

論文 3次元 FEM 解析および機械学習による無機系アンカーのせん断荷重－変位関係の評価

末長 大佑*1・松永 健也*1・高瀬 裕也*2・阿部 隆英*3

要旨：近年、生産性向上などの観点から人工知能の活用が注目されている。本研究では、3種類の異なる無機系接着剤を用いたあと施工アンカーのせん断実験を対象に、3次元有限要素解析および機械学習により、せん断荷重－せん断変位 (Q - δ_s) 関係を再現し、両者の予測精度について検証した。その結果、機械学習では、載荷サイクル数や載荷状態も学習データに含めることで、包絡曲線のみならず、繰り返し挙動を良好に再現できた。また、FEM 解析と比較すると、 $\delta_s=0\sim0.5\text{mm}$ の範囲については初期剛性を良好に再現できる FEM 解析が、 $\delta_s=0.5\sim4\text{mm}$ の範囲については機械学習が精度よく Q - δ_s 関係を再現できた。

キーワード：耐震補強、あと施工アンカー、無機系接着剤、有限要素解析、機械学習

1. はじめに

近年、生産性向上や作業の効率化の観点から人工知能 (AI) の活用が注目されている。構造分野においても AI の活用が進んでおり、金子¹⁾は、機械学習の一種であるニューラルネットワークを用いて、建物が弾性であるときの、地震応答スペクトルから床応答スペクトルを推定する手法を提案した。寺西²⁾は、リターンマッピングアルゴリズムの一部にニューラルネットワークを取り入れた材料構成則の応力計算手法を構築した。高橋ら³⁾は、深層学習を用いて目荒らしの画像を学習させ、施工現場で目荒らし面積比を簡便に評価するプログラムを構築した。しかし、構造部材の荷重－変位関係を AI により再現した研究例は、著者らが知る限りでは見受けられない。

構造部材の荷重－変位関係を再現する代表的な手法の一つに、有限要素解析 (以下、FEM 解析と呼ぶ) が挙げられる。そこで本研究では、あと施工アンカーのせん断実験を対象に、FEM 解析と機械学習によって、せん断荷重－せん断変位 (Q - δ_s) 関係を再現し、両者の予測精度について検証する。

石田ら⁴⁾は、有機系接着剤を用いたあと施工アンカー (以下、有機系アンカーと呼ぶ) の FEM 解析により、精度よく Q - δ_s 関係を再現できることを報告している。また、本論文の連名者である松永ら⁵⁾は、無機系接着剤を用いたあと施工アンカー (以下、無機系アンカーと呼ぶ) を対象にせん断実験を実施している。本論文では、3種類の無機系アンカーを対象に、FEM 解析と機械学習の Q -

表－1 試験体パラメータ

試験体名	接着剤	d_a	A_S	ϕ	l_e	f_c	E_c	f_t	f_g	E_g	f_{gt}	f_y	E_s	f_a	τ_a	δ_a	機械学習	
																	FEM	学習用 検証用
CMW-D16(20)-25.1	CMW	16	198.6	20	$7d_a$	25.1	21.1	2.3	68.6	27.4	2.8	387	175	49.1	19.8	1.4	○	○
CMW-D19(24)-25.1		19	286.5	24								434	190		18.8	2.4	○	○
CMW-D22(28)-25.1		22	387.1	28								409	180		17.8	3.4	○	○
CMW-D25(32)-25.1		25	506.7	32								426	210		16.8	4.4	○	○
CFW-D16(20)-25.1	CFW	16	198.6	20	$7d_a$	25.1	21.1	2.3	68.6	27.4	2.8	387	175	37.6	21.0	2.2	○	○
CFW-D16(20)-24.8					$10d_a$	24.8	18.2	1.6	63.6	25.4	2.9	403	173	32.1	20.2	1.3	○	○
CFW-D16(20)-13.0						13.0	15.6	1.0									○	○
CFW-D22(28)-25.1		22	387.1	28	$7d_a$	25.1	21.1	2.3	68.6	27.4	2.8	409	180	37.3	17.3	3.3	○	○
CFW-D22(32)-25.1				32								19.5	3.1		○	○		
CFW-D25(32)-25.1				25								506.7	32		426	210	15.5	4.3
CF-D16(20)-24.8	CF	16	198.6	20	$10d_a$	24.8	18.2	1.6	63.6	25.4	2.9	403	173	43.7	20.3	1.9	○	○
CF-D16(20)-13.0						13.0	15.6	1.0									○	○

d_a : アンカー筋径(mm), A_s : アンカー筋の公称断面積(mm²), ϕ : 穿孔径(mm), l_e : 定着長さ(mm), f_c : コンクリートの圧縮強度(N/mm²),

E_c : コンクリートのヤング係数(kN/mm²), f_t : コンクリートの割裂強度(N/mm²), f_g : グラウトの圧縮強度(N/mm²),

E_g : グラウトのヤング係数(kN/mm²), f_{gt} : グラウトの割裂強度(N/mm²), f_y : アンカー筋の降伏強度(N/mm²), E_s : アンカー筋のヤング係数(kN/mm²),

f_a : 接着剤の圧縮強度(N/mm²), τ_a : 付着強度(N/mm²), δ_a : 最大付着強度時のすべり量(mm)

*1 室蘭工業大学 大学院工学研究科 環境創生工学系専攻 環境建築学コース (学生会員)

*2 室蘭工業大学 大学院工学研究科 もの創造系領域 准教授 博士 (工学) (正会員)

*3 飛島建設 (株) 技術研究所 研究開発グループ 第四研究室 博士 (工学) (正会員)

ことで、 α が1を上回った。また、アンカー筋径が同じで、 f_c が同程度であれば、接着剤種類によらずせん断荷重 Q_{exp} は同程度となった。

3. FEMによる解析モデル

本論文では、汎用有限要素解析ソフト Diana10.5 を用いて、表-1 に示す試験体を対象に解析する。なお、石田ら⁴⁾の解析モデルを参考とする。

3.1 解析モデルの概要

図-3 に解析モデルの概要を示す。解析モデルは、試験体の対称性を利用し、加力軸を通る鉛直面に対して半分をモデル化した。切断面では Y 方向並進を拘束、コンクリートの Y-Z 平面では X 方向並進を拘束、コンクリートの X-Y 平面では全自由度を拘束し、グラウト上面は実験と同様に平行を保持させている。グラウトの Y-Z 平面片側を加力面として強制変位を与え、加力面の X 方向の支点反力の総和を2倍してせん断荷重とした。ここで、前述のとおり外付マニュアル⁹⁾では δ_s の許容値は2mmであるが、本解析ではその2倍である4mmまで単調載荷で解析する。

メッシュサイズは、コンクリートおよびグラウトは20mm、アンカー筋および接着剤のメッシュサイズが4mmである。そのため、アンカー筋近傍のコンクリートおよびグラウトのメッシュは不定形となっている。

3.2 材料構成則

図-4(a)にコンクリートおよびグラウトの材料構成則を示す。圧縮側には圧縮破壊エネルギー G_{fc} を考慮した放物線モデルを、引張側には引張破壊エネルギー G_{ft} を考慮した Hordijk モデルを用いる。破壊エネルギーは、既往の文献¹⁰⁾から次式により算出される。

$$G_{fc} = 8.8\sqrt{f_c} \quad (4)$$

$$G_{ft} = G_{fc}/250 \quad (5)$$

なお、ポアソン比は0.2とする。

図-4(b)に鋼材の材料構成則を示す。構成則は圧縮側、引張側ともに Bi-linear モデルを適用する。塑性モデルには Von Mises 塑性モデルを用い、降伏後の剛性は材料試験より得られたヤング係数 E_s を基に $1/100E_s$ とした。ポアソン比は0.3とする。

図-4(c)に接着剤の材料構成則を、表-3 に接着剤の材料特性を示す。石田ら⁴⁾の接着剤の構成則を参考に、せん断方向は十分に大きな剛性とし、法線方向は圧縮側、引張側ともに最大応力到達後、応力一定としている。また、無機系接着剤はセメント系材料であるため、本解析ではポアソン比を0.2としている。

3.3 インターフェース要素

図-5(a)にコンクリートグラウト界面のインターフェース要素を示す。実験ではこの界面にグリースを塗布

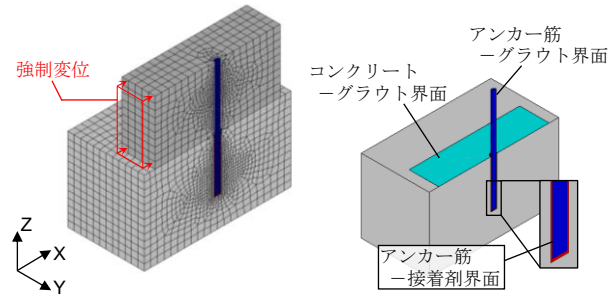


図-3 解析モデルの概要

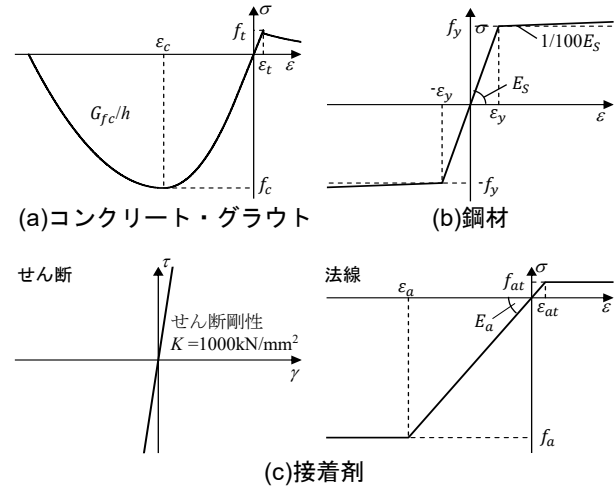


図-4 材料構成則

表-3 FEM 解析に適用した接着剤の材料特性

接着剤	f_a	E_a	f_{at}	ε_a	ε_{at}
CF	43.7	15.0	2.0	2.91×10^{-3}	1.33×10^{-4}
CFW	37.6	11.8	2.4	3.19×10^{-3}	2.03×10^{-4}
	37.3	13.7	2.5	2.72×10^{-3}	1.82×10^{-4}
CMW	49.1	15.0	2.0	3.27×10^{-3}	1.33×10^{-4}

f_a : 接着剤の圧縮強度(N/mm²), E_a : 接着剤のヤング係数(kN/mm²), f_{at} : 接着剤の引張強度(N/mm²), ε_a : 最大圧縮応力時のひずみ, ε_{at} : 最大引張応力時のひずみ

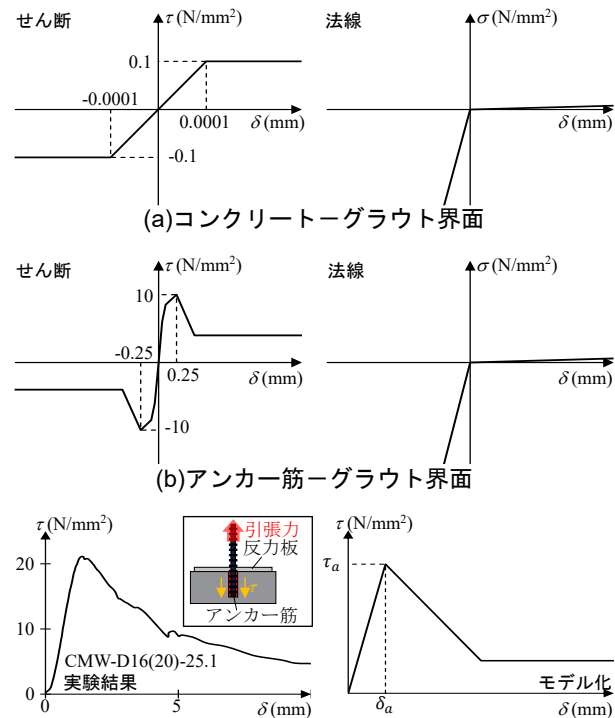


図-5 インターフェース要素

しており、摩擦の影響を十分に小さくしているため、せん断方向については最大せん断応力度を 0.1N/mm^2 とした。法線方向については圧縮時には十分に大きな剛性、引張時には十分に低い剛性とした。

図-5(b)にアンカー筋-グラウト界面のインターフェース要素を示す。せん断方向については、既往の文献⁴⁾を参考に決定した。法線方向についてはコンクリート-グラウト界面と同様にモデル化した。

次に、アンカー筋の付着すべり特性について示す。本実験と同時期に定着した無機系アンカーの付着実験の結果より、アンカー筋-接着剤界面での破壊が多く見られた。そのため、アンカー筋-接着剤界面のせん断方向は図-5(c)に示すように実験結果の付着応力度-付着すべり (τ - δ) 関係を簡易化したモデルを適用し、接着剤-コンクリート界面については剛接合とした。なお、本実験は補強鉄筋がコンクリートから抜け出すような加力状況とならないため、本解析モデルでは鉄筋とコンクリート間の付着すべりは考慮していない。

4. 機械学習モデル

4.1 LightGBM を用いたモデル構築概要

機械学習の決定木アルゴリズムには、RandomForest や XGBoost など様々な手法があるが、本論文では LightGBM¹¹⁾により実験結果の Q - δ_s 関係の予測モデルを構築する。LightGBM は、決定木アルゴリズムに基づいた勾配ブースティングによる機械学習フレームワークである。図-6 に示すように、直列的に学習を進めていき、前回の決定木の結果を次の学習データに反映し、決定木が再構築される手法で、他の決定木アルゴリズムと比べ予測精度がよく、少ないデータ数で効率よく学習できる。

本学習では、目的変数をせん断荷重とし、説明変数は図-7 に示すように、試験体の特性と载荷時の特性を合わせた計 15 項目とした。表-4 に学習データの一例を示す。表-1 に示すように試験体を学習データと検証用データを分類した。なお、学習データの中から、さらに 2 割のデータをテストデータとしてランダムに抽出し、学習時の検証に用いている。

4.2 特徴量の重要度

図-8 に学習で得られた特徴量の重要度を示す。同図より、せん断変位、载荷状態、载荷サイクル数といった载荷状況が、データの予測に大きく影響し、次いで f_a 、 τ_a 、 A_s などの試験体の特性が続く。また、 f_t 、 E_c 、 f_{gt} 、 E_g 、 E_s については、これらの項目がモデルの精度に与える影響が非常に小さいため、図-8 に表示されていない。

図-9 にテストデータとその予測値の関係を示す。二乗平均平方根誤差 RMSE は 1.25 で、決定係数 R^2 が 0.99 であったため、高精度で予測できたといえる。

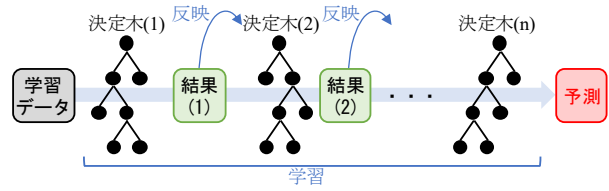


図-6 LightGBM の学習方法

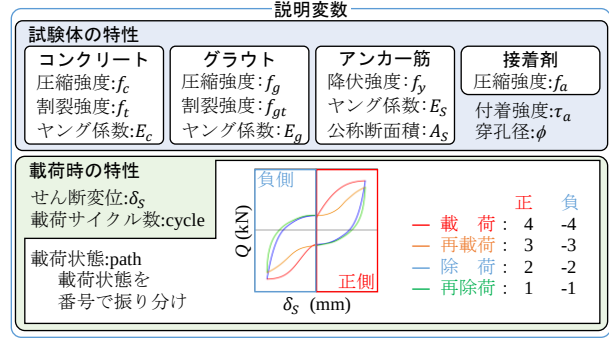


図-7 学習に用いた説明変数

表-4 学習データの一例

f_c	f_t	E_c	f_g	f_{gt}	E_g	ϕ	cycle	path	δ_s	せん断荷重
25.1	2.3	21.1	68.6	2.8	27.4	28	1	4	0.00079	1.257
25.1	2.3	21.1	68.6	2.8	27.4	28	1	4	0.00219	2.006
25.1	2.3	21.1	68.6	2.8	27.4	28	1	4	0.00482	3.057
24.8	1.6	18.2	63.6	2.9	26.5	20	9	4	7.99366	42.146
24.8	1.6	18.2	63.6	2.9	26.5	20	9	4	8.00202	42.019

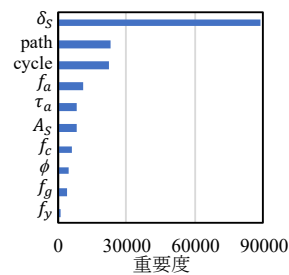


図-8 特徴量の重要度

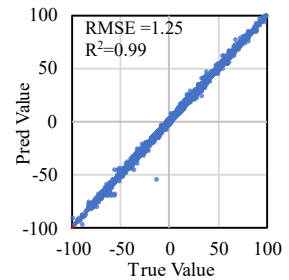


図-9 学習精度

5. FEM 解析と機械学習による評価結果

5.1 FEM 解析の解析結果

図-10 に FEM 解析と実験結果の Q - δ_s 関係の正側包絡曲線を示す。ほとんどの試験体で初期剛性を適切に再現でき、D16 の試験体については良好に再現できた。しかし、FEM 解析はおよそ $\delta_s=2\text{mm}$ でピークになり、その後徐々に荷重が低下したが、実験値の方は、 $\delta_s=2\text{mm}$ 以降も横ばいか、やや荷重が上昇したため、実験値を過小評価する傾向が見られた。また、図-10(b)より、アンカー筋径が 22mm 以上になると、実験値との誤差も大きくなった。つまり、適用する構成則などに改善の余地が残る。

5.2 機械学習の予測結果

図-11 に機械学習と実験結果の Q - δ_s 関係を示す。始めに、図-11(a), (c), (d)の予測結果に着目する。これらの試験体は、学習用試験体と条件が類似しているため、再現できた。本学習データは、せん断変位だけでなく、

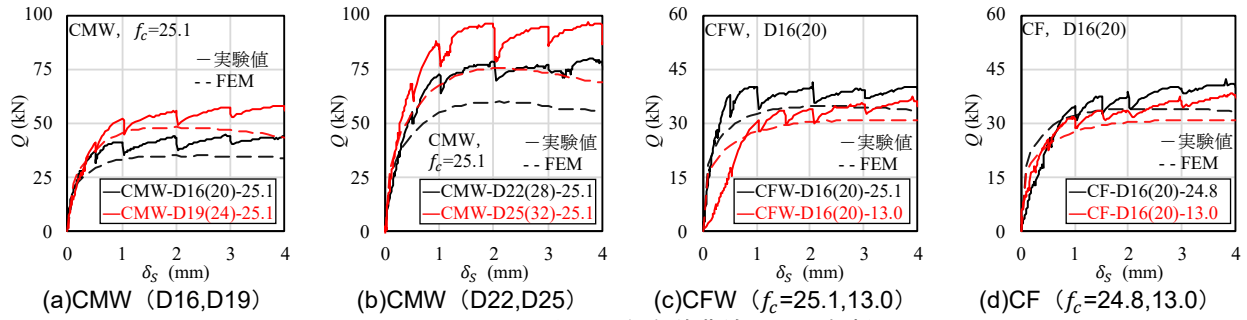


図-10 Q - δ_S 関係の正側包絡曲線 (FEM 解析)

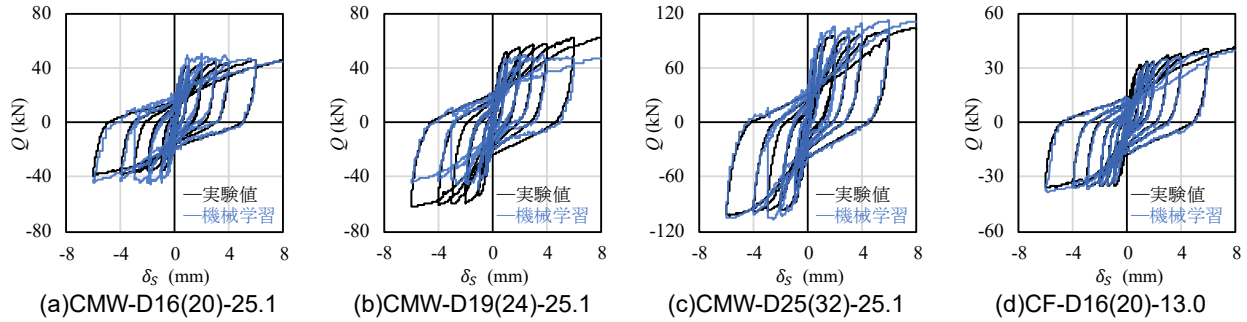


図-11 Q - δ_S 関係 (機械学習)

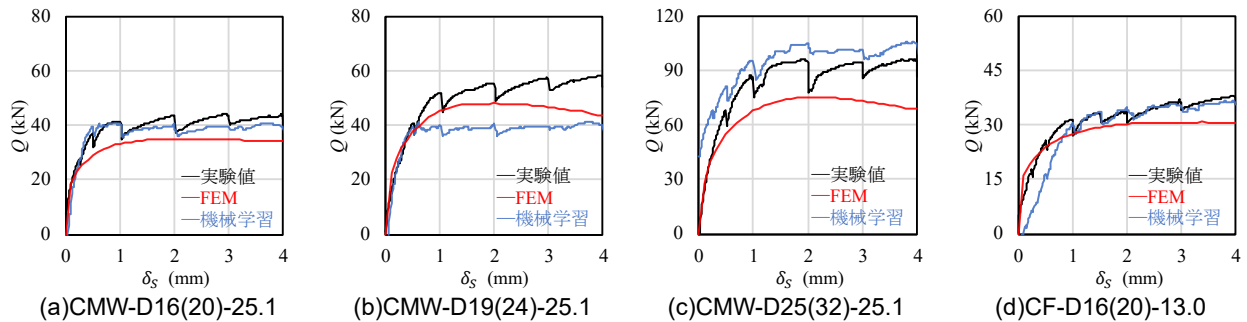


図-12 実験値, FEM 解析, 機械学習による Q - δ_S 関係の正側包絡曲線の再現精度の比較

載荷サイクル数および載荷状態を含んでいるため、包絡曲線だけでなく除荷時の挙動や再載荷時の挙動も良好に再現できている。一方で、本学習モデルのような線形分類器による機械学習は、一般に学習範囲外の予測が難しいとされる。そこで、図-11(b)を見ると、D19の実験データを学習させていないことから、再現精度が低い。つまり、説明変数にアンカー筋の公称断面積 A_S を含めているが、D19の A_S (=286.5mm²)が学習データの中でD16の A_S (=198.6mm²)に最も近いから、図-11(b)では、同図(a)に示すD16の実験結果に近い値を予測していると考えられる。また、同図を見ると機械学習における Q の予測値は細かく上下している。分類タイプによる機械学習では、前掲の図-6に示すよう、説明変数から最終的には学習データの Q のどれかに分類され、予測値となる。したがって、検証用試験体と学習用試験体では、説明変数が一致しないが δ_S に応じ最も条件に近い Q を予測することから、 Q - δ_S 関係が連続的な曲線にならなかったと考えられる。

表-5 FEM 解析, 機械学習による誤差率の一覧

試験体名	$\delta_S=0\sim0.5\text{mm}$		$\delta_S=0\sim4\text{mm}$	
	FEM	機械学習	FEM	機械学習
CMW-D16(20)-25.1	18.5%	15.6%	17.4%	5.9%
CMW-D19(24)-25.1	13.8%	9.8%	13.9%	26.4%
CMW-D25(32)-25.1	14.8%	53.7%	20.5%	9.9%
CF-D16(20)-13.0	13.6%	62.1%	12.3%	4.1%
Ave.	15.2%	35.3%	16.0%	11.6%

5.3 FEM 解析と機械学習の再現精度の比較

図-12に実験値, FEM 解析, 機械学習による Q - δ_S 関係の正側包絡曲線の再現精度の比較を示す。予測結果の評価手法には、次式に示す誤差率 (ERR) を用いる。

$$ERR = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{\sum_{i=1}^n |y_i|} \times 100(\%) \quad (6)$$

ここで、 y_i は実験値、 $\hat{y}_i$ は予測値、 n はデータ数である。また、機械学習については FEM 解析と同条件で比較するため、説明変数から載荷サイクル数と載荷状態を抜き、包絡曲線を学習したモデルを用いて、検証用試験体の包絡曲線を予測する。なお、学習精度はRMSE=1.14, $R^2=0.99$

となっており、繰り返し時のモデルと同程度である。

表－5 に FEM 解析、機械学習による $\delta_s=0\sim0.5\text{mm}$ および $0.5\sim4\text{mm}$ の範囲の誤差率の一覧を示す。始めに、 $\delta_s=0\sim0.5\text{mm}$ の範囲を比較する。FEM 解析では初期剛性を精度よく再現できたため、4 体の平均の誤差率は 15.2% となった。一方機械学習の結果を見ると、図－12(a), (b) は実験結果を良好に再現できているのに対し、図－12(c), (d) は再現精度が悪く、4 体の平均誤差率が 35.3% と FEM 解析に比べ 2 倍以上大きくなった。

次に、 $\delta_s=0.5\sim4\text{mm}$ の範囲を比較する。前掲の図－10 より、FEM 解析では δ_s が大きくなると実験値を過小評価したため、誤差率の平均が 16.0% と、 $\delta_s=0\sim0.5\text{mm}$ に比べやや大きくなった。これとは反対に機械学習では、 $\delta_s=0\sim0.5\text{mm}$ の範囲で誤差率の大きかった図－12(c), (d) においても、誤差率が 10% 未満であり精度よく再現できた。学習範囲外の図－12(b) の結果に対しては、FEM 解析と比べ精度が低いが、4 体の平均誤差率は 11.6% となり、FEM 解析に比べ精度よく Q - δ_s 関係を再現できた。

6. まとめ

本論文では、無機系アンカーの Q - δ_s 関係を、FEM 解析および機械学習により再現を試みた。その結果から以下の知見を得た。

- 1) FEM 解析により Q - δ_s 関係の再現を試みたところ、初期剛性については、本解析モデルにより概ね良好に評価でき、D16 の試験体は良好に再現できた。しかし、D19～D25 の試験体については過小評価する傾向が見られた。つまり、適用する構成則などに改善の余地が残る。
- 2) LightGBM による機械学習で Q - δ_s 関係の再現を試みた結果、载荷サイクル数や载荷状態を学習させることで、繰り返し時の挙動良好に再現できた。
- 3) 本研究で用いた LightGBM による機械学習モデルは、学習データに含まれない条件の予測が難しく、再現精度が低下した。
- 4) 本 FEM 解析モデルと機械学習の Q - δ_s 関係の正側包絡曲線の再現精度を比較したところ、 $\delta_s=0\sim0.5\text{mm}$ の範囲では本 FEM 解析モデル、 $\delta_s=0.5\sim4\text{mm}$ の範囲では機械学習の方が精度良く再現できた。

今後、その他のアンカーも対象に FEM 解析と機械学習を適用し、両者の再現性について検証する予定である。

謝辞

本研究の実施において、飛島建設・折田氏、住友大阪セメント・兼吉氏、安藤氏より、ご協力を頂きました。ここに謝意を表します。

参考文献

- 1) 金子健作：任意階の床応答スペクトルの機械学習を利用した非構造部材の設計支援手法，日本建築学会構造系論文集，Vol.83, No.754, pp.1757-1765, 2018.12
- 2) 寺西正輝：ニューラルネットワークを援用したリターンマッピングアルゴリズムによる材料構成則の応力計算法，日本建築学会構造系論文集，Vol.85, No.778, pp.1565-1573, 2020.12
- 3) 高橋昌道，高瀬裕也，名取祥一，阿部隆英：深層学習によるコンクリート目荒らし面積比評価への試み，日本建築学会構造系論文集，Vol.85, No.777, pp.1479-1489, 2020.11
- 4) 石田雄太郎，坂田弘安，高瀬裕也，毎田悠承，佐藤匠：複合応力下における接着系あと施工アンカーの 3 次元 FEM 解析，外付け耐震補強接合部の応力伝達メカニズムと力学的挙動に関する研究 その 1，日本建築学会構造系論文集，Vol.83, No.751, pp.1307-1317, 2018.9
- 5) 松永健也，高瀬裕也，阿部隆英，折田現太：有機系・無機系接着剤及び定着方法の違いを考慮したアンカー筋のダウエルモデル，コンクリート工学年次論文集，Vol.43, No.2, pp.67-72, 2021.7
- 6) 安藤重裕，中野克彦，渡辺一弘，中川博光，田村毅彦，矢幡秀介，榊原弘幸，赤坂哲司：超速硬セメント系注入式アンカーの付着特性，日本建築学会学術講演梗概集（構造Ⅳ），pp.201-202, 2012.9
- 7) 阿部隆英，折田現太，高瀬裕也，安藤重裕，兼吉孝征：あと施工アンカーに用いる耐寒促進剤を調合した無機系接着剤の付着強度に関する研究，一その 1 無機系接着剤に添加する防凍成分の濃度に関する検討，日本建築学会学術講演梗概集（構造Ⅳ），pp.69-70, 2021.9
- 8) 高瀬裕也，折田現太，阿部隆英，安藤重裕，兼吉孝征：耐寒促進剤を配合した無機系接着剤によるあと施工アンカーのせん断抵抗性能，令和 3 年度土木学会全国大会第 76 回年次学術講演会，V-517, 2021.9
- 9) 日本建築防災協会：既存鉄筋コンクリート構造物の「外側耐震改修マニュアル」，2009
- 10) 日本建築学会：コンクリート系構造の部材解析モデルと設計への応用，2008.3
- 11) Guolin Ke, Qi Meng, Thomas Finley, Taifeng Wang, Wei Chen, Weidong Ma, Qiwei Ye, Tie-Yan Liu : LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree, 31st Conference on Neural Information Processing Systems, 2017