

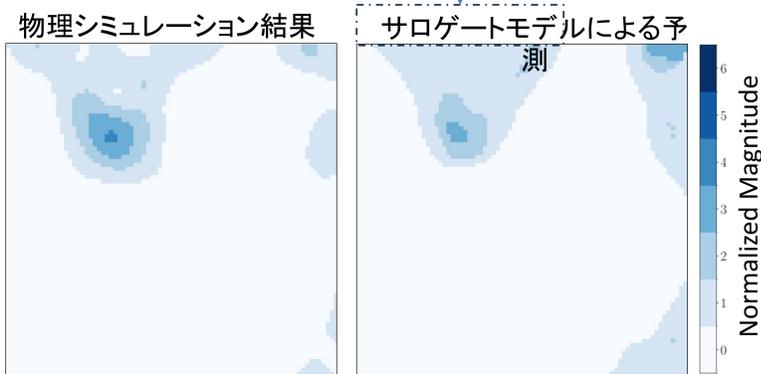
研究目標：日本の重要社会課題である防災・減災をAI技術で解決する

高詳細大規模物理シミュレーションによる大規模データを用いたサロゲートモデル

GPUによる高速大規模物理シミュレーションにより高詳細三次元モデルから大規模なデータセットを効率的に生成・高詳細なサロゲートモデルを構築する基礎検討

災害予測の精度・分解能・確度向上に有効とされるが、膨大な解析コストを要する多数回の高詳細な災害シミュレーションの代替手法構築への貢献が期待。

高詳細な物理シミュレーションによる膨大な解析結果を用いて構築されたconvolutional neural networkによる高詳細サロゲートモデル



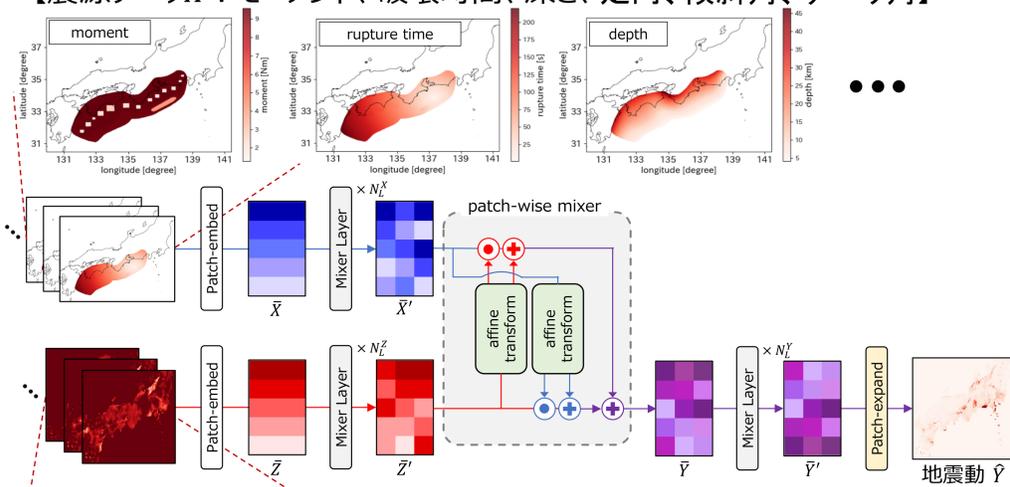
Sayson et al., 44th ACEE, JSCE 2024

MLP-Mixerを用いた地下構造と震源データの大域的・局所的融合による効率的な地震動推定

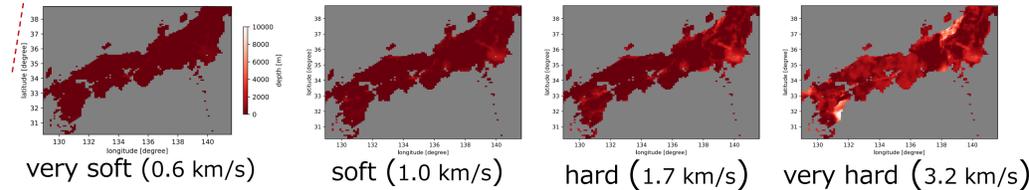
計算コストが非常に高い大規模・高解像度の南海トラフ地震シミュレーションをGPU1枚で代理する深層モデルを提案

空間・チャンネル方向で共通のMLPを用いるMLP-Mixerを導入し、SOTAと同程度の精度で高速な地震動推定を実現

【震源データX：モーメント、破壊時間、深さ、走向、傾斜角、すべり角】



【地下構造データZ：様々な硬さ（s波速度）の地盤の厚さ】



南海トラフの330シナリオの地震で比較 1位、2位、3位

Table comparing metrics (PSNR, inference time) for different model dimensions and methods.

Hachiya et al., ACML2024

その他の進行中のテーマ

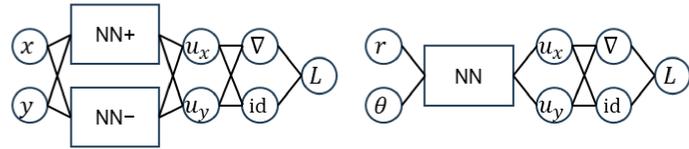
数理モデルとデータ駆動の融合による地震動静特性および逆解析, 地震の前震・余震解析, 台風進路予測

物理と深層学習による震源過程解析

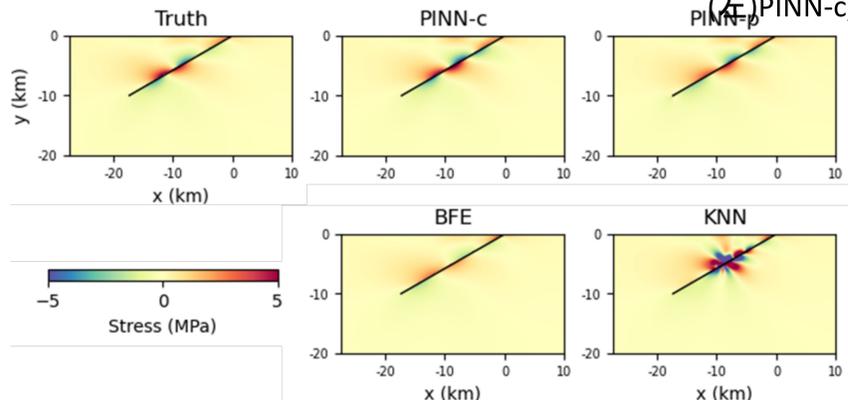
物理法則を組み込む深層学習(PINN)により、地殻変動の基礎方程式と観測データから地震時の断層すべり量を推定

二次元数値実験において、標準的手法(基底関数によるベイズ推論)に比べ、高解像度かつ安定した推定結果

PINNでは物理的制約に基づく正則化が働くことを示唆



本研究のPINN構造。(左)PINN-c, (右)PINN-p

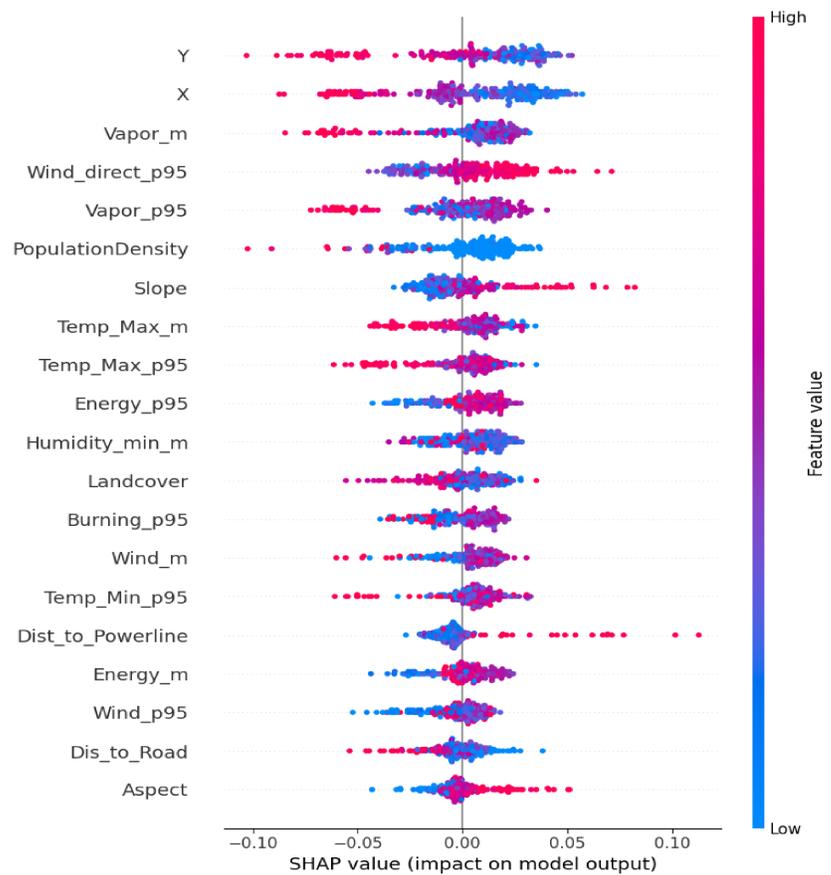


応力分布の推定例。PINN-cが最良の精度。

Okazaki et al., J. Geophys. Res. (Under Review)

森林火災予測のための説明可能AIフレームワーク

SHAP値を活用した説明可能なAI (XAI) フレームワークを提案し、焼失面積データや気象データ、人間の活動データを基にランダムフォレストモデルで森林火災の発生を予測



米国の森林火災予測結果を解釈するため因子の影響に関するSHAPサマリープロット

Kalantar et al., AGU2024

連携機関

東大地震研, 防災科研, 気象研