

Local Approximation 法による湖山池最深部の溶存酸素の短期予測

Short-term Forecast of Dissolved Oxygen in the Deepest Site of Lake Koyama by using Local Approximation Method

○原田昌佳* 吉田 勲* 加藤真希子**

Masayoshi Harada, Isao Yoshida and Makiko Kato

1. はじめに

鳥取県東部に位置する湖山池は、有機汚濁や富栄養化により様々な水環境問題を抱えている。とくに夏季の池最深部では貧酸素化が生じ、さらなる水環境の悪化が懸念される。そのため、溶存酸素(DO)の変動予測は水環境の保全や改善を図る上で重要な課題である。ところで、最近では AI 技術の水環境問題や水資源問題へ適用した研究が盛んになされている¹⁾。本研究では、カオス工学の分野で開発された予測手法である Local Approximation 法(LA 法)を用いて、湖山池最深部の水面および湖底付近の DO の短期予測を試みた。

2. 観測概要

池最深部に設置された観測橋(水深約 6m)において、表層(水面下約 10cm)と底層(湖底上約 30cm)の DO や水温などの水質、ならびに風速、日射量などの微気象の観測を行った。観測期間は平成 16 年 4 月～11 月であり、データのサンプリング時間は 10 分である。

3. LA 法による短期予測

現時点 t までの時系列 $x(t)$ が得られたとき、カオス時系列解析では現在の状態を m 次元空間上のベクトル $\mathbf{X}_t^m = (x_t, x_{t-\tau}, \dots, x_{t-(m-1)\tau})$ で表す。ここで、 m は埋め込み次元、 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 を変化させるとデータ空間内に一つの軌道が作られる。この軌道の中に元の高次元力学系の持つ規則性が埋め込まれている²⁾。LA 法では、過去の軌道情報において現在と類似した状態の時間的推移を用いて、時刻 t から T 期後の $(t+T)$ 時点の値を予測する。すなわち、 m 次元空間において、現在を表す点との距離が小さい過去の状態 $\mathbf{X}_{t'}^m = (x_{t'}, x_{t'-\tau}, \dots, x_{t'-(m-1)\tau})$ を n 個取り出し、それぞれの T 期後の実現値である $x_{t'+T}$ から x_{t+T} の値を予測する。ここで、 t' は t よりも以前の時刻を表す。最も簡便な方法は、 n 個の実現値の平均値を x_{t+T} とする 0 次近似法である。また、次式の 1 次多項式より x_{t+T} を評価する 1 次近似法がある。

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

上式中の $(m+1)$ 個の係数は、 n 個からなる過去の実現値を用いて最小 2 乗法により決定される。本研究では、平成 15 年 6～11 月に観測された DO の実測値を用いて、平成 16 年 5～11 月の DO の値を再現し、LA 法の適用性を検討した。ところで、カオスは初期値依存性、長期予測不可能性という特徴を持つため、予測期間 T の増加に伴って予測誤差が指数関数的に増大する場合、その変動時系列はカオスであると判断できる²⁾。このことを利用して、表層ならびに底層 DO のカオス性についても検討した。実測値と予測値の誤差の評価には Root mean square error ($E_{r,T}$) を用いた。

4. 結果と考察

LA 法では、適切な m , τ , n の値を設定する必要がある。ここでは、 $m=3\sim 6$, $\tau=1\sim 3\text{h}$, $n=25, 50, 100$ とする計 36 ケースに対して、予測期間を $T=1\sim 60\text{h}$ とする計算を行った。その結果、 $m=4$, $\tau=2$, $n=50$ の組み合わせで最も再現性が高かった。以下に示す結果は

*鳥取大学農学部, Faculty of Agriculture, Tottori University, **株式会社ラディックス, RADIX Co., Ltd.
キーワード: 湖沼, 溶存酸素, Local Approximation 法, カオス, 短期予測

すべてこの組み合わせである。Fig. 1 に 5~8 月の底層 DO の 0 次近似法と 1 次近似法による予測結果を示す。同図より、0 次近似法では底層 DO が 9mg/L を超える期間で再現性は悪いことが分かる。これは、平成 15 年度の観測値に底層 DO が 9mg/L を超える値が存在しなかったことを反映したと思われる。一方、1 次近似法では予測値は実測値を良好に再現しており、これは過去に実績値がなくとも、変動パターンを式(1)により推定することが可能なため予測できたと考えられる。

Fig. 2 に予測期間 T と予測誤差 $E_{r,T}$ の関係を示す。表層 DO は、 T に関わらず $E_{r,T}$ はほぼ一定であることから、低次元のカオス性を示さないと考えられる。一方、底層 DO では、 $E_{r,T}$ が $T=5$ まで指数関数的に増加し、 $T>5$ では誤差の指数関数的な急増は見られないものの精度の回復が見られず、誤差は増加傾向にある。これより、カオスの長期予測不可能性は十分に示されており、底層 DO は低次元のカオス性を有すると考えられる。

表層、底層ともに予測精度は $T=1h$ 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。Fig. 3 に表層 DO の予測結果を示す。同図に示すように、一部に実測値との格差が見られるものの、 $T=4h$ 後までは良好に再現されている。Fig. 1(2)より、5~8 月の底層 DO では $T=1h$ が予測限度であるが、Fig. 4 のように 9~11 月では $T=2h$ 後まで予測可能であると考えられる。

5. おわりに

底層 DO は低次元のカオス性を示し、表層 DO についてはカオスの存在は見られなかったことから、底層と表層で DO の変動時系列は異なる構造をもつといえる。また、カオス性の有無に関わらず、表層 DO と底層 DO は LA 法で短期予測可能であった。LA 法による予測精度は過去の軌道情報が多いほど向上することより、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。

参考文献

- 1) 平松ら (1997) : 人口知能 (AI) による河川感潮域の水環境の予測, 農業土木学会九州支部シンポジウム, pp. 16-20.
- 2) 合原ら (1993) : カオス応用戦略, オーム社, pp. 2-156.

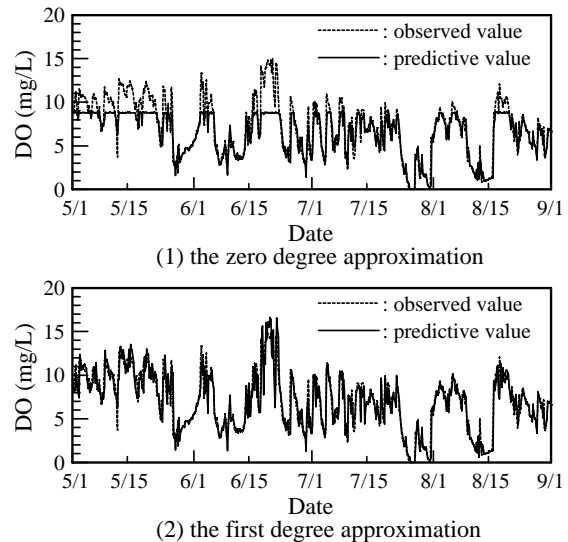


Fig. 1 The predicted results of bottom layer's DO in summer ($T=1h$)

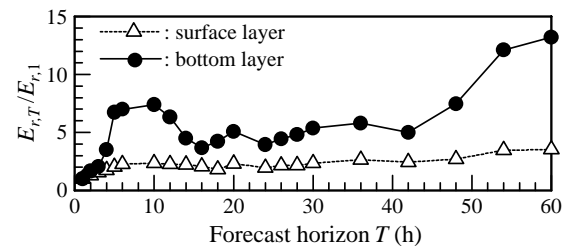


Fig. 2 The relation between forecast period and prediction error of surface layer and bottom layer

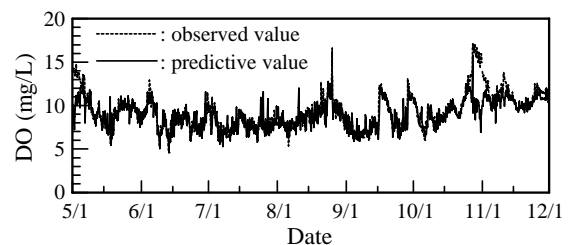


Fig. 3 The predicted results of surface layer's DO ($T=4h$)

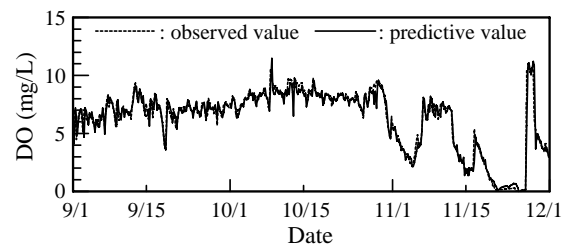


Fig. 4 The predicted results of bottom layer's DO in autumn ($T=2h$)