

# 機械学習による鋼管杭鉄骨柱一体構造物の応力予測

## Stress prediction of the structure with integrated steel pipe piles and columns by machine learning

○森友 義弥\*<sup>1</sup>, 藤田 慎之輔\*<sup>2</sup>  
Yoshiya Morimoto\*<sup>1</sup>, Shinnosuke Fujita\*<sup>2</sup>

\*1 北九州市立大学大学院 国際環境工学研究科 大学院生

Graduate Student, Graduate School of Environmental Engineering, The University of Kitakyushu

\*2 北九州市立大学大学院 国際環境工学研究科 准教授 工博

Associate Professor, Graduate School of Environmental Engineering, The University of Kitakyushu, Dr. Eng.

**キーワード** : 機械学習 応力予測 鋼管杭鉄骨柱一体構造物

**Keywords** : Machine learning Stress prediction steel structures in which steel pipe piles are directly used as columns

### 1. はじめに

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結合する工法（以下，鋼管杭-鉄骨柱一体工法）が用いられ始めている．この工法を用いることで基礎コンクリート工事を省略することができるため，コスト面でのメリットが大きく，工期も短縮することができる．しかし，この工法の解析を行う場合は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必要があるため，汎用の任意形状立体フレーム解析を行う必要がある．従ってモデル化が煩雑となり，一貫構造解析ソフトウェアを使用する場合に比べて多くの作業時間を要する．このことは鋼管杭-鉄骨柱一体工法を採用するにあたり大きな足かせとなっている．

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応力予測を行う．機械学習により構造物全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により，図1のように上部構造と下部構造の切り離し位置及び構造物にかかる応力を判定する．また，有限要素解析の結果と比較し，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

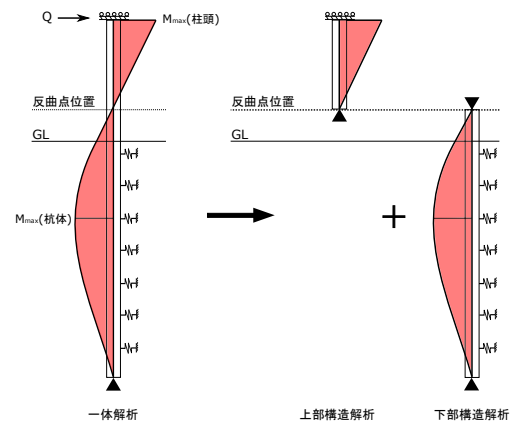


図1 モデル図

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．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<sup>1)</sup>．また，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．

線形式において変数の個数を  $m$  とすると，変数ベクトル  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^m$  と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．

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

$$\mathbf{w} = [w_1, \dots, w_m]^T \quad (2)$$

(1) 式と (2) 式を用いて予測値  $y$  を以下のように記述する。

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

モデルの個数を  $n$  とすると, (3) 式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。

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

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{00} & x_{01} & x_{02} & \cdots & x_{0m} \\ x_{10} & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n0} & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix} \quad (5)$$

この  $\mathbf{X}$  はデザイン関数と呼ばれ, 各行が各モデルを表しており, 各列がそのモデルが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 (6) 式を解くことでパラメータを決定する。

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

- $X$  : デザイン関数
- $w$  : パラメータ
- $t$  : 目標値
- $\alpha$  : 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  $\alpha$  が 0 の場合重回帰分析となる。求めたパラメータを用いて新たに予測したいモデルの変数を入力することで予測値を求めることができる。

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。また, モデルがどれほど機能しているのかの精度を検証を行う必要がある。精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. 有限要素解析

本研究では学習モデルを 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に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. 上部構造の長さ  $L_1$  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  $1.0\text{m}$  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  $1\text{mm}$  減じている)。
8. ヤング係数は  $205\text{GPa}$  とする (鋼材の一般値)。
9. 柱頭に加える水平力は  $100\text{kN}$  とする。

表 1 杭番号とその諸量

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 個に対し, OpenSeesPy<sup>2)</sup> を用いて有限要素解析を行うことで曲げモーメントの反曲点及び杭にかかる最大曲げモーメントを求める。

表2 学習モデルの目標値と入力変数

モデル番号	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
地盤係数	0	0		0	0
	60	60		60	60
	...	...	...	...	...
	80	80		80	80
	80	80		80	80
層厚 [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]	137.8	112.3	...	163.2	188.7
$t$ [mm]	3.5	3.5	...	4.0	6.0

表3 予測モデルの入力変数

モデル番号	1	2	3	4	5
N 値	0	0	0	0	0
	10	4	1	7	6
	...	...	...	...	...
	50	50	42	50	50
	50	50	50	50	50
地盤係数	0	0	0	0	0
	60	60	60	60	60
	...	...	...	...	...
	80	80	80	80	80
	80	80	80	80	80
層厚 [m]	3.0	3.1	2.9	2.9	3.4
	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
	...	...	...	...	...
	0.0	0.0	1.0	1.0	0.0
	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0
$B$ [mm]	265.4	137.8	398.0	316.5	112.3
$t$ [mm]	7.0	5.6	8.0	11.7	5.0

#### 4. 数値解析

学習モデル 500000 個に対し、表2のように目標値及び変数を設定した。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 12m であり、1.0m 毎に要素分割される。柱長さは最大 4.0m で1要素として解析される。要素数は最大で13となるので、層厚における変数の数は13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13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13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41個である。この変数が(1)式で示した入力変数ベクトル  $\boldsymbol{x}$  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う。

#### 5. 結果

学習モデルにおける杭体の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以下の表4に示す。

表4 学習モデルにおける決定係数

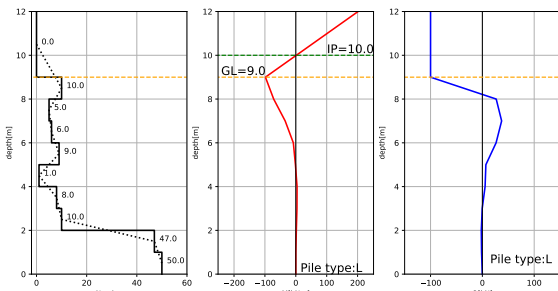
学習モデル	決定係数	
	訓練用データ	テストデータ
$M_{\max}$	0.820339	0.820036
反曲点位置	0.964383	0.964445

表4より、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。

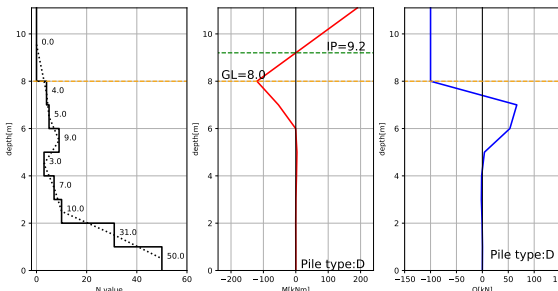
図2~図6に予測モデルの有限要素解析の結果を示す。各図において(a)は予測モデルの柱状図、(b)は曲げモーメント図、(c)はせん断力図を示している。全ての図において黄色の破線はGLを示しており、緑の破線は曲げモーメントの反曲点位置を示している。これらの杭体の最大曲げモーメントと反曲点を予測の目標値としている。

図2, 図3, 図6では杭頭曲げモーメントが杭体の最大曲げモーメントとなっていることがわかる。これは、N値に対して杭が細いためである。また図4ではGLと反曲点位置が同じレベルであることがわかる。

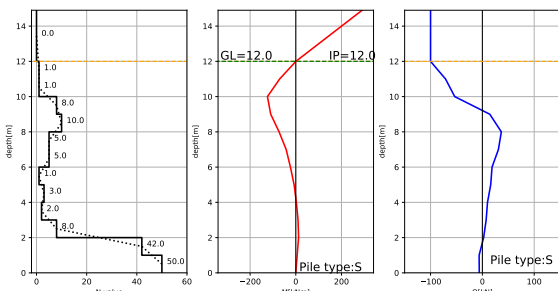
表5に杭体の最大曲げモーメントの予測結果を示している。予測値/目標値は1に近いほど誤差が少なく精度高く予測していることを示している。1を超えた場合は予測値が過大であり1を下回る場合は予測値が過少であることを示す。予測モデル3では予測値/目標値が0.66



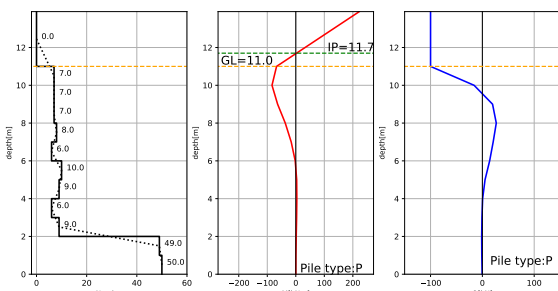
(a) 柱状図 (b) 曲げモーメント図 (c) せん断力図  
図2 予測モデル1の解析結果



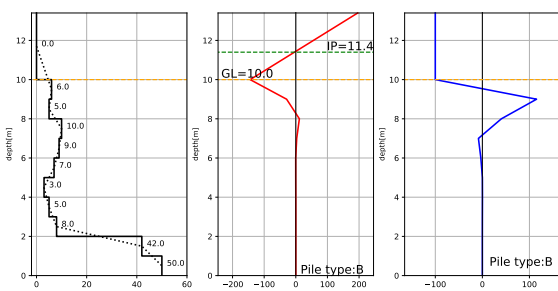
(a) 柱状図 (b) 曲げモーメント図 (c) せん断力図  
図3 予測モデル2の解析結果



(a) 柱状図 (b) 曲げモーメント図 (c) せん断力図  
図4 予測モデル3の解析結果



(a) 柱状図 (b) 曲げモーメント図 (c) せん断力図  
図5 予測モデル4の解析結果



(a) 柱状図 (b) 曲げモーメント図 (c) せん断力図  
図6 予測モデル5の解析結果

表5 杭体の最大曲げモーメントの予測結果

モデル番号	予測値	目標値	誤差	予測値/目標値
1	98.42	98.33	0.09	1.00
2	120.65	120.01	0.63	1.01
3	82.18	124.10	-41.92	0.66
4	85.65	83.44	2.21	1.03
5	136.44	144.24	-7.80	0.95

表6 反曲点位置の予測結果

モデル番号	予測値	目標値	誤差	予測値/目標値
1	1.99	2.00	-0.01	0.99
2	1.97	1.90	0.07	1.03
3	2.61	2.90	-0.29	0.9
4	2.26	2.20	0.06	1.03
5	1.97	2.00	-0.03	0.99

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。これは学習によって求めたパラメータが杭径及び杭の厚さに依存しており、予測モデル3は地盤に対して杭が大きいため曲げモーメントが過小評価されたと考えられる。その他の予測モデルは予測値/目標値が1に限りなく近く、精度高く予測できていると考えられる。

表6に杭体の最大曲げモーメントの予測結果を示している。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。反曲点位置においては全ての予測モデルについて予測値/目標値が限りなく1に近いため、精度高く予測ができていると考えられる。従って反曲点位置で上部構造と下部構造を切り離し、それぞれについて予測した応力を用いて解析を行うことができると考えられる。

## 6. おわりに

本研究では鋼管杭-鉄骨柱一体工法において機械学習を用いて反曲点位置及び杭体の最大曲げモーメントを予測し、有限要素解析の結果と予測結果を比較することによって本手法の有効性を示した。今後の展望として、交差検証やグリッドサーチを用いてモデルの汎化性能を検証する必要がある。

## 謝辞

本研究は、公益財団法人大畑財団の研究助成を受けて実施されたものである。ここに記して謝意を表する。

## 【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) M. Zhu, F. McKenna, and M. Scott. Openseespy: Python library for the opensees finite element framework. *SoftwareX*, Vol. 7, pp. 6-11, 2018.1.