

深層学習と数理モデルの組み合わせによる 砂質土の液状化過程における応力-ひずみ時系列の予測手法

京都大学大学院 学生会員 ○ショーバック ジェイコブ英輔
 東京大学 正会員 栗間 淳
 京都大学 正会員 後藤 浩之
 京都大学 正会員 澤田 純男

1. 目的

構造物の耐震性能照査では構造物の応答特性や破壊性を把握するために地盤の非線形応答を考慮した構造物と地盤の一体解析が重要である。この応答解析では土の応力-ひずみ関係が必要であり、一般に数式により記述されたモデル（数理モデル）が用いられるが、土の応力-ひずみ関係は強い非線形性と履歴依存性を示すため、数理モデルの精度に限界がある。一方、深層学習を活用すればデータをよりよく再現できる可能性があるが、未知の入力に対して安定性が保証されない。そこで、この2つの手法を組み合わせることにより高精度で安定した予測ができる可能性がある。本研究では複雑な挙動と長期の履歴依存性、利用可能なデータの不足により深層学習での再現が困難だと考えられる砂質土の液状化試験における応力-ひずみ時系列を深層学習と数理モデルの組み合わせにより再現する。

2. 手法

本研究では、深層学習手法に時系列予測に特化した手法として知られる temporal convolutional network (TCN) を用いる¹⁾。また、繰返し载荷におけるせん断応力-せん断ひずみ関係を表現する数理モデルとして GHE-S モデル²⁾を用いる。ただし、液状化試験で扱う軸ひずみ両振幅 15% 程度の大きなひずみ領域は負剛性を示すなど適用範囲外であると考えられるため、相似関数を変更して用いる。繰返し载荷における有効応力の減少を表す数理モデルとして、Byrne のモデル³⁾を拡張して用いる。

3. データ

関東地方の沖積平野 14 地点から採取された 227 試料の液状化試験データ一式を用いる⁴⁾。試料毎に土質特性や土の初期状態に関するデータ（土質特性データとする）として、試験時拘束圧、初期剛性、初期間隙比、N 値、粒度組成（砂、シルト、粘土）、液性限界、塑性限界のデータが

与えられており、液状化試験データとして三軸非排水試験結果が与えられている。

4. TCN モデル

9 項目の土質特性データおよび軸ひずみ ε_a の時系列から平均有効応力 p' および軸差応力 q の時系列を出力するモデルを構築する。TCN モデルは表-1 に示すように 15 層の TCN 層と全結合層により構成される。表中の n_t は入力データの時系列長を表す。

土質特性データの前処理は式(1)により行う。

$$Z = (X - \mu) / \sigma \quad (1)$$

ここに、 X, Z はそれぞれ処理前後のデータ、 μ, σ は訓練データ全体における X の平均および標準偏差である。時系列データである ε_a, p', q の前処理は式(2)により行う。

$$Z = \tanh(X / X_{ref}) \quad (2)$$

ここで X_{ref} は定数であり、 ε_a に対応する X_{ref} の値は 20%、 p', q に対応する X_{ref} の値は各データの初期平均有効応力 p'_0 とする。

5. TCN モデルの結果

227 試料のデータを訓練データ (181 試料)、検証データ (23 試料)、テストデータ (23 試料) に分割し、学習には訓練データを用いる。損失関数に平均絶対誤差を用い、最適化アルゴリズムには Adam 法を用いる。

テストデータに対する試験データとモデル出力の履歴曲線を図-2 に示す。左図のように試験データが示す液状化時の特徴的な挙動をよく再現できたケースがある一方で、右図のように出力が不安定なケースも確認された。

6. 数理モデルとの比較による信頼度評価

TCN モデルの出力が不安定な場合は数理モデルの出力と異なる傾向を示すことが予測される一方、訓練データではいずれも出力が安定する。このため、両モデルの出力を比較し、訓練データにおいて出現頻度の高い現象であれば信頼性が高いと考える。TCN モデルと数理モデルの

キーワード 深層学習、機械学習、構成モデル、砂質土、液状化試験

連絡先 〒611-0011 京都府宇治市五ヶ庄 京都大学防災研究所

ショーバックジェイコブ英輔 Mail: shawback@catfish.dpri.kyoto-u.ac.jp

表-1 TCN モデルのネットワーク構造

層	入力サイズ	出力サイズ
TCN 層 1	$10 \times n_t$	$20 \times n_t$
TCN 層 2	$20 \times n_t$	$20 \times n_t$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
TCN 層 15	$20 \times n_t$	$20 \times n_t$
全結合層	$20 \times n_t$	$2 \times n_t$

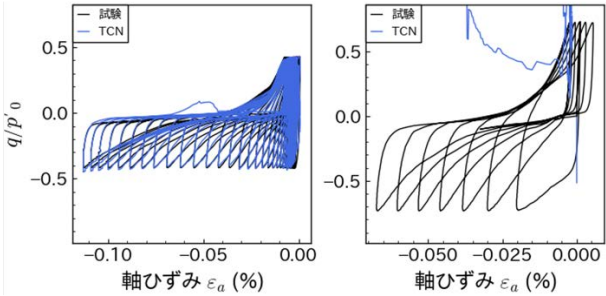


図-2 TCN モデル出力の例

出力をウィンドウと呼ばれる 20 ステップのまとまり毎に平均誤差と相関係数の 2 つの指標で比較する. あるウィンドウに対応するデータ点 $\mathbf{x}$ (平均誤差, 相関係数)周りの訓練データ点の密集度 $D(\mathbf{x})$ および正規化密集度 $D^*(\mathbf{x})$ を式 (3), (4)で定義する.

$$D(\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{x}_i \in \text{訓練データ}} \exp \left\{ -\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2}{2\sigma^2} \right\} / N \tag{3}$$

$$D^*(\mathbf{x}) = D(\mathbf{x}) / D_{\max} \tag{4}$$

ここに, N は全訓練データのウィンドウ数の合計, $D_{\max}$ は D の最大値, σ は Scott の方法⁵⁾により決定するバンド幅である. D^* の値が小さいとき, 訓練データでの出現頻度が低いことを表すため, 信頼性も低いと仮定する.

7. 組み合わせモデル

式(5)に示すように, TCN モデルの出力 y_{tcn} と数理モデルの出力 y_{math} の重み付き平均により組み合わせモデルの出力 y_{comb} を決定する.

$$y_{comb} = w_{tcn} \cdot y_{tcn} + w_{math} \cdot y_{math} \tag{5}$$

ここに, w_{tcn}, w_{math} はそれぞれ TCN モデルと数理モデルの重みであり, その値は D^* を時間方向に平滑化した指標 D^*_{20} により図-3 に示すように決定する.

8. 結果

図-4 に図-2 と同じ入力に対する試験データと各モデル出力の履歴曲線を示す. TCN モデル出力が高精度である左図のケースでは高精度な出力を保ち, TCN モデル出力が不安定な右図のケースでは安定した出力となっている.

各モデルの性能の指標として試験データとの平均絶対誤差を比較し, 表-2 に示す. 表-2 から, p' の誤差は組み合わせモデルが最小であり, q の誤差は TCN モデルが最小, 組み合わせモデルは TCN モデルと同程度であること

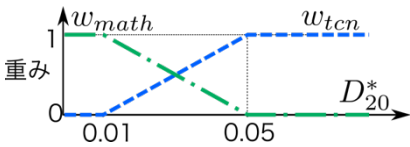


図-3 組み合わせモデルの重み

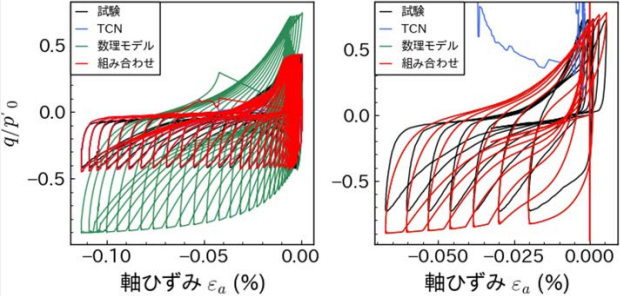


図-4 組み合わせモデル出力の例

表-2 各モデルのテストデータにおける平均絶対誤差

出力	TCN モデル	数理モデル	組み合わせ
p'	0.0843	0.1260	0.0736
q	0.0594	0.0754	0.0604

が示された.

9. まとめ

深層学習と数理モデルの組み合わせにより砂質土の液状化試験における応力-ひずみ時系列を表現するモデルを構築した. TCN を用いたモデルは入力によっては高精度な予測が可能であった. さらに, 数理モデルと併用することで TCN モデル出力が不安定な場合にも安定した予測が可能となった.

謝辞: 本研究は, 港湾空港技術研究所・京都大学防災研究所・関西大学・関東学院大学・基礎地盤コンサルタンツ株式会社の共同研究のもと実施しました. また, 日本学術振興会科研費 (21K18791, 21H01418) の助成を受けて実施しました.

参考文献

1) Wei Cheng, et al. High-efficiency chaotic time series prediction based on time convolution neural network. *Chaos, Solitons and Fractals*, Vol. 152, Issue 111304, 2021.

2) 野上雄太, 室野剛隆. S 字型履歴曲線を有する土の非線形モデルとその標準パラメータの設定. 第 30 回土木学会地震工学研究発表会論文集, Vol. 30, pp. 2-0014, 2009.

3) Peter M. Byrne. A cyclic shear-volume coupling and pore pressure model for sand. *Proceedings of the 2nd international conference on recent advances in geotechnical earthquake engineering and soil dynamics*, Vol. 1, pp. 47-55. Geotechnical Special Publication, 1991.

4) 佐々木哲也, 石原雅規, 谷本俊輔, 林宏親, 江川拓也, 鷺見浩司, 川口剛. 細粒分を含む砂の液状化強度の評価法に関する再検討. 土木研究所資料, Vol. 4352, 2016.

5) David W. Scott. Multivariate density estimation: Theory, Practice, and Visualization. John Wiley & Sons, 2015