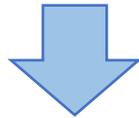


機械学習に基づく 超高層建物の非観測階における地震時応答の推定

研究背景

[3.11東北地方太平洋沖地震]
長周期地震動によりRC超高層建物
などで共振が発生

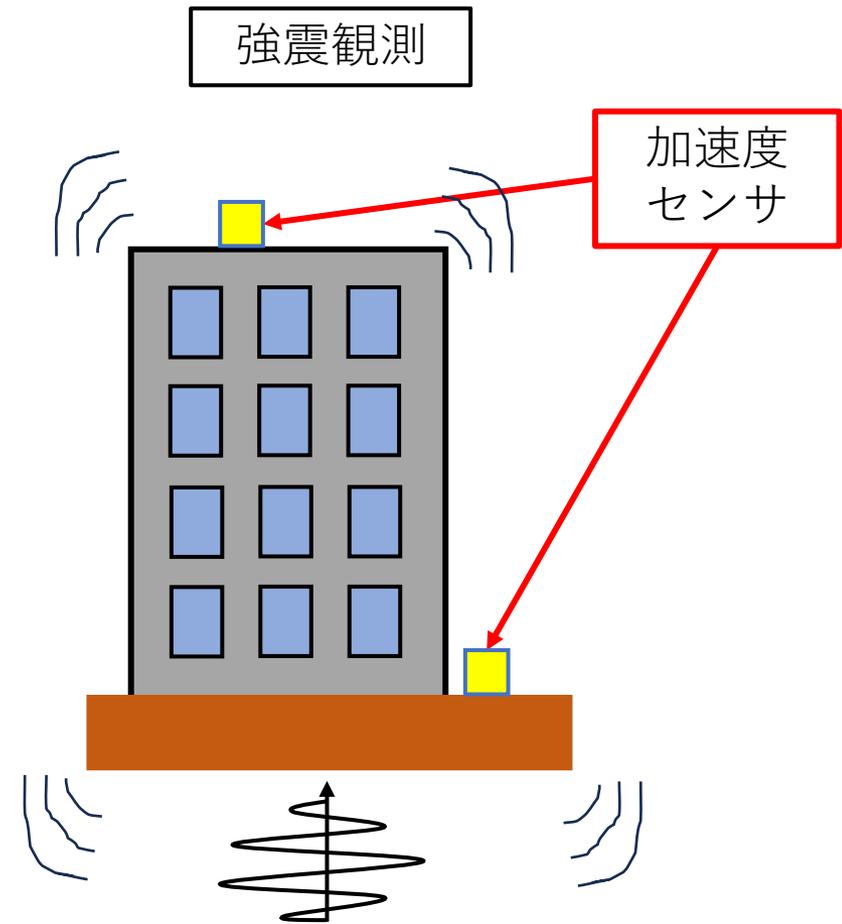
建物の剛性の低下や、揺れの最中に建物の
固有振動数が低下⁽¹⁾



被災建物の被害の把握には
地震時の建物挙動の把握が必要不可欠



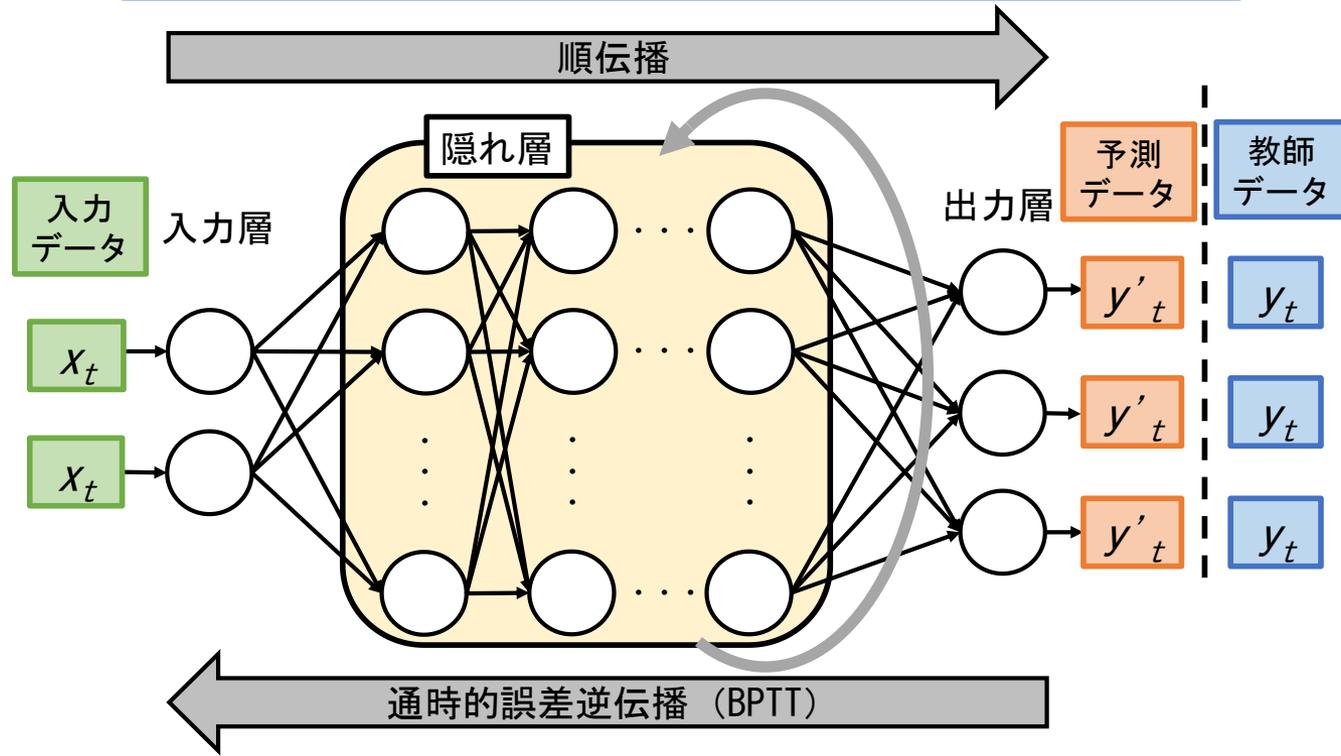
費用等の制約から全フロアに
センサを設置することは非現実的



目的・手法

限られた加速度センサの情報に基づき、機械学習によってセンサ非設置階の地震時応答を推定

LSTM (Long Short Term Memory)
時系列予測に特化



手法

LSTM (Long Short Term Memory)

建物の屋上階・中間階・最下階のみで強震観測を行うと想定

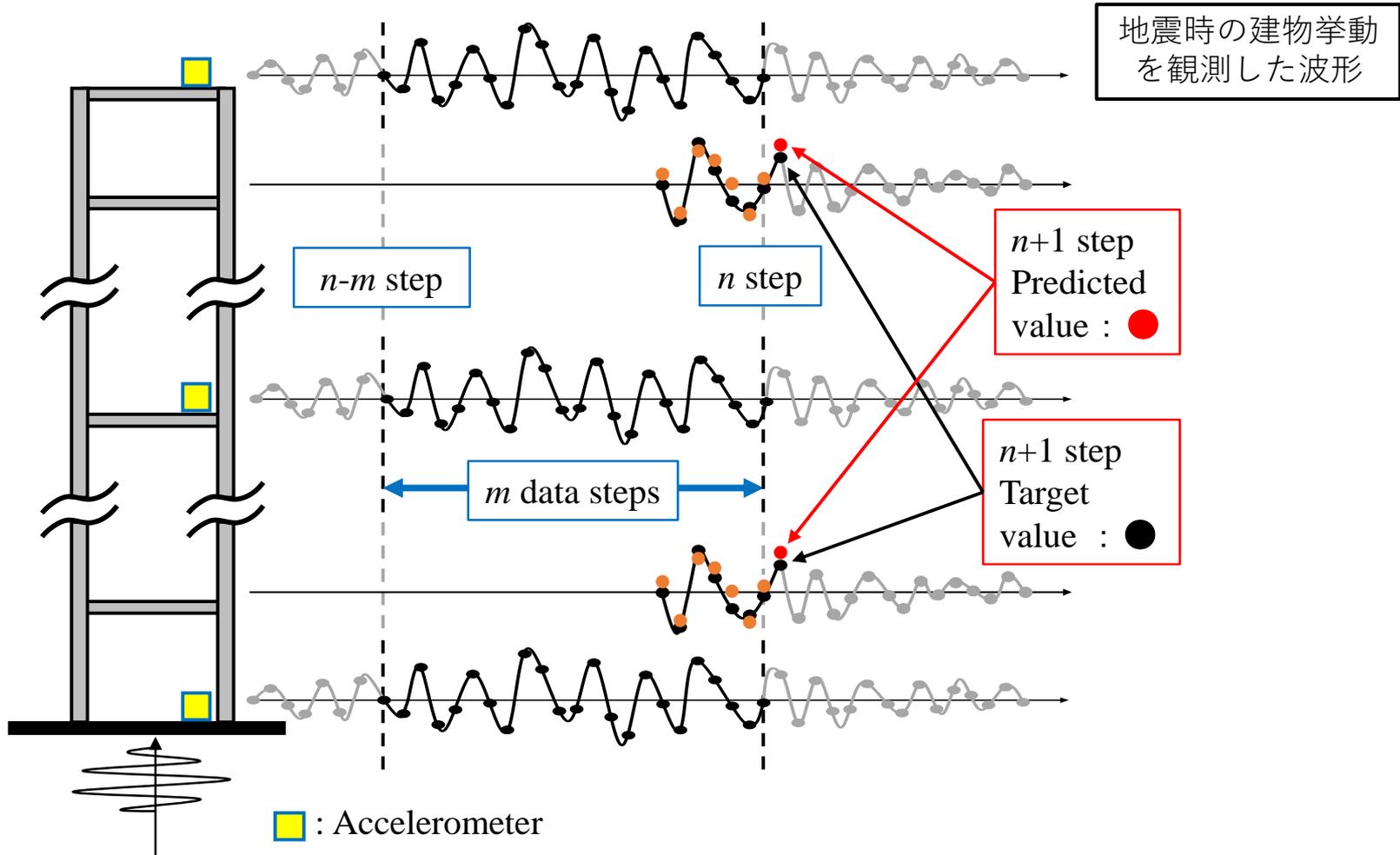
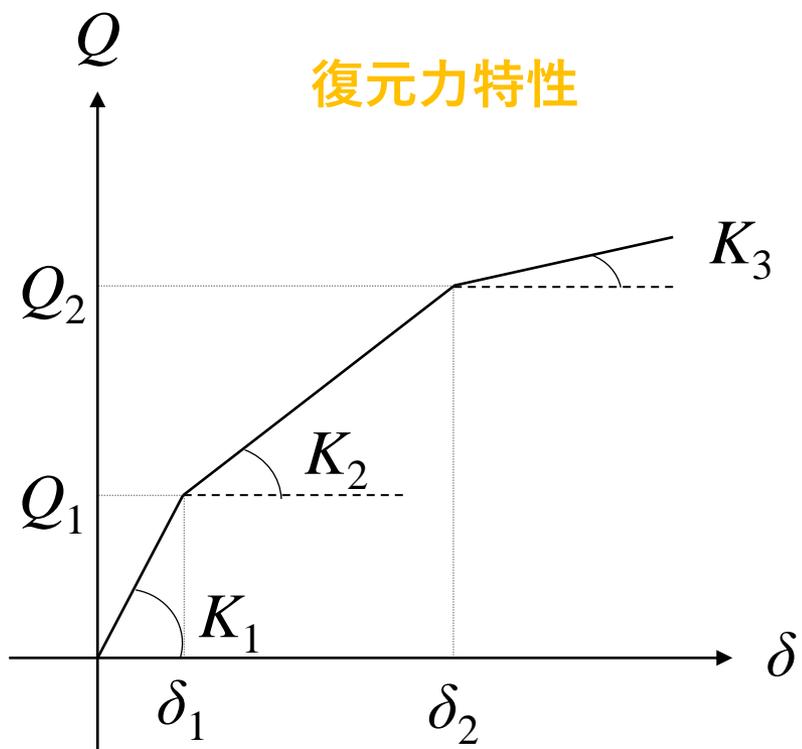
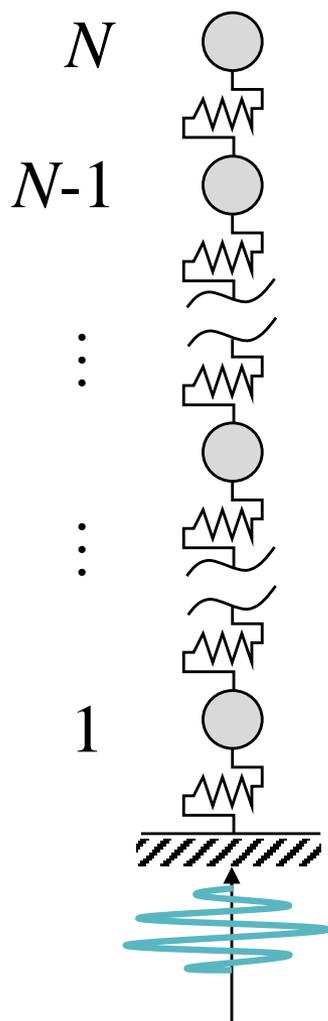


図2 LSTMを用いた非観測階の応答予測の方法

学習データ（入力・教師データ）作成

Mass No.



- ・ 非線形のせん断型多質点系でモデル化
- ・ 各層の復元力特性
→ 剛性低減型トリリニア
- ・ 減衰 → 瞬間剛性比例型
- ・ 減衰定数 h → 0.03
- ・ 基準階面積 → 900[m²]
- ・ 階数 → 20階建てのRC造

学習データ（入力・教師データ）作成

SNAP⁽²⁾ を用いて時刻歴応答解析
(Newmark- β 法, $\beta = 1/4$, $dt = 0.01$)

Mass No.

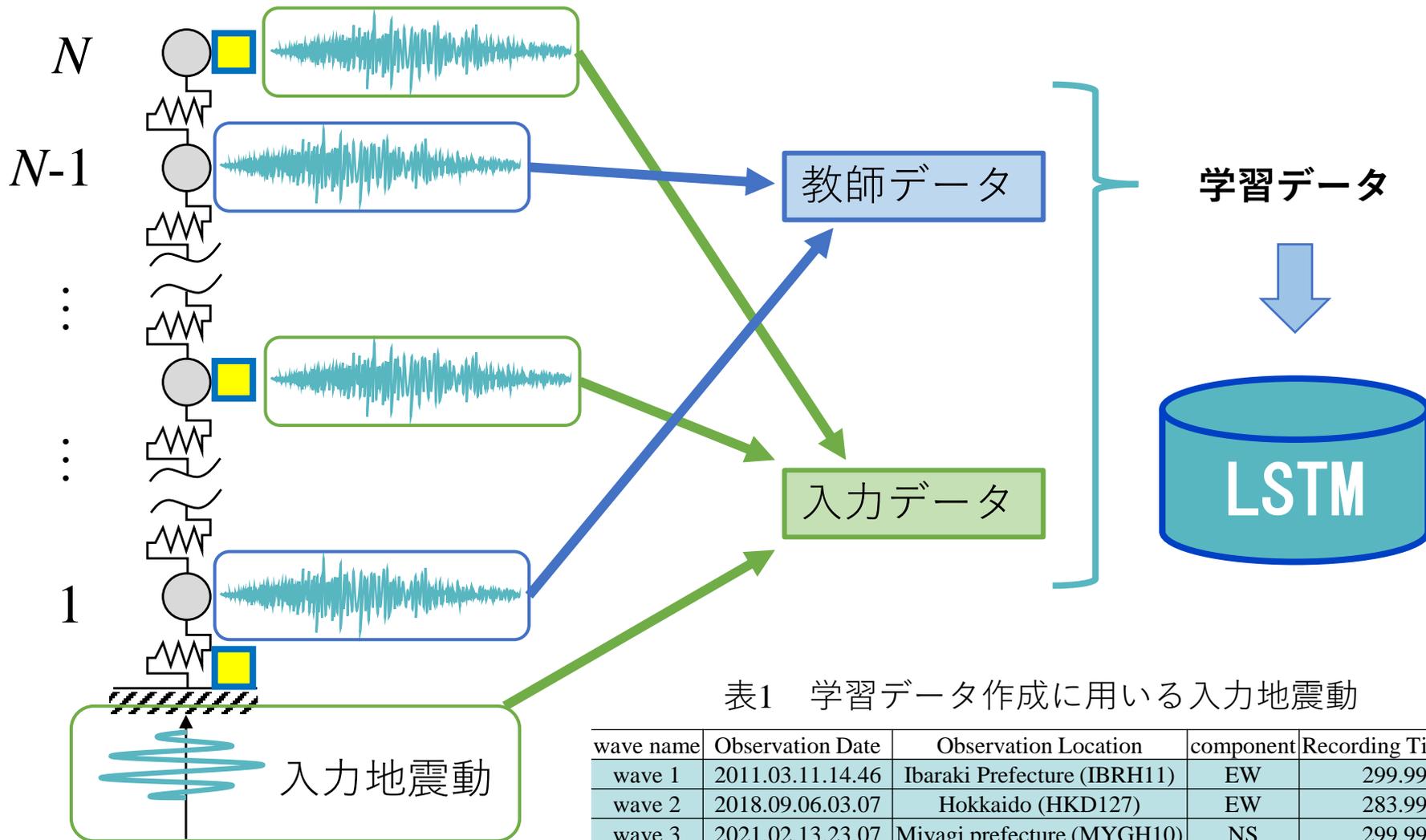


表1 学習データ作成に用いる入力地震動

wave name	Observation Date	Observation Location	component	Recording Time [s]
wave 1	2011.03.11.14.46	Ibaraki Prefecture (IBRH11)	EW	299.99
wave 2	2018.09.06.03.07	Hokkaido (HKD127)	EW	283.99
wave 3	2021.02.13.23.07	Miyagi prefecture (MYGH10)	NS	299.99
wave 4	2024.01.01.16.10	Ishikawa prefecture (ISK006)	EW	299.99
wave 5	2024.01.01.16.10	Ishikawa prefecture (ISK007)	NS	299.99

LSTMによる予測

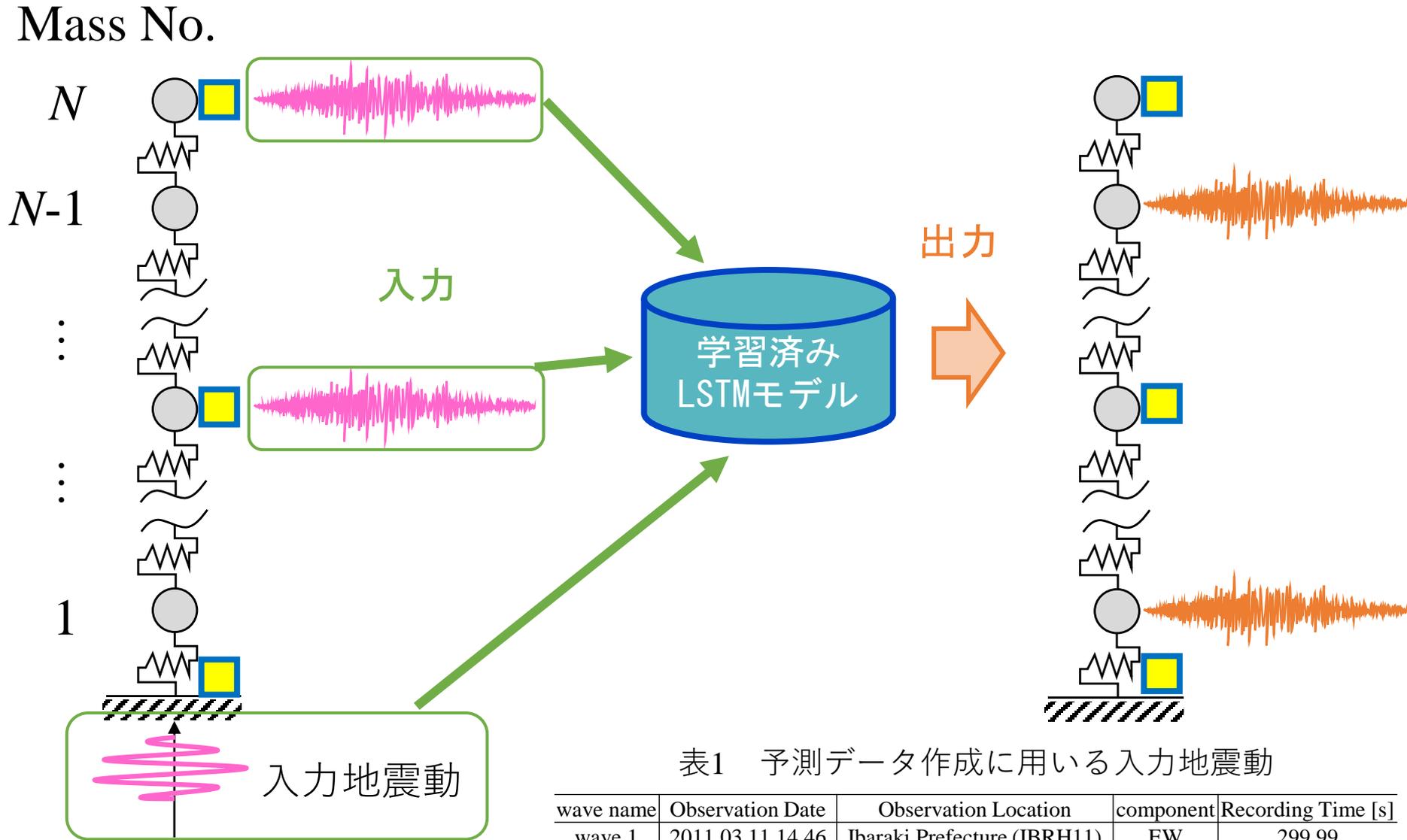
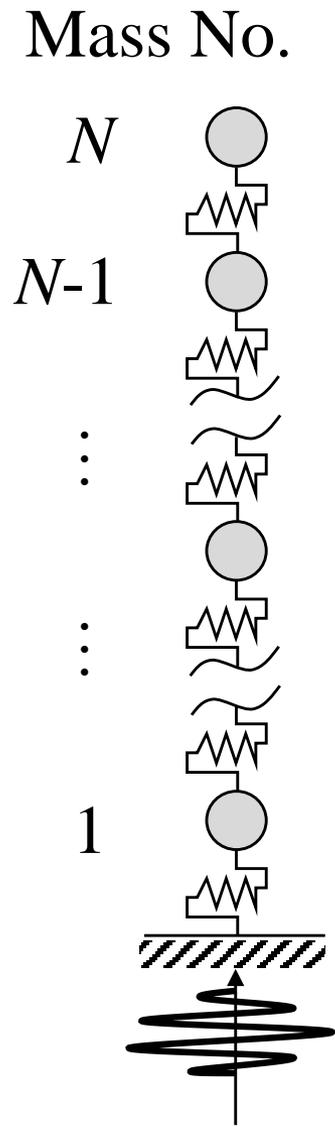


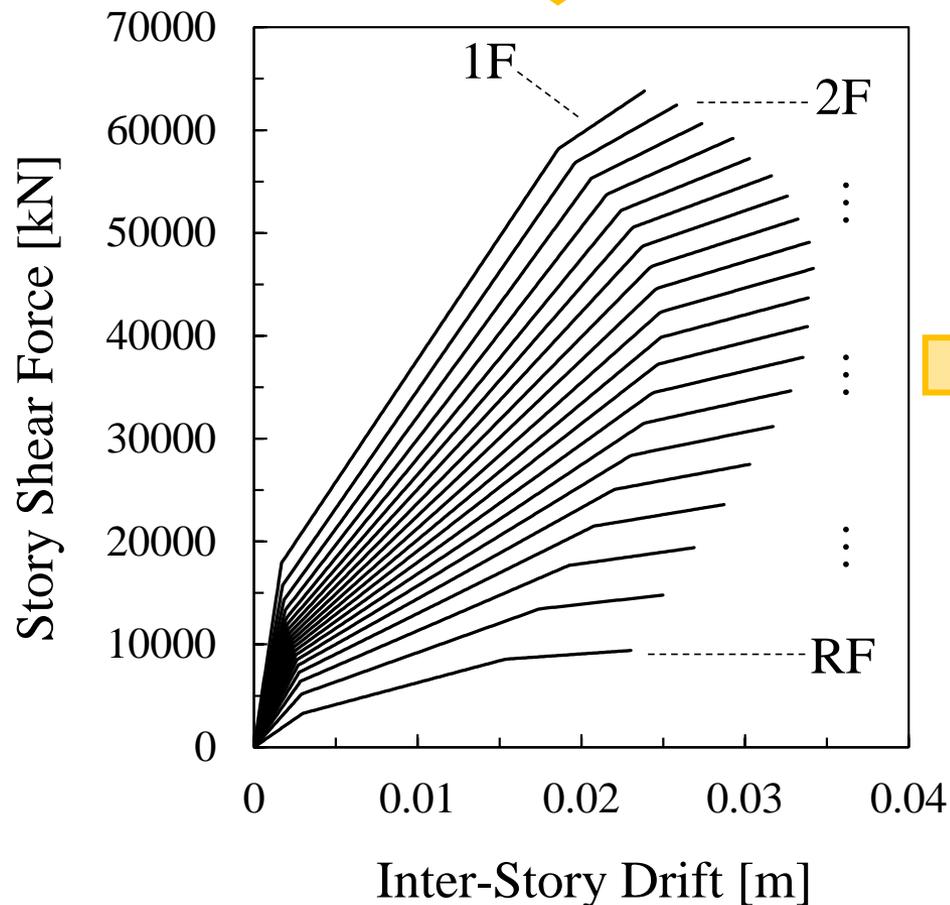
表1 予測データ作成に用いる入力地震動

wave name	Observation Date	Observation Location	component	Recording Time [s]
wave 1	2011.03.11.14.46	Ibaraki Prefecture (IBRH11)	EW	299.99
wave 2	2018.09.06.03.07	Hokkaido (HKD127)	EW	283.99
wave 3	2021.02.13.23.07	Miyagi prefecture (MYGH10)	NS	299.99
wave 4	2024.01.01.16.10	Ishikawa prefecture (ISK006)	EW	299.99
wave 5	2024.01.01.16.10	Ishikawa prefecture (ISK007)	NS	299.99

学習及び予測に用いる解析モデル



各層の復元力特性



model 1 と記す

1次固有周期

→ 1.20 [s]

学習及び予測に用いる解析モデルの諸元

Analy. model name	K_1 Ratio	natural period [s]			natural frequency [Hz]		
		mode 1	mode 2	mode 3	mode 1	mode 2	mode 3
Model 1	1 times	1.200	0.468	0.295	0.833	2.135	3.388
Model 2	0.6 times	1.549	0.605	0.381	0.646	1.653	2.624
Model 3	0.75 times	1.386	0.541	0.341	0.722	1.849	2.934
Model 4	0.9 times	1.265	0.494	0.311	0.791	2.025	3.214
Model 5	1.3 times	1.052	0.411	0.259	0.950	2.434	3.863
Model 6	1.5 times	0.980	0.383	0.241	1.021	2.614	4.149

[case 1]

- **学習**：wave 1 ~ wave 4 を用いて **Model 1** を地震応答解析したデータ
- **精度検討**：wave 5 を用いて **Model 2** を地震応答解析したデータ

[case 2]

- **学習**：wave 1 ~ wave 4 を用いて **Model 1** および **Model 3 ~ Model 6** を地震応答解析したデータ
- **精度検討**：wave 5 を用いて **Model 2** を地震応答解析したデータ

学習及び予測に用いる解析モデルの諸元

Analy. model name	K_1 Ratio	natural period [s]			natural frequency [Hz]		
		mode 1	mode 2	mode 3	mode 1	mode 2	mode 3
Model 1	1 times	1.200	0.468	0.295	0.833	2.135	3.388
Model 2	0.6 times	1.549	0.605	0.381	0.646	1.653	2.624
Model 3	0.75 times	1.386	0.541	0.341	0.722	1.849	2.934
Model 4	0.9 times	1.265	0.494	0.311	0.791	2.025	3.214
Model 5	1.3 times	1.052	0.411	0.259	0.950	2.434	3.863
Model 6	1.5 times	0.980	0.383	0.241	1.021	2.614	4.149

[case 1]

- **学習**：wave 1 ~ wave 4 を用いて **Model 1** を地震応答解析したデータ
- **精度検討**：wave 5 を用いて **Model 2** を地震応答解析したデータ

[case 2]

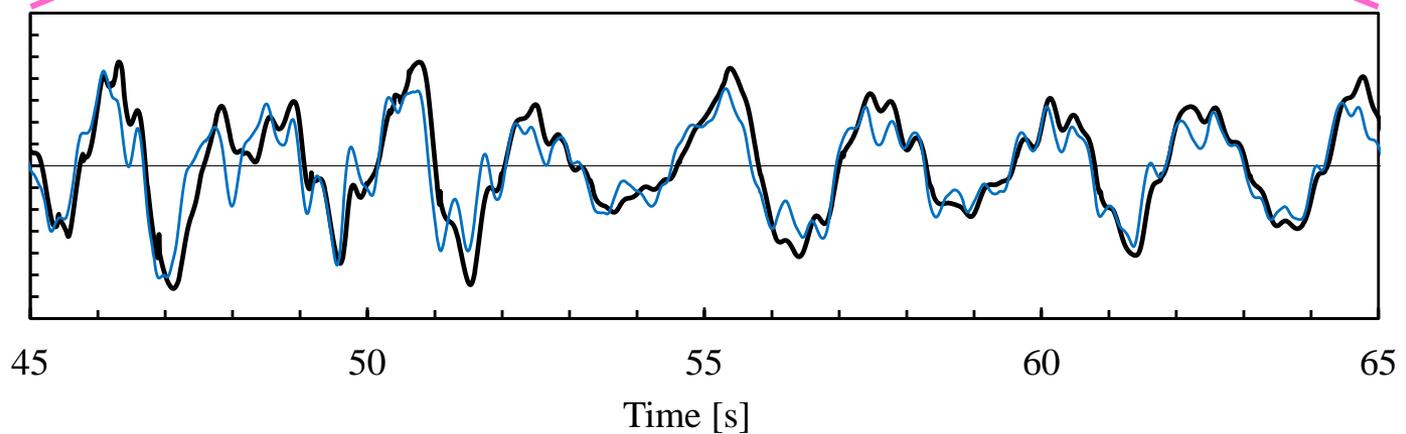
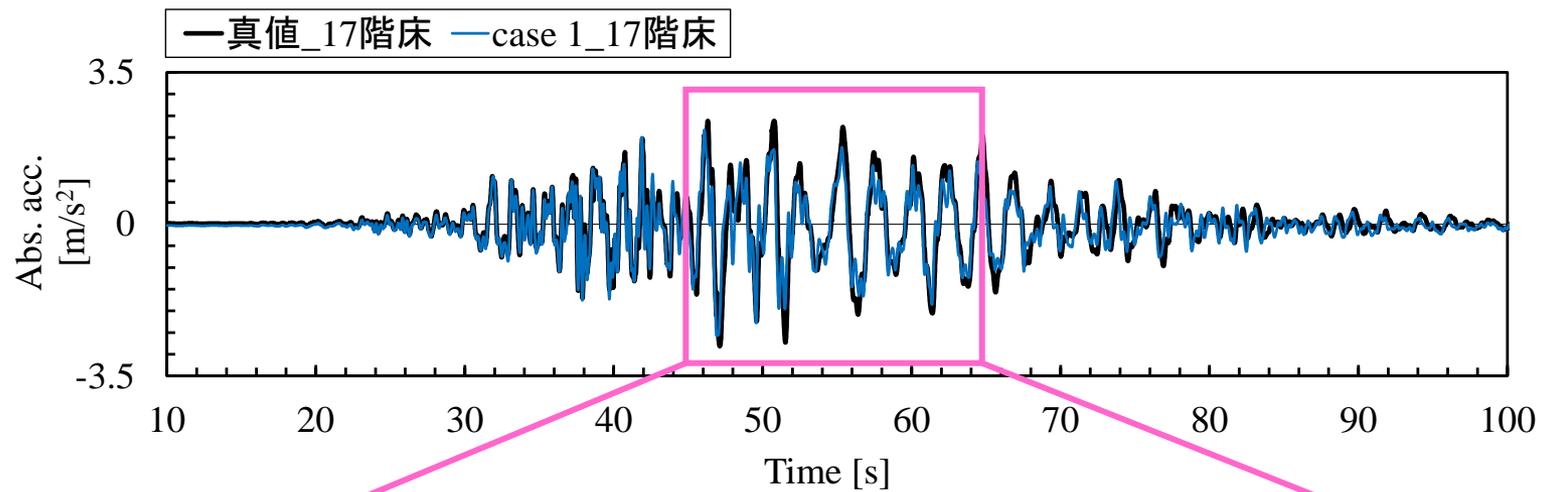
- **学習**：wave 1 ~ wave 4 を用いて **Model 1** および **Model 3 ~ Model 6** を地震応答解析したデータ
- **精度検討**：wave 5 を用いて **Model 2** を地震応答解析したデータ

case 1 での予測結果

case 1

未学習

model 2

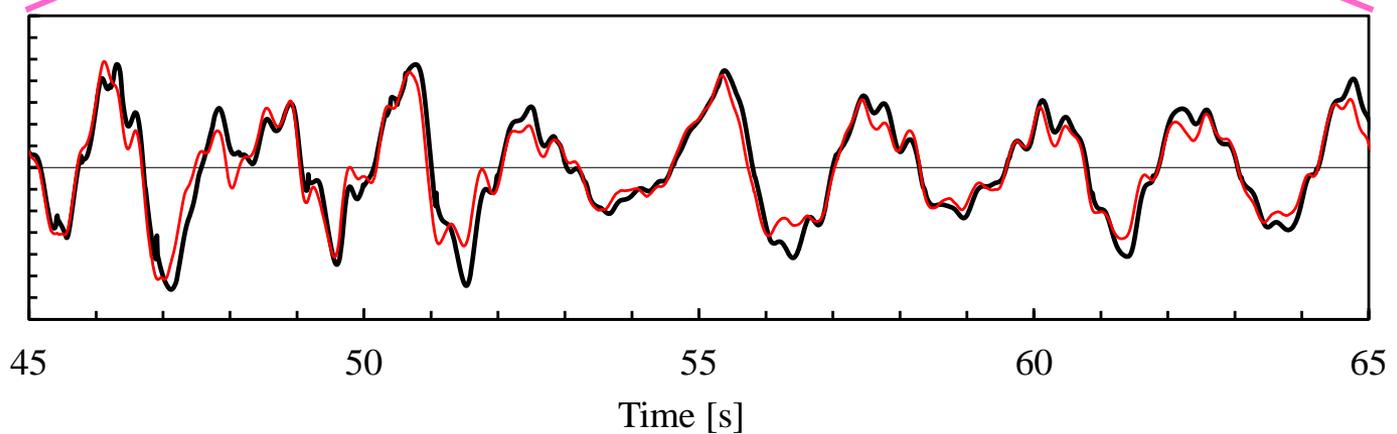
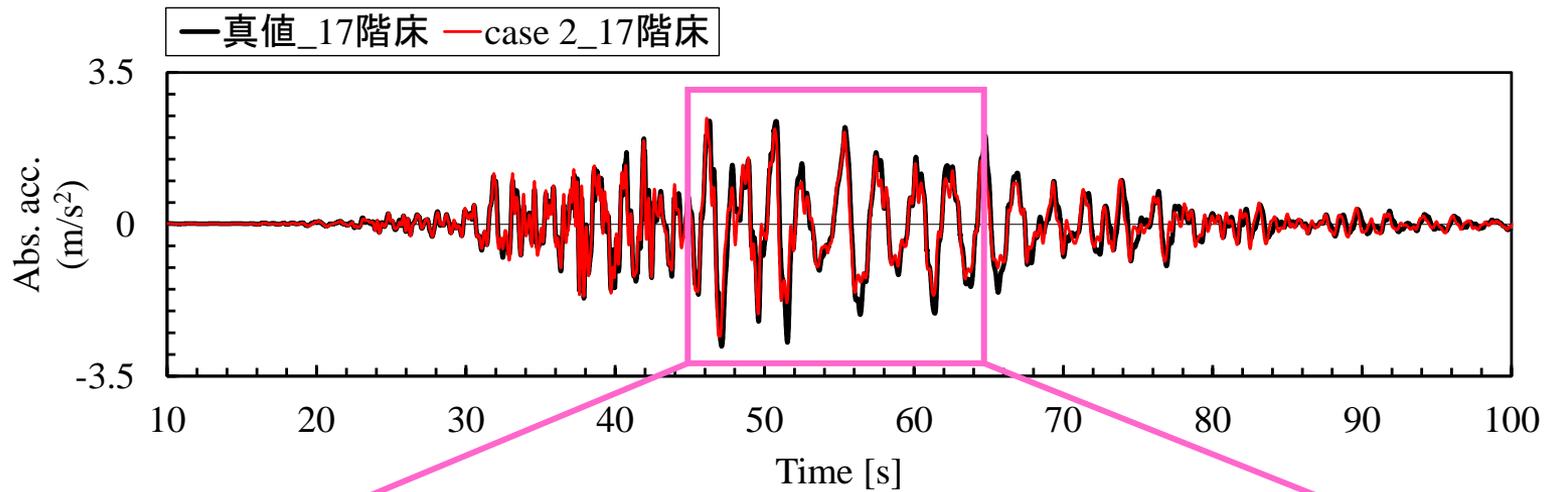


case 2 での予測結果

case 2

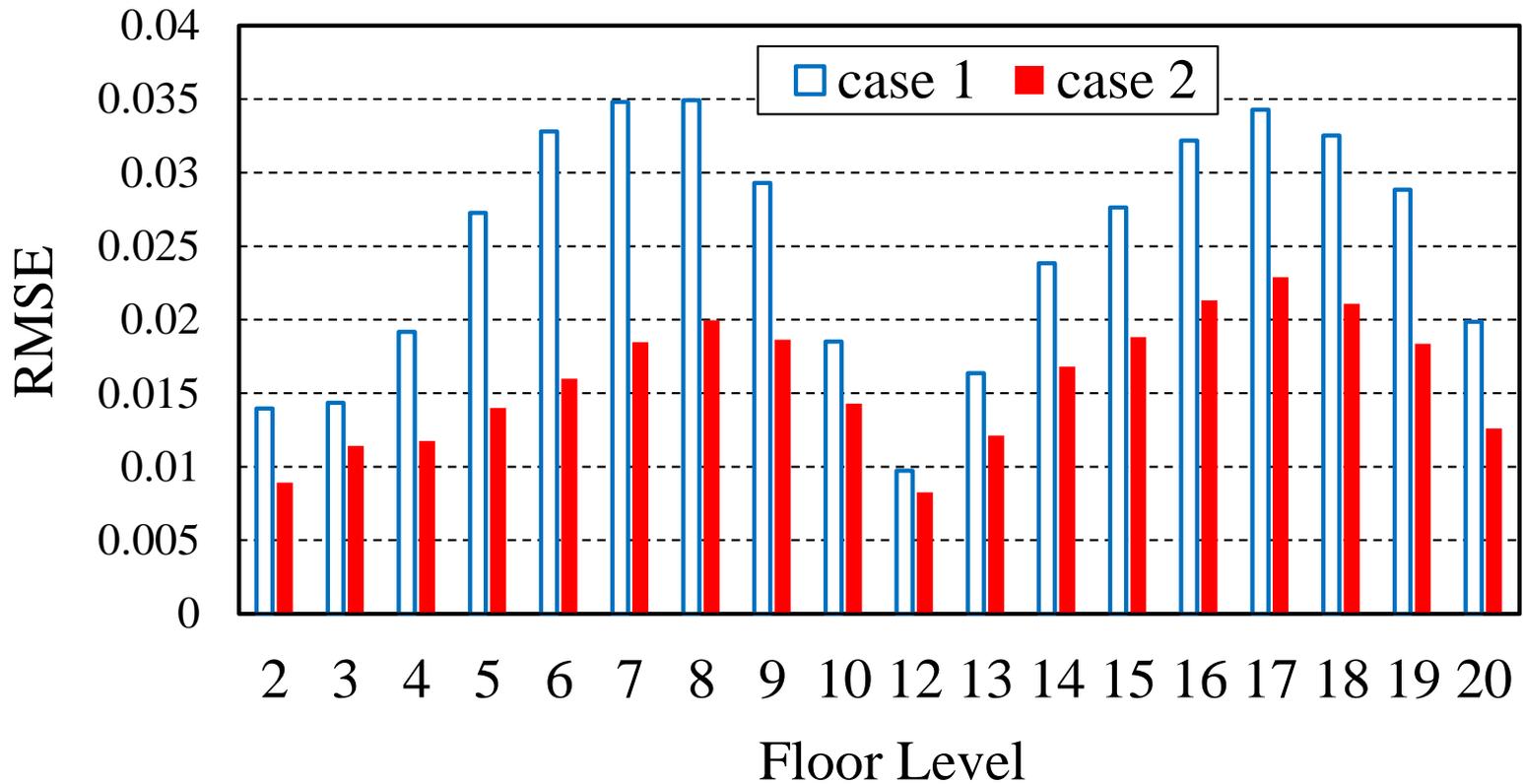
未学習

model 2



case 1 と case 2 の誤差比較

各階での真値と予測値の誤差を基に算出した
二乗平均平方根誤差 (Root Mean Squared Error, **RMSE**)



各階の最大応答値の精度検討

建物の損傷評価 → 建物応答の最大値が重要な指標



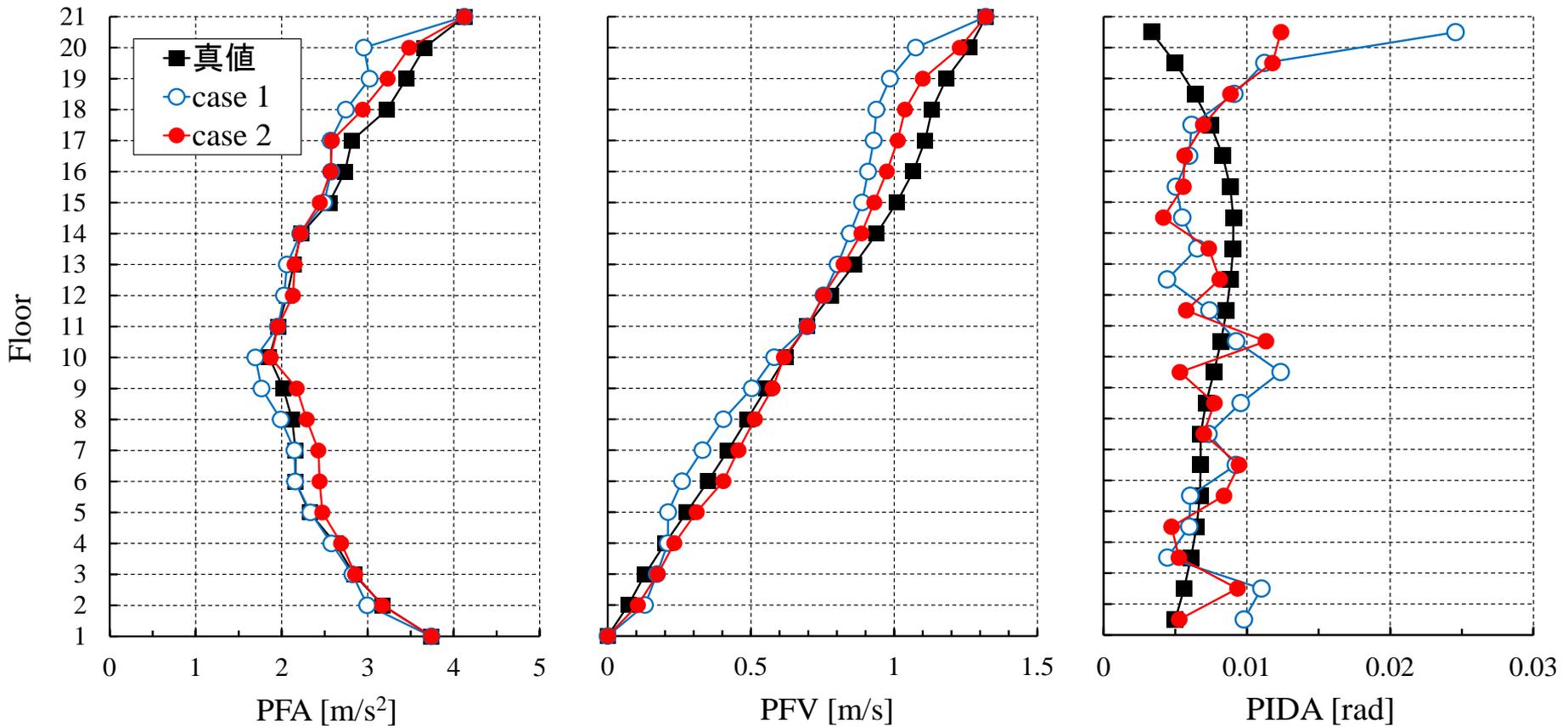
- ・ 床応答絶対加速度の最大値 (PFA)
- ・ 床応答相対速度の最大値 (PFV)
- ・ 最大層間変形角 (PIDA)

本研究では、絶対加速度のみ推定

相対速度
相対変位

ローカットフィルタ及び
台形則による数値積分により算出

建物各階の床最大応答値の高さ分布



- PIDA は 1/100 [rad] を超える値も散見されるものの、**case 1** よりも **case 2** が真値に近い結果
- PFA・PFV は **case 1** よりも **case 2** の方が真値に近い結果

→ **case 2** の方が真値の特徴を精度よく捉えている

まとめ・今後の課題

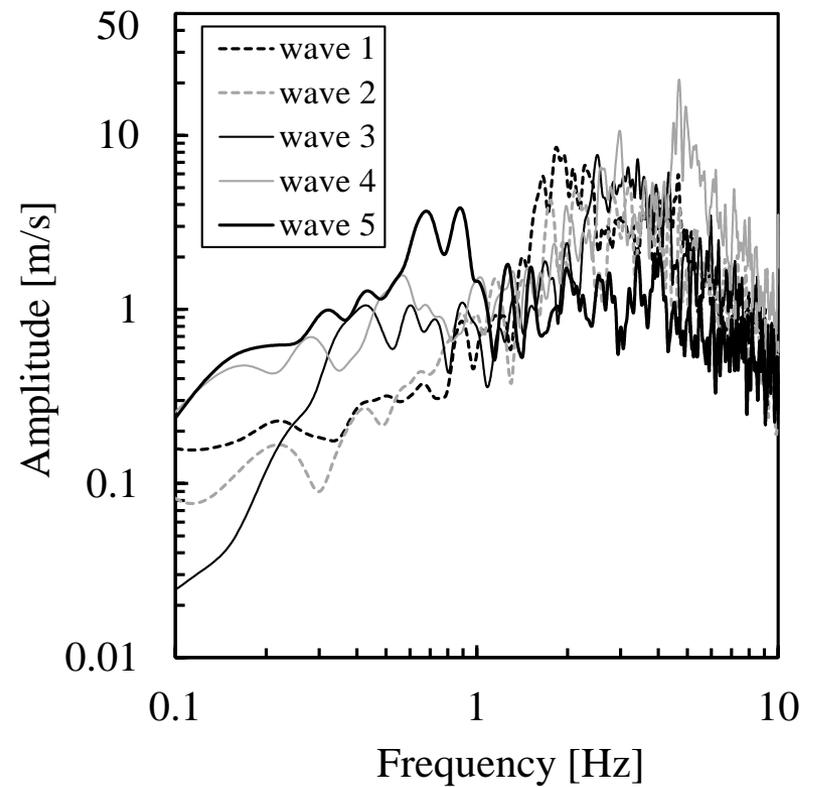
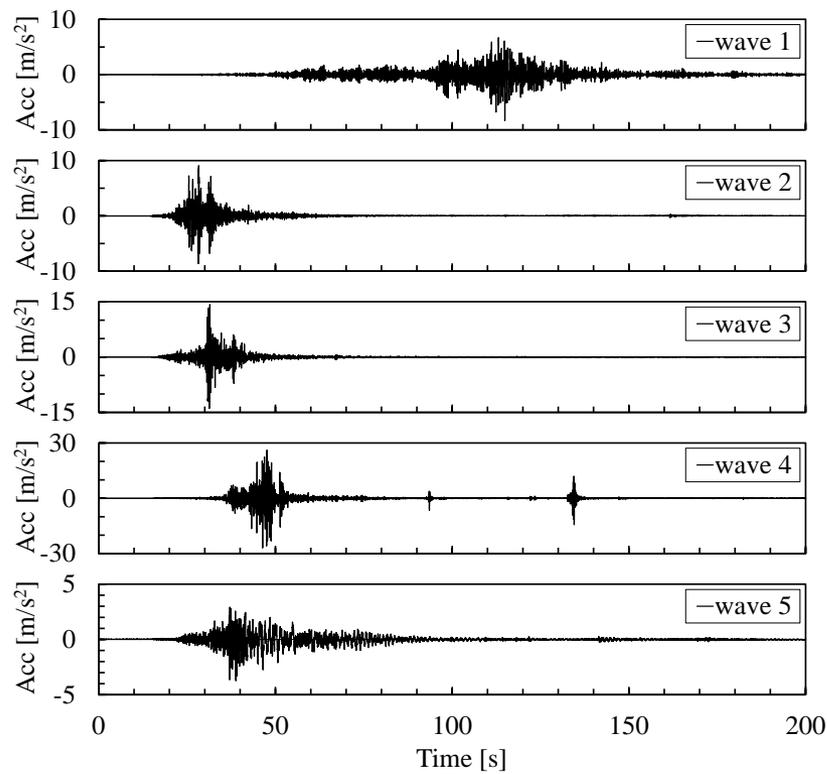
まとめ

- ・ 超高層RC建築物の地震応答解析に基づき、LSTMを用いて非観測階の地震時応答を推定する手法を提案
 - ・ 未学習のモデルに対して、床応答を精度良く予測
- 建物の被害状況の推定及び把握に適用可能

課題

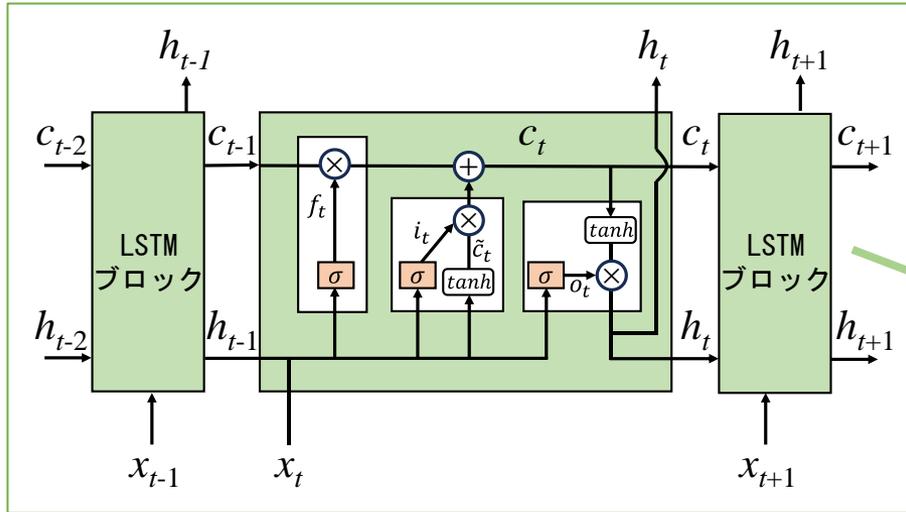
- ・ 最大層間変形角（PIDA）の予測精度向上
- ・ 加速度センサの有効な配置の検討

学習及び予測に使用した地震動の詳細



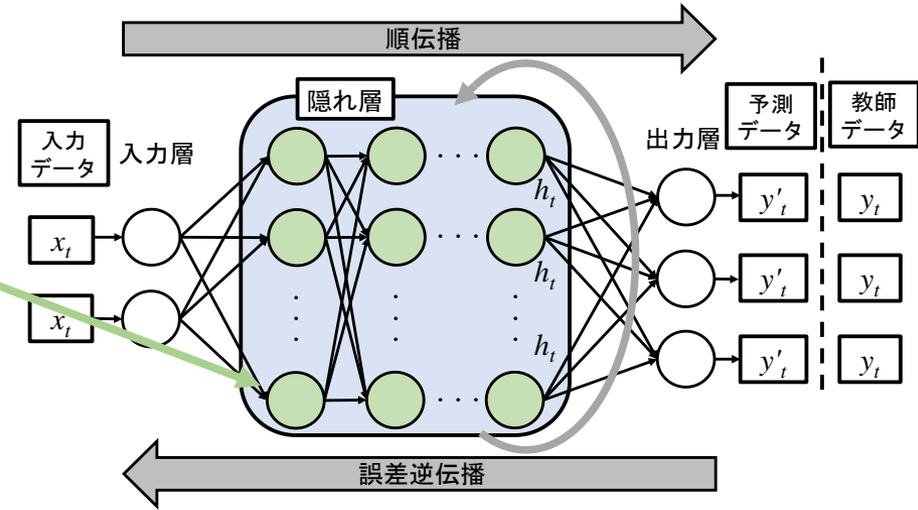
LSTMの概要

<LSTMブロック>



$$\begin{aligned}f_t &= \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \\i_t &= \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \\\tilde{c}_t &= \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \\c_t &= f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t \\o_t &= \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \\h_t &= o_t \odot \tanh(c_t) \\y'_t &= [h_T, x_t] \cdot W^T + b\end{aligned}$$

<ニューラルネットワークの構造>



<通時的誤差逆伝播>
出力される予測値と真値
(教師データ) から損失を計算
↓
過去時間に渡って損失を最小化
するように重みを調整・更新

参考文献

- [1] 国土交通省 国土技術政策総合研究所，独立行政法人 建築研究所：平成23年（2011年）東北地方太平洋沖地震被害調査報告，2012年3月
- [2] Kozo system: SNAP Ver. 8, <https://www.kozo.co.jp/index.php> (accessed 2024.9.9) (in Japanese)
- [3] National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience: Strong-motion seismograph networks (K-NET, KiK-net), <https://www.kyoshin.bosai.go.jp/>