

京都大学工学部地球工学科 学生員○関井 勝善

近年、豊富な地形や土地利用のデジタルデータ、計算機能力の向上によって、洪水予測システムに既存の集中型流出モデルではなく、分布型流出モデルを使う研究が進められている。分布型流出モデルを洪水予測に使うことで河川流域の各地点の流量が予測できるため、洪水に対する危機管理が改善されることが期待されている。しかし、そのシステムの実用化における問題点として現在、モデルによって生じる流量の計算値と観測値との誤差、降雨予測の不確実性、流域の各地点における観測値の情報量の不足があげられている。

こういった背景を元に、今回、研究目的として

- i) AI手法による分布型流出モデルに起因する流量の計算値と観測値との誤差の修正システムの構成
- ii) 様々なAI手法を用いた誤差修正システムの構成と、各システムの誤差修正精度の比較
- iii) Self-Organizing Feature Map (SOM)の利用による、AI手法を用いた誤差修正システムの精度向上の可能性の検討。

を取り上げた。

既存の分布型流出モデルによる洪水予測システムは、レーダー雨量(観測雨量)が手に入ると、その情報を元に1時間先～6時間先の降雨を降雨予測システムが出力し、そしてその観測雨量と1時間先～6時間先の予測雨量を分布型流出モデルに入力し現時刻から6時間先の河川流量を出力し、その計算値をもとに洪水予測を出す仕組みになっている。今回は、Hydro-BEAMが出力した流量の計算値を、流量の観測値をもとに修正するフィルタリングシステムをAI手法を用いて作り、そのシステムから出た値を流量の予測値として洪水予測に利用できるか検討する。そしてそのフィルタリングシステムにおける誤差修正の手段として、現時刻を t としてその時の流量の計算値 Q_t^c と観測値 Q_t^o の誤差を

$$E_t = Q_t^o - Q_t^c$$

E_t と定義し、 E_t 、 E_{t-1} 、 E_{t-2} 、 E_{t-3} と Q_t^c 、 Q_{t+1}^c 、 $\sim$ 、 Q_{t+6}^c をAI手法に入力して、 $E_{t+1} \sim E_{t+6}$ を予想

して時刻 $t+1 \sim t+6$ における流量の計算値に $E_{t+1} \sim E_{t+6}$ を加えて $t+1 \sim t+6$ に於ける流量の予

測値とする。その際に使うAI手法として、GP(Genetic Programming)、ANN(Artificial Neural Network)を選ぶ。また、誤差修正の精度向上のため、SOM(Self-Organizing Feature Map)を利用して入力データの分類をする。

研究対象流域として長良川流域を選択する。AI手法のトレーニング、シミュレーションデータとしてアメダス、国土交通省の水文データをもとに

2000. 6. 24. 0:00～2000. 6. 28. 24:00

2000. 9. 10. 0:00～2000. 9. 13. 24. 00

2000. 11. 1. 0:00～2000. 11. 3. 24:00

2001. 6. 17 0:00～2001. 6. 20. 24:00

2001. 6. 29 0. 00～2001. 7. 1. 24:00

の5つのイベントと

2001. 7. 12 0:00～2001. 7. 16 24:00

2001. 9. 13 0:00～2001. 9. 16 24:00

の2つのイベントを、それぞれトレーニング用、シミュレーション用データとして選択する。

Hydro-BEAM に入力する降雨データとして上記の期間の 1km メッシュで5分ごとのレーダー雨量を使う。

今回、誤差予測システムを適用する地点として、忠節より上流の流量の観測所の中から、忠節と美濃を選択した

そして得られた研究成果をまとめると以下ようになる。

- i) GP、ANN 共に1時間先の誤差予測に関しては精度が高かった。しかし3時間先、6時間先予測では精度が低かった。修正ポイントとして観測流量との流量のピーク時間の2,3時間のずれ、流量のピーク前に生じる大きな誤差が挙げられた。
- ii) SOM を使って入力データを、 $Q_{t-3}^o, Q_t^o, Q_{t+3}^o, E_{t-3}, E_t$ から成るベクトルの類似したものを

集めて 8×8 のグループに分類して座標にプロットし、入力データが大体2等分されるように64個のグループを二つのグループに再編成する方法でデータ分類を行った。そしてグループごとに GP、ANN で回帰分析を行い、3時間先の誤差予測を行った。その結果、GP、ANN 共に1つのシミュレーションにおいて観測流量との流量のピーク時間のずれが修正されていた。全体的に見て、精度としては GP、ANN 共にある程度は向上したが、ANN の予測では流量のピーク直前の誤差が著しく大きかった。そのため、GP を用いた予測誤差の RMS は SOM 使用前より向上し、ANN を用いた予測誤差の RMS は SOM 使用前より低下した。今回はデータが少なかったので SOM の特性を生かしきれていない。しかし以上のことから、SOM の適用方法を上手に利用すれば予測精度が向上することが確認できた。