

Multiview Embedding によるモデル統合を利用した河川水位予測

東京大学生産技術研究所 正会員 ○奥野 峻也

東京大学生産技術研究所 非会員 合原 一幸

東京大学数理・情報教育研究センター 非会員 平田 祥人

(株) 構造計画研究所 正会員 熊井 暖陽

1. 目的

本研究の目的は、河川水位と観測雨量および予報雨量のみから、簡便かつ高精度に河川水位を予測することである。近年、比較的安価な水位計の開発が進んでおり、中小河川を含む多くの河川への水位計設置が期待される。一方、短時間で水位が変動する中小河川においては、現況の観測水位だけでは適切な避難判断が困難であり、予測水位の活用が期待される。水位予測には一般に流出解析が用いられるが、水文情報の不足やモデルのチューニングに要する工数から、中小河川に対しては必ずしも最適な手法ではない。そこで本研究では、力学系理論に由来する時系列予測の枠組みである Multiview Embedding (MVE)¹ を導入し、水位予測への適用性を検討した。

2. 予測手法

2. 1 埋め込みによるアトラクタ再構成

本研究では、データが決定論的な力学系、すなわち時間発展する微分方程式から生成されると仮定し、その解の軌道（アトラクタ）の構造的特徴を利用して予測する。ただし、通常は力学系が生成する状態変数をすべて観測することは不可能であり、元の力学系の次元すら未知である。そこで、観測データ $\{x(1), \dots, x(N)\}$ から時間遅れ τ により、 $v(t) \in \mathbb{R}^E$ なる遅れ座標

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

を構成する。 E は埋め込み次元と呼ばれ、十分大きな E を適用することで、元のアトラクタが再構成できる²。実際には、多変量時系列や不等間隔の時間遅れに対しても再構成が可能であることが知られている。

2. 2 時系列予測と MVE による予測統合

前述の遅れ座標による再構成アトラクタを利用して、観測データから予測を行うことができる。時刻 t までの観測から $v(t)$ を構成する時、再構成した状態空間において距離の近い近傍点の集合 $J(t)$ を得ることができる。

$J(t)$ の p ステップ先の軌道を利用することで次式により予測が可能である。

$$\hat{v}(t + p) = \sum_{t' \in J(t)} \lambda(t') v(t' + p), \quad (2)$$

ただし $\lambda(t') \in [0, 1]$ 、 $\sum_{t' \in J(t)} \lambda(t') = 1$ である。 λ は最適化問題を解くことで求めることもできるが、本研究では距離に依存した多項式カーネル $1/\|v(t) - v(t')\|_2^2$ を利用する。遅れ座標 $v(t)$ の構成方法には複数の方法が考えられるが、本研究では Multiview Embedding (MVE)¹ を適用する。すなわち、Leave One Out Cross Validation (LOOCV) に基づき複数の再構成方法を選択し、それらの予測結果を統合する。

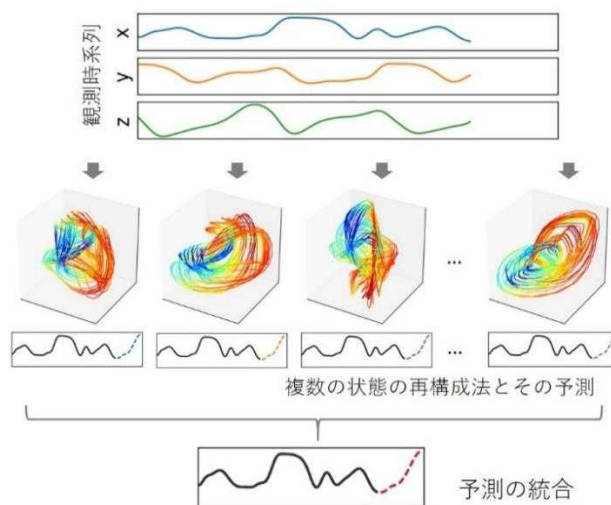


図 1 MVE による予測統合の概念図

2. 3 河川水位予測への適用方法

前節の予測手法を河川水位予測へ適用する。 $v(t)$ の構成には、予測対象地点と（利用可能であれば）上流の水位計の値、流域内の複数地点の観測雨量とその予報雨量を用いる。既往研究³を参考に、観測水位に対しては信号を鮮鋭化させるフィルタを施す。また(2)式を再帰的に適用し、その過程で予報雨量を適用する。すなわち、 $v(t)$ を(2)式の予測値と雨量予報値によって更新しながら、1 ステップ予測を p 回繰り返し予測する。

キーワード 水位予測、中小河川、非線形時系列解析、力学系、機械学習、九州北部豪雨

連絡先 〒153-8505 東京都目黒区駒場 4-6-1 東京大学生産技術研究所 TEL 03-5452-6220

3. 九州北部豪雨時の花月における予測事例

3. 1 予測対象地点

筑後川水系花月川を対象とし、平成 24 年 7 月九州北部豪雨および平成 29 年 7 月九州北部豪雨時の 6 時間後までの水位予測を行った。予測には 2001 年以降の予測対象地点(花月)の水位、および周辺の雨量計(鶴河内、花月、横畑、三隈)を用い(図 2)、水文水質データベース⁴の 1 時間値を利用した。予測手法そのものの妥当性を議論するため、雨量は完全予測モデルを仮定し、6 時間後までの雨量の実績値を予測値として利用可能なものとした。



図 2 予測に用いた水位計および雨量計位置

3. 2 予測結果

図 3 に平成 24 年豪雨時の 6 時間後の水位予測結果を示す。1 ステップで急激な水位上昇があるにも関わらず、統合後の結果(赤破線)は適切に予測できていることが分かる。また統合に用いた各予測を灰色で示すが、幅を持った予測の提示により予測の不確実性を捉えることができ、意思決定に役立つと考えられる。

図 4 に平成 29 年の 6 時間後の水位予測結果を示す。統合後の結果は良好な予測を与えるが、水位をやや過大に評価している。また統合に用いた各予測はばらつきが大きい。これは、花月川において行われた平成 24 年以降の河川改修工事の影響であると考えられる。河川改修前のデータに基づいた予測であっても、意思決定に十分な精度で安全側の評価を与える結果となった。

MVE では統合に用いた予測の各変数への埋め込みの割合を調べることができる(図 5)。短期予測では地理的に近い花月の雨量情報が重要となる一方、遠い横畑の情報はあまり使われていない。長期予測では逆の傾向が見られ、地理的な情報が水位・雨量のみから自然に予測に反映されていることが分かる。

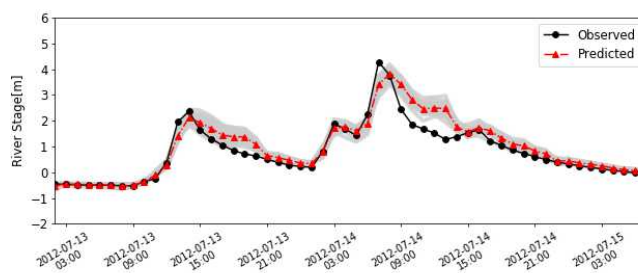


図 3 平成 24 年 7 月九州北部豪雨における 6 時間後予測

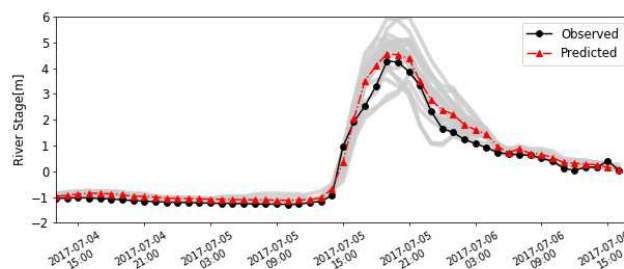


図 4 平成 29 年 7 月九州北部豪雨における 6 時間後予測

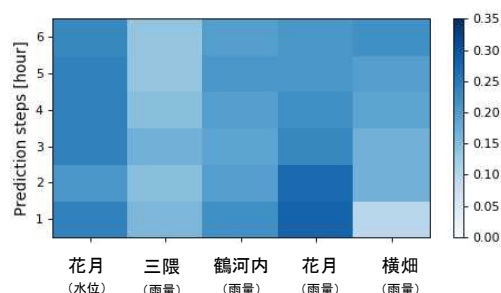


図 5 統合に用いた予測の各変数への埋め込み割合

4. 結論

本研究では、Multiview Embedding によるモデル統合を用いることで、水文情報を用いずに簡便かつ良好に水位予測が可能であることを示した。今後、現場での避難判断への活用に向けて、予測のさらなる高精度化や実務での適用性の検討を行う。

参考文献

1. Ye, H. & Sugihara, G. Information leverage in interconnected ecosystems: Overcoming the curse of dimensionality. *Science* **353**, 922–925 (2016).
2. Takens, F. Detecting strange attractors in turbulence. in 366–381 (Springer, Berlin, Heidelberg, 1981).
3. Okuno, S., Takeuchi, T., Horai, S., Aihara, K. & Hirata, Y. Avoiding underestimates for time series prediction by state-dependent local integration. *Math. Eng. Tech. Reports* (2017).
4. 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)