

機械学習を用いた地震発生時の建物使用可能性の評価に向けた基礎的検討

千葉大学大学院融合理工学府 学生会員 ○ 荻野 律
千葉大学大学院工学研究院 正会員 劉 ウェン
千葉大学大学院工学研究院 正会員 丸山 喜久

1. 研究背景と目的

1995年に発生した兵庫県南部地震は、阪神・淡路地域の建築物に非常に大きな被害を与えた。住宅被災は全壊10万棟、半壊10万7千棟を越えることとなり、人的被害も戦後最大のものとなった。これに対し、近年では建物の被害状況の判別を目的として、人による外観調査や構造ヘルスマモニタリング技術（SHM）の活用がされている。構造ヘルスマモニタリングシステムは、建物や地表に設置した加速度計の測定値等を基に、構造物の応答を算出する手法である。この手法は判断や解析に長い時間を要するため、地震発生直後の避難指示や建物継続利用可能性の迅速な診断には不向きなこともある。

そこで本研究では、建物の被害状況の診断をより迅速かつ効率的に行うべく、建物に取り付けた加速度センサから得られる応答加速度の時刻歴波形から、建物の損傷状況を直接予測できる機械学習モデルの構築を試みる。

2. データセットの作成

本研究では、実地震における地表面の加速度データを用いて木造建物モデルの地震応答解析を行い、応答加速度の時刻歴波形と応答塑性率を算出する。この解析を多数実行し、機械学習の学習データとして用いる。

応答解析に用いる木造建物モデルは既往研究¹⁾を参考とした。木造建物を対象とした1質点系モデルで、固有周期は0.5秒、減衰率は5%とする。固有周期と降伏震度の関係は神奈川県²⁾で用いたものに従い、復元力特性は2段階バイリニア型とする。この木造建物モデルに防災科学技術研究所のK-NETやKiK-netの地表面加速度記録（EW・NS成分）をスケールリングして入力する。

建物モデルの最大応答変位 δu を降伏変位 δY で除した塑性率 μ を算出する。その後、神奈川県²⁾を参考に、 $\mu < 1$ のものを無被害（クラス0）、 $1 \leq \mu < 2$ のものを中破（クラス1）、 $\mu \geq 2$ のものを大破（クラス2）としてラベル付けした。今回は各クラス300サンプルずつ、計900サンプルからなるデータセットを用意し、訓練用データ・検証用データ・テスト用データにそれぞれ6:2:2で分割した。

3. 判別モデルの構築

応答加速度の時刻歴波形の機械学習を行い、木造建物被害の予測モデルを構築した。言語にはpythonを使用し、機械学習手法にはLSTMとGRUを使用し、精度を比較する。

LSTMは、深層学習の一種であるRNNから発展したアルゴリズムである。RNNは、時系列データや自然言語処理に適したニューラルネットワークの一種であるが、データ量が増えると過去のデータに対する重みが発散・消失し、長い時系列データや複雑な文脈において、過去の情報をうまく保持できない勾配消失問題が生じることがあった。一方LSTMは、過去のデータを保持する記憶セルと呼ばれる仕組みを導入することにより、この問題を回避することができる。一般的なLSTMセルでは、時系列データが入力ゲートから保存セルに入力され、保存された情報が活性化関数によって変換され、結果が出力ゲートから出力される。LSTMでは、過去のデータを参照するRNNのメカニズムに加えて、情報を保存する際に忘却ゲートによって情報の取捨選択を行うため、勾配消失問題が改善されている。一方GRUは、LSTMをより簡略化したモデルで、入力ゲート・出力ゲート、忘却ゲートの代わりにリセットゲートと更新ゲートが用いられ、LSTMの問題点である計算量の多

キーワード 機械学習、応答解析、LSTM、GRU

連絡先 〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町1-33 千葉大学大学院工学研究院 TEL 043-290-3555

さを改善したモデルである。

本研究で用いた LSTM の構造を図 1 に、学習条件を表 1 に示す。LSTM に入力される応答加速度波形は、解析時間短縮のためピーク値前後でサンプル長が 10000（サンプリング周波数 100Hz×100s）になるように切り取って入力する。中間層は 2 層で、ユニット数はそれぞれ 128 と 64 に設定する。学習されたデータは全結合層で確率が最も高いものが予測値として決定され、活性化関数 SoftMax によって変換される。

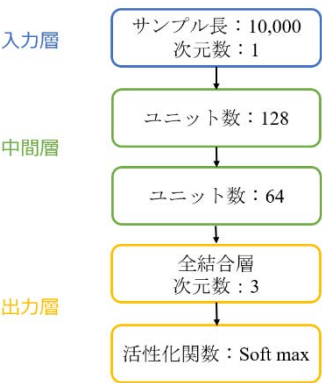


図 1：本研究で用いた LSTM の構造

表 1：学習条件

損失関数	クロスエントロピー誤差
最適化アルゴリズム	Adam
バッチサイズ	30
エポック数	150
学習率	0.0005
Dropout	0.5

4. 学習結果

LSTM モデル、GRU モデルの結果をまとめたものを表 2 に示す。全ての指標において GRU に比べて LSTM の精度がわずかに優れている。理由として、GRU に対して LSTM は忘却ゲートを有しているため、情報の取捨選択がより適切に行えたからだと考えられる。

次に LSTM の学習曲線を図 2 と図 3 に示す。70epoch を過ぎたあたりから精度が一度大きく低下している様子が見られる。これは、LSTM の記憶セルにおける、情報の記憶容量に限界が来て、過去の情報がうまく保存されなくなったためだと考えられる。

表 2：判別精度の比較

	正解率	再現率	適合率	F 値
LSTM	0.65	0.64	0.64	0.63
GRU	0.62	0.63	0.63	0.62

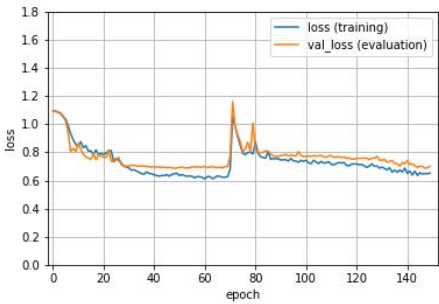


図 2：LSTM 使用時の損失関数値の推移

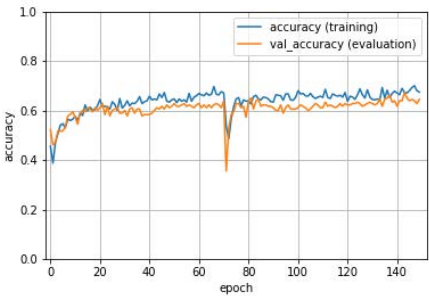


図 3：LSTM 使用時の正答率の推移

5. まとめと今後の展望

本研究では、機械学習を用いて、建物に設置された加速度センサで記録された応答加速度の時刻歴波形から、建物の損傷状況を判別するモデルを構築した。LSTM モデルと GRU モデルを比較した結果、LSTM を用いた方が本研究においては有意な結果を示すことが確認できた。一方で、LSTM モデルを用いた場合、セルの記憶容量の問題により途中で精度が下がる傾向が見られた。今後は、LSTM の隠れ層の層数を増やす、隠れ層のユニット数を増やす、入力データのサンプル長を短くするなど、セル内の記憶容量に限界が来ないようなモデル構築を目指し、更なる精度の向上を目指す。

参考文献

1) 星幸江、山崎文雄、丸山喜久：木造建物の早期被害推定のための地震動指標の検討，土木学会論文集，No. 759/I-67, pp. 213-232, 2004.

2) 神奈川県環境部防災消防課：神奈川県西部地震被害想定調査〔建物・火災被害調査〕報告書，1993