

# Wavelet 変換を援用した Local Approximation 法による湖山池の溶存酸素の短期予測 Short-term Prediction of Dissolved Oxygen of Lake Koyama by Local Approximation Method incorporated with Wavelet Transform

○原田昌佳\*・福田真弓\*\*・吉田 勲\*\*\*・平松和昭\*

Masayoshi Harada, Mayumi Fukuda, Isao Yoshida and Kazuaki Hiramatsu

1. はじめに 鳥取県東部に位置する湖山池は富栄養化の進行により、夏季の最深部でとくに湖水の貧酸素化などの水質悪化が見られる。水環境の改善・保全を考える上で、溶存酸素 (DO) の変動特性の把握とともに、その動態予測は重要な課題である。原田ら (2005) はカオス工学的な予測手法である Local Approximation (LA) 法を用いて DO の短期予測を試み、その有効性を示した。ところで、対象時系列に観測に伴うノイズが含まれる場合、LA 法の予測精度は低下する (新ら, 2005)。そこで、Wavelet 変換を利用したノイズ処理技術を導入し、LA 法の予測精度の向上を試みた。本手法の有効性を検討するために、平成 17 年 1 月～11 月に、湖山池最深部で表層 (水面下約 15cm) と底層 (湖底上約 15cm) の DO の連続観測を行い、LA 法による計算値と実測値を比較した。

2. ノイズ処理を導入した LA 法による短期予測 LA 法による短期予測では、現時点  $t$  までの時系列  $x(t)$  が得られたとき、 $t$  から  $T$  期後 (予測期間) の時点  $(t+T)$  の値を次式より予測する。

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

ここで、 $\tau$  は遅れ時間、 $m$  は埋め込み次元である。また、係数  $a_0, \dots, a_m$  は、過去の時系列の軌道情報を用いて決定される。本研究では、平成 16 年 3～12 月の観測データを過去の時系列として扱い、軌道情報を抽出した。観測データ中のノイズによる予測精度の低下を改善するために、信号処理の分野で有効に用いられている Wavelet 変換を用いたノイズ除去技術を導入した。時系列  $x(t)$  の直交 Wavelet 展開は次式で定義される。

$$x(t) = \sum_j \sum_k c_{j,k} W_{j,k}(t) \quad , \quad W_{j,k}(t) = 2^{j/2} W(2^j t - k) \quad (2)$$

ここで、 $c_{j,k}$  は Wavelet 係数、 $k$  と  $j$  はそれぞれ時間と対数周波数に対応するパラメータである。また、 $j$  はレベルと呼ばれ、これが大きいほど高い周波数成分を表す。Analysing Wavelet 関数  $W(t)$  として、Daubechies の 20 係数 Wavelet を用いた。データ数  $N$  が  $2^n$  であるとき、 $j = -1 \sim (n-1)$  の Wavelet 成分に分解され、データのサンプリング周波数を  $f_s$  とすると、各レベルの中心周波数 ( $j \neq -1$ ) は  $f_c = 2^{j-n} f_s$  (Hz) で与えられる。Wavelet 成分は係数  $c_{j,k}$  を Wavelet 逆変換することで得られる。本研究では、ノイズ除去処理として次式のソフト閾値処理を用いた (新ら, 2005)。

$$c_{j,k}^{soft} = \begin{cases} 0 & |c_{j,k}| < \lambda \\ \text{sign}(c_{j,k}) (|c_{j,k}| - \lambda) & |c_{j,k}| \geq \lambda \end{cases} \quad (3)$$

ここで  $\lambda$  は閾値であり、 $\sigma$  (=中間値/0.6745) をデータの標準偏差とすると、 $\lambda = (2 \ln N)^{1/2} \sigma$  で求められる。Wavelet 逆変換を行うにあたり、観測データ中のノイズは高周波数成分に重畳するものとして、高周波数域のみでソフト閾値処理を行った。ところで、カオスの時系列の各周波数成分はカオス的であることが知られている (増田ら, 1999)。そこで、時系列を低周波数成分と高周波数成分に分解し、それぞれの現時点  $t$  から  $T$  期後の値を合成することで  $(t+T)$  時点

\*九州大学大学院農学研究院, Faculty of Agriculture, Kyushu University, \*\* (株)シーアールホーム, CR HOME Co., Ltd.,

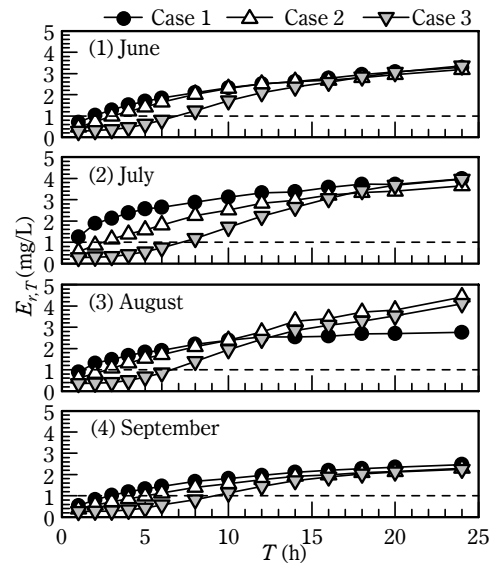
\*\*鳥取大学名誉教授, Emeritus professor, Tottori University

キーワード: 溶存酸素, Local Approximation 法, Wavelet 解析, 短期予測, ソフトノイズ処理

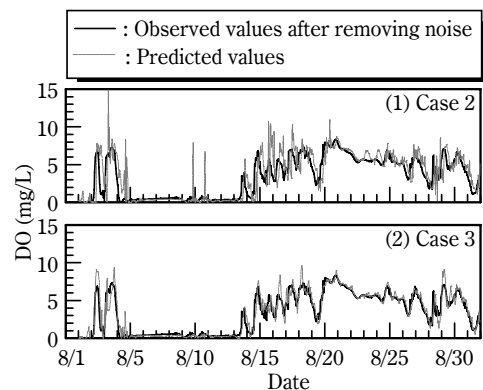
の予測値を得る方法についても考えた。以上、本研究では、LA 法による予測計算に生データを用いた場合 (Case 1)、ノイズ処理を適用したデータを用いた場合 (Case 2)、さらにノイズ処理後に低周波数成分と高周波数成分に 2 分したデータを用いた場合 (Case 3) の 3 ケースについて考えた。予測精度の評価には観測値と計算値の root mean square error ( $E_{r,T}$ ) を用いた。

**3. 結果と考察** 夏季の底層 DO の予測限界が  $T=1h$  であったことから (原田ら, 2005), ここでは 6~9 月の底層 DO の短期予測結果について述べる。なお、解析には 1 時間ステップのデータを使用し、 $\tau=2 h$ ,  $m=4$  とした。Wavelet 分解には  $2^{13}$  個のデータを用いたため、 $j=0\sim 12$  の Wavelet 成分に分解される。また、DO の Wavelet 解析の結果に基づき  $j=10$  (8 時間周期) 以上のレベルを高周波数域とした。

**Fig. 1** に 6~9 月の底層 DO の予測期間  $T$  と予測誤差  $E_{r,T}$  の関係を示す。Case 1 と Case 2 の結果を比較すると、どの月においても  $T=10 h$  の範囲までは Case 2 の予測誤差は Case 1 の場合と比べて小さい。このことより、時系列データの低周波数成分のノイズ処理によって LA 法の予測精度が向上したと考えられ、とくに、7 月ではその効果が顕著に見られる。また、3 ケースで比較すると、どの月においても Case 3 の予測誤差が最も小さく、とくに、 $T=1\sim 4 h$  では  $E_{r,T}$  が  $0.4 \text{ mg/L}$  程度と小さいことから  $T=4 h$  までの短期予測は可能であると判断できる。**Fig. 2** に、 $T=6 h$  のときの 8 月の



**Fig. 1** The relation between forecast period and prediction error.



**Fig. 2** The predicted results in the case of  $T=6 h$  in August.

底層 DO の予測結果を観測値とあわせて示す。Case 2 では予測結果にノイズに似た変動成分が含まれており、観測値との較差が大きい。一方、Case 3 ではこのような変動成分は見られず、観測値を良好に再現している。この再現結果と  $E_{r,6}$  が  $1 \text{ mg/L}$  程度と小さいことから、底層 DO の上昇・低下過程を十分に把握可能な限界予測期間は  $T=6 h$  と考えられ、他の月でも同様に考察された。以上から、Case 3 の手法を用いることで LA 法による夏季の底層 DO の予測精度ならびに限界予測期間は大幅に向上し、本手法が実用的な短期予測法として有効性が高いことが示された。また、夏季の底層の DO 時系列では高周波数成分がノイズとしてふるまい、それが DO の大局的な挙動を表す低周波数成分の変動の予測精度を低下させたと考えられる。すなわち、時系列変動を低周波数成分と高周波数成分に 2 分することで、低周波数成分がノイズ成分の影響を受けず良好に予測でき、結果として、もとの時系列の予測精度も向上したと考えられる。

**4. おわりに** LA 法による夏季の底層 DO の短期予測精度は、Wavelet 変換による時系列データの低周波数成分のソフト閾値処理によって向上した。また、時系列を低周波数成分と高周波数成分に 2 分することで、LA 法の予測精度と限界予測期間は大幅に向上した。

**参考文献** 原田ら (2005) : 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, 雨水資源化システム学会誌, **11**(1), pp. 43-49. 増田ら (1999) : ウェーブレット係数列を用いたカオス時系列の予測, 電気情報通信学会論文誌, **J82-A**(11), pp. 1710-1718. 新ら監訳 (2005) : 図説ウェーブレット変換ハンドブック, 朝倉書店, pp. 107-115.