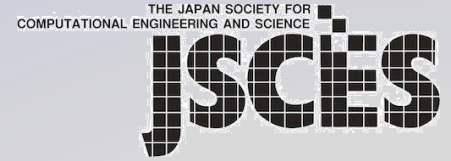


第29回計算工学講演会
[F-11-05]



AttentionCNNを用いた工学的説明性の高い 地震応答予測サロゲートモデルの構築

才田 大聖（筑波大学大学院）

西尾 真由子（筑波大学）



1.背景

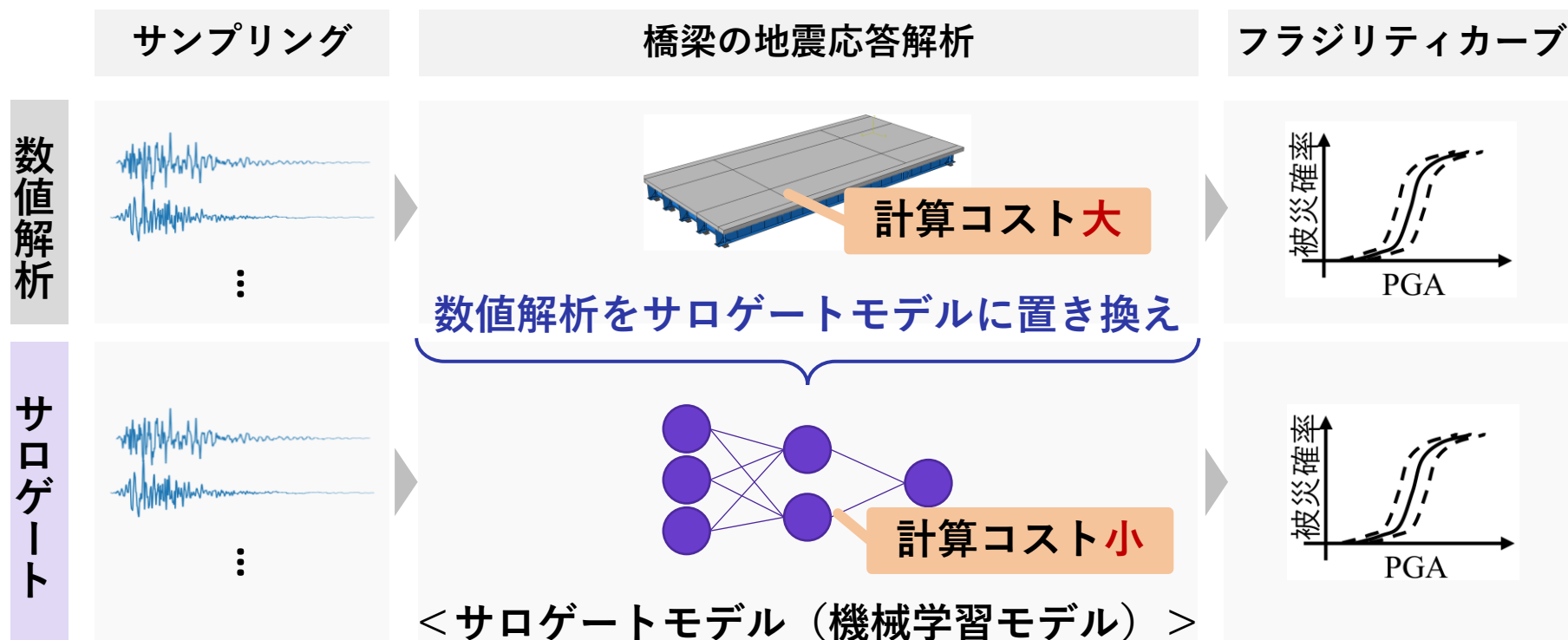
地震リスク評価における fragility 解析の課題

地震リスク評価において、数値解析をサロゲートモデルに置き換えることで fragility 解析の計算コストが低減できる

地震リスク評価における地震荷重の不確定性

- 地震の大きさや周波数特性は様々であるため、**不確定性の考慮**が必要

地震リスク評価における fragility 解析の流れ



2. 既往研究

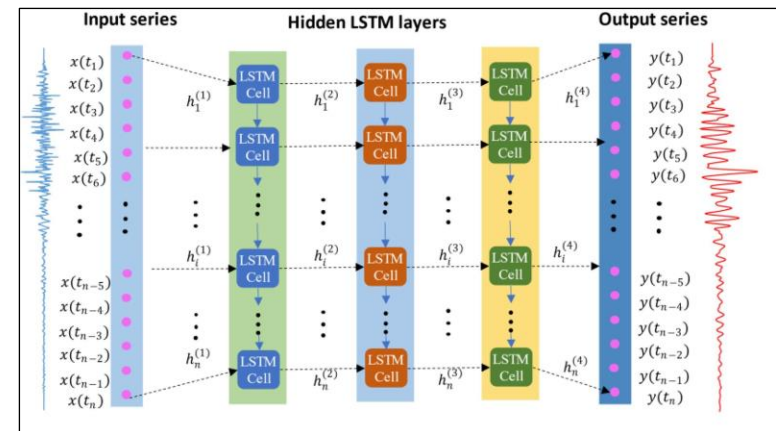
地震応答解析におけるサロゲートモデルの課題

地震応答解析のためのサロゲートモデルに関する研究は増えているが、深層学習を用いるため予測過程が不透明であり説明性が低い

Ning et al., Eng Struct, 2023

- LSTM, WaveNet, CNNによる地震応答予測モデルの比較を実施
- 建物および橋梁の地震応答解析に対する有効性を検証

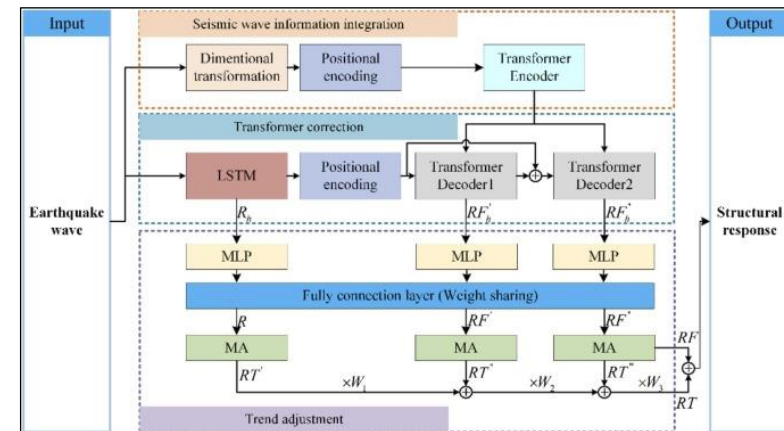
深層学習がよく用いられる



Ning et al., Eng Struct, 2023

Zhang et al., Structures, 2024

- Transformerによる地震波エンコーダとLSTMによるデコーダにより、地震応答を推定するモデルを構築
- LSTMのみでモデル化するより高精度



Zhang et al., Structures, 2024

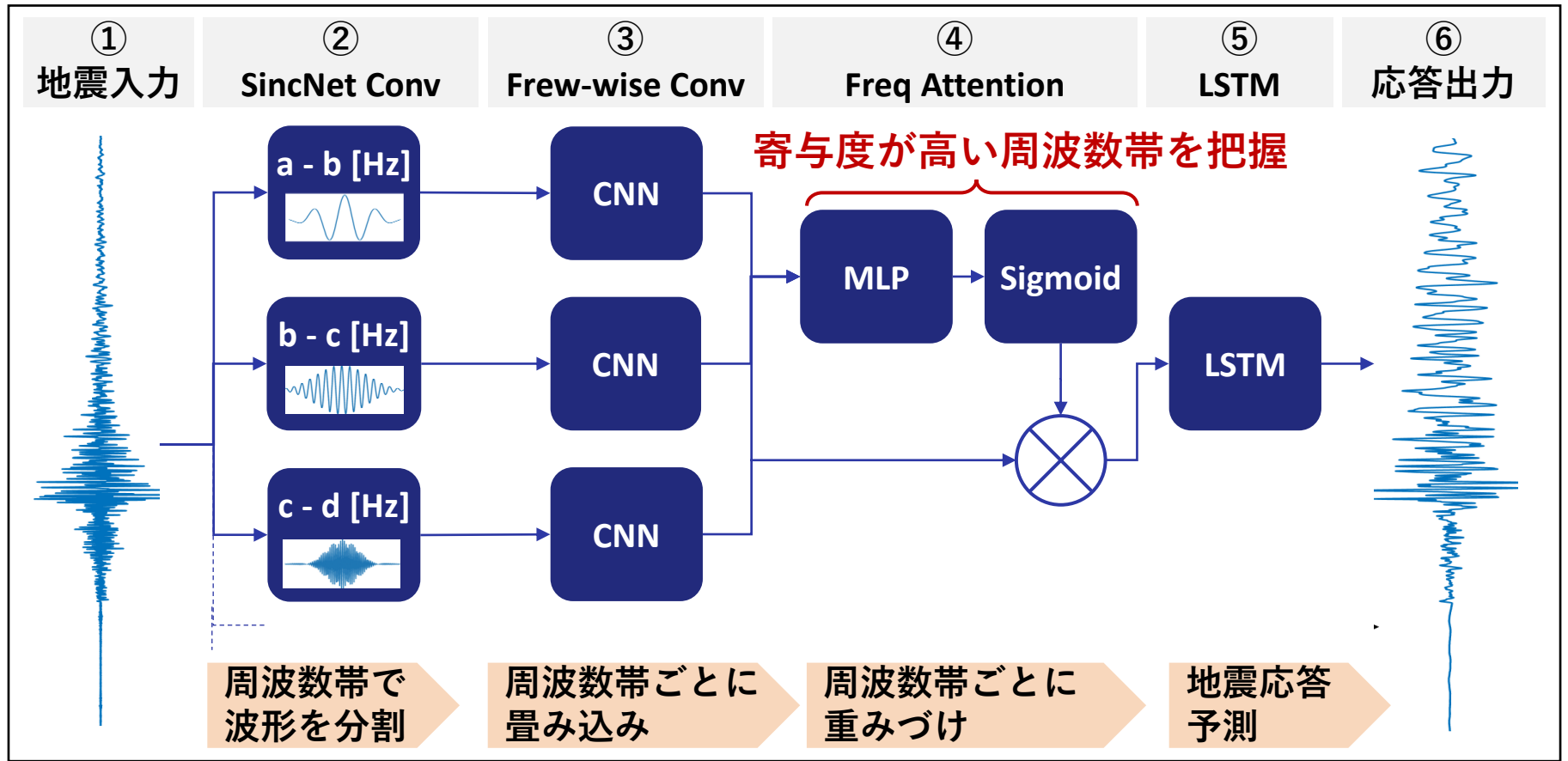
予測精度は高いが予測過程は不透明 = 説明性が低い

3.研究目的

説明性が高い深層学習モデル“ExSRNet”構築

本研究では、**周波数に着目し**説明性が高い地震応答解析のサロゲートモデル“ExSRNet”を構築した

- ① 地震入力
 - ② SincNet Conv
 - ③ Freq-wise Conv
 - ④ Freq Attention
 - ⑤ LSTM
 - ⑥ 応答出力
- [ExSRNETフロー]



< ExSRNet >

説明性の高い“ExSRNet”を構築し、地震応答解析に対する有効性を示す

4. “ExSRNet”のフロー

SincNet Convolutionについて

ExSRNetにおけるSincNet Convolutionでは入力
の地震波形を周波数帯ごとに分割する

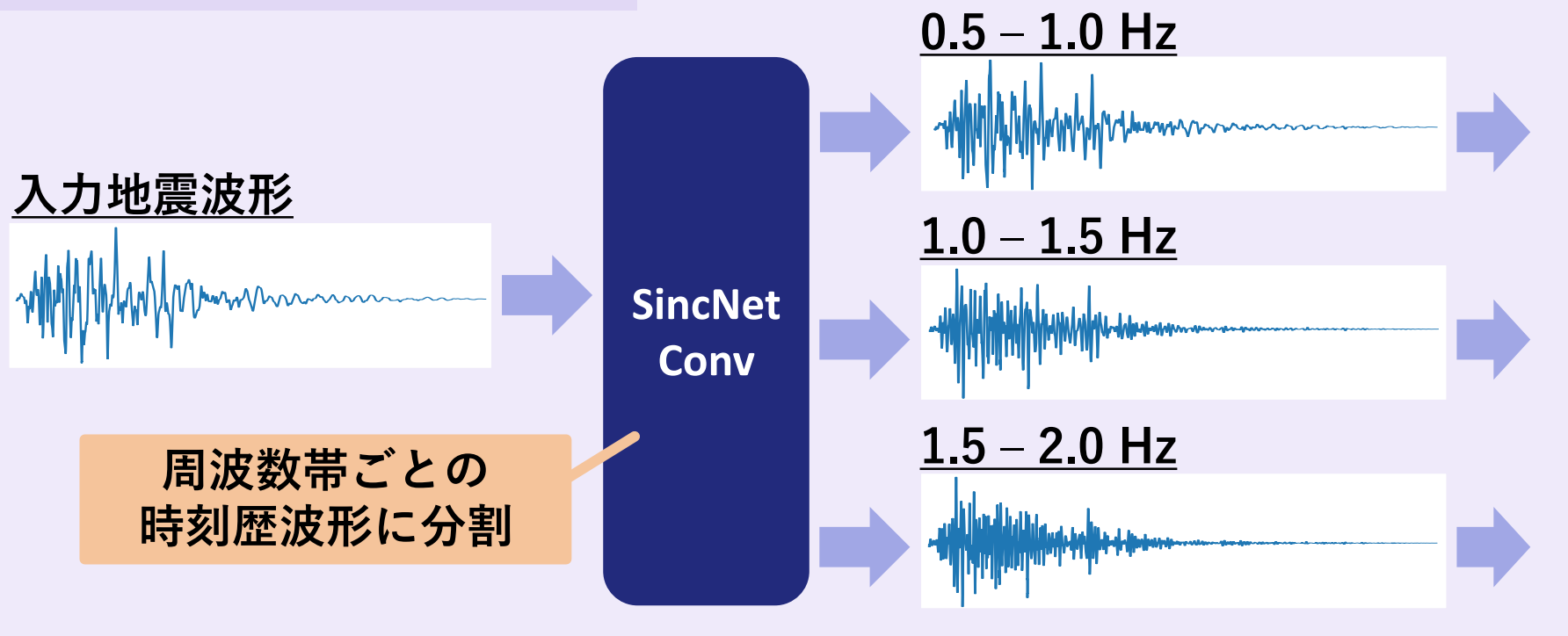
- ① 地震入力
- ② SincNet Conv
- ③ Freq-wise Conv
- ④ Freq Attention
- ⑤ LSTM
- ⑥ 応答出力

[ExSRNETフロー]

② SincNet Convolution (Ravanelli et al., Neurips, 2018)

- バンドパスフィルタを時間領域の畳み込み演算で表現

SincNet Convolutionの概略



4. "ExSRNet"のフロー

SincNet Convolutionについて

ExSRNetにおけるSincNet Convolutionでは入力
の地震波形を周波数帯ごとに分割する

- ① 地震入力
- ② SincNet Conv
- ③ Freq-wise Conv
- ④ Freq Attention
- ⑤ LSTM
- ⑥ 応答出力

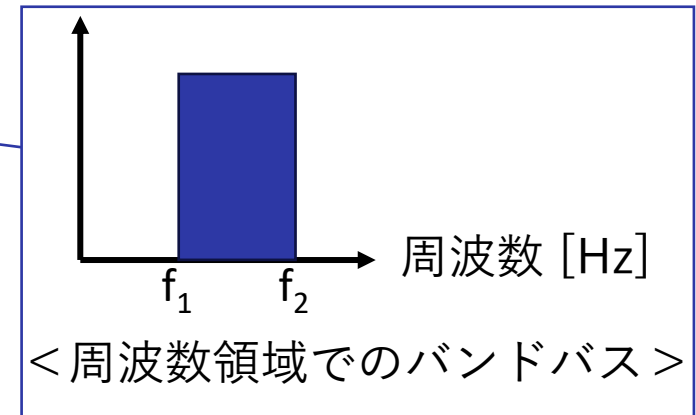
[ExSRNETフロー]

② SincNet Convolution (Ravanelli et al., Neurips, 2018)

- バンドパスフィルタを時間領域の畳み込み演算で表現

SincNet Convolutionの定式化

$$G[f, f_1, f_2] = \text{rect}\left(\frac{f}{2f_2}\right) - \text{rect}\left(\frac{f}{2f_1}\right)$$



↓ 逆フーリエ変換 (周波数→時間領域)

$$g[n, f_1, f_2] = 2f_2 \text{sinc}(2\pi f_2 n) - 2f_1 \text{sinc}(2\pi f_1 n)$$

↓ 畳み込み演算で用いる (x : 入力、y : 出力)

$$y[n] = x[n] * g[n, f_1, f_2]$$

4.“ExSRNet”のフロー

Freq-wise Convolutionについて

ExSRNetにおけるFreq-wise Convolutionでは周波数帯ごとに畳み込み計算を行う

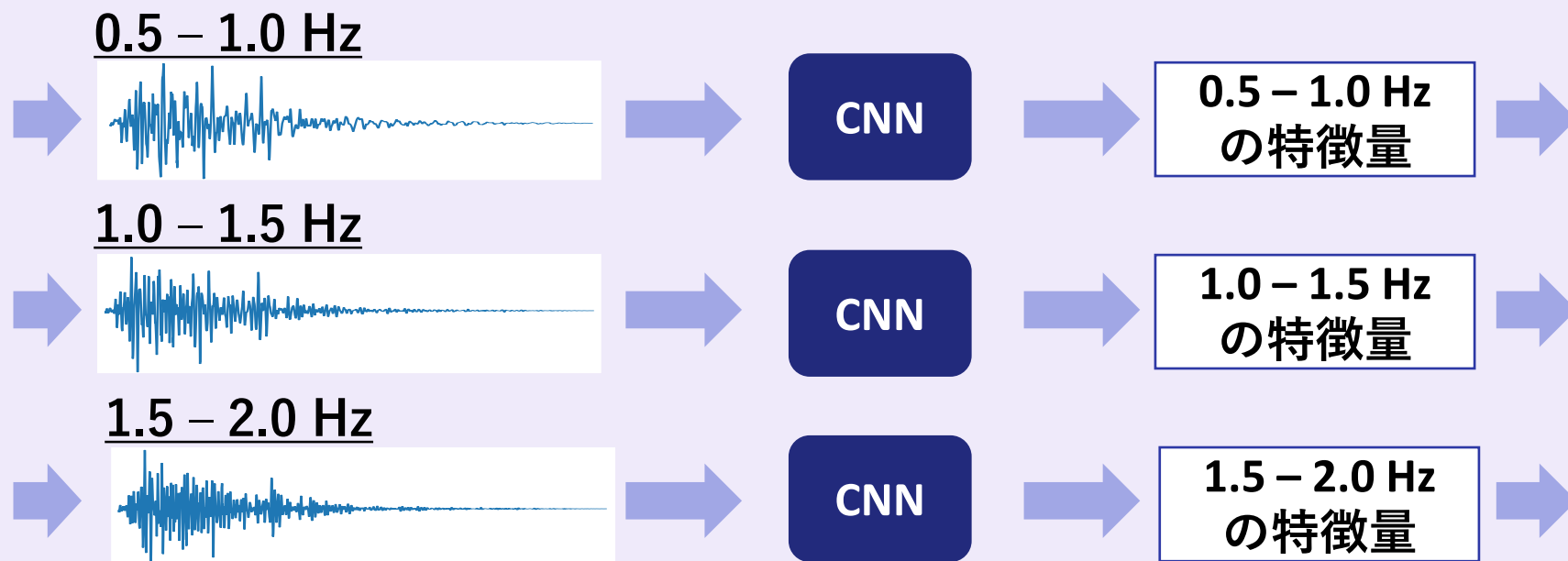
- ① 地震入力
- ② SincNet Conv
- ③ Freq-wise Conv
- ④ Freq Attention
- ⑤ LSTM
- ⑥ 応答出力

[ExSRNETフロー]

③ Freq-wise Convolution

- 周波数帯ごとの特徴量を抽出する
⇒周波数帯ごとの構造物への作用の仕方を学習

Freq-wise Convの概略



4. "ExSRNet"のフロー

Freq-wise Convolutionについて

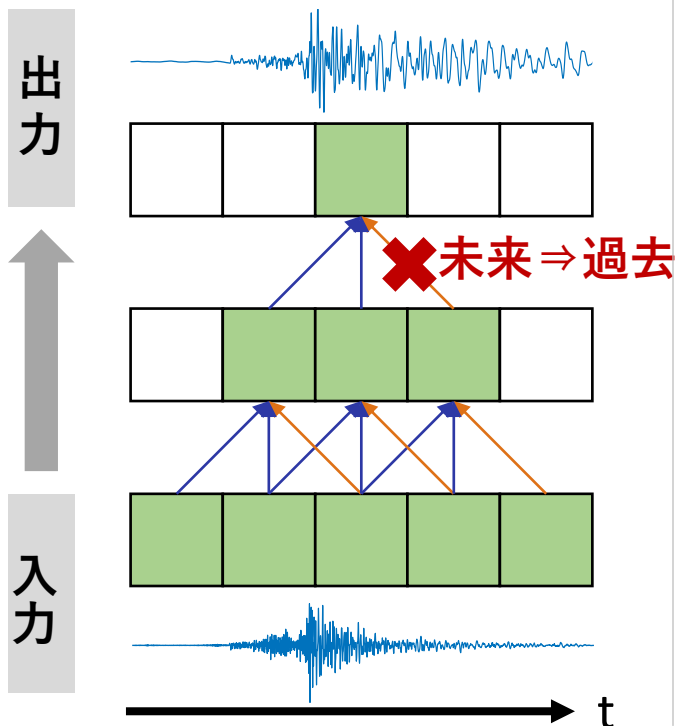
ExSRNetにおけるFreq-wise Convolutionでは地震応答解析に適するように、Causal Delated Convolutionを適用した

- ① 地震入力
- ② SincNet Conv
- ③ Freq-wise Conv
- ④ Freq Attention
- ⑤ LSTM
- ⑥ 応答出力

[ExSRNETフロー]

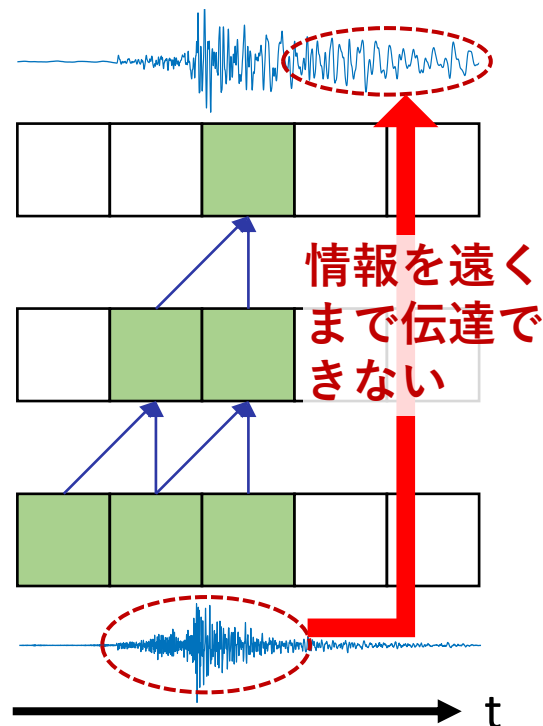
通常のConvolution

- 時間的に未来の荷重は時間的に過去の応答に寄与しない



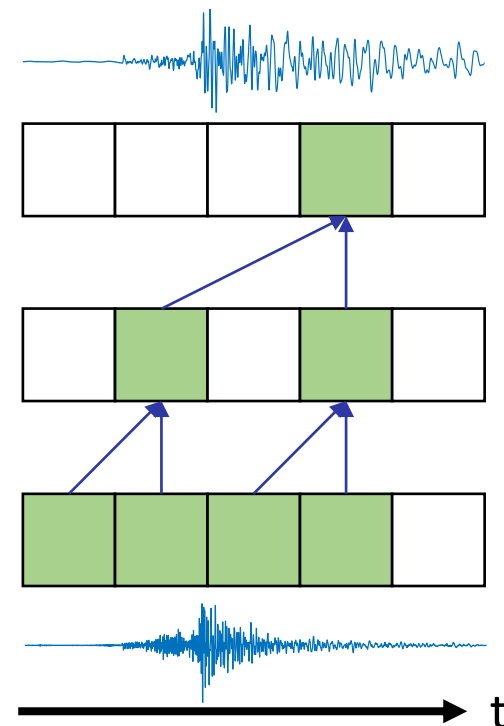
Causal Convolution

- 時間的に遠くまで、荷重の情報を伝える必要がある



Causal Delated Conv

- 地震応答解析に適したConvolutionの演算が可能である



4. "ExSRNet"のフロー

Freq Attentionについて

ExSRNetにおけるFreq Attentionでは、周波数帯ごとに地震応答に対する寄与度を算出する

- ① 地震入力
- ② SincNet Conv
- ③ Freq-wise Conv
- ④ Freq Attention
- ⑤ LSTM
- ⑥ 応答出力

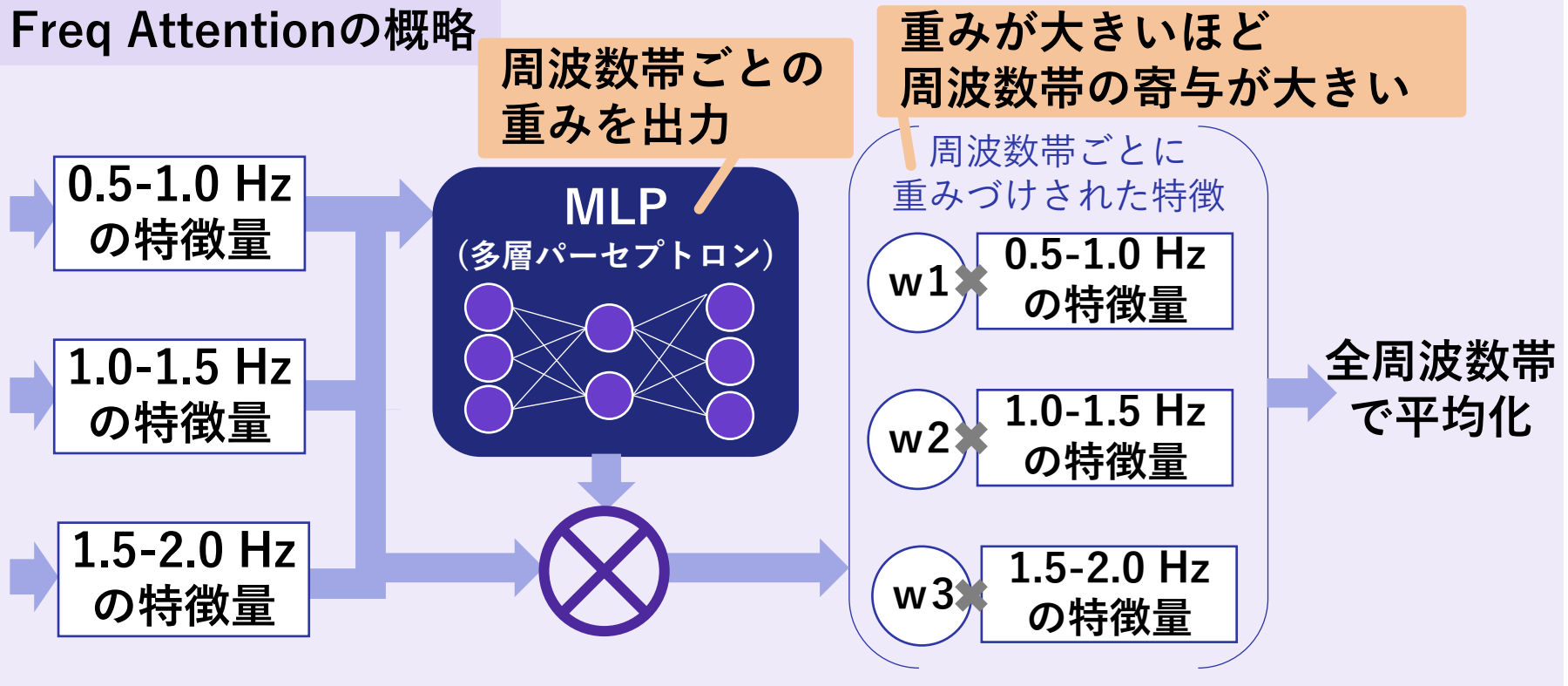
[ExSRNETフロー]

④ Freq Attention

- Attention機構*: 特徴量のどこに着目すべきかを動的に特定する機構

*Vaswani et al., *Neurips*, 2017

Freq Attentionの概略



4. "ExSRNet"のフロー

LSTMの概略

ExSRNetにおけるLSTMでは全周波数帯の特徴量から、地震応答を予測する

- ① 地震入力
- ② SincNet Conv
- ③ Freq-wise Conv
- ④ Freq Attention
- ⑤ LSTM
- ⑥ 応答出力

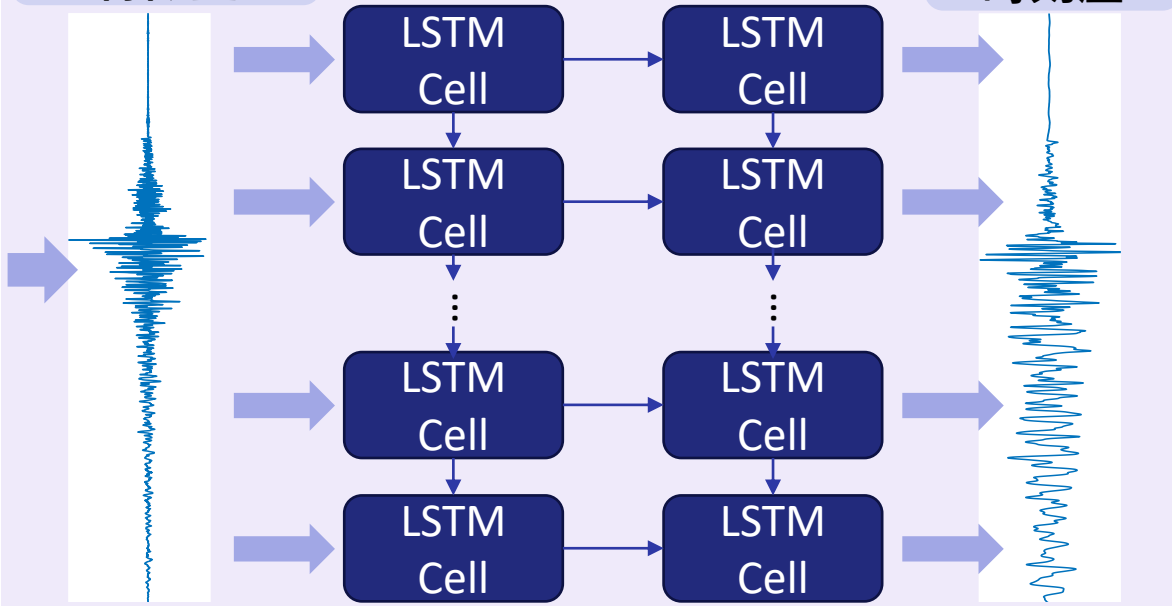
[ExSRNETフロー]

⑤ LSTM (Long Short Term Memory)

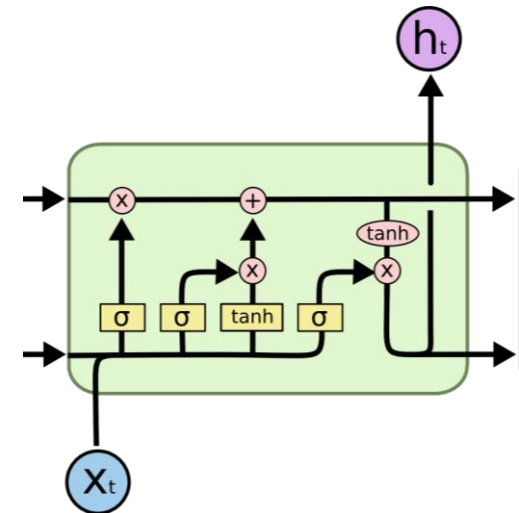
- Recurrent Neural Networksの一種で、比較的長期の時系列を扱える

LSTMの概略

全周波数帯の
特徴量



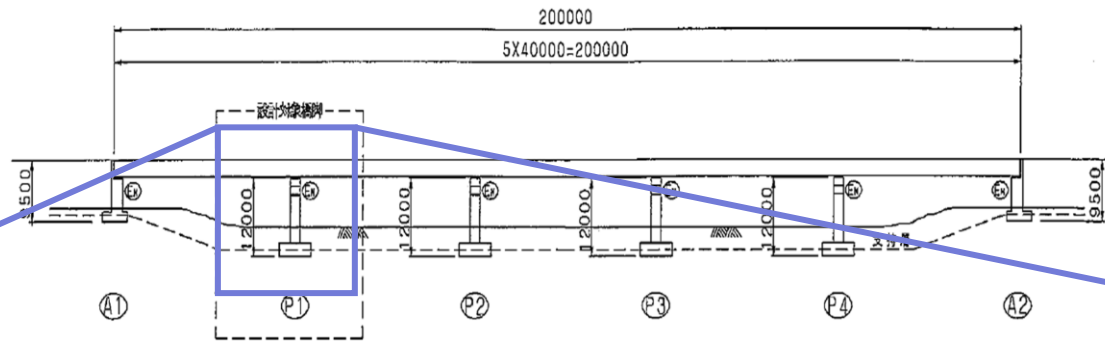
LSTM Cell



<https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>

5.対象問題

免震RC橋脚における数値解析



(Japan Road Association, 1997)

上部構造

M_u

免震ゴム支承

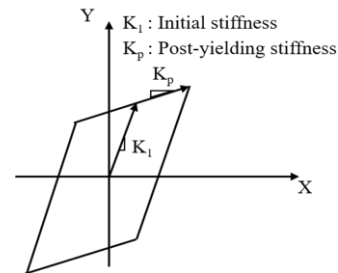
K_{b1}, K_{b2}, Q_b

RC橋脚

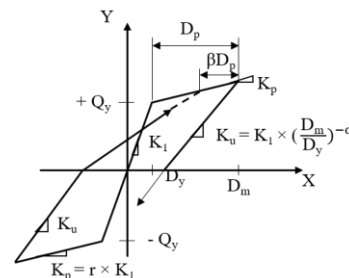
M_{rc}

K_{rc1}, K_{rc2}, Q_{rc}

Bilinearモデル



Takedaモデル



解析の諸元

数値積分：

- Newmark - β
- Newton Raphson

時間増分：0.001s

減衰：レイリー減衰

構造減衰比：

- 2% for pier
- 0% for bearing

<免震RC橋脚の2自由度系モデル>

5.対象問題

免震RC橋脚における数値解析

サロゲートモデルの学習に関する諸元一覧

■入力地震動

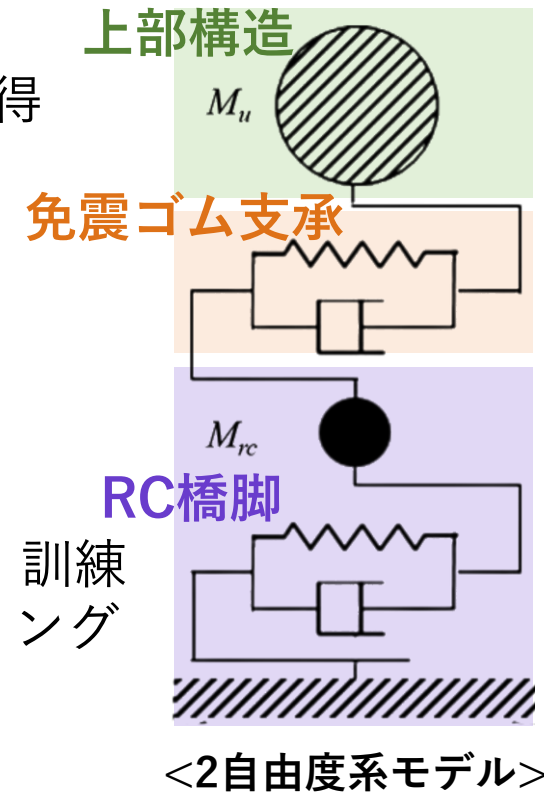
- K-Net、Kik-Net（防災科学技術研究所）
計測震度が4.5以上の地震波形を3652波形取得

■出力応答

- 橋脚の変位
- 支承の変位

■モデルの学習

- 訓練データ数：100
PGA, PGV, ピーク周波数が張る空間内にて、訓練データ間の距離が最大になるようにサンプリング
- 検証データ数：20
- テストデータ数：652
- 最適化：RAdam（学習率：0.001）
- 損失関数：応答の平均2乗誤差



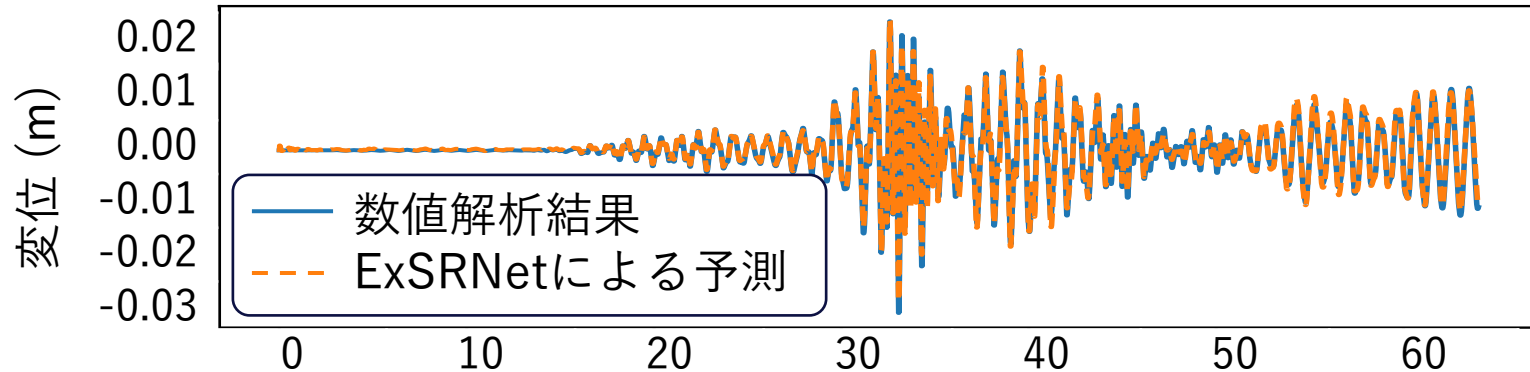
6.結果

地震応答波形の予測結果

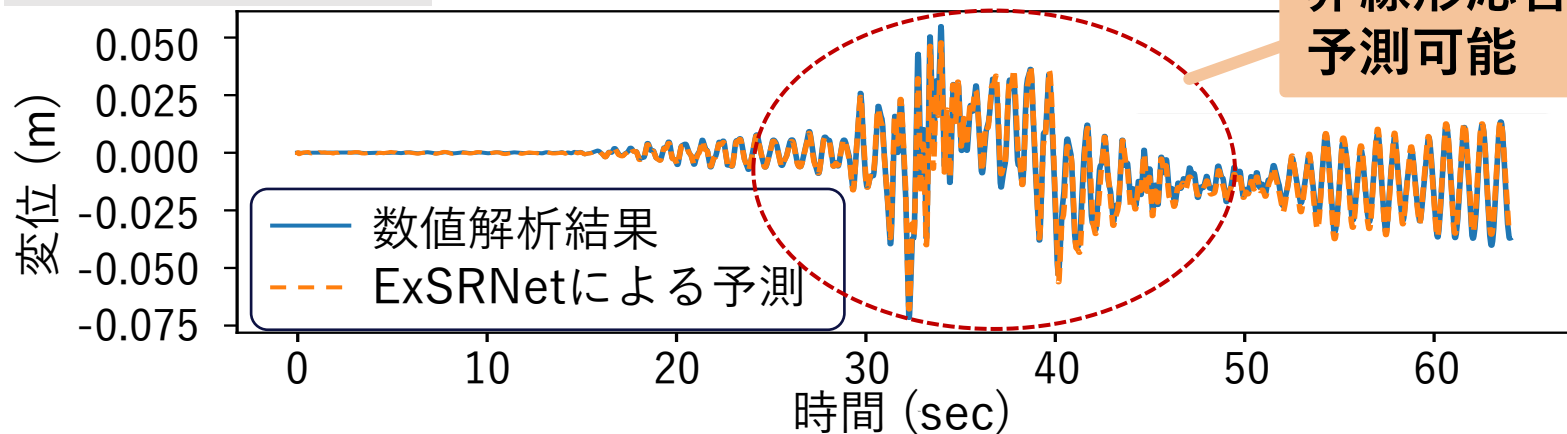
ExSRNetにより地震応答を予測した結果、橋脚・支承ともに定性的に数値解析結果とおおむね一致した

ExSRNetによる地震応答の予測結果

橋脚の応答波形



支承の応答波形



6.結果

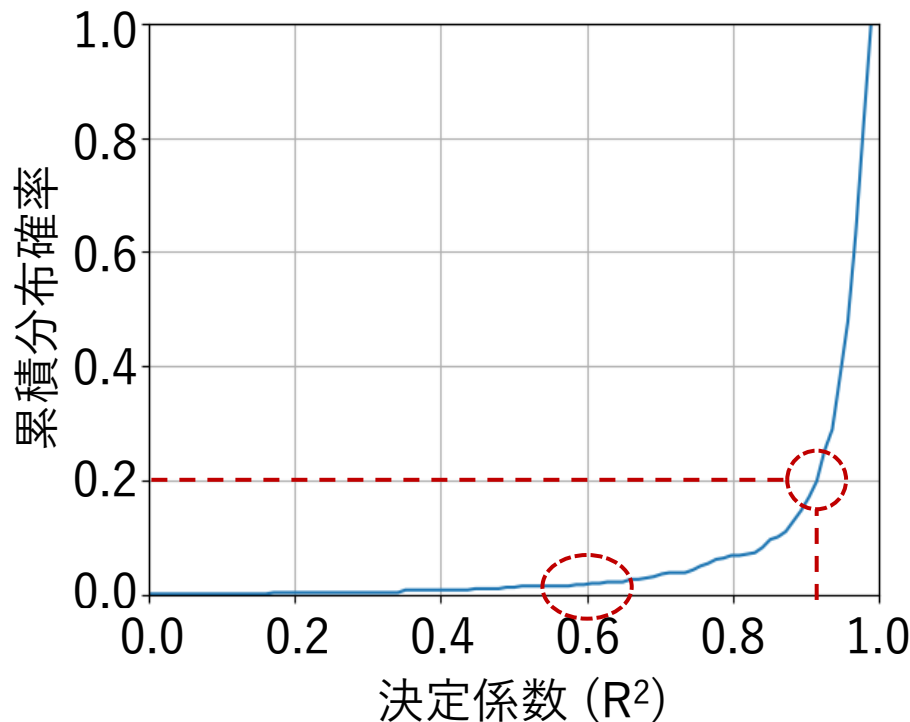
地震応答予測の定量的評価

ExSRNetにより地震応答を予測した結果、全時間の地震応答および、最大応答の予測において、高い精度での予測が可能であった

ExSRNetによる地震応答の予測結果（テストデータ数：652）

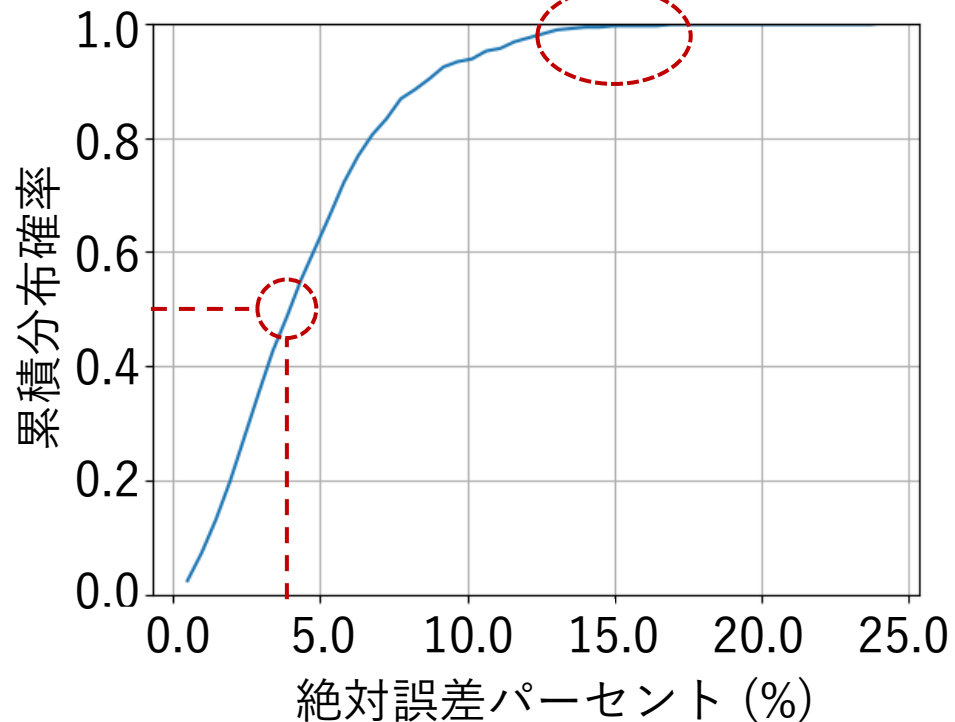
全時間の地震応答の予測誤差

- ほとんどの予測で決定係数0.6以上
- 80%以上の予測応答で決定係数0.9以上



最大応答の予測誤差

- 15%程度の範囲内に収まる
- 中央値：5%以内の誤差



6.結果

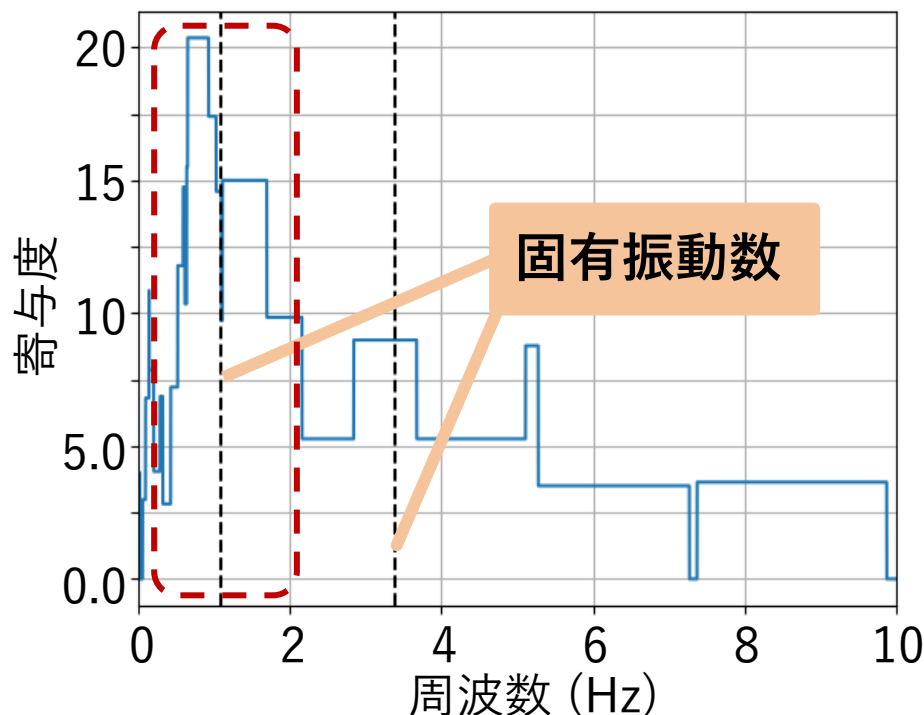
地震応答予測のAttention寄与度の評価

ExSRNetにおけるAttentionの周波数寄与度を観察した結果、固有振動数付近で高い寄与度となり、特に一次モードで高い寄与度を示した

ExSRNetによる地震応答予測の寄与度（テストデータ数：652）

Attentionによる周波数の寄与度

- 固有振動数付近で高い寄与度が推定される
- 特に、**有効質量比の大きい一次モードで高い寄与**



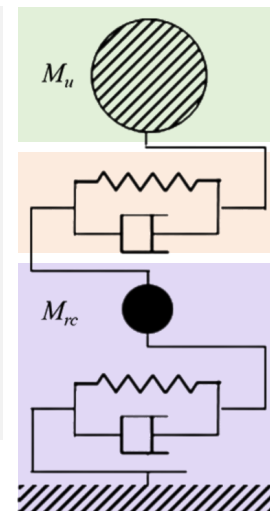
2自由度系モデルのモード解析結果

固有振動数：

- 1.10 (Hz)
- 3.27 (Hz)

有効質量比：

- 83.5 (%)
- 16.5 (%)



<2自由度系モデル>

6.まとめ

結論と今後の展望

■結論

- SincNet畳み込みとAttention機構の適用によって、説明性の高いサロゲートモデル”ExSRNet”を構築した
- 免震RC橋脚の地震応答解析を対象にサロゲートモデルを構築し、**精度の高い予測が可能**であることを示した
- Attention機構によって推定された**周波数ごとの寄与度は、固有値解析結果から見て、妥当**であるものであった

■今後の展望

- 損失関数に運動方程式からの損失を組み込むことで、精度の向上を図れる可能性がある
- 同様に、周波数に関する損失を導入することで、精度向上する可能性がある
- スパース性を誘導することによって、説明性が向上する可能性がある
- 転移学習を利用することによって、精度が向上する可能性がある