

LSTM を用いた建物応答予測に関する基礎的研究

藪田 智裕 吉田 文久 西 拓馬
Tomohiro Yabuta, Fumihisa Yoshida, Takuma Nishi

概 要

近年、機械学習を用いた研究・開発が盛んに行われており、建築分野においても歩行振動の最適制御に機械学習を用いた事例などがある。また、フィードフォワード制御や時定数による遅れを考慮した粘性ダンパーの制御など、建物応答を正確に予測することで解決できる課題は多いが、機械学習を用いて建物応答そのものを予測した事例は見られない。

一方で機械学習を行う際には学習元となるデータが必要であるが、例えば地動加速度を予測する場合に、既知の地動加速度を学習させたモデルで未知の地動加速度を予測できるかは不明であり、学習データによって精度にばらつきが出る恐れもある。また、大規模な地震は記録されている数も多くはない。

筆者らは以上の課題解決の一案として、正弦波に着目した。本報では、機械学習の中でも時系列予測が可能な LSTM を用いて正弦波または特定の地震波を学習させ、それぞれの学習済みモデルを用いて正弦波、地震時の地動加速度および地震時の建物応答を対象とした予測を行い、正弦波を学習させたモデルで精度よく各応答を予測できることを確認した。

Basic Research on Prediction of Building Response Using LSTM

Abstract

Recently, research and development using machine learning is being actively conducted. In the construction field, there are cases where machine learning is used for optimal control of walking vibration. There are many problems that can be solved by accurately predicting building response, such as feedforward control and control of viscous dampers taking into account delay due to the time constant. However, there is no case of predicting the building response itself using machine learning.

On the other hand, when performing machine learning, data that serves as a learning source is required, but for example, when predicting ground acceleration, it is unclear whether a model trained on known ground acceleration can predict unknown ground acceleration, and there is a risk that accuracy may vary depending on the learning data. Also, not many large-scale earthquakes have been recorded.

We focused on sine-waves as a solution to the above problems. In this report, we train sine-waves or specific seismic waves using LSTM, which is capable of time-series prediction even in machine learning, make predictions for sine-waves, ground acceleration during earthquakes, and building response during an earthquake using each trained model, and report the results.

キーワード: AI, LSTM, 建物応答予測, 時系列予測, 正弦波

1. はじめに

近年、機械学習を用いた研究・開発が盛んに行われており、建築分野においても歩行振動の最適制御に機械学習を用いた事例などがある¹⁾。また、フィードフォワード制御や時定数による遅れを考慮した粘性ダンパーの制御など、建物応答を正確に予測することで解決できる課題は多いが、機械学習を用いて建物応答そのものを予測した事例は見られない。そこで、本報では機械学習の中でも時系列予測が可能な LSTM を用いて正弦波または特定の地震波を学習させ、それぞれの学習済みモデルを用いて正弦波、地震時の地動加速度および地震時の建物応答を対象とした予測を行い、その結果を報告する。

2. 機械学習の概要

本報では、深層学習のアルゴリズムに関して、機械翻訳等の時系列変換問題において有効性が示されている LSTM (Long Short-Term Memory) モデルを用いる。LSTM は時系列予測に適した再帰型ニューラルネットワークの一種であり、時系列データの依存性を学習することができるアルゴリズムである。LSTM の概念図を図 1 に示す。LSTM は内部メモリ、入力ゲート、出力ゲートおよび忘却ゲートによって入力信号を制御する²⁾。入力ゲートおよび出力ゲートでは時間依存性がある信号のみを伝搬し、入力信号の傾向が変化すると入力および出力を行わないようにする機能を持つ。忘却ゲートでは入力信号の傾向が変化した場合、内部メモリの

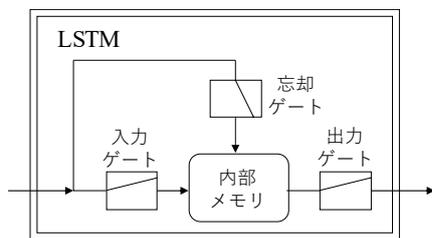


図 1 LSTM の概念図

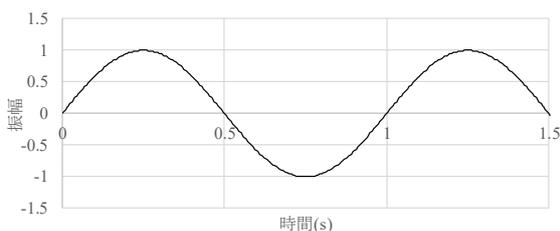


図 3 学習に用いた正弦波の一例 (振動数 $f=1$)

情報を忘れ去る機能を持つ。

次に、LSTM モデルを用いた予測方法について説明する。 m 個のデータを用いて $n+1$ 番目の値を予測する場合、図 2 に示すように $n-m$ 番目～ n 番目の実測値を用いて予測を行う。次に、 $n+2$ 番目の値を予測する場合は $n-m+1$ 番目～ $n+1$ 番目の実測値を用いて予測を行う。この際に用いる $n+1$ 番目の値は予測値 (図中赤色×) ではなく、観測された実測値 (図中●) である。この作業を順次繰り返して行うことで、直前の既知の値から次ステップの未知の値を連続で予測した予測波形が得られる。

LSTM モデルは Python の Keras で実装し、学習時および予測時に使用する時系列データの長さ m は 100 とし、学習時のバッチサイズは 32、隠れ層の数は 500、最適化の方法は Adam オプティマイザ、モデルのロス関数は MSE ロス関数とした。この LSTM モデルを用いて次章にて時系列データの学習を行う。

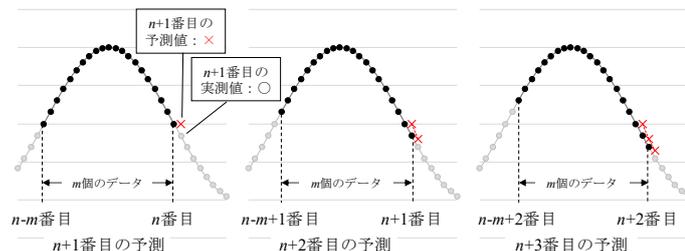
3. 学習方法

3.1 正弦波を用いた学習モデル

学習には式(1)で表される正弦波を用いた。ただし、 y : 振幅、 f : 振動数(Hz)、 t : 時間(s)である。

$$y = \sin(2\pi ft) \quad (1)$$

学習に用いた正弦波の一例を図 3 に示す。正弦波は最大振幅が 1 で式(1)の振動数 f の値が 0.1Hz～30Hz の間で異なる 39 種類の正弦波とした。なお、正弦波の時間刻みは 0.005 秒とし、波長は 1 以上とした。学習時には正弦波をランダムに並べて一つずつ学習させた。



●: 予測に用いる実測値, ○: 予測に用いない実測値, ×: 予測値

図 2 LSTM モデルを用いた 1 ステップ後の予測方法

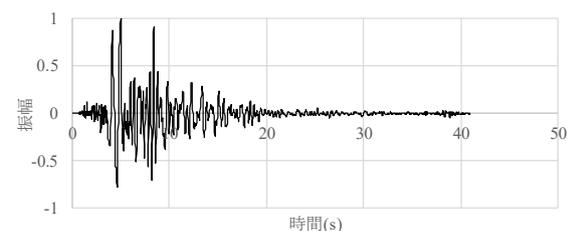


図 4 学習に用いた JMA Kobe NS 波

3.2 地震波を用いた学習モデル

学習には JMA Kobe NS 波の地動加速度を用いた。ただし、時間刻みは 0.02 秒とし、図 4 に示すように、データ全体を最大値で除すことで最大値を 1 としたものをを用いた。

4. 予測結果

学習済み LSTM モデルを用いた予測結果を次節以降に示す。以下、正弦波を用いた学習モデルによる予測はモデル S、地震波を用いた学習モデルによる予測はモデル J と呼称する。各図に関して、灰色の点線は実測値、赤色の実線は 1 ステップ後の予測値(以下、St1)、青色の点線は 5 ステップ後の予測値(以下、St5)をそれぞれプロットしたものである。なお、St5 は図 5 のように実測値と 1~4 ステップ後の予測値を用いて算出した値である。また、各図の○、×、▲はそれぞれ実測値、St1、St5 の極値を示し、複数の極値で予測値と実測値を比較している箇所は小さい時刻のデータから順番に P1、P2、P3 として表 2 に示す。

4.1 正弦波の予測結果

モデル S を用いて正弦波を予測した結果を図 6 ~ 図 8 および表 1 に示す。検証には $y = \sin(2\pi t)$ で表される正弦波 (以下、W.1)、 $y = \sin(2\pi t) + \sin(4\pi t)$ で表される正弦波の合成波 (以下、W.2) および $y = e^{-ht} \cdot (\sin(2\pi t) + \sin(4\pi t))$ で表される減衰を考慮した合成波 (以下、W.3) の 3 種類を用いた。それぞれの正弦波の時間刻みは 0.01 秒とし、減衰を考慮する場合の減衰定数は $h = 0.1$ とした。

図 6~図 8 のどの結果でも St1 は実測値と良好な対応を示している。St5 は W.1 では良好な対応を示した。W.2 では極値が実測値より 1.15 倍大きい値となったが、極値を取る時刻は良好な対応を示した。W.3 は極値が実測値より 1.16 倍大きい値となったが、極値を取る時刻は良好な対応を示した。また、W.2 と W.3 で傾向の違いは見られなかった

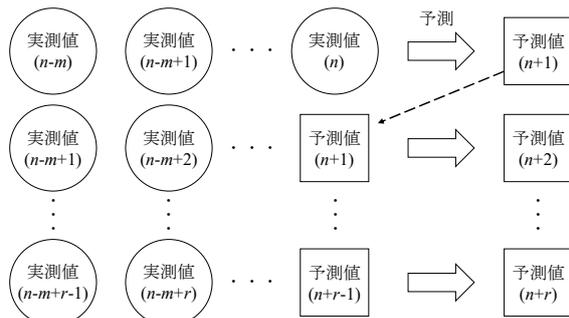


図 5 r ステップ後の予測方法

表 1 正弦波の予測結果

予測波形の種類	予測項目	実測値	予測値		予測値/実測値	
			St1	St5	St1	St5
正弦波	極値	1.00	1.00	1.05	1.00	1.05
	時刻(s)	1.25	1.25	1.25	-	-
合成波 刻み0.01s	極値	1.76	1.78	2.02	1.01	1.15
	時刻(s)	1.15	1.15	1.15	-	-
合成波 減衰あり	極値	1.57	1.58	1.81	1.01	1.16
	時刻(s)	1.15	1.15	1.15	-	-
合成波 刻み0.02s	極値	1.75	1.82	2.71	1.04	1.55
	時刻(s)	2.14	2.14	2.18	-	-
合成波 刻み0.005s	極値	1.76	1.76	1.81	1.00	1.03
	時刻(s)	1.15	1.15	1.15	-	-

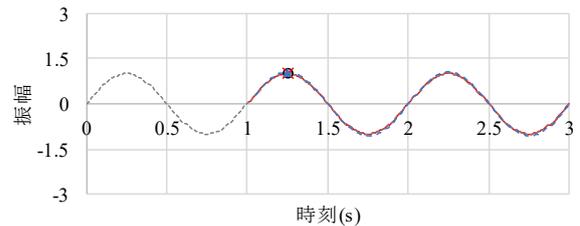


図 6 W. 1: $y = \sin(2\pi t)$ の予測結果

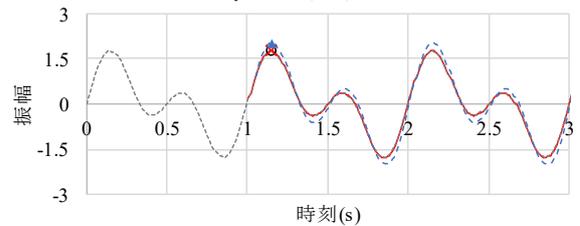


図 7 W. 2: $y = \sin(2\pi t) + \sin(4\pi t)$ の予測結果

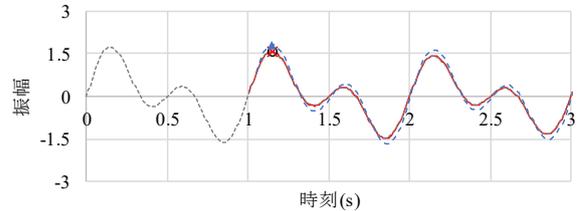


図 8 W. 3: $y = e^{-ht} \cdot (\sin(2\pi t) + \sin(4\pi t))$ の予測結果

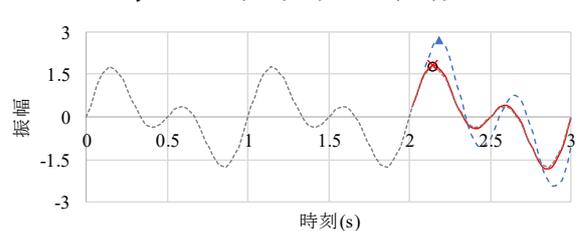


図 9 W. 2-1: $y = \sin(2\pi t) + \sin(4\pi t)$ の予測結果
(時間刻み 0.02 秒)

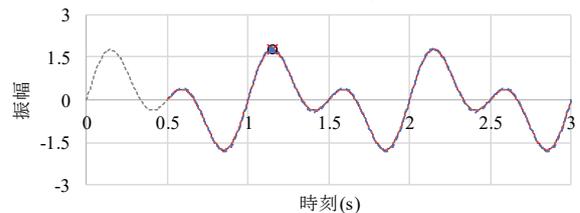


図 10 W. 2-2: $y = \sin(2\pi t) + \sin(4\pi t)$ の予測結果
(時間刻み 0.005 秒)

---○--- 実測値 -×- St1 --▲-- St5

め、減衰の有無が予測結果に与える影響は小さいといえる。

次に W.2 に関して時間刻みを 0.02 秒 (以下, W.2-1) および 0.005 秒 (以下, W.2-2) とした場合の予測結果を図 9, 図 10, 表 1 に示す。W.2-1 では St1 は良好な対応を示しているが, St5 では極値および極値を取る時刻のどちらも誤差が大きくなった。一方で, W.2-2 は St1 および St5 のどちらも良好な対応を示した。ここで, W.2-1 の St1 と W.2-2 の St5 を比較すると W.2-1 では 0.02 秒後を誤差 4% で予測している一方で, W.2-2 では 0.025 秒後を誤差 3% で予測できる結果となった。予測したい波形の時間刻みが細かい方が, より良い精度で未来の波形を予測できると考えられる。

4.2 地震による地動加速度の予測結果

地動加速度の予測結果を図 11~図 14 および表 2 に示す。検証に用いた地震波は JMA Kobe NS 波および hachinohe NS 波で時間刻みは 0.02 秒である。どちらの地震波もモデル S およびモデル J それぞれを用いて予測を行った。

モデル S を用いた JMA Kobe NS 波の予測では P1~P3 のどの予測箇所でも St1 は良好な対応を示した。St5 は極値の予測誤差が大きく予測値は実測値に比べて 1.32~1.73 倍となったが, 極値を取る時刻に関しては大きな誤差はなかった。モデル J を用いた JMA Kobe NS 波の予測では P1~P3 のどの予測箇所でも St1 は良好な対応を示した。St5 の予測では極値の予測値は実測値に比べて 0.76 倍~1.65 倍となり, 極値を取る時刻に関しては大きな誤差はなかった。また, 波形を確認すると 4.5 秒付近までは比較的正確に地動加速度を予測できている結果となった。

モデル S を用いた hachinohe NS 波の予測では St1 は良好な対応を示した。St5 は極値の予測誤差が大きく予測値は実測値に比べて 2.05 倍となったが, 極値を取る時刻に関しては大きな誤差はなかった。モデル J を用いた hachinohe NS 波の予測では St1, St5 どちらも極値の予測誤差が大きく St1 の予測値は実測値に比べて 1.26 倍, St5 の予測値は実測値に比べて 2.61 倍となった。

正弦波を用いた学習モデルで地動加速度を予測させる場合, St5 ではやや誤差が大きくなるものの, St1 では精度よく予測できることがわかった。また, 特定の地動加速度を用いた学習モデルであれば学習させた地動加速度に対しては St1, St5 のどちらも比較的良い対応を示すが, 学習させていない地

表 2 地動加速度の予測結果

予測対象	予測箇所	予測項目	実測値	予測値		予測値/実測値	
				St1	St5	St1	St5
JMA Kobe NS波 モデルS	P1	極値(m/s ²)	0.54	0.57	0.93	1.06	1.73
		時刻(s)	4.12	4.12	4.1	-	-
	P2	極値(m/s ²)	-0.48	-0.50	-0.69	1.05	1.45
		時刻(s)	4.6	4.62	4.5	-	-
	P3	極値(m/s ²)	0.62	0.64	0.81	1.04	1.32
		時刻(s)	4.98	5	4.9	-	-
JMA Kobe NS波 モデルJ	P1	極値(m/s ²)	0.54	0.57	0.67	1.06	1.24
		時刻(s)	4.12	4.12	4.1	-	-
	P2	極値(m/s ²)	-0.48	-0.48	-0.36	1.01	0.76
		時刻(s)	4.6	4.6	4.7	-	-
	P3	極値(m/s ²)	0.62	0.64	1.02	1.04	1.65
		時刻(s)	4.98	5	4.9	-	-
hachinohe NS波 モデルS	P1	極値(m/s ²)	0.23	0.24	0.47	1.06	2.05
		時刻(s)	18.16	18.14	18.18	-	-
hachinohe NS波 モデルJ	P1	極値(m/s ²)	0.23	0.29	0.60	1.26	2.61
		時刻(s)	18.16	18.14	17.98	-	-

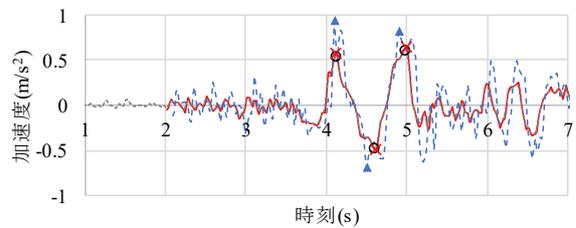


図 11 JMA Kobe NS 波の予測結果 (モデル S)

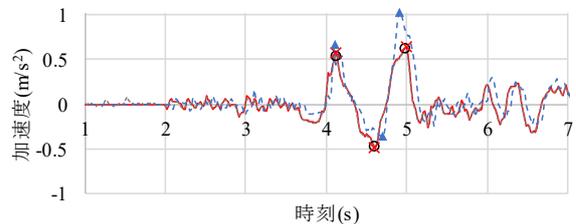


図 12 JMA Kobe NS 波の予測結果 (モデル J)

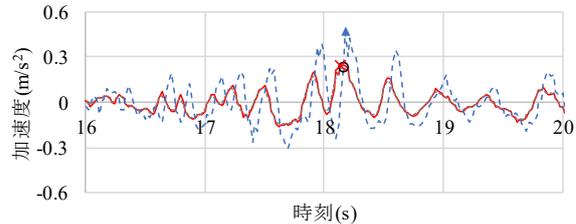


図 13 hachinohe NS 波の予測結果 (モデル S)

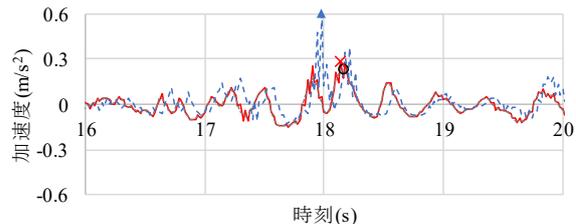


図 14 hachinohe NS 波の予測結果 (モデル J)

---○--- 実測値 ---×--- St1 ---▲--- St5

表 4 応答予測結果 (No. 1)

No.	層	予測対象	予測項目	実測値	予測値		予測値/実測値	
					St1	St5	St1	St5
No.1	1	変位	極値(m)	-0.014	-0.015	-0.018	1.02	1.26
			時刻(s)	5.12	5.12	5.16	-	-
	1	速度	極値(m/s)	-0.10	-0.10	-0.15	1.05	1.49
			時刻(s)	4.88	4.88	4.94	-	-
	1	加速度	極値(m/s ²)	0.84	1.03	2.12	1.22	2.52
			時刻(s)	4.94	4.92	5	-	-
	2	変位	極値(m)	-0.032	-0.032	-0.040	1.02	1.28
			時刻(s)	5.14	5.14	5.16	-	-
	2	速度	極値(m/s)	0.20	0.21	0.29	1.03	1.42
			時刻(s)	5.30	5.30	5.32	-	-
	2	加速度	極値(m/s ²)	1.76	1.80	2.18	1.02	1.24
			時刻(s)	5.14	5.14	5.16	-	-

※サンプリング間隔 0.02 秒

表 5 応答予測結果 (No. 2)

No.	層	予測対象	予測項目	実測値	予測値		予測値/実測値	
					St1	St5	St1	St5
No.2	1	変位	極値(m)	-0.014	-0.014	-0.015	1.00	1.01
			時刻(s)	5.12	5.12	5.12	-	-
	1	速度	極値(m/s)	-0.10	-0.10	-0.10	1.00	1.03
			時刻(s)	4.88	4.88	4.88	-	-
	1	加速度	極値(m/s ²)	0.84	0.86	1.08	1.02	1.28
			時刻(s)	4.93	4.91	4.92	-	-
	2	変位	極値(m)	-0.032	-0.032	-0.032	1.00	1.01
			時刻(s)	5.13	5.13	5.13	-	-
	2	速度	極値(m/s)	0.20	0.20	0.20	1.00	1.00
			時刻(s)	5.30	5.30	5.30	-	-
	2	加速度	極値(m/s ²)	1.77	1.77	1.76	1.00	1.00
			時刻(s)	5.13	5.14	5.13	-	-

※サンプリング間隔 0.004 秒

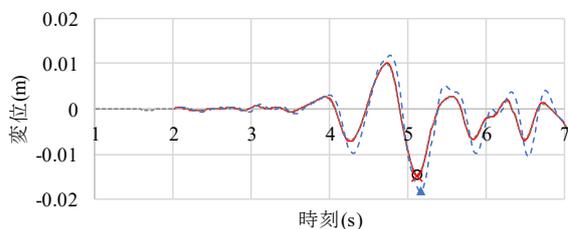


図 15 変位応答予測結果 (No. 1 : 1 層目)

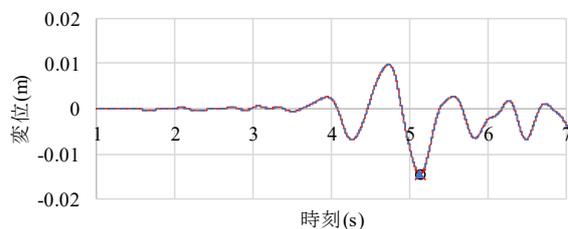


図 19 変位応答予測結果 (No. 2 : 1 層目)

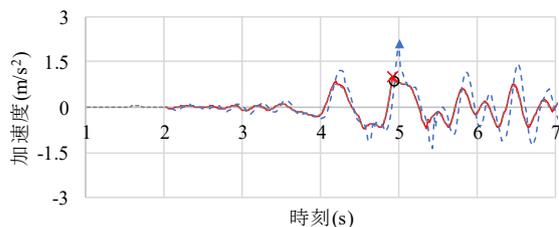


図 16 加速度応答予測結果 (No. 1 : 1 層目)

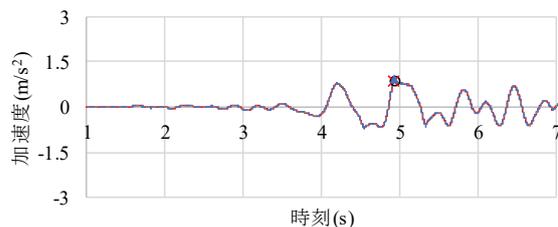


図 20 加速度応答予測結果 (No. 2 : 1 層目)

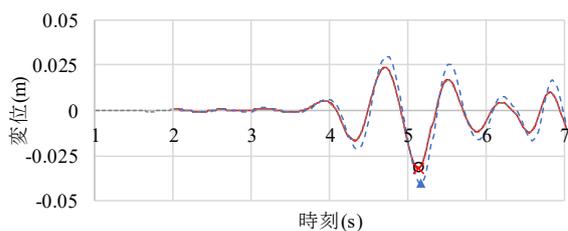


図 17 変位応答予測結果 (No. 1 : 2 層目)

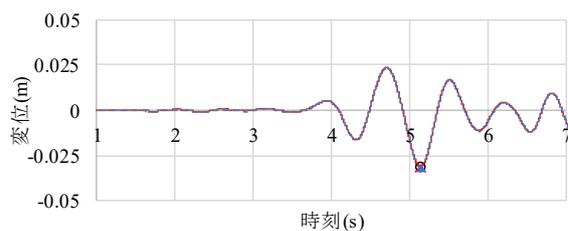


図 21 変位応答予測結果 (No. 2 : 2 層目)

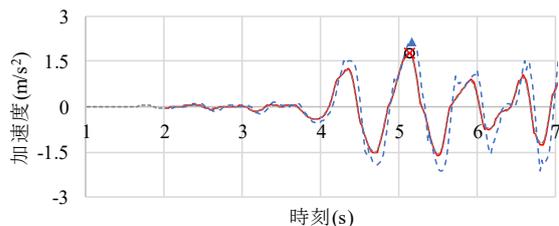


図 18 加速度応答予測結果 (No. 1 : 2 層目)

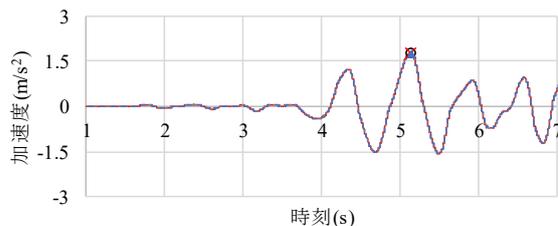


図 22 加速度応答予測結果 (No. 2 : 2 層目)

---○--- 実測値 ---×--- St1 ---x--- St5

動加速度では St1, St5 のどちらも正弦波を用いた学習モデルよりも誤差が大きくなる結果となった。未知の地震動の地動加速度を予測させる場合には特定の地動加速度を用いた学習モデルより正弦波を用いた学習モデルでの予測が適している可能性がある。

4.3 地震による建物応答を対象とした予測結果

解析に用いた建物の諸元を表 3 に示す。解析建物は中低層の事務所を想定し、2 質点系モデルとして Python でモデル化した。建物モデルの固有周期は約 0.65 秒であった。また、建物モデルの内部減衰は鉄骨造を想定して 0.02 とし、応答解析時の計算刻みは 0.0002 秒とした。JMA Kobe NS 波を用いて応答解析を行った結果に対する、各層における変位応答、加速度応答の予測結果を図 15～図 22 に、各層における変位応答、速度応答、加速度応答の最大値を実測値と予測値で比較した結果を表 4、表 5 に示す。ここで図 15～図 18 および表 4 はサンプリング間隔 0.02 秒とした場合の建物応答に対する予測（以下、No.1）であり、図 19～図 22 および表 5 はサンプリング間隔 0.004 秒とした場合の建物応答に対する予測（以下、No.2）である。各表中の極値には各応答の 1 秒～7 秒における最大値または最小値に対して絶対値が大きい方の値を示す。

No.1 では各層の各値において St1 は実測値と良好な対応を示している。St5 は各層の変位および 2 層目の加速度は良好な対応を示しているものの、速度と 1 層目の加速度はやや誤差が大きい結果となった。No.2 では各層の各値において St1 および St5 のどちらも実測値と良好な対応を示した。

ここで、No.1 の St1 と No.2 の St5 の各値（どちらも 0.02 秒後の予測値）を比較すると 1 層目の加速度を除いて No.2 の方が誤差が少ない結果となった。1 層目の加速度以外に関しては、サンプリング間隔を小さくすることで、より良い精度で未来の波形を予測できると考えられる。1 層目の加速度の予測精度が低下する原因としては、地動加速度の影響により、1 層目の加速度が短時間で大きく変化する場合に予測誤差が大きくなると考えられる。

表 3 解析建物の諸元

質点番号	質量 (t)	初期剛性 (kN/mm)	折れ点荷重 (kN)	第二剛性 (kN/mm)
2	600	100	400	50
1	1300	250	1400	60

5. まとめ

LSTM を用いて各種予測を行った結果を以下に示す。

- (1) 各種応答の予測結果より、正弦波を用いた学習を行うことで、予測時刻から 0.02 秒程度未来の応答に関しては応答値を比較的正確に予測することができる。
- (2) 正弦波の予測結果より、LSTM を用いることで正弦波、正弦波の合成波および減衰を考慮した合成波を比較的正確に予測できる。
- (3) 地震による地動加速度の予測結果より正弦波を学習させたモデルでは JMA Kobe NS 波を学習させたモデルに比べて、JMA Kobe NS 波の予測精度は悪く、hachinohe NS 波の予測精度は向上した。
- (4) 正弦波の予測結果および地震による建物応答を対象とした予測結果より、サンプリング間隔が短い方が予測精度は向上する傾向があるが、1 層目の加速度の予測精度は悪化しており、予測精度の向上に関しては更に検討する余地がある。

参考文献

- 1) 青山優也ほか：強化学習を用いた AMD 振動制御システムの開発，2020 年度人工知能学会全国大会(第 34 回)，2J5-GS-2-04，2020 年 6 月
- 2) 只野卓巳ほか：機械学習に基づく風車流入風の自動推定，風力エネルギー利用シンポジウム，41 巻，pp.99-101，2019

執筆者紹介

ひとこと

「私は明日の株価や人の趣向，どんな行動をするのがあなたにとって最良かが分かります。」
主語が「私」だと怪しい人だと思っただけなのに、「私は」を「AI を使うと」に置き換えるとすんなりと受け入れられるのが少し怖いです。



藪田 智裕