

## ニューラルネットワークとファジィ推論システムの碎波予測への適用

名古屋大学大学院 学生会員 藤井俊明  
 名古屋大学大学院 正会員 李 光浩  
 名古屋大学大学院 正会員 水谷法美

**1.はじめに：**碎波波高や碎波水深といった碎波指標は，海岸・港湾構造物を計画・設計する上で重要なパラメータとなる．そのため，砂浜海岸に対しては水理模型実験により碎波指標を評価する式が多数提案され，実務でも用いられている．しかし，礫浜海岸に適用可能な評価手法は提案されておらず，また，透水性の高い礫浜海岸では前面の波浪場は前浜の地下水水位の影響を受けやすいことから，地下水水位の影響を考慮した評価手法の確立が必要であるといえる．そこで，碎波が非常に非線形性の強い複雑な現象であることを考慮し，非線形近似手法であるニューラルネットワーク (Artificial Neural Network, 以下 ANN) とファジィ推論システム (Fuzzy inference System, 以下 FIS) を碎波予測に適用することとした．本研究では，まず，礫浜斜面背後の水位を強制的に上昇させることにより斜面内からの滲出流を変化させた水理模型実験を行い，碎波水深と碎波波高を測定する．そして，測定した碎波データと既往の砂浜を対象とした碎波データを入力データとして用いて碎波現象に対する ANN と FIS の適用性を検討するとともに，既往の碎波指標式との比較を行いその有用性を確認するものである．

**2.実験の概要：**長さ 30 m，幅 0.7 m，高さ 0.9 m の片面ガラス張り 2 次元造波水路内を用いて水理模型実験を行った．図-1 に示すように水路内の岸側に中央粒径  $d_{50}=5$  mm，比重 2.65 の礫を敷きならして，勾配  $S=1/7$  の移動床斜面を製作した．また，地下水水位を考慮するため，斜面背後にアクリル製水槽を設置し，ポンプによる注・排水を行なうことにより地下水水位を操作するとともに水槽内で水を循環させた．

波高  $H$  は約 3.0 ~ 8.0 cm，周期  $T$  は 1.0 ~ 2.0 s，斜面背後の水位と静水深の差  $\Delta h$  は 0.0 cm，7.5 cm，12.5 cm，17.5 cm の範囲内でそれぞれ変化させて，計 469 ケースの実験を行った．実験では全ケースについて，碎波点近傍をデジタルハイスピードカメラ (200 fps) で撮影し，碎波水深  $h_b$  と碎波波高  $H_b$  を画像解析により算出した．

その解析結果と Deo・Jagdale (2003) および Smith・Kraus (1990) より得た砂浜の実験データの概要を表-1 に示す．ANN および FIS の入力変数は，周期  $T$ ，沖波波高  $H_0$ ，底面勾配  $S$ ，礫と砂を区別する係数  $\alpha$  および水位差  $\Delta h$  である．

**3.ANN と FIS の概要及び結果：**ANN は初めて理論的に体系化され，本格的，広範に利用されるようになった非線形近似手法として高く評価されている．本研究では，入力層，中間層，出力層の 3 層で構成される階層型 ANN を用い，学習方法には誤差逆伝播法を採用した．誤差逆伝播法は，入力時に目標値を与え，予測値と目標値の誤差評価尺度が小さくなるように順次重

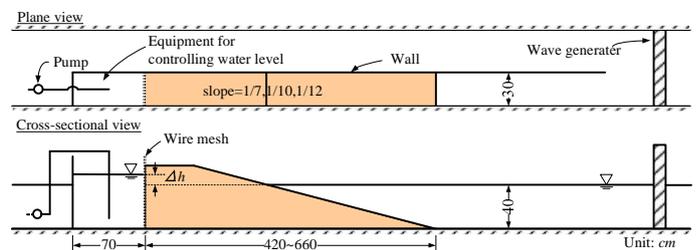


図-1 実験装置の概要

表-1 碎波データの概要

変数	礫浜海岸		砂浜海岸	
	最小値	最大値	最小値	最大値
$T$ (s)	1.0	2.0	0.7	6.0
$H_0$ (m)	0.0304	0.0876	0.0104	0.173
$S$	0.143	0.143	0.0125	0.2
$\alpha$	1.0	1.0	0.0	0.0
$\Delta h$ (m)	0.0	0.175	0.0	0.0
$H_b$ (m)	0.0252	0.114	0.0244	0.193
$h_b$ (m)	0.0364	0.116	0.0305	0.263
データ数	469		345	

みを調整していく学習法である。一方, FIS は集合におけるあいまいさを拡張し, 専門家の知識や既往のデータによって形成される IF-THEN ルール (ファジィルール) に基づいて論理的なあいまいさを処理できるようにしたシステムである。一般に, ファジィルールは IF ~ からなる前件部と, THEN ~ からなる後件部によって記述される。本研究では, 各ルールの後件部変数は前件部変数の関数として定義され, 最終的な出力値が各ルールの出力の重み付け平均によって得られる Takagi・Sugeno (1985) タイ

プのファジィモデルを用いることとした。なお, 本研究では抽出クラスタリング手法を用いてファジィルールの最適数と前件部変数であるメンバーシップ関数を決定した。ANN および FIS による予測結果と実験結果を比較したものを図-2 に示す。なお, 図中の  $R^2$  は決定係数, RMSE は 2 乗平均平方根誤差である。両手法とも  $R^2$  が 0.9 を超えており, かなり精度よく予測できていることが両図から確認できる。また, 碎波波高のほうが碎波水深に比べて RMSE が小さくなっているが, これは碎波水深が碎波波高に比べてデータが広い範囲に分布しているためである。さらに,

$R^2$  と RMSE から, ANN は FIS に比べて精度良く予測可能であると判断される。そこで, ANN による碎波波高の予測結果と合田(2007)の碎波指標式の結果を比較したものを図-3 に示す。なお, 碎波指標式は砂浜に対して提案されたものであるため, 比較は砂浜のデータのみで行っている。図-3 より, ANN の  $R^2$  が碎波指標式よりもかなり高くなっていることや RMSE が ANN の方が小さいことがわかる。また, 碎波指標式では実験値と計算値が大きく異なるデータが認められるが, ANN ではそうしたデータがほとんどないことが確認できる。以上の結果から, ANN や FIS といった手法は従来の碎波指標式を用いた場合に比べ精度良く予測可能であると判断される。

**4.おわりに:** 本研究では礫浜と砂浜を対象に ANN と FIS を碎波予測に適用した。その結果, 両手法とも精度良く予測可能であることや碎波予測では ANN が FIS に比べ有用であることが確認された。また, ANN は碎波指標式に比べかなり精度良く予測可能であることが明らかとなった。

**参考文献:** (1) Deo, M.C. and Jagdale, S.S. (2003): Prediction of breaking waves with neural networks, Ocean Engineering, Vol.30, pp.1163-1178. (2) Smith, E. R. and Kraus, N. C. (1990): Laboratory study on macro-features of wave breaking over bars and artificial reefs, Technical Report CERC-90-12, WES, U.S. Army Corps of Engineers, 232 p. (3) Takagi, T. and Sugeno, M. (1985): Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics 15, pp.116-132. (4) 合田良実 (2007): 工学的応用のための碎波統計量データの再整理, 海岸工学論文集, 第 54 巻, pp.81-85.

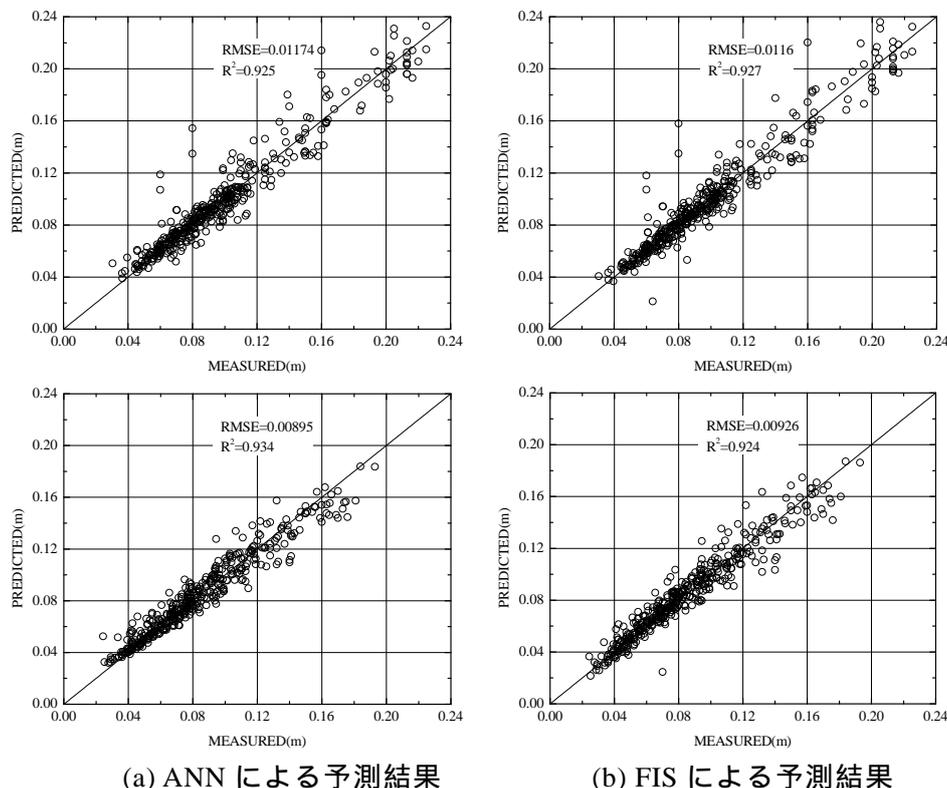


図-2 実験結果と予測結果の比較 (上: 碎波水深, 下: 碎波波高)

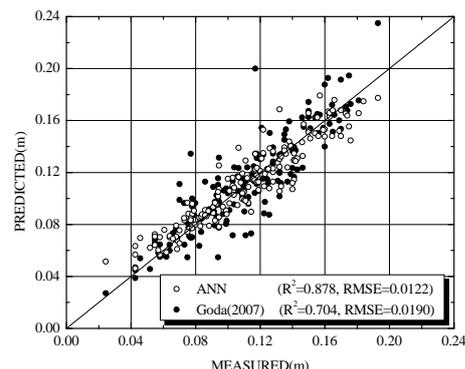


図-3 ANN と碎波指標式の比較