,L_k)$の劣化過程をマルコフ推移確率モデルを用いて表現する．いま，2 つの時刻間における健全度間の推移状態について，時刻$\tau_A^{l_k}$における健全度を状態変数$h(\tau_A^{l_k})$を用いて表す．時刻$\tau_A^{l_k}$における健全度が$i(i=1,\cdots,I)$であれば$h(\tau_A^{l_k})=i$と表せる．マルコフ推移確率は，時刻$\tau_A^{l_k}$で観測された健全度$h(\tau_A^{l_k})=i$を与件とし，将来時点（例えば$\tau_B^{l_k}$）において健全度$h(\tau_B^{l_k})=j$が生起する条件付推移確率としてすなわち，

$$\mathrm{Prob}\left[h(\tau_B^{l_k})=j \middle| h(\tau_A^{l_k})=i\right]=\pi_{ij}^{l_k} \tag{1}$$

と表せる．このような推移確率を健全度ペア(i,j)に対して求めれば，マルコフ推移確率

$$\boldsymbol{\Pi}^{l_k}=\begin{pmatrix}\pi_{11}^{l_k} & \cdots & \pi_{1I}^{l_k}\\ \vdots & \ddots & \vdots\\ 0 & \cdots & \pi_{II}^{l_k}\end{pmatrix} \tag{2}$$

を定義できる．マルコフ推移確率は 2 つの時点$\tau_A^{l_k}$，$\tau_B^{l_k}$の間において生じる推移確率を示したものであり，対象とする検査間隔が異なれば推移確率の値は異なる．補修がない限り常に劣化が進行するため，$\pi_{ij}^{l_k}=0(i>j)$を満たす上三角行列が成立する．また，推移確率の定義より$\sum_{j=i}^{I}\pi_{ij}^{l_k}=1$が成立する．すなわち，マルコフ推移確率に関して，

$$\begin{cases}\pi_{ij}^{l_k}\geq 0\ (i,j=1,\cdots,I)\\ \pi_{ij}^{l_k}=0\ (i>j\text{の時})\\ \displaystyle\sum_{j=i}^{I}\pi_{ij}^{l_k}=1\end{cases} \tag{3}$$

が成立しなければならない．状態Iは，補修のない限りマルコフ連鎖における吸収状態であり，$\pi_{II}^{l_k}=1$が成立する．なお，マルコフ推移確率は過去の劣化履歴とは独立して定義される．マルコフ劣化モデルでは，健全度が$i-1$からiに推移した時刻に関わらず，検査時刻$\tau_A^{l_k}$から検査時刻$\tau_B^{l_k}$の間に推移する確率は時刻$\tau_A^{l_k}$における健全

度のみに依存するという性質（マルコフ性）を仮定している．

⑵ 混合マルコフ劣化ハザードモデルの定式化

分析対象とする変状を K の地域-部材グループに分割する．K 地域-部材グループ k $(k = 1,\cdots,K)$は，合計 L_k の変状で構成されている．地域-部材グループ k に固有なハザード率の異質性を表すパラメータ ε^k を導入する．このとき，地域-部材グループ k の変状 l_k $(l_k = 1,\cdots,L_k)$の健全度 i $(i = 1,\cdots,I-1)$のハザード率を，個別ハザー ド率

$$\lambda_i^{l_k} = \tilde{\lambda}_i^{l_k}\varepsilon^k \quad (i = 1,\cdots,I-1; k = 1,\cdots,K; l_k = 1,\cdots,L_k) \tag{4}$$

を用いて表す．ここに，$\tilde{\lambda}_i^{l_k}$ は，地域-部材グループ k の変状 l_k が有する健全度 i の平均的なハザード率（以下，標準ハ ザード率）である．異質性パラメータε_kは，地域-部材グループ k の標準ハザード率 $\tilde{\lambda}_i^{l_k}$からの乖離の程度を表す確率変数であり，$\varepsilon^k \geq 0$ が成立すると仮定する．異質性パラメー タ$\varepsilon^k \geq 1$であり，かつ ε^kの値が大きくなるほど，当該部材変状グループ k に含まれる全ての変状の劣化速度が，標準ハザード率に対して大きいことを表す．式 (3) において，全ての健全度のハザード率に，同一の確率変数 ε^kが含まれることに留意して欲しい．これにより，ある健全度において劣化速度が大きい場合，他の健全度の劣化速度も相対的に大きくなることを表すことができる．いま，異質性パラメータ ε^kがガンマ分布 $f(\varepsilon^k|\alpha,\eta)$

$$f(\varepsilon^k|\alpha,\eta) = \frac{1}{\eta^\alpha \Gamma(\alpha)}(\varepsilon^k)^{\alpha-1}\exp\left(-\frac{\varepsilon^k}{\eta}\right) \tag{5}$$

から抽出された確率標本であると考える．ガンマ分布 $f(\varepsilon^k|\alpha,\eta)$の平均は $\alpha\eta$ で，分散は $\alpha\eta^2$ である．また，$\Gamma(\cdot)$はガンマ関数である．さらに，平均 1，分散$1/\phi$のガンマ分布の確率密度関数$\bar{g}(\varepsilon^k|\phi)$は，

$$\bar{g}(\varepsilon^k|\phi) = \frac{\phi^\phi}{\Gamma(\phi)}(\varepsilon^k)^{\phi-1}\exp(-\phi\varepsilon^k) \tag{6}$$

と表される． ここで，地域-部材グループ $k(k = 1,\cdots,K)$の異質性パラメータ ε^kの値を$\bar{\varepsilon}^k$に固定する．このとき，地域-部材グループ k のある変状 l_kの健全度 i の寿命が $y_i^{l_k}$以上となる確率$\tilde{F}_i(y_i^{l_k})$は，式 (4) に示す指数ハザード率を用いて

$$\tilde{F}_i(y_i^{l_k}) = \exp(-\tilde{\lambda}_i^{l_k}\bar{\varepsilon}^k y_i^{l_k}) \tag{7}$$

と書き換えることができる．さらに，地域-部材グループ k の変状 l_k の第 1 回目の点検時刻$\tau_A^{l_k}$において健全度が i と判定され，次の点検時刻 $\tau_B^{l_k}=\tau_A^{l_k}+z^{l_k}$においても健全度が i と判定される確率$\pi_{i,i}(z^{l_k}|\bar{\varepsilon}^k)$は，

$$\pi_{i,i}(z^{l_k}|\bar{\varepsilon}^k) = \exp(-\tilde{\lambda}_i^{l_k}\bar{\varepsilon}^k z^{l_k}) \tag{8}$$

となる．また，点検時刻$\tau_A^{l_k}$と$\tau_B^{l_k}=\tau_A^{l_k}+z^{l_k}$の間で健全度が i から $j(>i)$ に推移するマルコフ推移確率 $\pi_{i,j}(z^{l_k}|\bar{\varepsilon}^k)$は，式(4)より，

$$\pi_{i,j}(z^{l_k}|\bar{\varepsilon}^k) = \sum_{s=i}^{j}\prod_{m=i,\neq s}^{j-1}\frac{\tilde{\lambda}_m^{l_k}}{\tilde{\lambda}_m^{l_k}-\tilde{\lambda}_s^{l_k}}\exp(-\tilde{\lambda}_s^{l_k}\bar{\varepsilon}^k z^{l_k}) = \sum_{s=i}^{j}\psi_{i,j}^s(\tilde{\boldsymbol{\lambda}}^{l_k})\exp\left(-\tilde{\lambda}_s^{l_k}\bar{\varepsilon}^k z^{l_k}\right) \tag{9}$$

$(i = 1,\cdots,I-1; j = i+1,\cdots,I; k = 1,\cdots,K)$

と表すことができる．ただし，$\tilde{\boldsymbol{\lambda}}^{l_k} = (\tilde{\lambda}_1^{l_k},\cdots,\tilde{\lambda}_{I-1}^{l_k})$ である．また，$\psi_{i,j}^s(\tilde{\boldsymbol{\lambda}}^{l_k})$は

$$\psi_{i,j}^s(\tilde{\boldsymbol{\lambda}}^{l_k}) = \prod_{m=i,\neq s}^{j-1}\frac{\tilde{\lambda}_m^{l_k}}{\tilde{\lambda}_m^{l_k}-\tilde{\lambda}_s^{l_k}} \tag{10}$$

となり，標準ハザード率のみの関数で表される．また，$\pi_{i,I}(z^{l_k}|\bar{\varepsilon}^k)$に関しては，

$$\pi_{i,I}(z^{l_k}|\bar{\varepsilon}^k) = 1-\sum_{j=i}^{I-1}\pi_{i,j}(z^{l_k}|\bar{\varepsilon}^k) \tag{11}$$

と表すことができる．つぎに，パラメータε^kがガンマ分布，式 (6) に従って分布する場合を考える．まず，健全度 i の寿命が $y_i^{l_k}$以上となる確率は，式(8) を用いて

$$\tilde{\pi}_{i,i}(z^{l_k}) = \int_0^\infty \pi_{i,i}(z^{l_k}|\bar{\varepsilon}^k)\,\bar{g}(\varepsilon^k|\phi)d\varepsilon^k \tag{12}$$

と表すことができる．マルコフ推移確率 $\tilde{\pi}_{i,i}(z^{l_k})$はハザード率の確率分布を考慮した点検間隔 z^{l_k}の平均的なマルコフ推移確率を表している．同様に点検間隔z^{l_k}の下で健全度 i から健全度 j へ推移する平均マルコフ推移確率は，

$$\tilde{\pi}_{i,j}(z^{l_k}) = \int_0^\infty \pi_{i,j}(z^{l_k}|\bar{\varepsilon}^k)\,\bar{g}(\varepsilon^k|\phi)d\varepsilon^k \tag{13}$$

と表される．

⑶ 点検データとハザード率

地域-部材グループ $k(k = 1,\cdots,K)$ に属する変状 l_k $(l_k = 1,\cdots,L_k)$ に関して 2回の目視点検が実施されたと考える．3. (2) と同様に，目視点検が実施されたカレンダー時刻を $(\tau_A^{l_k},\tau_B^{l_k})$ と表す．ただし，$\tau_A^{l_k}$は第 1 回の目視点検時刻であり，$\tau_B^{l_k}$ は第 2回目の実施時刻である．地域-部材グループ k に含まれる変状 l_k の点検サンプルには，第 1 回目の目視点検から第 2 回目の目視点検が実施された時刻までの期間長 $\bar{z}^{l_k}$と，これら2回の目視点検で観測された変状の健全度 $\bar{g}(\tau_A^{l_k})$，$\bar{g}(\tau_B^{l_k})$に関する情報が記載されている．記号「¯」は，実測値であることを意味している．点検時点における健全度に基づいて，ダミー変数 $\bar{\delta}_{i,j}^{l_k}(i = 1,\cdots,I-1, j = i,\cdots,I; k = 1,\cdots,K; l_k = 1,\cdots,L_k)$を

$$\bar{\delta}_{i,j}^{l_k} = \begin{cases} 1 & \bar{g}(\tau_A^{l_k}) = i, \bar{g}(\tau_B^{l_k}) = j\text{のとき} \\ 0 & \text{それ以外のとき} \end{cases} \tag{14}$$

と定義する．さらに，ダミー変数ベクトルを $\bar{\boldsymbol{\delta}}^{l_k} = (\bar{\delta}_{1,1}^{l_k},\cdots,\bar{\delta}_{I-1,I}^{l_k})$，変状の劣化速度に影響を及ぼす環境条件を表す特性行ベクトルを $\bar{\boldsymbol{x}}^{l_k} = (\bar{x}_1^{l_k},\cdots,\bar{x}_M^{l_k})$ と表す．ただし，$\bar{x}_w^{l_k}$ $(w = 1,\cdots,W)$ は地域-部材グループ k，変状 l_k の点検サンプルの m 番 目の説明変数に関する期間

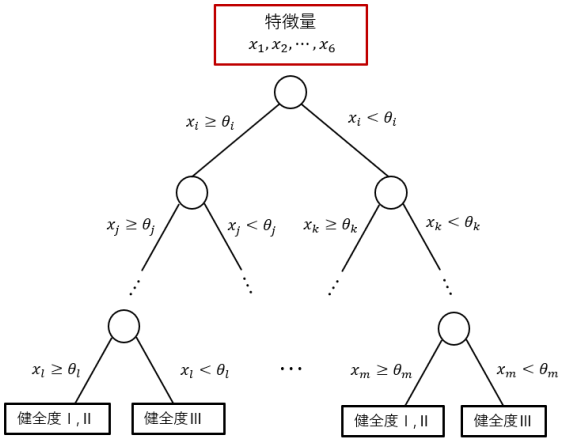


図-4 決定木

$[\tau_A^{l_k}, \tau_B^{l_k})$における観測値を表す．また第 1 番目の説明変数は定数項に該当する変数であり，恒等的に$x_1^{l_k} = 1$である．地域-部材グループkに属する変状l_kの点検サンプルが有する情報を$\Theta^{l_k} = (\bar{\delta}^{l_k}, \bar{z}^{l_k}, \bar{x}^{l_k})$と表す．また，目視点検データ全体を$\Xi$と表す． さらに，変状$l_k$の点検サンプルの期間$[\tau_A^{l_k}, \tau_B^{l_k})$における劣化過程を個別ハザード率$\lambda_i^{l_k} = \tilde{\lambda}_i^{l_k}\varepsilon^k \ (i = 1, \cdots, I-1)$を用いて表現する．健全度$I$はマルコフ連鎖の吸収状態であり，$\pi_{I,I} = 1$が成立するためにハザード率$\tilde{\lambda}_I^{l_k}$は必然的に$\tilde{\lambda}_I^{l_k} = 0$となる．劣化過程を特徴づける標準ハザード率$\tilde{\lambda}_i^{l_k}(i = 1, \cdots, I-1; k = 1, \cdots, K)$は変状の特性ベクトルに依存して変化すると考え，標準ハザード率$\tilde{\lambda}_i^{l_k}$を特性ベクトルx^{l_k}を用いて，

$$\tilde{\lambda}_i^{l_k} = \exp(x^{l_k}\beta_i') \tag{15}$$

と表す．ただし，$\beta_i = (\beta_{i,1}, \cdots, \beta_{i,W})$は未知パラメータ$\beta_{i,w}\ (w = 1, \cdots, W)$による行ベクトル，記号「′」は転置操作を表す．また，$x_1^{l_k} = 1$より，$\beta_{i,1}$は定数項を表す．なお，本研究においては，標準ハザード率に特性ベクトル（劣化に対する説明変数）として凍結融解防止剤を考慮し標準ハザード率を表現して，劣化要因の影響は異質性パラメータ値に反映させることとする．また，本研究では，未知パラメータ$(\beta, \phi, \varepsilon)$を階層ベイズ推計するが，具体的な方法論については参考文献[10]を参照されたい．さらに，地域-部材グループkを構成する変状l_kごとの推計結果を平均化した標準ハザード率$\lambda_i^k\ (i = 1, \cdots, I-1)$を

$$\tilde{\lambda}_i^k = \frac{1}{L_k}\sum_{l_k=1}^{L_k}\tilde{\lambda}_i^{l_k} \tag{16}$$

と定義する．このとき，地域-部材グループkの平均的ハザード率は$\lambda_i^k = \tilde{\lambda}_i^k\varepsilon^k$と表される．また，各劣化状態における期待寿命（任意の健全度における滞在時間）は

$$ET_i^k = \int_0^\infty d\tilde{F}_i\left(y_i^k\right) = \frac{1}{\tilde{\lambda}_i^k} \tag{17}$$

と表される．初期時点（あるいは直近の補修時点）から，健全度$i(i = 2, \cdots, I)$に進展するまでに要する平均的所要時間$E[T](i)$は

$$E[T](i) = \sum_{j=1}^{i}\frac{1}{\tilde{\lambda}_j^l} \tag{18}$$

と定義でき，これを期待劣化パスと呼ぶ．

3.2 決定木

本研究では教師あり機械学習である決定木により，劣化シミュレーション結果から各橋梁の構造物単位健全度がⅢ相当であるかを判定する．教師あり機械学習とは，あらかじめ人間が用意した入力と出力の組み合わせを訓練データとして与え，入出力の関係を学習することで新しく与えた入力に対して出力を予測する機械学習法である[10]．本研究では，桁端部（主桁端部，床版端部等）の個別変状判定と部材単位健全度の対応関係を事前に学習し，劣化シミュレーションに対しての分類器として用いる．ここで，桁端部は他の部材に対し劣化速度が速い特性および一般的に部材単位健全度の最悪値を橋梁の構造物単位健全度としていることから，桁端部の部材健全度がⅢ判定となった際は，当該橋梁の構造物単位健全度がⅢであることを仮定している．決定木は，ある基準に基づいてデータの分割を繰り返し，複雑な識別境界を得ることが可能である．また，一般に分類問題および回帰問題を対象としたノンパラメトリックモデルであるため，あらゆる問題に適用可能であることが知られている．本研究では分類問題を扱うため，以下では分類問題に限定した説明を行う．

図-4 に示すように，入力として特徴量ベクトル$\boldsymbol{x} = (x_1, \cdots, x_J)$を特徴量$x_j$と閾値$t_m$の大小関係により，各領域に特定のクラスを割り当てることで分類を行う．ノードmの分割規則を構成する際に，これらすべての点を不純度で評価する．ここで，不純度とはどれだけクラスの観測値が混ざっているかを表す指標である．決定木は，不純度の減少量が最大となるように分岐を行い，作成したツリーにより推論を行う．いま，ノードmにおいて候補となる特徴量と閾値の組み合わせ$\theta = (x_j, t_m)$により，データQ_mをQ_m^{left}とQ_m^{right}に分割する．

$$Q_m^{left}(\theta) = \{(\boldsymbol{x}, C) | x_j \leq t_m\} \tag{20}$$

$$Q_m^{right}(\theta) = Q_m \setminus Q_m^{left}(\theta) \tag{21}$$

本手法では決定木の学習方式として CART(classification and regression tree)[11]を用いており，CART では不純度としてジニ不純度が推奨されている．ノードmにおいて，i番目のクラス$C_n(n = 1, \cdots, N)$のデータが選択される確

表-1 分析対象となる個別変状判定

判定区分	定義
A1	変状があり，早期に措置が必要な状態
A2	変状があり，適切な時期に措置を行うことが望ましい状態
B	変状があり，変状の進行状態を継続的に監視する必要がある状態

率を$P(C_n|m)$とすると，ジニ不純度$L(Q_m)$は

$$L(Q_m) = \sum_{n=1}^{N} P(C_n|m)\,(1 - P(C_n|m)) \qquad (22)$$

と表すことができる．さらに分割後の不純度

$$L(Q_m, \theta) = \frac{n_m^{left}}{n_m} L\left(Q_m^{left}(\theta)\right) + \frac{n_m^{right}}{n_m} L\left(Q_m^{right}(\theta)\right) \qquad (23)$$

を推計する．ここで，分割後のサンプル数をn_m，分割後のサンプル数をそれぞれn_m^{left}，n_m^{right}と表している．さらに，最適な特徴量と閾値のペア$\hat{\theta}$を決定する関数を

$$\hat{\theta} = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}}\, L(Q_m, \theta) \qquad (24)$$

で定義する．分割後の不純度最小化に基づき，各ノードに対して入力ベクトルごとに考え得る$\hat{\theta}$を決定することで木が成長する．本手法を用いることで，所与のデータから適切に分類することが可能になる．しかしながら，ここに示した学習法によれば，学習データを完全に分けるまで分割を進めるため，過学習の問題が生じる．本研究では，木の最大深さを調節し，過学習を防ぐことにした．

4. 劣化確率の算出

(1) 劣化シミュレーション

地域-部材グループ$k(1,\cdots,K)$の損傷を対象として，任意期間後の劣化状況をシミュレーションにより確認する．シミュレーションはモンテカルロ法により行う．モンテカルロ法では，乱数を用いて数値のばらつきを疑似的に発生させ，変数の近似解を得ることで推定値を求めることが可能である．シミュレーションは 3.で述べた混合マルコフ劣化ハザードモデルのマルコフ推移確率に基づき，任意時点の健全度iからz後に次期健全度jとなる推移確率$\mathbf{\Pi}^k = \left[\pi_{ij}^k(z)\right]$を用いて行う．

いま，地域-部材グループkに属する損傷$l_k(l_k = 1,\cdots,L_k)$において，時刻$\tau_A^{l_k}$で観測された健全度$h(\tau_A^{l_k})$を与件とし，将来時点$\tau_B^{l_k} = \tau_A^{l_k} + z$における健全度を$h(\tau_B^{l_k})$と表す．ここで，$z(z = 1,\cdots,Z)$は任意の時間幅を示す．一様分布に従う乱数$r \in [0,1]$を発生させ，

$$\sum_{s=h(\tau_A^{l_k})}^{\theta_l - 1} \pi_{h(\tau_A^{l_k}),s}^k < r \le \sum_{s=h(\tau_A^{l_k})}^{\theta_l} \pi_{h(\tau_A^{l_k}),s}^k \qquad (19)$$

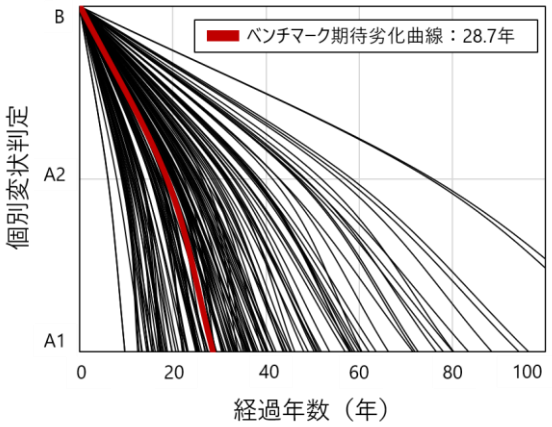


図-4 混合マルコフ劣化ハザードモデルによる分析結果

表-2 パラメータ推計結果

個別変状判定	β_iの推定量	
	定数項	凍結融解防止剤
B	-2.768 (-2.721,-2.813) -1.918	-
A2	-2.415 (-2.346,-2.481) 0.860	-1.417 (1.194,1.631) -0.907
ϕ	9.847 (9.682,10.014) 0.155	

を満たす場合，任意の時間幅で健全度は$h(\tau_A^{l_k})$から$h(\tau_B^{l_k}) = \theta_l$へ推移したとみなす． 最終点検により観測された桁端部の損傷記録を用いて，任意期間後に劣化が進行するかを橋梁ごとに劣化シミュレーションを行う．

(2) 劣化確率

本研究では劣化確率を桁端部の部材単位健全度Ⅲ相当となる確率，すなわち橋梁の構造物単位健全度Ⅲ相当となる確率と定義する．確率として算出する理由に関しては，各橋梁の劣化過程の不確実性を考慮するためである．さらに，乱数を用いるため，一度の劣化シミュレーションでは結果の妥当性が担保されない．したがって，シミュレーションは各橋梁の劣化確率が収束するまで繰り返し行うこととする．

5. 適用事例

(1) 混合マルコフ劣化ハザードモデル

実際の橋梁点検データを用いることで実証分析を行った．混合マルコフ劣化ハザードモデルにより，22,329 件の 2 時期点検データから地域-部材 142 グループの劣化速

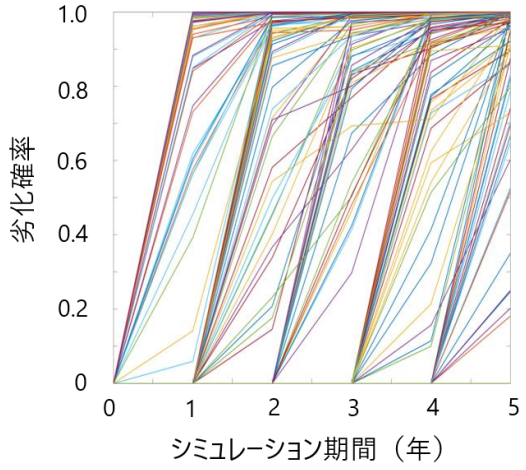


図-5　1,183 橋梁の劣化確率の推移

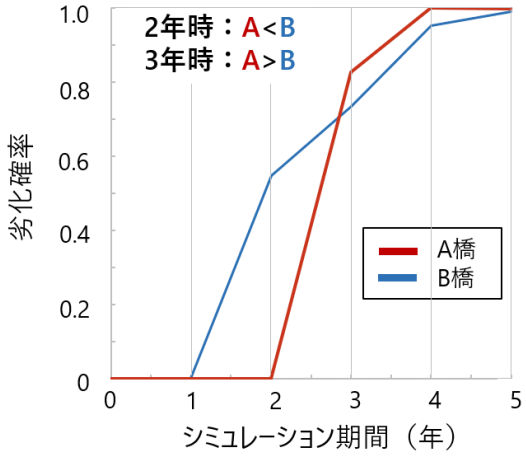


図-6　2 橋梁に着目した劣化確率の推移

度の異質性を推定した．2 時期点検データは，2014 年から 2021 年にかけて実施された全 1,215 橋梁の変状が記録されている．推定を行うにあたり，補修の実施や点検誤差などの理由により，個別変状判定が前回の点検時点より回復しているサンプルを除外した．さらに，個別変状判定 AA と AAA 判定においては，サンプル数が極めて少ないためこれらを統一し，A1 以上の判定をマルコフ連鎖の吸収状態とした．異質性パラメータとして推定する全 142 グループの劣化パスを**図-4** に示す．

階層ベイズ推計によるパラメータ推定結果を**表-2** に示す．個別変状判定は 3 段階（B，A2，A1 以上）を対象としているため，A1 以上の状態を除く 3 つの個別変状判定に対して混合マルコフ劣化ハザードモデルを定義できる．標準ハザード率の説明変数として，凍結融解防止剤の年平均散布量(t)を採用している．これらの最大値を 1 として 0～1 の値で正規化を行い導入した結果，A2 のランクにおいて優位水準 5%の Geweke 検定で棄却されず，符号条件を満足し，かつ事後分布の 90%信頼区間$(\overline{\theta},\underline{\theta})$に 0 を含まない（説明性を有する）ことが確認できた．以上の手順で推定した混合マルコフ劣化ハザードモデルのパラメータの事後分布の期待値$\hat{\beta},\hat{\phi}$,90%信頼区間，および Geweke 検定統計量を示す．ギブスサンプリングによるサンプル発生数に関しては$\underline{n}=5{,}000$，$\overline{n}=15{,}000$とした．Geweke 検定統計量はいずれも優位水準 5%の閾値である 1.96 を下回っており，事後分布に収束していることがわかる．

⑵　決定木

劣化シミュレーションによる結果が桁端部の健全度Ⅲ判定に相当するかを決定木により分類する．1373 橋梁（80%訓練データ，20%テストデータ）を対象とし，個別変状判定 A2 および A1 の数と桁端部の部材単位健全度Ⅲの対応関係を学習した．本研究では決定木を構築するにあたり，過学習を防ぐためハイパーパラメータを最大深さを 6 として設定した．最大深さは分類における精度が最も高くなるよう設定する．テストデータにおける分類精度は 0.900 であり高い精度で分類が行われる．分類器として決定木を用いる理由として結果の可読性が高い点が挙げられる．各ノードにおける条件とルールを示すため，モデルが分割における判断をどのように下しているか確認するころができる．したがって，個別変状判定の内容により桁端部の部材健全度が分類される過程をトレースすることが可能である．結果，分類過程においてその妥当性を確認した．

⑶　橋梁ごとの劣化確率の算出

推定・学習結果を用いた劣化シミュレーションは任意期間後における橋梁の健全性を評価し，補修優先順位を決定する上で重要な役割を果たす．シミュレーション期間は最終点検から 5 年後までを対象とし，各橋梁の桁端部に対し 200,000 回行った．各シミュレーションによる劣化状況は決定木を用いて健全度判定を行い，Ⅲ判定相当となる確率を劣化確率とした．1,183 橋梁の劣化確率の変化を**図-5** に示す．すべての橋梁でシミュレーション期間が長くなるにつれ劣化確率が高くなることが確認される．また，橋梁ごとに劣化確率が上昇する年数は大きく異なることが確認される．理由として，最終点検における損傷の程度が影響していると考えられる．最終点検で軽度な損傷が見られる橋梁は劣化確率の上昇が遅く，重度の損傷が見られる橋梁は劣化確率が早く上昇する傾向にある．したがって，劣化シミュレーションは最終点検の損傷状況に依存し，部材-地域の劣化速度の差が劣化確率の差に反映されることが考えられる．

図-6 に，ある二つの橋梁に着目した劣化確率の推移を示す．結果より，2 年時を対象とした劣化確率においては B 橋が高い確率で劣化している一方，3 年以降を対

象とした場合はA橋の劣化確率が高くなっている．したがって，短期的な視点と長期的な視点では補修優先順位の決定方法に違いが生じる可能性が示唆されている．橋梁の補修に対する意思決定を行う際は，劣化確率の変化を把握し，適切な補修計画を策定する必要がある．

6. おわりに

本研究では，点検データを用いて健全度Ⅰ,Ⅱ判定の橋梁に対し補修優先順位を決定するための方法論を提案した．優先順位を決めるにあたって，他の橋梁部材と比べ劣化速度が速く重要部材である桁端部に焦点を当てた劣化分析を行った．具体的には混合マルコフ劣化ハザードモデルにより，桁端部に分類される個別変状の劣化速度を推定した．これより，任意期間後の損傷の劣化過程を追うことが可能となるため橋梁ごとの劣化シミュレーションを実施した．さらに，事前に桁端部に生じる個別変状判定と部材単位健全度の対応関係を学習した決定木を用いることで，劣化シミュレーションの後の劣化状況から健全度を判定した．本モデルの劣化確率を参照することにより，伸縮装置の補修優先順位や時期を確認することができるため補修計画の合理化が図れる可能性がある．

一方で，本研究に関して残された課題が存在する．本研究で紹介したモデルによれば，劣化シミュレーションにおいて任意期間zの間に新規発生する損傷を考慮できていない．観測された変状の他にも，対象部材には顕在化していない損傷が存在すると考えられる．橋梁ごとに任意期間z間の変状生起を判定し，その結果を劣化シミュレーションに反映させる手法を提案することにより，本課題は解決されるものと考えられる．さらに，決定木の特徴量の選択が課題である．現在はA1,A2の判定数のみに着目した分析を行っている．テストデータにおける分類精度は 0.900 であるが，精度をさらに高めることが望ましい．分類精度を向上させるためには，分類器として例えばニューラルネットワークを用いことが考えられる．ニューラルネットワークを用いることで，使用されていない損傷記録のさらなる詳細情報を特徴量として活用できるため分類における精度向上が期待される．

本研究では桁端部に限った分析を行った．今後，点検データがさらに貯蓄された場合は，加えて各種部材のデータを用いて同様に部材単位の劣化分析を行い，全部材の劣化確率からフォルトツリーを構成することも可能である．本研究を通じて明らかになった課題を踏まえた上で，本モデルのさらなる改良を重ねることが重要である．

参考文献

（1） 貝戸清之，阿部允，藤野陽三：実測データに基づく構造物の劣化予測，土木学会論文集，No.744/IV-61, pp.29-38, 2003. [Kaito, K., Abe, M. and Fujino, Y.: Prediction of Deterioration of Bridge Structures Based on Actual Inspection Data, Jornal of Japan Society of Civil Enginerrs, No.744/IV-61, pp.29-38, 2003.]

（2） 貝戸清之，金治英貞，小林寛，間嶋信博，大石秀雄，松岡弘大：目視点検データを用いたフォルト・ツリー分析に基づく長大橋の最適点検政策の決定手法，土木学会論文集 F4, Vol. 67, No. 2, pp.74-91, 2011. [Kaito, K., Kanaji, H., Kobayashi, H., Mashima, N., Ohishi, H. and Matsuoka, K.: Optimum Inspection Policy for Long Span Bridge Based on Fault Tree Analysis with Visual Inspection Data, Jornal of Japan Society of Civil Enginerrs F4, Vol.67, No.2, pp.74-91, 2011.]

（3） 貝戸清之，金治英貞，杉岡弘一，大石秀雄，松岡弘大：鋼材腐食ハイブリッド劣化予測とフォルト・ツリー分析を用いた長大橋の最適点検間隔，土木学会論文集 F4, Vol. 69, No. 2, pp.84-101, 2013. [Kaito, K., Kanaji, H., Sugioka, K., Ohishi, H. and Matsuoka, K.: Optimum Inspection Cycle of A Long Span Bridge Using The Hybrid Deterioration Prediction and Fault Tree Analysis, Jornal of Japan Society of Civil Enginerrs F4, Vol.69, No.2, pp.84-101, 2013.]

（4） 貝戸清之，小林潔司，水谷大二郎，二宮陽平，河合良治：桁端部の腐食に対する伸縮装置止水材の予防保全効果，土木学会論文集 F4, Vol. 77, No. 1, pp.96-114, 2021. [Kaito, K., Kobayashi, K., Mizutani, D., Ninomiya, Y. and Kawai, R.: Effect of Preventive Maintenance on Bridge Expansion Joints Against Corrosion at Steel Girder End Parts, Jornal of Japan Society of Civil Enginerrs F4, Vol.77, No.1, pp.96-114, 2021.]

（5） 津田尚胤，貝戸清之，青木一也，小林潔司：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，pp.69-82，2005. [Tsuda, Y., Kaito, K., Aoki, K. and Kobayashi, K.: Estimating Markovian Transition Probabilities for Bridge Deterioration Forecasting, Jornal of Japan Society of Civil Enginerrs, No.801, pp.69-82, 2005.]

（6） 小濱健吾，岡田貢一，貝戸清之，小林潔司：劣化ハザード率評価とベンチマーキング，土木学会論文集 A，Vol.64，No.4，pp.857-874，2008. [Obama, K., Okada, K., Kaito, K. and Kobayashi, K.: Diaggregated Hazard Rates Evaluation and Bench-Marking, Jornal of Japan Society of Civil Engineers A, Vol.64, No.4, pp.857-874, 2008.]

（7） 鈴木達也，西尾真由子：橋梁定期点検における部材損傷度判定への深層学習の適用に関する検討，土木学会論文集 F3，Vol.75，No.1，pp.48-59，2019. [Suzuki, T., and Nishio, M.: Application of Deep Learning to Damage

Level Determination of structural Members in The Bridge Inspection, Jornal of Japan Society of Civil Enginerrs F3, Vol.75, No.1, pp.48-59, 2019.]

（8） 蔵本直弥，全邦釘：決定木によるアスファルト舗装ひび割れの検出，土木学会論文集 A2，Vol.71，No.2，pp.823-830，2015. [Kuramoto, N., and Chun, P.: Detection of Pavement Crack from Image by Decision Tree Learning, Jornal of Japan Society of Civil Enginerrs A2, Vol.71, No.2, pp.823-830, 2015.]

（9） 貝戸清之，小林潔司，青木一也，松岡弘大：混合マルコフ劣化ハザードモデルの階層ベイズ推計，土木学会論文集 D3，Vol.68，No.4，pp.255-271，2012. [Kaito, K., Kobayashi, K., Aoki, K., and Matsuoka, K.: Hierarchical Bayesian Estimation of Mixed Markov Hazard Models, Jornal of Japan Society of Civil Enginerrs D3, Vol.68, No.4, pp.255-271, 2012.]

（１０） 秋山孝正，奥嶋政嗣：交通機関選択分析のためのファジィ決定木手法の比較検討，土木学会論文集 D，Vol.63 No.2, pp.145-157, 2007. [Akiyama, T. and Okushima, M.: Modal Choice Analysis with Fuzzy Decision Tree Approach, Jornal of Japan Society of Civil Engineers D, Vol.63, No.2, pp.145-157, 2007.]

（１１） Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A. and Stone, C. J.: Classification and Regression Trees, Wadsworth, 1984.