

研究委員会 コンクリートのアカデミックデータベースの整理と AI への活用に関する研究委員会報告

岡崎 慎一郎^{*1}・浅本 晋吾^{*2}・党 紀^{*3}・角野 拓真^{*4}

要旨：本研究委員会では、コンクリート工学分野における AI・機械学習技術の活用促進のため、データベースの整備と活用方法を検討した。機械学習を活用した回帰分析、画像認識の事例をもとに、適用性の議論を行った。さらに、無償公開されている実験データの解析と、コンクリート工学年次論文集にて報告された実験データの収集と体系的な整理を実施した。これらのデータを統合し、データベース基盤を整備した上で、当該データに基づく回帰モデルを構築した。本報では成果を紹介し、AI 技術の可能性と課題を示し、さらには、持続可能な社会基盤構築のために必要となる、今後のデータベースやモデル構築についても整理した。

キーワード：データベース、機械学習、深層学習、画像認識、予測、回帰分析

1. はじめに

低炭素社会、少子化などの社会情勢の中、コンクリート構造物に関する設計、維持管理の高度化・効率化が求められ、AI（人工知能）および機械学習技術のより一層の有効活用が注目されている。これらの技術は、多様な画像および数値データを効率的に解析することで、従来の手法では困難であった高度で精緻な予測及び認識、さらには、意思決定のサポートが期待され、コンクリート工学分野においても大きな可能性を秘めている。しかしながら、コンクリート構造物の特性や挙動は多岐にわたることから、ビッグデータの整備と活用方法については依然として課題が残っている。

本研究委員会は、こうした背景を踏まえ、AI・機械学習技術を効果的に活用するための基盤を整備し、コンクリート工学における実務への適用を促進することを目的に設立された。具体的には、JCI（日本コンクリート工学会）をはじめとする国内外の学会で発表された実験データや実構造物データを体系的に収集・整理し、これらを一元化することで、ビッグデータとしての活用を可能にするためのデータベース基盤の構築を目指した。また、そのデータを用いた AI・機械学習技術の適用方法を議論し、具体的な予測モデルや回帰式の構築手順、データ分析事例を示すことも眼目に置いた。

データベースとしては、収縮、クリープ、炭酸化深さや塩化物イオンの拡散パラメータ、せん断耐力などの構造性能といった、コンクリート構造物の設計、維持管理において重要な経時変化や性能に着目し、各関連パラメータに関するデータを収集・整理を行った。こうしたデータの収集の方法論を本委員会が発信することで、これ

までの経験的知見に依存していた予測や判断を、データ駆動型のアプローチへと進化させる基礎基盤となることが期待される。また、これらのデータを活用した AI や機械学習による予測モデル、認識モデル、回帰分析の事例を紹介し、その有効性や適用範囲を明示することで、実務での適用性、今後の展開を判断する有益な資料となることを念頭に活動を行った。

委員会では、大きく、材料関連データベースの活用 WG、構造関連データベースの活用 WG、画像診断データベースの活用 WG の 3 つの WG に分け、データ整理や事例紹介を行ったが、できる限り情報を委員内で共有するため、各 WG での個別活動するのではなく、全体委員会での議論を主な活動とした。

表-1 委員会構成

委員長	岡崎 慎一郎（香川大学）
副委員長	浅本 晋吾（埼玉大学）
幹事	上田 尚史（関西大学）
	角野 拓真（阿南工業高等専門学校）
	車谷 麻緒（茨城大学）
	塚越 雅幸（福岡大学）
委員	五十嵐 豪（名古屋大学）
	齊藤 隆典（北海道立総合研究機構）
	小林 真理（UBE 三菱セメント）
	田中 豊（港湾空港技術研究所）
	党 紀（埼玉大学）
	西村 信彦（オリエンタル白石）
	三島 直生（国土技術政策総合研究所）
顧問	今本 啓一（東京理科大学）

*1 香川大学 創造工学部教授 博士（工学）（会員）

*2 埼玉大学 大学院理工学研究科准教授 博士（工学）（会員）

*3 埼玉大学 大学院理工学研究科准教授 博士（工学）（非会員）

*4 阿南工業高等専門学校 創造技術工学科准教授 博士（工学）（会員）

本報では、委員がこれまで検討を行ってきた分析事例やデータベース活用手法を紹介するとともに、委員会で議論を行った内容として、既存の無償データベースの紹介、委員会の活動の一環としてデジタル化した実験データベースの整理方法とその状況、さらには、それらを活用した分析事例の一部を報告する。

2. AI による分析事例

2.1 収縮実験データベースの分析¹⁾

本項では、コンクリートの乾燥収縮に対して、機械学習を援用し、配合および岩種を含めた骨材に関するデータを用いて回帰モデルを構築した例を紹介する。

本研究で利用したデータは、全国生コンクリート工業組合連合会が平成 20 年から 24 年に収集したもの^{例え}²⁾であり、JISA1129 に基づく 100×10×400mm の角柱供試体から脱型後乾燥期間 6 か月（182 日）に測定される乾燥収縮および材料条件である配合および使用材料に関するデータが詳細に得られている。本データの骨材の岩種は、砂岩、硬質砂岩、石灰岩等から構成されている。本検討では、細骨材および粗骨材ともに、砂岩、硬質砂岩、石灰岩のいずれかを使用した 1918 個のサンプルを対象とした。その結果、粗骨材に単一の岩種が使用されたサンプルは、砂岩が 658 個、硬質砂岩が 254 個、石灰岩が 815 個、3 種類の岩種のうち、2 種類以上の岩種を混合して使用されたサンプルは 191 個となり、細骨材については 95%以上のサンプルが砂岩を使用したものとなった。図-1 に乾燥収縮のデータに関する頻度分布を示す。

本検討では、単位水量 W 、水セメント W/C 、骨材の剛性に関連する細骨材および粗骨材の絶対密度 D_s, D_g を採用した。骨材自体の乾燥収縮の関連パラメータは、骨材中の含水量 Δw 、および骨材の平均比表面積 S とした。また、本検討では、ガウス過程回帰 (GPR) アルゴリズムを用い、5 分割交差検証でそれらの性能を評価した。

構築したモデルと、土木学会示方書式および建築学会評価式について、実測値と予測値の比較を図-2 に示す。

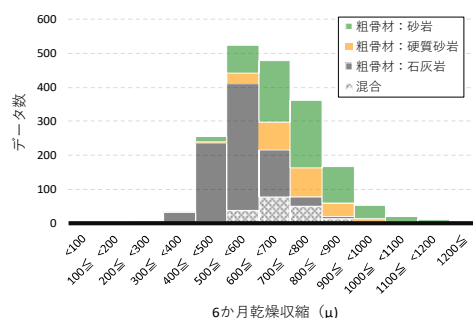


図-1 6ヶ月乾燥収縮のデータ内頻度分布¹⁾

構築したモデルは、実測値の増加に対し、予測値も概ね同様の増加傾向を示しており、誤差もほぼ±200μ以内に収まることが確認されている。

2.2 YOLO と生成 AI を活用した橋梁の損傷認識

本項では、物体検出手法である YOLO11 を用いて、橋梁点検時に複数の損傷を自動認識する深層学習モデル³⁾に、生成 AI による画像生成技術を導入した事例を紹介する。損傷検出モデルの精度向上には、教師画像データの確保およびその量と質を担保が必要であり、現実世界のデータ分布に近く、多様なデータ生成が可能な拡散モデルを活用し、データセットの強化を図ったのである。

基盤となるモデルの画像データは、橋梁点検調査から取得した。収集した損傷データは腐食、ひび割れ、遊離石灰、漏水、剥離の 5 種類であり、それぞれの枚数の内訳を表-2 に示す。このデータを使って構築したモデルを Case1 とし、損傷検出精度の基準とした。

拡散モデルとして、LoRA (Low-Rank Adaptation) を利用し⁴⁾、大規模生成モデルの基盤の重みを固定しながら、低ランクな補助行列を追加して局所的なパラメータ更新を実現した。さらに、生成プロセスにおける制御性を高めるため、キャプション管理を組み合わせ、画像の形状や質感を特徴付け、内容の多様性を担保すると同時に、生成画像に対してテキスト情報を付与することで、画像に含まれる特徴や意味をより正確に学習させた。5 種類の損傷画像を AI で生成させた一例を図-3 に示す。

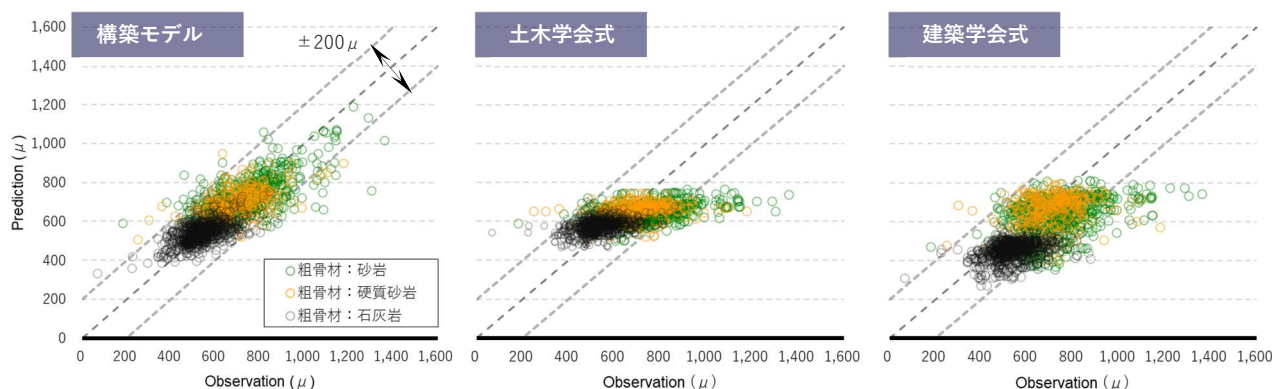


図-2 構築した機械学習モデルと既往の評価式における実測値と予測値との比較¹⁾

表-2 データセットの画像枚数

損傷	訓練用	検証用	テスト用
腐食	659	82	82
ひび割れ	803	100	100
遊離石灰	492	62	62
漏水	438	55	55
剥離	612	77	77

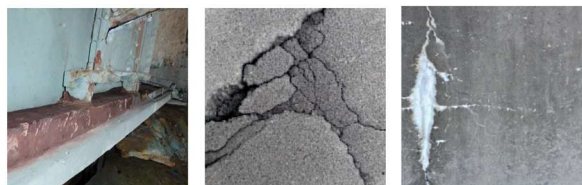


図-3 生成画像の例

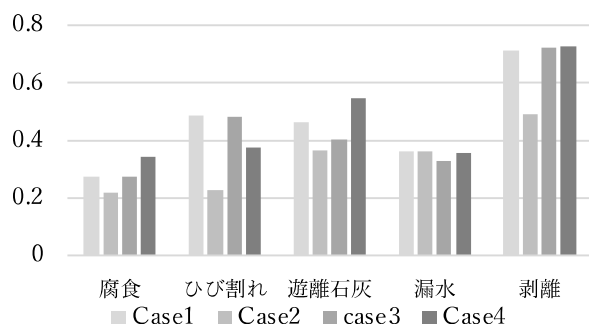


図-4 テスト結果の損傷種別 mAP_50 比較

生成画像の活用を目的として、以下の4ケースでモデルを構築し、検証を行った。Case2はCase1のモデルをもとに、生成画像を用いてファインチューニングを実施し、モデルの汎化性能向上を図った。Case3では、生成画像のみを用いてモデルを構築し、その後、実画像である橋梁点検調査の画像によりファインチューニングを行った。これにより、生成画像のみでも精度を担保できるか検証すると同時に、実画像を追加学習することで精度の向上効果を確認した。Case4では、実画像と生成画像を1:1で組み合わせたデータセットでモデルを構築し、データの不均衡を解消することで精度を検証した。これらの4ケースでの損傷種別ごとの Mean Average Precision at IoU=0.50 (mAP_50) の比較を図-4に示す。実画像だけをデータセットに用いたCase1に比べて、生成データだけのCase2では損傷認識精度は低下するが、生成データと実データを組み合わせるCase3, 4では、検出精度が向上する傾向もあり、生成画像を活用する意義が示された。

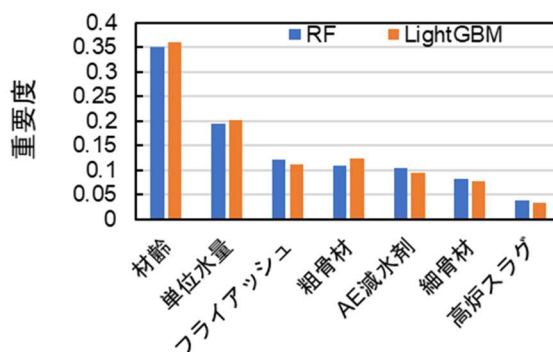


図-5 ランダムフォレストおよびLightGBMを用いた圧縮強度の各種パラメータの重要度分析

3. 既存のデータベースの調査

3.1 圧縮強度のデータベース

カリフォルニア大学機械学習・知能システム研究センターは、コンクリートの圧縮強度データを無償で公開している⁵⁾。このデータセットには、圧縮強度に影響を与える8つの変数の単位量(セメント、高炉スラグ微粉末、フライアッシュ、水、細骨材、粗骨材、高性能 AE 減水剤)と材齢が含まれ、計 1,030 件のデータが収録されている。強度としては、30-40MPa が最も多く、最大強度は 82.6MPa、最低強度は 2.3MPa と幅広いデータとなっている。本データセットは、ニューラルネットワークによる圧縮強度予測モデルの構築に利用され、機械学習アルゴリズムを用いた回帰モデルによる分析にも適用でき(図-5、当委員会での検討結果)、材料配合設計や品質管理に活用できる基礎データになり得ることを確認した。

3.2 収縮、クリープのデータベース

Northwestern 大学の Bazant 教授らは、世界各国のコンクリートの 1869 種類の収縮実験、1439 種類のクリープ実験のデータをまとめ、データベースとして無料で公開している⁶⁾。長期的なデータや、大寸法な供試体のデータは少ないものの、水セメント比(以下、W/C)、単位水量(もしくは単位セメント量)、体積表面積比、乾燥(載荷)開始材齢、相対湿度、温度など、設計上の予測式に必要な最低限のデータは、各実験データで概ね揃っている。また、日本も含め、実験を実施した国や年代の情報もあり、地域特性や各年代における材料特性の影響などの検討も可能である。本データベースを用いて、土木学会コンクリート標準示方書の予測式と機械学習による予測との比較、各種実験パラメータの重要度分析なども幾つか報告されている⁷⁾。

4. 研究委員会で構築したデータベース

4.1 塩化物イオンに関するデータ

1979 年から 2023 年までに掲載された日本コンクリート工学会年次論文集から、室内試験で得られた塩化物イ

オンの見かけの拡散係数と実効拡散係数に関連する 66 文献から、見かけの拡散係数では、947 データ、実効拡散係数では、470 データを収集した。説明変数は、量的変数として、水結合材比、水セメント比、空気量（以上、単位は%）、スランプ値（cm）、単位水量、単位総結合材量、単位結合材量（セメント、高炉スラグ微粉末、石膏、シリカフォーム、シラス、石灰石微粉末）、単位総細骨材量、単位細骨材量（砂利、高炉スラグ細骨材、廃瓦細骨材、亜鉛スラグ、ごみ溶解スラグ等）、単位総粗骨材量、単位粗骨材量（石、廃瓦粗骨材等）、単位混和剤量、（高性能 AE 減水剤、AE 剤、AE 減水剤、空気量調整剤、膨張剤、防錆剤、増粘剤等）（以上、単位は kg/m^3 ）、圧縮強度（ N/mm^2 ）、試験開始時材齢、測定期間（以上、単位は日）、質的変数として、セメントの種類（普通、早強、中庸熟、低熟、高炉セメント、フライアッシュセメント、シリカセメント、中庸熟ポルトランドセメント、3 成分系、エコセメント）、養生条件（水中養生、気中養生、封緘養生等）、測定方法（電気泳動法、浸漬法、浸漬（乾湿繰返し））である。このデータを利用して、本委員会の成果として各種分析を進める予定である。

4.2 収縮、炭酸化データ

本研究員会の活動の一環として、日本コンクリート工学会年次論文集にこれまで掲載された、乾燥収縮、自己収縮、炭酸化に関連する論文にある実験データの数値を表計算ソフトウェアに入力した。日本コンクリート工学会年次論文集の検索システムのキーワードとして、乾燥収縮は乾燥収縮、自己収縮は自己収縮、炭酸化は炭酸化で検索をかけて、配合などの情報が掲載された論文を中心に、各実験結果を時系列でまとめた。論文名、著者、発行年のほか、配合として、水（ kg/m^3 ）、セメント（ kg/m^3 ）、セメント種類、セメントブレン（ cm^2/g ）、フライアッシュ（ kg/m^3 ）、フライアッシュブレン（ cm^2/g ）、スラグ（ kg/m^3 ）、スラグブレン（ cm^2/g ）、シリカフューム（ kg/m^3 ）、シリカフュームブレン（ cm^2/g ）、炭酸カルシウム微粉末（ kg/m^3 ）、炭カルブレン（ cm^2/g ）、細骨材種類、細骨材（ kg/m^3 ）、細骨材密度（ g/cm^3 ）、細骨材吸水率（%）、粗骨材種類、粗骨材（ kg/m^3 ）、粗骨材密度（ g/cm^3 ）、粗骨材吸水率（%）の各項目、養生方法をまとめた。これらに加え、乾燥収縮は、乾燥開始材齢、乾燥温度（ $^{\circ}\text{C}$ ）、乾燥湿度（%）、乾燥日数（日）、収縮ひずみ、自己収縮は試験温度（ $^{\circ}\text{C}$ ）、材齢（日）、収縮ひずみ、炭酸化は、炭酸化開始材齢、炭酸化温度（ $^{\circ}\text{C}$ ）、炭酸化湿度（%）、 CO_2 濃度（%）、炭酸化日数（日）、炭酸化深さ（mm）のデータを収集した。

データベース化した論文数は、乾燥収縮 30 本、自己収縮 18 本、炭酸化 16 本であり、配合や温湿度、 CO_2 濃度などによって異なる実験シリーズは、乾燥収縮で 239 種

類、自己収縮で 229 種類、炭酸化で 130 種類である。時系列のプロット数は、乾燥収縮、自己収縮、炭酸化で、それぞれ 5205 個、6463 個、4058 個のデータを収集した。

このデータベースを利用して、本委員会の成果として各種分析を進める予定である。また、デジタル化したデータベースの公開についても検討中である。

4.3 構造関連に関するデータ

本研究員会の活動の一環として、日本コンクリート工学会年次論文集にこれまで掲載された、構造に関連する論文にある実験データや解析データを調査した。調査した論文の多くは、高強度コンクリートや繊維混入コンクリート等の特徴的な実験データが多く、普通コンクリートを使った基礎的な実験データが少なかったため、構造関連に関しては、既往の文献⁸⁾を参考にせん断補強筋を有しない棒部材のせん断破壊耐力に関連する実験結果に着目することとした。特に海外で掲載された論文を中心に実験結果を整理し、デジタル化することとした。デジタル化した情報としては、論文名、著者、発行年の他、実験時最大荷重（N）、RC 部材断面の幅（mm）、RC 部材断面の有効高さ（mm）、RC 部材断面の高さ（mm）、RC 部材のせん断スパン（mm）、RC 部材のスパン（mm）、せん断スパン比、引張鉄筋の断面積（ mm^2 ）、引張鉄筋比、コンクリートの圧縮強度（ N/mm^2 ）、引張鉄筋の降伏点応力（ N/mm^2 ）の情報をデータベース化した。データベース化した実験データは、単純梁形式の 205 供試体であり、このデータを利用して、本委員会の成果として各種分析を進める予定である。

4.4 画像に関するデータ

コンクリート工学に関する画像データは、主として構造物に生じたひび割れや破壊の様相に関するものが該当し、各委員もしくは、各委員が所属する組織が独自に収集し保管している。土木分野においては、例えば文献³⁾の掲載サイトにより、学習に用いた画像を一般に公開している。一方、建築物に関しては、個人や法人が所有する住宅等も含まれており、プライバシーの観点から収集した画像の公開や共有が困難であるため、建築分野の研究者が建築物の倒壊判定モデルの構築を行うのは容易ではない。土木分野ですでに公開されている画像群を転移学習させるなどの工夫が必要であろう。

5. 構築したデータベースに基づく分析事例

5.1 塩化物イオンに関するデータベースに基づいた分析

4.1 節で整理したデータベースを教師データとして、塩化物イオンの拡散係数を回帰する機械学習モデルを構築した。本事例では、目的変数を塩化物イオンの見かけの拡散係数とし、説明変数を 4.1 節に示した変数群とした。

使用したアルゴリズムは、ランダムフォレストおよび

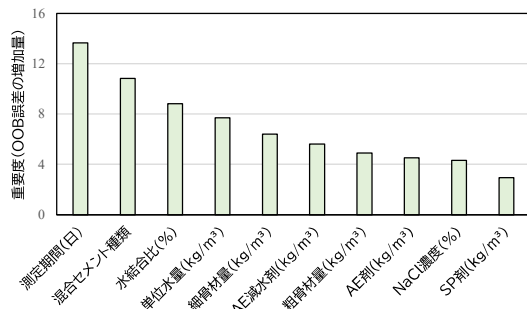


図-6 ランダムフォレストによる各種パラメータの重要度分析

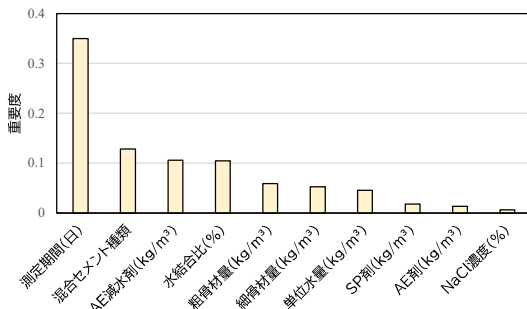


図-7 XGBoost による各種パラメータの重要度分析

XGBoost である。モデルの検証には、ランダムフォレストでは、OOB (Out-of-bag Error) 検証を、XGBoost では 5 分割交差検証を行った。なお、一部欠損のある学習データについては、学習時にデータベースから排除した。また、見かけの拡散係数のうち、異常値とみられるものについても同様に排除した。

図-6 および図-7 に、ランダムフォレストおよび XGBoost による各種説明変数の重要度分析結果のうち、上位 10 パラメータに関する結果を示す。アルゴリズムによらず、概ね重要なパラメータおよび順位に相違は見られない。また、測定期間は混合セメントの種類、水結合材比、材料の単位量等が重要度の観点から選定されており、従来の知見と概ね同じ傾向にあることを確認した。

図-8 および図-9 に、ランダムフォレストおよび XGBoost により構築した機械学習モデルを用いて得られた予測値と、実測値の関係を示す。なお、本検討では教師データに用いた説明変数を用いて予測値を算出し、実測値との比較を行っている。両者とも概ね良好な回帰結果を示しているが、特に XGBoost はランダムフォレストと比較して非常に高い精度を有しているように一見思われる。ただし、今回は、学習に用いたデータをそのまま今回のモデルの精度確認にも用いており、学習に用いていない未知のデータに対するモデルの正味の性能を表すものではないことに留意する必要がある。モデルの正味の性能評価には、使用したアルゴリズムに適した検証方法がそれぞれ提案されており、モデル構築の都度、目的に合致した適切な方法で確認する必要がある。

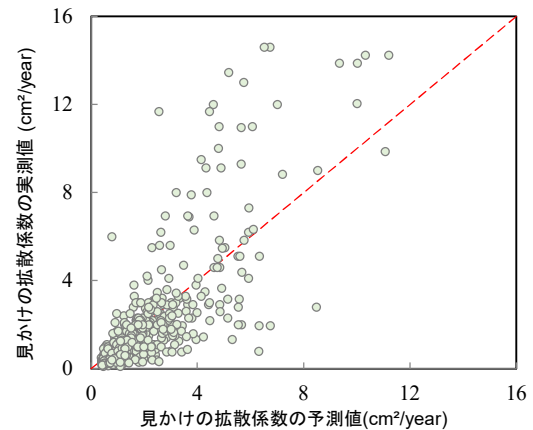


図-8 ランダムフォレストによる予測結果

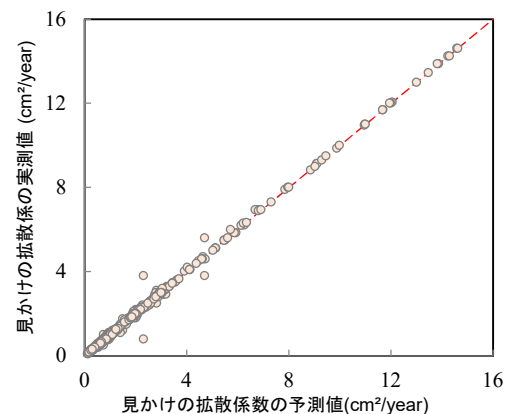


図-9 XGBoost による予測結果

5.2 せん断耐力に関するデータベースに基づいた分析

4.3 節で整理したデータベースを教師データとして、せん断補強筋を有しない単純梁の実験時最大荷重を回帰する機械学習モデルを構築した。本事例では、目的変数を実験時最大荷重とし、説明変数を RC 部材断面の幅、RC 部材断面の有効高さ、RC 部材のせん断スパンせん断スパン比、引張鉄筋の断面積、引張鉄筋比、コンクリートの圧縮強度、引張鉄筋の降伏点応力として、ランダムフォレストを用いた回帰モデルを検討した。回帰モデルの性能を決定づけるハイパーパラメータは、3 分割交差検証を行い最適化した。

図-10 に、各種説明変数の重要度分析結果を示す。実験時最大荷重を回帰する上で、せん断スパン比および RC 梁の有効高さの重要度が高くなる傾向であることが分かる。また、図-11 に、ランダムフォレストを用いて構築した機械学習モデルを用いて得られる実験時最大荷重の予測値と実測値の関係を示す。なお、本検討では教師データに用いた説明変数を用いて予測値を算出し、実測値との比較を行っている。図より、実験時最大荷重が低い範囲については、予測値と実測値は概ね一致することが分かる。一方、実験時最大荷重が 300kN を超えたあたりから、予測値は実測値よりも低く回帰される傾向にある。

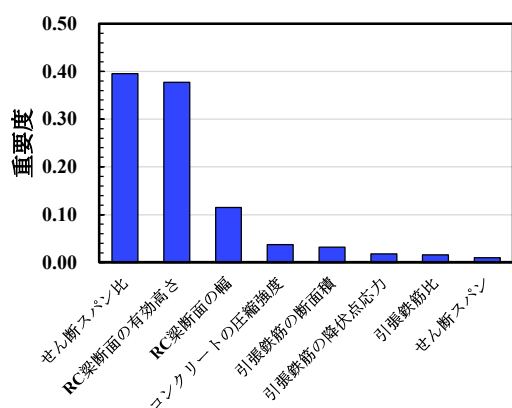


図-10 最大荷重時のパラメータの重要度分析結果

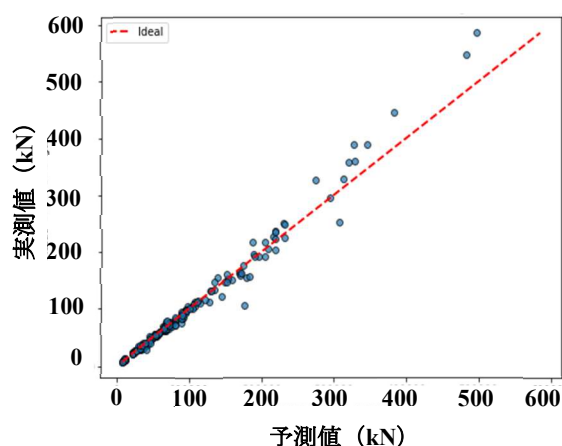


図-11 最大荷重の実験値と予測値の関係

現行のせん断耐力算定式においても、せん断スパン比や有効高さは、非常に重要なパラメータの一つであり、ランダムフォレストを用いて構築した機械学習モデルを用いた場合においても同様に、重要なパラメータであることが示唆された。これらの結果から、せん断補強筋を有しない棒部材のせん断耐力の算定において機械学習を用いる意義が示された。

6. おわりに

コンクリート工学分野における AI・機械学習技術の活用促進のため、ビッグデータ基盤の整備と活用方法を本研究委員会で検討した。さらに、無償で公開されている実験データの分析、コンクリート工学年次論文集で発表された実験データを収集・整理し、データベースの基盤を構築するとともに、整備した実験データをもとにした予測、分析を行った。

近年では、従来のセメント系材料のみならず、廃ガラス粉を混和したコンクリート⁹⁾や、廃タイヤと廃レンガ粉を用いたコンクリートの圧縮強度の予測¹⁰⁾等、現状は主としてコンクリートの機械的性質に関する検討が多くなされており、今後は耐久性に関連する性質についても多く報告がなされるものと期待している。国内において

も新材料を混和したコンクリートに関する報告が毎年多くなされているが、これらの知識を基に新材料開発を効率的に進めるためには、これらの実験データをデータベース化し、各研究者間で共有することが必要であろう。

本委員会の成果が、今後活用が期待される AI・機械学習技術の利用促進をより一層実施するとともに、コンクリート構造物に関する実務での設計や、維持管理体系の高度化の実現への一助となれば幸いである。

参考文献

- 1) 岡崎百合子, 岡崎慎一郎, 浅本晋吾, 今本啓一: 機械学習を援用したコンクリートの乾燥収縮に対する骨材の影響分析, コンクリート工学論文集, 34 巻, pp. 37-46, 2023.
- 2) 全国生コンクリート工業組合連合会技術委員会: (2009). 乾燥収縮に関する実態調査結果報告書(平成 20 年度), 2009
- 3) 党紀, 水元大雅, 刘佳明, 藤嶋斗南: YOLO を用いた多種類橋梁損傷の同時検出, AI・データサイエンス論文集, Vol.2, Iss.J2, pp.447-456, 2021.
- 4) Edward J. Hu, Yelong Shen, Phillip Wallis, Zeyuan Allen-Zhu, Yuezhi Li, Shean Wang, Lu Wang, Weizhu Chen: LoRA: Low-Rank Adaptation of Large Language Models, arXiv:2106.09685v2, pp.1-26, 2021.
- 5) UCI, Center for Machine Learning and Intelligent Systems: Concrete Compressive Strength, UCI Machine Learning Repository, <https://archive.ics.uci.edu/dataset/165/concrete+compressive+strength>
- 6) Professor Zdenek P. Bazant Helpful Links: <http://www.civil.northwestern.edu/people/bazant/>
- 7) 浅本晋吾, 岡崎百合子, 岡崎慎一郎, 全 邦釘: コンクリートの収縮・クリープの実験データを活用した機械学習による回帰分析, AI・データサイエンス論文集, 1 巻, pp.122-131, 2020.
- 8) 二羽淳一郎: 「はり選定試験体」選定理由および実験データの概要, 第 2 回 RC 構造物のせん断問題に対する解析的研究に関するコロキウム解析モデル検証用試験体の実データ集, pp.1-8, 1983.
- 9) Md. Habibur Rahman Sobuz et al.: Microstructural assessment and supervised machine learning-aided modeling to explore the potential of quartz powder as an alternate binding material in concrete, Case Studies in Construction Materials, Vol.22, p.e04568, 2025.
- 10) David Sinkhonde et al.: Ensemble machine learning algorithms for efficient prediction of compressive strength of concrete containing tyre rubber and brick powder, Cleaner Waste Systems, Vol.10, p. 100236, 2025.