

# ANN-ACCO 手法による 数値モデルの検定に関する研究

西田 渉\*・Dimitri P.SOLOMATINE\*\*・野口正人\*

## Model Calibration using ANN-ACCO Optimization Method

by

Wataru NISHIDA\*, Dimitri P. SOLOMATINE\*\* and Masato NOGUCHI\*

In order to properly simulate the natural phenomena using numerical model, model parameters have to be estimated by an appropriate manner. Here, new approach using ACCO and artificial neural network is proposed for the calibration of numerical simulation model. ANN works as an error estimator in this proposed model. From the comparison of results with ACCO, although the number of function evaluation time is larger than that of ACCO, it is shown that the optimization by ANN-ACCO is reasonably carried out with better accuracy and stability. Model calibration was also successfully established by ANN-ACCO, then the some degree of its applicability to model calibrations were shown.

*Key words* : global optimization, adaptive cluster covering method, artificial neural network, model calibration

### 1. はじめに

実水域の流れや水質の変化を評価する手法として数値モデルは有用であるが、その信頼性を高めるには、モデルパラメータを適切に評価しておく必要がある。著者らは、大域的最適化手法の一つである Adaptive Cluster Covering Method (ACCO 手法)や遺伝的アルゴリズム(GA)によるパラメータ値の評価・推定を行ってきた<sup>1-4)</sup>。これまでの結果から、いずれもパラメータの推定にある程度の有用性が示されているものと考えている。ただし、計算誤差の評価回数に関しては、両手法に多寡があり、ACCO 手法による方が有利であることを明らかにした。

ここで取り上げる数値モデルのように一回の計算に長時間を要するモデルを制御対象とする際には、ACCO 手法といえども最終的な解を得るまでに、相応の検定時間を要することが予想される。近年、大域的探索手

法を用いたモデル検定では、GAの最適解の探索を支援するものとして、ニューラルネットワーク(ANN)の導入が試みられ、計算誤差の評価回数の低減と予測精度の改善に対する有用性が報告されている<sup>5,6)</sup>。こうした探索手続きの高度化によるこれらの効果は、離散データに基づく探索方法をとる ACCO 手法においても同様の効果が期待できる。そこで本研究では、ACCO 手法に ANN を導入した手法を新たに提案するとともに、この手法の数値モデルの検定への応用性を検討することとした。

### 2. ACCO 手法への ANN の導入

ここでは、先に ACCO 手法の基本的な大域的探索の概要について記し、続いて、ANN の導入方法とその構成について述べることにする。

#### 2.1 ACCO 手法

平成 19 年 6 月 22 日受理

\* 社会開発工学科 (Department of Civil Engineering)

\*\* UNESCO-IHE for Water Education (Department of Hydroinformatics and Knowledge Management)

この手法による解の探索手続きは、基本的に、

1. 初期に与えられる実行可能領域から試行点の抽出と目的関数の評価
2. 詳細探索のためのクラスターの形成
3. 最良の評価結果が得られたクラスター付近における実行可能領域の再設定

の処理によって進められ、これら1から3の手続きが、収束判定の条件または計算停止の条件を満たすまで繰り返し実行される。なお、探索点は、実行可能領域からランダムに抽出されており、また、クラスターの形成については、局所解への収束を回避するために、複数個が形成されることになる。モデルの適合性は、計算結果とモデル検定の参照値である実測結果とから算出したエラーの二乗値の総和(SE)として評価される。

最適解の探索については、これまで検定計算の終了条件を満たすまで ACCO 手法のみを適用していたが、ここでは、最終的な解の探索に Local Search が適用された。すなわち、最適化計算の進行に伴って、実行可能領域(決定変数の探索範囲)が所定の大きさまで絞り込まれた時に、探索手法を ACCO 手法から最急降下法へと移行させ、これによって算定された結果を最終的な最適解とされた。

## 2.2 ANN の基本構成と ACCO 手法への導入

本研究において、ANN は最適化の目的関数である SE の分布状況の評価するために用いられており、学習済みの ANN から求められる極小値に関する結果が実行可能領域の絞り込みに反映されることになる。

ANN に関連した処理はクラスターの形成直前に実行される。まず、ACCO 手法によって抽出された決定変数の値と数値モデルの予測誤差に関するデータが準備される。これらの離散データに基づいて決定変数と予測誤差の関係を ANN に学習させることで、実行可能領域における SE の空間分布が評価される。ここで、最適化計算に導入された ANN は Feed Forward 型の三層型である。入力層の処理ノードには、数値モデルに与えられたパラメータセットが入力され、出力結果として目的関数である SE の評価結果が出力される。ANN の学習回数は、一律に一万回としている。

つぎに、最適化計算の処理で定義されている実行可能領域を対象範囲として、目的関数の極小値を与える決定変数の探索が行なわれる。この処理については、先に学習計算された ANN に最急降下法を適用することで求めることとした。なお、クラスター周辺の極小値の評価については、簡便ではあるが、各決定変数の探索対象区間を 3 区間に分割し、局所探索によって解が

Table.1 関数の極小値探索の結果

	関数名	算出誤差		関数の評価回数
		平均	最小	
ANN-ACCO	Rosenbrok	0.0765	0.0003	402
ACCO		0.1045	0.0015	350
ANN-ACCO	Hosaki	0.0149	0.0042	405
ACCO		0.0550	0.0042	279

算定された。こうした処理で得られた各々の結果は、その算定地点からの距離が最も短い Seed Point を持つクラスターの領域の設定に反映されることになる。

## 2.3 関数の極小値探索

ACCO 手法に ANN を導入した効果について、二種類の関数の極小値探索問題を取り上げ、若干の検証を行なっておく。これ以降、ANN を実装した ACCO 手法を ANN-ACCO 手法と記す。今回計算対象とした関数は、Rosenbrok 関数と Hosaki 関数である。

ここで、初期試行点の異なる 20 ケースの計算から得られた結果を示すと Table.1 のとおりである。なお、この表には、比較のために ANN を実装していない ACCO 手法による結果も併記されている。また、いずれの手法による計算も最急降下法による最終探索はなされていない。これらの結果から、何れの関数に対しても ACCO 手法のみでも良好な探索がなされることが分かる。ただし、実行可能領域からの抽出点数が 15 と比較的少なく設定されていることから、初期試行点のとられ方によっては早期に解が収束することもあり、その結果として平均値が幾分大きい。ANN-ACCO 手法においては、こうした問題は生じておらず、比較的安定して解の探索が進められている。また、最小値は ACCO 手法と同等以上の結果となっており、ANN の導入効果であるといえる。一方で、ANN-ACCO では関数の評価回数が増加している。これは、最適解の見逃しを防ぐことを目的として、ANN の評価結果を実行可能領域の拡大にのみ反映させたことが主な原因と考えられ、ANN の評価結果の活用方法を再考するなど、評価回数の軽減対策が今後の課題である。

## 3. 数値モデルの概要と検定計算条件

検定対象として取り上げた数値モデルは、これまで著者らが開発してきた三次元レベルモデルである<sup>1,7)</sup>。ここで、流れの基礎方程式は、以下の連続方程式と運動方程式である。また、流体の密度を塩化物イオン濃

度の関数としたことから，この収支を評価する移流拡散方程式も基礎式に含められた．

$$\frac{\partial uh}{\partial x} + \frac{\partial vh}{\partial y} + w_{l-1} - w_l = 0 \quad (3)$$

$$\frac{\partial uh}{\partial x} + \frac{\partial(u \cdot uh)}{\partial x} + \frac{\partial(u \cdot vh)}{\partial y} + uw|_{l-1} - uw|_l = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial P}{\partial x} + \frac{\partial}{\partial x} \left( \varepsilon_x h \frac{\partial u}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left( \varepsilon_y h \frac{\partial u}{\partial y} \right) + \varepsilon_z \frac{\partial u}{\partial z}|_{l-1} - \varepsilon_z \frac{\partial u}{\partial z}|_l \quad (4)$$

$$\frac{\partial vh}{\partial x} + \frac{\partial(v \cdot uh)}{\partial x} + \frac{\partial(v \cdot vh)}{\partial y} + vw|_{l-1} - vw|_l = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial P}{\partial y} + \frac{\partial}{\partial x} \left( \varepsilon_x h \frac{\partial v}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left( \varepsilon_y h \frac{\partial v}{\partial y} \right) + \varepsilon_z \frac{\partial v}{\partial z}|_{l-1} - \varepsilon_z \frac{\partial v}{\partial z}|_l \quad (5)$$

ここに， $u, v, w$  :  $x, y, z$  軸方向の流速， $h$  : 層厚， $\rho$  : 流体の密度， $P$  : 流体の圧力， $\varepsilon_x, \varepsilon_y, \varepsilon_z$  :  $x, y, z$  軸方向の渦動粘性係数，である．水平方向の渦動粘性係数，乱流拡散係数については，それぞれ，Prandtl の混合距離モデル，Richardson の 4/3 乗則によって評価されるものとした．各係数の鉛直( $z$  軸)方向成分は，Munk and Anderson 型のモデルで評価され，Richardson 数の関数とされている<sup>9)</sup>．水底面での摩擦応力には Manning 則が適用された．各基礎方程式は陽形式の有限差分法によって離散化され，空間差分には Doner Cell 法が，時間軸の差分には Leap-Frog 法が適用されている．

この数値モデルの計算対象領域として，諫早湾調整池が取り上げられた．諫早湾調整池については，Fig.1 に描かれているように，平成 14 年 6 月になされた事業計画の変更によって，干拓面積は縮小されて約 816ha(小江干拓地:110ha，中央干拓地:706ha)となり，調整池の面積は約 2,600ha に拡大している<sup>9)</sup>．なお，潮受堤の建設以降，調整池の水位は基本的に T.P. -1.0m で管理されており，これに伴い，小江干拓地周辺などの沿岸部には自然干陸部がみられる．数値モデルの適用にあたり，この領域は，水平方向に  $dx=dy=200m$  の差分格子に分割された．鉛直方向については，基準面を T.P. -1.5m にとり，それ以浅を表層とした上で，以深は，一様の層厚( $dz=20.0m$ )に分割された．その結果として，最大水深の層数は 11 層となっている．中央干拓地前面に存在する潜堤状のマウンドについては，不透水性の Thin dam として表現された．時間差分間隔は，計算の安定性を考慮して  $dt=4.0sec$  とされた．境界条件として，本明川をはじめとした 10 本の河川が考慮され，それらの河口に相当する格子に横流入成分として与えられた．また，潮受堤に建設された北部・南部排水門からの流出量に関しては，後述されるように，報告書に基づいた実績流量が時系列データとして与えられている．

つぎに，数値モデルの検定条件を述べる．検定対象となる項目は塩化物イオンの空間分布であり，平成 14 年に実施された短期開門調査のモニタリング結果<sup>9)</sup>の再現性を検討することにした．ここで，短期開門調査については，平成 14 年 4 月 24 日から同年 5 月 20 日までの期間に海水の導入および貯留水の排水がなされ，データの収集が行なわれている．今回は，この内の開門調査開始からの 6 日間を計算対象とし，4 月 29 日のモニタリング結果がモデル検定用の値とされた．この期間に限ったのは，一回のシミュレーションに要する計算時間を考慮したことも理由の一つである．また，この期日以降には調整池周辺で降雨が観測されているが，各流入河川の流量に関する時系列データが十分には準備されず，この境界条件の設定に関する不確実性が計算結果に与える影響を可能な限り排除したことも別の理由としてあげられる．

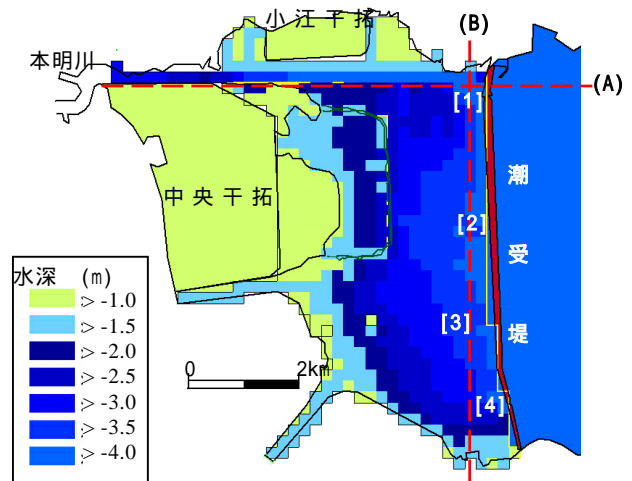


Fig.1 諫早湾調整池の概要図

(図中の[1]～[4]は，検定用データの採取位置を表す)

Table.2 モデルパラメータの初期設定値

	下限値( $x_i^{min}$ )	上限値( $x_i^{max}$ )
$l_h$	4.5	130
$l_v$	0.006	0.17
$n$	0.01	0.04

Table.3 ACCO 手法の探索条件

試行点数	36
形成クラスター数	3
最大計算回数	15
検定用データ	・諫早湾調整池の4地点で観測された塩化物イオンの鉛直分布 ・データ数:12

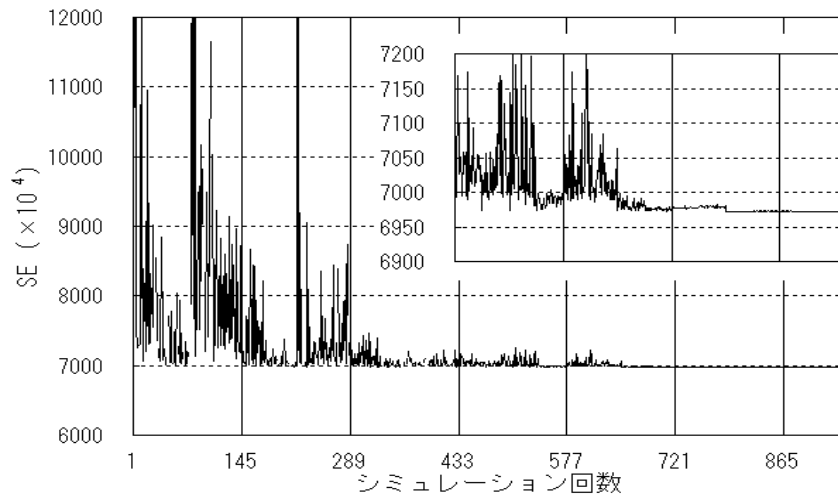


Fig.2 検定計算の進行と評価誤差(SE)の変化

計算対象となるモデルパラメータは、水平方向並びに鉛直方向の混合距離モデルの混合長に相当する係数 ( $l_h, l_v$ ) と Manning の粗度係数 ( $n$ ) の三種類である。粗度係数に関しては、計算領域に対して一様に分布するものとされた。これらモデルパラメータの初期上・下限値は、Table.2 に記されるとおりである。ここで、ANN-ACCO手法の探索条件としてTable.3に示す条件が与えられた。探索手法の最急降下法への移行については、実行可能領域が検定計算の初期に与えられた領域の5%以下に絞り込まれた時になされるものとされた。

4. 計算結果とその考察

ここで、先に検定計算の進行に伴うSEの変化を示すと、Fig.2 のとおりである。最終的な解を得るまでに実行されたシミュレーションの回数は、Local Searchを含めて946回であった。この結果から、各パラメータ値が実行可能領域からランダムに抽出されていることもあり、計算開始からしばらくの間、SEの値は大きな幅で分布しているが、最適化計算の進行に応じた領域の絞込みがなされることで、ある一定値に収束することがわかる。今回の検定において、最大勾配法による探索は、ANN-ACCO手法によって5回のクラスター形成がなされた後に実行されており、僅かではあるものの、SEの評価結果が改善されていることも示されている。

つぎに、検定後のモデルパラメータ値を用いてシミュレーションされた水位の時間変化を示すと、Fig.3 のとおりである。なお、計算結果はFig.1に示された[1]から[4]の地点における水位の平均値である。これらの図から、観測結果と計算結果の間に若干の差はあるものの、排水門操作に応じた調整池内の水位の変化は良好に算定されており、パラメータ値と共に短期間

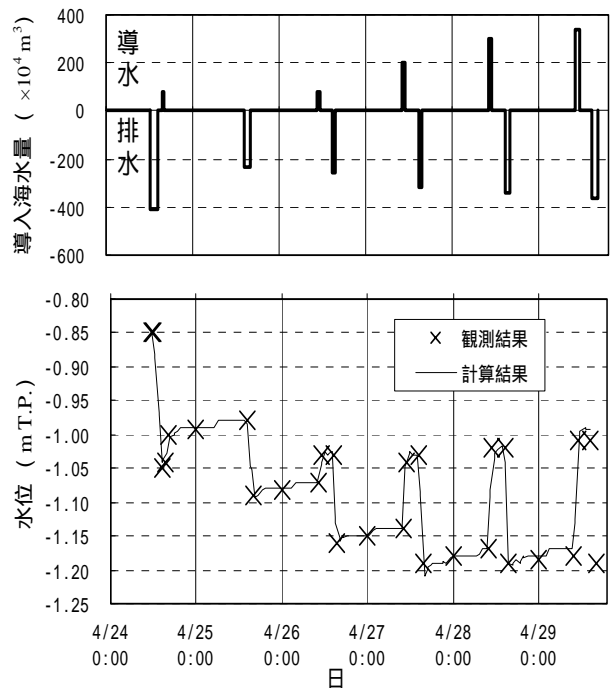


Fig.3 調整池の水位の時間変化

門調査期間中の導入・排出流量に関わる境界条件が適切に評価されているものと判断される。なお、水位の時間変化については、排水門操作後の数分間、±2,3cm程度で水面が振動することが計算結果に示されており、その程度は閉門後において顕著となるようである。

計算から求められた流速ベクトルと塩化物イオンの空間分布を示すと、Fig.4 のとおりである。これらの結果は4月29日の13時に相当する結果であり Fig.1 に破線で記された断面Aと断面Bにおける鉛直分布である。調整池の塩化物イオンの濃度は、図に示された時刻までに合計5回の海水の導入が行なわれたこともあり、ほとんどの地点でmg/l以上となっている。塩化物イオンの空間分布は、排水門操作によって発生し

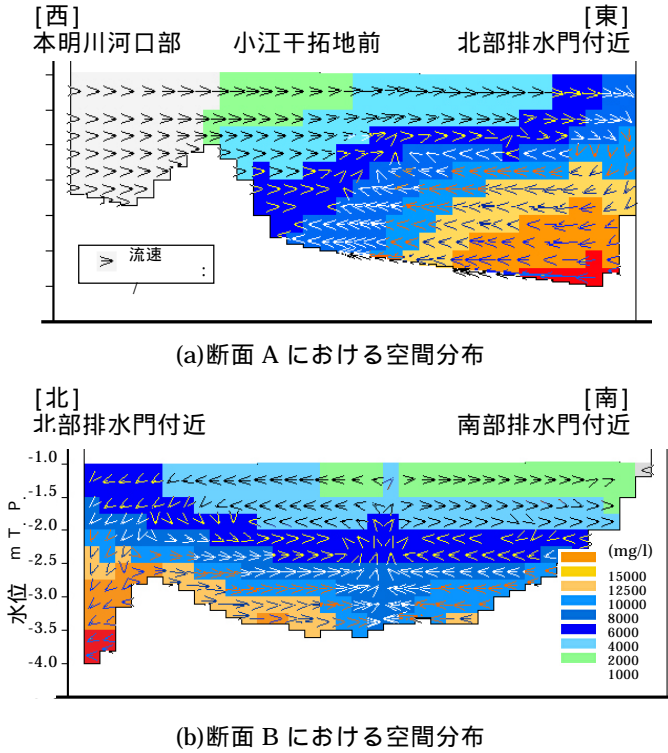


Fig.4 流速ベクトルと塩化物イオンの空間分布  
た流れに応じて大きく変化し、海水の導入時には排水  
門の開閉部(水門下端から高さ 1m までが開閉するもの  
とされた)から流入した海水のために、底層付近での濃

度が高い。また、断面 B では、計算結果に示されてい  
るように、北部排水門と南部排水門からの海水の流入  
によって生じた流れが会う中央部付近において、底  
層の水塊が上層へ鉛直される様子も示されている。

検定位置における塩化物イオン濃度の鉛直分布につ  
いて、計算結果と観測結果を示すと Fig.5 のとおりで  
ある。なお、四つの図には検定対象とした層の値のみ  
が示されている。これらの結果から、誤差の評価関数  
SE に空間的な変化率に関する重み  $w_m$  が導入されたこ  
ともあり、計算結果においても濃度が上層で低く、底  
層で高くなる定性的な傾向は再現されているようであ  
る。一方で、個々の濃度を観測結果と比較すると、水  
深 1m までの濃度については、1,000~2,000mg/l 程度  
高め、水底付近では低めに評価された。この差異に  
関しては、塩化物イオンのモデル化においては、水底  
からの溶出、海水の潮受堤からの浸透といった現象が  
考慮されていなかったことが原因として考えられる。  
また、水温の観測結果には、表層で約 20℃、底層で約  
16℃ となることが示されており、実際には、こうした  
水温の鉛直分布が調整池内の物質の流動に少なからず  
影響を与えていたことも予想される。計算結果の向上  
にあたっては、今後、水温の変化を考慮したモデルの  
構築が必要であると考えられる。

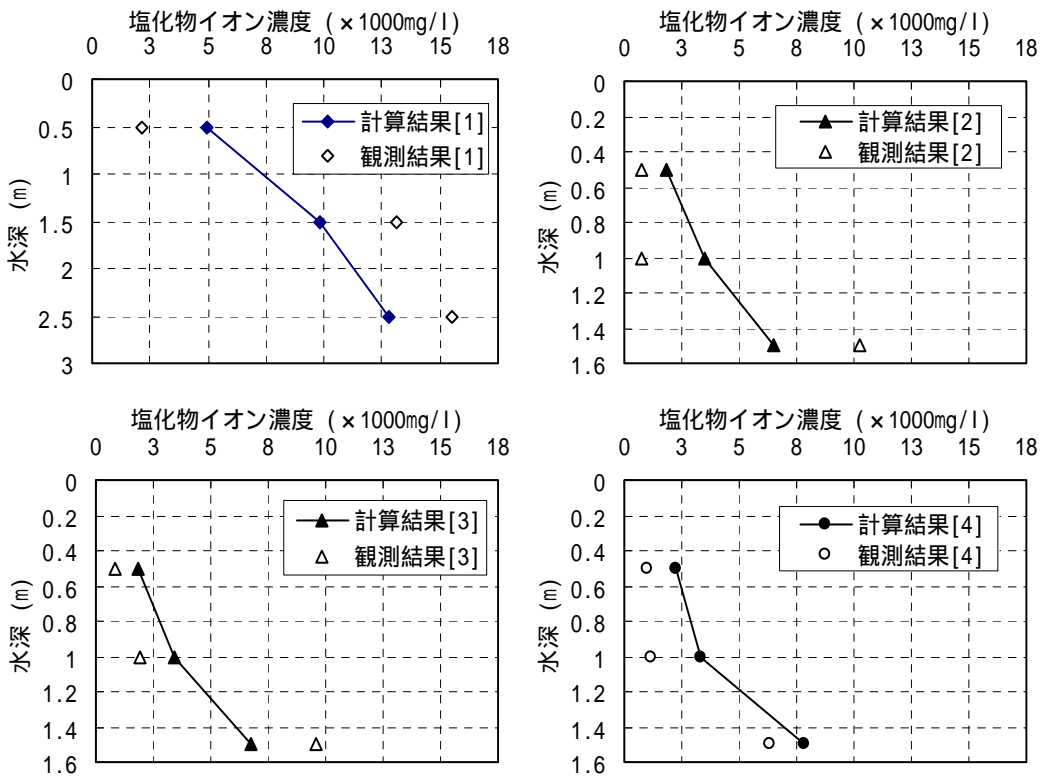


Fig.5 塩化物イオンの鉛直分布の比較

## 5. おわりに

本研究では、大域的最適化手法による数値モデルの検定として ACCO 手法を取り上げ、その最適解の探索手続きに ANN を併用することで推定結果の向上を図った。また、ここで提案された手法には、最終的な探索に最大勾配法も新たに導入された。

まず、ANN の導入による効果を検証するために、二種類の関数に対する極小値探索問題に ANN-ACCO 手法を適用した。提案手法から得られた結果と ACCO 手法のみの結果との比較から、算出された解の精度が改善されること、また、探索の安定性が向上することが示されたものと考えている。一方で、関数の評価回数は増加しており、ANN による目的関数の推定結果を解の探索に反映させる方法について、引き続き検討する必要性がある。

つぎに、数値モデルの検定例として、諫早湾調整池を対象とした塩化物イオンの変化予測モデルを取り上げた。この計算結果から、ANN-ACCO 手法によってモデルの自動検定が適切に進められることが示された。ただ、今回の ANN の最適化手法への導入においては、実際に算出された結果を参照しながら ANN の設定条件が与えられたが、目的関数の学習と極値の探索に相応の計算時間を要しており、今後、適用事例を増やしながらか適切な設定方法を検討する必要があるものと考えている。検定対象とした数値モデルに関して述べておくと、調整池内の流動機構は、栄養塩類等、水質の時空間変化の予測や、本年に発生した予期しない海水流入の影響<sup>11)</sup>の評価のためにも精度良く把握されておかなければならない。今後、前章で記した課題に取り組むことで予測精度の向上に努めていきたいと考えている。

謝辞：本研究を遂行するにあたり、諫早湾締切干拓地域で実施されているモニタリング結果を参照させて戴いた九州農政局の関係各位に記して深謝申し上げます。また、富永昌伸氏を初めとする本学河川工学研究室諸氏には、データの整理等を手伝って戴いた。ここに謝意を表します。

## 参考文献

- 1) Nishida, W., Solomatine, D.P. and Noguchi, M.: Numerical Simulation of Tidal Current of Shimabara Bay using Forecasted Weather Data, Proc. of 7th Int'l Conf. on Hydroinformatics HIC2006, Vol.3, pp.1755-1762, 2006.
- 2) 西田 涉, 松下 紘資, 野口 正人, D. P. SOLOMATINE :

遺伝的アルゴリズムによる水質モデルの検定とその適用性に関する研究, 水工学論文集, 第48巻(2), pp.1321-1327, 2004.

- 3) 西田 涉, 野口 正人, D.P.Solomatine : 大域的最適化手法を用いた水質モデルの自動検定に関する研究, 水工学論文集, 第47巻, pp.1267-1272, 2003.
- 4) Noguchi, M., Solomatine, D.P. and Nishida, W.: Calibration of Water Quality Model by Global Optimization Techniques, Proc. 5th Int'l Conf. on Hydroinformatics, Vol.1, Alden Press, pp.464-469, 2002.
- 5) Maskey, S., Dibike, Y.B., Jonoski, A. and Solomatine, D.P.: Groundwater Model Approximation with Artificial Neural Network for Selecting Optimal Pumping Strategy for Plume Removal, In: AI methods in Civil Engineering Applications, pp. 67-80, 2000.
- 6) Khu, S.T., Liu, Y., Savic, D. and Madsen, H.: A Fast Calibration Technique using a Hybrid Genetic Algorithm -Neural Network Approach : Application to Rainfall - Runoff Models - , Proc. 6th Int'l Conf. on Hydroinformatics, Vol.1, pp.945-952, 2004.
- 7) 西田 涉, 野口 正人, 松下 紘資, 永田 久夫 : 諫早湾湾口部における物質の流動予測に関する研究, 長崎大学工学部研究報告, 第33巻, 第61号, pp.123-128, 2003.
- 8) 平野敏行監修: 沿岸の環境圏, フジテクノシステム, pp.674-680, 1998.
- 9) 九州農政局諫早湾干拓事務所: 諫早湾からの新たな一歩, パンフレット, p.19, 2005.
- 10) 九州農政局: ホームページ資料, URL <http://www.maff-kyushu-nn.go.jp/>, 2006.
- 11) 朝日新聞, 2006年6月26日夕刊.