

機械学習を用いた 沿線地震動評価の性能向上

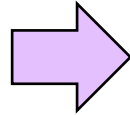
鉄道地震工学研究センター 地震動力学研究室
主任研究員 月岡 桂吾

鉄道地震被害推定情報配信システム(DISER)で実施する沿線地震動評価に機械学習を取り入れた手法を開発

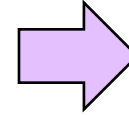
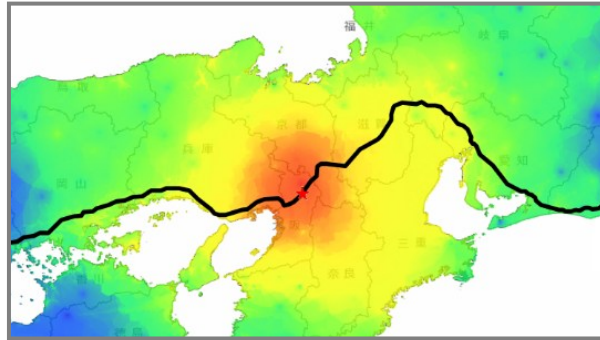
1. はじめに(DISERの概要)
2. 機械学習を用いた沿線地震動評価の概要
3. 開発手法の要素技術
 - 3.1 要素技術①: 機械学習による地震動の空間補間
 - 3.2 要素技術②: 地盤の強度指標 K_f の追加効果の検証
 - 3.3 要素技術③: 機械学習による T_g と K_f の推定
4. 開発手法の有効性の確認
5. まとめと成果の活用

1.はじめに(DISERの概要)

公的機関の観測情報

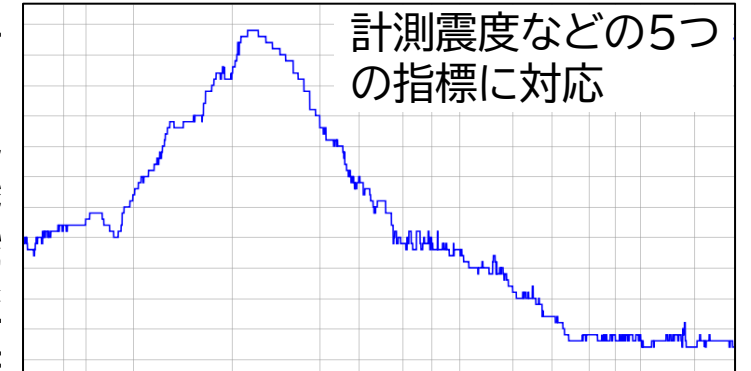


面的地震動推定



鉄道路線に沿った揺れの分布

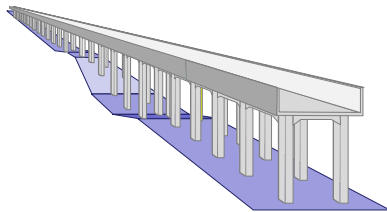
揺れ
(計測震度など)



キロ程

本発表内容

構造物情報



- ・事前登録
- ・周期、降伏震度等

構造物の被害分布



点検要否や優先箇所の判断に活用

2.機械学習を用いた沿線地震動評価の概要

DISER(現行手法)

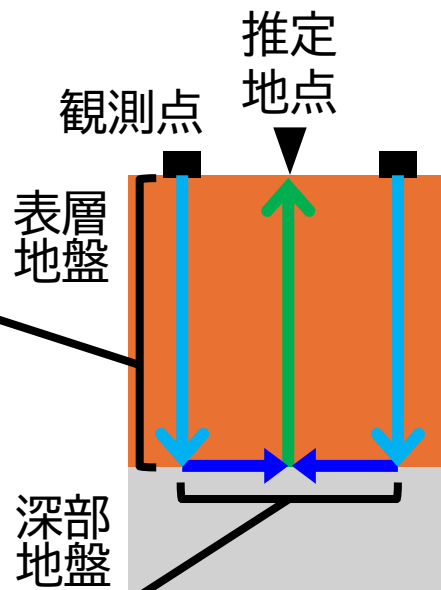
手順① 手順③

地盤増幅率 $F(T_g)$ による
引戻し・引上げ

T_g :地盤の固有周期

↑ 重回帰式に基づき
全国分布を推定

手順② 逆距離加重法による
空間補間



任意地点の
地震動推定

課題

課題②

地盤増幅率に T_g しか考慮していない

課題③

T_g を推定する重回帰式のばらつきが
大きい

課題①

基盤面の空間補間に距離しか
考慮していない

2.機械学習を用いた沿線地震動評価の概要

Railway Technical Research Institute

DISER(現行手法)

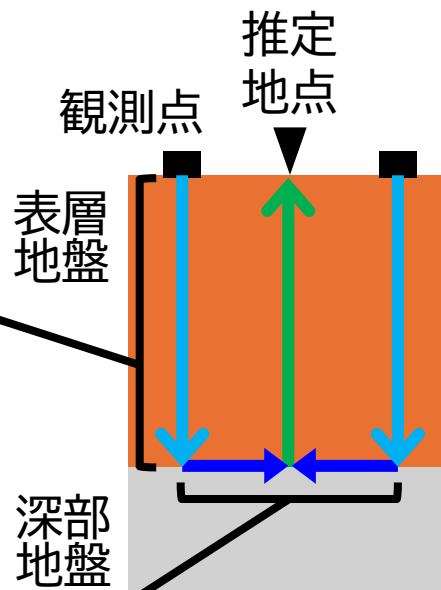
手順① 手順③

地盤増幅率 $F(T_g)$ による
引戻し・引上げ

T_g :地盤の固有周期

重回帰式に基づき
全国分布を推定

手順② 逆距離加重法による
空間補間



任意地点の
地震動推定

開発手法

手順①・手順③

地盤増幅率 $G(T_g, K_f)$ による計算

T_g :地盤の固有周期

K_f :地盤の強度指標

追加&効果確認
(要素技術②)

機械学習で
全国分布を
推定

(要素技術③)

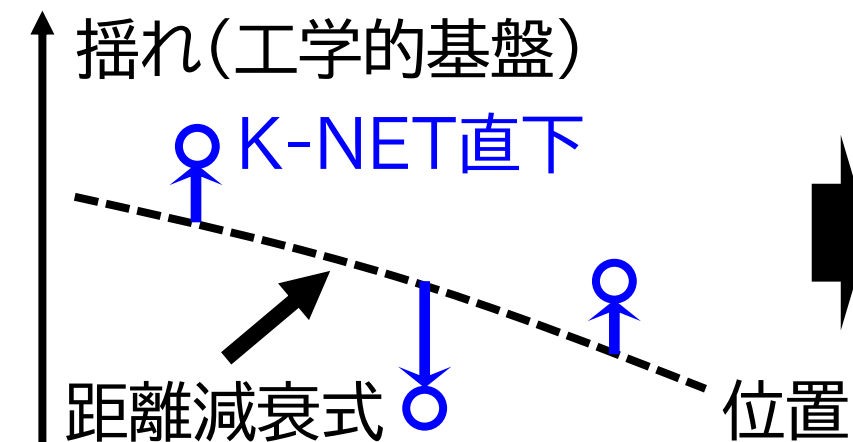
手順② 機械学習による空間補間
(要素技術①)

要素技術①～③を統合した手法の有効性(精度・即時性の向上)を確認

3.1 要素技術①: 機械学習による地震動の空間補間 (1) 手法

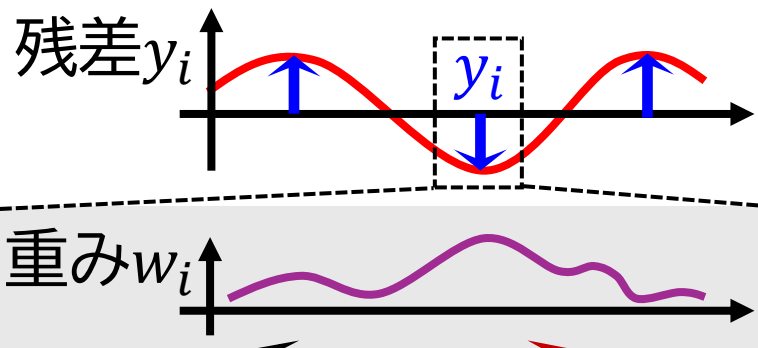
Railway Technical Research Institute

(1) 距離減衰式による推定

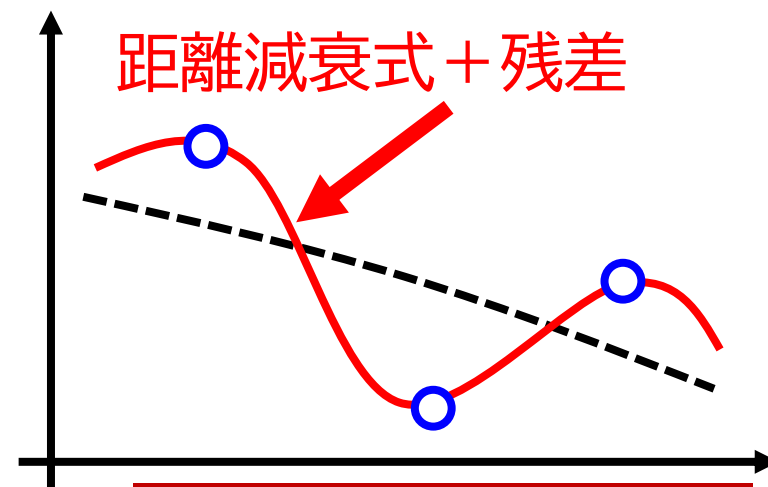


(2) 任意位置の残差確認

$$\sum w_i \times y_i = \text{任意位置の残差}$$

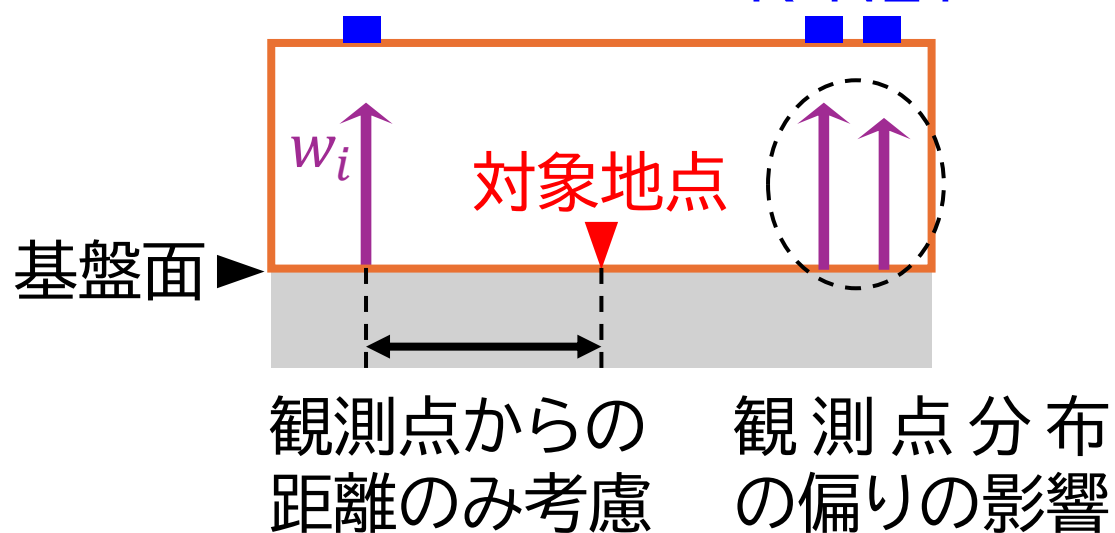


(3) 沿線の地震動推定

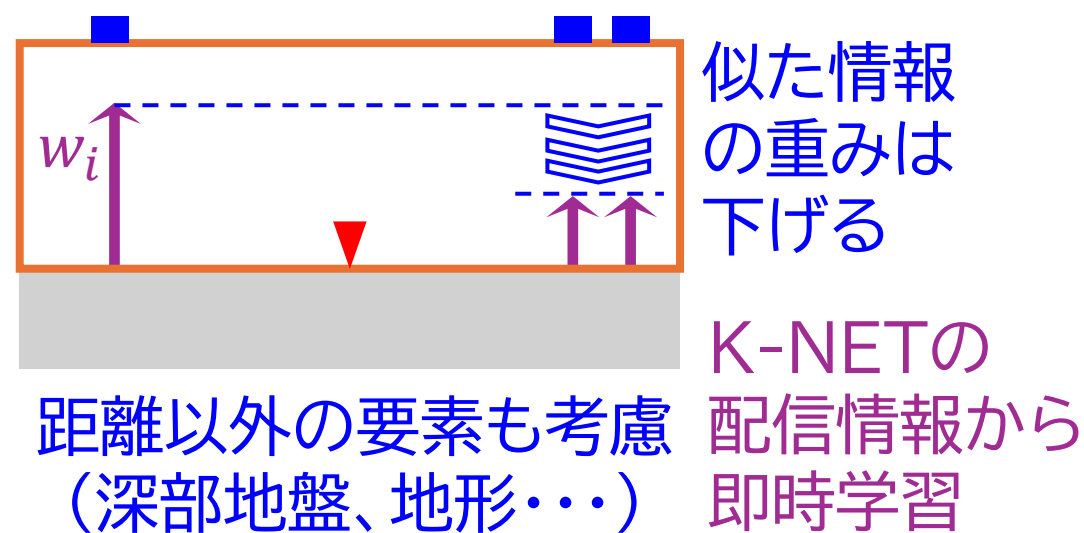


現行手法(逆距離加重法)

K-NET



開発手法(機械学習)

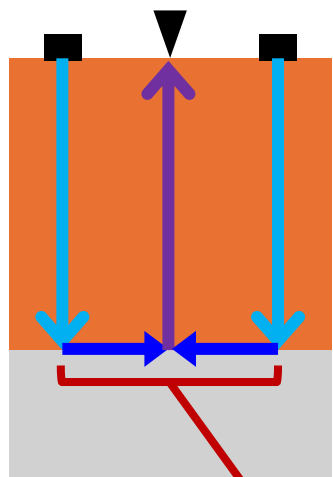


3.1 要素技術①:機械学習による地震動の空間補間 (2)精度

Railway Technical Research Institute

検証条件

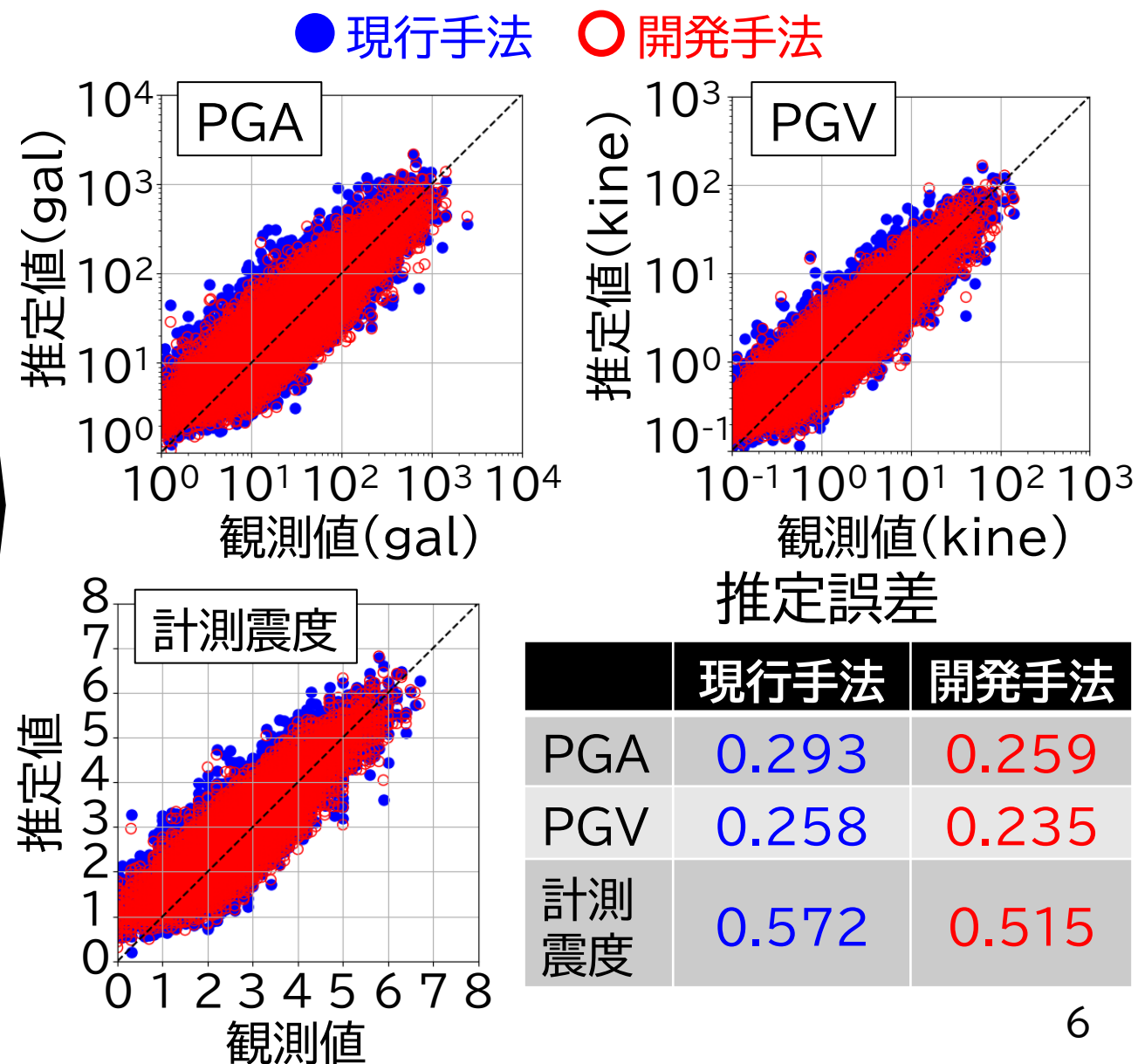
- $M_j \geq 6$ の地震 (1996 ~ 2024)
- 使用する観測点: K-NET
- 推定する観測点: KiK-net, JMA, ...



地盤増幅率は現行式
(T_g のみ考慮)
* 要素技術② ~ ③ の
有効性については後述

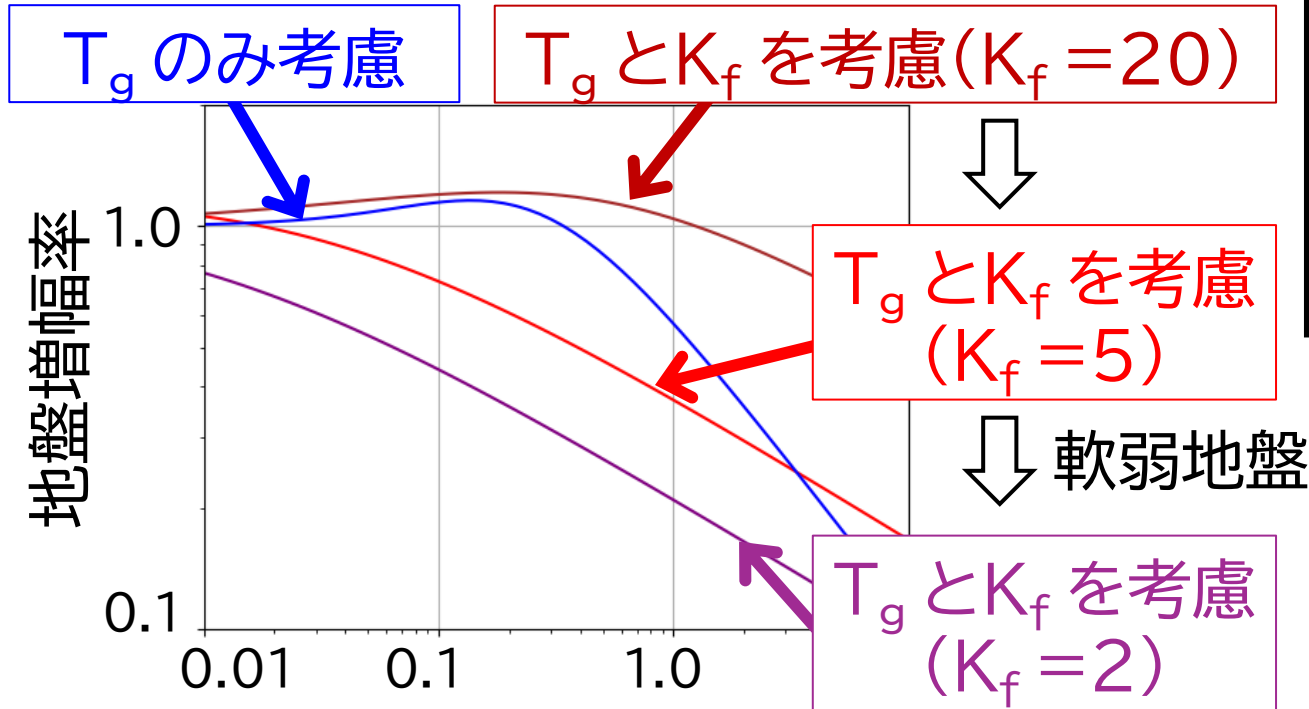
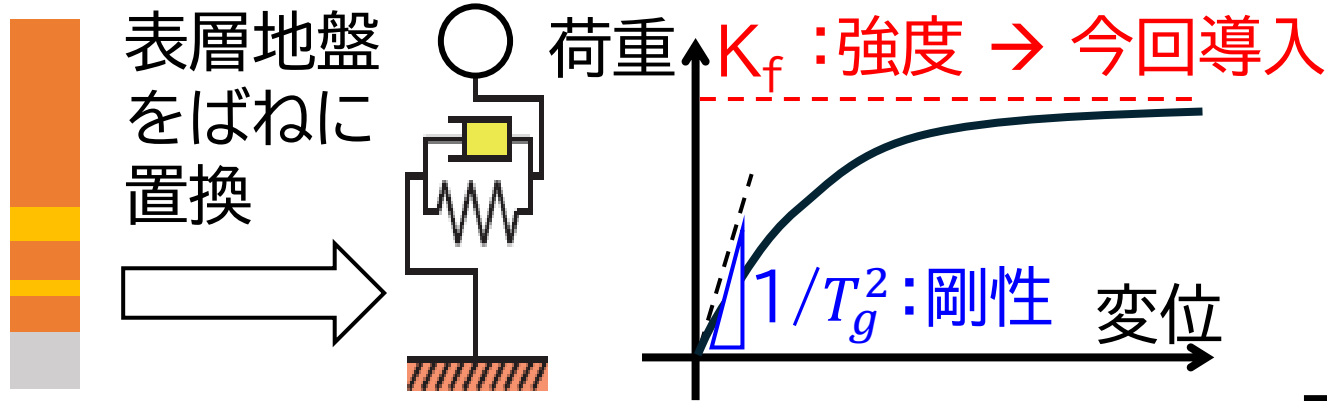
開発手法

機械学習による地震動
の空間補間を適用

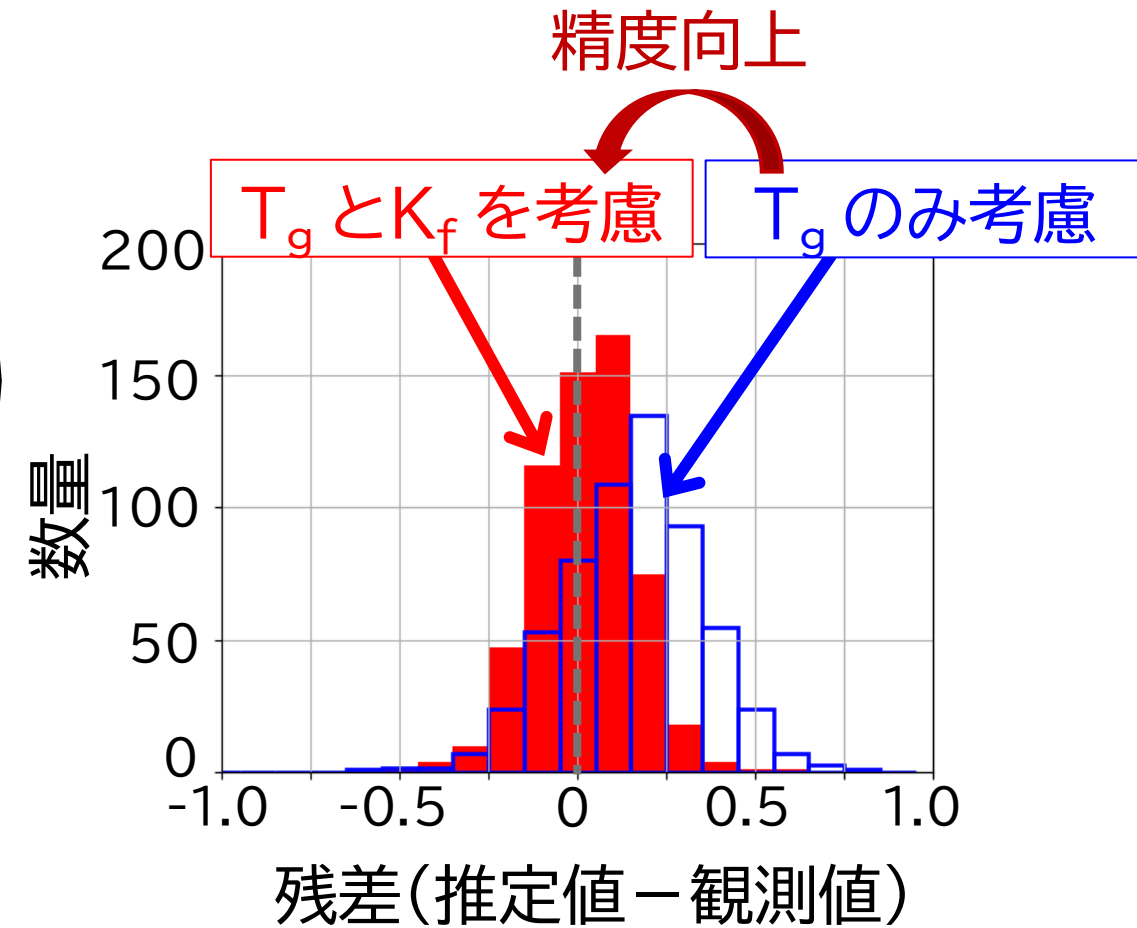


3.2要素技術②:地盤の強度指標 K_f の追加効果の検証

Railway Technical Research Institute



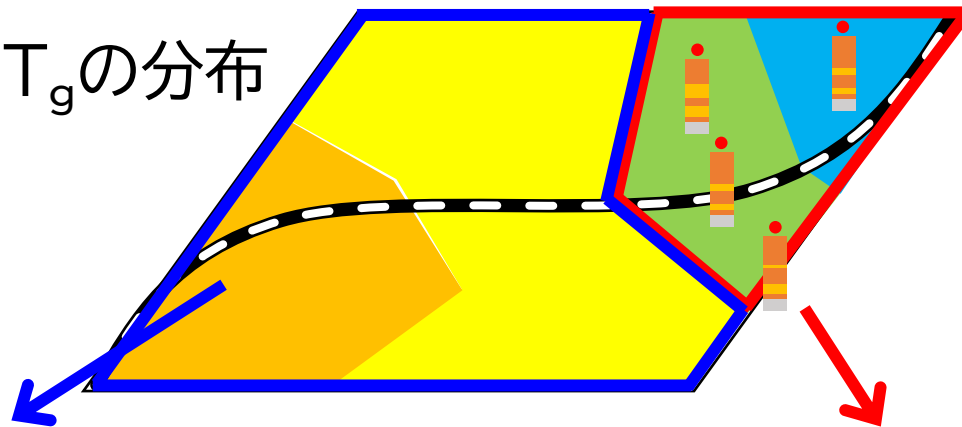
PGAの常用対数残差の分布
($T_g \geq 0.75$ の軟弱地盤での評価)



3.3要素技術③：機械学習による T_g と K_f の推定

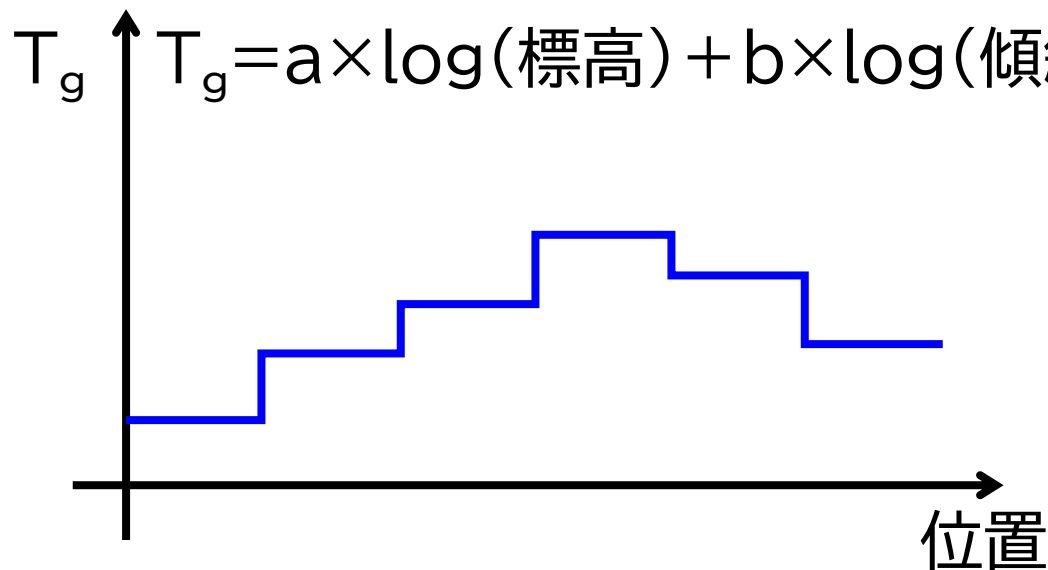
Railway Technical Research Institute

現行手法における T_g の分布

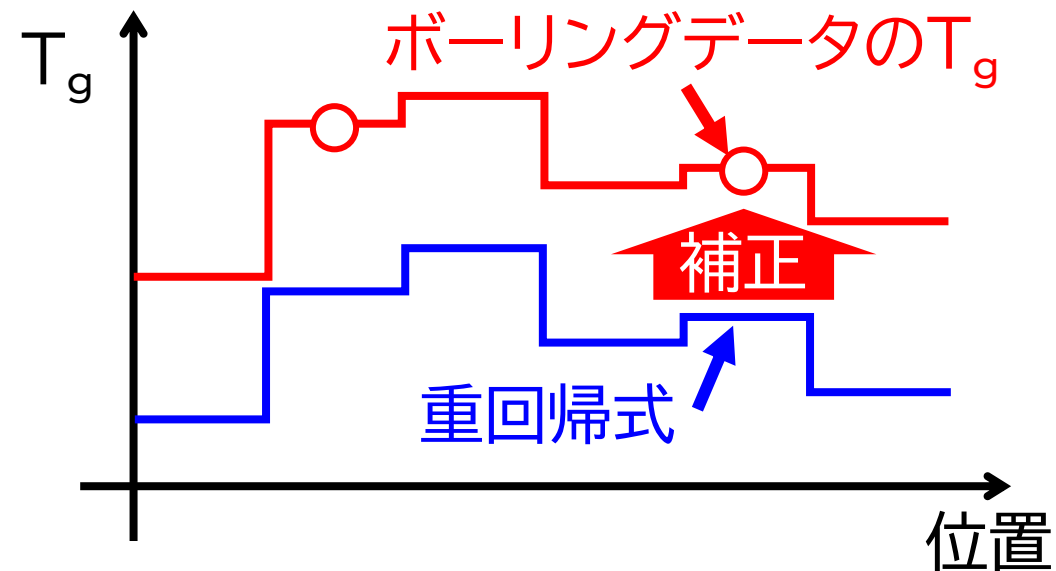


周辺にボーリングデータが存在しない

$$T_g = a \times \log(\text{標高}) + b \times \log(\text{傾斜}) + \dots$$



周辺にボーリングデータが存在する

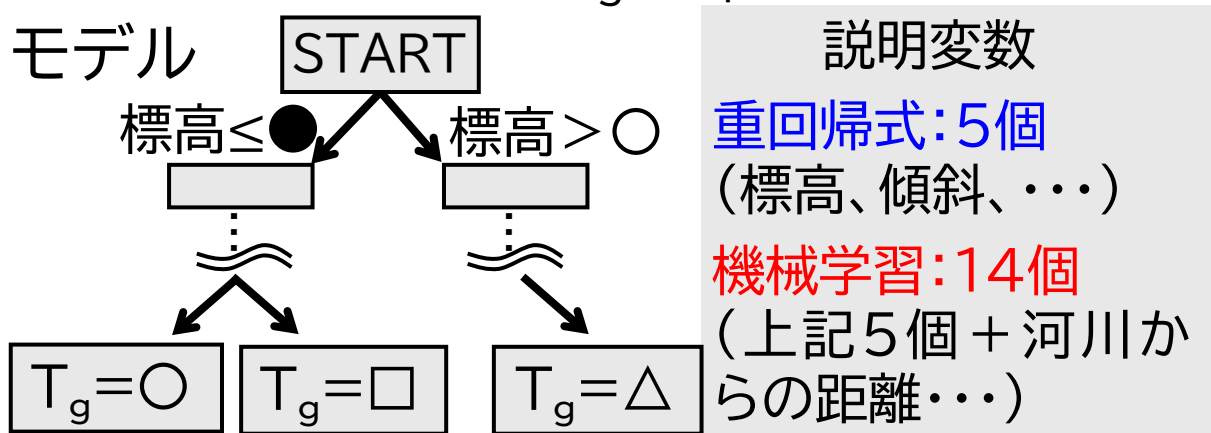


➡ 機械学習の適用を検討(K_f についても同様に検討)

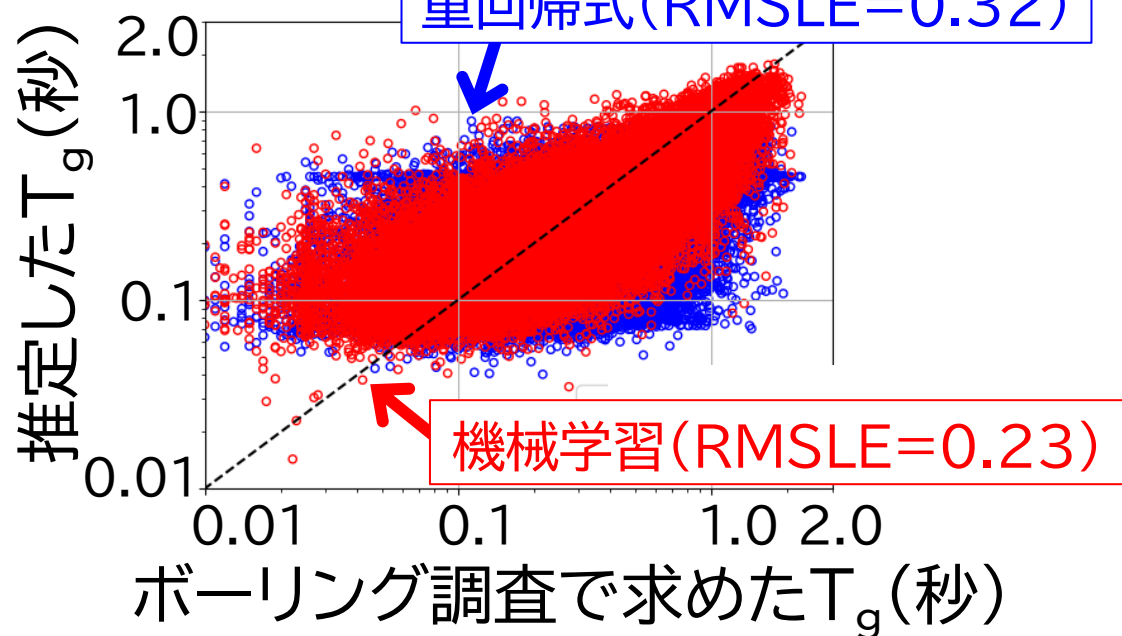
3.3要素技術③：機械学習による T_g と K_f の推定

Railway Technical Research Institute

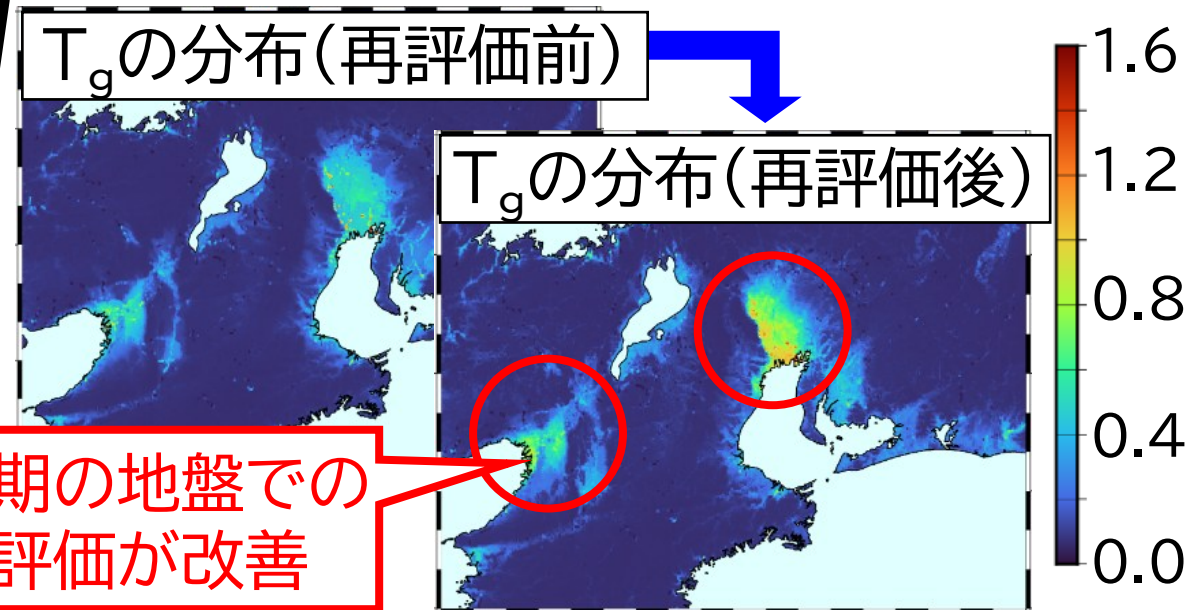
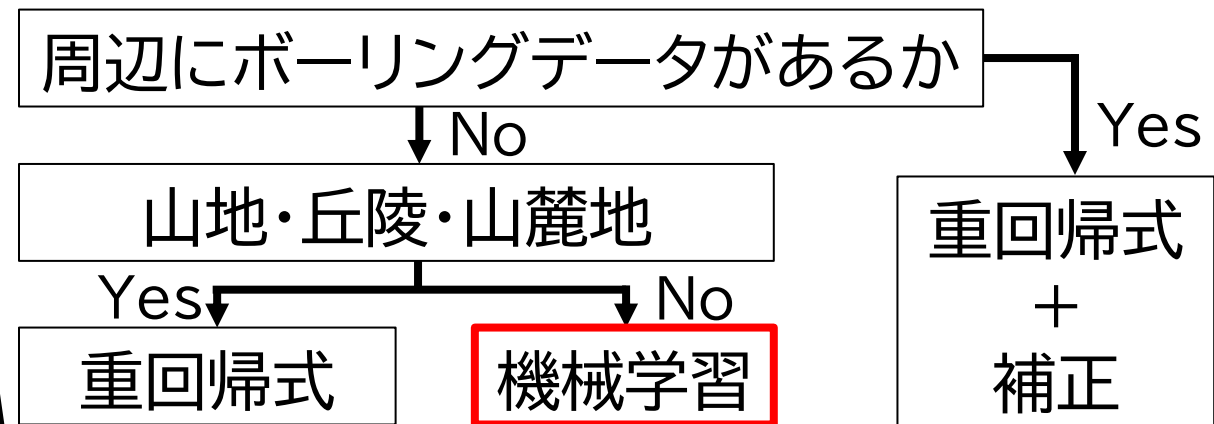
(1) 機械学習による $T_g \cdot K_f$ の推定



(2) 推定誤差



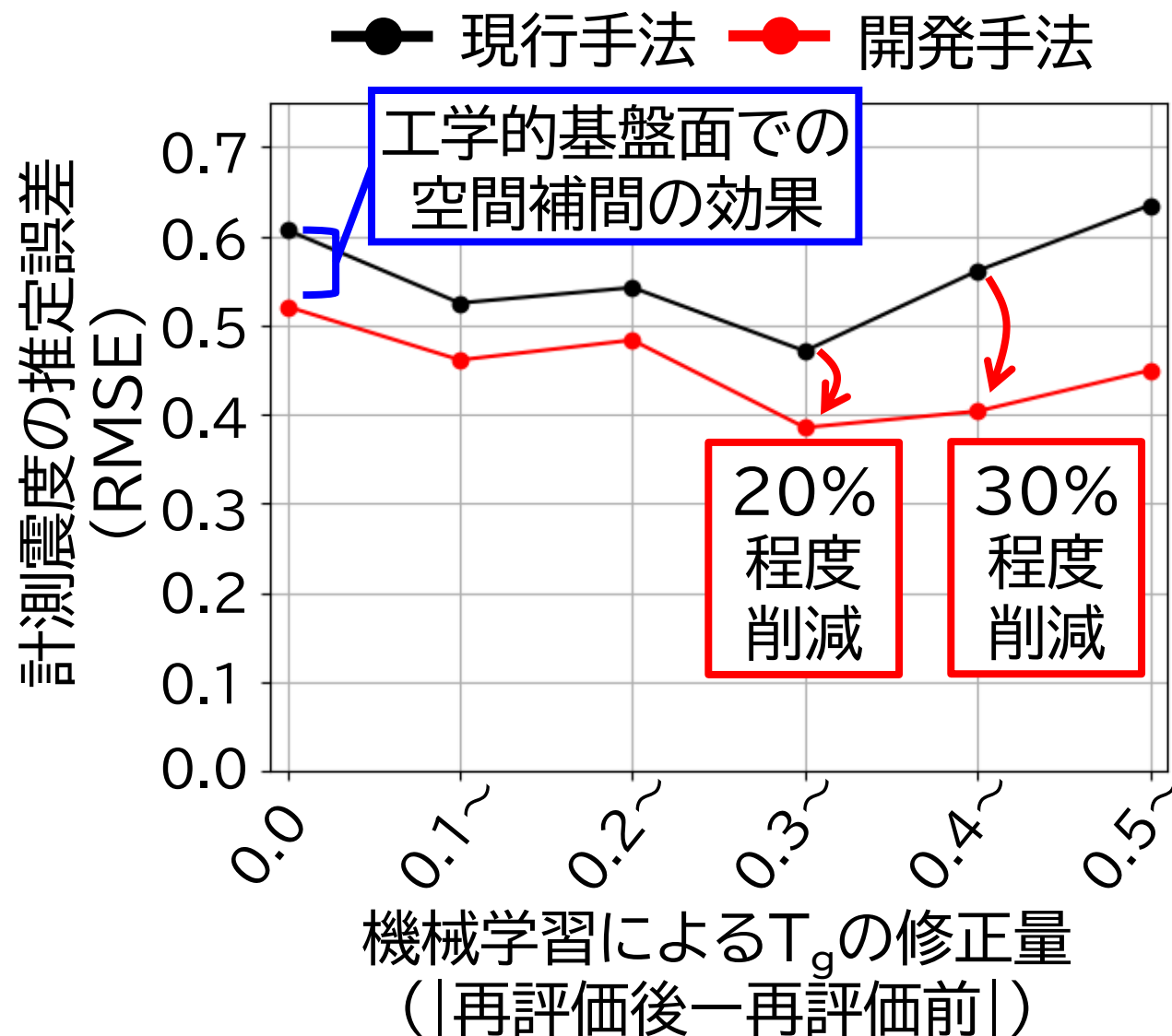
(3) 全国分布の再評価



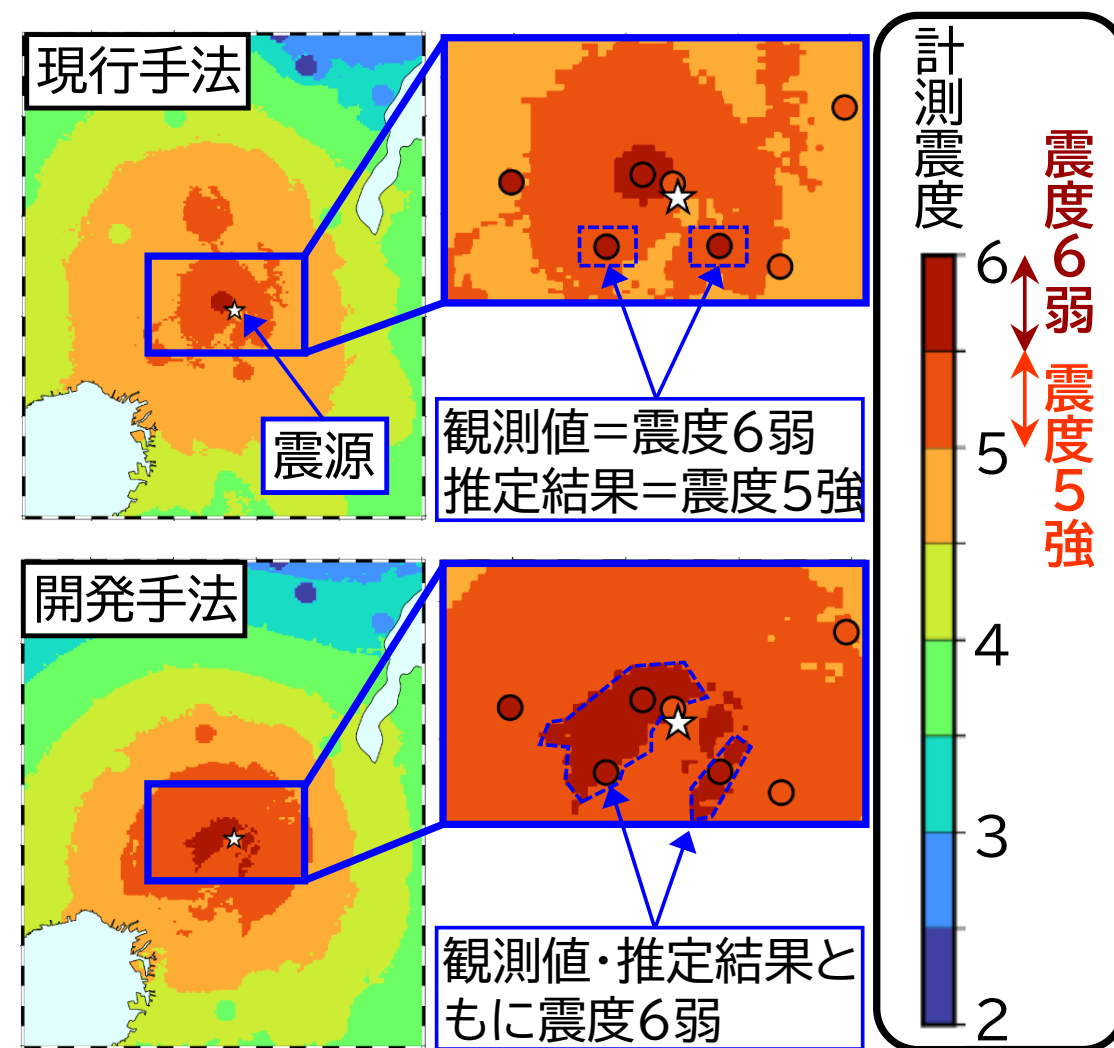
* K_f についても再評価済み

4.開発手法の有効性の確認 (1)精度

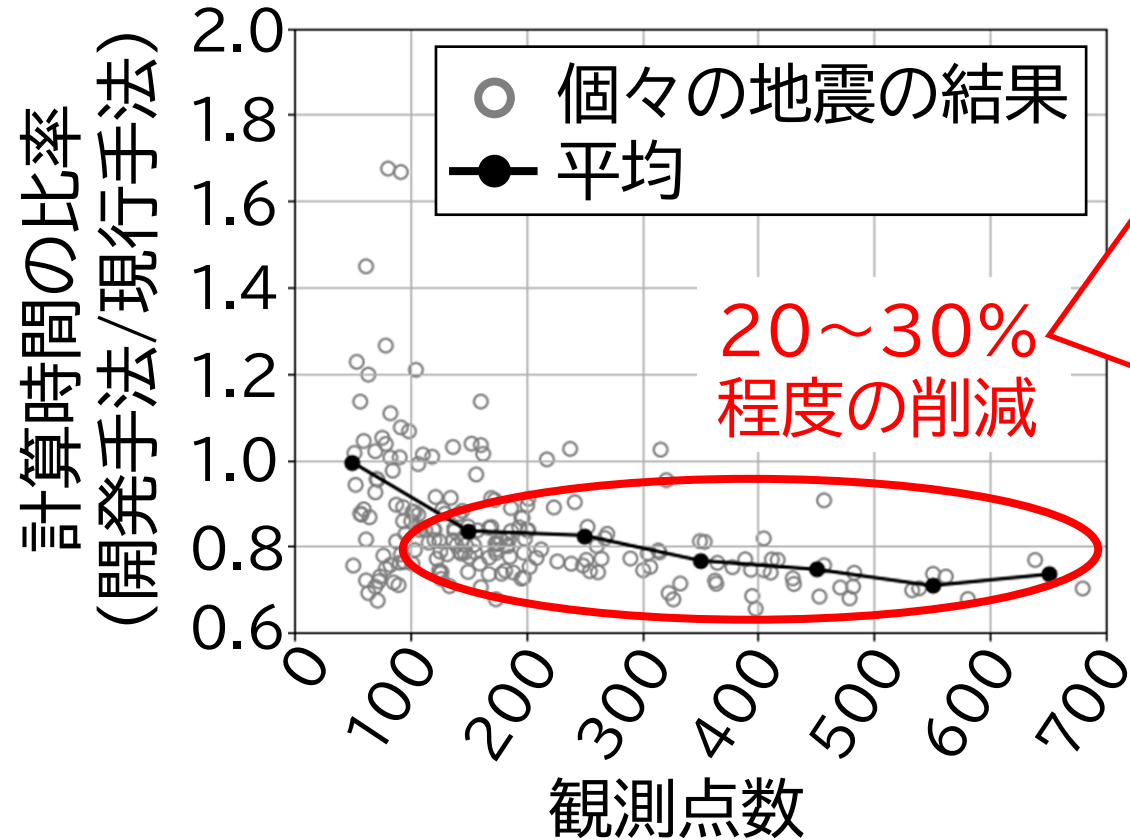
(1)全国での精度向上確認



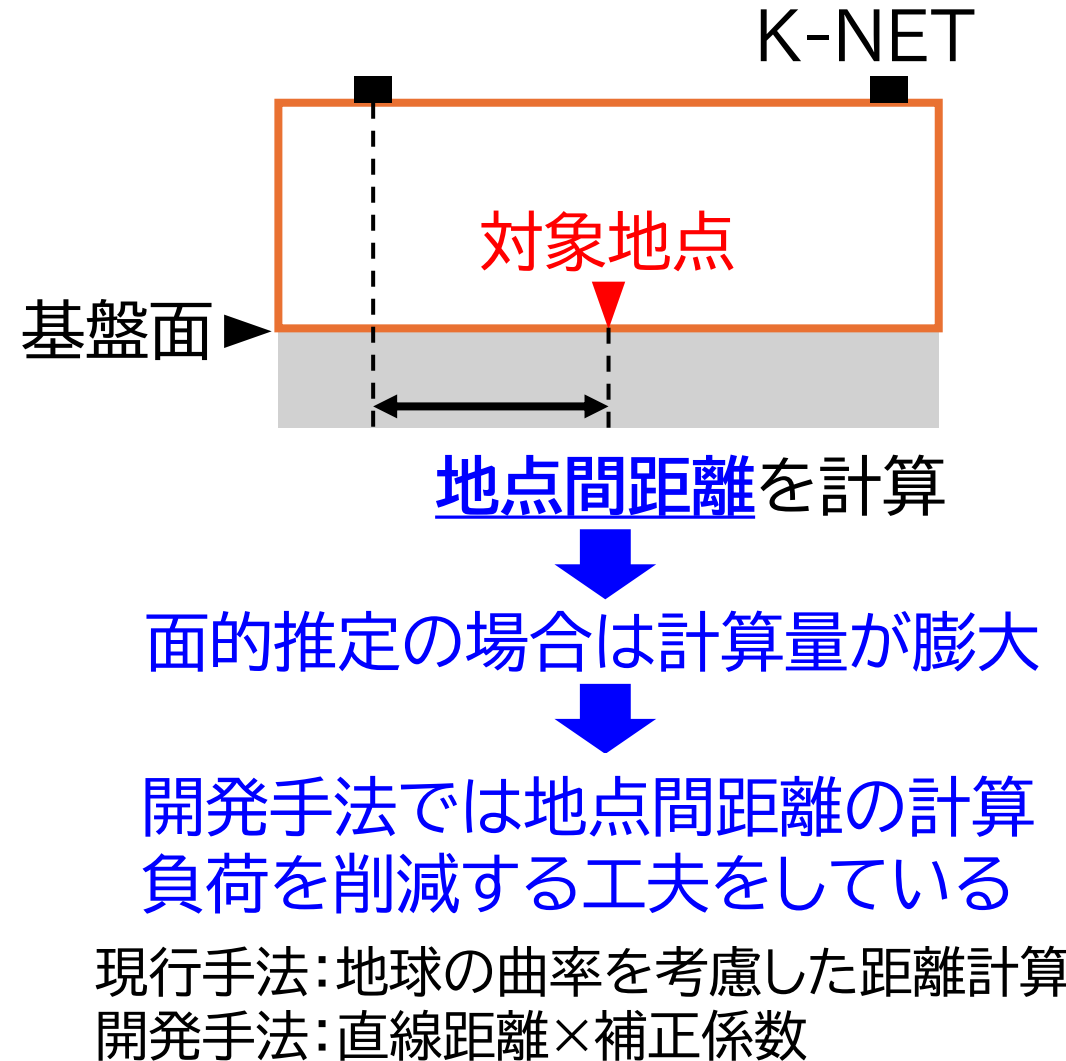
(2)2018年大阪府北部地震の例



4.開発手法の有効性の確認 (2)推定時間



* 計算時間＝必要情報の入力～面的地震動の推定までの時間



5.まとめと成果の活用

まとめ

- 鉄道地震被害推定情報配信システム(DISER)で実施する沿線地震動評価に機械学習を取り入れた手法を開発
- 開発手法により、現行のDISERよりも推定精度が**全国平均で10%程度(最大30%程度)**向上、計算時間が**全国平均で20%程度(最大30%程度)**削減することを確認

成果の活用

開発手法のDISERへの実用化を進め、現在よりも高精度かつ高速に面的な地震動の分布を配信可能とすることで、地震発生直後の運転再開時間の短縮を支援する

- 1) 月岡桂吾, 岩田直泰: 機械学習による表層地盤の固有周期分布の推定, 令和7年度土木学会全国大会, 2025
- 2) 月岡桂吾, 岩田直泰, 丸山喜久: 2段階のガウス過程回帰による地震動指標値の空間補間, 日本地震工学論文集, 第26巻, 第2号, pp.22-42, 2026