

地震荷重特徴抽出を備えた 深層カーネル学習代替モデルによる 地震リスク解析の効率化

才田 大聖 (筑波大学大学院)

西尾 真由子 (筑波大学)

【背景】 インフラ構造物の不確定性考慮の必要性

- 橋梁などのインフラ構造物は、荷重や強度を考慮して設計される
- しかし、構造物の耐用期間内に劣化や損傷を受けたり、地震などの被害を受け倒壊したりすることがある
- この原因は、設計と現実に相違があり、現実には多くの不確定性が存在するからである
- そこで、荷重や構造物の強度などに関する不確定性を考慮した構造信頼性解析が必要となる



(国交省中部地方整備局, 道路の老朽化対策, 老朽化の現状)

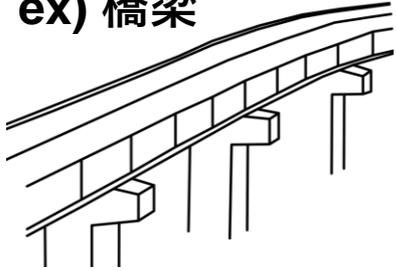
(国交省, 老朽化対策の取組み)

(土木学会 鋼構造委員会「東日本大震災鋼構造物調査特別委員会報告書」)

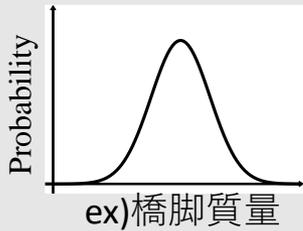
【背景】信頼性解析の流れ

対象構造物

ex) 橋梁



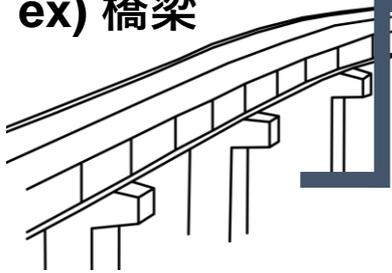
不確定性の
考慮が必要



【背景】信頼性解析の流れ

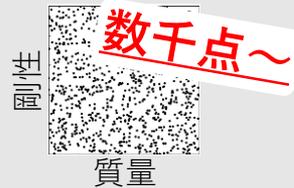
対象構造物

ex) 橋梁



一般的な信頼性解析

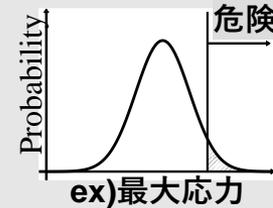
モンテカルロ
サンプリング



橋梁の
解析モデル



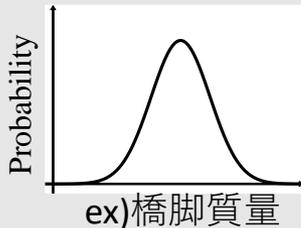
出力応答分布



災害リスク評価

- ・維持管理の策定
- ・防災減災
- ・災害後の復旧

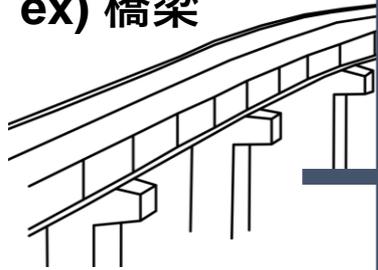
不確定性の
考慮が必要



【背景】信頼性解析の流れ

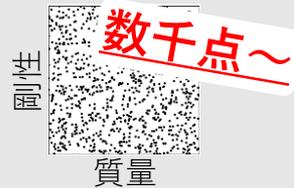
対象構造物

ex) 橋梁

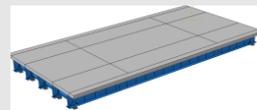


一般的な信頼性解析

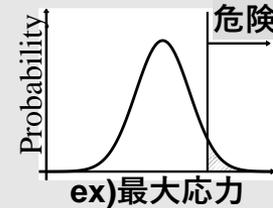
モンテカルロ
サンプリング



橋梁の
解析モデル



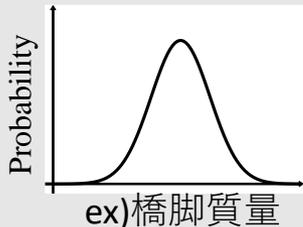
出力応答分布



災害リスク評価

- ・維持管理の策定
- ・防災減災
- ・災害後の復旧

不確定性の
考慮が必要

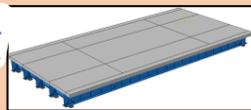


代替モデルを用いた信頼性解析

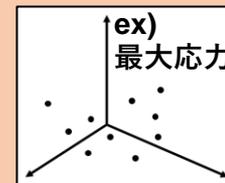
実験計画法
サンプリング



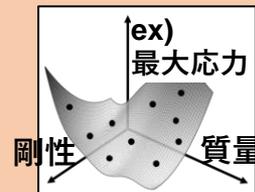
橋梁の
解析モデル



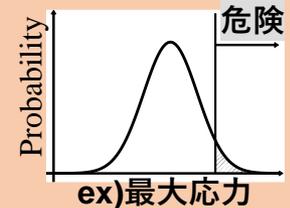
解析データ



機械学習による
代替モデル



出力応答分布



代替モデルを構築することで、
信頼性解析の**計算コストを低減**

【既往研究】地震応答解析の代替モデル

Ghosh et al. 2013

- 地震動強さの指標 (IM) をパラメータとして、多変量スプラインで代替モデルを構築
- 橋梁の地震応答解析に代替モデルを利用
(*Probabilistic Engineering Mechanics*, Vol.34)

IMだけでは、地震の特徴を表しきれない

【既往研究】地震応答解析の代替モデル

Ghosh et al. 2013

- 地震動強さの指標 (IM) をパラメータとして、多変量スプラインで代替モデルを構築
- 橋梁の地震応答解析に代替モデルを利用
(*Probabilistic Engineering Mechanics*, Vol.34)

IMだけでは、地震の特徴を表しきれない

Zhang et al. 2020

- 観測地震動から畳み込みニューラルネットワーク (CNN) で特徴抽出
- 建物の地震応答解析に代替モデルを利用
(*Engineering Structures*, Vol.206)

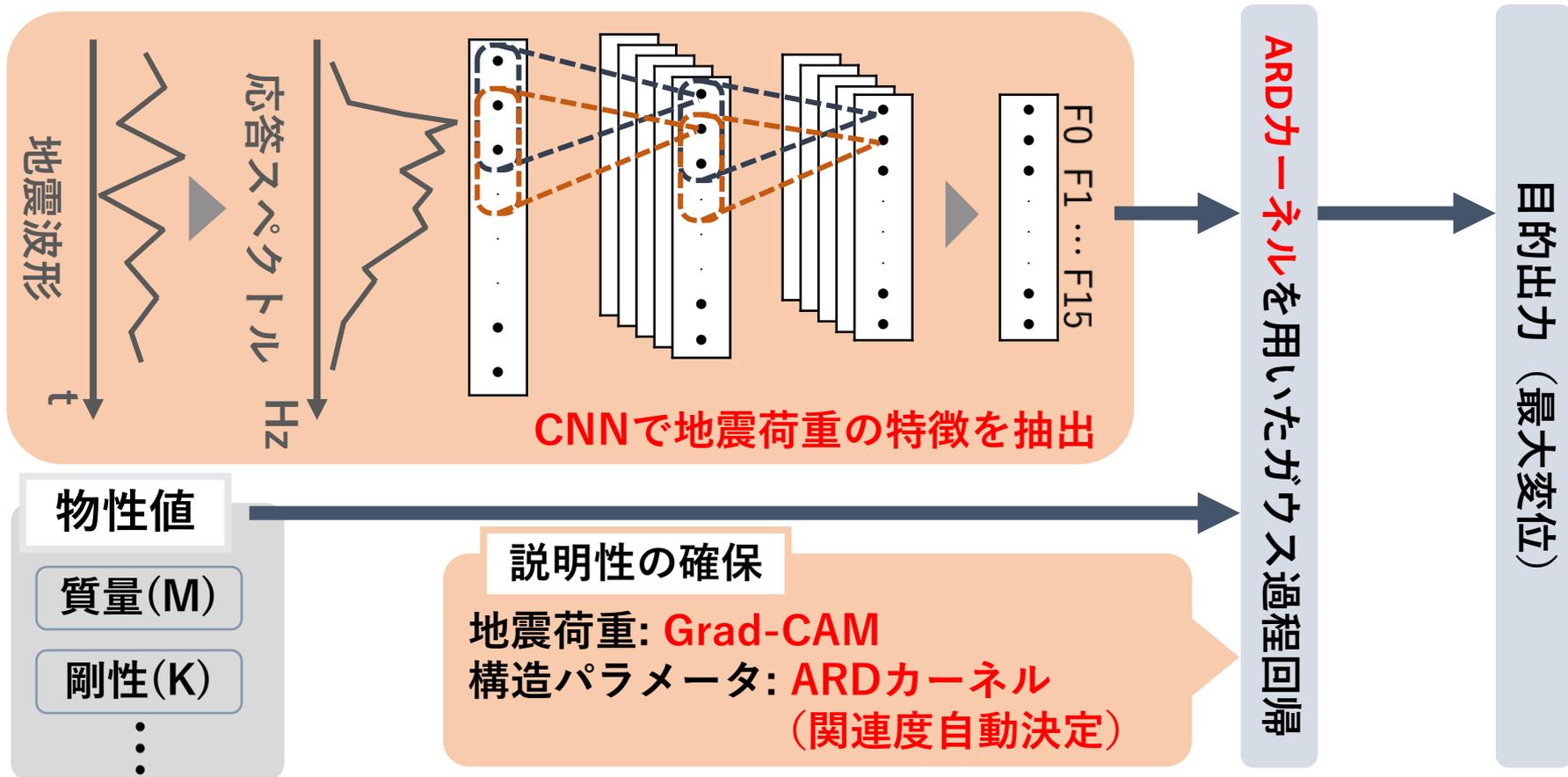
- 建造物の不確定性を考慮していない
- 説明性・妥当性の欠如

課題

- 観測地震動と建造物の不確定性の双方の考慮
- 得られた予測結果に対する説明性の確保

【目的】 深層カーネル学習代替モデル

地震荷重の特徴抽出



深層カーネル学習代替モデルで地震荷重の不確定性のある信頼性解析の計算コストを低減するとともに説明性を確保する

【手法】 ガウス過程回帰・ARDカーネル関数

ガウス過程回帰

- ノンパラメトリック
- 予測分散の出力が可能

$$y = f(\mathbf{x})$$

$$f \sim GP(\mathbf{0}, k(\mathbf{x}, \mathbf{x}'))$$

$$\mathbf{y} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{K})$$

\mathbf{x} : 入力ベクトル

\mathbf{y} : 出力ベクトル

k : カーネル関数

\mathbf{K} : カーネル行列

カーネル行列

$$K_{nm} = k(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_m)$$

K_{nm} : カーネル行列の要素

【手法】 ガウス過程回帰・ARDカーネル関数

ガウス過程回帰

- ノンパラメトリック
- 予測分散の出力が可能

$$y = f(\mathbf{x})$$

$$f \sim GP(\mathbf{0}, k(\mathbf{x}, \mathbf{x}'))$$

$$\mathbf{y} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{K})$$

\mathbf{x} : 入力ベクトル

\mathbf{y} : 出力ベクトル

k : カーネル関数

\mathbf{K} : カーネル行列

カーネル行列

$$K_{nm} = k(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_m)$$

K_{nm} : カーネル行列の要素

ARDカーネル関数

ARD: 関連度自動決定

$$k(\mathbf{r}) = \sigma \left(1 + \sqrt{5} \sum_{i=1}^D \frac{r_i}{l_i} + \frac{5}{3} \sum_{i=1}^D \frac{r_i^2}{l_i^2} \right) \exp \left(-\sqrt{5} \sum_{i=1}^D \frac{r_i}{l_i} \right)$$

Matern5/2 カーネル

【手法】 ガウス過程回帰・ARDカーネル関数

ガウス過程回帰

- ノンパラメトリック
- 予測分散の出力が可能

$$y = f(\mathbf{x})$$

$$f \sim GP(\mathbf{0}, k(\mathbf{x}, \mathbf{x}'))$$

$$\mathbf{y} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{K})$$

\mathbf{x} : 入力ベクトル

\mathbf{y} : 出力ベクトル

k : カーネル関数

\mathbf{K} : カーネル行列

カーネル行列

$$K_{nm} = k(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_m)$$

K_{nm} : カーネル行列の要素

ARDカーネル関数

ARD: 関連度自動決定

$$k(\mathbf{r}) = \sigma \left(1 + \sqrt{5} \sum_{i=1}^D \frac{r_i}{l_i} + \frac{5}{3} \sum_{i=1}^D \frac{r_i^2}{l_i^2} \right) \exp \left(-\sqrt{5} \sum_{i=1}^D \frac{r_i}{l_i} \right)$$

Matern5/2 カーネル

特性長スケール (l_i)

出力に対する入力変数ごとの寄与度を表す
 l_i が小さいほど寄与度が大きくなる

ARDカーネル

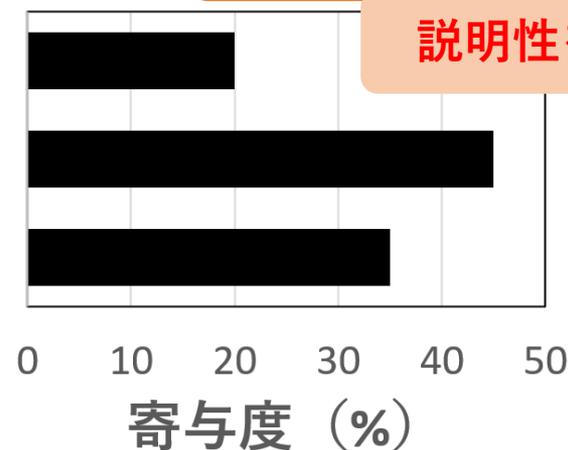
入力パラメータの
寄与度を推定

ポアソン比

ヤング率

板厚

説明性を得る



【手法】 Grad-CAM による寄与度推定

Grad-CAM

- CNNの判断根拠を定量的に表す手法
- 出力に影響を与えた部分を可視化する
(Selvaraju et al., *Proceedings of ICCV*, 2017)

元画像



犬のクラスを予測

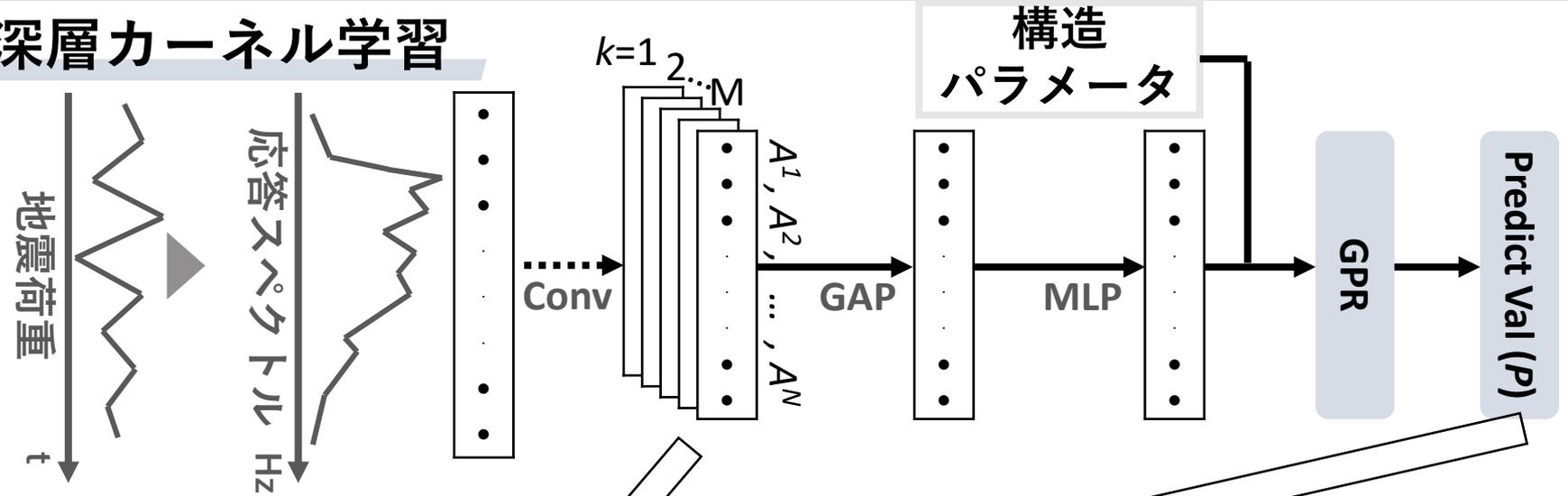


寄与度

犬の顔を重視

【手法】 Grad-CAM による地震荷重の寄与度推定

深層カーネル学習



Grad-CAM

$$\alpha_k = \frac{1}{N} \sum_i^N \frac{\partial P}{\partial A_i^k}$$

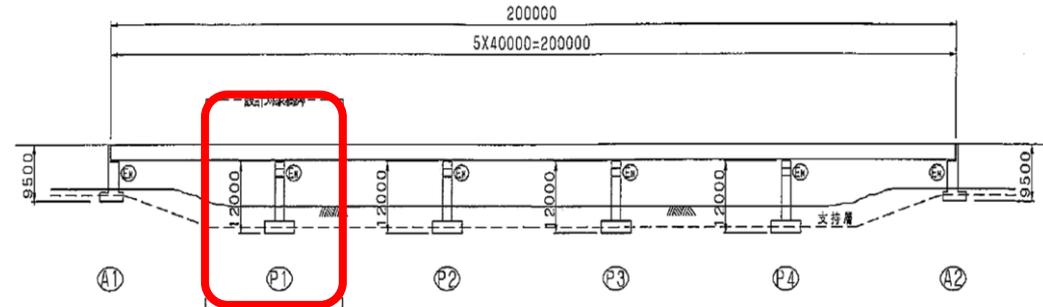
$$L_{\text{Grad-CAM}} = \text{ReLU} \left(\sum_k^M \alpha_k A^k \right)$$

Mapping

出力への地震荷重の寄与度を可視化

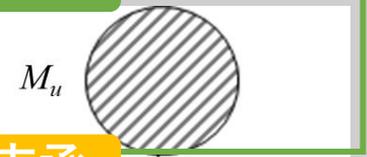
The diagram shows the Grad-CAM process. The weights α_k are calculated based on the partial derivatives of the predicted value P with respect to the feature maps A_i^k . These weights are then applied to the feature maps A^k and passed through a ReLU function to produce the Grad-CAM output $L_{\text{Grad-CAM}}$. This output is mapped to a response spectrum (応答スペクトル) plot, where the contribution of each seismic load component is visualized. A color scale L indicates the magnitude of the contribution, with red representing high contribution and blue representing low contribution.

【対象問題】 免震RC橋脚の解析モデル

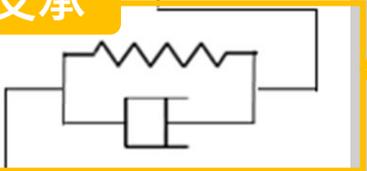


(道路橋の耐震設計に関する資料、1997)

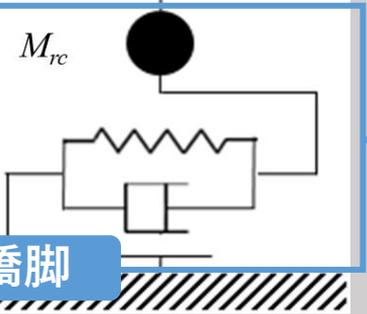
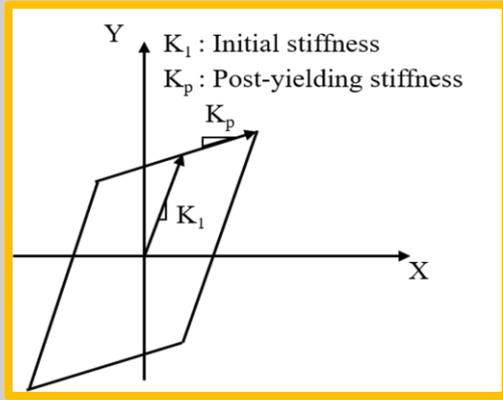
上部構造



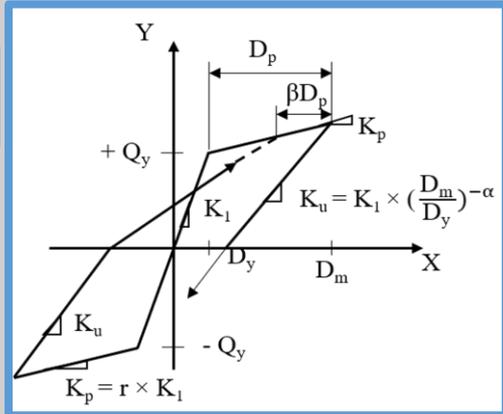
免震支承



バイリニアモデル



Takedaモデル



RC橋脚

\ddot{x}

免震RC橋脚の
2質点2自由度系モデル

数値解析諸元

数値積分：

- Newmark - β
- Newton Raphson

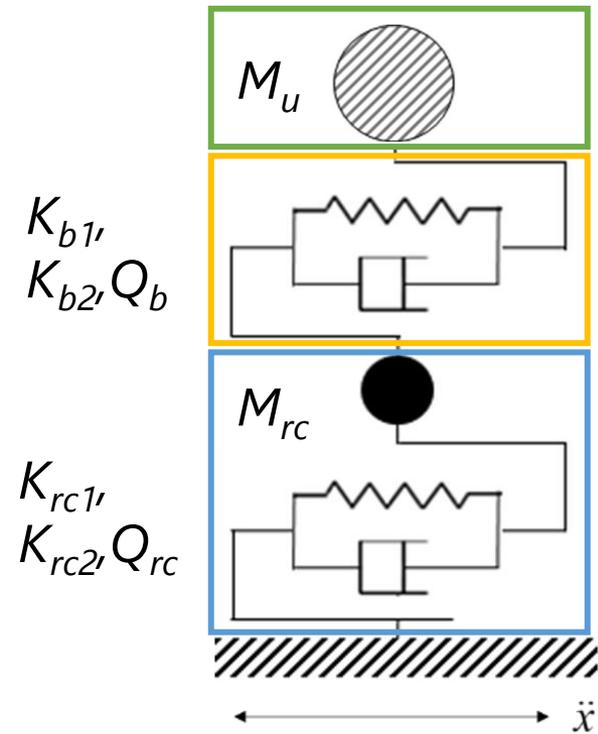
時間増分：0.001s

減衰：レイリー減衰

構造減衰比：

- 2% for pier
- 0% for bearing

【対象問題】 構造パラメータの不確定性の設定



パラメータ		諸元値	不確定性
上部構造	質量 (M_u)	604,000 kg	一様分布 ± 10 %
免震支承	一次剛性 (K_{b1})	40,023.2 kN/m	
	二次剛性 (K_{b2})	6,154.4 kN/m	
	降伏荷重 (Q_b)	1,117.2 kN	
RC橋脚	質量 (M_{rc})	346,300 kg	
	一次剛性 (K_{rc1})	110,000 kN/m	
	二次剛性 (K_{rc2})	8,250 kN/m	
	降伏荷重 (Q_{rc})	3,399 kN	

【対象問題】 信頼性解析の概要

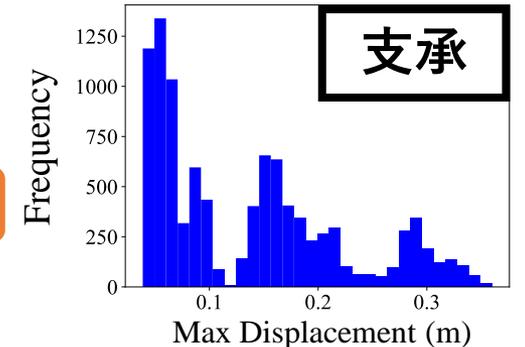
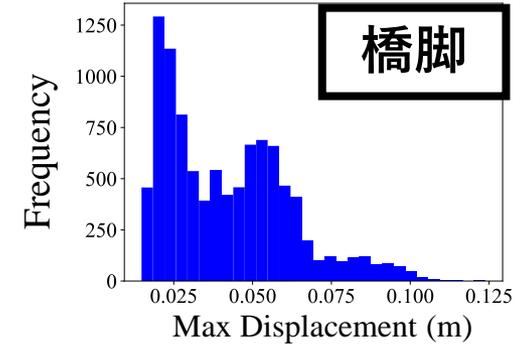
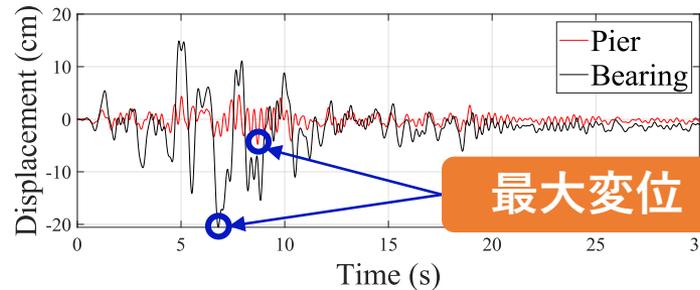
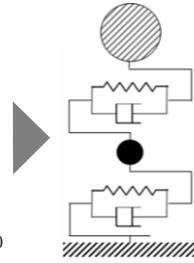
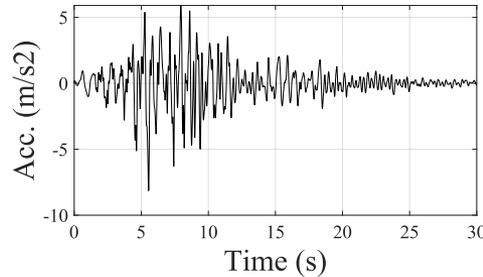
不確定パラメータ

地震応答解析

最大変位分布 (橋脚・支承)

8 の構造パラメータ
20 の地震動

- JMA 神戸 (1996)
- 鶴居西 (2003)
- 鶴居東 (2003)
- 大樹 (2003)
- 十勝町 (2004)
- 小千谷 (2004)
- 長岡 (2004)
- 一関西 (2008)
- 大津 (2016)
- 小国 (2016)

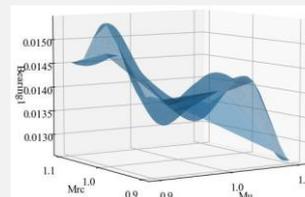


代替モデルの入力と出力

入力

構造パラメータ (8つ)
地震荷重 (20種類)

代替モデル



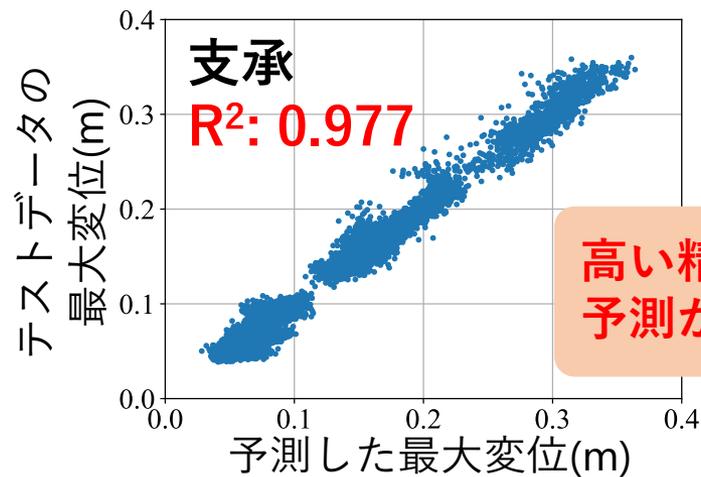
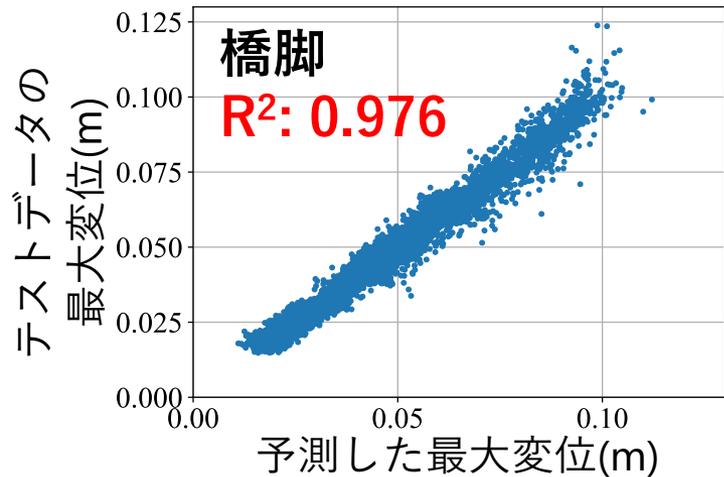
出力

最大変位
(橋脚・支承)

【結果】 最大変位の予測

代替モデルによる予測 (10回試行)

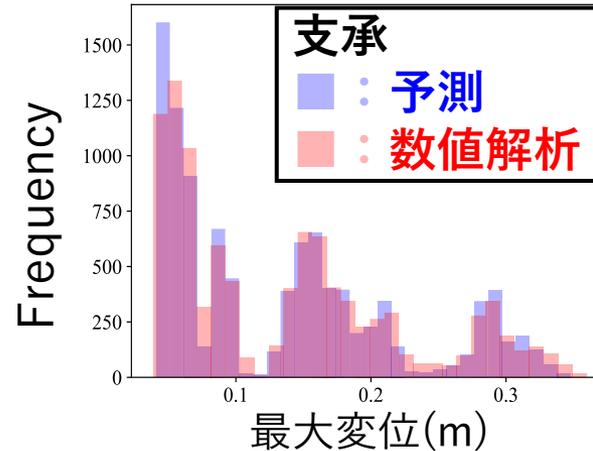
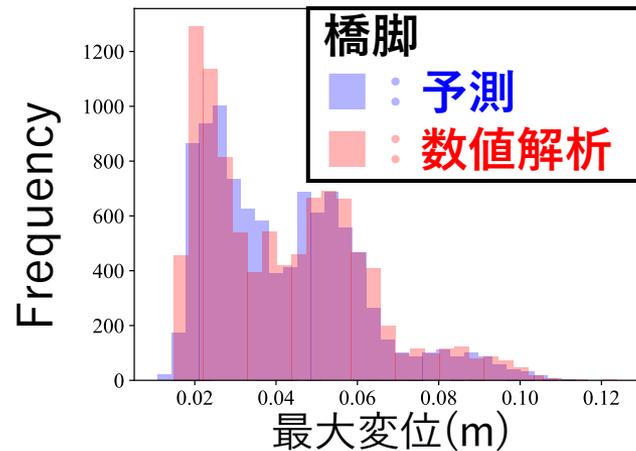
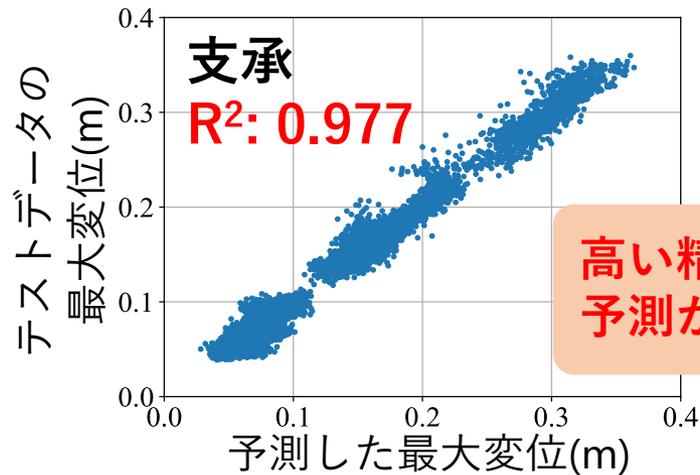
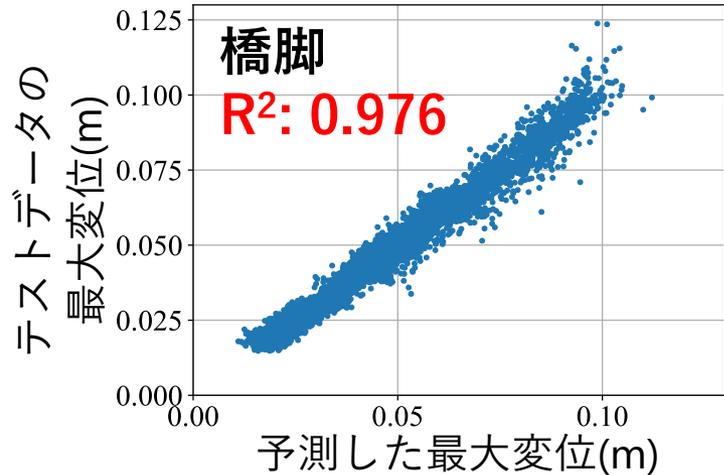
訓練データ数：300 テストデータ(解析データ)数：10000



【結果】 最大変位の予測

代替モデルによる予測 (10回試行)

訓練データ数：300 テストデータ(解析データ)数：10000

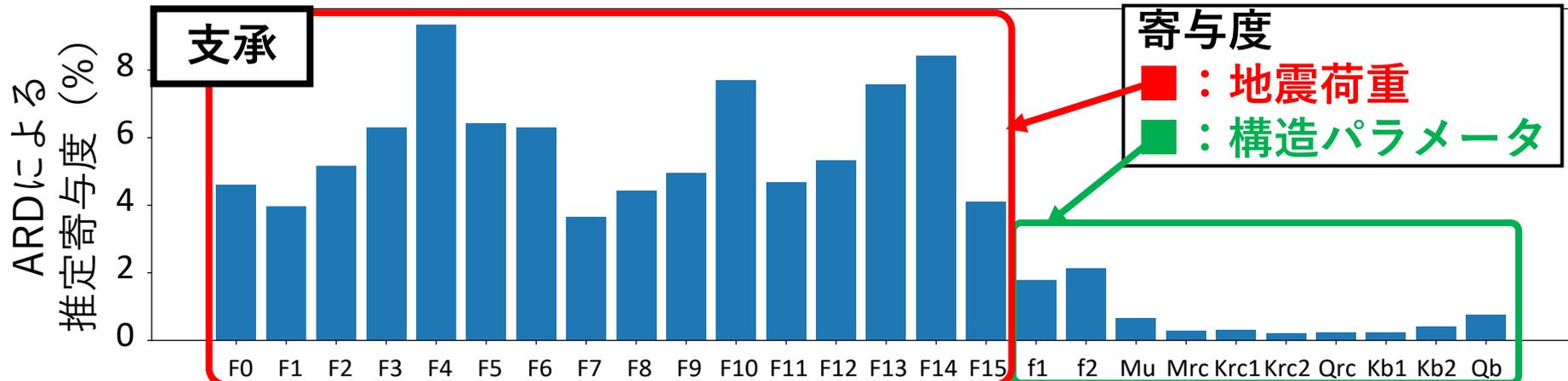
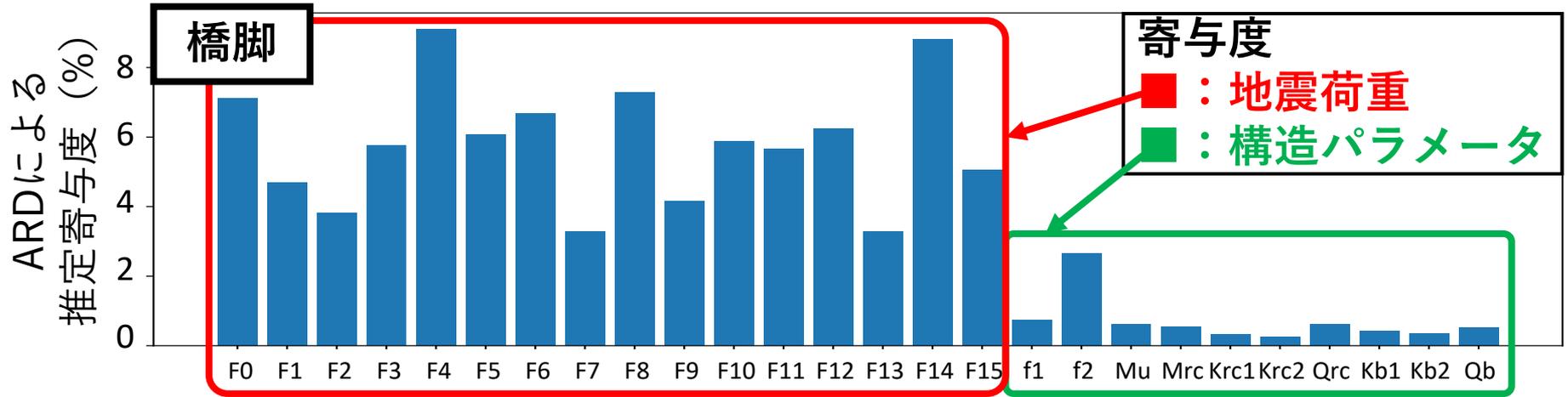


代替モデルは高精度で最大変位を予測可能

【結果】ARDによる寄与度推定結果

最大変位に対する寄与度推定結果

訓練データ数：300

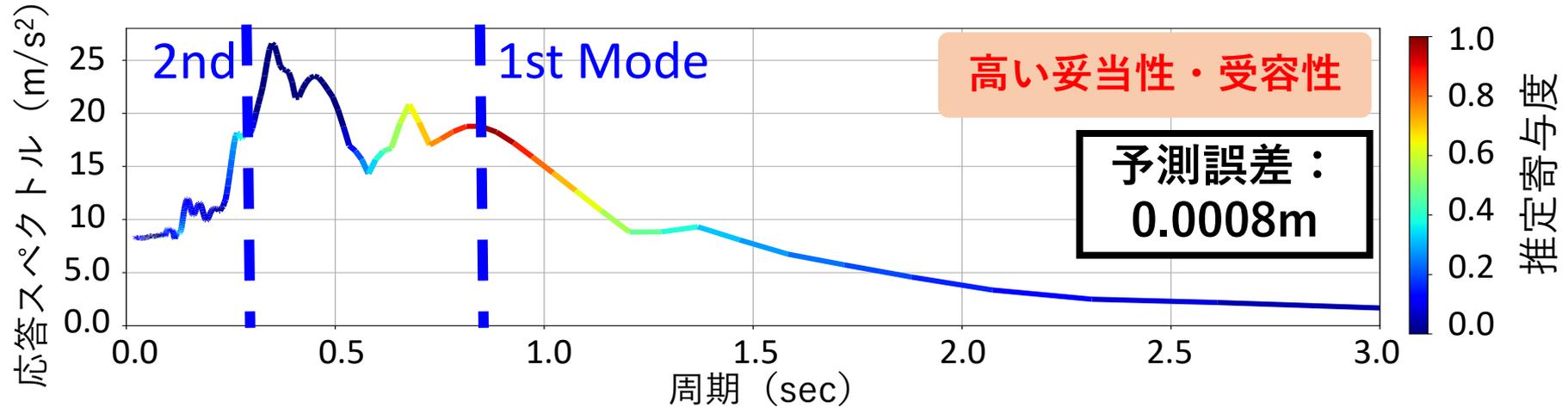


地震荷重・固有振動数の寄与が大き

【結果】 Grad-CAMによる寄与度推定結果

橋脚の最大変位に対する寄与度推定結果

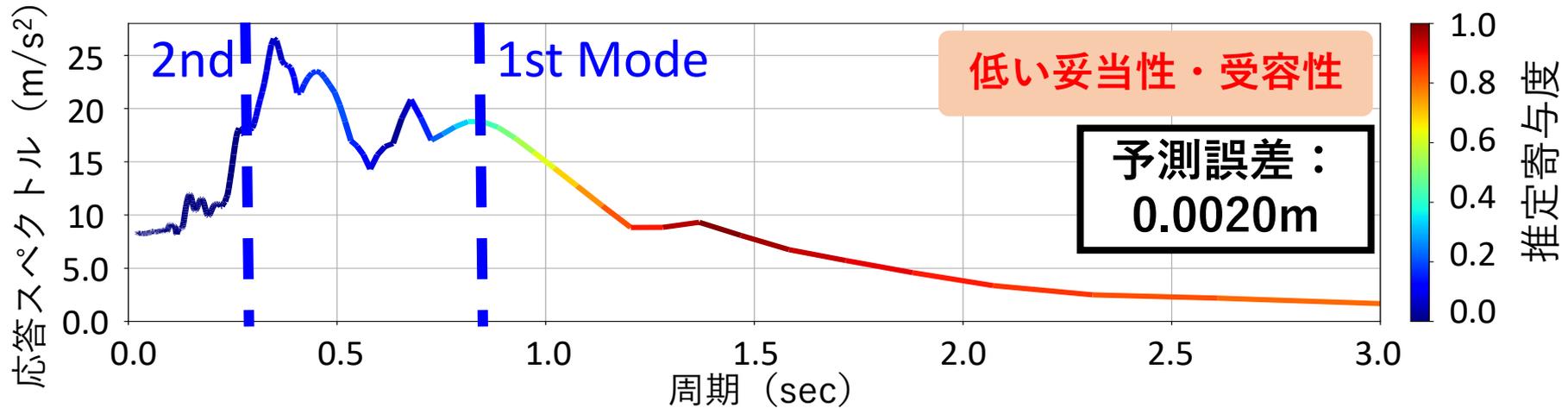
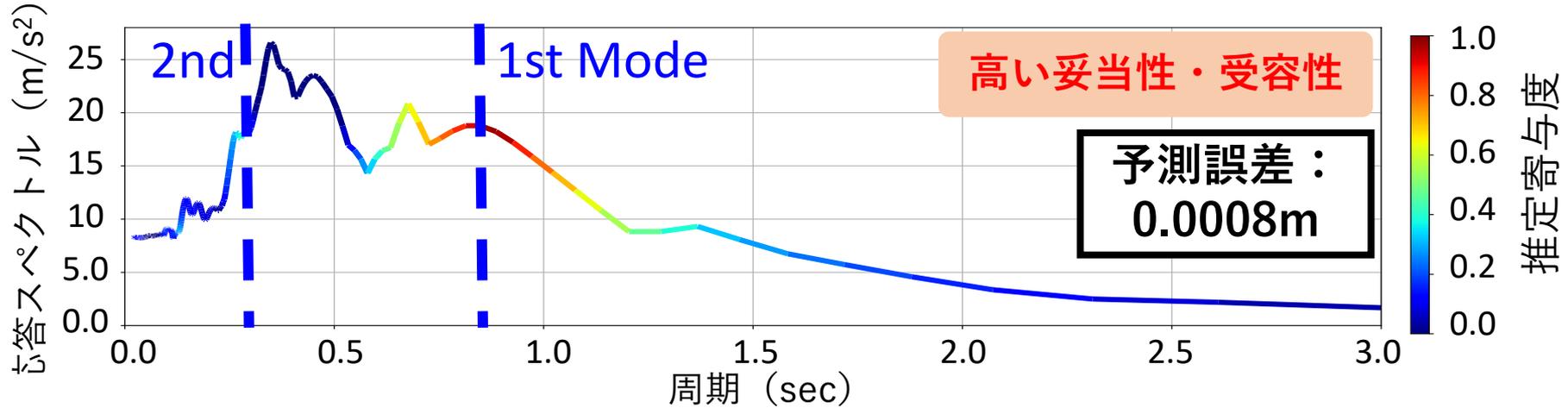
訓練データ数：300



【結果】 Grad-CAMによる寄与度推定結果

橋脚の最大変位に対する寄与度推定結果

訓練データ数：300



地震荷重の寄与度が推定可能

結論と今後の展望

結論

- 地震応答解析の代替モデルを、地震荷重の特徴をCNNにより抽出する深層カーネル学習で構築した
- 地震荷重の寄与度をGrad-CAMで、構造パラメータの寄与度をARDで推定した
- 構築した代替モデルはR2指標で0.97を超えており、最大変位分布も高精度に予測が可能であった
- Grad-CAMで推定された寄与度は、固有周期付近で高い場合と、そうでない場合があった
- ARDで推定された寄与度は工学的観点に反しない結果であった、また、地震荷重が大きく出力に寄与していた

今後の展望

- 入力となる地震数を増やすことによって、固有周期付近で地震荷重の寄与が大きくなる可能性がある
- アダプティブサンプリングなどの組み合わせによって、より低計算コストに代替モデルが構築できる可能性がある