# ARDカーネルによる 非線形地震応答解析の ガウス過程回帰代替モデル構築

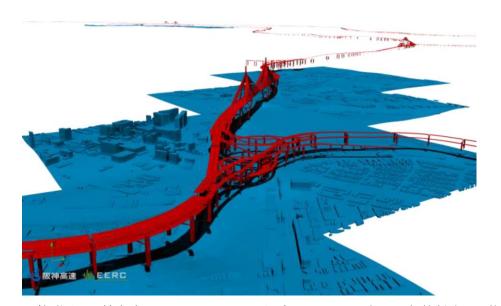
システム情報工学研究群構造エネルギー工学学位プログラム 博士前期課程1年 202120854 才田大聖 指導教員 西尾真由子

### 背景

- 耐震設計の確立と、耐震補強の実施 が進んだが、近年の大規模地震でも まだ構造物被害がある
- 既存交通インフラ構造物に対して、 数値解析モデルでのデジタルツイン を構築し、維持管理や地震リスクを 評価での活用が期待される
- 地震リスクの評価には構造物の 非線形時刻歴応答解析による 確率論ベースの構造信頼性解析が必 要である



写真 2.1.36 P56 (I 桁側) 支承部及び路面の被災概況 (参考: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」)

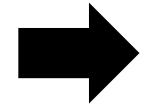


(伊佐ら,阪神高速サイバーインフラマネジメントの取り組みと価値創造の可能性)

### 構造信頼性解析の流れ



数千~数万回の構造解析計算を必要とする モンテカルロ計算は計算コストが高い



構造解析の計算回数を減らし 計算コストを抑える手法が必要

### 代替モデルを用いた解析手法



### 代替モデルを用いて、計算コスト低減

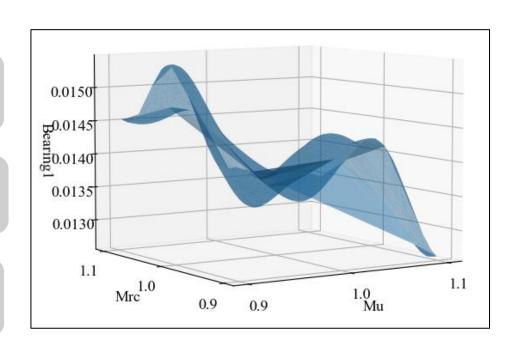
#### 必要な性能

- ① 入出力関係が複雑であっても構築可能
- ② 代替モデルに非線形性発現に対する構造的説明性があること
- ③ ノンパラメトリックでモデル式を決める必要がないこと

### 目的

### ガウス過程回帰の特徴

- 1 入出力関係が複雑でも回帰可能
- 2 モデル式を決める必要がない
- 3 関連度自動決定(ARD)で パラメータの寄与度推定が可能



ARDカーネルによるガウス過程回帰を使った代替モデルを 地震応答解析に適用し、計算負荷が小さく説明性のある モデルを構築することで代替モデルの有効性を示す

# ガウス過程回帰

### ガウス過程回帰

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

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

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

x:入力ベクトル

y: 出力ベクトル

k:カーネル関数

**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: Automatic Relevance Determination

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

Matern5/2 カーネル

特性長スケール $(l_i)$ 

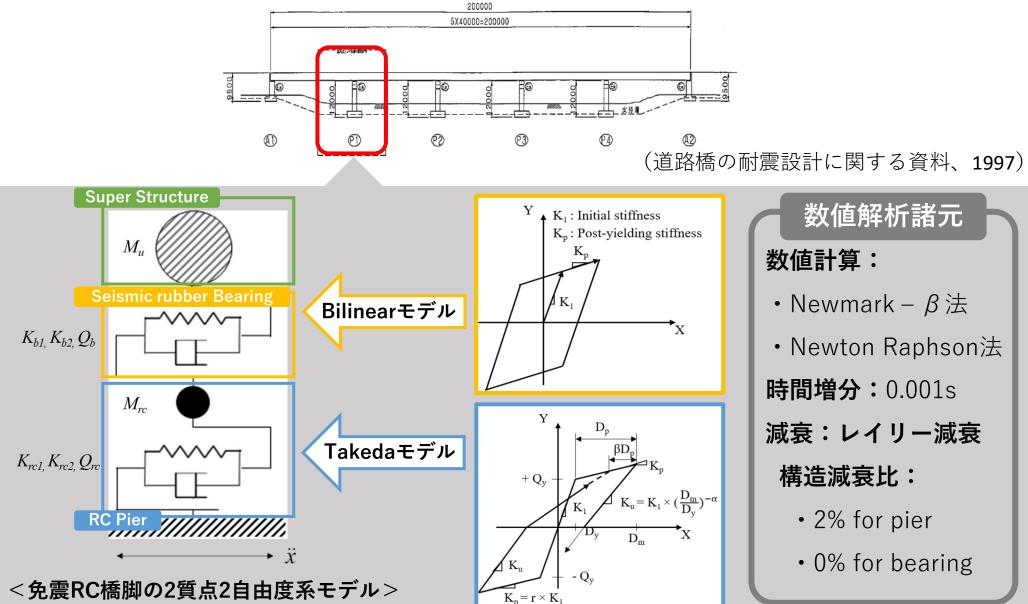
出力に対する入力変数ごとの寄与度を表す *l*<sub>i</sub>が小さいほど寄与度が大きくなる

### 尤度関数

$$p(\mathbf{y} \mid \mathbf{\theta}) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2}} \frac{1}{|\mathbf{K}_{\mathbf{\theta}}|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{y}^{\mathrm{T}} \mathbf{K}_{\mathbf{\theta}}^{-1} \mathbf{y}\right)$$

尤度の最大化: L - BFGS 法 (準ニュートン法)

# 数値解析モデル:免震RC橋脚



#### 数值解析諸元

#### 数值計算:

- Newmark  $\beta$  法
- Newton Raphson法

**時間増分:**0.001s

減衰:レイリー減衰

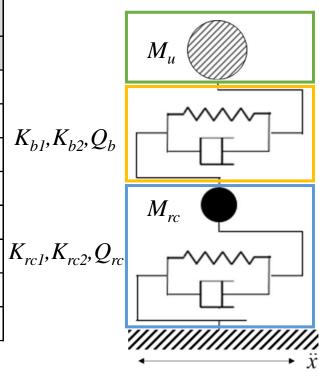
#### 構造減衰比:

- 2% for pier
- 0% for bearing

### パラメータの不確実性

	パラメータ		諸元値	不確実性(一様分布)	
				下限	上限
	上部構造	質量 (Mu)	604000 kg	-10%	+10%
	免振支承	一次剛性 (Kb1)	40023.2 kN/m	-10%	+10%
		二次剛性 (Kb2)	6154.4 kN/m	-10%	+10%
		降伏荷重 (Qb)	1117.2 kN	-10%	+10%
	橋脚	質量 (Mrc)	346300 kg	-10%	+10%
		一次剛性 (Krc1)	110000 kN/m	-10%	+10%
		二次剛性 (Krc2)	8250 kN/m	-10%	+10%
		降伏荷重 (Qrc)	3399 kN	-10%	+10%

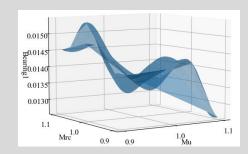
-----(参考:道路橋の耐震設計に関する資料、1997)



### 入力:構造パラメータ

- Mu
- Mrc
- Kb1
- Krc1
- Kb2
- Krc2
- Qb
- Qrc

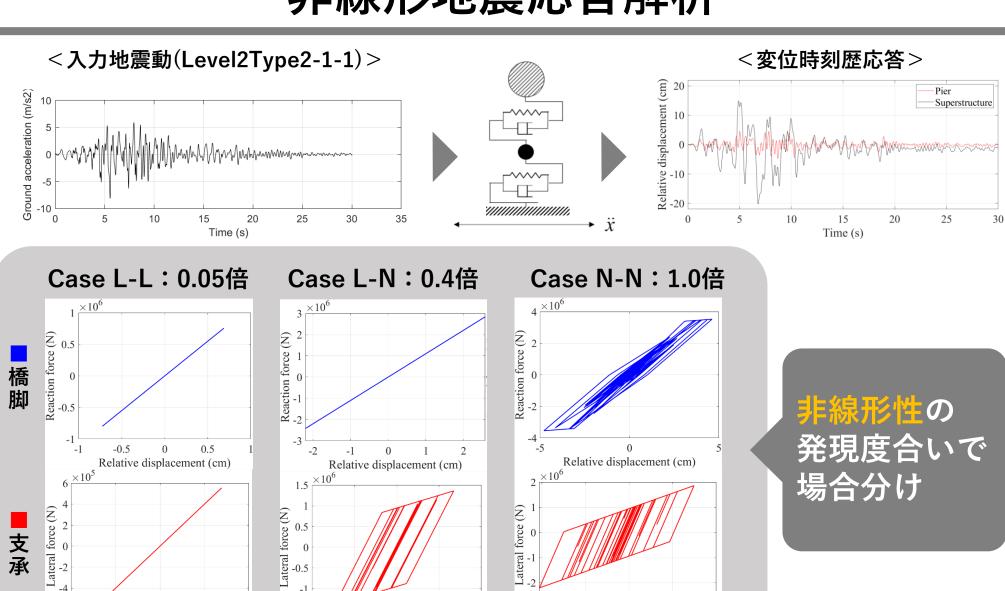
### 代替モデル



### 目的出力

- 橋脚上部の最大変位
- 免震支承の最大変位

# 非線形地震応答解析



-10

Relative displacement (cm)

10

20

-20

10

Relative displacement (cm)

-6

Relative displacement (cm)

### 検証方法

### 数値データの作成

- パラメータ空間から**ラテン超方格法で10000**点サンプリング
- 各サンプル点に対し地震応答解析を行い、10000データを作成
- 訓練データN点・テストデータ10000-N点に分け
- 各検証でデータセットを**10セット**作成

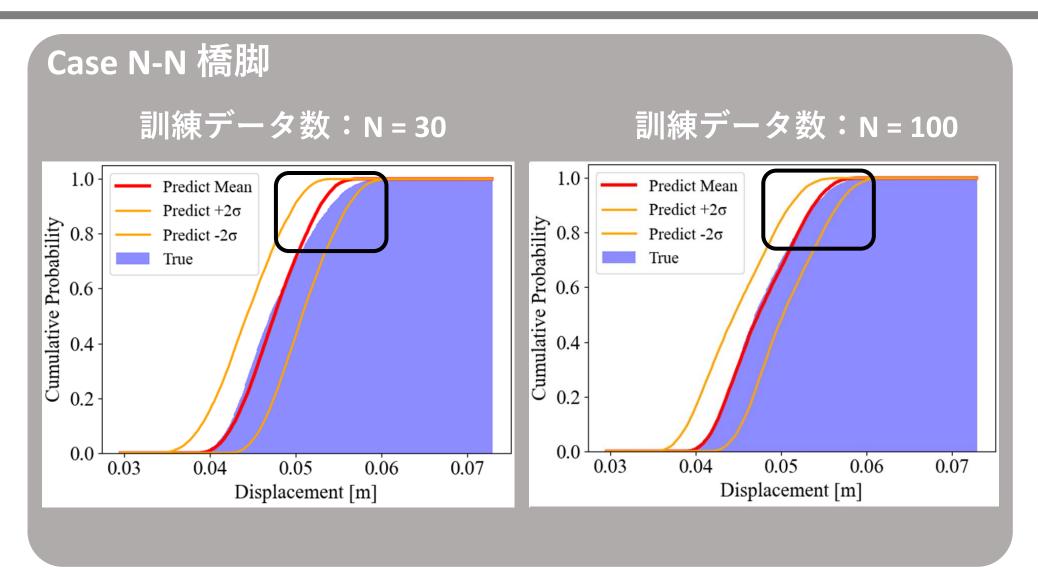
#### 評価方法

- 訓練データから**ガウス過程回帰モデル**を作成
- 代替モデルでテストデータ点における予測出力の作成
- テストデータでの出力と予測出力を比較
  - 1. 平均絶対値誤差パーセント(MAPE)

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^{n} \left| \frac{a_i - f_i}{a_i} \right|$$

- 2. 橋脚・免震支承の最大変位分布
- 3. ARD特性長スケールでの寄与度推定結果

# 最大変位の累積分布

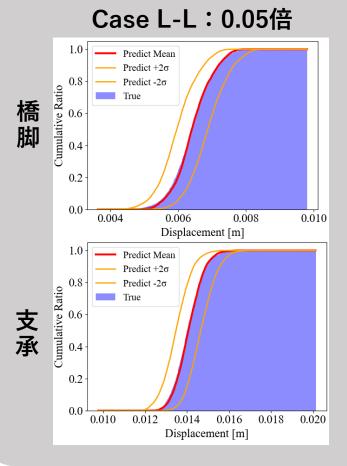


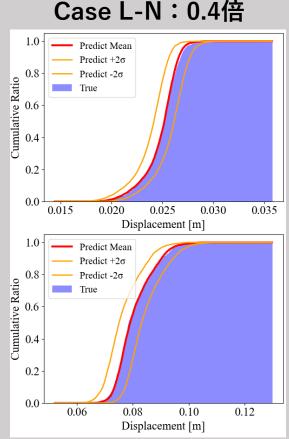


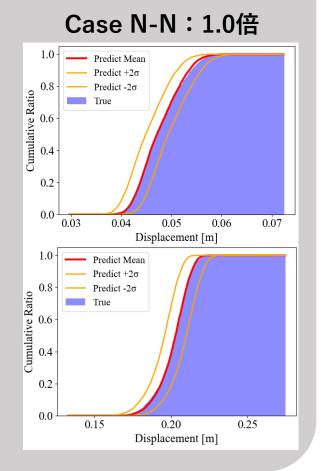
訓練データが多いほど分布形状をテールまで予測可能

### 異なる非線形性での最大変位の累積分布

### 訓練データ数:N = 200



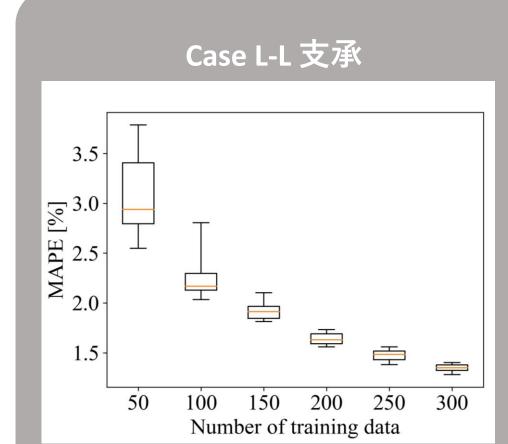




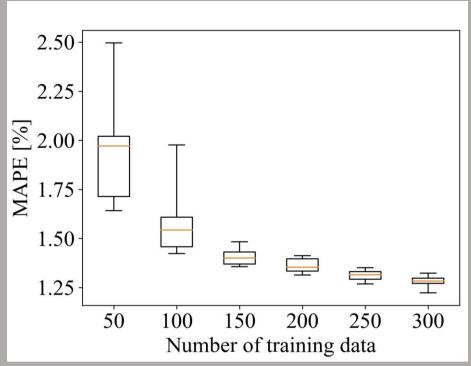


訓練データ数200でどのケースでも最大変位分布が得られる

# 訓練データ数と代替モデル精度の関係



### Case N-N 支承

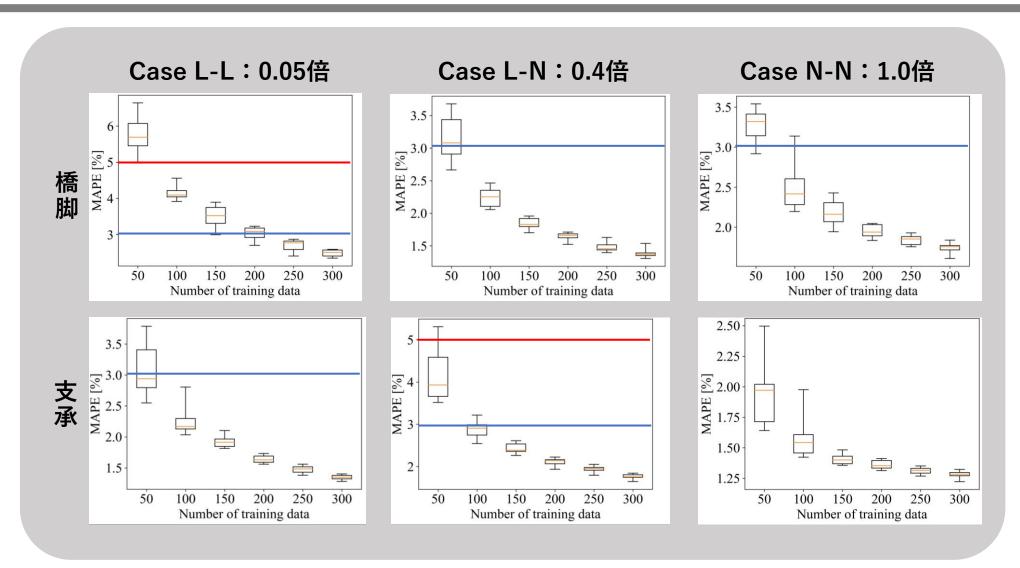


\*箱ひげ図:各訓練データ数で10データセット作成



訓練データが多いほど精度・安定性が向上

### 異なる非線形性での代替モデル精度





訓練データ100で誤差5%、200程度で誤差3%程度以内

### Sobol's法による構造パラメータの寄与度の算出

#### Sobol's Method

#### 分散に基づくグローバル感度解析

$$Y = f(X_1, X_2, ..., X_k)$$

 $X_i$ :入力因子、Y:出力

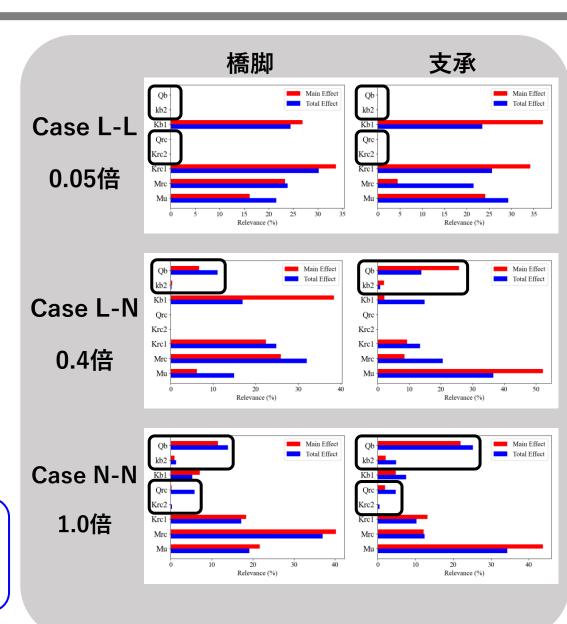
#### Main Effect 寄与度の大きいパラメータ

$$S_i = \frac{V[E(Y \mid X_i)]}{V(Y)}$$

#### Total Effect 寄与度の小さいパラメータ

$$S_{Ti} = \frac{E[V(Y \mid X_{\sim i})]}{V(Y)} = 1 - \frac{V[E(Y \mid X_{\sim i})]}{V(Y)}$$

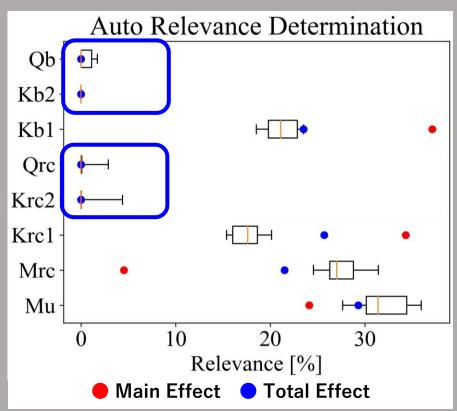
(Salitelli et al., Global Sensitivity Analysis, 2008)



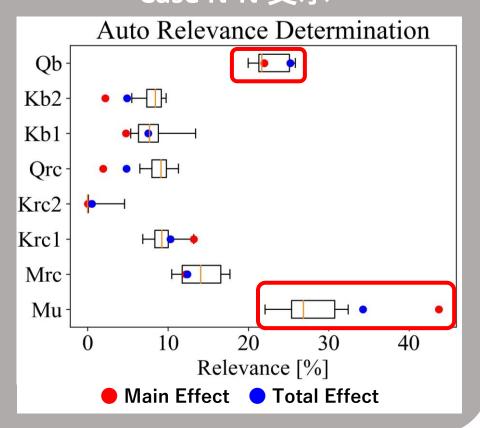
### ARDでの特性長スケール推定結果

訓練データ数:N = 200



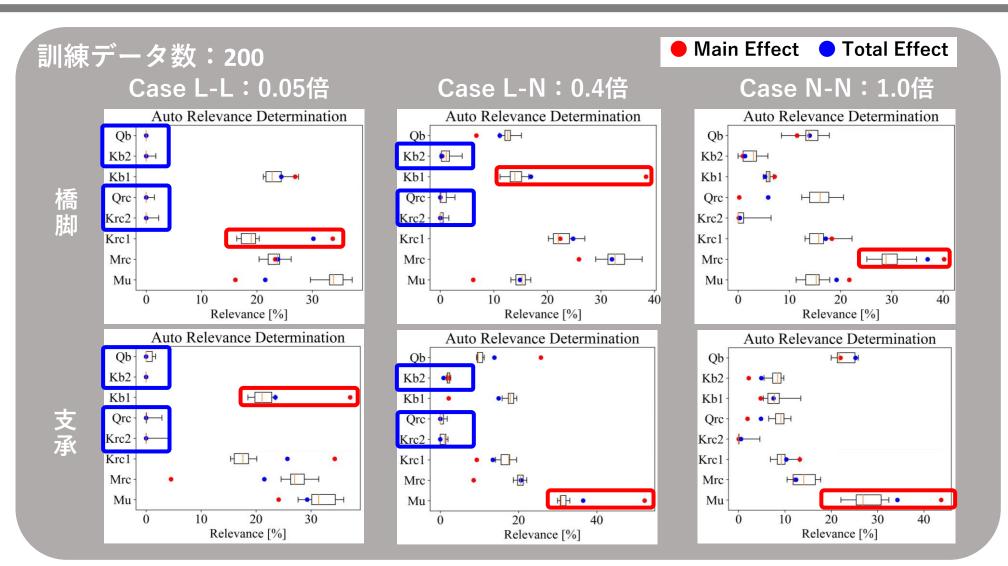


#### Case N-N 支承





低寄与度を適切に抽出し高寄与度のパラメータも整合





どの非線形性発現でも自動的に寄与度を決定

### まとめ

#### 結論

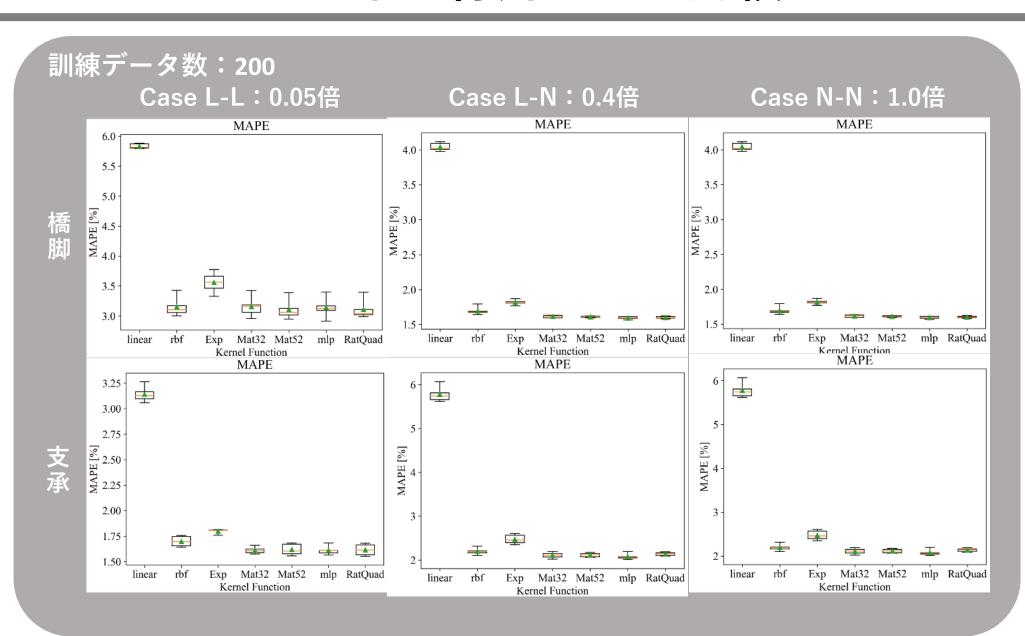
- ARDカーネルを用いたガウス過程回帰で免震橋脚の 地震時刻歴応答解析の代替モデルを作成した
- ・ 非線形性の発現度合いにかかわらず、200の訓練データ があれば適切な代替モデルを構築できることを示した
- 適切な代替モデルではどの非線形性発現度合いでも、 橋脚と免震支承の最大変位分布を精度よく得られた
- ARDカーネルの特性長スケールがパラメータ寄与度を自動的に決定し、特に寄与度の低いパラメータを良く抽出できることがわかった

#### 今後の展望

カーネル関数の足し合わせやサンプリング手法の改善などにより、さらに入出力の特徴を捉えられる可能性がある

ご清聴ありがとうございました

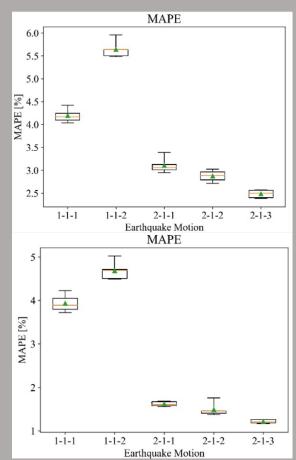
### カーネル行列による比較



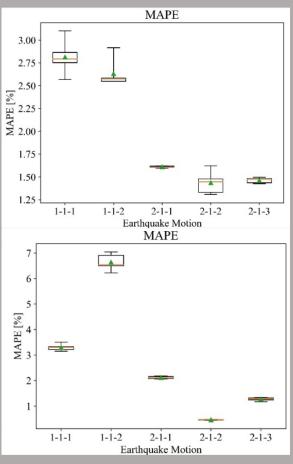
# 地震動種類による比較



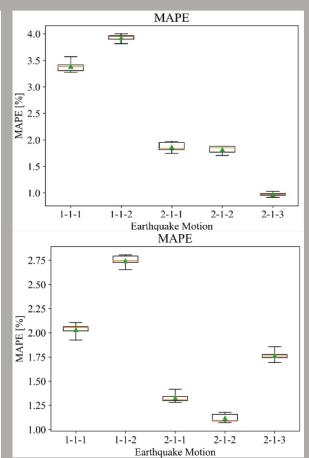
Case L-L: 0.05倍



Case L-N:0.4倍



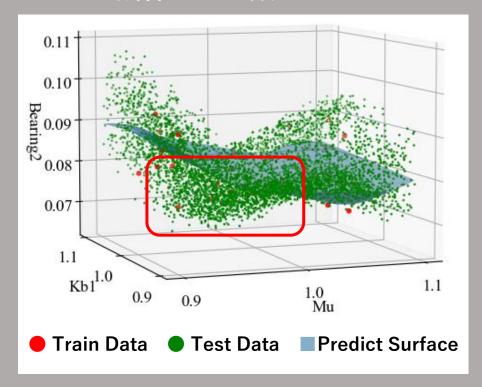
Case N-N:1.0倍



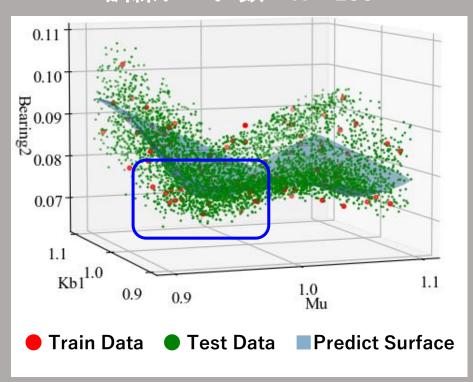
# 代替モデルの回帰面

### Case L-N 支承





#### 訓練データ数: N = 100





訓練データが多いほど解析応答によく回帰する