Local Approximation 法によるリアルタイムデータを用いた 富栄養湖の溶存酸素の短期予測

原田昌佳¹・加藤真希子²・吉田 勲³・齋 幸治⁴

Short-term Forecasting of Dissolved Oxygen in Eutrophic Lake with Real-time Data by Local Approximation

Masayoshi Harada¹, Makiko Kato², Isao Yoshida³ and Koji Sai⁴

Abstract: Lake Koyama, located in the eastern part of Tottori Prefecture, has various water environmental problems due to organic pollution and eutrophication. Anoxic water is especially generated in the deepest part of the pond in summer, and there is a strong suspicion that the progression of anoxia will cause further deterioration of the water environment. Therefore, predicting dissolved oxygen (DO) variations is an important subject to plan the preservation and improvement of water environments. In this study, we tried to predict in short-term the time transition of DO at the water surface and the lake bottom at the deepest site using a Local Approximation (LA) method of forecast technique developed in the chaos engineering field. We examined the presence of chaos in both DO time-series. As a result, a DO time-series in the surface didn't show low-dimensionality chaos in either summer or autumn, but could be predicted by the LA method three hours in advance. On the other hand, in summer a DO time-series at the bottom showed low-dimensionality chaos, but not in autumn. Also, DO in summer and autumn could be respectively predicted one hour and four hours in advance. In conclusion, the LA method that predicts time-series through the orbit information of historical data was effective for the short-term forecast of DO, regardless of the presence of chaoticity in its time-series data

Keywords: Eutrophic lake; Dissolved oxygen; Short-time forecasting; Local approximation method; Chaos

1 はじめに

鳥取県東部に位置する湖山池は、水面積6.81km²、最大水深6m、平均水深2.8m、貯水量1900万m³、平均滞留時間約100日の規模の海跡湖である。流出河川の湖山川は約1kmで日本海に達しており、湖山池はこの河川を通じて海水が流入するため汽水湖でもある。現在、湖山川河口付近に塩分調節のための樋門が設置され、1985年以降、灌漑期と非灌漑期の塩化物イオン濃度をそれぞれ150ppmと330ppmに調節することが取り決められている。そのため海水の流入量は少なく、とくに灌漑期における湖山池は低塩分の汽水湖といえる。

1965年頃からの池周辺部の急速な市街地化に伴い湖山池の水質は悪化し、富栄養化が進んでいる(Yoshida and Inosako, 1996)。湖山池は湖沼類型Aおよび全窒素、全リンについて類型IIIの環境基準が定められているが、現在の水質は、CODについては類型Cに、全窒素と全リンについてはそれぞれ類型IV、類型Vに相当し、環境基準に適合していない(鳥取県, 2003)。生活排水や農業排水を通じた多量の有機物の流入によって、貧酸素化、透明度の低下、植物プランクトンの大量増殖、底質のヘドロ化

などの水環境問題が深刻化し、とくに湖山池最深部は水環境の悪化が著しい地点である(原田・吉田, 2001; 原田・吉田, 2003a; 原田・吉田, 2003b)。

ところで、湖水の貧酸素化は、魚介類を酸欠死させるだけでなく、栄養塩類の溶出、メタンガスや硫化水素の発生さらには底質のヘドロ化と直接的に関わり、結果として生態系が変化するなど水環境のさらなる悪化に繋がる。そのため、貧酸素化の発生メカニズムの解明は水環境の保全や改善を図る上で重要な課題である。このような課題に対して、溶存酸素濃度(以下、DO)の変動特性の定量的な把握やDOの将来予測手法の確立に関する研究は重要な位置付けにある。これまでの湖山池の水環境に関する研究は、栄養塩の流入負荷量に関する水質調査(道上ら, 1992; 猪迫ら, 1993)や、湖水中のDO、COD、TN、TPなどの定期的な水質調査(藤山ら, 1996; Shimizu *et al.*, 2002)などの水質調査報告があるのみで、短い時間スケールでの水環境要素の変動特性に関する詳細な研究は少ない。

これまで、筆者らは水環境の悪化が著しい湖山池最深部においてDOを主とする水質と微気象の連続観測を行い、湖底ならびに水面におけるDOの変動特性について定量的に検討した。まず、ウェーブレット解析によるDOの変動特性ならびに風や日射量に対するDOの応答特性を抽出し(原田・吉田, 2003a)、さらに密度成層の安定性とその破壊特性の観点からDOの変動特性について検討した(原田・吉田, 2004)。本研究では、これまでに集積した連続観測データを利用したDOの短期予測を試みた。

一般に、DOの挙動に関わる数値シミュレーションでは、

¹ 鳥取大学農学部助手 Assistant Professor, Faculty of Agriculture, Tottori University, Minami 4-101, Koyama-cho, Tottori, 680-8553 Japan

² 株式会社ラディックス技師 Engineer, RADIX Co., Ltd, 3-2, Nekoya-cho, Hiroshima, 730-0852 Japan

³ 鳥取大学農学部教授 Professor, Faculty of Agriculture, Tottori University, Minami 4-101, Koyama-cho, Tottori, 680-8553 Japan

⁴ 鳥取大学大学院連合農学研究科博士課程 Ph. D. Student, the United Graduate School of Agricultural Science, Tottori University, Minami 4-101, Koyama-cho, Tottori, 680-8553 Japan

湖水の流動予測モデルと生態系を考慮した水質予測モデルから構成される水-底質相互作用モデルが用いられる(楠田・巖佐, 2002). しかしながら, このモデルでは多くのモデル式と決定すべきパラメータを含むため, 実水域への適用は決して容易ではない. 一方, このような水理・水質学的なアプローチとは全く異なり, ファジィ推論, ニューラルネットワークモデルやカオスなどを援用した非物理モデルによって水環境の動態を予測する研究がなされている(例えば, 平松・四ヶ所, 1997). このうち, カオスは決定論的規則に支配されるが現象が非線形であるために現れる時系列の非周期的挙動の総称である. カオス工学的な時系列の将来予測では, 時系列データの背後に横たわる自己相関構造をその時系列データのみから抽出し, 得られた決定論的規則を利用して短期予測を行うものである.

本研究では, カオス工学の分野で開発されたLocal Approximation法(以下, LA法)を用いて, 湖山池最深部の湖底と水面のDOの短期予測を試みた. これは, リアルタイムに得られるDOの時系列データからその挙動を短期予測するものであり, 本論ではLA法の適用可能性を検討するとともに, 湖底と水面のDO時系列のカオス性を考察した.

2 湖山池最深部の水質の連続観測

2.1 観測概要

湖山池の水深は南岸から北岸に向かって深く, 三津と呼ばれる地点が最深部である(図1参照). 筆者らは, 最深部に設置された観測橋の水深約6m地点で, 水質や微気象に関する連続観測と定期観測を実施している.

連続観測では, データのサンプリング時間10分で水質と微気象のデータを集積している. 水質項目は水温, DO, 電気伝導度(EC)であり, 水面下約10cm(以下, 表層)と湖

図1: 湖山池の概要

底上約10cm(以下, 底層)にそれぞれマルチ水質モニタリングシステムW-22XD(HORIBA製)を設置し, 計測している. この水質計のDO測定には隔膜電極法が採用されており, 無流速場でも安定した指示で測定することが可能である. なお, 計4台の水質計を用いてデータの欠損がないように, 週1回の頻度でセンサの洗浄(DOセンサの隔膜交換等も含む)や校正などのメンテナンスのための交換を行った. 微気象観測では, 水面から約2mの位置で気温, 湿度と全天日射量, 水面から約5mの高度で風向風速を測定した. 定期観測では週1回の頻度で表層と底層でそれぞれ採水を行い, COD, TN, TP, 各態窒素, 各態リン, 塩化物イオン, クロロフィルaなどの水質項目を測定した.

連続観測は平成14年5月から実施しているが, 計測器の故障により平成15年1月~同年3月と平成15年12月~平成16年4月の期間でデータの欠損があった. 以下では, 平成16年6~11月の連続観測結果に基づいて考察する.

2.2 観測結果

図2に, 平成16年6~11月の表層と底層の水温, 水温差,

図2: 平成16年度連続観測(水温, EC, DO)の結果

ECならびにDOの経時変化を示す。同図より、表層では6～8月のDOと比べて9～11月のDOは高い値で推移し、とくに日中のDOは過飽和の状態にあった。一方、底層DOは、6～8月の夏季で大きな変動幅で変化しているのに対し、9～11月中旬では5mg/L程度で推移した。また、7月下旬、8月中旬、11月中旬～下旬の期間に貧酸素化(2.0mg/L以下)あるいは無酸素化が数日間観測された。

6～8月の湖底付近で貧酸素化が生じた期間では、表層と底層の水温差が3～4℃あり、また両層でのECの差、すなわち塩分差はほとんどないことから、水温日成層の形成が確認できる。11月中旬～11月下旬の無酸素化が観測された期間では、底層のECが1S/mを超える値を示し、表層との格差が大きいことから、海水の流入に伴う塩分成層の形成が認められる。以上から、夏季と秋季の湖底付近で観測された貧酸素化や無酸素化は、それぞれ水温日成層と塩分成層の形成によって水塊の鉛直輸送が抑制され、表層から底層へDOが供給されないために生じたと考えられる。とくに11月下旬において、底層のECが低下し表層と同程度の値になるとDOは直ちに解消され、また底層のECの増大によってDOは急激に減少し、底層DOの成層状態に対する応答性が鋭敏であることが分かる。なお、図2では、平成15年度の観測結果(原田・吉田, 2004)で見られたような水温差が5℃を超える水温日成層の発達はなく、貧酸素化や無酸素化の発生頻度は少ない結果であった。

3 LA法によるDO時系列の短期予測

3.1 LA法の予測手順

カオス時系列とは、決定論的規則に支配されるが現象の非線形に起因して不規則かつ複雑な変動を示す時系列であり、初期値依存性(軌道不安定性)、長期予測不可能性、有界性、非周期性などの性質を有する(合原編, 2002)。カオス工学的な将来予測の基本的な考え方は、一変数の時系列データから、この時系列がどのような決定論的規則で作られているかをそのデータのみから抽出することである。現時点 t までの時系列 x_t が得られたとき、この x_t から次式で定義されるベクトルを考える。

$$X_t^m = [x_t, x_{t-\tau}, x_{t-2\tau}, \dots, x_{t-(m-1)\tau}] \quad (1)$$

ここで、 m は埋込み次元、 τ は遅れ時間と呼ばれる。このベクトルは m 次元データ空間の一点の座標を与え、 τ を固定して t を変化させるとき、データ空間内に一つの軌道が作られる。このような軌道の一例として、平成16年6月の表層DO、底層DOの $\tau=3h$ の場合の2次元軌道($m=2$)を図3に示す。Takensは、式(1)のベクトルから作られるデータ空間内の軌道は元の系の従う高次元力学系の軌道を滑らかに変形したものになっていることを示した(合原編, 2002)。すなわち、元の力学系の持つ規則性がデータ空間の中に埋め込まれていることになる。

カオス工学的な変動時系列の短期予測では、現時点 t までの時系列が得られたとき、遅れ時間 τ で m 次元データ空間に埋め込まれた過去の時系列の軌道情報を利用して、 T 期後の時点、すなわち $(t+T)$ における時系列の値を予測する。LA法による時系列データの予測は次式を満たす局所関数 f_T を推計することで達成される(合原・徳永, 1993)。

$$x_{t+T} = f_T(X_t^m) \quad (2)$$

図 3: DO 時系列の 2 次元埋め込み

図 4: LA 法による短期予測の概要
($m=3, \tau=1, T=2$)

多次元データ空間上の距離の概念を導入し、過去の時系列から X_t^m に近いベクトルを順に n_k 個取り出す。

$$X_{t_i}^m = [x_{t_i}, x_{t_i-\tau}, x_{t_i-2\tau}, \dots, x_{t_i-(m-1)\tau}], \quad i=1 \sim n_k \quad (3)$$

ここで、 $t_i < t$ である。それぞれのベクトルに T 期後の実現値 x_{t_i+T} を対応させ n_k 個の組を作る。最も簡便な予測法は、 n_k 個の x_{t_i+T} の平均を x_{t+T} の予測値とする方法であり、これを0次近似法という。また、局所関数 f_T を1次多項式で与え、次式から予測値を計算する1次近似法がある。

$$x_{t+T} = a_0 + a_1 x_t + a_2 x_{t-\tau} + \dots + a_m x_{t-(m-1)\tau} \quad (4)$$

ここで、 $(m+1)$ 個の係数 a_i ($i=0 \sim m$)は、 $n_k \geq (m+1)$ であるとき、ベクトル $X_{t_i}^m$ と x_{t_i+T} の組み合わせから最小2乗法によって求められる。なお、局所関数 f_T として高次の多項式で近似する方法もあるが、高次多項式を用いても1次近似法と比較して顕著な予測精度の向上は得られないとの報告もある(Famer and Sidorowich, 1987)。

LA法は、現在と類似した過去の状態を多次元データ空間上の距離で求め、この過去の状態の推移(軌道情報)を用いて将来を予測する手法である。図4はLA法による時系列データの予測の概要図であり、 $m=3, \tau=1, T=2$ の場合を示す。図4(1)では、現時点 t_n までのデータ x_{t_n} は連続観測によって得られている。現時点から T 期後の時点、すなわち $(t_n+T)=t_{n+2}$ の予測値は $x_{t_n}, x_{t_{n-1}}, x_{t_{n-2}}$ の値から計算される。なお、 $t=t_{n+1}$ の予測値は $x_{t_{n-1}}, x_{t_{n-2}}, x_{t_{n-3}}$ の値から推定されるが、連続観測によって $t=t_{n-1}$ までのデータが与えられた時点で計算できることになる。また、 $t=t_{n+3}$ 時点の予測計算には $x_{t_{n+1}}$ の値が必要となるが、この場合、図4(2)に示すように $x_{t_{n+1}}$ は観測によって

与えられることになる。このように、本研究のDOの短期予測とは、リアルタイムに時系列データが与えられる下で T 期後の状態を予測するものである。

以上のLA法によるDOの短期予測手法の妥当性を検討するために、平成15年6～11月の連続観測によって得られたDOの時系列データを利用して、平成16年6～11月の表層DOおよび底層DOの予測を行った。すなわち、平成15年度の連続観測結果を過去の軌道情報として扱い、平成16年度のDOの時系列データを再現し、計算結果と実測値を比較することで、LA法の有効性を検討した。ところで、時系列データの背後にある力学系がカオス的であれば、LA法による予測精度はカオスが有する初期値依存性により時間の経過とともに低下する。すなわち、LA法により予測した結果と実績値との誤差を予測期間 T に対して求め、誤差が指数関数的に増大するならば時系列はカオス性を有し、一方、誤差が一定であるならばそれはカオス性を有しないと判定できる。このことを利用して表層DOならびに底層DOの時系列データのカオス性について考察した。

3.2 パラメータの設定

LA法による時系列データの短期予測を行うにあたり、遅れ時間 τ 、埋め込み次元 m 、さらに式(3)のベクトルを取り出す個数 n_k の値を決定する必要がある。本研究では、以下に示すパラメータの組み合わせの中から、予測精度が最も高くなるようなパラメータを決定した。

Takensの埋め込み定理では、ごく特殊な場合を除いて遅れ時間 τ の値は任意である。しかしながら、実際に解析を行う場合には、データ数およびデータ精度は有限であり、実データの場合ノイズを含むなどの理由から、 τ の値を適切に設定することが必要となる。最適な遅れ時間の決定法にはいくつかの基準が提案されているが、本研究では $\tau=1, 2, 3$ hの3ケースで計算を行った。埋め込み次元 m については、短期予測の場合、実用上3～4で十分な場合が多いとの報告(合原・徳永, 1993)があることから、 $m=3 \sim 6$ の4ケースを考えた。パラメータ n_k の決定は過去の軌道情報量に大きく依存する。一般に、 n_k が小さいと、予測時点の時系列の変動パターンに類似してはいるが、 m 次元データ空間での距離が離れているため、選択から外れるケースが発生する。逆に、 n_k を増加させた場合、距離は近いが予測時点の時系列の変動パターンとは異なる変動パターンも過去の時系列から選択される危険性も高くなる(平松・四ヶ所, 1997)。本研究では、 n_k について25, 50, 100の3ケースを設定した。

以上の組み合わせによる計36ケースに対して、予測期間を $T=1 \sim 24$ hとする計算を行った。予測精度は予測結果と実測値のRoot mean square error $E_{r,T}$ で評価し、各 T に対して求めた。表1に $n_k=50$ 、 $T=1$ hのときの予測誤差 $E_{r,1}$ をまとめる。表層DOの $T=1$ hとする予測計算では、0次近似法と1次近似法のいずれにおいても $m=4$ 、 $\tau=2$ hで予測誤差が最小となる。一方、底層DOについても $m=4$ 、 $\tau=2$ hの場合で予測誤差が最小であることが分かる。結果は省略するが、 $n_k=25, 100$ の場合の予測誤差 $E_{r,1}$ を調べたところ、 n_k による $E_{r,1}$ の大きさ、さらには $E_{r,1}$ を最小とする m と τ の組み合わせに違いは見られなかった。以下に示す表層DOと底層DOの再現結果は $(m, \tau, n_k) = (4, 2, 50)$ の下で得られたものである。

3.3 予測結果と考察

表 1: LA 法による予測精度 ($n_k=50$, $T=1$ h)

m	t	表層		底層	
		0次近似	1次近似	0次近似	1次近似
3	1	0.55	0.93	0.66	0.68
	2	0.46	0.52	0.67	0.68
	3	0.53	0.58	0.69	0.63
4	1	0.51	1.14	0.67	0.65
	2	0.40	0.42	0.61	0.61
	3	0.50	0.52	0.73	1.08
5	1	0.53	1.22	0.69	0.63
	2	0.50	0.49	0.74	0.77
	3	0.56	0.52	0.77	0.80
6	1	0.48	0.48	0.71	0.67
	2	0.53	0.51	0.78	1.81
	3	0.63	0.60	0.80	0.86

単位:mg/L

図5、図6に平成16年6～11月の表層DOと底層DOの0次近似法ならびに1次近似法による予測結果($T=1$ hの場合)と実測値を示す。表層DOの計算結果から、0次近似法と1次近似法のいずれにおいても再現性は良好である。一方、底層DOについては、局所関数の近似次数によって再現性に差が見られる。すなわち、0次近似法ではDOの値が9mg/L以上となる期間で再現性は悪いが、1次近似法では全期間を通じて良好に再現されている。これは、平成15年度連続観測の実績値に底層DOが9mg/Lを超える値が存在しなかったことを反映した結果と考えられる。過去の実績値を超える値が現れるような場合、0次近似法では、過去の時系列にない特異な軌道が出現したことになり、予測は不可能となる。一方、1次近似法では、過去に実績値がなくとも式(4)によって軌道の変動パターンを推定することができるため予測は可能であると考えられる。本研究のようにただか6ヶ月間の観測結果を用いて短期予測を行う場合、過去には見られなかった軌道が出現する可能性が高いため、その類似した変動パターンを推定可能な1次近似法が予測に適しているといえる。以下では、1次近似法によって得られた表層DOおよび底層DOの予測結果について考察する。

3.3.1 DO時系列のカオス性

予測期間 T と予測誤差 $E_{r,T}$ の関係を図7に示す。同図は、平成16年6～11月の各月ならびに全期間で求めた $E_{r,T}$ の T に対する変化を示したものである。

表層DOの $E_{r,T}$ は $T=1$ hのときに最小となるものの、予測期間の増大に伴う予測誤差の増加傾向は見られない。また、月別に T と $E_{r,T}$ の関係をみた場合でも、予測期間 T に関わらず $E_{r,T}$ はほぼ一定であることが分かる。これより、表層DOの変動時系列は低次元のカオス性を示さないと考えられる。

一方、全期間で求めた底層DOの $E_{r,T}$ と T の関係より、 $E_{r,T}$ は $T=5$ hまで指数関数的に増加し、 $T>5$ hでは予測誤差のこのような急増は見られないものの誤差は単調に増大し精度の回復が見られない。このことは、底層DOの時系列データにおいてカオスの長期予測不可能性を十分

図 5: 予測期間 $T=1h$ の場合の表層 DO の予測結果 (左: 0 次近似法, 右: 1 次近似法) 図 6: 予測期間 $T=1h$ の場合の底層 DO の予測結果 (左: 0 次近似法, 右: 1 次近似法) 図 7: 予測期間 T と予測誤差 $E_{r,T}$ の関係

に示しており、底層DOは低次元のカオス性を有すると考えられる。月別に T と $E_{r,T}$ の関係を考察すると、6~8月の夏季では予測期間の増大に伴って予測誤差は増加傾向にあるが、9~11月の秋季では $E_{r,T}$ はほぼ一定で推移している。これより、底層DOは夏季になると低次元のカオス性を示すが、秋季ではカオス性を有さないといえる。

ところで、原田・吉田(2003a)は時間一周波数解析の一つであるウェーブレット解析を用いて湖山池最深部の表層

DOおよび底層DOの変動特性について検討した。それによれば、夏季と秋季の表層DOはいずれも 10^{-5} Hz 付近(約1日周期)の変動成分の寄与が高く支配的であり、他の周波数成分の寄与率が小さいという変動特性を示した。これは、日中の植物プランクトンの光合成によるDOの生産と夜間の水生生物の呼吸によるDOの消費によって表層DOは1日サイクルの変動が顕著であるためである。このように、夏季、秋季を通じて表層DOは約1日周期の変動成分が卓越し、周期性が高いため、時系列データにカオス性は見られなかったと考えられる。一方、底層DOは、夏季では $10^{-6} \sim 10^{-5}$ Hz 付近(1~12日周期)の周波数をもつ緩やかな変動成分が支配的であり、さらに、 $10^{-4} \sim 10^{-3}$ Hz 付近(20~180分周期)の高周波数成分の高い寄与が局所的に見られた。これに対して、秋季の底層DOの変動時系列には高周波数成分の寄与は見られず、緩やかな変動成分が卓越していた。夏季の底層DOの変動時系列に含まれる高周波数成分は、DOがカオス的な挙動を示したことに起因し、断続的な水温日成層の形成とその破壊に伴ってDOが比較的短い時間スケールでかつ不規則に変動することを意味すると考えられる。また、秋季の底層DOの変動時系列はカオス性を有さないため、高周波数成分の存在は見られず、緩やかな変動成分の高い寄与によって周期性が高くなったと考えられる。

3.3.2 LA法による短期予測の限界予測期間

上述のように、本研究でのLA法による時系列データの予測は、リアルタイムデータを用いてその短期的な将来を予測するものであり、図 5, 6の結果は、DOのみのデータからその時間的推移の予測が可能であることを示している。

図 7より、表層DO、底層DOともに予測精度は $T=1\text{h}$ のときが最良であったが、実用上何期後まで予測可能かについて検討した。本来、時系列データの将来予測は予測精度が最良となる条件で行うべきものであるが、ここでは、表層で見られるDOの過飽和状態や、底層で見られる成層化に伴うDOの低下過程、その破壊に伴うDOの上昇過程、さらには貧酸素水塊の発生とその解消、などの状況を把握可能な予測期間の限界を考えた。Root mean square errorとして 1mg/L 程度を許容し、予測結果と実測値とを比較し

て予測可能な期間 T を調べた。図 8と図 9はそれぞれ $T=2, 3, 4, 5\text{h}$ の場合の表層DO、底層DOの実測値と予測結果を比較したものである。また、予測期間を6～8月と9～11月に2分し、それぞれの期間で求めた予測誤差 $E_{r,T}$ を表 2にまとめる。

図 8より、表層DOの予測結果では T の増大に伴い高周波数成分の変動が見られ、とくに $T=4, 5\text{h}$ ではノイズの発生がより顕著である。また、10月下旬～11月上旬の期間における実測値と予測値の格差が T の増大によって大き

図 8: $T=2\sim 5\text{h}$ の場合の表層 DO の予測結果

図 9: $T=2\sim 5\text{h}$ の場合の底層 DO の予測結果

表 2: $T=1\sim 5h$ の場合の夏季と秋季の予測誤差

T (h)	表層		底層	
	6~8月	9~11月	6~8月	9~11月
1	0.45	0.53	0.82	0.40
2	0.64	0.70	1.22	0.61
3	1.07	0.84	1.62	0.82
4	1.19	1.04	2.43	1.19
5	1.27	1.22	4.38	1.98

単位:mg/L

くなっていることが分かる。一方、図 9より6~8月の底層DOの予測結果では、 $T=1h$ の場合と比べて実測値との格差が大きく、とくに $T\geq 3h$ では再現性が著しく低下している。また、9~11月の底層DOについては、 $T\leq 4h$ の予測結果はDOの時間的推移を良好に再現しているが、 $T=5h$ では実測値との格差が大きいことがわかる。以上の図 8, 9の結果と表 2に示す予測誤差の結果とを併せて考えると、LA法による短期予測の限界予測期間は次のように考えられる。すなわち、表層DOについては夏季、秋季ともに $T=3h$ までの短期予測は可能である。また、底層DOについては、6~8月の期間では $T=1h$ 、9~11月の期間では $T=4h$ までの短期予測が可能である。

4 おわりに

本研究では、カオス工学の分野で開発された時系列データの将来予測手法の一つであるLocal Approximation法を用いたDOの短期予測を試みた。本手法は、過去のDOの時系列データから得られる軌道情報を基に、リアルタイムで得られるDOの実測値からその時間的推移を短期的に予測するものである。ここでは、平成15年6~11月のDOの連続観測結果を用いて平成16年6~11月の表層DOならびに底層DOの実測値を再現することで、LA法のDO予測への適応性について検討した。本研究で得られた結果をまとめると以下のとおりである。

- (1) 短い期間の過去の時系列データを用いてLA法による短期予測を行う場合、過去には見られなかった軌道が出現する可能性が高いため、その類似した変動パターンを推定可能な1次近似法が予測に適していた。
- (2) 表層DOの時系列データは、夏季、秋季ともにカオス性を有さないが、LA法による短期予測は可能であった。表層DOの時間変動は周期性が強いため、過去の軌道情報を用いた将来予測は可能であったと考えられる。
- (3) 底層DOは、夏季には低次元のカオス性を示し、秋季では示さないが、いずれの期間でもLA法による短期予測は可能であった。夏季の底層DOはカオス的な挙動を示すために、時系列データ中に高周波数成分の変動が含まれ、その寄与率が時間的に変化することが示唆された。また、秋季ではカオス性を示さないことから、高周波数成分の寄与は小さく、緩やかな変動成分が卓越するために変動時系列は周期

性を持つと考えられる。

- (4) LA法により、表層DOは夏季、秋季ともに $T=3h$ までの短期予測は可能であった。一方、底層DOについては、6~8月の期間では $T=1h$ 、9~11月の期間では $T=4h$ までの短期予測が可能であった。LA法の予測精度は過去の軌道情報が多いほど向上するため、今後のデータ集積により本法による短期予測の有効性はさらに高まると期待できる。

謝辞: 本研究の一部は文部科学省科学研究補助金(基盤研究(B)(1)課題番号15380164)を受けた。また、観測に当たっては鳥取大学農学部環境計画学分野4年生(研究当時)の湯之上理香氏の協力を得た。記して謝意を表します。

引用文献

- [1] 合原一幸編(2002):カオス時系列解析の基礎と応用, 産業図書, pp.1-252.
- [2] 合原一幸・徳永隆治(1993):カオス応用戦略, オーム社, pp.150-156.
- [3] Farmer, J., and Sidorowich, J. J. (1987): Predicting Chaotic Time Series, *Physical Review Letters*, 59, pp.845-848.
- [4] 藤山英保・福田啓子・生田和義・小笹純・長井武雄(1996):鳥取県湖山池における池水の理化学的・生物学的特性の現状と相互関係, 水環境学会誌, 19(1), pp.71-75.
- [5] 藤山英保・仁尾泰己・大橋英希(1997):鳥取県湖山池における池水と底質間の窒素とリンの移動, 水環境学会誌, 20(10), pp.50-53.
- [6] 原田昌佳・吉田勲(2001):湖山池における底質中の硫化物と重金属の分布特性, 農村計画論文集, 3, pp.61-66.
- [7] 原田昌佳・吉田勲(2003a):湖山池最深部の水環境について, 応用水文, 16, pp.8-17.
- [8] 原田昌佳・吉田勲(2003b):底泥の重金属と硫化物濃度からみた夏季における湖山池の底質環境について, 農土論, 224, pp.111-119.
- [9] 原田昌佳・吉田勲(2004):鳥取県湖山池における溶存酸素の変動特性について, 日本雨水資源化システム学会誌, 10(1), pp.29-35.
- [10] 平松和昭・四ヶ所四男美(1997):人工知能(AI)による河川感潮域の水環境の予測, 平成9年度農業土木学会九州支部シンポジウム, pp.1-22.
- [11] 猪迫耕二・吉田勲・松井毅(1993):湖山川の水質に与える流入河川の影響, 鳥大農研報, 46, pp.13-22.
- [12] 楠田哲也・巖佐庸(2002):生態系とシミュレーション, 朝倉書店, pp.115-166.
- [13] 道上正規・檜谷治・朴啓次(1992):湖山池における栄養塩類負荷量に関する研究, 水環境学会誌, 23(1), pp.99-108.
- [14] Shimizu, T., Yoshida, I., Harada, M., Sitizyo, K. and Takashiba, H. (2002): Study on the formation of an oxygen deficient layer in Lake Koyama, *Proc. Inter. Agri. Eng. Conf.*, pp.495-499.
- [15] 鳥取県(2003):平成15年度公共用水域及び地下水の水質測定結果, pp.1-19.
- [16] Yoshida, I. and Inosako, K. (1996): A study on water quality of Lake Koyama, *Agri. Eng. J.*, 5(1-2), pp.83-90.

この論文の公開の質疑または討議は2006年6月30日まで受け付けます。