

# Tsunami database type tsunami inundation prediction using different optimization methods

\*Masato Kamiya<sup>1</sup>, Toshitaka Baba<sup>2</sup>

1. Graduate School of Frontier Sciences, Tokushima University, 2. Graduate School of Social Science and Engineering, Tokushima University

日本では沖合を伝播する津波は海底水圧計やGPS波浪計で海岸に到達する前に観測可能である。エネルギー保存則より得られるグリーン法の法則を用いれば、沖合津波高から沿岸津波高を簡単に推定できる。さらに発展した手法として、多数の津波シミュレーション結果に基づいて回帰するモデル（以降、回帰モデル）が知られている。回帰モデルはシンプルであるが実用的で、処理速度の割に高精度な予測が可能である。しかし、回帰モデルは海岸の任意の1点のみの高さを予測するだけで、最大浸水深分布のような面的な分布を求めるに至っていない。津波災害発災後の応急対応などを考えた場合、沿岸津波高だけでなく、浸水深分布も予測できることが望ましい。既存の回帰モデルで浸水深分布を求めるには、単純には空間上のすべての点について予測を実施すればよいわけだが、予測点が膨大となるため処理時間が長くなるという問題がある。解決策として、津波による浸水深が常に類似しているエリアを予めグループ化して予測点を減らす手法を提案する。本研究では浸水深の分布を高速に予測する手法の開発を目的とする。

解析対象地域は徳島県阿南市付近とした。クラスタリング解析を行う浸水深データとして、南海トラフ沿いの地震に対する確率論的津波ハザード評価(防災科学技術研究所,2020)に掲載されている波源断層モデルから計算された津波浸水データベースを用いた。本研究の解析手順として先ず、この津波浸水データベースの3480ケースの地震シナリオからランダムに選択した14シナリオの浸水深分布に対して、非階層的手法であるk-means法を適用し、浸水深がほぼ同じ領域を判別した。k-means法では解析者がクラスタ分割数を定義する必要があり、クラスタ内の浸水深データの平均値で規格化した標準偏差が0.2未満となる事を目安としてクラスタ数を設定した。クラスタ数18とした場合とクラスタ数を27とした場合であまり違いが見られなかったため、分割数18を最終的に採用した。次に、個々のクラスタ化した領域において、津波浸水データベースの浸水深データの特徴量（平均値、標準偏差、最大値）を抽出し、抽出した特徴量を目的変数、DONET観測点の最大津波高を説明変数として、べき乗則による回帰モデル(Yoshikawa et al., 2019)を線形化及び共役勾配法により構築した。最後に構築した線形化と共役勾配法2通りの回帰モデルを使って、内閣府モデル11ケースによる津波浸水を予測し、フォワード津波計算による真値と比較した。また、浸水深の予測モデルによる違いを比較する為に、ニューラルネットワークを用いた浸水深の予測式を構築して、フォワード津波計算による真値と比較した。

解析対象地域への影響が大きい内閣府南海トラフ地震シナリオ3について、各クラスタの予測誤差は、線形化手法に対して共役勾配法を用いることで最大値については26%、平均値は20%の改善が見られた。しかし、最大値の予測結果ではフォワード計算値と予測値の差が10mに達するクラスタも見られた。対応策として、クラスタ解析に使用するシナリオセットの違いによる浸水深の分類傾向を比較する事やクラスタ分割数を現在よりも大きいクラスタ分割数を採用する事が考えられる。ニューラルネットワークによる予測では最大値の予測は比較的うまく行えたが、平均値の予測では共役勾配法による予測値及びフォワード計算値よりも大きな値となる傾向が見られ、予測精度は共役勾配法と比べて必ずしも良いものではなかった。今後の課題として、提案手法の精度評価や浸水深の予測値が大きいパターンを上手く予測できる方法の検討が挙げられる。