

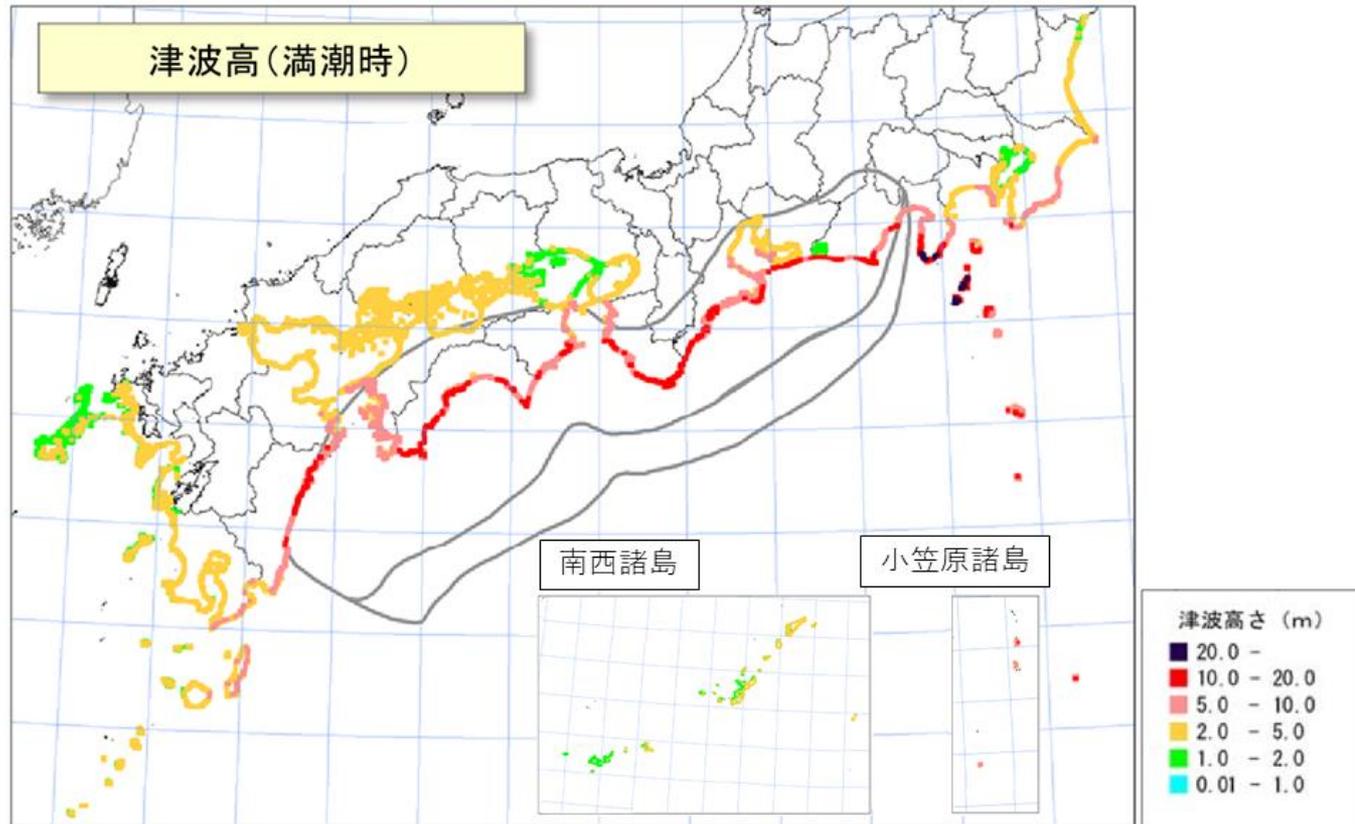
# 機械学習を用いた海洋レーダーからの 津波時系列予測

遠藤隆夫<sup>1</sup>, 吉村玄太<sup>1</sup>, 毬山利貞<sup>1</sup>  
阿部郁男<sup>2,3</sup>, 今村文彦<sup>2,4</sup>

- 1.三菱電機株式会社
- 2.一般財団法人建設工学研究振興会
- 3.常葉大学
- 4.東北大学

三菱電機株式会社

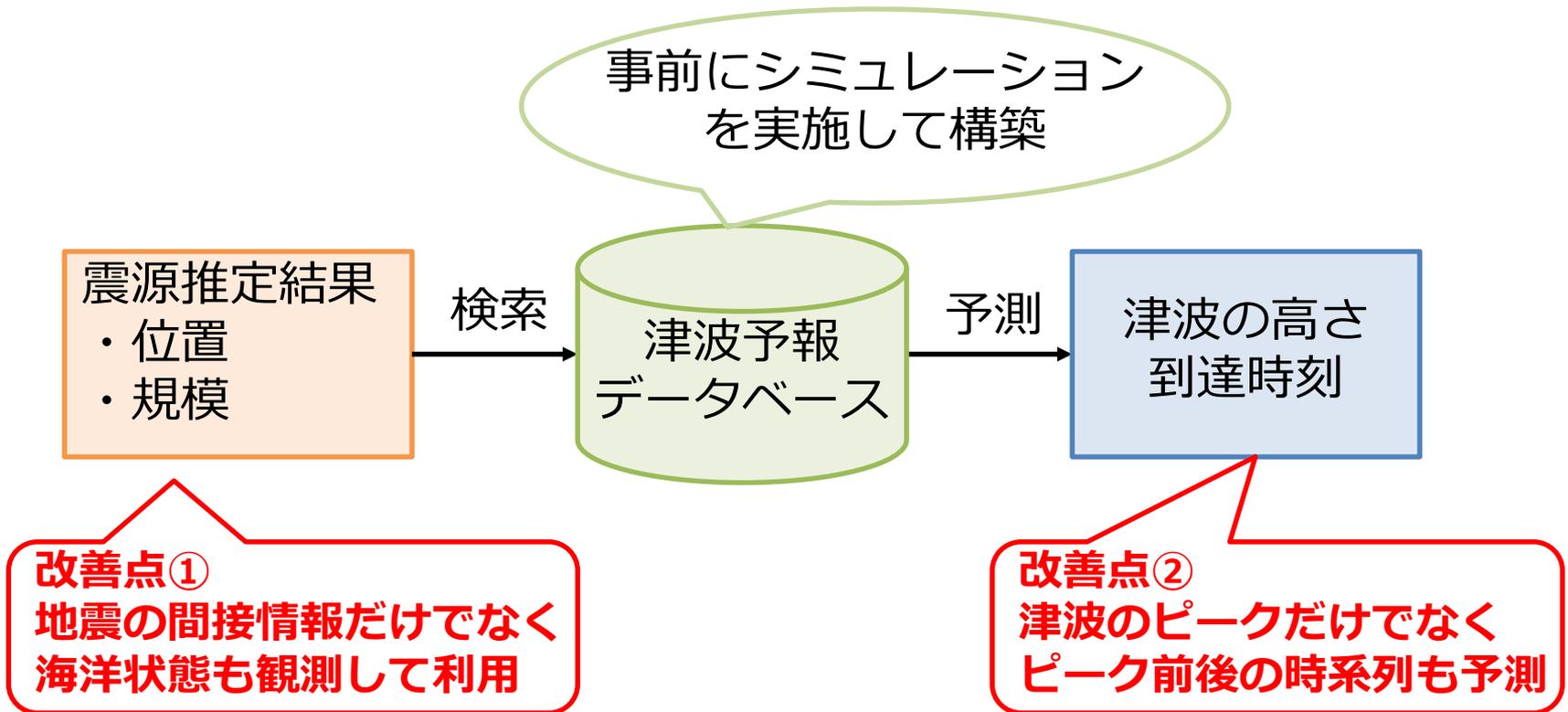
- 日本では地震の発生頻度が高く、地震発生時の津波被害は深刻
- 適切な避難行動策定・遂行の支援のため、迅速かつ高精度な津波予測システムが必要



# 次世代の津波予測に向けて

津波を予測するしくみ※

- 地震の位置と規模を推定して津波予報データベースから検索



# ① 海洋状態の観測

## 海洋状態を観測するためのセンサーの例

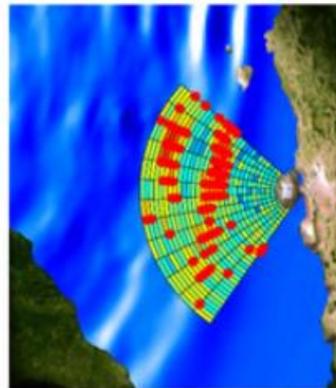
- 海底ケーブル (DONET, SNET)
- GPS波浪計
- **海洋レーダー**
- etc.

### 当社

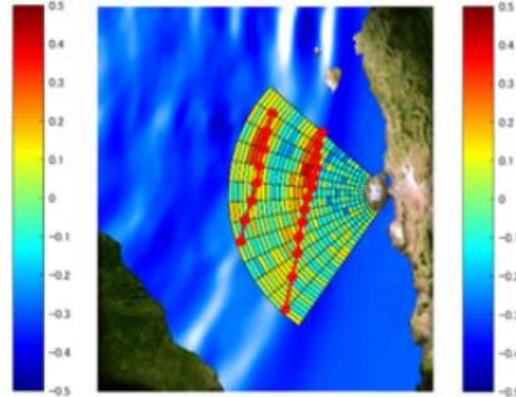
- 沖合50kmまでの海表面流速値を観測可能な海洋レーダーを開発



津波の発生状況



従来技術



今回開発した技術

(当社シミュレーション)

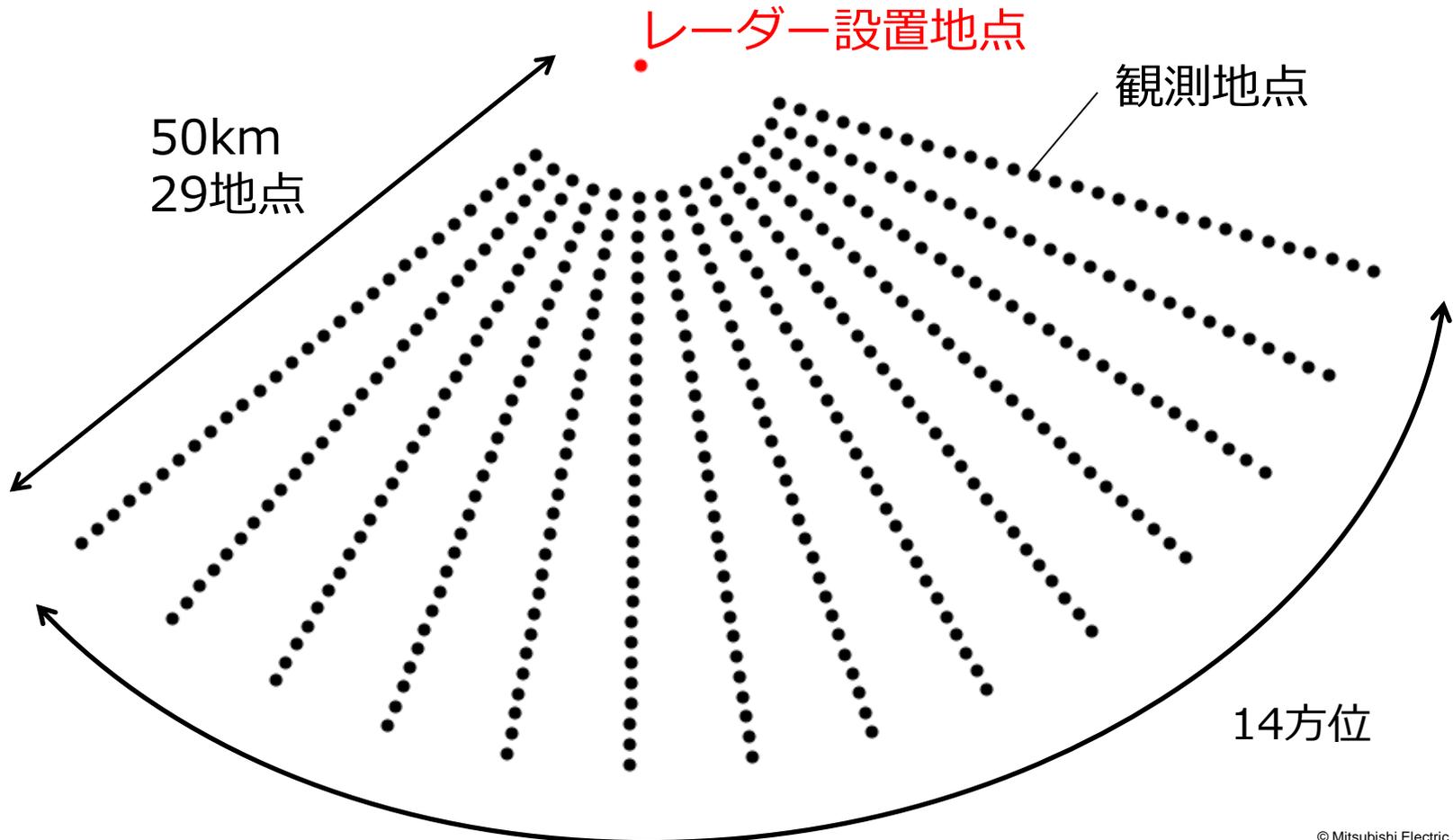
<https://www.mitsubishielectric.co.jp/news/2019/0125-b.html>

**本研究：海洋レーダーで観測した流速値を入力**

# 海洋レーダーの観測

本研究で想定している海洋レーダーの観測

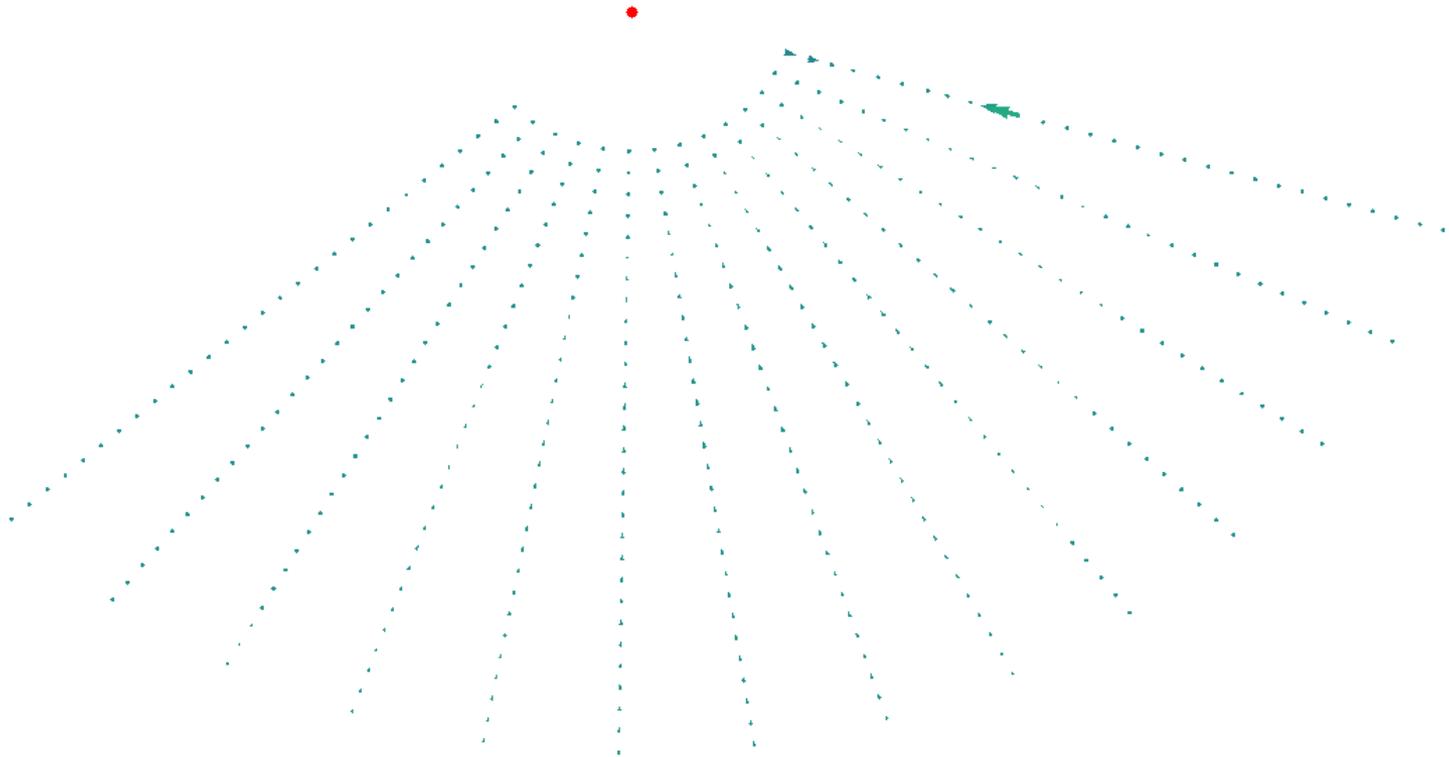
- 設置地点から放射状に14方位
- 各方位, 沖合約9kmから50kmまでの29地点
- 計 $14 \times 29 = 406$ 地点の海表面の流速を観測



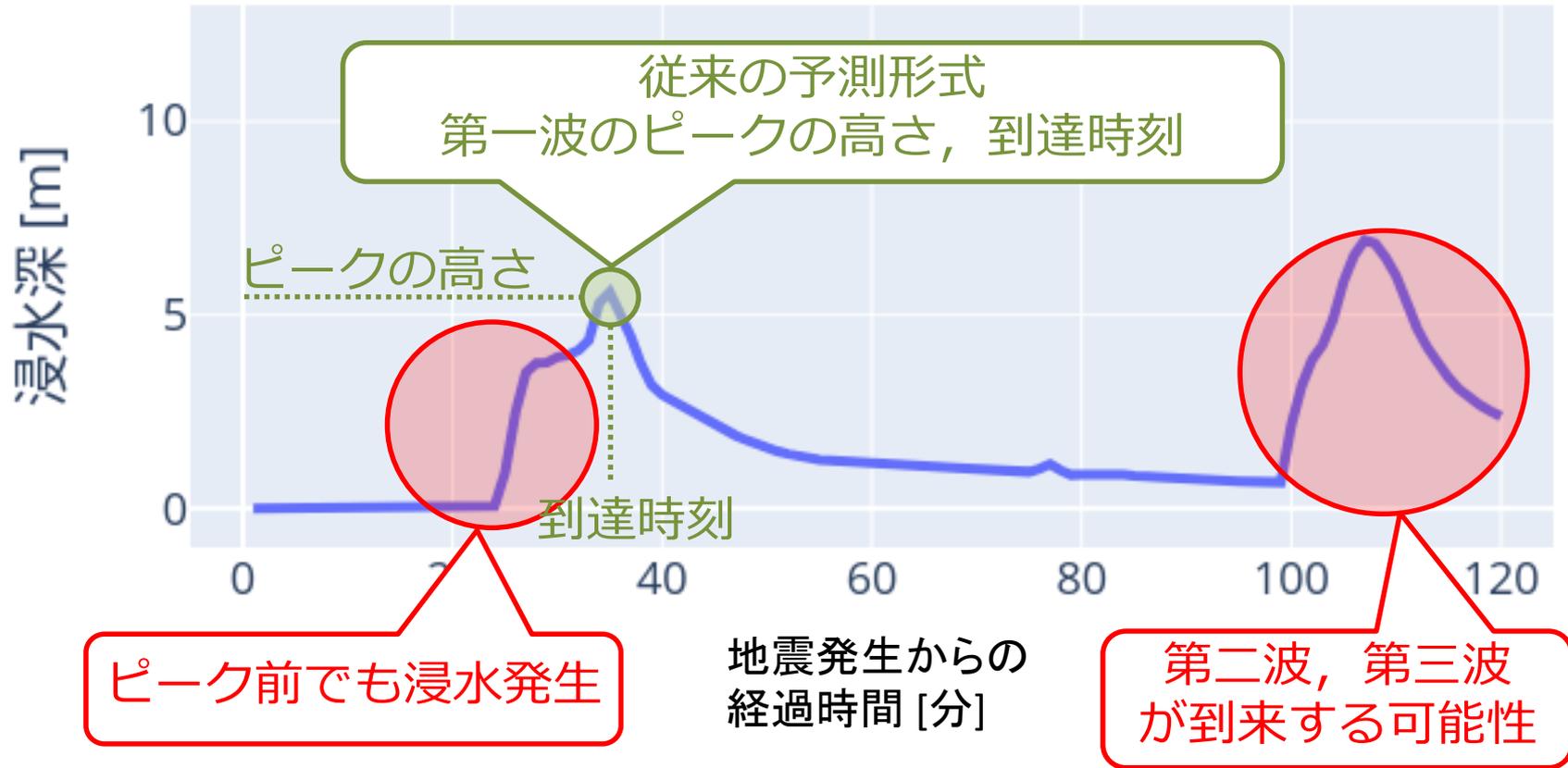
津波が押し寄せてきている際の流速値観測のイメージ  
(シミュレーションデータをもとに作成)

地震発生からの  
経過時間 1分

レーダー設置地点



## ②時系列の予測



**本研究：未来の浸水深の時系列を予測**

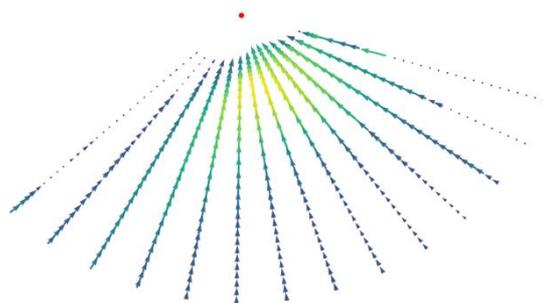
## 本研究

- ① 震源情報だけでなく海洋状態も観測して利用
- ② 津波のピークだけでなくピーク前後の時系列も予測



**海洋レーダーで観測した流速値を入力として  
未来の浸水深の時系列を高精度に予測**

海洋レーダーで  
観測した流速値



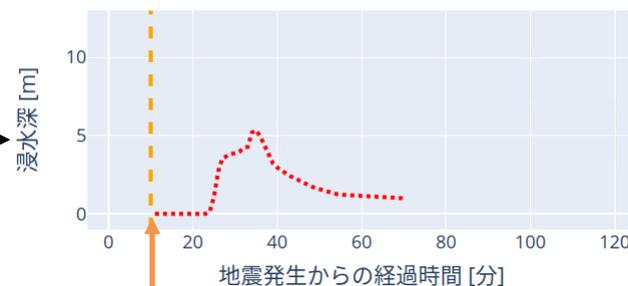
入力

津波予測モデル

予測

浸水深 [m]

未来の浸水深の時系列

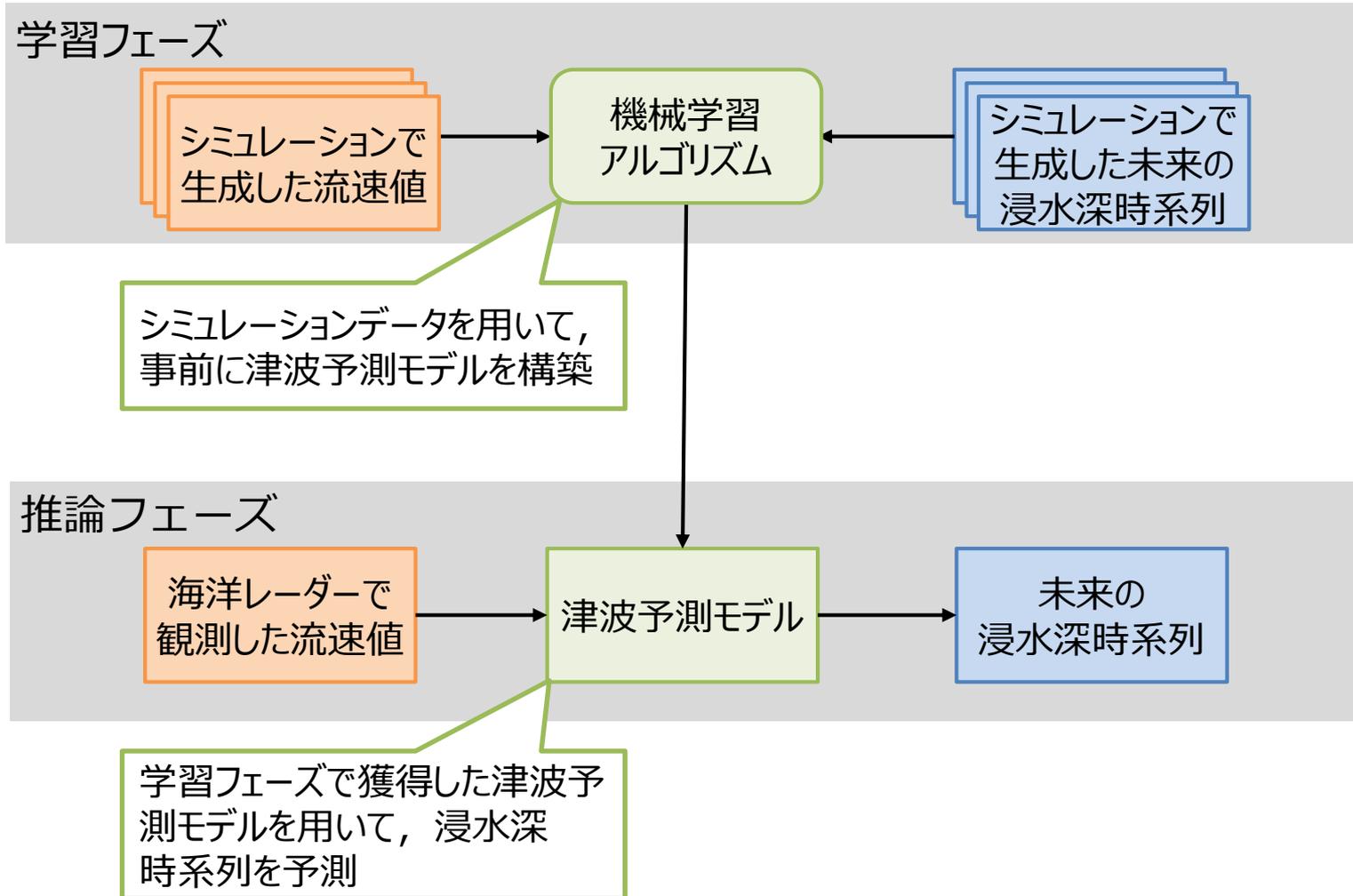


予測開始時刻

## 津波予測モデルの構築にあたり、機械学習技術を適用

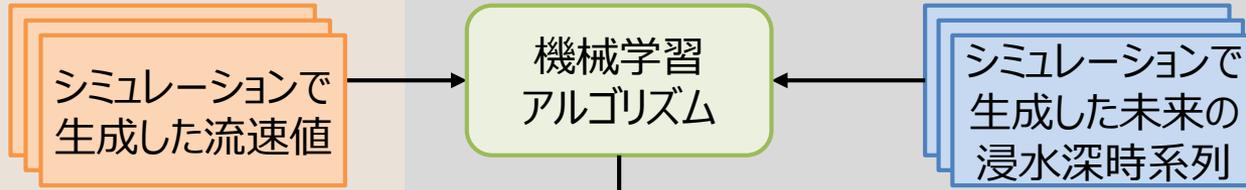
- **時系列を高精度に予測する技術が確立**  
CNN, RNN(LSTM), Transformer など
- **時空間データを適切に扱える**  
時空間データに特有の特徴を学習により獲得
- **大量のデータを学習することで、高精度に予測可能**  
シミュレーションにより、様々な要因で発生する津波データを作成可能

# 機械学習による津波予測：フロー

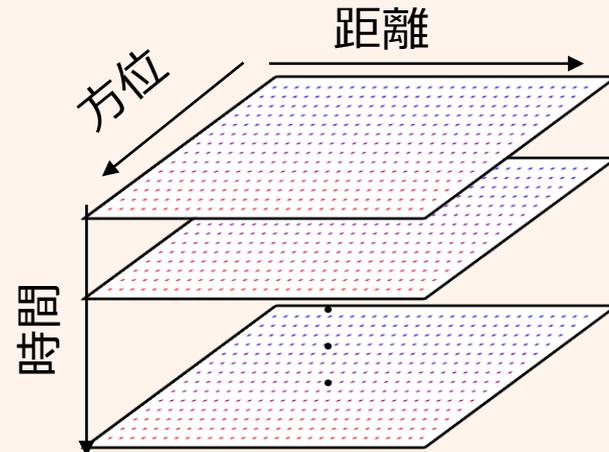
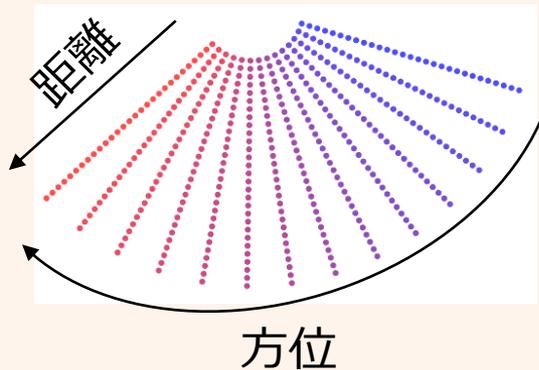
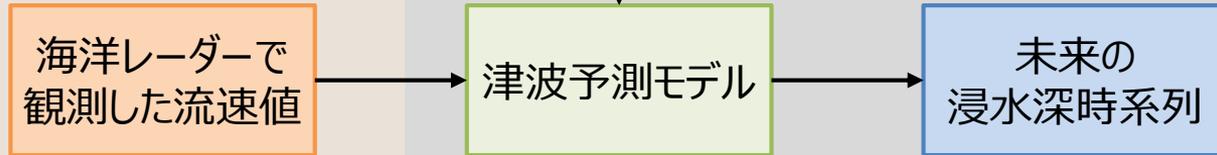


# 機械学習による津波予測：入力

## 学習フェーズ

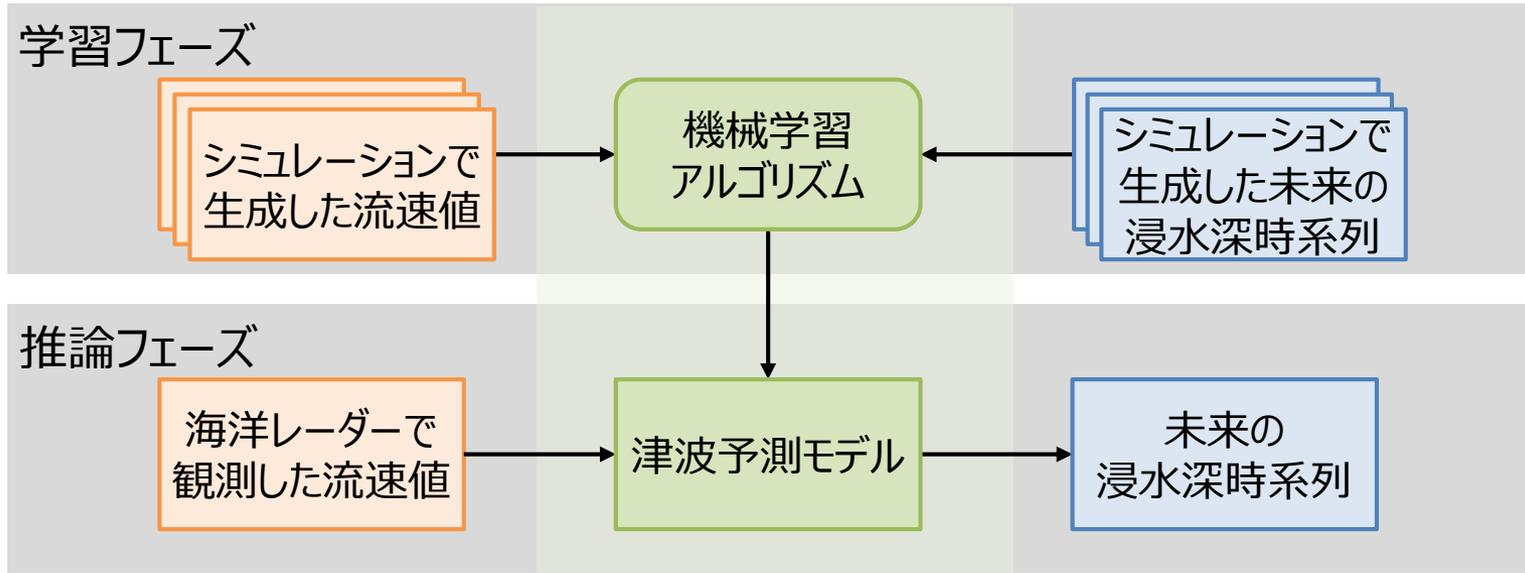


## 推論フェーズ

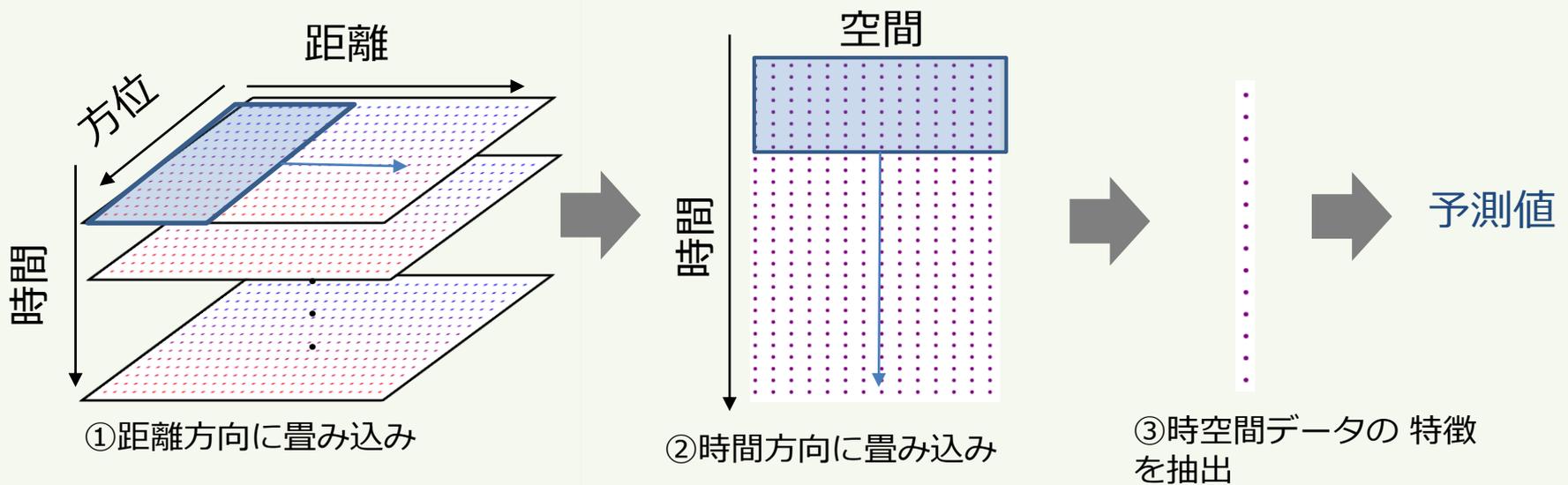


方位・距離・時間を軸とする  
3階テンソル

# 機械学習による津波予測：モデル

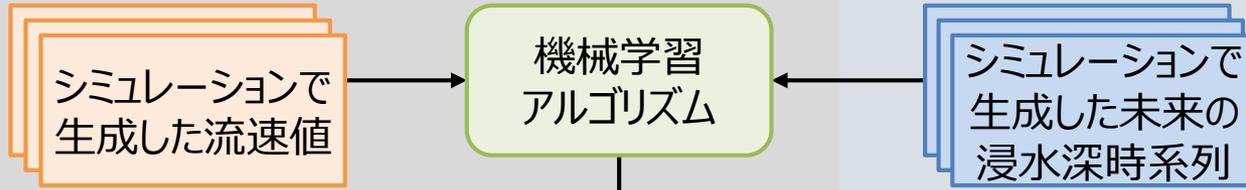


## 畳み込みニューラルネットワーク(CNN)ベースのモデルを提案

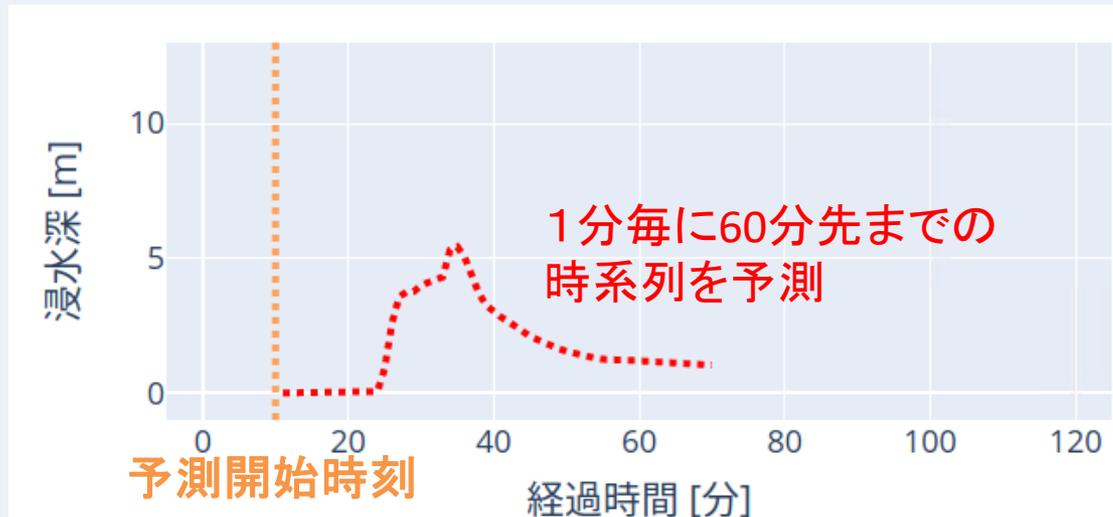
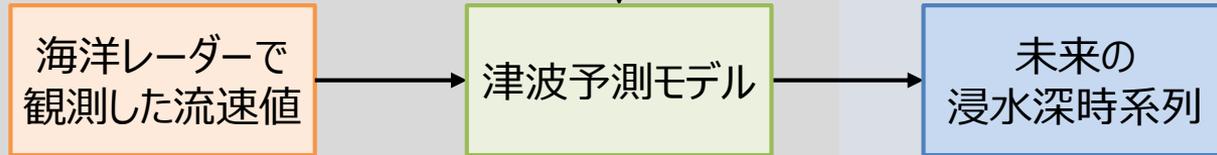


# 機械学習による津波予測：出力

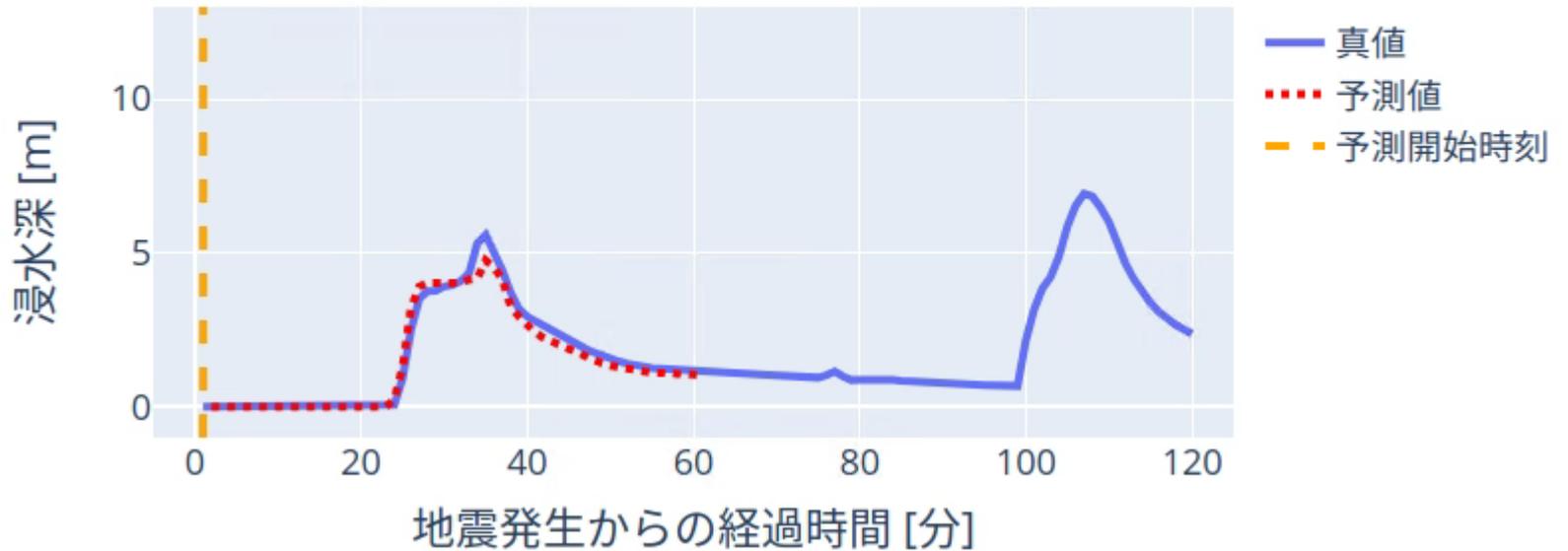
## 学習フェーズ



## 推論フェーズ



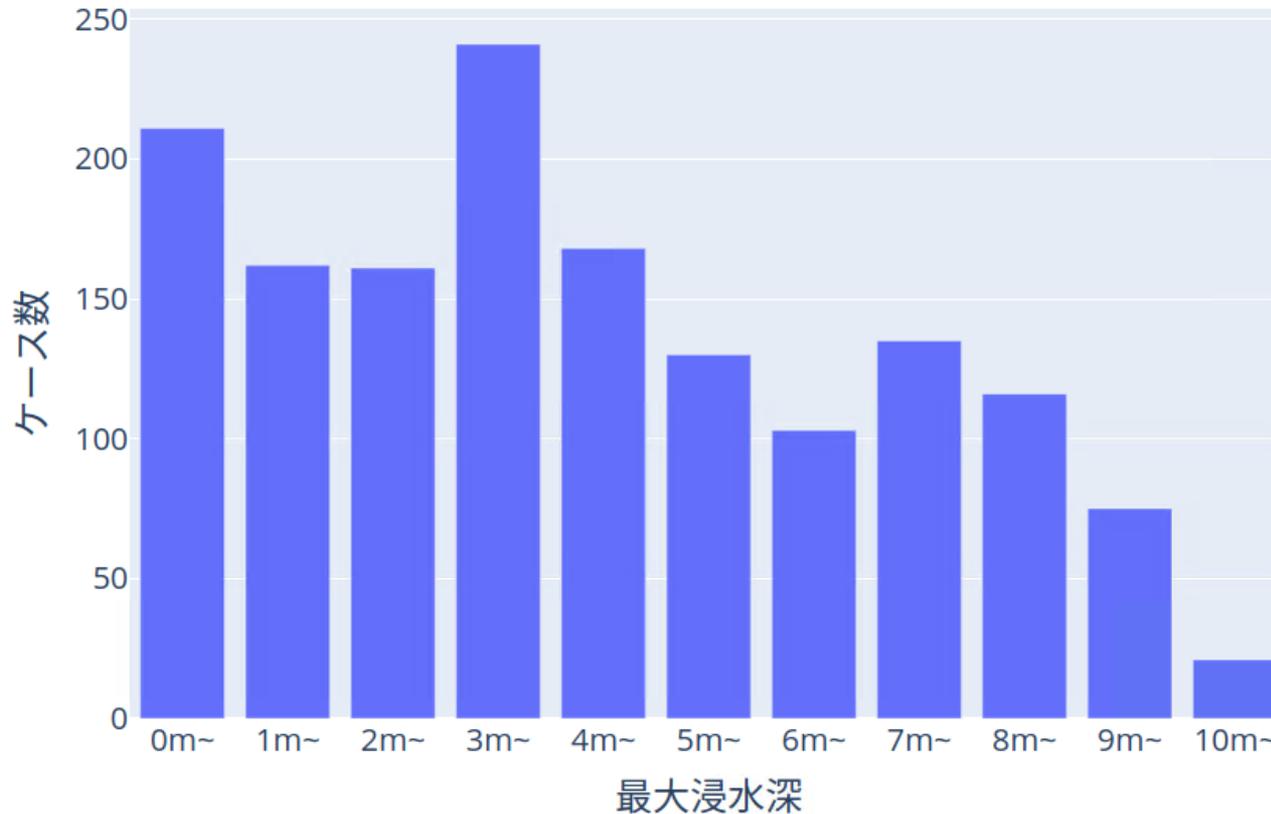
# 津波予測のデモンストレーション



# シミュレーションデータ

様々な津波発生要因を想定したシミュレーションを実施

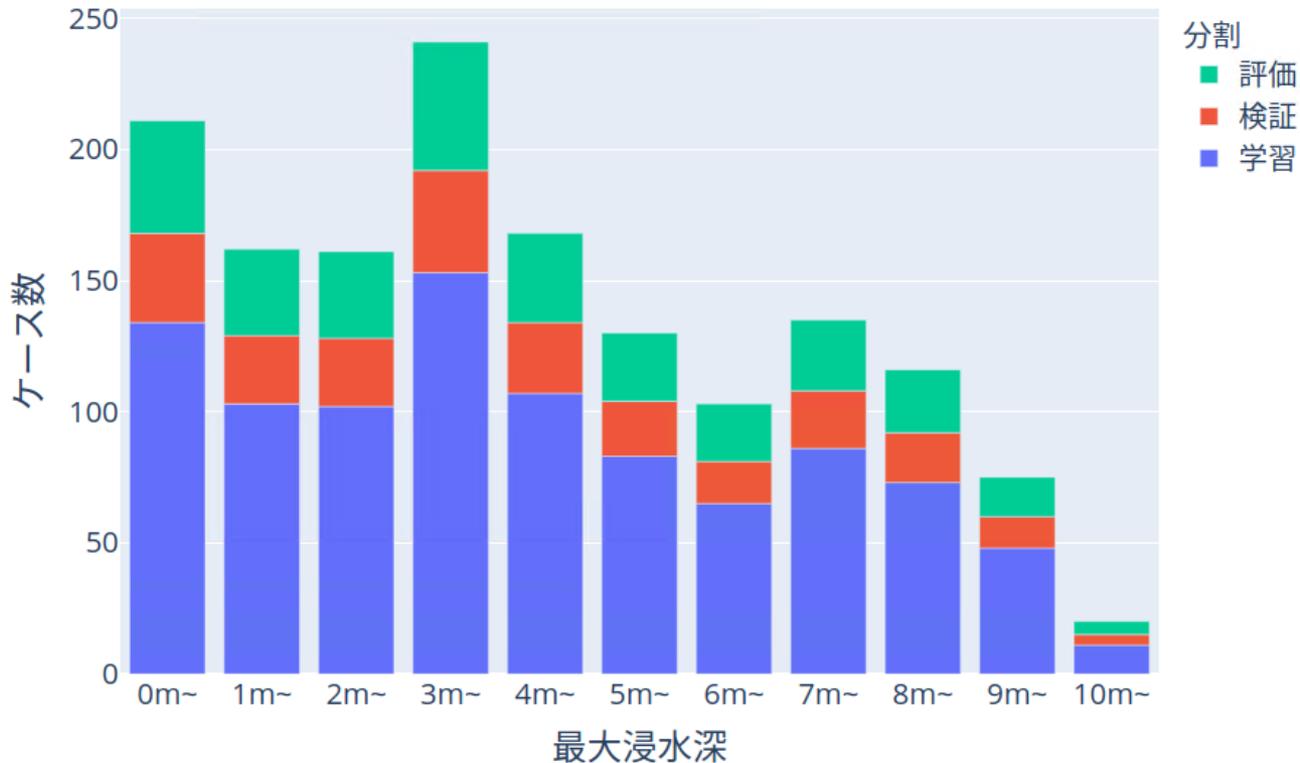
- 1523ケース
- 150mメッシュ
- 地震発生から120分後までをシミュレーション
- 学習には1分毎にリサンプリングしたデータを使用



# 学習データ分割

最大浸水深のごとに学習：64%，検証：16%，評価：20%にケースをランダム分割

- **学習**：モデルを学習するためのデータ
- **検証**：適切なハイパーパラメータ※を決定するためのデータ
- **評価**：モデルを評価するためのデータ

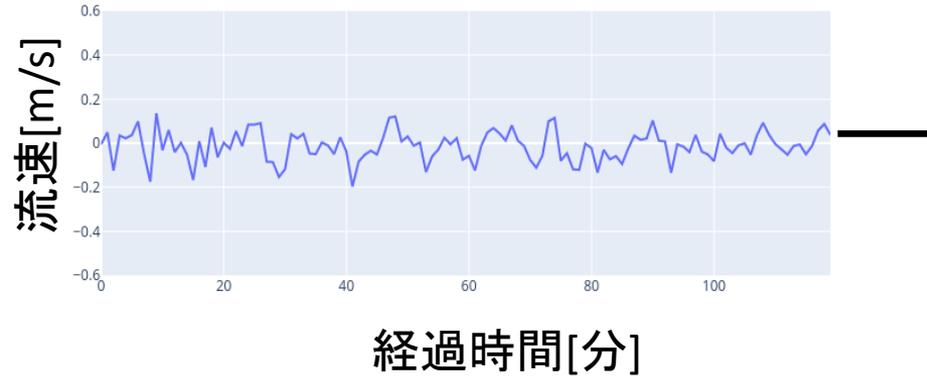


※モデルの構造や、学習の進め方を決定づけるパラメータ  
 (例) 畳み込みフィルターのサイズ・数、畳み込みの回数、学習率

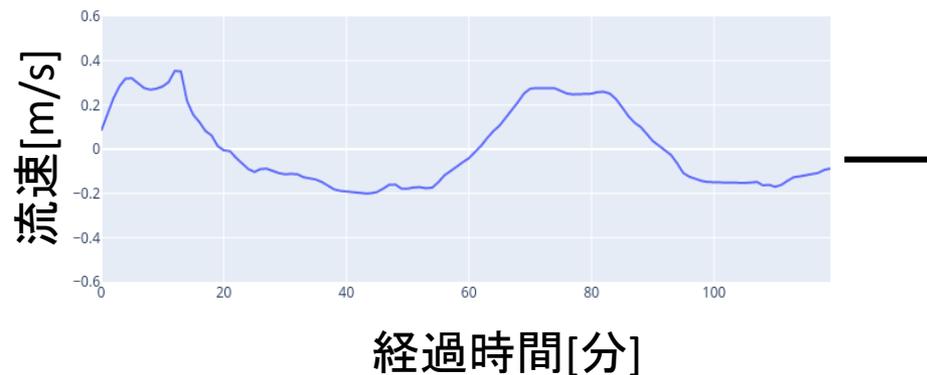
# シミュレーションと実観測

- 運用時には津波の流速値に津波以外のノイズ成分が合成されて観測  
→シミュレーションした津波の流速値に実観測を想定したノイズを合成

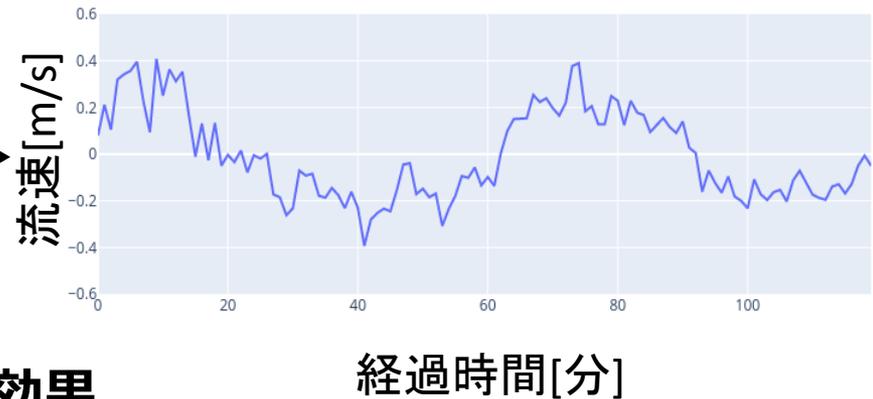
実観測を想定したノイズ



津波の流速値 (シミュレーション)



合成した流速値



## 効果

- シミュレーションと実観測の差を埋めることによる予測精度向上
- ノイズ付加によるロバスト性向上

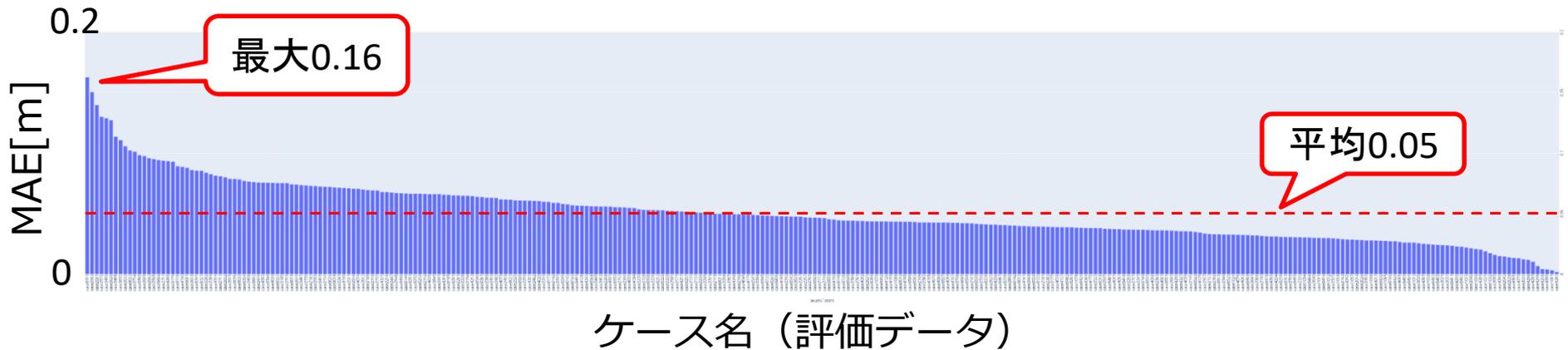
# 時系列の予測誤差

評価データの各ケースに対し、

- 予測時刻から60分先までの平均絶対誤差(MAE)を算出
- 各予測時刻に対するMAEの平均を予測誤差として算出

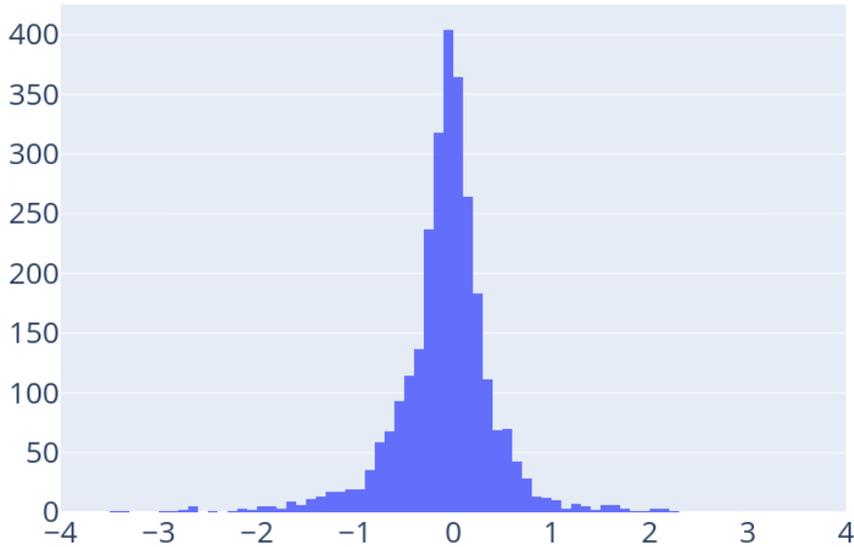
$$MAE = \frac{1}{60} \sum_{T=1}^{60} \left[ \frac{1}{60} \sum_{t=1}^{60} |y_{T,t} - \hat{y}_{T,t}| \right]$$

T : 予測時刻  
t : 予測先ステップ



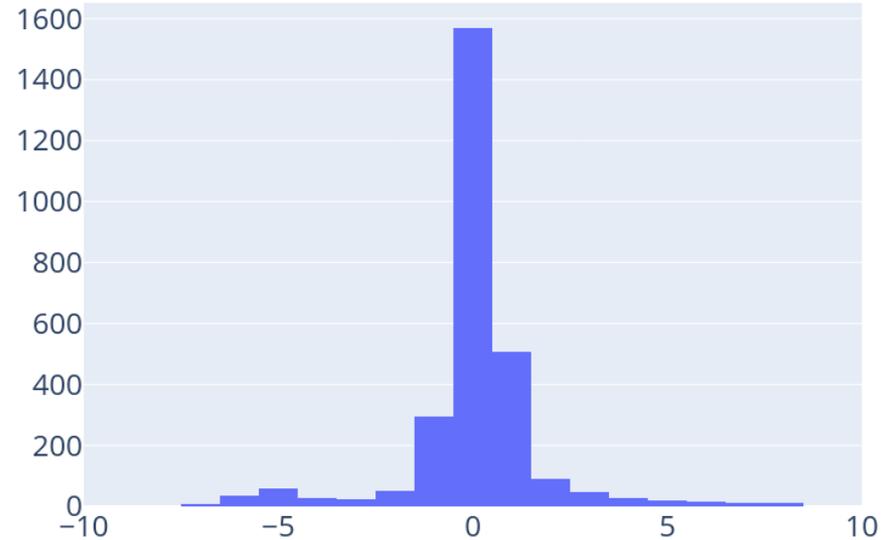
- 高い予測精度を達成 (平均MAE=0.05m, 最大MAE=0.16m)
- ただし, ランダム分割のために学習・評価で似たケースが存在し, 予測精度を過大評価している可能性あり

## 予測誤差の分布



高さの予測誤差 [m]

MAE=0.34[m]



到達時刻の予測誤差 [分]

MAE=1.07[分]

- 第一波到来の20分前までの時系列予測から第一波の高さと到達時刻の誤差を算出
- 第一波が到来しないケースは除外

## 本研究の特徴：

- ① 震源情報だけでなく海洋状態も観測して利用  
→海洋レーダーで観測した流速値を入力
- ② ピークだけでなくピーク前後の時系列も予測  
→未来の浸水深の時系列を予測

## 本研究のゴール：

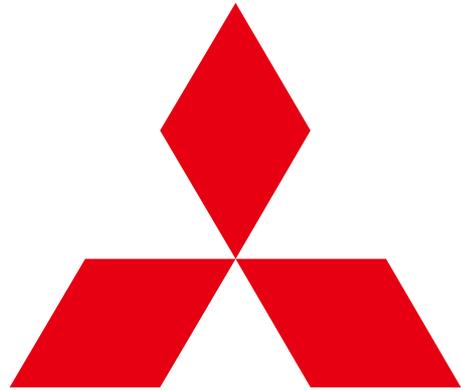
- 海洋レーダーで観測した流速値を入力として浸水深の時系列を高精度に予測

## 本研究の貢献

- 機械学習技術を用いたCNNベースの津波予測モデルを提案
  - 1523ケースの津波シミュレーションデータで学習・評価
- 60分先までの浸水深の時系列を高精度に予測
  - 平均MAE=0.05m, 最悪ケースでもMAE<0.2m

## 今後の課題

- 海洋レーダーによる実観測を用いた検証
- 複数地点の予測
- 海洋レーダー以外のセンシングの利用



**MITSUBISHI  
ELECTRIC**

*Changes for the Better*