

非線形時系列解析手法にもとづく洪水予測の基礎的検討

Fundamental Study on Flood Forecasting by Nonlinear Time Series Analysis

○奥野 峻也^{1,3}, 合原 一幸¹, 平田 祥人²
 Shunya OKUNO^{1,3}, Kazuyuki AIHARA¹ and Yhoshito HIRATA²

¹ 東京大学 生産技術研究所

Institute of Industrial Science, The University of Tokyo.

² 東京大学 数理・情報教育研究センター

Mathematics and Informatics Center, The University of Tokyo

³ (株) 構造計画研究所 防災・環境部

Disaster Reduction & Environmental Engineering Department, Kozo Keikaku Engineering Inc.

We propose an application of nonlinear time series analysis for flood forecasting, especially for small rivers. We apply Method of Analogues to the river stage forecasting at Hiwatashi of Ōyodo river as an example. We only utilize the information about the related river stage and rainfall data. The result yields the better accuracy compared to the existing deep learning approach, and shows the validity of nonlinear time series analysis to flood forecast.

Keywords : Flood Forecasting, Nonlinear Time Series Analysis, Method of Analogues, Deep Learning

1. 目的

本研究の目的は、非線形時系列解析手法の適用により、水文データなしに観測水位および雨量から洪水を予測することである。昨今の激甚化する気象災害を背景として、一級河川のみならず中小河川に対しても洪水対策を求める機運が高まっている。例えば気象庁では、平成 29 年度出水期から小河川を含む約 20,000 河川について、流域雨量指数により洪水警報の危険度分布を提供している。流域雨量指数は有益な情報ではあるが、簡易的な物理モデルに基づく相対的な指標であり、河川水位に関する直接の情報を提供しない。したがって避難判断においては必ずしも十分な指標とならない。洪水対策への別のアプローチとして、従来と比較して安価でメンテナンスが容易な水位計の開発が官民一体となって進められている。ただし水位計に基づく現況水位のみでは、急な増水が発生しうる中小河川においては避難判断が困難であり、安全側の避難判断による空振り頻発は住民の避難率の低下に繋がる。適切な判断のためには洪水予報河川と同様、予測水位の活用が期待される。本研究では、河川の水文データによらず、雨量と水位のみから簡便に将来水位を予測する方法を考える。その手段として、力学系理論に基づく非線形時系列解析手法を適用し、既往手法の結果と比較した上でその適用性を検討する。

2. 予測手法

2. 1 Method of Analogues による時系列予測

降雨流出過程は非線形な現象として知られ、通常は現象を近似した基礎方程式を解くことでその解析を行う。本研究では、この現象を非線形性を有する決定論的な力学系と捉え、非線形時系列解析の枠組みで予測を行う。決定論的な力学系では、時間遅れ座標系 $v(t)$ を導入することで、元の力学系が有する状態変数の軌道（アトラクタ）を再構成することができる¹（図 1）。典型的には、観測データ $\{x(1), \dots, x(N)\}$ から時間遅れ τ と十分大きな埋

め込み次元 E により、 $v(t) \in \mathbb{R}^E$ なる遅れ座標

$$v(t) = \langle x(t), x(t - \tau), \dots, x(t - (E - 1)\tau) \rangle, \quad (1)$$

を構成する。実際の予測では多変量・不等間隔の時間遅れ²で再構成を行う。

本研究では、前述の再構成アトラクタの性質を利用した予測方法である Method of Analogues³を適用する。時刻 t から 1 ステップ先を予測する場合、Method of Analogues では再構成した状態空間において $v(t)$ の近傍点集合 $J(t)$ を得る。 $J(t)$ の 1 ステップ先写像 $f: J(t) \rightarrow J(t + 1)$ を利用することで、予測 $\hat{v}(t + 1)$ を得る。本研究では f を正則化項付きの線形モデルにより求め、予測を行う。

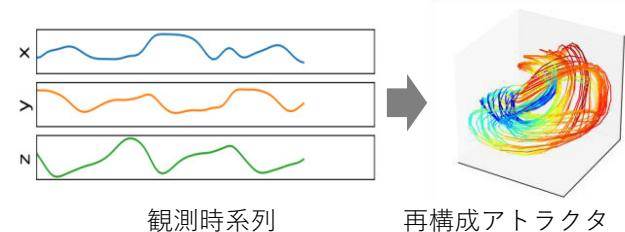


図 1 観測時系列データにもとづくアトラクタの再構成

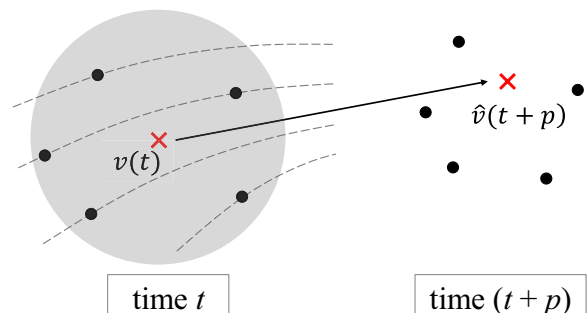


図 2 Method of Analogues による予測概念図

2.2 予報雨量の活用

本研究では、予測対象地点の水位および上流の水位、周辺の観測雨量と対応する予報雨量から遅れ座標を構成する。1地点の水位を x_s 、雨量を x_r 、対応する雨量予報値を \hat{x}_r とすると、時刻 t において例えば次の遅れ座標

$$v(t) = (x_s(t), x_s(t-1), \hat{x}_r(t+1), x_r(t)), \quad (2)$$

を構成できる。 $v(t)$ に対し前述の予測手法を適用することで、 $\hat{x}_s(t+1)$ を得る。再帰的に次ステップを予測する場合、水位の予測値および雨量の予報値から

$$v(t+1) = (\hat{x}_s(t+1), x_s(t), \hat{x}_r(t+2), \hat{x}_r(t+1)), \quad (3)$$

を構成できる。同様の手続きにより、雨量予報値が利用可能な限り予測を再帰的に繰り返すことができる。遅れ座標は最近傍法によるインサンプル予測を最小化するようにランダムサーチにより決定した。

3. 予測結果

一言ら⁴にならぬ、大淀川水系の樋渡における河川水位の予測を行い、予測結果の比較を行った。予測にあたり、水文・水質データベース⁵から対象地点周辺の14箇所の雨量観測所、および5箇所の水位観測所に該当する実績雨量と実績水位を取得し、1990年以降のはん濫注意水位(6.0m)を越えた洪水を予測に用いた。本研究では、このうち最も大きな水位を記録した2洪水(2004年および2005年)を評価対象とし、一言らと同様の手続きで予測した。雨量に関しても一言らと同様に完全予測モデルを仮定し、実績雨量を予報雨量とみなした。

図3、図4に一言らの予測と、本研究における予測のRMSE(Root Mean Squared Error)を示す。一言らは水文データを用いない深層学習による予測、分布型流出モデルによる予測に加え、両者を組み合わせたハイブリッドモデルによる予測を提案し、比較した。本研究における予測では、2004年洪水では4時間後以降の予測で深層学習を上回り、ハイブリッドモデルと同程度の精度を獲得した。期間最大水位を記録した2005年洪水では、ハイブリッドモデルによる精度よりは劣るものの、3時間後以降の予測では深層学習を大きく上回る精度を得た。ハイブリッドモデルでは分布型流出モデルの結果も必要とするため、規模が小さく十分な予算を確保できない中小河川への適用は必ずしも現実的でない。観測水位と雨量のみに基づく予測としては深層学習による結果との比較が妥当であり、同条件のもとでは本研究による予測精度は深層学習の結果を概ね上回る。

図5、図6に6時間後までの予測結果を示す。破線はRMSEの評価範囲である。2004年では最大水位付近をやや過小評価、2005年では過大評価の結果となったが、いずれも実用上十分な精度と言える。

本研究では深層学習よりも良好な結果が得られたが、これは学習に用いたデータが少数であるためであると考えられる。洪水は発生回数が非常に限られており、一言らは学習に最大で2,299点のデータしか利用していない。長年にわたり継続的にデータを入手でき、かつ降雨流出過程が変化しない流域であれば、深層学習による結果がより良好な予測結果を与える可能性がある。

4. 結論

本研究では非線形時系列予測手法の一つであるMethod of Analoguesを洪水予測に適用し、既往研究の深層学習を

概ね上回る良好な予測精度を得た。本手法では河川の水文情報を必要としないため、中小河川に対しても簡便に適用できる利点がある。今後、非線形時系列予測における最新の知見を取り入れることで、さらなる予測精度の向上が期待できる。

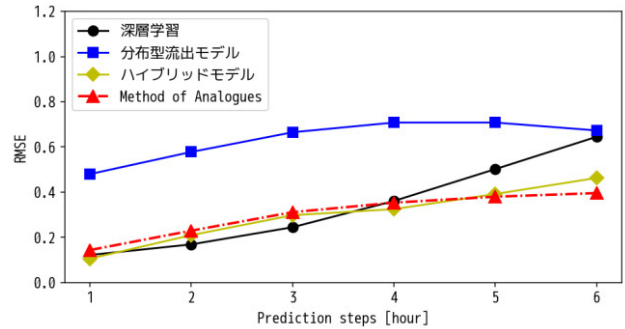


図3 2004年洪水におけるRMSE

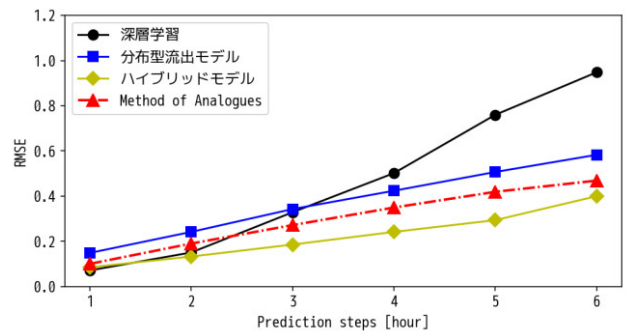


図4 2005年洪水(期間最大洪水)におけるRMSE

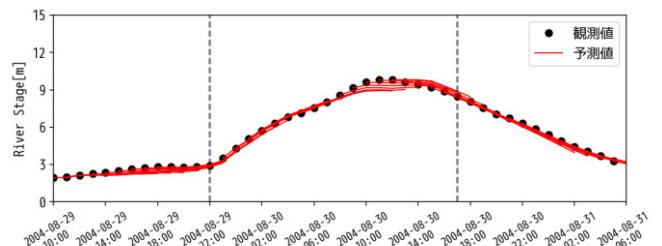


図5 2004年洪水における予測結果

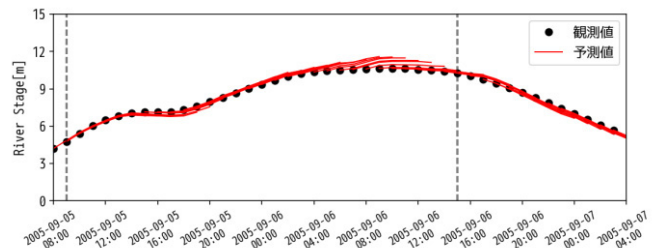


図6 2005年洪水(期間最大洪水)における予測結果

参考文献

1. Takens, F. Detecting strange attractors in turbulence. in 366–381 (Springer, Berlin, Heidelberg, 1981).
2. Deyle, E. R. & Sugihara, G. Generalized theorems for nonlinear state space reconstruction. *PLoS One* **6**, e18295 (2011).
3. Lorenz, E. N. Atmospheric predictability as revealed by naturally occurring analogues. *J. Atmos. Sci.* **26**, 636–646 (1969).
4. 一言正之, 桜庭雅明. 深層ニューラルネットワークと分布型モデルを組み合わせたハイブリッド河川水位予測手法. 土木学会論文集B1(水工学) **73**, 22–33 (2017).
5. 国土交通省. 水文水質データベース. Available at: <http://www1.river.go.jp/>. (Accessed: 13th March 2018)