

Adaptive Cluster Covering Method を用いた 水質モデルの検定に関する研究

西田 渉*・野口 正人*
Dimitri P. Solomatine**・土富 玲***

Automatic Calibration of Water Quality Simulation Model Using Adaptive Cluster Covering Method

by

Wataru NISHIDA*, Masato NOGUCHI*

Dimitri P. SOLOMATINE** and Akira TSUCHITOMI***

Model calibration is important procedures for confirming accuracy of predicted results and validity of modeling. In this study, adaptive cluster covering method (ACCO method) was used for the automatic calibration of water quality simulation model, and applicability of this method was discussed. Although the test of model calibration was executed for limited datasets, calibration was processed well by this method. The calibrated model simulates the tendency of water quality changes. Accordingly, it can be noted that this optimization method is applicable to automatic calibration of simulation model.

1. はじめに

数値シミュレーションモデルは、実水域での量的、質的な変化を評価・予測する際に広く利用されており、水環境に関連した研究や実務上の問題解決等に有用なツールの一つになっている。その一方で、信頼性の高い予測・評価結果を得るには、流れ場や物質循環の素過程が妥当な形でモデル化されておく必要がある。それと併せて、実際に観測された現象を再現するようモデルパラメータが同定されねばならない。

ここで、パラメータの同定について言えば、その手続きは手動でなされることが多く、計算結果と実測結果との差（エラー）を要求される計算精度の範囲に収めるまでに、相当数の試行計算が必要とされる。また、推定されたパラメータの値については、感度解析を行うことで計算結果に与える影響が調査されるが、場合によっては、エラーは多峰性の分布を示すことがあり、

エラーを最小にする値を推定することは容易なことではない。

ところで、モデルパラメータを同定する手続きは、ある制約条件の下で観測結果と計算結果との差を最小化させることに相当し、最適化問題の一つと見なすことができる。そこで本研究では、大域的最適化手法である Adaptive Cluster Covering Method を用いた水質モデルのパラメータの同定が試みられると共に、この手法のシミュレーションモデルの自動検定への適用性が検討された。

2. 浮遊懸濁物質モデルの概要

本章では、先に水質シミュレーションモデルの概要を述べておく。検定の対象として取り上げられたモデルは、浮遊懸濁物質(SS)の変化に関するものであり、著者らがこれまでに諫早湾調整池での水質の変化機構

平成14年4月18日受理

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

**International institute for Infrastructural, Hydraulic and Environmental engineering, IHE Delft

***大鉄工業(株) (Daitetsu Kogyo co.LTD)

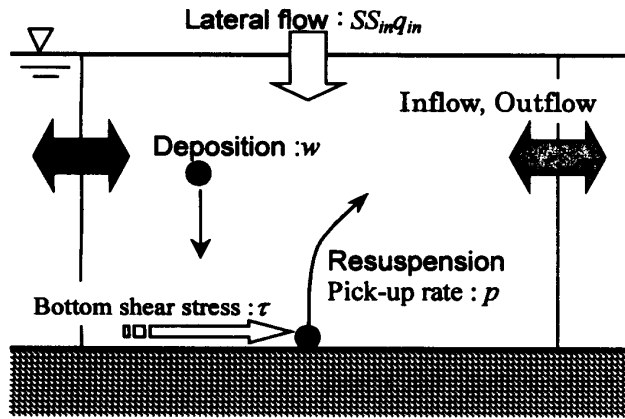


Fig. 1 Definition sketch of sediment transport.

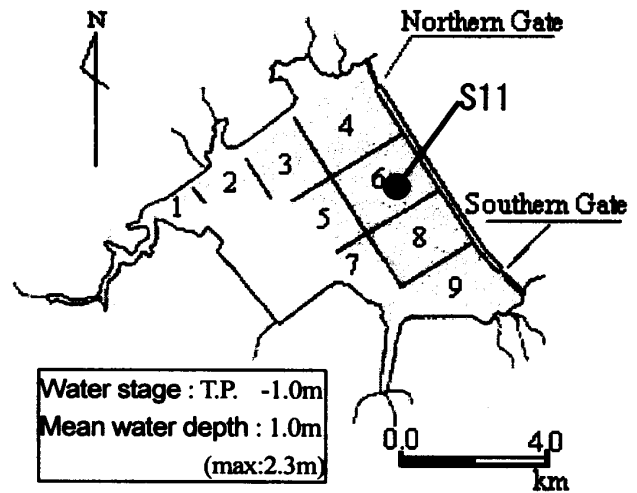


Fig. 2 Schematic view of Isahaya Regulation Pond.

を解析するために開発してきた水質シミュレーションモデルのサブコンポーネントの一つである^(1), 2)。

ここでは、水域内部のSSの変化は、模式図 (Fig.1) に示されるように取り扱われており、それに従ってSSの収支が式(1)のとおりに定式化されている。すなわち、水中のSSの濃度は、移流と拡散の効果や、河川からの供給をはじめとして、水底からの土粒子の再懸濁、そして、懸濁粒子の沈降の効果によって変化するものとされている。

SSの収支式

$$\frac{\partial(SS \cdot Vol)}{\partial t} = (SS \cdot Q)_{in} - (SS \cdot Q)_{out} + p \cdot A_b \cdot w \cdot SS + SS_{in} \cdot q_{in} \quad (1)$$

ここで、SS: SSの濃度(mg/l), Vol: 水の体積(m³), Q_{in}, Q_{out}: ボックス間の流入・流出水量(m³/s), SS_{in}: 流入河川水のSSの濃度(mg/l), q_{in}: 流入河川の流量(m³/s), である。さらに、水底からの土粒子の再懸濁量:pは、Pick-up rateの評価式に類似した形で評価され、また、土粒子の沈降速度:wは、流速が増加するに従って減少するものとされた。

再懸濁

$$\begin{aligned} \tau < \tau^* \text{ の時, } p &= 0.0 \\ \tau > \tau^* \text{ の時, } \\ p &= \sigma \cdot v_s / a_s \cdot \lambda_0 \cdot \tau^* \cdot (1.0 - 0.5 \cdot \tau^* / \tau)^{2.0} \end{aligned} \quad (2)$$

沈 降

$$w = w_0 \cdot \exp\{-\alpha (u/u_c)^2\} \quad (3)$$

ここに、σ: 土粒子の密度(t/m³), v_s: 土粒子の体積(m³), a_s: 土粒子の投影面積(m²), λ₀: 再懸濁に関する係数, τ*: 無次元掃流力, τ_c: 水底の土粒子の移動限界時の無次元掃流力, w₀: 静水中の土粒子の沈降速度(ml/sec), α: 沈降に関する係数, u: 水の平均流速(ml/sec), である。

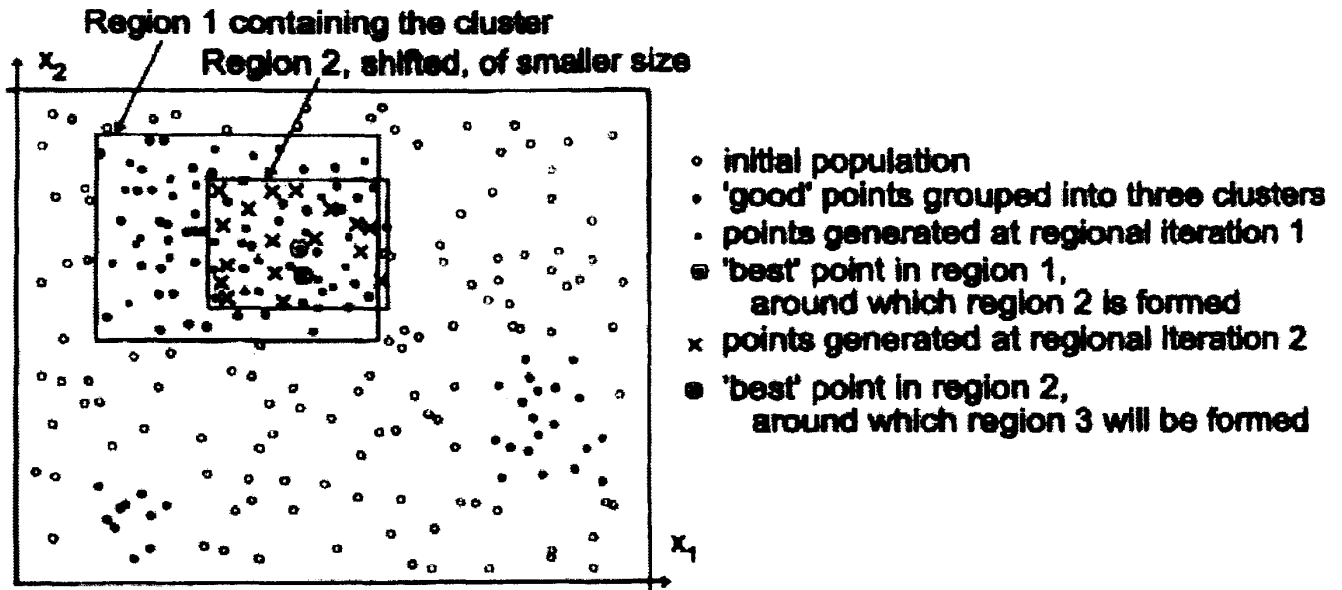
このSSのモデルに含まれるパラメータは、既に式(2),

式(3)中に記されているように、再懸濁に関する係数、無次元限界掃流力、沈降速度、沈降に関する係数の4つである。

SSの変化の計算は、Fig. 2 示される諫早湾調整池に対して行われた。水質の計算手法としては、ボックスモデルが採用されており、調整池は、平均水深が比較的浅いことを考慮して、鉛直方向に単層として取り扱われ、水平方向には9つのボックスに分割されている。ボックスの分割状況は、Fig. 2 に描かれているとおりである。調整池への流入河川については、本明川をはじめとして、全12本が考慮されている。各河川の流量について、降雨の流出に伴う時間変化は、諫早地区で実測された降雨データを用いた降雨一流出解析の結果を使って評価された。各ボックス間の流入・流出水量の時空間変化に関しては、二次元平面流の数値シミュレーションモデルで算出された結果を使って評価されている。

3. 最適化手法

一般に、数値シミュレーションモデルの検定では、エラーの総和が最小となるよう各パラメータの値を定めることになる。この手続きは、各パラメータを決定変数(ψ_i), また、それらが現実に取り得る範囲を上下限値の制約条件 (l_i < ψ_i < u_i, i=1,2,...,N ; N: パラメータの総数)とした上で、エラーを表す関数f(ψ_i)を最小化することに相当する。この種の問題を解くには、幾つかの手法が考えられるが、同定されるパラメータの数が多く、f(ψ_i)が実行可能領域内で連続的に変化するとは限らないこと等の理由から、ここでは、Solomatineによって提案されているAdaptive cluster covering method (ACCO) 手法^{3), 4)}が適用された。

Fig. 3 ACCO in two parameters case⁴⁾.

ACCO手法は、大域的最適化手法 (Global Optimization Technique) の一つであり、基本的に I) Clustering, II) Covering shrinking sub-regions, III) Adaptation, IV) Periodic randomization の4つによって構成される。最適解の探索の手続きは、Fig.3に示されるとおりである。すなわち、各パラメータについて定義域を与え探索領域を決定し、その領域から抽出された一定個数のパラメータセットを用いてシミュレーションが実施される。そして、エラー値を比較してモデルの適合性が評価されることになる。ここで、単純には適合性の高いパラメータセットの周辺領域のみで探索を続行すれば良いが、局所的な最小解に収束してしまう危険性を回避するために、エラーの分布を考慮しながら探索領域に幾つかのクラスターを形成させ、それぞれのクラスターについて適合性が再評価されることになっている。これら一連の手続きが収束判定の条件を満足するまで実施されることになる。

以下のパラメータの同定計算では、パラメータセットは探索領域から任意に抽出されており、適合性については、エラー値の二乗平方根 (RMSE) の総和を用いて評価されている。

4. ACCOによる同定と結果の考察

先に述べたとおり、検定の対象とされるSSのシミュレーションモデルには4つの決定変数があり、各変数の初期制約条件として、Table 1に示される上・下限界値が与えられた。SSの実測結果は、諫早干拓事務所によって報告された値を用いることとし、1997年4月から2000年3月までの期間に計測された157個のデー

Table 1 Initial constraint of each parameter.

minimum	ψ	maximum
0.0005	λ_0	0.005
0.0173	w_0	0.864
0.0000	α	10.000
0.0001	τ_c	0.001

タがシミュレーション結果と比較された。なお、計測値は、Fig.2に記されるS11地点のものであり、計算結果は、ボックス番号6での値である。

Fig.4には、ACCO手法によって同定されたパラメータ値を用いて、算出されたSSの計算結果が実測結果と共に示されている。なお、これらは、探索領域からの抽出点の数、クラスターの数をそれぞれ100点、3個として得られた結果である。また、最適解の探索は大域探索手法のみで行われており、局所的探索手法は導入されていない。

ここで、図に示された実測結果をもとに調整池のSSの変化について述べておけば、100mm/day以上の降雨が観測された後に、SSの濃度は、数日間、非常に高くなる傾向にある。一方、晴天日が比較的長く続く期間には、数十mg/l程度の濃度で推移するようである。シミュレーションモデルで予測されたSSの変化と実測結果を比較すれば、両者の値は常に一致するものではないが、降雨の分布とSSの変化の関係は概ね再現されており、SSの変化モデルの検定に本手法が適用可能であると判断される。

さて、数値シミュレーションモデルの検定計算は、最適化手法を導入したことで自動化されたとはいえ、

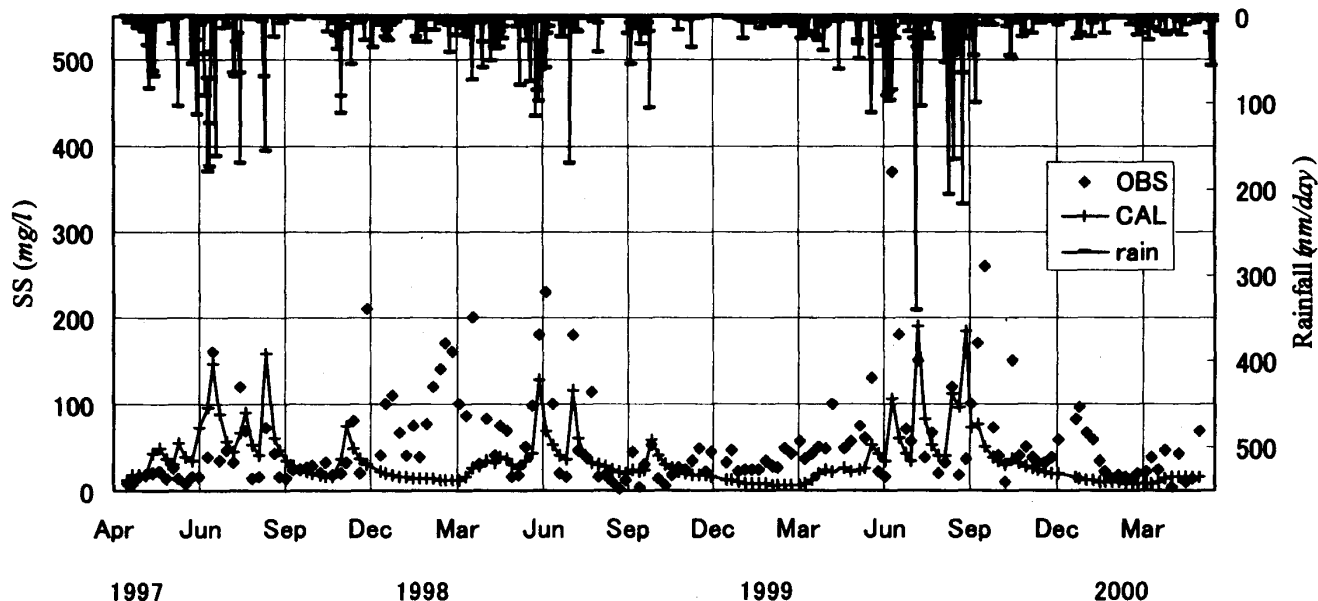


Fig. 4 Calculated and observed results of SS.

Table 2 Evaluated error (RMSE).

	Nsmp=200	Nsmp=100	Nsmp=50	Nsmp=25
Number of Evaluation Time	2189	895	735	318
Evaluated Error	12493.6	12485.5	12596.7	13140.0

やはり多数回の試行計算が必要とされる。そのため、実用上、探索結果の精度が良いことと共に、同定計算に要する時間の短縮のために、最適解への収束が早いことが望まれる。ACCO手法では、各パラメータが探索領域からランダムに抽出され、エラーの評価結果に応じていくつかのクラスターを形成させることになっている。こうした方法は、エラーの値が小さいパラメータセットを効率的に探索するために採用された方法であるが、その一方で、探索領域から抽出する点の数によっては、最適解付近でクラスターを形成し損ねる可能性がある。

そこで以下では、検定計算の条件として与える抽出点の数 (Nsmp) の違いがシミュレーションモデルの検定に与える影響を調査した。パラメータの探索領域は前出のものと同じとされ、抽出点数の条件については4つのケース (Nsmp=25, 50, 100, 200pts.) が取り上げられた。

Fig 5には、各計算条件のもとで算出されたエラーの試行計算回数に伴う変化が示されている。これらの結果によれば、計算開始の直後には、エラーは比較的大きな値をとることが多く、また、試行されるパラメー

タセット毎の違いも大きいことが分かる。エラーがこのような分布を示すのは、各パラメータがランダムに探索領域から抽出され、それに基づいて水質シミュレーションとエラーの評価とが行われるためである。平均的なエラーの値は、評価回数の増加、言い換えると、探索領域の絞込みが進むにつれて、次第に減少することが示されている。シミュレーションの実行回数に対するエラーの収束の速さは、Nsmp=25pts.とした場合が最も良いといえるが、探索領域の絞込みはNsmp=100, 200pts.の場合と比べて数回多い。これは抽出点の密度が小さく、試行回数が少ない段階では、形成されるクラスターの領域が必然的に大きくなるためである。ただ、先述された最適解探索の傾向は、抽出点数に拘らず、いずれのケースについても共通して考察される。

つぎに、各計算条件で最終的に算出されたエラーを記せばTable 2のとおりである。この結果から、抽出個数が25pts.とされた場合、最終的に得られたエラーの最小値は、他の結果と比べて大きくなった。これは、抽出点数が少なく設定されたことに伴って、探索領域内で探索が十分になされず、結果的に局所的な最小

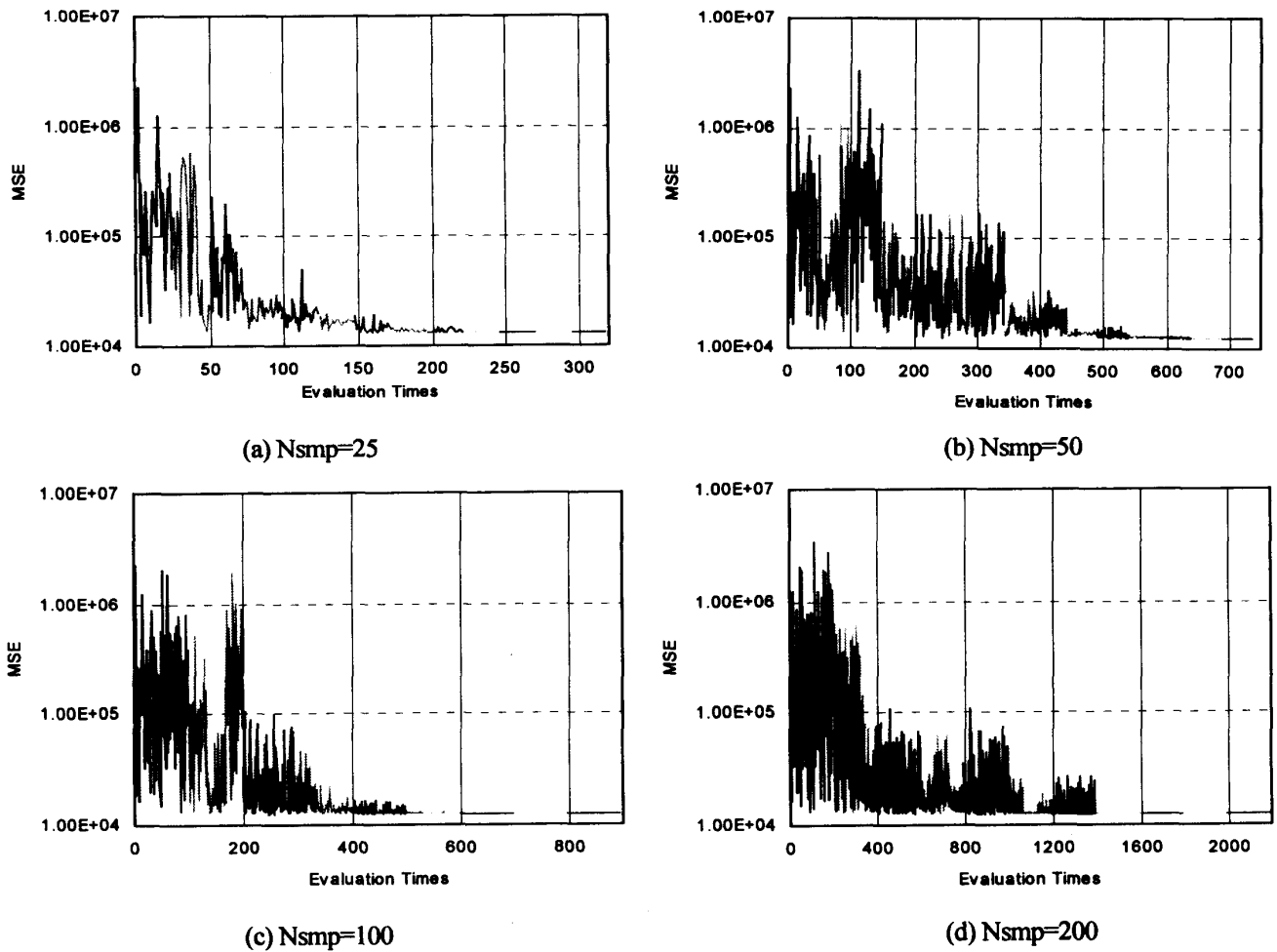


Fig. 5 Evaluated error between calculated and observed results.

値付近に収束したためととえられる。一方、他の計算条件では、エラーは同程度の値になっている。ここには図示されていないが、これら3つの条件で計算されたSSの結果を比較したところ、顕著な違いは現れていなかった。以上の結果から、エラーの値とシミュレーションの実行回数とを考慮すれば、抽出点の数を50pts.とすることで十分効果的に本水質モデルのパラメータの同定がなされるものと推察される。

5. おわりに

数値シミュレーションモデルは非常に有用なツールであるが、モデルの堅牢性や信頼性、計算結果の精度をさらに高めるためにもモデルに含まれるパラメータの適切に評価しておくことが必要とされる。

本研究では、浮遊懸濁物質に関する数値モデルを例に取り上げて、そのパラメータの同定に大域的最適手法を適用し、自動検定することを試みた。その結果については、検定されたモデルが一種類であり、また限られた観測結果に対してのみの検討であったが、

ACCO手法のシミュレーションモデルの自動検定に対する有効性は、ある程度が示されたものと考えている。今後は、別のモデルへの適用と共に、パラメータの抽出方法に関する検討、局所的探索手法の導入による自動検定の効率化、等に取り組みたいと考えている。また、Genetic Algorithmなど他の手法による結果と比較しながら更にと最適化効率についても検討を進める予定である。

謝 辞

本研究を遂行するにあたり、R.K.Price教授 (IHE Delft)、J.A.Cunge教授 (同) から物質の流動シミュレーション手法に関して貴重なご助言を賜りました。ここに記して深甚なる謝意を表します。

参考文献

- 1) M.Noguchi and W.Nishida (1999) Impacts of a construction of sea-dyke and reclamation project on water quality at Isahaya Bay, Proc. XXVIIIth Int.

Congress of IAHR, pp.344 (CD-ROM ¥ pfd ¥ d106. pfd).

- 2) 仁木将人, 西田涉, 野口正人, 橋本篤史(1999) 諫早調整池における水質変化の予測とその評価に関する研究", 水工学論文集, 第43巻, pp.1007-1012.
- 3) Solomatine, D.P. (1995) The use of global random

search methods for model calibration. Proc. XXVIth Int. Congress of IAHR, vol.1, pp.224-229..

- 4) Solomatine, D.P. (1999) Two strategies of adaptive cluster covering with decent and their comparison to other algorithms. Jour. of Global Optimization 14 (1), 55-78.