# 点検の効率化に向けた床版下面損傷度予測モデル

寇主銘[1]・安藤翠[2]・笹井晃太郎[3]・貝戸清之[4]

[1]学生会員　大阪大学大学院工学研究科 地球総合工学専攻（〒 565-0871 吹田市山田丘 2-1）
E-mail: z.kou@civil.eng.osaka-u.ac.jp
[2]正会員　阪神高速技術株式会社　保安マネジメント室（〒 550-0005 大阪市西区西本町 1 丁目 4-1 オリックス本町ビル）
E-mail: midori-ando@hex-eng.co.jp
[3]正会員　大阪大学特任研究員　大学院工学研究科（〒 565-0871 吹田市山田丘 2-1）
E-mail: k.sasai@civil.eng.osaka-u.ac.jp
[4]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

高速道路橋梁部の維持管理業務では，5 年に一度，近接目視による床版点検が実施されている．床版下面の近接点検は，高所作業車や足場の設置を必要とするため容易には実施できない．また，鋼板接着等の補強が施された RC 床版においては，補強鋼板の外観状況の確認はできるが，RC 床版下面は鋼板に覆われているため，損傷状態を目視で確認することは困難である．さらに，それら鋼板接着補強済 RC 床版に対し，たたき点検により補強鋼板の接着状況を確認する場合もあり，膨大なストックに対し，全数たたき点検することは現実的に難しい．そこで，本研究では，路面点検車より取得可能な道路舗装の路面性状データや床版の諸元・補修履歴を記載した道路台帳データをもとに，床版下面の損傷度を予測する手法を提案する．これにより，損傷度が高く予測された箇所を優先的に調査することが可能となり，全橋梁に対して近接目視を基本に，必要に応じて補強鋼板面のたたき点検を実施している点検から構造物の損傷状態に基づく調査に移行でき，点検の高度化が期待できる．

***Key Words :*** *asset management, bridge maintenance, damage prediction, machine learning*

## 1. はじめに

我が国では高度経済成長期で多くの道路構造物が建設され，現在それらの老朽化による変状が顕在化している．道路管理者には，所定の機能を担保した上で，それらの継続的な利用の達成に向けて，適切な維持管理を行うことが求められている．

道路橋の鉄筋コンクリート床版（以下，RC 床版という）は，床版の支間長に比して厚さの薄い構造であり，変動の激しい輪荷重を直接支える部材であるため，荷重の繰り返しがもたらす疲労の影響により性能低下が顕在することがある．疲労のメカニズムは繰り返し荷重により，ひび割れが発生・進展・最終的に床版の押し抜きせん断破壊に至ることが解明されている [1)]．また，現行基準に対し，それより前に設計された RC 床版は，床版厚が薄く，鉄筋量も少ない．そのため，床版の下面から鋼板や連続繊維シートを接着させ，補強している事例がある．

現在，法令点検として，全ての RC 床版を対象に 5 年に一度の近接目視点検が行われている．しかし，RC 床版下面への接近は，高所作業車や足場の設置を必要とし，また，桁下空間の状況によっては道路通行規制を要するため容易ではない．さらに，近接目視によるほか，必要に応じてたたき点検も実施されるが，膨大なストックに対し，全数たたき点検を実施することは現実的に難しい．加えて，鋼板接着等の補強が施された RC 床版においては，補強鋼板の外観状況の確認はできるが，RC 床版下面は鋼板に覆われているため，損傷状況を目視で確認することは困難である．よって，効率よく，RC 床版の損傷状況を捉えるスクリーニング技術が求められている．

一方で，RC 床版の劣化と床版直上の舗装状態（ひび割れ発生・ポットホール等）との間には互いに影響し合う関係性があることが経験的に知られている．舗装状態は日常の道路巡回を通して確認・記録されている．したがって，前回の床版定期点検結果に蓄積された舗装日常点検のデータを加え，床版下面損傷状態が悪化する箇所が把握できれば，優先的に調査・補修すべき箇所が特定でき点検業務の高度化・効率化につながると考える．

以上の問題意識のもと，本研究では舗装日常巡回点検のデータ及び RC 床版定期点検データに着目し，RC 床版の下面の損傷状態を予測する機械学習モデルを複数構築する．さらに，それらを予測精度・解釈可能性・拡張性等の観点から評価し，実務上で実装されやすいモデルの検討を行う．以下 **2.** では，本研究の基本的な

考え方を述べる．**3.** では，各機械学習モデルの構成要素・推定方法を述べる．**4.** では，機械学習モデルの解釈手法を述べる．

## 2. 本研究の基本的な考え方

### (1) 現行の点検施策と課題

笹子トンネル天井板落下事故を機に，社会基盤施設に対する考え方が見直され，平成 26 年に改正された道路橋点検要領 [2] によって，道路橋施設に対して 5 年に 1 度の頻度で点検を実施する定期点検が義務付けられた．その中で，道路橋の重要な構成要素である RC 床版を対象に，近接目視点検やたたきによる打音点検が主に実施されている．しかし，日本の道路橋は高度経済成長期に集中的に建設されたため，現在約 32%の道路橋の供用年数が 50 年以上を経過しており，10 年後には 57%に急増すると推測されている [3]．将来的には，道路橋施設の老朽化がさらに深刻化し，5 年間に 1 回の頻度による定期点検が老朽化に起因する事故の発生防止にもたらす効果が低下することが懸念される．これらを踏まえ，現行点検周期の短縮や頻度の増加等の施策が求められる．

一方で，RC 床版の打音点検・近接目視点検を実施する際，点検足場の設置，橋梁点検台車，高所作業車等が必要とされる場合が多い．さらに，桁下空間の状況によっては道路通行規制を要することから，多大な労力や時間，費用が必要となる．道路橋施設管理者の財的・人的資源（アセット）等による制約を考慮すると，5 年に 1 回で行われる大規模な全数点検の実施間隔をさらに短縮し，頻繁に行うことが困難である．また，定期点検のほかに管理者は自主的に RC 床版上面の舗装に関する路上点検や RC 床版下面の路下点検等のような日常点検を行なっている．ポットホールや床版漏水等の軽微な損傷を検出した場合，直ちに補修が実施され，それに合わせて日常点検結果が道路台帳データベースに大量に記録される．道路台帳データベースの解析により，5 年に 1 度に行われる定期点検間隔中の RC 床版の損傷度を予測できれば，損傷が進んでいると予測された箇所に有限なアセットを集中的に投入し，より効率的な維持管理を行うことが可能である．

### (2) 既往研究のレビュー

近年，社会基盤施設の老朽化を背景に橋梁維持管理の効率化に関する研究が蓄積されている．中でも主に蓄積されたデータベースの活用や補修工法の効率化等の観点から統計学的手法・機械学習を用いた方法論が提案されている．

貝戸等 [4] は，日常点検データを用いた統計的分析手法を提案した．具体的には，ポアソン隠れマルコフ劣化ハザードモデルを定式化し，定期点検データを用いてこれを推定することにより，RC 床版の劣化事象とポットホール発生事象との関係性の定量評価を行う方法論を提案した．これにより，将来的なポットホール発生をシミュレートし，複数なシナリオを考慮した上で，最適な理論定期点検実施頻度を考案することが可能となった．しかし，ポットホールの影響に着目した上でモデルを構築したため，複数の要因が絡み合う床版下面損傷ランクを予測する課題に適用することが難しい．

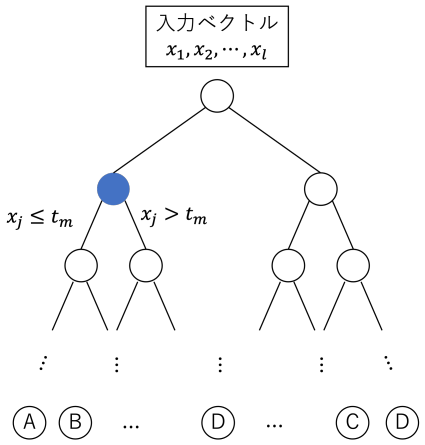
龍田等 [5] は，機械学習による維持管理カルテ情報の分析を行った．具体的には，機械学習技法の一つである勾配ブースティング決定木モデルを，小規模自治体の橋梁管理カルテ情報に適用し，橋梁損傷原因を予測した．さらに，XAI 技術を用いて予測結果に与える影響度が大きい部材を特定し，補強工法の検討を行った．これにより，熟練な技術者の経験や勘によって損傷原因を判断するプロセスは機械学習により自動化され，損傷原因の判断から補修工法の選定までの効率化を可能とした．しかし，予め複雑な勾配ブースティング決定木モデルの適用に絞ったため，他の機械学習手法と合わせ，モデル間の比較検討を行う余地が残されている．

本研究では，将来道路橋の劣化問題がさらに深刻化していくことに対し，全数を調査する定期点検が頻繁に実施され難い問題を解決することを目的とする．解決に向けて，管理者の有限的なアセットを活用するために，損傷度に応じた選択と集中が求められる．そこで，本研究では説明可能性が高い順に選出した候補モデルに前回定期点検・日常点検で取得されたデータを逐次に適用し，次回定期点検するまでの期間中に RC 床版下面損傷ランクを予測するモデルを構築する．候補モデルを複雑度の順に逐一検証した理由として，モデルが複雑ほど説明可能性や拡張性が低減し，現場での社会実装が難しくなることがあげられる．さらに，学習後のモデルから SHAP 値を算出し，特徴量（説明変数）の影響度を定量評価することによりモデルの妥当性を確認する．

## 3. 候補予測モデルの概要

### (1) 決定木モデル

決定木モデル（Decision Tree Model）[6] は回帰や分類の問題を解決する機械学習手法の一つである．枝分かれたの物理構造を模倣した数理モデルであり，閾値との大小関係をもとに分岐を繰り返し行うことにより，適用データの分類や数値の予測を行う手法である．また，ノンパラメトリックモデルであることや推論過程がグラフィカルに表現されやすいこと，分岐閾値が可




**図–1** 分類決定木モデル

視化できること等が特徴であり，多様な問題解決に適用されている．

本研究では，RC 床版下面の損傷ランクの予測を目的として，分類決定木モデルの適用を試みた．**図–1** に示すように，入力ベクトル $\boldsymbol{x}_i \in \mathbb{R}^l, (i = 1, 2, ..., l)$ を $x_j$ と閾値 $t_m$ 間の大小関係により，異なる部分に振り分けられる．データ分割の質を評価するために，「不純度」という概念が使用される．不純度とはどれだけ異なるクラスに属するデータが混ざっているのかを評価する指標であり，不純度が低いほど，該当ノードにおけるデータが均一であることを意味する．分類決定木モデルでは，不純度の減少量が最大になるように，分割を再帰的に繰り返し，事前に設定した終了条件が満たされた場合，分割を終了する．

いま，入力ベクトル $\boldsymbol{x}_i \in \mathbb{R}^n, (i = 1, 2, 3...l)$ と $k$ 個のクラス $C_j (j = 1, 2, 3, \cdots k)$ に属する正解値ベクトル $\boldsymbol{y} \in \mathbb{R}^l$ が与えられた場合の計算過程を説明する．$n_m$ 個のサンプルを有するデータセット $Q_m$ で表すノード m を候補分割条件 $\theta = (j, t_m)$ に基づき，$Q_m^{left}(\theta)$ と $Q_m^{right}(\theta)$ に分割する．

$$Q_m^{left}(\theta) = \{(x, y) | x_j \leq t_m\} \tag{1}$$

$$Q_m^{right}(\theta) = \{(x, y) | x_j > t_m\} \tag{2}$$

学習手法として CART(Classification And Regression Tree) を使用し，不純度指標として CART が推奨したジニ不純度 (Gini's Diversity Index) を採用し，ジニ不純度 $H(Q_m)$ は

$$H(Q_m) = \sum_{j=1}^{k} (P(C_j|m)(1 - P(C_j|m))) \tag{3}$$

と表される．$P(C_j|m)$ はノード $m$ の中でクラス $C_j$ に属するデータが選択される確率を表す．ノード $m$ において，$n_m$ 個のサンプルをそれぞれ $n_m^{left}, n_m^{right}$ 個に分割した後のジニ不純度 $G(Q_m, \theta)$ は

$$G(Q_m, \theta) = \frac{n_m^{left}}{n_m} H(Q_m^{left}) + \frac{n_m^{right}}{n_m} H(Q_m^{right}) \tag{4}$$

と表される．候補分割条件 $\theta = (j, t_m)$ 中に分割後のジニ不純度を最小となる $\theta^*$ を探索する．つまり，$\theta^*$ は

$$\theta^* = \arg\min_{\theta} G(Q_m, \theta) \tag{5}$$

である．$\theta^*$ が決定され次第，ノードが分割され，木が成長する．しかしながら，本手法の計算を繰り返し行うと木が成長し続け,「深さ」が大きくなり，過学習現象が発生しモデルの汎用性が失う恐れがある．本研究では木の最大深さ，ノード内サンプル数の最小値等の事前条件を予め設定し，過学習現象の発生を防ぐ．しかし，データが僅か変化するだけでモデルの構造が大きく変化し，精度が著しく低下する欠点があり，安定性を向上する必要がある．

### (2) ランダムフォレスト

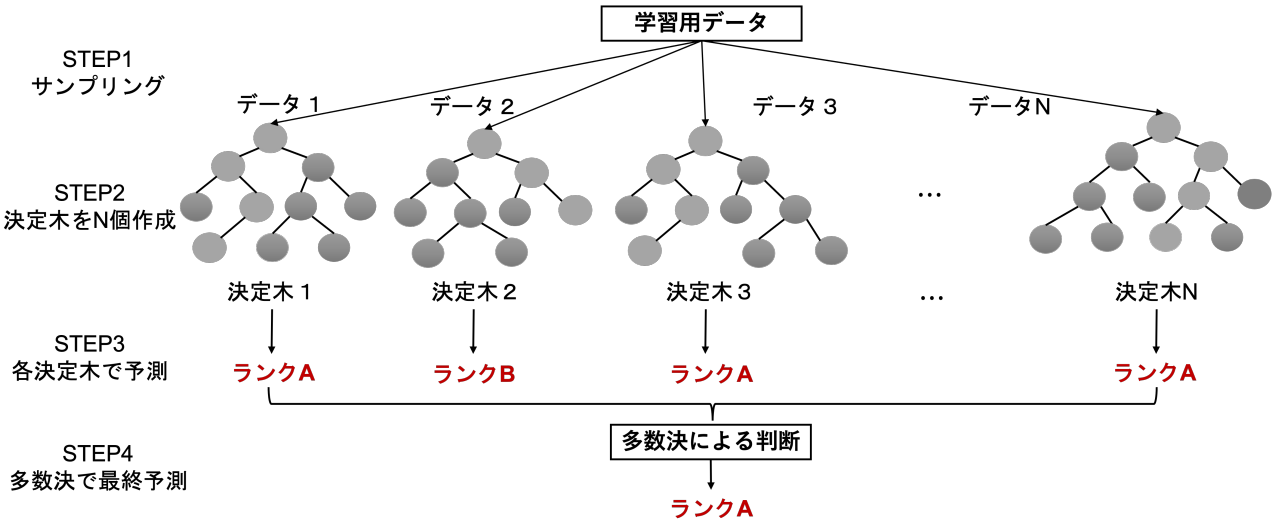
ランダムフォレストモデル（Random Forest Model）[7] は決定木モデルの安定性を向上させる目的のもと，アンサンブル手法を用いたモデルである．具体的には，複数の決定木による予測結果を多数決で最終判断することにより，個別の決定木モデルによるバイアスを低減させ，予測精度が高められる．しかしながら，同時に複数の木を使用する必要があるためモデルの構造が必然的に複雑化し，決定木モデルと比べ，説明可能性が低くなる．本研究では，床版下面の損傷ランクの予測分類問題の解決にランダムフォレストモデルの使用を試みる．

いま，N 個の学習用データ $\boldsymbol{x}_i \in \mathbb{R}^p, i = 1, 2, 3...N$ と k 個のクラス $C_j (j = 1, 2, 3, \cdots k)$ に属する正解値ベクトル $\boldsymbol{y} \in \mathbb{R}^k$ とする．

**図–2** に示すように，まず学習用データから n 個データからなるを N 個のブートラストラップデータ集合を復元抽出によりサンプリングする．続いて，抽出した N 個のデータ集合において，N 個の決定木モデルを生成する．ただし，アンサンブル学習であるため，モデル間の相関が低いほど最終的な予測精度が高くなる．その特性を踏まえ，ここでは全ての特徴量を使用せずに，ランダムサンプリングしたものを選び，個々の決定木を生成する．各決定木の生成や学習計算は 3.**??**と同様に行い，ここでは詳細な説明を割愛する．ランダムフォレストモデルの予測結果 $\hat{y}$ は

$$\hat{y} = \arg\max_{C_j} \sum_{i=1}^{N} I(f_i(\boldsymbol{x}) = C_j) \tag{6}$$

と表す．$f_i(\boldsymbol{x})$ は $i$ 番目の決定木モデル予測結果を示し,$I$ はインジケータ関数（Indicator function）を表す．イ

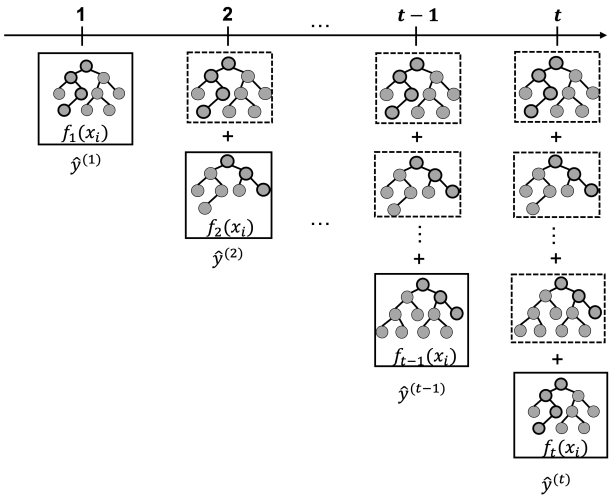



**図–2** ランダムフォレストモデルの形成・推計フロー

ンジケータ関数は

$$I(f_i(\boldsymbol{x}) = C_j) = \begin{cases} 1 & \text{if } f_i(\boldsymbol{x}) = C_j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{7}$$

と表され，$i$ 番目の決定木がクラス $C_j$ と予測した時，1 を返し，そうでない時 0 を返すものである．すなわち，**図–2** の STEP4 に示すように．ランダムフォレストモデルは各決定木モデルの予測結果を集め，最も多いクラスを最終的な予測結果として出力する．よって，個別の決定木モデルの過剰適合を平均化することにより予測性能を高めることができる．しかし，各決定木モデルの予測結果が均一に集計され，バイアスのある木の予測結果とそうでない木の予測結果が同様な重みとして扱われることが問題として残されている．




**図–3** XGBoost モデルの形成過程

### (3) 勾配ブースティング決定木モデル

勾配ブースティング決定木モデル（Gradient Boosted Decision Trees, 以降 GBDT と呼ぶ）はブースティングの原理に基づくアンサンブル学習アルゴリズムの一つである．学習時に決定木を直列に作成し，これまで作成した決定木の予測誤差を最小化する方針のもと，新たな直列接続した決定木を生成することによりモデルを修正し，全体の予測精度を高めていく．実際使用されている GBDT モデルは複数存在し，本研究では代表的な GBDT モデルである XGBoost[8] の適用を試みる．

いま，**図–3** に示すように，決定木を $t$ 回生成して，モデルに追加する場合を考える．入力ベクトル $\boldsymbol{x}_i \in \mathbb{R}^p, i = 1, 2, 3...n$ と $k$ 個のクラス $C_j (j = 1, 2, 3, \cdots k)$ に属する正解値ベクトル $\boldsymbol{y} \in \mathbb{R}^k$ が与えられたとする．$i, (i = 1, 2., 3 \cdots, t)$ 回目の木が生成した際の最終的出力 $\hat{y}^{(i)}$ は各決定木の予測結果に対する評価となる重み $f_k(x_i)$ を総和としたものになり，

$$\hat{y}^{(i)} = \sum_{k=1}^{i} f_k(x_i) \tag{8}$$

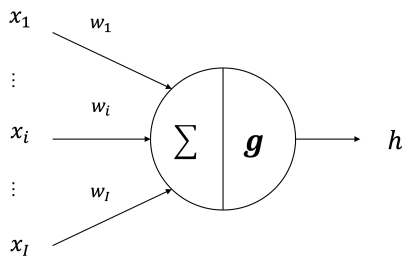
と表す．つまり，$j (j = 2, 3, \cdots, t)$ 回目の新たな決定木が追加される際に，$j-1$ 回目で生成したモデル間に

$$\hat{y}^{(j)} = \hat{y}^{(j-1)} + f_j(x_i) \tag{9}$$

の関係が成り立つ．この時，予測値と真の値とのギャップを埋めるため $j$ 個目の木を新たに生成する．つまり，真の値との齟齬を評価する損失関数は

$$\begin{aligned} \mathcal{L}^{(j)} &= \sum_{i}^{n} l(y_i^{(j)}, \hat{y_i}^{(j)}) + \Omega(f_k) \\ &= \sum_{i}^{n} l(y_i^{(j)}, \hat{y_i}^{(j-1)} + f_j(x_i)) + \Omega(f_k) \end{aligned} \tag{10}$$

と計算される．$l$ には，残差二乗平均のような微分可能な




**図–4** ニューロンの構造，$\Sigma$ は各 $x_i w_i$ の $i$ に関する総和をとることを意味する

凸関数を用いる．式 (10) を最小化する重み $f_j(x_i)$ をもとに，新たな決定木を直列に作成することで XGBoost モデル全体の更新を行う．最適化計算の説明は参考文献[8]に譲り，本稿では詳細な説明を割愛する．

しかし，モデルが過度に複雑になりやすく，過学習問題の発生に繋がることやモデルの説明可能性の低減が懸念される．本研究ではモデルの幅や深さをはじめとするハイパーパラメータを調整することにより過学習の防止に努め，**4.** で述べる XAI 技術を用いることにより，モデルの説明可能性の向上を図る．

### (4) ニューラルネットワーク

順伝播型ニューラルネットワーク（feedforward neural network）とは生物脳内の神経細胞（ニューロン）のネットワーク構造を模倣するように開発された数理モデルである．相互に接続する複数のノードからなる多層構造で構築されており，分類，回帰，パターン認識，異常検知などの課題解決に応用されている．本研究では RC 床版下面の損傷ランクの分類予測問題解決に順伝播型ニューラルネットワークモデルの適用を試みる．順伝播とは，ニューラルネットワークにおいて入力層から出力層への方向を順方向として入力とパラメータをかけ合わせてモデルの予測値を計算することを指す．**図–4** に示すようにある入力ベクトル $\boldsymbol{x} = [x_1, x_2, ..., x_I]^{\mathrm{T}}$ を受け取り，スカラー値 $h$ を出力するニューロンとその関係性を表すパラメータベクトル $\boldsymbol{\theta}$，および活性化関数（Activation Function）$g$ によって

$$h = f(\boldsymbol{x}; \boldsymbol{\theta}) = g(\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x} + b) \tag{11}$$

計算される．ここで，$f$ とは引数 $\boldsymbol{x}$ とパラメータベクトル $\boldsymbol{\theta}$ を持つ関数として定義したものである．$\boldsymbol{\theta}$ は重みベクトル $\boldsymbol{w} = [w_1, w_2, ..., w_I]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^I$ とバイアス $b \in \mathbb{R}$ で構成される．$^{\mathrm{T}}$ はベクトル・行列に対する転置操作を意味する記号である．活性化関数 $g$ はニューラルネットワーク中の一つのニューロンにおいて，複数ノードの和を入力として，その出力を決定する関数である．本研究では正規化線形関数[9]（rectified linear unit, ReLU）$g(z) = \max\{0, z\}$ を使用する．個々のニューロン計算を一般化すると，重み $\boldsymbol{w_j}$，バイアス $b_j$ に対して各ニューロンの入力値と出力値の関係は

$$h_j = g(\boldsymbol{w}_j^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x} + b_j) \tag{12}$$

と表される．この計算を同じ層にある複数のニューロンに展開することから，層ごとの入力値，出力値の関係を計算することができる．複数のニューロンの出力値 $h_j$ をベクトル $\boldsymbol{h} = [h_1, ..., h_J]^{\mathrm{T}}$，重みを $\boldsymbol{W} = [\boldsymbol{w}_1, ..., \boldsymbol{w}_J]$，バイアスを $\boldsymbol{b} = [b_1, ..., b_J]$ と表すことにより，複数のニューロンの入出力関係を

$$\boldsymbol{h} = g(\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x} + \boldsymbol{b}) \tag{13}$$

と表すことができる．順伝播型ニューラルネットワークにおいて，式 (13) で行われる処理をネットワークの層という．

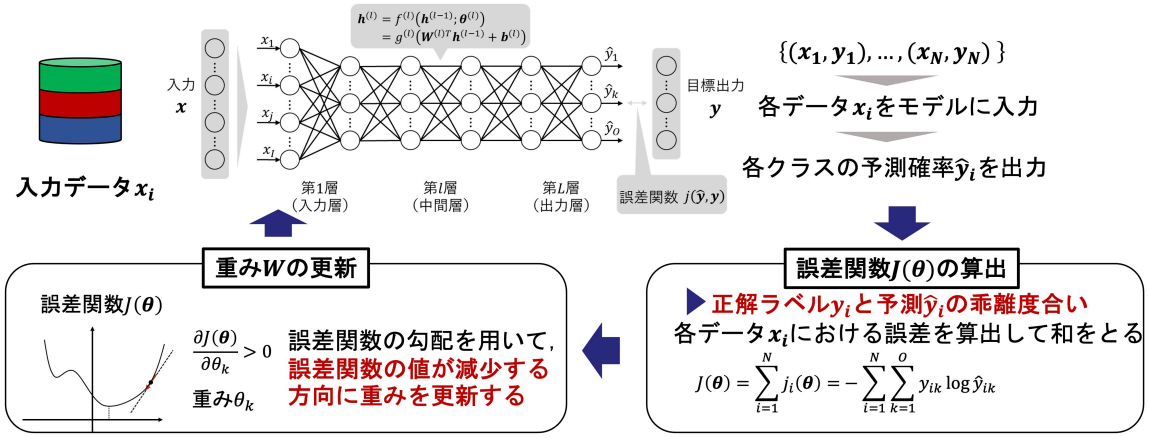
順伝播型ニューラルネットワークは，この層を重ねることで構成される．$l$ 層目の出力，パラメータベクトル，活性化関数をそれぞれ $\boldsymbol{h}^{(l)}$，$\boldsymbol{\theta}^{(l)} = \{\boldsymbol{W}^{(l)}, \boldsymbol{b}^{(l)}\}$，$g^{(l)}$ とおけば，

$$\begin{aligned}\boldsymbol{h}^{(l)} &= f^{(l)}(\boldsymbol{h}^{(l-1)}; \boldsymbol{\theta}^{(l)}) \\ &= g^{(l)}(\boldsymbol{W}^{(l)\mathrm{T}}\boldsymbol{h}^{(l-1)} + \boldsymbol{b}^{(l)})\end{aligned} \tag{14}$$

のような構造をとり，$l$ 層目の出力はそれ以前の全ての層の全パラメータに依存する．ネットワークが合計 $L$ 層で構成される場合，最終出力層（第 $L$ 層）の出力を $\hat{\boldsymbol{y}} = \boldsymbol{h}^{(\boldsymbol{L})}$ と表す．また，$f^{(1)}$ を入力層，$f^{(L)}$ を出力層，それ以外の層 $f^{(2)}, ..., f^{(L-1)}$ を中間層と呼ぶ．入力層では，入力特徴量ベクトルをそのままモデルの各ニューロンに受け入れる．中間層では式 (14) のように各層の計算結果を次の層の伝達していき，最終的に出力層では予測値を出力する．$L$ 層のニューラルネットワークの構造を**図–5** の上部に示す．

データとして入力ベクトル，正解値（ラベル）$(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})$ というペアが与えられた場合を想定する．このような入力ベクトル $\boldsymbol{x}$ に対応するラベル $\boldsymbol{y}$ が与えられる場合を教師あり学習という．また，ラベル $\boldsymbol{y}$ がなく，入力ベクトル $\boldsymbol{x}$ のみが与えられる場合を教師なし学習という．

ニューラルネットワークの学習（訓練）段階について説明する．学習の目的は真のデータ分布 $p^*(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})$ に基づき，$\boldsymbol{x}$ を入力したときの出力 $\hat{\boldsymbol{y}}(\boldsymbol{x}; \boldsymbol{\theta})$ を正解値ベクトル $\boldsymbol{y}$ に近づけるようにパラメータベクトル $\boldsymbol{\theta}$ を調整することである．これは，出力ベクトル $\hat{\boldsymbol{y}}$ と正解値ベクトル $\boldsymbol{y}$ の誤差をある関数 $j(\hat{\boldsymbol{y}}(\boldsymbol{x}; \boldsymbol{\theta}), \boldsymbol{y})$ で表し，この関数を $\boldsymbol{\theta}$ について最小化することで実現する．予測値ベクトルと正解値ベクトルの誤差を表す関数を誤差関数や損失関数，目的関数などと呼ぶ．つまり，最終的に学習は誤差関数を最小化させるようなパラメータベ




**図–5** 順伝播型ニューラルネットワーク推計フロー図

クトル $\boldsymbol{\theta}^*$ を探索する最適化問題に帰結でき，

$$\boldsymbol{\theta}^* = \arg\min_{\boldsymbol{\theta}} \mathbb{E}_{\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}\sim p^*(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})}[j(\hat{\boldsymbol{y}}(\boldsymbol{x};\boldsymbol{\theta}),\boldsymbol{y})] \quad (15)$$

と表現される．しかし，真のデータ分布 $p^*(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})$ は，未知であることから式 (15) から $\boldsymbol{\theta}^*$ を計算することは不可能である．そのため，正解値ベクトルの分布からサンプル集合 $\{(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{y}_1),\dots,(\boldsymbol{x}_N,\boldsymbol{y}_N)\}$ を用いて，式 (15) の近似計算

$$\boldsymbol{\theta}^* = \arg\min_{\boldsymbol{\theta}} \sum_{n=1}^{N} j(\hat{\boldsymbol{y}}(\boldsymbol{x}_n;\boldsymbol{\theta}),\boldsymbol{y}) \quad (16)$$

のように行う．真の分布からサンプリングした集合 $\{(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{y}_1),\dots,(\boldsymbol{x}_N,\boldsymbol{y}_N)\}$ を訓練集合（訓練データ）といい，訓練データを用いて算出した予測値と正解値の誤差を訓練誤差という．学習計算本来の目的は，式 (15) の最適化である．しかし，実際には式 (16) による近似的な計算しか行えないことから，訓練データのみに適合したパラメータベクトル $\boldsymbol{\theta}^*$ が計算される可能性がある．この現象を過学習（過剰適合，over-fitting）という．過学習が生じると，訓練済のモデルを用いて訓練データに含まれないデータを使用し予測を行うときに精度の著しい低下が発生してしまう．モデルの予測精度を担保するためには過学習現象を防ぐ必要があり，本研究では早期終了やドロップアウト層の導入，ハイパーパラメータによる調整を行うことにより防止に努める．以上のように訓練誤差を最小化することでモデルの学習計算を行う．

しかし，ネットワークの層が深くなるにつれ，訓練誤差は極めて複雑な関数として表されることから，大域的な最小解を解析的に求めることが困難であり，その代わりに局所的な極小解を探求する方法を考える．極小解を得るために用いられる最も代表的な手法として確率的勾配降下法 (stochastic gradient descent method, SGDM) があげられる．しかし，確率的勾配降下法は勾配方向にだけ進むため，勾配方向が最小値方向に向いていない場合，ジグザグな動きを示すことからパラメータの探索が非常に非効率になり，長時間を要する恐れがある．そのため，本研究では，確率的勾配降下法を改良した最適化手法 Adam(adaptive moment estimation) を用いる．アルゴリズム Adam におけるパラメータの更新式は

$$\boldsymbol{m}^{[t+1]} = \rho_1 \boldsymbol{m}^{[t]} + (1-\rho_1)\frac{\partial J(\boldsymbol{\theta}^{[t]})}{\partial \boldsymbol{\theta}^{[t]}} \quad (17)$$

$$\boldsymbol{v}^{[t+1]} = \rho_2 \boldsymbol{v}^{[t]} + (1-\rho_2)\frac{\partial J(\boldsymbol{\theta}^{[t]})}{\partial \boldsymbol{\theta}^{[t]}} \odot \frac{\partial J(\boldsymbol{\theta}^{[t]})}{\partial \boldsymbol{\theta}^{[t]}} \quad (18)$$

$$\hat{\boldsymbol{m}} = \frac{\boldsymbol{m}^{[t+1]}}{1-\rho_1^t} \quad (19)$$

$$\hat{\boldsymbol{v}} = \frac{\boldsymbol{v}^{[t+1]}}{1-\rho_2^t} \quad (20)$$

$$\boldsymbol{\theta}^{[t+1]} = \boldsymbol{\theta}^{[t]} - \varepsilon\frac{\hat{\boldsymbol{m}}}{\sqrt{\hat{\boldsymbol{v}}}+\delta} \quad (21)$$

のように表せる．$\rho_1,\rho_2 \in [0,1)$ はハイパーパラメータであり，指数移動平均の減衰率を意味する．$\varepsilon$ は学習率であり，$\delta$ は分母がゼロにならないように設定される微小な正定数である．また，Adam においては RMSProp とは異なり，式 (19), 式 (20) というバイアス補正式が導入されている．通常 $\rho_1,\rho_2$ は 1 に近い値に設定されることが多く，ステップが増加するにつれて補正率が弱まるようにする．

## 4. モデルの説明性

### (1) XAI 技術

一般的なソフトウェアでは，結果に至るまでの計算フローは開発者により設計・実装されるため「処理の根拠」を確認することができる．しかし，機械学習（AI）の場合，処理や条件は学習によって獲得されていることから，それらの根拠を示せる保証はない．ディープラーニングなど複雑なネットワークが導き出した予測に対

して，解釈性を高めることを目的として,「説明可能な AI（XAI)」[11] 技術が注目されている．説明可能な AI は複雑なモデルを何らかの観点から理解していくことを目的とした「説明」する技術である．XAI 技術による AI・機械学習モデルの説明は対象とする説明範囲の違いにより,「大局説明（Global Explanations)」と「局所説明（Local Explanations)」の二つに分類される．

大局説明とはモデル全体の振る舞いを理解することを目的とし，データ個々の予測過程を明らかにするではなく，全データでの予測を総合的に見る際，モデル全体の予測傾向の説明を意味する．例えば，特徴量の重要度（モデルの予測に対する影響力）をスコアとして出力することでモデル全体の振る舞いを説明する．

局所説明とはモデルの個々の予測結果の判断理由の解明を意味する．大局説明とは異なり，１つ１つの入力データが経た予測過程を説明することに重点をおく．

また，モデルに対する依存性は XAI の適用に大きく影響する要素としてあげられる．モデル依存型とモデル不問型に分けられ，前者では，適用するモデルやアルゴリズムが限定されることから，適用対象モデルの構造に則した合理的な説明をすることができる．後者では，対象とするモデルの制約がなく，汎用性が高いことがメリットとしてあげられる．

### (2) SHAP

現在 XAI 技術では LIME[12]，SHAP[13]，Grad-CAM[14] などをはじめとする様々な解釈手法が提案されている．各手法には特長的な適用分野があり，優劣を一概に判断することはできない．本研究では，床版下面損傷度の予測にあたり，予測に対する影響度の定量化及び特徴量順序の可視化を行い，予測モデルの説明を試みる．そこで，汎用性かつ大局説明力を有する説明手法，SHAP[13] を適用しした．

SHAP（SHapley Additive exPlanations）とは協力ゲーム理論中のシャープレイ値（shapley value）に基づき，モデルの予測に対する説明を行う手法である．予測に対して，各特徴量の貢献度・寄与度を算出することができる．

SHAP のベースになるシャープレイ値は，協力ゲーム理論において，個々のプレーヤが提携しゲームを成功させることにより獲得した報酬を如何に公平に分配するかという問題から提案された概念である．つまり，全体の提携に対して与えられた報酬を，各プレーヤに「公平」に配分した結果を数値化したものがシャープレイ値である．協力ゲーム理論の考え方に基づき機械学習モデルの各概念を

$$\text{各プレーヤ} \Longrightarrow \text{特徴量}$$
$$\text{全体に対する報酬} \Longrightarrow \text{モデルの出力予測値}$$
$$\text{報酬への貢献度} \Longrightarrow \text{予測に対する貢献度}$$

のように読み替えることが，SHAP の基本的な考え方となる．

いま，予測対象データ $\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^n$ と学習済みモデル $f : \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ が与えられたとする．予測に対する $n$ 個の特徴量それぞれの寄与度（貢献度）を $\phi_i$ とする．モデル予測値 $f(\boldsymbol{x})$ は

$$f(\boldsymbol{x}) = \phi_0 + \sum_{i=1}^{n} \phi_i \tag{22}$$

のように各特徴量の寄与 $\phi_1, ..., \phi_n$ を算出する．ここで，$\phi_0$ は，$\boldsymbol{x}$ によらず共通して用いられるバイアス項であり，モデル予測値の期待値に相当する．SHAP では，$\boldsymbol{\phi}$ を求めるためにシャープレイ値の考え方使用する．SHAP 値を

$$\phi_i(f, \boldsymbol{x}) := \sum_{S \subseteq N \setminus \{i\}} \frac{|S|!(n - |S| - 1)!}{n!} \cdot (v(S \cup \{i\}) - v(S)) \tag{23}$$

のように定義する．ここで，全特徴量集合 $N := \{i = 1, 2, ..., n\}$，$S$ は用いる特徴量の集合である．$v(S)$ は一部の特徴量のみを使用したときのモデルの予測値であり，使用する特徴量の値の一部を元の $x$ に固定した場合の条件付き確率期待値として

$$v(S) := \mathbb{E}_{x'}[f(x') | x'_i = x_i (i \in S)] \tag{24}$$

により定義する．機械学習モデルの大局説明では SHAP をもとに特徴量の重要度をスコアとして SHAP 特徴量重要度（SHAP Feature Importance）を算出することができる．大域的な重要度を求めるため，特徴量ごとのシャープレイ値の絶対値をデータ内での平均として定義する．特徴量 $i$ の重要度 $I_i$ は

$$I_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} |\phi_i^{(j)}| \tag{25}$$

と表される．

本研究では，予測モデルの大局説明（入力特徴量重要度評価）として，式 (25) により定義した SHAP 特徴量重要度を使用する．

## 5. 終わりに

本研究では，道路橋維持管理時に取得した定期点検データおよび日常点検データを用いて，RC 床版下面の損傷ランク予測モデルを作成し，XAI 技術を用いて予測に重要な特徴量を算出することにより，重点的に管理すべく部分を抽出する手法を提案した．

一方で，今後の課題として，算出された損傷ランクの高い箇所を現場で得られた知見と比較することにより，モデルの有用性の検証を行うことがあげられる．なお，本研究で提案した手法に基づいて，道路橋維持管理時に実際取得したデータにおける実証分析を行っており，その結果および考察については研究発表会にて提示する．

## REFERENCES


1) 国広哲男：道路橋床版の問題点，橋梁と基礎，2-7，pp.1-5，1968.7.[Kunihiro, T. : Problems of Road Bridge Decks, *Bridges and Foundations*]
2) 国道交通省・道路局：道路橋定期点検要領 [Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism road bureau, Guidelines for Periodic Inspection of Road Bridges]
3) 国道交通省・中部地方整備局：日本橋梁の現状　建設から管理の時代への移行，令和 4 年 8 月 [Ministry of Land, Infrastructure, Chubu Regional Development Bureau: Current Status of Japanese Bridges Shifting from Construction to Management Era, 2022]
4) 貝戸清之，二宮陽平：ポットホールの発生頻度を補完的情報とする RC 床版の状態依存型点検手法，土木学会論文集 F4（建設マネジメント），Vol.76, N0. 1, pp.63-82, 2020. [Kaito, K. and Ninomiya, Y. : A state-dependent inspection scheme for RC slabs using the frequency of pothole formation as complementary information, *Journal of JSCE*, Vol.76, N0. 1, pp.63-82, 2020]
5) 龍田 斉, 横山 広, 永見 武司, 桝谷 浩, 近田 康夫, 山田 宗明：勾配ブースティング決定木を用いた橋梁損傷原因および補修工法の推定と分析，AI・データサイエンス論文集，1 巻，J1 号，pp.63-70, 2020.[Tatsuya, H. ,Yokohama, H. ,Nagami, T. ,Matsuya, H. ,Chikata, Y. and Yamada, M. : Estimation and analysis of bridge damage causes and repair methods using gradient boosting decision tree, Artificial Intelligence and Data Science. 2020.]
6) S. R. Safavian and D. Landgrebe, ”A survey of decision tree classifier methodology,” in IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 21, no. 3, pp. 660-674, May-June 1991, doi: 10.1109/21.97458.
7) Breiman, L. Random Forests. Machine Learning 45, 5–32 (2001).
8) Tianqi, C. andCarlos, G. : XGBoost : A Scalable Tree Boosting System, *arXiv:1603.02754v3*, 2016
9) V. Nair and G. E. Hinton : Rectified Linear Units Improve Restricted Boltzmann Machines, *International Conference on Machine Learning(ICML)*, pp.807-814, 2010
10) Duchi, John, Elad Hazan, and Yoram Singer. ”Adaptive subgradient methods for online leaning and stochastic optimization.” *Journal of Machine Learning Research* 12. Jul(2011):2121-2159
11) 大坪直樹，中江俊博，深沢祐太，豊岡　祥，坂本哲平，佐藤　誠，五十嵐健太，市原大暉，堀内新吾：XAI（説明可能な AI）そのとき人工知能はどう考えたか?，リックテレコム，2021. [Ootubo, N. ,Nakae, T. ,Fukasawa, Y. ,Toyooka, S. ,Sakamoto, T. ,Sato, M. ,Igarashi, K. ,Ichihara, D. ,Horiuchi, S.:XAI (Explainable AI) What did artificial intelligence think then?,2021]
12) Marco Tulio Ribeiro, Sameer Singh and Carlos Guestrin : Why Should I Trust You? Explaining the Predictions of Any Classifier, *arXiv perprint arXiv : 1602.04938v3*, 2016
13) Scott M. Lundberg, Su-In Lee : A Unified Approach to Interpreting Model Predictions, *Proceedings of the 31st Conference on Neural Information Processing Systems(NIPS 2017)*, Long Beach, CA, USA.
14) Ramprasaath R.Selvaraju, Michael Cogswell, Abhishek Das, Ramakrishna, Vedantam, Devi Parikh, Dhruv Batra:Grad-CAM:Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-based Localization, *arXiv perprint arXiv :1610.02391v4*, 2019