

周波数領域での解釈性を有する構造物地震応答予測モデルの観測データによる学習 (シンポジウム講演概要)

Deep learning-based seismic response prediction of structures with interpretability in frequency domain trained by monitoring data (Proceedings of Symposium on Applied Mechanics)

才田 大聖 (筑波大・システム情報工学研究群) 西尾 真由子 (筑波大・システム情報系)

Taisei SAIDA, University of Tsukuba
Mayuko NISHIO, University of Tsukuba
E-mail: saida.taisei.tj@alumni.tsukuba.ac.jp

This study proposes ExSRNet (Explainable Seismic Response Networks), an explainable deep learning model for predicting structural seismic response from sensor data, without relying on numerical analysis such as finite element methods. ExSRNet focuses on frequency characteristics and combines SincNet for frequency band division, causal dilated convolution for temporal feature extraction, frequency attention for weighting each frequency band, and LSTM for time-history response prediction. In the verification, learning and prediction were performed using real-world observation data from a six-story RC building. Results showed that ExSRNet predicted seismic responses more accurately than an LSTM model. Furthermore, the contribution of each frequency band indicated by ExSRNet corresponded well with the FFT analysis result of the response.

1. 序論

構造物の地震応答評価は耐震補強などに不可欠である。ここで、合理的な耐震補強設計を行うためには、将来的な地震に対する高精度な地震応答予測が重要となる。地震応答解析には有限要素法 (FEM) 等が広く用いられるが、既存構造物では材料特性の不確実性などから、数値解析が現実の応答と一致しない場合がある。

近年、センシングデータを活用した FE モデル更新による予測精度向上が研究されているが、詳細なモデルでパラメータ数が多い場合には、モデルの更新にかかる計算コストが大きく、簡易なモデルを用いる場合には解析精度が低くなる問題がある。さらに、FE モデルは構造物ごとに作成する必要があり、汎用的な適用は難しい。

本研究では、構造物の地震応答予測のための説明可能な深層学習モデル ExSRNet (Explainable Seismic Response Networks) を提案する。ExSRNet は、地震観測データから学習することで、将来的な地震動に対する地震応答予測を可能とする。さらに、深層学習がブラックボックスである課題に対し、ExSRNet では地震応答で重要な周波数特性に着目し、予測に影響した周波数帯域を定量的に評価可能とする。これにより、モデルの着目周波数帯域が工学的知見と合致するかどうかを検証できる。検証として、6 階建て RC 構造物を対象に、観測データに基づいた学習と将来的

な地震応答予測を行い、その精度を評価する。さらに、モデルが着目する周波数と応答の FFT の関係を議論する。

2. ExSRNet の構築

Fig. 1 に ExSRNet のモデル構造を示す。モデルの入力は地震加速度時刻歴、出力は構造物の変位時刻歴である。本モデルによる予測までの流れとしては、初めに SincNet によって入力地震波形を周波数帯域ごとに分割する。次に、frequency-wise 畳み込みにて、周波数帯域ごとに分割された地震波形について畳み込み計算を行う。frequency attention にて、周波数帯域ごとの地震荷重特徴量から、周波数帯域ごとに重みづけを行う。この周波数帯域ごとの重みが出力に対する寄与度であると解釈できる。最後に、LSTM によって構造応答の時刻歴波形を予測する。損失関数は構造応答全体と最大応答値の平均 2 乗誤差を 1:0.01 で重みづけし、最適化には RAdam を用いた。検証では評価指標として、時刻歴全体の精度に決定係数 R^2 、最大応答値の精度に平均絶対パーセント誤差 MAPE を使用した。

3. 6 階建て RC 建物の観測データを用いた検証

検証では、米国 San Bernardino に実在する 6 階建て RC 建物の地震応答観測データを用いた。本建物は、1970 年に設計され、9 個の加速度計が Fig. 2 に示すように設置されている。本建物における観測記録は、Center for Engineering

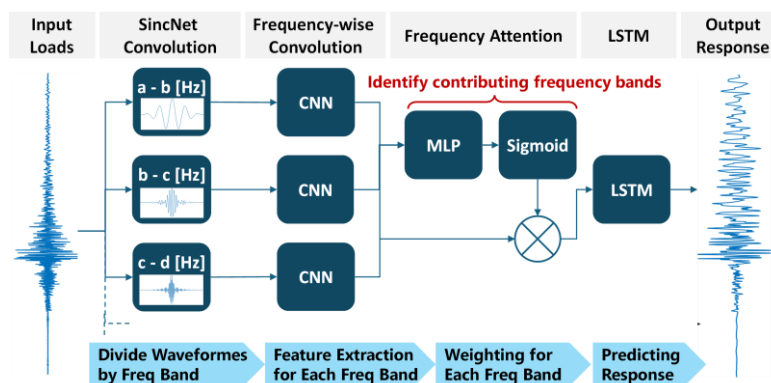


Fig. 1 Model Architecture of ExSRNet

Strong Motion Data¹⁾によって公開されている。本研究では2008年から2020年に観測された34回の観測記録を訓練と検証データとして、30対4にランダムに分割した。また、テストデータとして、2021年から2024年1月までの4回の観測記録を用いた。ExSRNetへの入力は、3方向の地震入力を表すチャンネル1、2、3の加速度波形とし、出力は最上階の応答を示すチャンネル7の変位波形とした。

ここでは、テストデータの中から1例として、2024年1月5日のLytle Creek地震の際の応答予測についてFig. 3に示す。図中の黒線はセンサーから算出された値であり、赤点線はExSRNet、青点線はLSTMによる予測波形を示している。図を見ると、ExSRNetの変位予測は定性的にセンサーデータとよく整合しており、全体的な応答についてR2で0.918、最大応答値についてMAPEで11.95%を示した。これはLSTMのセンサーデータとあまり整合しない応答予測に比べて明らかに高精度であったといえる。特にLSTMは23秒地点くらいの大きな変位後に予測精度が悪化しているが、ExSRNetでは大きな変位後でもセンサーデータに近い値が予測できている。LSTMに比べてExSRNetの精度が高くなった要因としては、Dilated畳み込みをLSTMの前に導入しており、時間的に遠くの特徴を考慮して予測が可能になったためであると考えられる。

次に、ExSRNetの重要な側面である周波数帯ごとの寄与について、Fig. 4に示す。また、Lytle Creek地震時の変位応答のFFT結果をFig. 5に示す。Fig. 4の周波数帯ごとの寄与度を見ると、0.5-3.0Hzの帯域で高い寄与度を示しており、これはFig. 5のFFT結果における0.5-3.0Hzの卓越したピークと対応していると言える。同様に、Fig. 4で4.0Hz付近に比較的高い寄与度が見られる点も、Fig. 5の4.0Hz付近のピークと整合している。さらに、Fig. 4において5.0Hz以上の周波数帯域で寄与度がほぼゼロとなっていることは、Fig. 5で5.0Hz以上の周波数成分が小さいことから妥当であると判断できる。しかし、低周波数(0.01Hz付近)で高い周波数寄与度が観察できており、これはExSRNetが50秒間の学習データから極低周波数帯の寄与度をうまく学習することができなかったといえる。

4. 結論

本研究では、地震観測データから学習することで、将来想定される地震応答を高精度に予測可能な深層学習モデルExSRNetを提案し、6階建てRC建物の地震観測記録で有効性を検証した。ExSRNetはLSTMより高い予測精度を示し、特に大きな応答変位後も精度を維持できた。また、ExSRNetの周波数帯ごとの寄与度評価の有効性も確認された。0.5-3.0Hz付近や4.0Hz付近の高い寄与度は応答のFFT結果と整合していた。一方、低周波数帯の寄与度評価には課題が残るため、長時間の観測記録学習や物理的制約条件の導入による改善が必要である。さらに、ExSRNetはデータ数に依存する深層学習モデルであるため、転移学習などの手法により、性能向上が期待できる。

謝辞

本研究は JST 創発的研究支援事業 JPMJFR205T 及び、JSPS 科研費 24KJ0474 の助成を受けたものです。

参考文献

- 1) California Geological Survey, United States Geological Survey: Center for Engineering Strong Motion Data (CESMD), 2005. DOI: <https://doi.org/10.5066/P13HTZQS>.

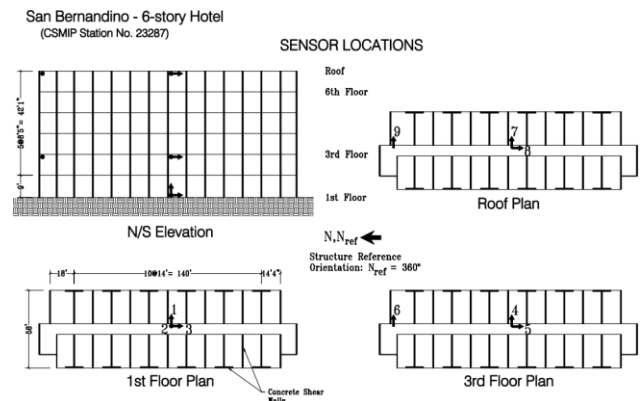


Fig. 2 Sensor location of RC building¹⁾

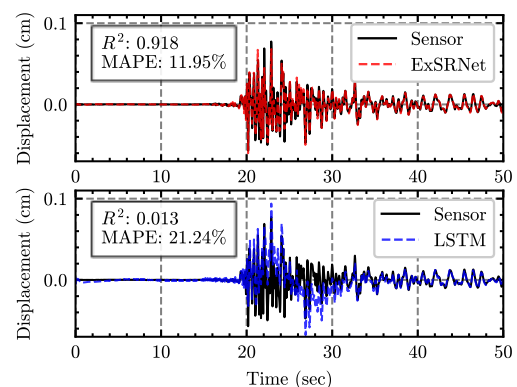


Fig. 3 Seismic Response Prediction at Lytle Creek Earthquake

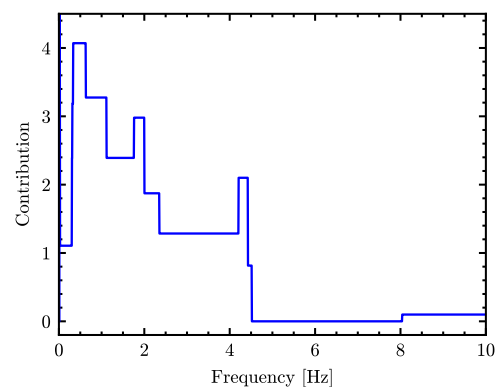


Fig. 4 Frequency contribution estimated by ExSRNet

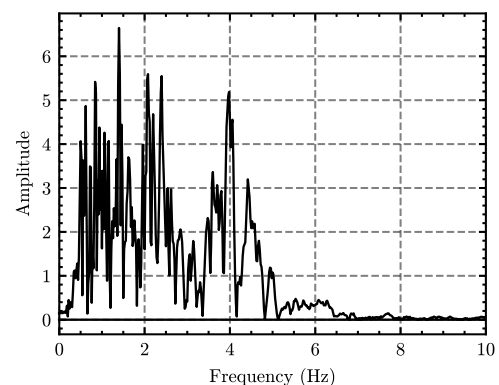


Fig. 5 FFT for roof response at Lytle Creek Earthquake