

鋼管杭と鉄骨柱を直接接合する基礎梁レス構造物の簡易解析手法の開発

北九州市立大学大学院 国際環境工学研究科 准教授
藤田 慎之輔

1 研究背景と目的

建築構造物の支持方法は、直接基礎と杭基礎に大別される。実務においては、一般には後者の方がコスト面で不利であるとされるため、地盤の状況に応じてまずは直接基礎の可能性を模索し、直接基礎で構造物を支えることが現実的ではない場合に、杭基礎が選択される。建築構造物の杭基礎は主に鋼杭、コンクリート杭、合成杭の3つに大別される。実務においては杭頭曲げモーメントをすべて基礎梁で処理することで上部構造と下部構造を切り離して解析する設計思想

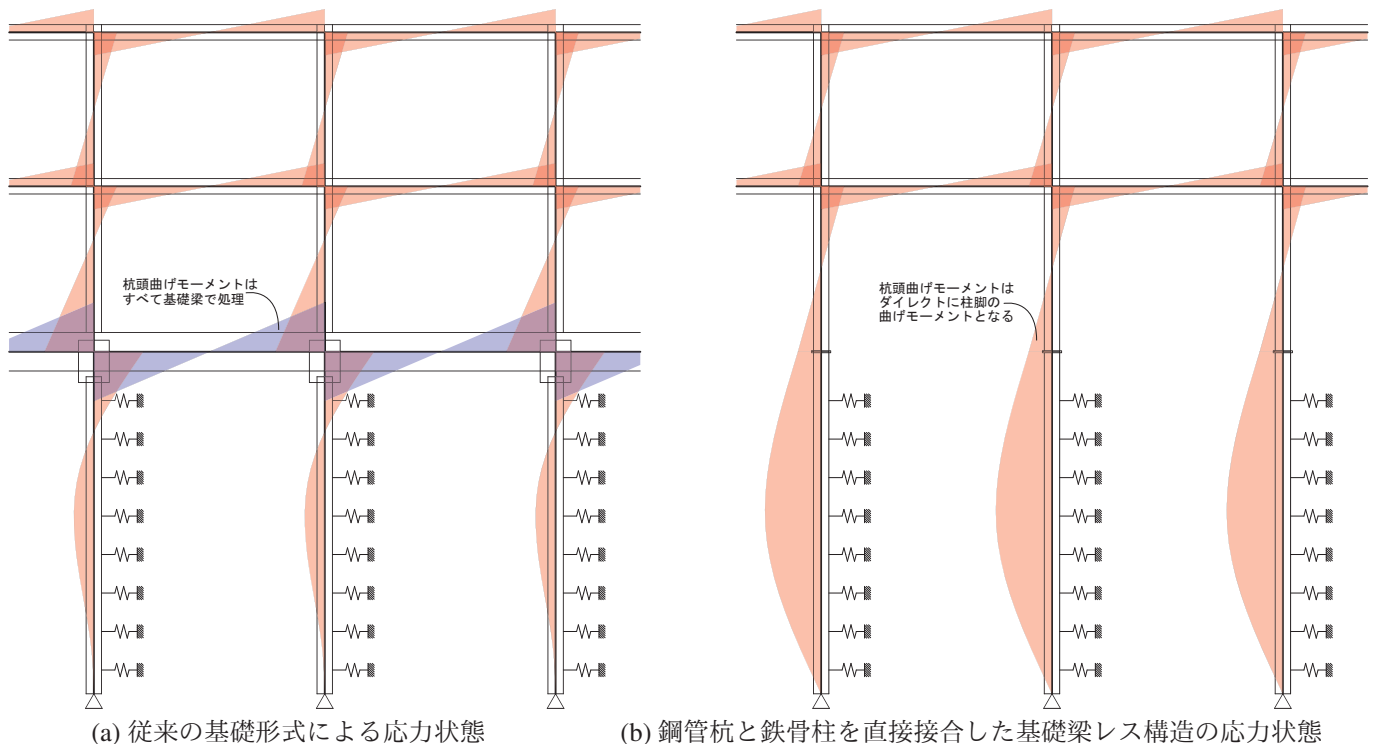


図 1: 基礎梁の有無による応力状態の違い



図 2: 一軽井沢の別荘一 意匠設計担当：寺岡徹 (当時みかんぐみ所員)、構造設計担当：藤田慎之輔 (当時金箱構造設計事務所所員)。左は鋼管杭と鉄骨柱の保有耐力接合部、右下は建て方時、右上は竣工時の写真。詳細は「新建築住宅特集 2017 年 9 月号」参照。

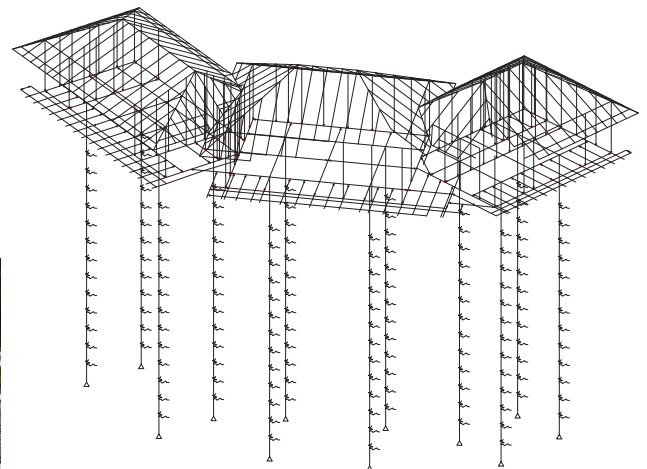


図 3: 軽井沢の別荘の構造解析モデル。汎用有限要素解析ソフトで作成。地盤ばねを設けて上部構造と下部構造を一体として解析する必要がある。

が一般常識として浸透しており、いずれの工法を用いる場合にあっては、基礎杭と上部構造物は RC の基礎梁により緊結するのが一般的である。したがって鉄骨造の建物であっても必ず基礎コンクリート工事が発生する。しかし近年、鉄骨造の建物に対して、鋼管杭と鉄骨柱を基礎梁を介さずに直接接合する事例（以下、鋼管杭-鉄骨柱一体工法）が生まれている。この方法は、基礎梁がある構造よりも変形が増大するため、ある程度地盤の水平剛性が必要となるが、応力に関しては、杭中間部の曲げモーメントこそ増えるものの、杭頭曲げモーメントに関してはむしろ減少し、最大応力値には大きな差は出ないため、杭断面が大幅に大きくなるようなことはない（図 1）。鋼管杭-鉄骨柱一体工法を採用すると、基礎コンクリート工事を丸々省略することができるため、コストメリットが非常に大きく、工期も大幅に短縮することができる。状況によっては、直接基礎よりも経済的に有利な場合もある。例えば、私が 2015～2016 年に構造設計を担当した軽井沢の別荘（鉄骨造と木造の混構造）では、傾斜地で地盤も良好でなく地盤改良が必要であり、直接基礎とすると土工事ならびに基礎コンクリート工事に大きなコストがかかり、杭基礎とした場合でも基礎コンクリート工事に絡むコストがネックとなり予算の折り合いがつかず、プロジェクト自体が暗礁に乗り上げていたが、鋼管杭と鉄骨柱を直接接合する基礎梁レス構造物とすることで、大幅にコストを削減することができた（図 2）。

このように、特に非 RC 造の建物に対しては、コンクリート工事を丸々なくすことができるため、近年問題となっている鉄筋工や型枠工の職人不足という社会問題の解決にも繋がり、極めて経済性の高い選択肢となりうる。しかしながら鋼管杭-鉄骨柱一体工法は、経済的メリットが大きいのに関わらず実務への普及がほとんど進んでいない。同工法を採用するにあたり障壁となる要因の 1 つに、構造計算の煩雑さにある。日本の建築構造設計において、構造解析・構造計算はその大半に一貫構造計算ソフトウェアが用いられている。一貫構造計算ソフトウェアは、杭頭曲げモーメントをすべて基礎梁で処理することで上部構造と下部構造を切り離して解析する設計思想を前提としたものとなっている。しかしながら、鋼管杭-鉄骨柱一体工法を採用する場合、上部構造と下部構造を一体として地盤も含めた解析モデルを作成することが必要となる（図 3）。

したがって一貫構造計算ソフトウェアを使用することができず、汎用の任意形状立体フレーム解析ソフトウェアを使用する必要がある。そのため、技術力の低い構造設計事務所にとってはハードルが高く、また、地盤ばねを細かく設定する必要があるためモデル化も大変煩雑となり、一貫構造計算ソフトウェアを使用する場合と比べてはるかに多くの作業時間を必要とする。このことは、鋼管杭-鉄骨柱一体工法を設計時に採用するにあたり大きな足かせとなる。

そこで本研究では、上部構造と下部構造の一体解析を必要とせず、上部構造と下部構造を切り離して解析を行っても構造物全体の変形及び応力を適切に評価することができるような応力予測システムの構築を目指す。

近年、コンピュータの処理能力の向上に後押しされる形で、機械学習技術が注目を浴びている。機械学習は、大雑把に言うと、大量のデータからパターンを読み取り、問題を解決する手法であるが、この技術は近年建築構造分野でも利用され始めており、応力を予測するという本研究の目的を達成するための手段として効果的であると考えられる。

そこで本研究では、機械学習技術を用いることによって、鋼管杭鉄骨柱一体工法を採用する場合においても、上部構造と下部構造の一体解析を必要とせず、上部構造と下部構造を切り離して解析を行っても構造物全体の変形及び応力を適切に評価することができるような応力予測システムの構築を目指して、鋼管杭鉄骨柱一体工法を想定した部分解析モデルに対して、膨大な数の応力解析を実施して外力と変位応答との関係が蓄積されたビッグデータを作成し、機械学習により杭体の曲げモーメントの反曲点位置及び杭体にかかる最大曲げモーメントを予測することを試みる。反曲点位置が予測できれば、上部構造と下部構造を当該位置で切り離して評価することが可能であると考えられる。複数の地盤条件や部材断面に対して本手法を適用し、上部構造と下部構造の一体解析をおこなった結果と比較することで、本手法の有効性を明らかにする。

2 教師あり機械学習

機械学習は大きく分けて教師あり学習、教師なし学習、強化学習の 3 つに大別されるが、本研究では、膨大な数値実験結果を基にして応力予測を行い、上部構造と下部構造を切り離した簡易モデルで構造解析を可能とすることを目的としているため、実測値に対して予測値を表現する手法である教師あり学習を用いる。後述のように問題設定を弾性範囲に限定するため、本研究では教師あり学習の中でも最もシンプルな手法である線形回帰を用いる。線形回帰に用いられる代表的なアルゴリズムとして、重回帰分析、Ridge 回帰、Lasso 回帰などがある。Ridge 回帰、Lasso 回帰はそれぞれ重回帰分析にペナルティとして L2 ノルム正則化項及び L1 ノルム正則化項を加えたものである。また Lasso 回帰は特にパラメータにスパース性がある際に用いられる [1]。本研究で扱う変数はスパースではないため Ridge 回帰を採用する（図 4）。

教師あり機械学習においては学習モデルと予測モデルを設定する必要がある。学習モデルは目標値及び入力変数を持つデータの集合であり、予測モデルは入力変数のみを持つデータの集合である。

線形式において入力変数の個数を M とすると、入力変数ベクトル $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^M$ 及びパラメータベクトル $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^M$ は次のように記述できる。

$$\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_M] \quad (1)$$

$$\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_M]^\top \quad (2)$$

式 (1) 及び式 (2) を用いて予測値 y を以下のように記述する。

$$y = \mathbf{x}\mathbf{w} \quad (3)$$

モデルの個数を N とすると、式 (3) をもとに予測値ベクトル $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^N$ は以下のように記述できる。

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\mathbf{w} \quad (4)$$

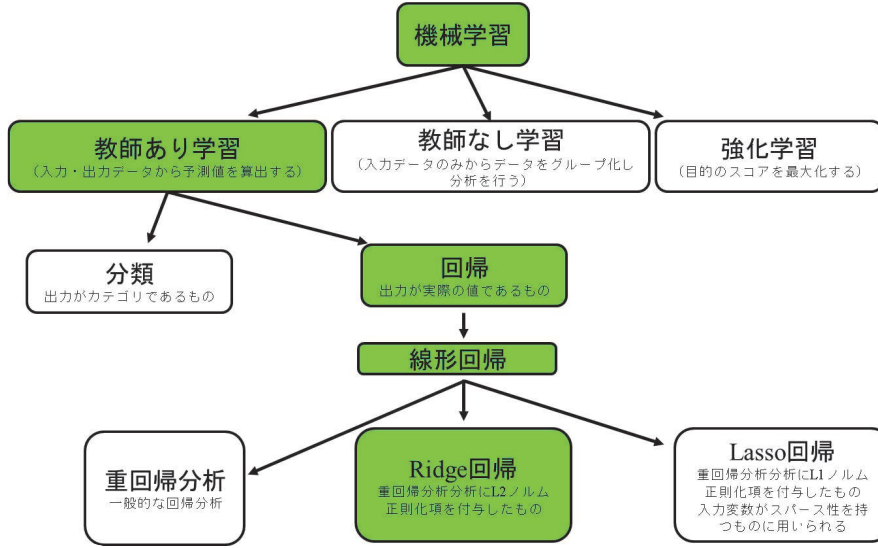


図 4: 本研究で採用する機械学習アルゴリズム

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1M-1} & x_{1M} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2M-1} & x_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ x_{N1} & x_{N2} & \cdots & x_{NM-1} & x_{NM} \end{bmatrix} \quad (5)$$

この X はデザイン行列と呼ばれ、各行が各モデルを示しており、各列がそのモデルの持つ入力変数を表している。Ridge 回帰は学習モデルに対し以下の式 (6) を解くことでパラメータを決定する。

$$\underset{\mathbf{w}}{\text{minimize}} \quad \|\mathbf{X}\mathbf{w} - \mathbf{t}\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{w}\|_2^2 \quad (6)$$

$\mathbf{X}$: デザイン行列
 $\mathbf{w}$: パラメータ
 $\mathbf{t}$: 目標値
 α : 正則化パラメータ ($0 \leq \alpha \leq 1$)

目的関数における二項目がペナルティ関数であり、正則化パラメータ α が 0 の場合は重回帰分析となる。この正則化パラメータ α の値によって予測結果の精度が変化する。本研究では正則化パラメータ α は 0.01 と設定する。予測モデルに対し、決定したパラメータと予測モデルの入力変数を用いて式 (3) を解くことで予測値 y を求める。

教師あり機械学習において、モデルを汎化するために用意した学習モデルを訓練用データとテストデータに分ける必要がある。単純に用意した学習モデルの何割かを訓練用データとし、残りをテストデータとして分ける方法をホールドアウト法と呼ぶ [2]。また、モデルがどれほど機能しているのかの精度を検証する必要がある。制度の検証には決定係数という指標を用いる。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{n=1}^N (t_n - y_n)^2}{\sum_{n=1}^N (t_n - \bar{t})^2} \quad (7)$$

R^2 : 決定係数
 $\bar{t}$: 目標値の平均値

決定係数の最大値は 1 であり、値が 1 に近いほど与えられたモデルがデータに当てはまっていることを表す。また、訓練用データの決定係数とテストデータの決定係数が近いほど予測精度が高く、決定係数の差が大きいと過学習していることを示す。また、決定係数が 0.9 を超えている場合は、変数のみならずノイズにまで適合している過学習の可能性がある。

3 解析モデルの設定及び解析手法

機械学習を用いて、鋼管杭鉄骨柱一体構造物の応力予測を行うにあたり、本研究では、ケーススタディとして図 5 のような解析モデルを取り扱う。

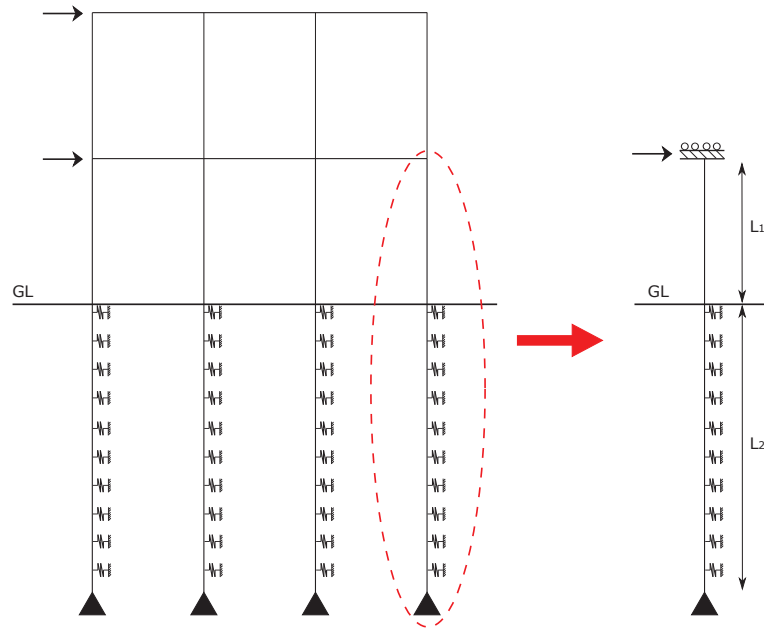


図 5: 解析モデル

学習モデルを 500000 個，予測モデルを 1000 個用意した．それぞれのモデルは以下の条件で作成した．

1. 解析の簡易化のため地盤の塑性化は考慮せず，弾性範囲内で単杭として解析を行う．
2. 境界条件は上端を固定ローラー，下端をピン支持とし，地中部分には N 値の大きさに応じた地盤ばねを設ける．
3. 上部構造は長さ L_1 は $2.7\text{m} \leq L_1 \leq 4.0\text{m}$ の間でランダムに設定する．
4. 下部構造の長さ L_2 は $6.0\text{m} \leq L_2 \leq 12.0\text{m}$ の間でピッチを 1.0m とし，ランダムに設定する．
5. 最下層の地盤の N 値は 50，下から二番目の N 値は $30 \leq N \leq 50$ ，それ以外の地盤の N 値は $1 \leq N \leq 10$ としてランダムに設定する．
6. 各層に対して粘性土あるいは砂質土の土質特性をランダムに与える．
7. 杭は表 1 に示す全 22 種類の中からランダムに選択する (腐食代を考慮し，規格材の製品表から鋼管の厚さを 1mm 減じている)．
8. 柱及び杭は同一の部材を使用する．
9. ヤング係数は 205GPa とする (鋼材の一般値)．
10. 柱頭に加える水平力は 100kN とする．

表 1: 杭の種類と諸量

杭番号	$B[\text{mm}]$	$t[\text{mm}]$	杭番号	$B[\text{mm}]$	$t[\text{mm}]$
A	112.3	3.5	L	265.4	7.0
B	112.3	5.0	M	265.4	8.3
C	137.8	3.5	N	265.4	11.7
D	137.8	5.6	O	316.5	9.3
E	163.2	4.0	P	316.5	11.7
F	163.2	6.1	Q	353.6	8.5
G	188.7	4.3	R	353.6	11.7
H	188.7	6.0	S	398.0	8.0
I	214.3	7.2	T	398.0	11.0
J	214.3	9.3	U	404.4	8.5
K	214.3	11.7	V	404.4	11.7

以上の条件で作成した学習モデル 500000 個及び予測モデル 1000 個に対し、OpenSeesPy [3] を用いて有限要素解析を行うことで反曲点位置及び杭にかかる最大曲げモーメントを求める。有限要素解析で用いる地盤ばねは建築基礎構造設計指針 [4] より以下のように求める。

$$K = kh \cdot B \cdot L \quad (8)$$

$$kh = \alpha \cdot E_0 \cdot \bar{B}^{-3/4} \quad (9)$$

- K : 地盤ばね [kN/m]
 B : 杭径 [m]
 L : 杭の要素長さ [m]
 kh : 水平地盤反力係数 [kN/m³]
 α : 粘性土の場合 60, 砂質土の場合 80
 E_0 : 地盤の変形係数 (700 × 各層の N 値)
 $\bar{B}$: 無次元化杭径 (杭径を cm で表した無次元数値)

学習モデルにおいて求めた反曲点位置及び杭にかかる最大曲げモーメントを式 (6) における目標値とし、予測モデルにおいて求めた反曲点位置及び杭にかかる最大曲げモーメントを式 (3) における予測値の比較対象とする。

反曲点位置を高い精度で予測することができれば、求めた反曲点位置で図 6 のように上部構造と下部構造を切り離すことで、上部構造は一貫構造計算プログラムで解析を行うことができ、得られた反力から下部構造の解析を行うことが可能となると考えられる。

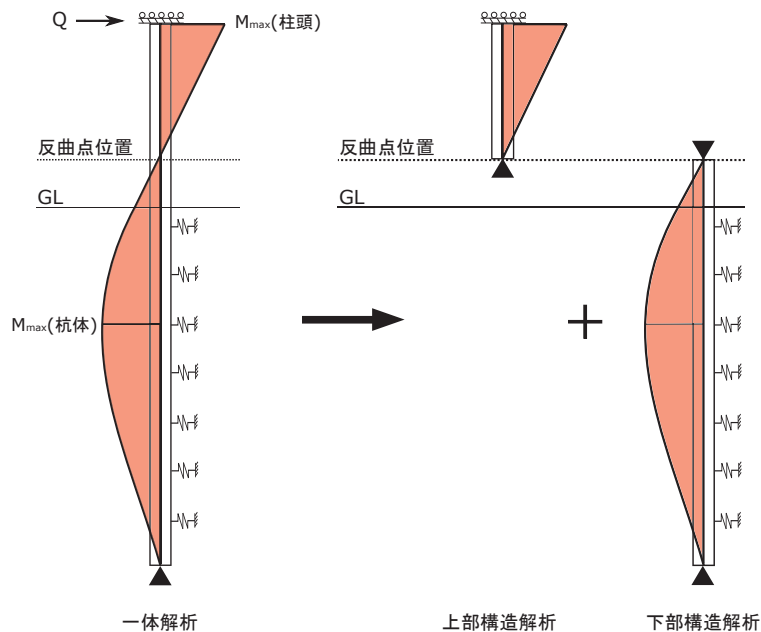


図 6: モデルの切り離しのイメージ図

4 数値解析及び Ridge 回帰による応力予測

学習モデル 500000 個に対し、表 2 のように目標値及び入力変数を設定した。目標値については 3 節で示した方法で設定を行っている。この学習モデルの 8 割を訓練用データとし、残りの 2 割をテストデータとした。機械学習においてそれぞれのモデルにおける変数の数は同一である必要がある。表 2 において M_{max} は杭体にかかるモーメントの最大値を示しており、反曲点位置は固定ローラー支持からの距離を示している。杭の長さは最大で 12m であり、1.0m 毎に要素分割される。柱長さは最大 4.0m であり 1 層につき 1 要素として解析される。要素数は最大で 14 となるので、層厚における変数の数は 14 個とし、杭の長さが 12m より小さい場合は、不足している変数の箇所に 0 を代入することとした。同様に N 値における変数の数は 14 個であり、杭の長さが 12m より小さい場合は、不足している変数の箇所に 50 を代入している。これは杭は支持地盤に到達しているものとして解析を行っているためそれ以降の地盤は固いものであると仮定しているためである。同様に地盤係数 (粘性土で 60, 砂質土で 80) における変数の数は 14 個であり、杭の長さが 12m より小さい場合は、不足している変数の箇所に 80 を代入している。 B 及び t はそれぞれ解析に用いた杭径及び鋼管の厚さを示している。従って Ridge 回帰に用いる各モデルの変数の数は 44 個である。この 44 個の変数が式 (1) で示した入力変数ベクトル x の要素となる。学習によって得たパラメータを用いて、表 3 に示した 1000 個の予測モデルからランダムで抽出した 10 個のモデルに対し杭体の最大曲げモーメント及び反曲点位置の予測を行った。ランダムで抽出した予測モデルはそれぞれモデル 1, モデル 2, ..., モデル 10 と呼称することとする。

図 7～図 16 には、モデル 1～モデル 10 の有限要素解析の結果を示している。各図において (a) は予測モデルの柱状図、(b) は曲げモーメント図、(c) はせん断力図を示している。全ての図においてグレーの破線は GL を示しており、曲げモー

表 2: 学習モデルの目標値と入力変数					
Model	1	2	...	499999	500000
$M_{\max}$ [kNm]	115.2	142.4	...	150.7	95.9
反曲点位置 [m]	1.7	1.9	...	2.2	2.1
N 値	0	0		0	0
	5	8		10	2
	...	...	...	...	...
	42	30		50	31
	50	50		50	50
土質係数	0	0		0	0
	60	60		60	60
	...	...	...	...	...
	80	80		80	80
	80	80		80	80
要素長さ [m]	2.9	3.3		3.7	3.1
	1.0	1.0		1.0	1.0
	...	...	...	...	...
	1.0	1.0		1.0	1.0
	1.0	1.0		1.0	1.0
B [mm]	140	114	...	165	190
t [mm]	3.5	3.5	...	4.0	6.0

表 3: 予測モデルの入力変数					
Model	1	2	...	9	10
N 値	0	0		0	0
	10	4		6	6
	...	...	...	...	...
	50	50		50	50
	50	50		50	50
土質係数	0	0		0	0
	60	60		60	60
	...	...	...	...	...
	80	80		80	80
	80	80		80	80
要素長さ [m]	3.0	3.1		3.4	2.7
	1.0	1.0		1.0	1.0
	...	...	...	...	...
	0.0	0.0		0.0	1.0
	0.0	0.0		0.0	0.0
B [mm]	267	140	...	114	319
t [mm]	7.0	5.6	...	5.0	11.7

メント図において緑の破線は曲げモーメントの反曲点位置を示している。これらの杭体の最大曲げモーメントと反曲点位置が、機械学習における予測の目標値となる。

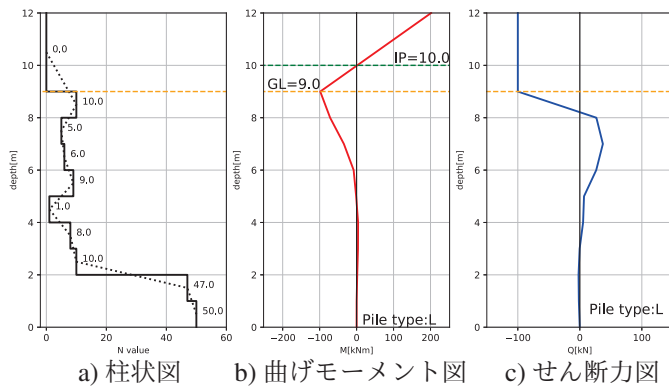


図 7: モデル 1 の解析結果

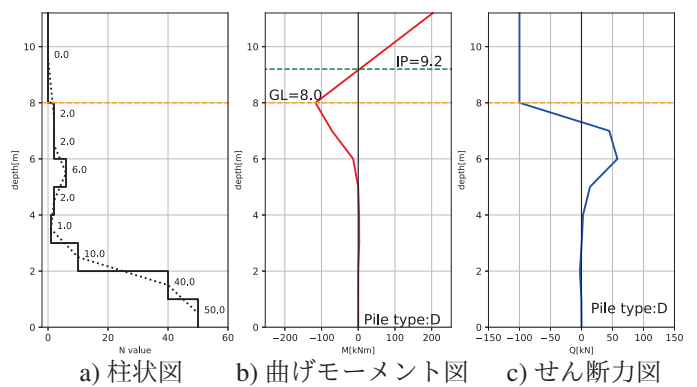


図 8: モデル 2 の解析結果

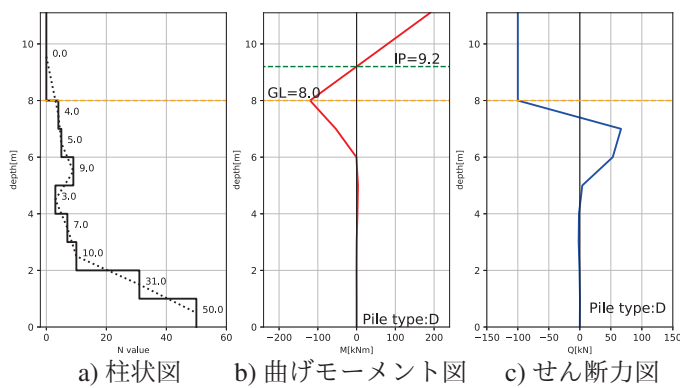


図 9: モデル 3 の解析結果

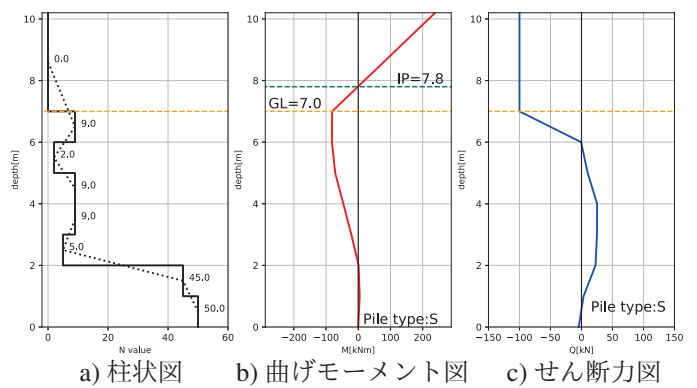


図 10: モデル 4 の解析結果

図 7～図 16 の解析結果による「杭体の最大曲げモーメント」および「反曲点位置」を目標値として、前述の通り学習モデル 500000 個に対して機械学習させた予測モデルに地盤と杭の情報を与えて得られた「杭体の最大曲げモーメント」および「反曲点位置」の予測値を表 4 及び表 5 にそれぞれ示す。また、訓練用データ及びテストデータにおける杭体の

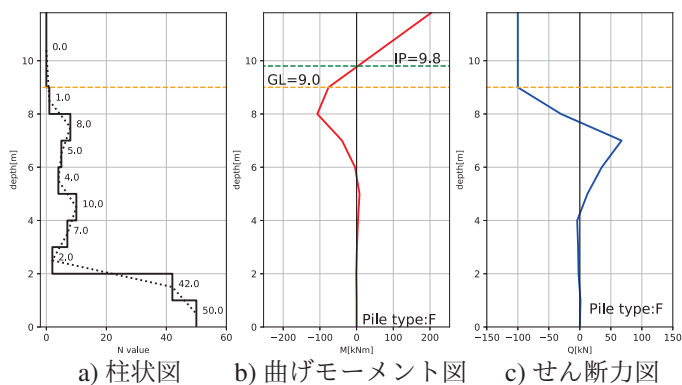


図 11: モデル 5 の解析結果

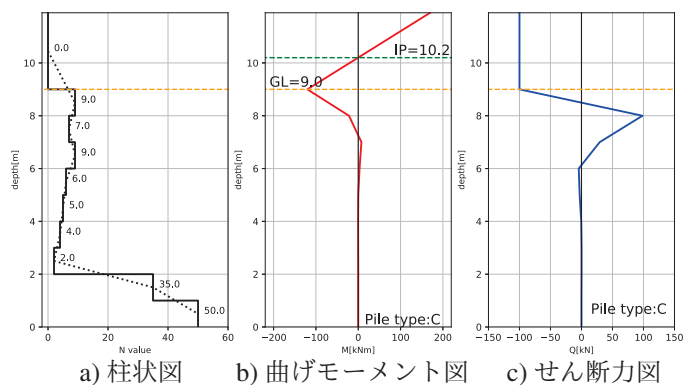


図 12: モデル 6 の解析結果

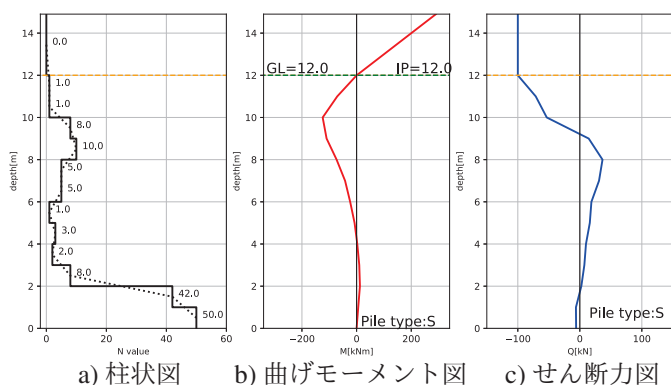


図 13: モデル 7 の解析結果

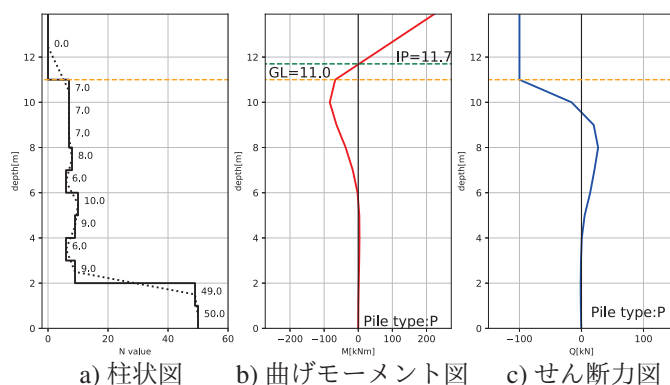


図 14: モデル 8 の解析結果

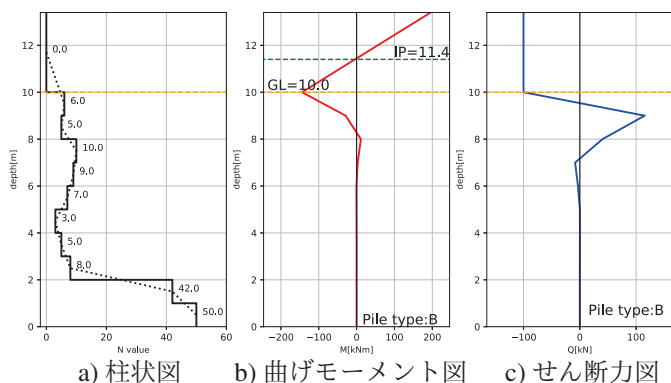


図 15: モデル 9 の解析結果

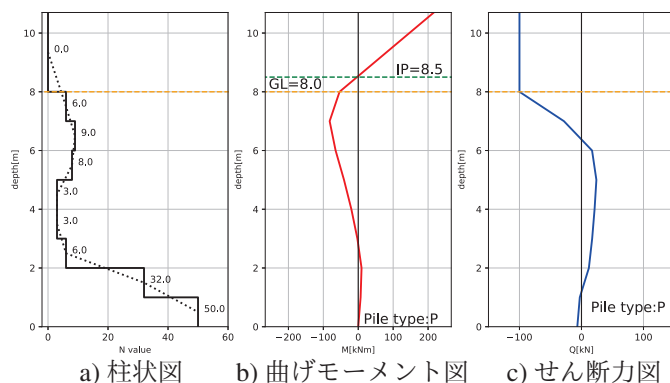


図 16: モデル 10 の解析結果

最大曲げモーメント及び反曲点位置の決定係数をまとめたものを表 6 に示す。予測値/目標値は 1 に近いほど誤差が少なく精度高く予測していることを示している。1 を超えた場合は予測値が過大であり 1 を下回る場合は予測値が過少であることを示す。

まず、杭体の最大曲げモーメントの予測結果を見ると、予測モデル 3 では予測値/目標値が中央に配置された杭では 0.73, 両端に配置された杭では 0.75 となっており曲げモーメントが約 3 割過小評価されていることがわかる。その他の予測モデルは予測値/目標値が 1 に限りなく近いため、精度高く予測できていると考える。予測モデル 3 では曲げモーメントが過小評価されているため、このままでは設計においては 3 割ほど曲げモーメントを割り増して設計を行う必要があることになる。一方、反曲点位置の予測結果を見ると、全ての予測モデルについて予測値/目標値が限りなく 1 に近くなっており、精度高く予測ができていることが確認された。表 6 を見ると、杭体の最大曲げモーメントにおける決定係数は訓練用データとテストデータの両方とも 0.82 と精度高く学習していることがわかる。また訓練用データの決定係数とテストデータの決定係数に差がないため過学習もしていないと判断できる。一方、反曲点位置における決定係数は訓練用データとテストデータの両方とも 0.96 となっており過学習している可能性がある。これについては次節で検証を行うこととする。

表 4: 杭体（中央の杭）にかかる最大曲げモーメントの予測結果

モデル番号	予測値 [kNm]	目的値 [kNm]	誤差 [kNm]	予測値/目的値
1	98.42	98.33	0.09	1.00
2	122.13	116.51	5.62	1.05
3	120.65	120.01	0.63	1.01
4	93.09	81.65	11.44	1.14
5	107.69	106.98	0.71	1.01
6	114.32	120.25	-5.93	0.95
7	82.18	124.10	-41.92	0.66
8	85.65	83.44	2.21	1.03
9	136.44	144.24	-7.80	0.95
10	79.17	81.92	-2.75	0.97

表 5: 反曲点位置 (中央の杭) の予測結果

モデル番号	予測値 [m]	目標値 [m]	誤差 [m]	予測値/目標値
1	1.99	2.00	-0.01	0.99
2	2.11	2.00	0.11	1.05
3	1.97	1.90	0.07	1.03
4	2.44	2.40	0.04	1.02
5	1.99	2.00	-0.01	0.99
6	1.62	1.70	-0.08	0.95
7	2.61	2.90	-0.29	0.90
8	2.26	2.20	0.06	1.03
9	1.97	2.00	-0.03	0.99
10	2.19	2.20	-0.01	0.99

表 6: 予測モデルの決定係数

予測モデル	R^2	
	学習データ	テストデータ
$M_{\max}$	0.820339	0.820036
反曲点位置	0.964383	0.964445

5 過学習の有無の検証

前節において、反曲点位置における決定係数が 0.96 と非常に高い値を示し、過学習の可能性が示唆されるため、交差検証を用いてモデルの汎化性能を再評価する。交差検証では、データの分割を何度も繰り返して行い、複数のモデルを訓練する。最もよく用いられる交差検証手法は k 分割交差検証である。 k はユーザが任意に検定する数で、多くの場合は 5 から 10 程度である。本研究では $k = 10$ として交差検証を行った。 k 分割交差検証では、まずモデルを k 個の同じサイズに分割する。次に一連のモデルを訓練する。最初のモデルは最初の分割データをテストデータとして使い、残りの分割データを訓練用データとして使う。次のモデルは 2 番目の分割データをテストデータとして使い、残りの 1, 3, 4, $\dots$, k 番目のデータを訓練データとして使う。これらの操作を k 回繰り返すことによって k 個の決定係数が得られる。得られた決定係数の平均値をもってモデルの予測精度を求める。本研究で初めに使用したホールドアウト法は指定した割合に基づいてモデルをランダムに分割する方法であった。この手法では、ランダムで分割することによって予測の難しいモデルが全て訓練用データに分けられ、テストデータには予測の容易なデータしか入らない場合は予測精度が高くなりすぎる場合があり、その逆もありうる。一方交差検証では 10 分割の場合は 9 割のデータを訓練に用いて 1 割のデータをテストに用いる検証を 10 回行い、その平均をとるため、モデルの汎化性能は高くなる。Ridge 回帰において正則化パラメータ α はユーザが任意に設定する係数であり、正則化パラメータ α が大きいほどペナルティが大きくなり、訓練データに対する性能は低下するがモデルの予測精度は上がる。従ってユーザが任意で設定する正則化パラメータ α の値によってもモデルの汎化性能が変化するといえる。この正則化パラメータ α に対して最良の汎化性能を与える方法としてグリッドサーチという手法を用いる。これはユーザが任意に設定するパラメータをある範囲で設定し、すべての組み合わせを試して評価する方法である。交差検証とグリッドサーチを同時に行うことにより、本研究の汎化性能の改善を行う。交差検証において $k = 10$ とし、グリッドサーチにおける α は $\alpha = [0.001, 0.01, 0.1, 1.0]$ の中から最適なものを選択することとする。

表 7 に 10 分割交差検証を用いたグリッドサーチの結果を示す。

表 7: 10 分割交差検証を用いたグリッドサーチの結果

α	0.001	0.01	0.1	1
分割 1	0.964442	0.96444	0.964355	0.961645
分割 2	0.964987	0.964983	0.964883	0.962115
分割 3	0.964089	0.964086	0.96399	0.961176
分割 4	0.965141	0.965141	0.96507	0.962402
分割 5	0.964392	0.964391	0.964309	0.961609
分割 6	0.963925	0.963924	0.963849	0.961179
分割 7	0.964023	0.964022	0.963952	0.961288
分割 8	0.963974	0.963976	0.963931	0.96142
分割 9	0.963977	0.963978	0.963918	0.961354
分割 10	0.965135	0.965135	0.965073	0.962481
average	0.964409	0.964408	0.964333	0.961667
Rank of score	1	2	3	4

表 7 より、各分割において、どの α においても決定係数は 0.96 付近である。また $\alpha = [0.001, 0.01, 0.1, 1.0]$ のそれぞれの決定係数の平均は $[0.964409, 0.964408, 0.964333, 0.961667]$ となっており、どの値を使っても決定係数は 0.96 付近であることがわかる。従って、本解析においてはパラメータ α には依存していないことがわかる。また、各スコアのランクでは α は $[0.001, 0.01, 0.1, 1.0]$ から順に 1 位、2 位、3 位、4 位となっていることがわかり、本学習モデルに対しては、パラメータ α は 0.001 が最適な数値であることがわかり、10 分割交差検証を用いたグリッドサーチを行う前の α と同値であることがわかる。また、どの分割のスコアにおいても決定係数は 0.96 程度である。従って本研究では学習モデルの汎化は十分に行われており、決定係数は 0.96 と高いものの、未知の予測データに対してパラメータに依存することなく精度高く予測できているものと考えられる。

6 おわりに

本研究では、機械学習を用いることによって鋼管杭-鉄骨柱一体工法を採用する場合においても、上部構造と下部構造の一体解析を必要とせず、上部構造と下部構造を切り離して解析を行っても構造物全体の变形及び応力を適切に評価することができるような杭体の最大応力及び反曲点位置 (上部構造と下部構造の切り離し位置) の予測を行い、有限要素解析の結果と比較することによって本手法の有効性を検証した。得られた結果は以下のようにまとめられる。

1. 杭体の最大曲げモーメントに関しては約 90 %、反曲点位置に関しては約 96 % の精度で未知のモデルに対して予測することができた。
2. 有限要素解析の結果と比較して、杭体の最大曲げモーメントの予測結果は一部のモデルで 3 割程度過小評価された。
3. 有限要素解析の結果と比較して、反曲点位置の予測結果は本研究で検証した未知のモデルに対して予測値/目標値が限りなく 1 に近く、精度高く予測が行われている。

杭体の最大曲げモーメントの予測については、一部過小評価されるケースが存在したため、予測値をそのまま設計用曲げモーメントとして採用することは難しい。しかしながら、反曲点位置に関しては極めて高い精度で予測することができた。本研究の一番の目的は上部構造と下部構造を分けた簡易解析モデルによって鋼管杭-鉄骨柱一体構造物の变形及び応力を適切に評価することにあるので、本手法によって反曲点位置の予測さえ正確に行うことができれば、上部構造を下部構造とは独立にモデル化して通常の一貫構造計算プログラムなどを使用することが可能となる。

今後の展望として、本研究では解析範囲を弾性範囲に限定しているが、レベル 2 地震動に対する検討まで求められるような規模の建物を想定したときには、地盤の塑性化の考慮や、杭と地盤の間の動的相互作用を考慮した構造解析に範囲を拡張することなどが挙げられる。解析モデルも構造物全体の一部分を抜き出して柱頭を固定ローラーとしたモデルに対して予測モデルを構築したが、実際のラーメンフレームの柱梁接合部の回転剛性とは当然差異が生じるため、構造物全体のモデルを学習データとして与えた場合においても同様の結論になるかは検証が必要である。また、地盤条件についてもある程度範囲を限定しているため、より広範囲にわたる地盤データを用いた解析および予測を行い結果を検証する必要があると考えられる。

参考文献

- [1] 永原正章. スパースモデリング-基礎から動的システムへの応用-. コロナ社, 2017.
- [2] Andreas C. Müller and Sarah Guido. *Introduction to Machine Learning with Python*. O'Reilly Media, 2016.10.
- [3] M. Zhu, F. McKenna, and M. Scott. Openseespy: Python library for the opensees finite element framework. *SoftwareX*, Vol. 7, pp. 6–11, 2018.1.
- [4] 日本建築学会. 建築基礎構造設計指針 第三版. 丸善出版株式会社, 2019.