

光計測による河川汚濁負荷推定の 効率化に関する基礎的研究

A NEW PRACTICAL MEASUREMENT OF POLLUTANT LOAD IN RIVERS BY USING OPTICAL SENSORS

善見 憲二¹・劉 銘環²・石川 忠晴³

Kenji YOSHIMI, Minghuan LIU and Tadaharu ISHIKAWA

¹学生会員 工修 東京工業大学大学院 総合理工学研究科 (〒226-8502 神奈川県横浜市緑区長津田町4259)

²学生会員 工修 東京工業大学大学院 総合理工学研究科 (〒226-8502 神奈川県横浜市緑区長津田町4259)

³フェロー 工博 東京工業大学教授 総合理工学研究科 (〒226-8502 神奈川県横浜市緑区長津田町4259)

Reduction and control of pollutant load from non-point sources is a key issue to improve the water condition in lakes. Monitoring of water quality in rivers for this purpose requires continuous measurement because the pollutant load from non-point sources is highly variable in a process of rain runoff. A measurement technique based on empirical relations between the signals from optical sensors and the results from water quality analysis has a possibility of practical measurement for this purpose (Liu et al; 2007). In this paper, the method is applied to seven rivers flowing into Lake Kasumigaura. The results show the wide and stable applicability of the method. In addition, an artificial neural network is used in trail for the process of regression analysis, and it reproduces the time series of *COD*, *TN* and *TP* very well.

Key Words : *efficient monitoring, pollutant load, empirical correlation, optical sensor, developing Liu's method*

1. はじめに

閉鎖性水域の水質を管理する上で、森林・農地・路面・分散する家畜事業所などの面源由来の汚濁負荷の、定量的把握が重要である。しかし面源負荷は降雨出水の短時間に集中し、時間的変動が大きい¹⁾ため、時系列的な計測が必要となる。このため採水分析のみでその動態を把握するには無理がある。そこで、時系列的に計測しやすい物理量との相関性を利用することが考えられる²⁾。

従来は、いわゆる $L-Q$ 式が一般的に用いられてきた。この方法は、「出水時には水質が悪化する」という事実に基づき、定期的な採水分析結果と流量時系列 Q との間に生じる流域ごとの経験的相関関係を利用するものである。 $L-Q$ 式は簡便だが2つの欠点を持っている。一つは、定期的な採水分析データの多くが平水時に得られていることから、それを外挿せざるを得ないことである。このため、多くの場合に出水時の負荷量を過小評価している恐れがあると考えられている。二つめは、負荷量 L を流量 Q のみの関数 ($L=f(Q)$) としているために、増水期と減水期の濃度の違いを正しく評価できないことである。

ところで近年、光学式計測器の発達が著しく、「濁度

(Tb)」や「クロロフィル a ($Chl-a$)」などは比較的安価でかつ手軽に時系列データを入手可能になっている^{3), 4)}。

これらの測定器は、言うまでもなく、 Tb 計は Tb 、 $Chl-a$ 計は $Chl-a$ というように、元来の用途が定められている。

しかし本研究室では、これらの光学的計測器の出力を“水の汚れを表す指標 X ”とし、流域ごとに $L=f(Q, X_i)$ という経験的關係を求め、前述の $L-Q$ 式より精度の高い汚濁負荷算定手法の開発を検討している。実際、Liuらは、 Tb 計と $Chl-a$ 計を用い、霞ヶ浦に流入する恋瀬川と園部川において半年間の現地観測を行い、そこで得られた時系列データから COD 、 $T-N$ 、 $T-P$ を推定できる可能性を示した⁵⁾。ただし2河川のみでの観測であったため、土地利用状態の異なる河川への適用性は確認できていなかった。また検討期間も短く、得られた相関関係の時間的安定性も十分確認されていない。

そこで本研究では、恋瀬川と園部川において観測を引き続き行い、同手法適用の検討期間を1.5年間に延長し、相関関係の時間的安定性を確認するとともに、土地利用の異なる5河川(桜川、巴川、鉾田川、小野川、清明川)で取得されたデータにも同じ手法を適用し、その汎用性を検討した。また、実務での利便性を考え、ニュー

ラルネットワーク(Artificial Neural Network:以下, ANN)による自動的な回帰分析の可能性を検討した。

2. 現地観測

(1) 観測対象流域

観測地点を図-1に、各流域面積ならびに流域内の地被状態の割合を表-1に示す。筆者らが自身で観測を行なったのは恋瀬川、園部川の2河川で、他の河川については、霞ヶ浦河川事務所に同じ手法による観測を依頼し、得られたデータを提供して頂いた。表-1に示す地被状態割合より、恋瀬川は森林の比率が、桜川は森林と田の比率が、また園部川、巴川、鉾田川は畑や果樹園などの農地の比率が高く、小野川、清明川は農地の他に、宅地や道路などの比率が他の河川に比較して高い。なお、本稿では紙面の制約から、主に恋瀬川の観測結果について記述する。

(2) 水質の時系列的計測

Alec電子(株)製のCOMPACT-CLWを用い、その出力値である Tb 、 $Chl-a$ の時系列データをそれぞれ X_1 、 X_2 として扱う。同計器は、 Tb の測定に波長880nmの赤外後方散乱光方式を、 $Chl-a$ 濃度の測定に波長680~1000nmの蛍光測定方式を採用している。計測条件は10分バーストで1秒間隔の30個ずつとした。流心付近に鋼管パイプ槽を組み、約半水深にセンサー部が位置するように固定した。なお、光学的計測には漂流物によるプラス側のパルスの異常変動が生じるため、10分間隔で得られる30個毎のデータに対し、最小の3個を基準として平均 μ 、標準偏差 σ を算出し、 $\mu \pm \sigma$ に計測器の測定精度を加えたものを閾値として、4番目に小さいデータの異常値判別を行い、次は最小の4個を基準として5番目に小さいデータを判別す

るという流れで、データの小さい側から異常値の除去を行い、残ったデータを平均して代表値とした。

計測期間および採水分析の時期を図-2に示す。計測期間は恋瀬川、園部川では2005年7月1日から12月1日までと、2006年5月18日から2006年12月1日まで、その他河川

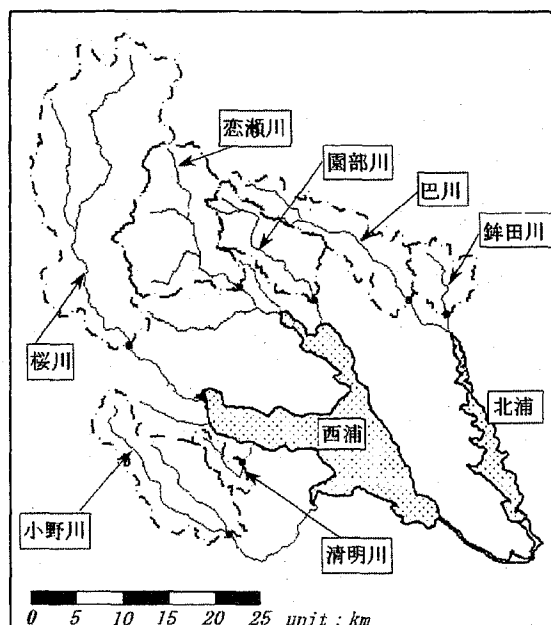


図-1 観測対象7河川の流域図

表-1 各流域内の土地被膜状態割合

観測地点	上流域面積 (km ²)	地被状態割合 (%)				
		田	農地	森林	宅地	その他
恋瀬川	144.6	19.5	18.6	49.4	6.9	5.5
園部川	71.6	15.3	41.9	23.8	12.1	5.9
桜川	333	28.1	16.9	34.6	11.6	8.7
清明川	144.8	20.0	29.1	22.7	18.4	9.7
小野川	25	14.0	32.8	18.2	19.8	13.5
巴川	113.2	15.9	46.9	21.6	10.5	4.7
鉾田川	39.5	11.3	53.9	24.2	7.4	3.1



図-2 各河川における観測実施時期の概要

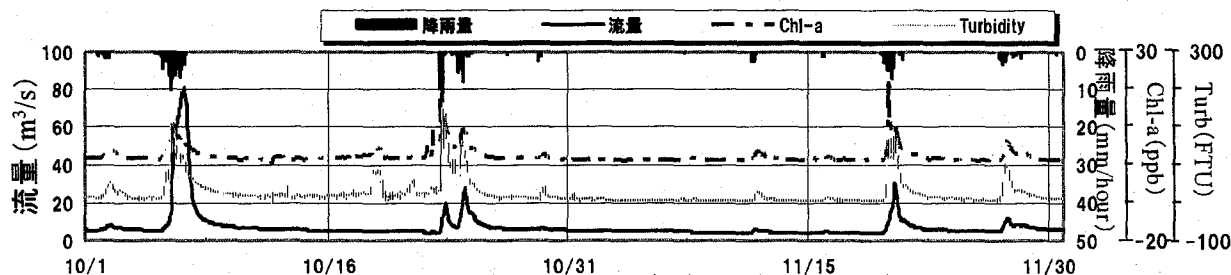


図-3 恋瀬川における2006/10/1~12/1間の観測データ

については、2006年9月14日から2006年12月1日までである(図-2参照)。データ回収とメンテナンスは半月に1回程度の頻度で行った。得られた計測結果の一部を図-3に示す。なお、以下の検討で“*Tb*”と“*Chl-a*”と称するものは、それらの計測値という意味合いではなく、“水の汚れ度を表すパラメータ”として用いられている。

(3) 採水分析

平水時および出水時に採水を実施し、試料を冷蔵して実験室に持ち帰り、表-2に示す項目について分析した。ただし検体数が多いため*印を付した項目については分析しなかった場合もある。なお分析方法は「河川水質分析試験方法(案)～平成17年度版～」⁹⁾に準拠した。1回の出水観測では、1時間間隔で8本程度の採水を目安とした。有効な観測を行なえた出水は、恋瀬川、園部川においては2005年に2回、2006年に4回で、その他河川については2006年に2回であった。

(4) 流量の算定

園部川以外の観測地点については、国土交通省の水文水質データベースで水位データが公開されている。また霞ヶ浦河川事務所では年度ごとに各管理河川において流量

観測を実施しているのでデータを提供していただき、水位と流量の相関式(*H-Q*カーブ)を作成した上で水位時系列から流量時系列を求めた。一方、園部川の水位は自動計測されていないため、Onset社製の水圧計Hoboにより2分間隔で水位を計測し、その後に恋瀬川と同様の方法で流量時系列を推定した。なお、流域平均雨量は両流域内および周辺の10箇所の雨量データからTiessen法により求めた。結果の一例を図-3に示す。

3. 汚濁負荷量推定

(1) 回帰式を作成する方法

Liuらは、COD、窒素およびリンの種々の形態別の濃度と光計測値の相関をべき乗関数で回帰し、その和としてCOD、*T-N*、*T-P*を求めている⁹⁾。そこで、本研究でも、表-2に示した項目に対して同じ方法を適用した。

$$C_i = \alpha \cdot x_j^\beta + \gamma \quad (1)$$

ここに、 C_i : 負荷項目別濃度、 α, β, γ : 係数、 x_j : 推定指標(*Q*, *Tb*あるいは*Chl-a*)である。

なお、流域によっては負荷濃度と光学計測との相関関係が平水時と出水時に明らかに異なるものがあるため、*Q*に対して閾値を設け、平水時と出水時に場合別けを行った上で回帰式を作成した。そして、式から推定される濃度に流量を乗じることにより、汚濁負荷量の時系列を求めた。なお、*i, j*の組み合わせは回帰式作成時の相関係数の高低により決定され、おおよその傾向はLiuらと同様に懸濁成分は*Tb*、溶存成分は*Chl-a*もしくは*Q*と高い相関性を有していた。

恋瀬川における流入負荷量の時系列推定結果の一部を図-4に示す。ここでは、2005年のデータから作成した回帰式を用いた2006年の負荷推定結果も併せて示している。

表-2 水質分析項目

項目	記号	項目	記号
化学的酸素要求量	COD	総窒素*	<i>T-N</i>
溶解性COD*	<i>D-COD</i>	亜硝酸態窒素	$\text{NO}_2\text{-N}$
懸濁性COD*	<i>P-COD</i>	硝酸態窒素	$\text{NO}_3\text{-N}$
有機態炭素*	TOC	アンモニウム態窒素	$\text{NH}_4\text{-N}$
溶解性有機態炭素*	DOC	溶解性有機態窒素*	<i>DON</i>
総リン	<i>T-P</i>	懸濁性有機態窒素*	<i>PON</i>
溶解性有機態リン*	<i>DOP</i>	浮遊物質量	<i>SS</i>
粒子性有機態リン*	<i>POP</i>	揮発性残留物質	<i>VSS</i>
粒子性無機態リン*	<i>PIP</i>	粒度組成	<i>d_n</i>
オルトリン酸態リン	$\text{PO}_4\text{-P}$		

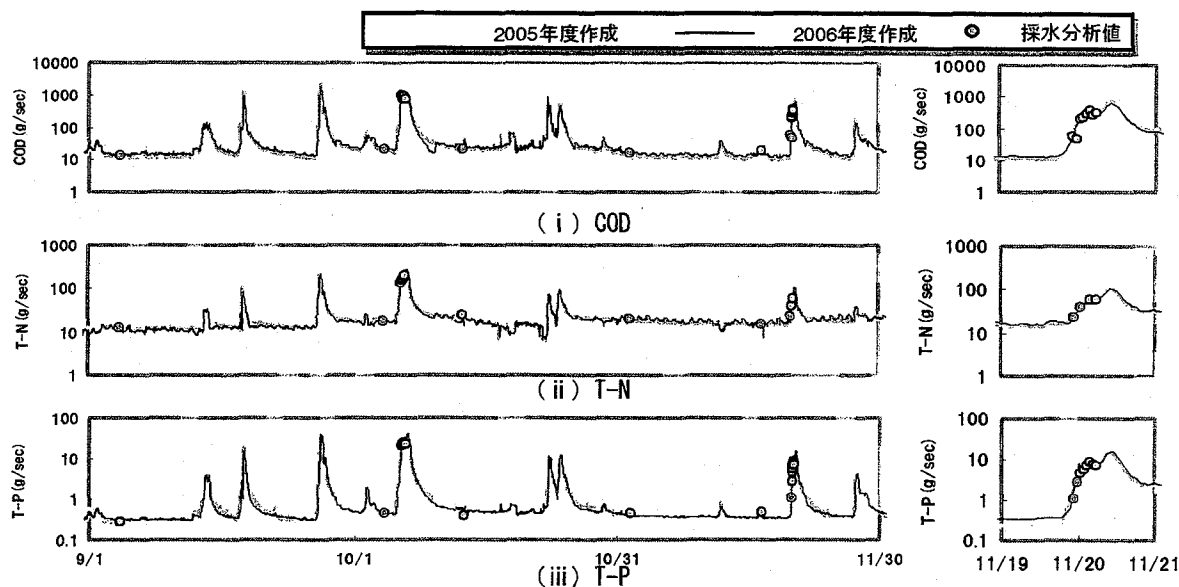


図-4 恋瀬川における回帰式作成によるCOD、*T-N*、*T-P*推定結果 (左: 2006/9/1~12/1, 右: 11/19出水時)

まず、2005年に得られた水質分析と光計測の相関性が2006年にも概ね有効であることが分かる。このことは、流域に大きな変化がなければ、少ない頻度のキャリブレーションで長期間の負荷量を推定できる可能性を示している。また逆に、分析値が推定結果と大きくズレるようなときには、流域に何らかの変化が生じたものと推察できる。

ただし、こうして得られる相関性はデータ数に依存すると考えられる。そこで、観測を密に行った恋瀬川のデータを用い、データ数の変化による相関性の変化を観察した。ここでは、恋瀬川における2006年採取データ全44サンプル中(平水時：13回、出水：4出水分)の半数、四半数のみを利用した場合における、恋瀬川の各負荷項目の時系列推定結果の一部を図-5に示す。もちろんサン

ルの偏りにも影響されるであろうが、相関性を適切に捉えるためのキャリブレーション頻度として、月1回の平水時サンプルと半年間に2回の出水時サンプルを得る必要があると考えられる。

次に、同手法の汎用性を見るため、土地利用が異なる5河川にも適用した。桜川、巴川、小野川におけるCODの推定結果を図-6に示す。どの河川でも負荷量をよく再現できており、同手法は流域特性に関わらず、一般的に適用できる可能性があるものと考えられる。

(2) ANNによる負荷量推定方法

前節の方法では、回帰式の形式をあらかじめ設定するため、非線形性の強い場合には適用しにくいことがある。実際、出水時と平水時のデータを区分して別々の回帰式

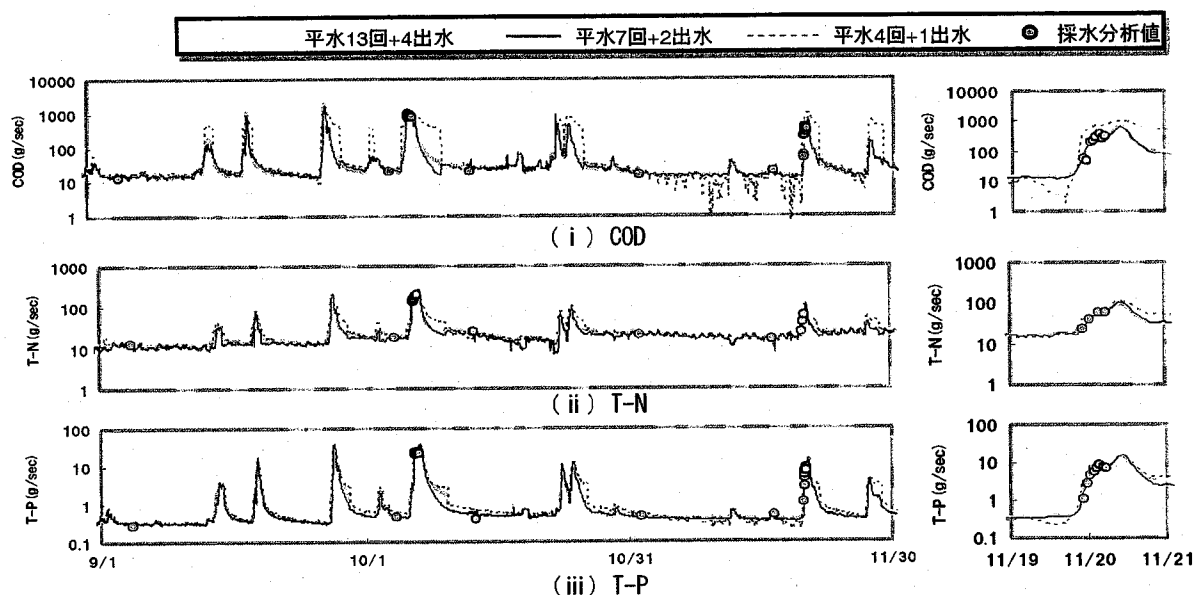


図-5 恋瀬川における回帰式作成基データ数の変化による推定結果の差異 (左：2006/9/1～12/1, 右：11/19出水時)

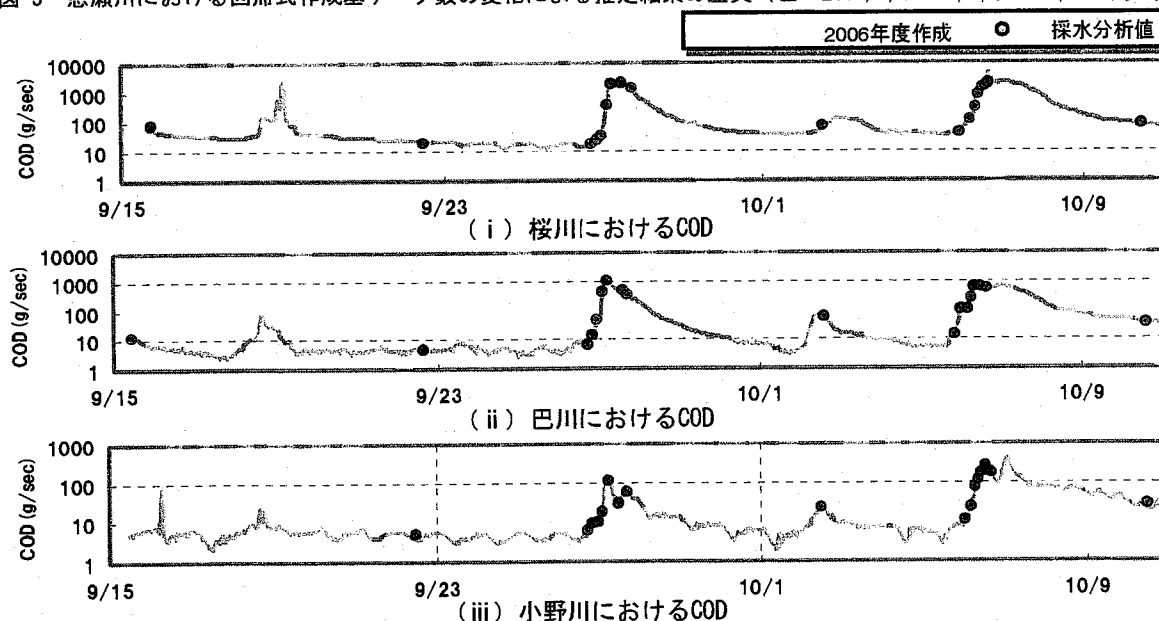


図-6 流域特性の異なる河川における2006/9/15～2006/10/10間のCOD推定結果 (上：桜川, 中：巴川, 下：小野川)

を適用する点には任意性がある。そこで本研究では、ニューラルネットワークの利用を考えた。ここでは、階層型モデルに基づくプログラム(Neural Works Predict 評価版)を用いた。出力層に水質分析値を、入力層に光計測値を与え、その関係を学習させることにより汚濁負荷の時系列を推定した。学習方法にはバックプロパゲーション法を採用し、中間層の作成には次に示すシグモイド関数を使用した。

$$f(y_i) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha y_i)} \quad (2)$$

ここで、 y_i は中間層への入力であり、 i はニューロン番号、 $f(y_i)$ は中間層への出力、 α は任意の係数である。この関

数は値 α を変化させることによって0~1の範囲を連続的に変化する形状の異なるS字曲線関数を作成できる。そのため、非線形性の強い関数から線形に近い関数まで、 α の値を変化させることでかなり自由に関数形状をつくることができる。

恋瀬川における流入負荷量の時系列推定結果の一部を図-7に示す。先と同様、2005年採取分データから推定した2006年の負荷推定結果も合わせて描いた。まず、2005年に得られたデータを用いたキャリブレーションにより2006年データも再現できていることから、本手法が時間的に安定して用いられることが分かる。またその推定精度についても、回帰分析の場合と同様に良好であり、

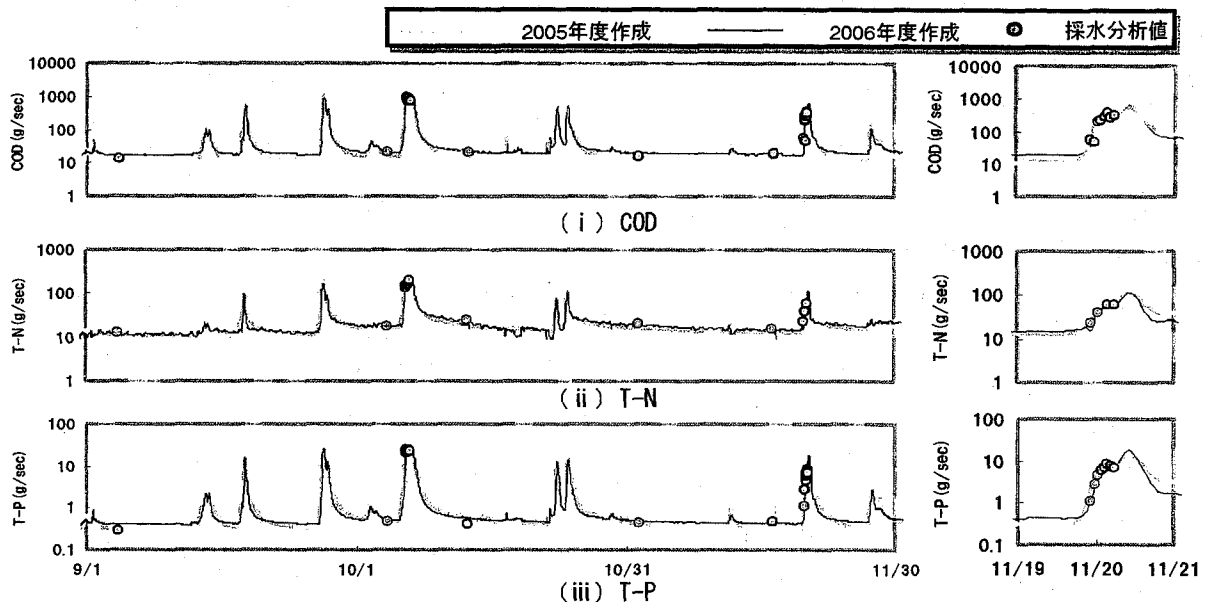


図-7 恋瀬川におけるニューラルネットワークによるCOD, T-N, T-P推定結果 (左: 2006/9/1~12/1, 右11/19出水時)

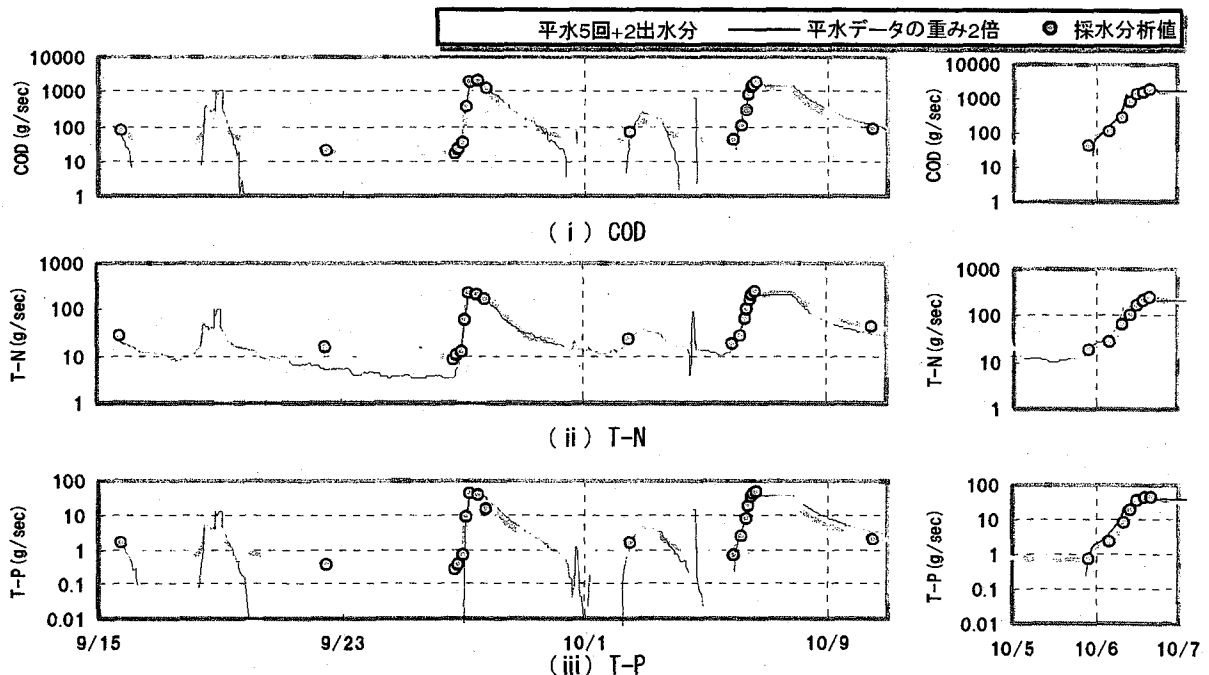


図-8 桜川におけるニューラルネットワークによるCOD, T-N, T-P推定結果 (左: 2006/9/15~10/10, 右: 10/6出水時)

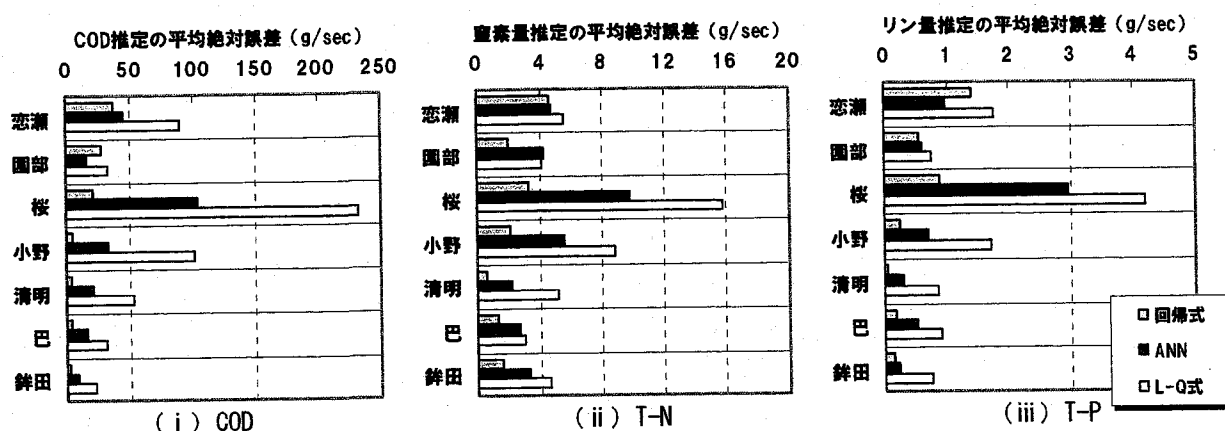


図-9 各推定手法における2006年度観測したCOD, T-N, T-P推定の精度比較 (左: COD, 中: T-N, 右: T-P)

ANNによる簡便且つ自動的な負荷推算システム構築の可能性が認められた。

次に、土地利用の異なる5河川についてこの方法を適用した。このうち桜川におけるCOD, T-N, T-Pの結果を図-8に示す。これらの河川での現地観測は2006年のみで、水質分析結果は18ケースしかない。特に、平水時のデータが少ないことから、低濃度時の推定誤差が大きくなっている。そこで平水時データの重みを2倍にして再計算したところ、安定した結果を得ることが出来た。

(3) 各推定方法の推定精度

各河川における負荷量推算手法別の推定精度を比較するため、各推定法による2006年採取データに対する推定絶対誤差の平均値を比較する。ここで、推定精度の程度を把握するため、負荷量の推定に従来用いられるL-Q式との比較を行った。ここでは、本観測で得られたデータを次式で回帰し、負荷量(L)を推定した。

$$L_i = \alpha \cdot Q^\beta \quad (3)$$

ここで、 L_i :各負荷量、 α, β :係数、 Q :流量である。

結果を図-9に示す。どの河川においても、本手法はL-Q式より精度のよいことがわかる。また回帰式による方法とANNによる方法を比較すると、教師データが少ない5河川(桜川、小野川、清明川、巴川、鉾田川)ではANNの精度が劣っているが、教師データの豊富な恋瀬川と園部川では逆にANNの精度が高くなっている。

4. 結論

本研究では、流量 Q に加え、光計測による Tb , $Chl-a$ の時系列データ X_i を追加し、 $L=f(Q, X_i)$ という相関式で河川汚濁負荷量を推定する手法について検討した。主要な結論を以下に示す。

- 2005年の観測にもとづき恋瀬川と園部川において作成された回帰式が2006年の観測データも再現できていることから、観測データによるキャリブレーション

の頻度はそれほど高くなくてもよい。

- 新たな観測データの得られた5河川に対しても、土地被膜状態等がかなり異なるにも関わらず、本手法はよい適合性を示した。このことから、本手法はかなり一般的に使用できるものと考えられる。
- 回帰式作成による負荷推定には、凡そ1月毎の平水時サンプルと、出水時変動特性を捉えられるような2出水分の出水時サンプルが必要である。
- ANNによる負荷推定は、回帰分析による相関式を用いる方法と同程度の精度であった。また、2005年データを用いたトレーニング結果が2006年の負荷量推定に用いることができたことから、逐次得られる観測データを教師データとして追加しながらANNを自動的にキャリブレーションするという方法が有効であると考えられた。

なお、本研究では、減水期における観測データがほとんど得られていないため、さらなる調査が必要である。

参考文献

- 高橋迪夫, 千田宏明, 松尾聡, 黒沢善恒, 清水竜二: ダム流域における出水時の濁質と水質特性の検討, 水工学論文集, 第43巻, pp.593-598, 1999
- 石川忠晴: 環境水理計測の組み立て方と留意点, 水工学シリーズ98-A-4, 土木学会, 1998
- 山本浩一, 二村貴幸, 坂野章, 日下部隆昭, 末次忠司, 横山勝英: 濁度計による懸濁態栄養塩負荷推定に関する研究, 河川技術論文集, 第9巻, 2003
- 二瓶泰雄, 花山朋令: 蛍光光度計を用いた河川水中の付着性藻類濃度計測の試み, 土木学会論文集, No.782, II-70, pp.143-148, 2005
- Minghuan.L, Tadahau.I, Kenji.Y, Eiji.K: A practical approach to the estimation of pollutant load from optical sensor measurement, Annual Journal of Hydraulic Engineering Vol.51 pp.193-198, 2007
- 河川水質分析試験方法(案) [平成17年度版] 試験方法編, 建設省河川局 監修, 技報堂出版, 1997.

(2007.4.5受付)