Note

自己回帰モデルによる矢作ダム貯水池の水温予測手法について

大野 俊夫・早川 典生

A Short-Range Forecasting Method for Daily Change of Water Temperature in Yahagi Dam Reservoir Using Autoregressive Model

Toshio OHONO and Norio HAYAKAWA

Abstract

The cyclic change of water temperature in a reservoir can be predicted by the Autoregressive Model (AR model). In order to assess the validity of the short-range forecasting method by the AR model of order 2, we introduce a new parameter to compare the autoregressive model forecasting with the persistence model forecasting. The AR model forecasting results in an improvement of about 35% in the root meansquare error over the persistence method which predicts no change at every step. We also applied the AR model to the reservoir of Yahagi 1st Dam, and obtained the temporal change with the period of 4~5 days in water temperature.

Key words: reservoir, water temperature, short-range forecasts, autoregressive model

1. はじめに

水資源は生活環境の要素として重要であり、特に COD, DO や濁度等、水質に水温は関係しているので、水温観測・予測に関する研究の意義は大きい。自然現象の数値予測の方法には、数値流体力学モデルに代表される決定論的モデル (deterministic model) による方法と統計的モデル (statistical model) による方法の二つの方法があげられる。前者の数値流体力学モデルの開発と応用は次第に高度化されつつあるが、その信頼性、経済性、実用化等に未解決の事項が残されている (岩佐ら, 1981; 和田, 1992)。後者の時系列解析モデルに代表される統計的予測モデルについても同様の事項が残されている (THOMANN, 1967)。しかしながら後者の方法は現象の物理化学的解明を待たずに適用が可能であるという点において、広い応用範囲を有している。そこで、本研究は、工学の広い分野で活用されている自己回帰モデル (AKAIKE *et al.*, 1975; BOX *et al.*, 1976) を時系列解析

モデルの代表例として取り上げ、短時間予測として適用する場合の予測誤差の評価と時系列変動に認められる規則性について検討するものである。

天気予報における数時間単位の短時間予報では、時空間的に得られる大量の観測データに基づき、変動部分に含まれた持続性を統計的に評価し、適切な気候変動モデルを構成する予測法が有効である (岸, 1979; 岡村, 1993)。この予測法の特徴は観測結果からその気象の変動機構に立ち入ることなしに予測モデルを簡単に構成できることである。力学モデルが初期値として種々のパラメータの観測値を揃える必要があるのに対し、予測の精度には限度があるが、統計的予測モデルは気温だけの時系列データがあれば予測できるという便利さがある。気温や水温の時系列に、ある規則性やトレンドが認められる場合、その規則性を統計的に抽出し、モデルを構成すれば将来の予測が可能である。例えば、自己回帰モデルやカルマンフィルタがその例である (大野ら, 1979; 河村ら, 1983)。観測時系列に規則性が認められない場合、

即ち時系列のスペクトルが白色の場合は、規則性が認められないのでこの方法では予測の意義はないとみてよい。

統計的モデルによって水温などの予測を有効に行うためには、現象に何らかの規則性が存在することを前提としている。例えば、気温変動には1日周期の変動、三寒四温に代表される1週間程度の周期変動、そして年周期の変動が認められる。従って、気温の予測にはこれらの規則性を利用した自己回帰モデルのような統計的予測方法が有効である。貯水池の水温にも同じような周期性が認められるので、統計的モデルを用いた予測が可能である。そこで、本研究では水温成層型の貯水池内の表面からの任意の深さにおける点の水温を、自己回帰モデルにより予測する方法、その予測精度と信頼性について次の事柄について記述する。

- 1) 水温の計測に関する精度と信頼性
- 2) 自己回帰モデルによる水温の予測方法と誤差の評価方法
- 3) ダム貯水池の概要と水温の連続観測データ
- 4) 統計的モデルの決定に必要な観測時間
- 5) 成層型の貯水池の水深と水温に関する事項

2. 解析方法

2-1. 水温の計測に関する精度と信頼性

観測地点の気温と貯水池内の水温は、連続記録できる多点サーミスタ温度記録計により記録したものをを用いた。計器の許容誤差はフルスケールの0.3%以内であるので、気温と水温の変動幅が30°C程度の場合ならば計器の精度は0.09°C以内で計測が行われている。従って、計器による計測誤差の程度は±0.1°C以内と推定できる。また、温度記録計の経年変化(長期変動誤差)は±0.5°Cと小さいので、その計測精度と信頼性は本解析のような日単位の予測に対しては十分であるとみてよい。

2-2. 自己回帰モデルによる水温の予測方法と誤差の評価方法

統計的モデルは各種提案されているが、本論文ではいろいろな分野で広く応用されている自己回帰モデルを用いる。サンプリング時間 Δt 毎に観測した水温の時系列データ $\{x_j, j=1, 2, 3, \dots, N\}$ を基にして、式(1)の p 次の自己回帰モデルを用いて予測した水温予測についてその予測誤差を検討する。

$$x_j = a_1 x_{j-1} + a_2 x_{j-2} + \dots + a_p x_{j-p} + Z_j \quad (1)$$

ここに、 p は自己回帰モデルの次数、 x_j は時刻 $j\Delta t$ における実測水温、 x_{j-1} は時刻 $(j-1)\Delta t$ にお

ける、 x_{j-2} は時刻 $(j-2)\Delta t$ における観測水温、 Z_j は白色雑音とする。モデルのパラメータ $(a_1, a_2, \dots, a_p)$ を予め N_0 個のトレーニングデータ(観測時間は $N_0\Delta t$)を用いてモデルを決定(同定)すれば、予測すべき区間の水温を次の式(2)により逐次計算して予測できる。

$$\hat{x}_k = a_1 x_{k-1} + a_2 x_{k-2} + \dots + a_p x_{k-p}, \quad (2)$$

予測モデルによる1単位時間、 Δt 先の予測誤差の評価指標として、予測誤差の2乗平均誤差(error of root mean square), RMSを式(3)により求め、これを S と記す。

$$S = \sqrt{\sum (\hat{x}_i - x_i)^2 / n} \quad (3)$$

ここに、 x_i は水温の実測値、 $\hat{x}_i$ は予測モデルによる予測値、 n はこの計算に使用した予測値の数で、予測区間の時間は $n\Delta t$ である。自己回帰モデルによる予測法と比較のため、統計的手法の中で最も簡単で有力な持続法(persistence method)の予測モデル(SISOと記す)として、

$$\hat{x}_1 = x_{1-1} \quad (4)$$

を採用する(岸保, 1979)。このモデルは自己回帰モデルの式(1)で、 $a_1=1, a_2=0$ とした特別な例に相当する。即ち、1単位時間先 Δt の水温は現在の水温がそのまま持続するとした実用的な予測モデルである。このモデルはあまり高い精度を要求されない場合、経験的にも十分な利用価値があるとみてよい。このモデルによる1単位時間先の予測誤差のRMS(°C)を同様に計算し、これを S_0 と記す。

予測モデルが有効と認められる条件は、 $S < S_0$ の場合である。そこで、式(5)で定義される比 η を、短期間の自己回帰モデルの予測に関する有効性を示す指標(PI, predictability index of short-range forecasting)として提案する。

$$\eta = S/S_0 \quad (5)$$

即ち、 $\eta < 1$ の場合は予測モデルを使用する意義が認められる。従って、モデルの有効性の指標として式(5)で定義した η を求めることにする。なお、予測誤差の2乗についての平均値の比 $V(=\eta^2)$ も予測モデルの有効性を示すものである。 η も V も百分率で表す。

また、この自己回帰モデルを用いれば、式(6)により水温変動に含まれる卓越周期成分の周期 T と減衰定数 D を計算でき、予測するのに有効な振動成分の周期も評価できる(Box *et al.*, 1976; 福田, 1977)。

$$T = 2\pi \cdot \Delta t / \tan^{-1}(|i\sqrt{4a_2 + a_1^2}/a_1|) \quad (6)$$

$$= 2\pi \cdot \Delta t / \cos^{-1}(a_1/2\sqrt{-a_2})$$

$$D = \sqrt{-a_2} \quad (7)$$

ここに, $i = \sqrt{-1}$ である。

ただし, $a_1^2 + 4a_2 < 0$ の場合, 周期 T で減衰振動する部分が観測時系列に含まれている可能性がある。なお, 二つ以上の周期が含まれる場合には自己回帰モデルは 4 次以上で表される。

$$x_t = AD^t \cos \{(2\pi/T)t + \phi\} \quad (8)$$

ここに, A と ϕ は定数, D は変動に含まれる振動の周期成分の減衰定数, $D=1$ で正弦波に対応する減衰しない振幅 A の周期的変動 $\{x_t = A \cos \{(2\pi/T)t + \phi\}\}$ を表す。 $D < 1$ の場合, このモデルは時間的に減衰する変動を表し, $D > 1$ の場合, 時間的に発散する振動状態を表す。

3. 矢作第 1 ダム貯水池の概要と水温の連続観測データ

3-1. 矢作第 1 ダム貯水池概要

本研究では, 前述のモデルを愛知県内の三大河川の一つである矢作川水系にある矢作第 1 ダムで得られた水温の連続観測データに対して適用した。Figure 1 に矢作川水系流域概念図を示す。また, Table 1 に対象のダム貯水池の諸元を同水系にある第 2 ダム, 真弓ダム貯水池の諸元と併せて示す。矢作第 1 ダムは, 洪水調節, 発電, 工業用水, 上下水道および農地の灌漑用水などの供給を目的とした多目的ダムとして 1970 年に完成しており, その規模は Table 1 から分かるように同水系最大である。

さて, 貯水池の規模と水温分布の関係を表す指標である年平均回転率 α ($=$ 年間総流入量/総貯水容量) を矢作第 1 ダム貯水池について計算すると, α は 8.9 (1978 年) であった。なお, Table 1 の

項目, α (1972~1978) はこの 7 年間にわたる年当たりの平均回転率である。通常 α が 10 以下で安定した水温成層が形成され, α が 20 以上で混合型とされているので, この矢作第 1 ダム貯水池はほぼ安定した成層型と推定される。

3-2. 矢作第 1 ダム貯水池水温の連続観測

Figure 2 (a) に矢作第 1 ダム貯水池の平面図を

Fig. 1. Sketch of the Yahagi River.

Table 1. Details of the Yahagi Dam reservoirs

Item	1st Dam	2nd Dam	Mayumi Dam
the type of dam	arch dam	gravity dam	gravity dam
height(m)×width(m) of the dam	100×323	38×150	3.3×35
elevation level of high water (m)	298	209	488
total reservoir capacity (m ³)	80.0×10 ⁶	4.15×10 ⁶	—
effective capacity (m ³)	63.1×10 ⁶	0.97×10 ⁶	—
effective depth (m)	37.0	2.5	—
discharge for maximum power (m ³)	94.7	40.0	3.9
α (1972~1978)*	11.4	180	—
α (1978)*	8.9	140	—
catchment area (km ²)	506.4	524.2	77.4
ponding area (km ²)	2.7	0.37	—
start operation year	1970	1971	1923

* α =(total inflow a year)/(total reservoir capacity)

Fig. 2. The plan view, cross section and longitudinal section of the Yahagi Dam. Observed points are shown in the panel b).

示す。黒色に塗った領域はダムの湛水部分を示す。観測場所はダム堤体から約 100 m の水面上に浮かぶ構造物 (あば) として、あばにおける百葉箱内の気温とあば直下の貯水池水温を連続観測できる多点サーミスタ温度記録計をあばの上に設置した。その精度については、前述 (2-1) の通りである。

さて、貯水池の鉛直方向水温を記録する方法には、つぎの二つの方法が考えられる。第 1 の方法は標高を定めて温度センサーを固定する固定点観測法である。この方法では、水位変動の状態によって上部の温度センサーが空气中に露出するという問題が生じる。第 2 の方法は水表面に浮かぶ構造物から温度センサーを吊り下げる動点観測法である。

本研究では、第 2 の方法である動点観測法を採用し、Figure 2 (b) の矢作第 1 ダム貯水池横断面図に黒点で示した各点 (水深: 0.5 m, 2.0 m, 5.0 m ×

3 点, 10 m, 12 m, 30 m, 60 m) の水温と気温を 1 年間連続記録したデータを解析に用いた。また、Figure 2 (c) に矢作第 1 ダム貯水池縦断面図を示す。

なお、観測期間は 1978 年 8 月 30 日から 1979 年 8 月 29 日までの 1 年間で、サンプリング時間間隔は 6 時間、1 日 4 回の平均を日平均水温および気温として解析に使用した。この他、矢作第 1 ダム貯水池の水温分布図を作成するために、貯水池全体の水温観測も数回行った。ダム堤体前面を基準として人工湖中心に相当する線に沿って約 500 m 間隔で湛水開始点 (堤体前面から 7.2 km) までの各水深の水温を、定点上の舟の上から 1 本の温度センサーを下ろして鉛直方向の水温を記録した。

3-3. 成層型貯水池における水温観測結果

Figure 3 に、本成層型貯水池の日平均水温を示す。1 年を周期とする周年変化が認められる。ここで、水深 0.5 m ~ 2.0 m を表層、5.5 m ~ 10.0 m を上層、30 m 付近を中層、60 m を下層とする。さて、

観測結果から以下の二つの事が読み取れる。

(a) 貯水池全体の水温は一年を周期とする変化を示しているが、水深によってその変化には相違がある。例えば、表層と上層の水温は安定した一年周期の変化を示しているが、中層水温は一年周期の上に大きな振幅の振動的变化が重ね合わされている。

(b) Figure 4 に矢作第1ダム貯水池全体の冬期(循環期), 春期(成層形成期), 夏期(成層期), 秋期(成層消滅期)の代表的な日における等温線図を示す。この等温線図からも、この貯水池が成

Fig. 3. Daily variation of temperature from August 30, 1978 to August 29, 1979 at the monitoring station No. 2.

(a) Winter (Feb 1979)

(b) Spring (May 1979)

(c) Summer (July 1979)

(d) Fall (Nov 1979)

Fig. 4. Distribution of temperature (°C) along the longitude section of the Yahagi Dam reservoir in 1979.

層型貯水池であることが分かる。なお、本貯水池の横断方向の水温変化の記録からは、それら3点の水温の差異がほとんど認められないため(±0.5°C以内)、鉛直方向のみを考慮することにした。

4. 解析結果

4-1. シミュレーション時系列による予測精度の検討

自己回帰モデルによる予測の有効性を確認するため、 $p=2$ とした式(1)により模擬時系列を計算機で作製し、そのデータを用いて η を求めた。式(6)により、2次のモデルを用いれば任意の周期の時系列を作製できるのでモデルの次数を2次とした。模擬水温の生成は、自己回帰モデルのパラメータ (a_1, a_2) を (1.00, -0.70), Z_j は平均値 0, 標準偏差 0.1 の正規乱数を使用した場合について、逐次的に行った。模擬した水温観測のサンプリング時間 Δt を 1 日とすれば、この場合の模擬水温時系列に現れる周期 T は式(6)より、6.7 日となるはずである。生成データ数を 1,000 個とし、その一部分を解析に使用した。その結果の一例を Figure 5 に示す。モデルのパラメータ決定に使用したのは最初の 90 個(1~90)とし、次の 90 個(91~180)を予測区間とした。決定したパラメータ ($\hat{a}_1, \hat{a}_2$) は、(0.948, -0.677) となり、この決定結果の (0.948, -0.677) を用い推定した周期 T は 6.5

日となり、理論から推定できる上記の6.7日とよく一致した。また、Figure 5より、予測した水温は正確に追従して変化しているので十分に予測精度が高いとみてよい。参考のため、Table 2に自己回帰モデルの次数 p を1から5まで変化させた場合、決定したパラメータを示した。なお、この他の模擬時系列についてもほぼ同様の結果が得られたので、本モデルにおける決定（同定）方法と予測計算には問題がないことが確認されたとみてよい。

次に、モデルの有効性の指標 η を Table 3 に整理した。Table 3より、 η は最も小さいとき約65%

Fig. 5. (a) Simulated daily changes in water temperature which generated from second-order AR model with comparison of that predicted by the AR model of order 2. (b) Simulated daily changes in water temperature with comparison of that predicted by the persistence model (SISO).

となり、持続法にくらべて自己回帰モデルにより予測が有効である可能性が示された。この模擬時系列での結果から、次のような結論が得られる。時系列の構造が変化しないとき、予測誤差の標準偏差は経験的予測法 SISO より 35% 減少（予測誤差の分散比 V では 58% 減少）することから、本方法による予測の有効性は認められる。

4-2. 統計的モデルの決定に必要な観測時間

時系列データを基にして式(1)の2次の自己回帰モデルのパラメータを決定するために必要なデータの個数 N_0 について考える。Figure 6 に模擬時系列の自己回帰モデルのパラメータ ($a_1(N_0)$, $a_2(N_0)$) とモデルの決定に使用したデータ数との関係を示す。ここに、 N_0 はモデルのパラメータの決定に使用した水温のデータの数である。データは前節で用いたものと同じ模擬時系列を用いた。この図をみると、自己回帰モデルによる予測モデルの信頼性については、決定にあたり必要なデータ数 N_0 は約40~50個以上の実測データの蓄積

Table 2. Estimated parameters $\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_p$ of an autoregressive model of order p using simulated data generated from autoregressive model; $(a_1, a_2) = (1.00, -0.70)$. Number of data for identification of the AR model: $N_0 = 90$.

	$p=1$	$p=2$	$p=3$	$p=4$	$p=5$
$\hat{a}_1$	0.565	<u>0.948</u>	1.002	1.004	1.008
$\hat{a}_2$	—	<u>-0.677</u>	-0.753	-0.778	-0.790
$\hat{a}_3$	—	—	0.080	0.114	0.190
$\hat{a}_4$	—	—	—	-0.034	-0.132
$\hat{a}_5$	—	—	—	—	0.098

Table 3. Summary of the mean square error S of the forecast at lead time 1 using simulated data generated from autoregressive model; $(a_1, a_2) = (1.00, -0.70)$.

p : the order of autoregressive model, $N_0=90$, $n=90$.

	$p=1$	$p=2$	$p=3$	$p=4$	$p=5$
1) the errors, S_0 and S during identification interval.					
S_0 the persistence model (SISO)	0.1622 (°C)				
S (°C)	0.1432	0.1057	0.1053	0.1054	0.1050
η (%)	88.3	65.2	64.9	65.0	64.7
2) the one step ahead forecast errors					
S_0 the persistence model (SISO)	0.1355 (°C)				
S (°C)	0.1234	0.0936	0.0927	0.0930	0.0938
η (%)	91.1	69.1	68.4	68.6	69.2

Fig. 6. Relationship between estimates $\hat{a}_1$, $\hat{a}_2$ of AR model and number of data used for model-identification which Simulated from autoregressive model. The AR model parameters; $(a_1, a_2)=(1.00, -0.70)$.

があれば、模擬時系列生成に用いたパラメータの値 $(a_1, a_2)=(1.00, -0.70)$ に一致するので、信頼性十分なモデルを決定できるとみてよい。また、実際に貯水池水温についても決定した結果、模擬と同様に N_0 が約 40～50 個以上の実測値を用いればパラメータは安定した。

4-3. 水温分布の貯水池内の場所 (空間) に関する事項

成層型の貯水池内の各水深ごとに水温の予測を行った結果について述べる。適用した時系列データは前述の第一ダムの水温である。 $\Delta t=1$ 日とした。

上記の事項の結論を考慮し、自己回帰モデルによるモデルの決定には $N_0=60$ 日の水温の計測データ (トレーニングデータ) を用いてモデルのパラメータをあらかじめ決定した。なお、年周期のトレンドを除去するため時系列の差分, $(\Delta x_k = x_k - x_{k-1})$ を順次求め低周波成分を除去し、自己回帰モデルをこの差分データ, $\{\Delta x_k | k=2, 3, \dots\}$ に対し適用した。Figure 7 に予測値と実測値を図示した。実測値は水深 5.0 m の実測水温で、予測値の計算用の自己回帰モデルの決定には 60 日の水温変動時系列 (271 日目から 330 日) を使用した。予測値は 331 日から 34 日間について逐次自己回帰モデルで計算したものである。Table 4 に水深 30 m における水温の自己回帰モデルの次数 p を 1 から 5 まで変化させた場合の自己回帰モデルのパラメータを示した。水温予測はこのモデルを用いて式(2)を用いて逐次行った。Table 5 に、自己回帰モデルによる貯水池の水温予測を行い、予測誤差とモデルの有効性の指標 η 等を整理した。指標 η の値は、各水深によらず約 88% となり、自

Fig. 7. Daily changes in water temperature in the Yahagi Dam reservoir with comparison of that predicted by the autoregressive model.

Table 4. Estimated parameters $\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_p$ of an autoregressive model of order p using daily water temperature observed in a reservoir of the Yahagi River during summer, 1978. Daily water temperature at 30m in depth. Number of data for identification of the AR model: $N_0=60$.

	$p=1$	$p=2$	$p=3$	$p=4$	$p=5$
$\hat{a}_1$	0.342	0.451	0.477	0.483	0.471
$\hat{a}_2$	—	-0.320	-0.356	-0.384	-0.365
$\hat{a}_3$	—	—	0.082	0.118	0.057
$\hat{a}_4$	—	—	—	-0.077	-0.000
$\hat{a}_5$	—	—	—	—	-0.160

己回帰モデルは持続法にくらべて予測精度が高いことがわかる。また、水温変動に含まれる周期成分の周期 T と減衰定数 D を計算結果より、4～5 日程度の振動成分が微弱ながら認められた。これは、明確な周期ではないがしばしば繰り返す三寒四温に代表される 1 週間ほどの気象変化を統計的に処理する結果、平均化されてこの周期として検出されたとみてよい。

謝 辞

本研究のデータ収集と計算に協力してくれた水野正明君 (現水資源開発公団) に感謝の意を表します。

摘 要

自己回帰モデルによる統計的予測法は、観測

Table 5. Summary of the mean square error of the one step-ahead forecast error and period T of the fluctuation of daily water temperature observed in the Yahagi Dam reservoir during summer, 1978.

p: the order of autoregressive model, $N_o=60$, $n=30$.

	p=1	p=2	p=3	p=4	p=5
1) daily water temperature at 0.5m in depth					
S_o the persistence model (SISO)		0.3804 (°C)			
$S(°C)$	0.3661	0.3512	0.3498	0.3352	0.3485
$\eta(\%)$	96.2	92.3	92.0	88.1	91.6
T(day)	—	$(\bar{a}_1, \bar{a}_2)=(0.097, 0.286)$			
2) daily water temperature at 5.0m in depth					
S_o the persistence model (SISO)		0.2757 (°C)			
$S(°C)$	0.2449	0.2449	0.2483	0.2523	0.2510
$\eta(\%)$	88.8	88.8	90.0	91.5	91.0
T(day)=4.2, D=0.32,		$(\bar{a}_1, \bar{a}_2)=(-0.059, -0.104)$			
3) daily water temperature at 30m in depth					
S_o the persistence model (SISO)=0.2033					
$S(°C)$	0.1889	0.1789	0.1807	0.1693	0.1663
$\eta(\%)$	92.9	88.0	88.9	83.3	81.8
T(day)=5.4, D=0.57,		$(\bar{a}_1, \bar{a}_2)=(-0.451, -0.320)$			

データを時系列解析して、持続性のある変動部分を統計的に取り出し、この部分に着目して外挿する方法である。模擬結果と実際の貯水池の水温に予測モデル適用して、モデルの予測に関する有効性の評価法、適用上の注意点などを検討し、次の結論を得た。

1) 模擬結果よりモデルの予測の有効性の指標 η は 65% となり、貯水池の貯水量や気候などの環境の時間的構造が変化しない場合、本モデルの予測法の適用により予測誤差の標準偏差を 35% 程度改善させることが期待できる。

2) モデルの同定にあたり必要なデータ数 N_o は約 40~50 個以上の実測データの蓄積があれば、信頼性十分なモデルを同定できる。

3) 指標 η の値は、各水深によらず約 88% となり、有効な予測法であるが、模擬結果 ($\eta \sim 65\%$) の方が良好である。これは、実際の貯水池の貯水量や気候などの環境が不規則的に変化していることを示唆するものである。

4) 貯水池の水温の時系列には 4~5 日程度の振動が微弱ながら認められた。これは、三寒四温に代表される 1 週間ほどの気象変化を統計的に処理する結果、平均化されてこの周期として検出されたとみてよい。

文 献

- AKAIKE, H., E. ARAHATA and T. OZAKI (1975): A time series analysis and control program package (6). Computer Science Monographs, No 5, Institute of Statistical Mathematics.
- Box, G. E. P. and G. M. JENKINS (1976): Time series analysis -forecasting and control, Holden-Day.
- 福田武雄 (1977): 差分法. 生産技術センター新社.
- 岸保勘三郎 (1979): 気候変動モデル (山本義一編, 気候変動の第 3 章), 東京大学出版会, p97-135.
- 岩佐義朗・松尾直規 (1981): 貯水池水理の解析モデルとその水温予測への適用. 土木学会論文報告集, 第 308 号, p59-68.
- 河村三郎・大野俊夫・渡辺與作 (1983): 確率モデルによるダム群貯水池水温の解析と予測. 農業土木学会論文集, 第 107 号, p55-63.
- 岡村 存 (1993): 天気予報はどこまで正確にできるか. 森北出版.
- 大野俊夫・渡辺與作 (1979): 確率系解析の水温予測への適用. 土木学会論文報告集, 283; 57-66.
- THOMANN, R. V. (1967): Time-series analysis of water-quality data. J. Sanit. Eng. Div. ASCE., 93 (SA1): 1-23.
- 和田 明編 (1992): 水工学における数値解析手法の精度向上と実用化に関する研究報告書. 土木学会

水理委員会.

(著者:大野俊夫, 豊田工業高等専門学校, 〒 471 豊
田市栄生町 2-1, 早川典生, 長岡技術科学大学, 〒
940-21 長岡市上富岡町 1603-1; Toshio OHONO,
Toyota National College of Technology, 2-1 Eisei

-cho, Toyota 471; Norio HAYAKAWA, Department of
Civil Engineering, Nagaoka University of Technol-
ogy, 1603-1 Kamitomioka-cho, Nagaoka 940-21).

1994 年 7 月 18 日 受付

1994 年 10 月 19 日 受理