

非線形動的解析による地中構造物の耐震性能照査のためのサロゲートモデル構築

JIP テクノサイエンス(株) 正会員 ○井上 洋 戸田 圭彦 山口 清道 横山 直之 中井 章裕

1. はじめに

耐震性能照査には有限要素法による非線形動的解析が広く用いられているが、耐震設計を用いた鉄筋径の最適設計では仕様を満たす部材断面を試行錯誤的に探すために繰り返し多数の解析が実行される傾向にあり、動的解析の計算時間の長さが設計工程短縮におけるボトルネックの一つになっている。このような試行錯誤の場面では動的解析の結果を瞬時に予測できると解析実行時間を減らすことができ設計工程短縮につながる。

事前に行った解析ケースの結果から入力パラメータと応答値の関係を予測する試みは古くからあるが、近年再び表現能力の向上した機械学習モデルを適用したサロゲートモデルが注目されてきている。サロゲートモデルにより照査結果を精度よく予測することができれば、理想的には1回の解析実行で耐震照査が完了すると考えられる。

本稿では地中構造物を対象に非線形有限要素法解析のサロゲートモデルを構築し、その性能およびサロゲートモデルの適用性について基礎的な検討を行った。

2. 対象構造物

対象は参考文献¹⁾の設計例を参照し、図-1に示す1層2径間の箱形トンネル(ボックスカルバート)および周辺地盤と

する。ボックスカルバートは単位奥行き(1m)相当の断面を有するファイバー要素でモデル化し、コンクリートの応力-ひずみ曲線2次関数モデル(図-2(a))、鉄筋の応力-ひずみ曲線はバイリニアの移動硬化則(図-2(b))とした。周辺地盤は平面ひずみ要素でモデル化し、構成則は Ramberg-Osgood モデル(図-2(c))とした。また、周辺地盤の底面および側面には粘性境界を設けた。

解析対象へコンクリート標準示方書²⁾のレベル2地震動(内陸型①)(図-3)を入力したときの、ボックスカルバートの各部材に発生した最大応答曲率により安全性照査を行った。

3. 機械学習モデル

本研究の回帰モデルは側壁、底版、頂版、中柱の4部材の配筋量と6層の地盤剛性からなる計10個の特徴量から、側壁、底版、頂版、中柱の4部材の安全率を回帰するモデルとした。回帰には機械学習フレームワークである LightGBM³⁾を使用した。

4. データセットの準備

(1) データの準備

解析パラメータの配筋量は表-1に示すようにピッチを125mmで固定した上で鉄筋径を基準に対して2ランクの範

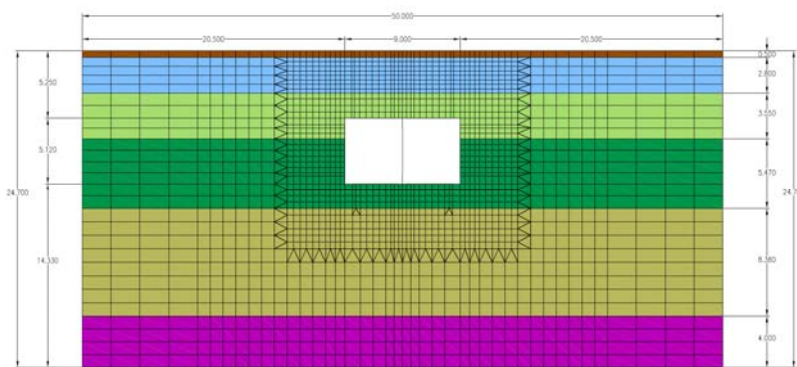


図-1 解析モデル

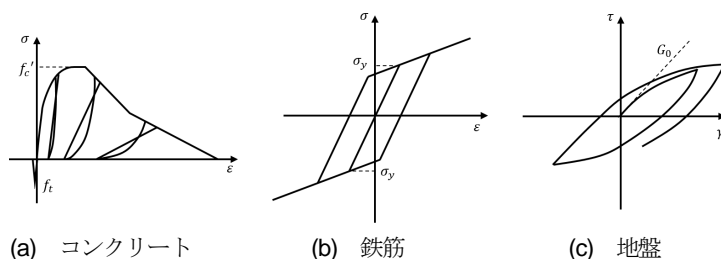


図-2 構成則

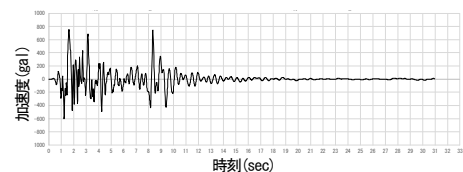


図-3 地震波形

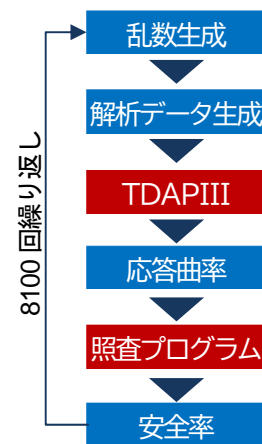


図-4 教師データ作成フロー

キーワード 開削トンネル, 非線形動的解析, サロゲートモデル, 耐震照査

連絡先 〒102-0074 東京都千代田区九段南1丁目3番1号 JIPテクノサイエンス(株) 解析ソリューション事業部

囲で変化させた計 81 通りのパラメータ組み合わせとした。地盤のせん断弾性定数は地層ごとに変動係数 50%の独立な一様分布に従うと仮定して、図-5 に示すように 100 通りの組み合わせを生成した。以上、計 8100 通りの教師データを作成した。

表-1 鉄筋の組み合わせ

	内側			外側		
側壁	D16	D22	D29	D22	D29	D35
底版	D16	D22	D29	D22	D29	D35
頂版	D16	D22	D29	D22	D29	D35
中柱	D25	D32	D38	D25	D32	D38

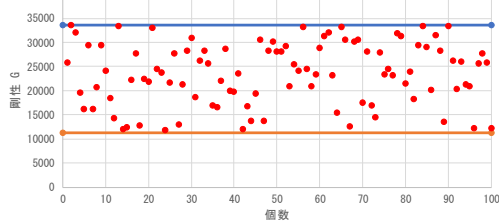


図-5 地盤のせん断弾性定数 G の組み合わせ

(2) 解析実行～照査の自動化

解析プログラムと照査プログラムの 2 個のプログラムを使用し、一連の流れはスクリプトにより自動化した(図-4)。

動的解析の実行には TDAPIII⁴⁾を使用した。照査は式(1)に基づくように、最大発生曲率から安全率を評価した。

$$\phi_a / \phi_a \leq 1 \quad (1)$$

ここに、 ϕ_a : 最大発生曲率 (1/m), ϕ_a : 最大発生曲率発生時刻における終局曲率 (1/m), である。

8100 ケースの教師データ作成に要した時間は解析実行および照査で 14 日である。

5. 学習

8100 個のデータを 8:2 の割合で学習データとテストデータに分割し性能の検証を行った。

図-6 最も塑性化が大きい中柱の安全率について学習データおよびテストデータにおける動的解析による値と予測値との比較を示す。横軸は動的解析による値を示し、縦軸は予測値による値を示す。

学習データ (黒色) および範囲内テストデータ (青色) ともに安全率が 0.0~2.0 の間で解析値と予測値がまんべんなく合致しており、本研究で構築したサロゲートモデルは分布範囲内での安全率を精度よく予測することができた。

ただし、表-1 および図-5 に示した特徴量の学習範囲外のパラメータ 320 個のデータに対する予測性能 (赤色) は大幅に低下しており、学習の適用範囲および学習データの作成範囲に注意が必要である。

特徴量の重要度を表す Feature Importance を図-7 に示す。中

柱鉄筋径、底版に接する第 4 層地盤剛性、基盤の第 6 層地盤剛性の順に重要な特徴量であり、工学的にも妥当な結果であることがわかる。

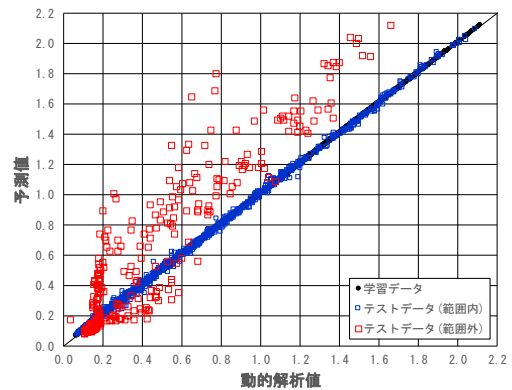


図-6 動的解析による値と予測値との比較

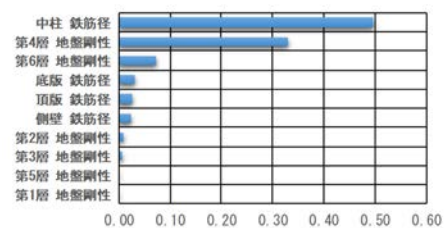


図-7 Feature Importance

6. まとめ

構築したサロゲートモデルはパラメータの分布範囲内の照査結果を精度よく予測することができたが、学習範囲外のパラメータに対する予測性能は大幅に低下しており、適用範囲に注意が必要である。

耐震照査は主に最大応答値に着目するため、予測しなければならないパラメータ数が少なく済み、回帰モデルが小規模で済む利点がありサロゲートモデルの有力な適用対象の一つと考えられる。ただし、サロゲートモデルによる設計照査結果には予測誤差があるため、サロゲートモデルによる予測後に改めて動的解析を行い照査が必要であると考えられる。また、本研究では教師データ作成に 14 日を要しており、計算機占有時間が問題である。ある程度汎用的なサロゲートモデルの作成と最適設計に必要な教師データ数の見積りが課題となる。

参考文献

- 1) 土木学会：トンネルライブラリー9 開削トンネルの耐震設計, 1998.
- 2) コンクリート工学会：コンクリート標準示方書[耐震性能照査編], 2002.
- 3) microsoft: LightGBM, <https://github.com/microsoft/LightGBM> (2022年2月28日閲覧)
- 4) 株式会社アーク情報システム：TDAPIII, <https://www.ark-info-sys.co.jp/jp/product/tdap/tdap3/> (2022年2月28日閲覧)