

ソフトコンピューティングによる 碎波波高及び碎波水深の予測に関する研究

Prediction of Breaking Wave Height and Water Depth Using Soft Computing Method

李 光浩¹・藤井俊明²・水谷法美³

Kwang-Ho LEE, Toshiaki FUJII and Norimi MIZUTANI

The purpose of this study is to investigate the application of soft computing method for predicting the breaking wave height and water depth, considering the effects of the groundwater table. An artificial neural network, fuzzy inference system and an adaptive-network based fuzzy inference system are chosen as a soft computing method. The predicted results by the soft computing method show the good agreement with the experimental results and are more accurate than those obtained by existing empirical schemes. Moreover, an adaptive-network based fuzzy inference system is a most useful tool for predicting the breaking wave height and water depth.

1. はじめに

浅水変形により波が碎ける碎波現象は構造物に巨大な力を作らせ破壊の危険にさらすだけでなく、漂砂移動による海岸侵食を誘発する要因の一つにもなるため、碎波波高や碎波水深は海岸構造物を設計する際に極めて重要なパラメータとなる。しかしながら、斜面上での碎波現象は極めて複雑であり、理論的な解明は困難である。そのため、碎波波高及び碎波水深の予測には、室内水理模型実験の結果から回帰的に整理された実験式が用いられており、特に、合田（1973, 2007）の実験式や算定図は幅広く利用されている。ところで、砂浜斜面上の碎波に関する実験データは多数の研究によって蓄積されており、データマイニング法であるニューラルネットワークやファジィ推論システムなどのソフトコンピューティングを用いることで、従来の回帰的手法に比べてよりよいシステムの構築が期待される。一方、礫浜斜面上の碎波に関する実験データは、これまでの研究でほとんど得られていない。さらに、砂浜海岸に比べて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位の影響を受けやすいことが指摘されており（Leeら, 2007）、地下水位の影響を含めた碎波現象の検討が必要であるといえる。

そこで、本研究では、礫浜斜面海岸を対象に地下水位の影響を考慮した水理模型実験を行い、碎波波高及び碎波水深の実験データを蓄積するとともに、本実験と既往の実験データを用いて、碎波波高及び碎波水深の予測に対するソフトコンピューティングの有効性を検証することを目的とする。

2. 水理模型実験の概要

(1) 実験装置

本研究では、長さ30m、幅0.7m、高さ0.9mの片面ガラス張り2次元造波水路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 $d_{50}=5\text{mm}$ 、比重2.65の礫を敷きならして、勾配1/7、1/10および1/12の移動床斜面を製作した。地下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位を操作するとともに水槽内で水を循環させた。斜面とアクリル製水槽とは底質と比べて十分に細かい目の網によって接しているため、斜面からアクリル製水槽への底質の移動はなく、また、水の移動が妨げられないように配慮している。

(2) 実験条件および実験方法

実験では静水深 h を40cmで一定とし、底面勾配 s を1/7、1/10、1/12と変化させた。それぞれの勾配について、波高 H は約3.0cmから約8.0cmの11種類、周期 T は1.0sから2.0sの11種類、斜面背後の水位と静水深の差 Δh は0.0cm、7.5cm、12.5cm、17.5cm、-12.5cmの5種類の範囲内で変化させて、計835ケースの実験を行った。全ケースについて、碎波点近傍をライトで照らしながらデジタルハイスピードカメラ（DITECT製 HAS-500）により200fpsで撮影した。そして、碎波水深 h_b 及び碎波波高 H_b を画像解析により算出した。

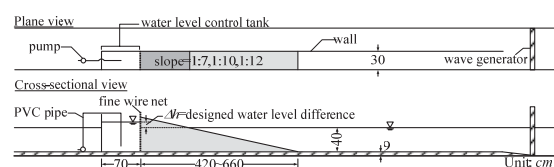


図-1 実験装置

- | | | | |
|-------|------|------------|---------|
| 1 正会員 | 博(工) | 名古屋大学大学院助教 | 工学研究科社会 |
| | | 基盤工学専攻 | |
| 2 正会員 | 修(工) | 名古屋市役所 | |
| 3 正会員 | 工博 | 名古屋大学大学院教授 | 工学研究科社会 |
| | | 基盤工学専攻 | |

3. ソフトコンピューティングの概要

本研究では、ソフトコンピューティングの代表的手法であるニューラルネットワーク (Artificial Neural Network, 以下 ANN), ファジィ推論システム (Fuzzy Inference System, 以下 FIS) およびそれらを融合させたニューロ・ファジィ推論システム (Adaptive-Neural based Fuzzy Inference System, 以下 ANFIS) を用いて予測を行った。

(1) ANNの概要

ANNとは生態の神経細胞を模擬した人工の素子を相互に接続して構成されるネットワークのことであり、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を用いた。学習方法として、階層型 ANNに対して一般的に用いられている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、式 (1) に示す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みを調整していく学習法である。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M (t_i - y_i)^2 \quad \dots\dots\dots (1)$$

$$w_{i,j}(t+1) = w_{i,j}(t) - \varepsilon \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}} \quad \dots\dots\dots (2)$$

ここに、 E ：誤差評価尺度、 M ：出力層の素子数、 t_i ：目標値、 y_i ：ANNの予測値、 ε ：学習率である。また、学習の高速化を目的として式 (3) に示す修正モーメント法を、オーバーフィッティングの防止を目的として式 (4) に示す正則化を用いた。

$$\Delta w_{i,j}(t+1) = -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}} + m(t) \Delta w_{i,j}(t) \quad \dots\dots\dots (3)$$

$$m(t+1) = m(t) + \Delta m$$

$$E_{new} = E_{old} + \frac{\lambda}{2} \sum w_{ij}^2 \quad \dots\dots\dots (4)$$

ここに、 $\Delta w_{i,j}(t)$ ： t 番目のステップにおける重み修正量、 $m(t)$ ： t 番目のステップにおけるモーメント係数、 Δm ：モーメント係数の増分、 λ ：正則化係数である。正則化を用いた場合、式 (5) に示されるように重みの更新を行う。

$$w_{ij}^{new} = w_{ij}^{old} - \varepsilon \lambda w_{ij}^{old} \quad \dots\dots\dots (5)$$

(2) FISの概要とANNとの融合

FISと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のことであり、ファジィルールによる推論には、Mamdani (1976) の方法、Wang・Mendel (1992) の方法、Takagi・Sugeno (1985) の方法など数多くの方法が提案されているが、本研究ではTakagi・Sugenoのファジィモデル (以下、TS-FIS) を用

いることとした。TS-FIS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、最終的な出力値は各ルールの出力の重み付け平均によって得られる。例えば、入力変数に x 、 y の2つを、出力変数に f を持つTS-FISのファジィルールは以下になる。

$$\text{If } x \text{ is } A_i \text{ and } y \text{ is } B_i \\ \text{then } f_i = p_i x + q_i y + r_i \quad (i=1,2) \quad \dots\dots\dots (6)$$

ここに、 p_i, q_i, r_i ： i 番目のルールにおける後件部係数、 A_i, B_i ：ファジィラベルである。TS-FISの最終的な出力値 y_f は全てのルールの出力の重み付き平均によって以下のようにになる。

$$y_f = \left(\sum_{i=1}^n w_i f_i \right) \times \left(\sum_{i=1}^n w_i \right)^{-1} \quad \dots\dots\dots (7)$$

ここに、 w_i ：適合度 (入力変数 x, y がどの程度そのルールに適合しているのかを測る) であり、以下のように定義される。

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \wedge \mu_{B_i}(y) \quad i=1,2 \quad \dots\dots\dots (8)$$

ここに、 $\mu_{A_i}(x), \mu_{B_i}(y)$ ： A_i, B_i における x, y のメンバーシップ関数である。メンバーシップ関数の形状には、三角形、台形、ベル型などがあるが、本研究では式 (9) に示すガウス分布形メンバーシップ関数を用いることとした。

$$\mu(x) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right)^2 \right\} \quad \dots\dots\dots (9)$$

ここに、 $\mu(x)$ ：メンバーシップ関数、 μ ：平均値、 σ ：標準偏差である。メンバーシップ関数は予測結果に大きく影響するパラメータであるため、最適なメンバーシップ関数を決定することはきわめて重要である。一般にはクラスタリング手法によってメンバーシップ関数を決定する方法が用いられている。また、クラスタリング手法によって大まかに設定したメンバーシップ関数をANNの勾配最急降下法により最適化する手法がANFISであり、ANNとFISを融合させたシステムであるといえる。

(3) 使用データと入出力変数の概要

砕波波高及び砕波水深の予測を行うための入力データとしては、礫浜を対象とした835ケースおよび砂浜を対象とした359ケースの計1,194ケースを用いることとした。なお、砂浜の実験データはSmith・Kraus (1990)、Deo・Jagdale (2003) およびLaraら (2006) から得た。また、ソフトコンピューティングは主に学習段階と評価段階に分けられる。学習段階では訓練データを用いてANNの訓練やメンバーシップ関数の決定を行う。評価段階では全データから訓練データを除いた評価データを用いて、未知の入力に対してもよい予測結果を示すかどうかを評価する。本研究では、訓練データと評価データをそれぞれ597ケースに分割し予測を行った。ソフトコンピューティングへの入力変数として、沖波波形勾配 H_0/L_0 、底面勾

配 s 、無次元水位差 $\Delta h/h$ および礫と砂を区別するパラメータ α を用い、碎波波高と沖波波長の比 H_b/L_0 および碎波水深と沖波波長の比 h_b/L_0 を出力した。なお、礫と砂を区別するパラメータ α については、礫浜の場合は1.0、砂浜の場合は0.0とした。

本研究では、入力変数が予測結果に及ぼす影響を検討するために、ANNに対して4つの入力変数すべてを用いる場合をcase1、沖波波形勾配を用いない場合をcase2、底面勾配を用いない場合をcase3、無次元水位差を用いない場合をcase4、礫と砂を区別するパラメータを用いない場合をcase5として予測を行った。さらに、FISによる予測(case6)とANFISによる予測(case7)を行った。case1～case7の概要を表-1に示す。

4. ソフトコンピューティングの予測結果

予測精度の評価尺度として式(10)に示すScatter Index (SI)、式(11)に示す決定係数(R^2)を用いることとした。なお、SIは式(12)に示す2乗平均平方根誤差(RMSE)を実験値の平均値で除した無次元誤差尺度、決定係数は実験値と予測値のあてはまりの良さを示す尺度である。

$$SI = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum (x_i - y_i)^2}}{\bar{x}} \quad \dots\dots\dots (10)$$

$$R^2 = \frac{\sum (x_i - \bar{y})^2 - \sum (x_i - y_i)^2}{\sum (x_i - \bar{y})^2} \quad \dots\dots\dots (11)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (x_i - y_i)^2} \quad \dots\dots\dots (12)$$

ここに、 x_i : 実験値、 y_i : 予測値、 $\bar{x}$: 実験値の平均値、 $\bar{y}$: 予測値の平均値、 n : データ数である。SIとRMSEは小さいほど、決定係数は高いほど実験値と予測値の対応が良好であることを示している。

図-2はcase1で同定した碎波波高と碎波水深の予測値(縦軸)と実験値(横軸)を比較したものである。砂浜のデータで予測値と実験値が大きく異なるデータが一部認められるものの、ほとんどのデータではばらつくことな

く予測できている。実際、決定係数は碎波波高で0.959、碎波水深で0.966となっており、かなり精度良く予測できていることが確認できる。また、礫浜の予測結果が砂浜の予測結果に比べてSIが小さいことが確認できる。これは、礫浜の実験結果が砂浜に比べて狭い範囲に分布しているためである。

つづいて、式(13)に示す合田(2007)の碎波指標式による予測結果とANNの予測結果を比較する。

$$\frac{H_b}{h_b} = \frac{A}{h_b/L_0} \left\{ 1 - \exp \left[-1.5\pi \frac{h_b}{L_0} \left(1 + 11s^{4/3} \right) \right] \right\} \quad \dots (13)$$

ここに、 A : 定数 ($=0.17$)、 L_0 : 沖波波長である。式(13)による予測結果を底面勾配ごとにプロットしたものを図-3に、case1の砂浜に対する碎波波高の予測結果を図-4に示す。ANNを用いた場合、図-3の底面勾配1/5、1/10などで認められる大きなばらつきはなく、また、決定係数は0.953と極めて良好な値を示している。このことから、ANNは既往の回帰的手法に比べて精度よく予測できる可

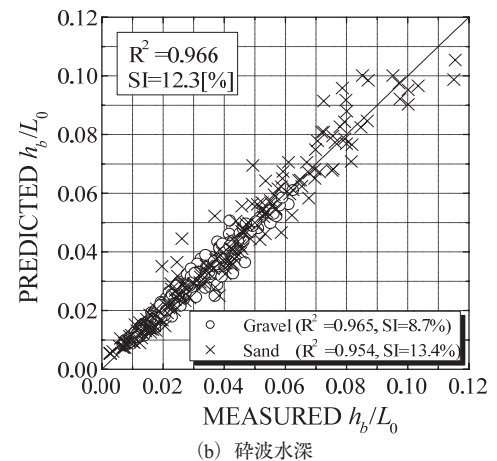
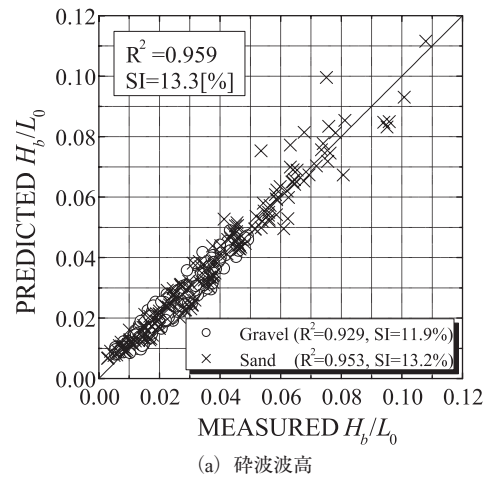


図-2 ANNを用いた予測値と実験値との比較 (case1)

表-1 予測ケースと入力変数の概要

Case No.	Model	Inputs			
		H_0/L_0	s	$\Delta h/h$	α
1	ANN	○	○	○	○
2	ANN	×	○	○	○
3	ANN	○	×	○	○
4	ANN	○	○	×	○
5	ANN	○	○	○	×
6	FIS	○	○	○	○
7	ANFIS	○	○	○	○

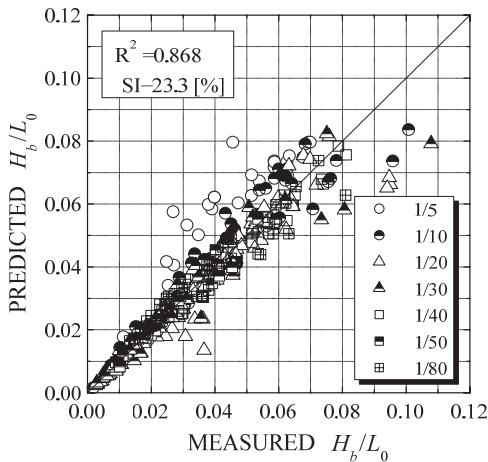


図-3 合田の碎波指標式による予測結果

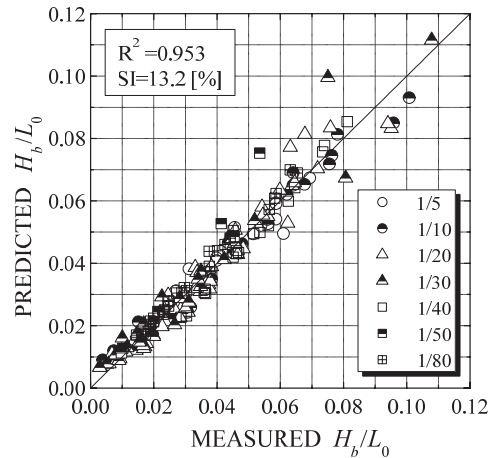


図-4 Case1の砂浜に対する予測結果

能性が高く、碎波予測に対して非常に有用なツールとなりうると判断される。

つぎに、入力変数が碎波波高及び碎波水深の予測に及ぼす影響について検討する。case1～case5の決定係数を示したものが図-5である。同図から、すべての変数を用いるcase1では他のケースに比べて決定係数が高いことが確認できる。また、沖波波形勾配を入力変数として用いないcase2の決定係数が他のケースに比べて極端に低くなっていることがわかる。一方、case3～case5については決定係数が0.9を超えており、case1よりは低いものの精度良く予測できている。このことから、沖波波形勾配は碎波波高及び碎波水深の予測に対して最低限必要な変数であると判断できる。つぎに、case3～case5について検討を行う。底面勾配を用いないcase3については、case1に比べて決定係数が低くなっており、既往の研究で指摘されているように（例えば、合田，2007）、底面勾配が碎波波高及び碎波水深の予測において重要な変数であることがわかる。無次元水位差を用いないcase4では、case1との差はほとんどみられない。また、礫浜と砂浜を区別するパラメータを用いないcase5については、決定係数はCase1よりかなり低くなっており、特に碎波波高ではその傾向が顕著である。このことから、礫浜と砂浜の碎波特性は大きく異なるということが確認できる。

ここで、FISとANFISの結果について考察を行う。図-6、7にcase6 (FIS) とcase7 (ANFIS) の予測結果と実験結果の関係を示す。まず、case6 (FIS) とcase7 (ANFIS) はともに決定係数が0.95を超えており、極めて精度よく予測できていることが確認できる。特に、ANFISはFISに比べて良好に予測できていることが確認できる。また、ANNとANFISを比較すると、碎波水深についてはANN（決定係数が0.966，SIが12.3%）がANFIS（決定係数が0.963，SIが12.7%）より実験値と予測値の対応が良いもの

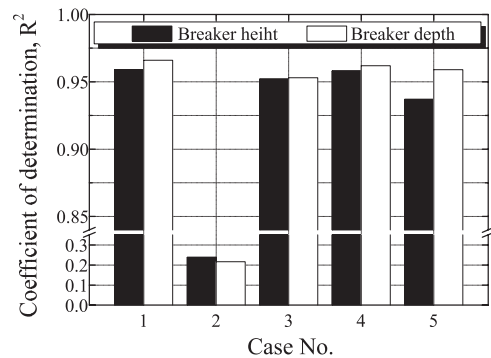


図-5 入力変数の影響度評価

の、図-2 (b) と図-7 (b) の結果にはほとんど差異は認められない。一方、碎波波高についてはANFIS（決定係数が0.963，SIが12.7%）の対応がANN（決定係数が0.959，SIが13.3%）より良く、また、図-2 (a) と図-7 (a) を比較しても、ANFISはANNに比べ実験値と予測値の一致線上にデータが集まっており、ばらつきが少ないことが確認できる。以上から、本研究で用いたデータの範囲内では、ANFISは他の手法に比べ僅かではあるが予測精度が良いと判断される。

5. おわりに

本研究では、低コストで汎用性の高い碎波波高及び碎波水深の予測手法の構築を目的として、ソフトコンピューティングを導入し、その有効性について検証した。本研究で得られた主要な結論を以下に示す。

- 1) ソフトコンピューティングを用いて碎波波高及び碎波水深の予測を行ったところ、従来の実験式による手法に比べ実験値との対応が極めて良好になった。
- 2) 沖波波形勾配は碎波波高及び碎波水深の予測に対して最低限必要な変数であり、また、底面勾配も重要な変

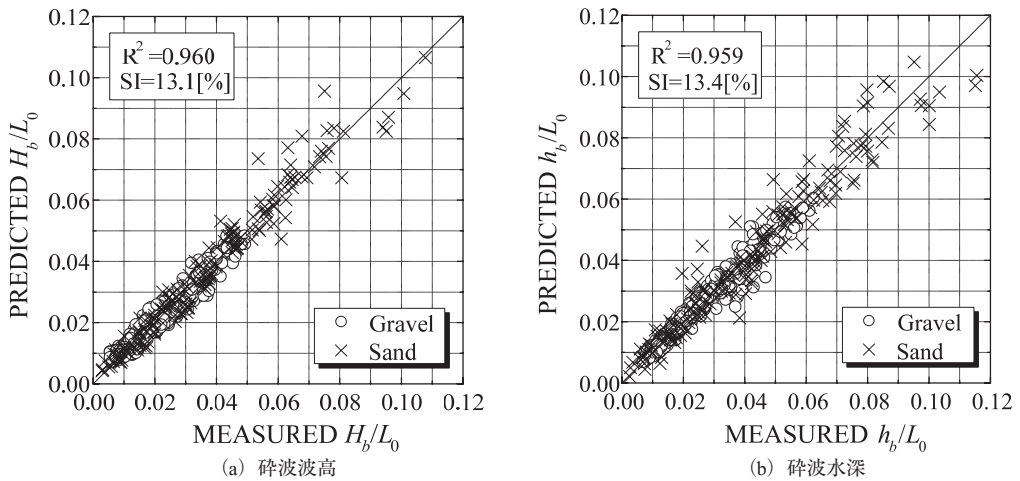


図-6 FISを用いた予測値と実験値との比較 (case6)

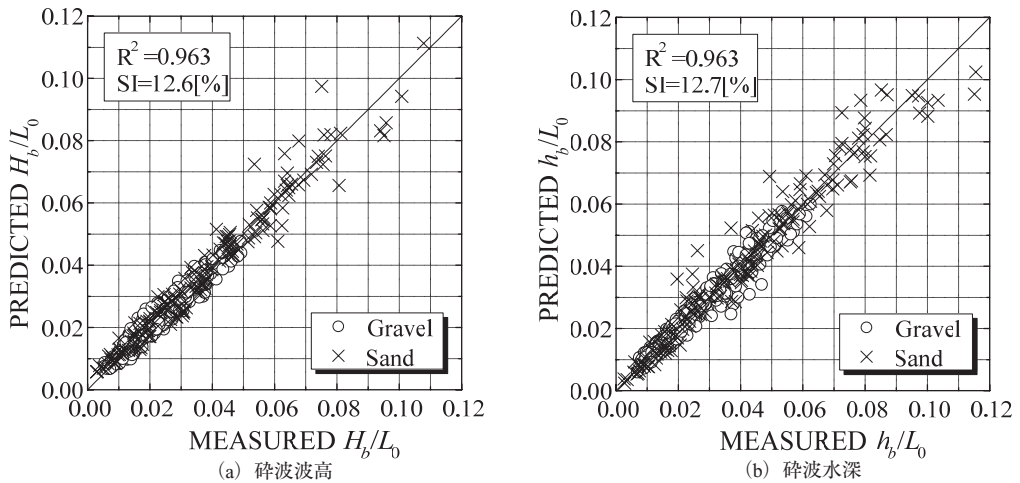


図-7 ANFISを用いた予測値と実験値との比較 (case7)

数であることを確認した。

- 3) ANN, FISおよびそれらを融合したANFISを碎波波高及び碎波水深の予測に適用したところ、本研究で用いたデータの範囲内では、ニューロ・ファジィ推論システムの結果が最も良好であった。

参 考 文 献

- 合田良実 (1973) : 防波堤の設計波圧に関する研究, 港研報告, 第12巻, 第3号, pp.31-69.
- 合田良実 (2007) : 既往資料に基づく碎波にかかわる諸統計量の再整理, ECOH/YG技術論文, No.7, 22p.
- Deo, M.C. and Jagdale, S.S. (2003): Prediction of breaking waves with neural networks, Ocean Engineering, Vol.30, pp.1163-1178.
- Lara, J. L., Losada, I. J. and Liu, P. L.-F. (2006) : Breaking waves over

- a mild gravel slope: Experimental and numerical analysis, Journal of Geophysical Research, vol.111, pp.1-26.
- Lee, K.-H., Mizutani, N., Hur, D.-S. and Kamiya, A. (2007) : The effect of groundwater on topographic changes in a gravel beach, Ocean Engineering, Vol.34, pp.605-615.
- Mamdani, E. H. (1976) : Advances in the linguistic synthesis of fuzzy controller, Int. J. Man-Machines Studies, Vol.8, No.6, pp.669-679.
- 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.
- 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.
- Wang L.-X. and Mendel J. M. (1992) : Generating fuzzy rules by learning from examples, IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Vol.22, No.6, pp.1414-1427.