

遺伝的プログラミングによる洪水予測モデル同定の試み ～草木ダム流入量を対象とした事例研究～

JFE エンジニアリング株式会社 正会員 ○渡辺 直樹
 JFE エンジニアリング株式会社 正会員 山根 総一郎
 独立行政法人土木研究所 正会員 深見 和彦
 独立行政法人土木研究所 今村 仁紀
 東和科学株式会社 正会員 川原 恵一郎
 東和科学株式会社 吉延 広枝

1. はじめに

近年、全国各地で多発する局所的集中豪雨による河川氾濫によって、流域住民に甚大な被害をもたらしており、国土交通省は中小河川を含めた総合的な治水対策を全国の河川事務所や自治体に義務付けている。その中で、洪水予測/水位予測システムの整備は喫緊の課題となっている。本報では、遺伝的プログラミング (Genetic Programming: GP) を草木ダムの流入量予測に適用した解析事例を紹介する。なお、本成果は独立行政法人土木研究所、JFE エンジニアリング (株)、東和科学 (株) の3者の共同研究によるものである。

2. 流出モデルの概要

本報では物理的なモデルを想定することなく、降水量とダム流入量の実績データを学習することにより自動的にその因果関係を記述するモデルを同定する。具体的には伊庭ら^[1]による、GMDH (Group Method of Data Handling) の演算構造を、GP と呼ばれる生物進化を模擬した手法を用いて決定する戦略を採用している。

GMDHは、重回帰ユニットをルールに基づいて多層構造化することを基本とする非線形システム同定手法である。図1にGMDHの重回帰ユニットを示す。重回帰ユニットでは、入力データ群から任意の2系列データを抽出して式(1)に示すような重回帰式を最小二乗法により決定する。

$$z = G(x, y) = a_1 + a_2x + a_3x^2 + a_4xy + a_5y + a_6y^2 \quad (1)$$

過去の降水量、未来の降水量を入力条件とし、未来の流入流量を出力とするGMDHの多層重回帰式の構造をGPで決定する。GPでは重回帰ユニットの一つ一つを遺伝子と見なし、その構造に対して遺伝操作 (交叉/突然変異/選択/淘汰) を行うことで、最適なモデル構造を探索する (図2および3)。

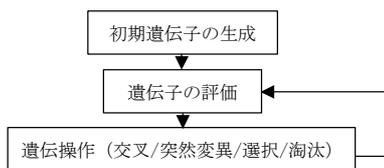


図2 GPの計算フロー

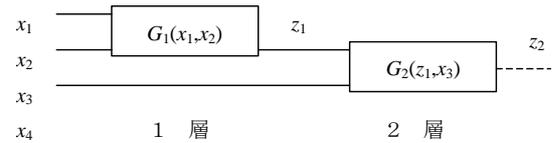


図1 GMDHによる重回帰ユニット構造

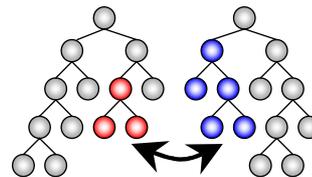


図3 木構造の遺伝操作 (交叉の場合)

3. 草木ダム流入量予測への適用

利根川上流域の草木ダムで1983年から2005年までに観測された流入量200m³/s以上の出水データを用いて解析を行った。解析モデルの入出力パターンを式(2)のように定義した。

$$Q(t+1) = f(Q(t), R(t+1), \dots, R(t-8)) \quad (2)$$

ここで、 Q : 流入量, R : 流域平均雨量, t : 時間である。

次に、全36ケースの出水データのうち、前半20ケースを用いて解析モデルを生成し、後半16ケースを用いて未知データの予測解析を行った。前半20ケースの学習結果を図4、代表的なケースを図5～7に示す。結果は6時間先の予測値と実績値を併記している。なお、6時間先までの入力雨量は実績値を用いている。

キーワード 洪水, ダム流入量予測, 人工知能技術, 遺伝的プログラミング, GMDH

連絡先 〒230-8611 横浜市鶴見区末広町2-1 JFE エンジニアリング (株) 産業機械エンジ TEL 045-505-7624

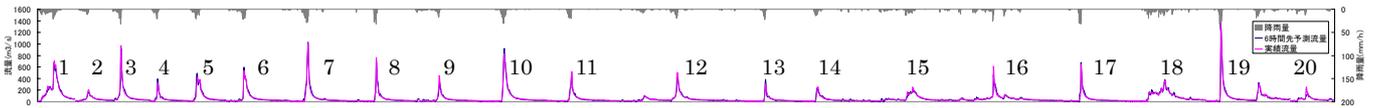


図4 学習結果 (20 ケース分をまとめて表示)

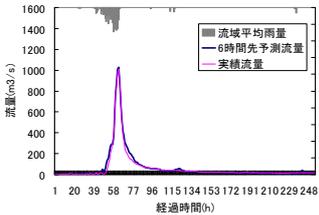


図5 学習結果 (No. 7)

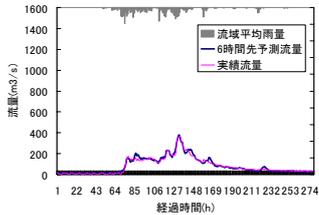


図6 学習結果 (No. 18)

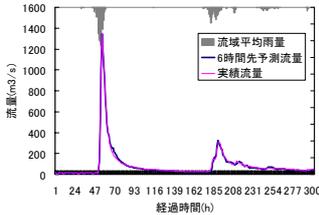


図7 学習結果 (No. 19)

後半16ケースの予測結果を図8, 代表的なケースを図9~11に示す. 構築されたモデルの出力は, モデルにとって未知となる実績データを含めて, 洪水立ち上がり部からピークを経て減水部に至るまで, 量的にもタイミング的にも比較的良く再現できていることが分かる.

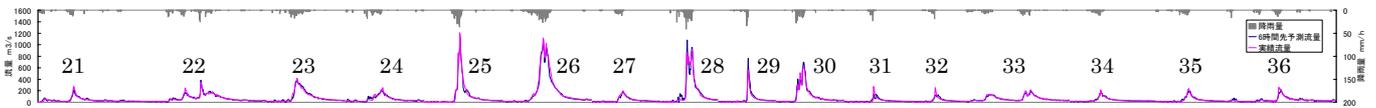


図8 未知データの予測結果 (16 ケース分をまとめて表示)

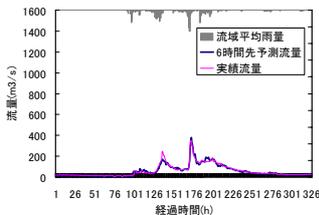


図9 予測結果 (No. 22)

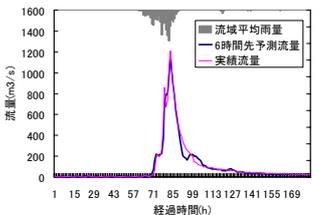


図10 予測結果 (No. 25)

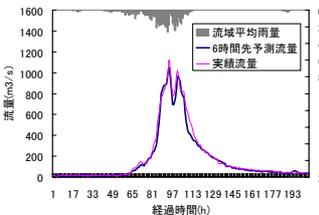


図11 予測結果 (No. 26)

4. 洪水ピーク流量の精度評価

洪水ピーク流量の予測値と実績値を比較した結果を図12に示す. 学習結果の一部 (No. 9, 16, 20), 未知データの予測結果の一部 (No. 28, 29, 31, 32) で100m³/s以上の誤差が発生したが, それ以外のケースでは78m³/s以下の誤差に収まった. 本解析では流域平均雨量を用いているため, 局地的な雨量の影響を捉えられないケースが複数発生したと考えられる. また, 未知データと学習データの予測精度が同程度であることから, 生成されたモデルは十分な汎化性を有していると考えられる.

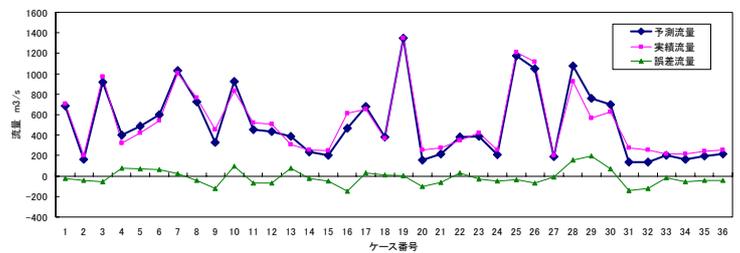


図12 洪水ピーク流量の精度評価

5. まとめ

本報では, GP を用いて草木ダム流入量の予測モデルの同定を試みた. その結果, 比較的良好な精度で流入量を予測可能なモデルを構築できることを確認した.

今後は, 学習手法の違いの影響や超過洪水時の安定性を含めて更なる適用性検討を進めるとともに, レーダ雨量データを入力とする予測モデル構築を検討する予定である.

なお, 本報告での解析は JFE エンジニアリング製の人工知能ソフトウェア WinmuSe[®]を用いて実施した.

謝辞

貴重な資料を提供して頂いた独立行政法人水資源機構草木ダム管理所に感謝の意を表します.

参考文献

[1]:伊庭奇志,佐藤泰介, ”システム同定アプローチに基づく遺伝的プログラミング,”人工知能学会誌, Vol.10, No.4, pp.590-600, Jul.1995.