

Neural Network による 24 時間長期予測雨量の精度向上について

中電技術コンサルタント株式会社 正会員 ○石井 智博
 中電技術コンサルタント株式会社 正会員 天野 卓三
 山口大学大学院 正会員 朝位 孝二
 山口大学大学院 正会員 白水 元

1. はじめに

近年、大規模な被害をもたらす雨の降り方は、局所的なゲリラ豪雨、広範囲に渡る線状降水帯など、複雑多様となっている。また、気候変動による降雨の更なる増加は、今後の水災害リスクの増大^{1),2),3)}に繋がるが、今後の気候変動による外力の増大に対して、河道改修には制約が多い中で、上流で洪水を貯留するダムは運用の変更や施設の改良によって、外力の増大に的確に対応する可能性を有している。

ダムの運用は、洪水氾濫などの被害を最小限に抑えるため、「施設能力を最大限発揮させるための柔軟で信頼性のある運用」が求められており、事前放流操作等の検討が進められている⁴⁾。一方、「信頼性のある運用」の最大の懸案事項は不確定要素である降雨予測精度^{5),6)}であり、実運用上の大きな課題となっている。

以上の背景を踏まえ、本研究は、ダム防災操作の「信頼性のある運用」に向けて、降雨予測の精度向上施策によりダム流入量に与える影響を検証することを目的としているが、本報告は AI 技術の一つである Neural Network を用いて降雨予測の修正を行い、降雨予測の精度向上施策を報告するものである。

なお、本研究の目的は、事前放流操作等のダム防災操作であり、ダムの貯水位（貯水容量）が運用上の判断材料となるため、河川に流出するピーク流量の精度、すなわち短時間雨量の予測精度よりも、ダムに流入する総ボリューム、総雨量規模の精度が問われる。よって、24 時間雨量規模の降雨予測の精度向上に着目した降雨予測の修正を実施した。

2. 解析対象データ

本研究では MSM（メソ数値予報モデル）予測雨量と実測雨量（気象庁）を用いた。MSM は気象庁が発表している日本周辺の 5km の水平格子間隔で予測されたモデルである。2007 年以降は 1 日 4 回、2013 年以降は 1 日 8 回の頻度で予測がされており現時刻から 33 時間以上先を 1 時間間隔で予測している⁷⁾。検討期間は MSM 予測雨量が整備されている 2007 年から 2018 年までの各年の 6 月 1 日～10 月 1 日の期間（出水期）である。また、山口県内の 20 箇所あるアメダス観測所の内、一か所でも日雨量 100mm 以上を記録した降雨のみを対象とした。検討対象となる降雨は 45 ケースとなった。図-1 に山口県内のアメダス観測所の位置図を示す。実測雨量と MSM 予測雨量の時間雨量を指定時刻から 24 時間先までの累積雨量に換算して解析を行った。

要因	回数
前線	31
台風	4
台風と前線	10
合計	45

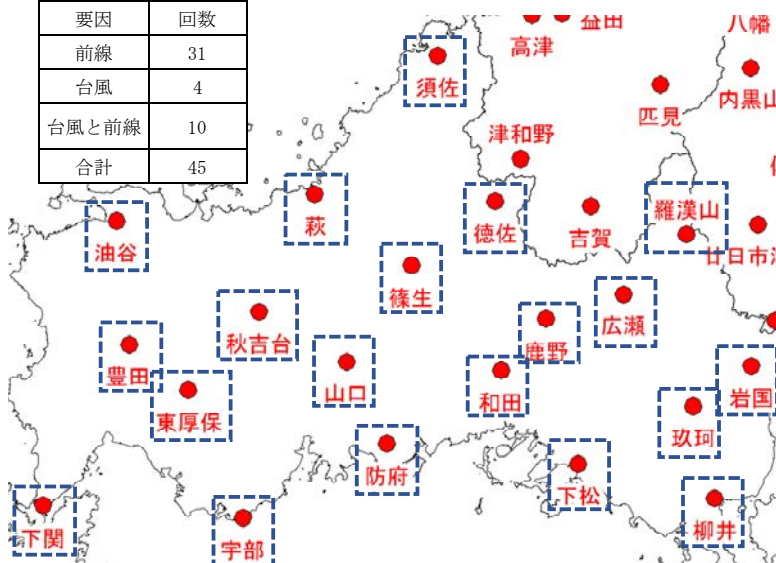


図-1 山口県内のアメダス観測所

キーワード MSM 予測雨量, Neural Network, 予測降雨精度

連絡先 〒734-8510 広島市南区出汐二丁目 3-30 中電技術コンサルタント株式会社 河川本部水力水工部

T E L 082-256-3354

3. アメダス観測所を対象とした Neural Network

(1) MSM 予測雨量と実測雨量の現状

本研究で対象とする雨量は 24 時間雨量（ある時刻からの 24 時間累積雨量）である。本研究の目的はダム貯水位の回復に十分な流量が確保されるかどうかにあるため、例えば一時間間隔のハイドログラフの分布形の再現よりもその積分である 24 時間単位での雨量を重要視したためである。

ここでは、山口県の西部に位置する「下関」、北部に位置する「萩」、東部に位置する「岩国」を代表観測所として、MSM 予測雨量と実測雨量の 24 時間累積雨量の相関図を図-2 に示す。何れの観測所も相関係数 R が $0.5 \sim 0.6$ ($R^2 = 0.26 \sim 0.33$) となっており、事前放流操作等の判断基準として用いる精度は得られていない。

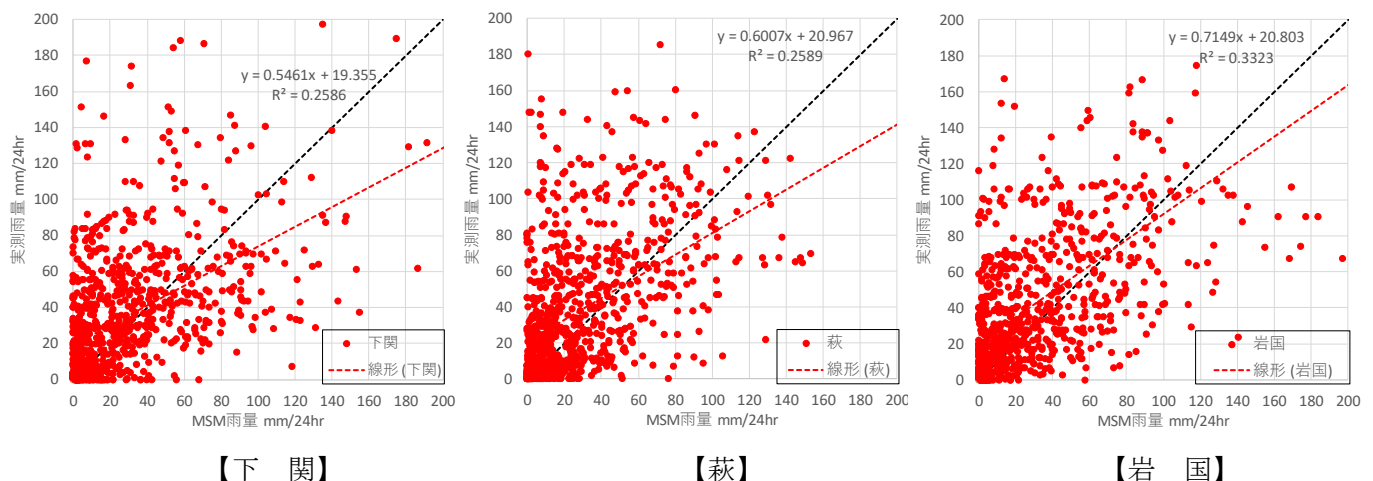


図-2 代表観測所における MSM 予測雨量と実測雨量の相関図(24 時間累積雨量)

(2) Neural Network による予測雨量の修正方法

Neural Network とは、人の脳は数多くの神経細胞(ニューロン)でネットワークが形成されており、ニューロン間で電気信号による情報の伝達が行われ、物事の認識や記憶、判断などの情報処理が行われる。このようなニューロンのつながりを人工ニューロンと呼ばれる数理モデルで表現したものである。

Neural Network による MSM 予測雨量の修正モデルを図-3 に示す。

2007 年から 2017 年の MSM の 24 時間累積雨量に対して教師データとして同期間の実測の 24 時間累積雨量を用いて学習させ、MSM 予測 24 時間累積雨量を修正するモデルを構築した。なお、解析には数値解析ソフトである「Matlab」の Neural Net Tool を用いた。Neural Network の構造は入力層、中間層、出力層の三層モデルであり、中間層のノード数は 10 個である。

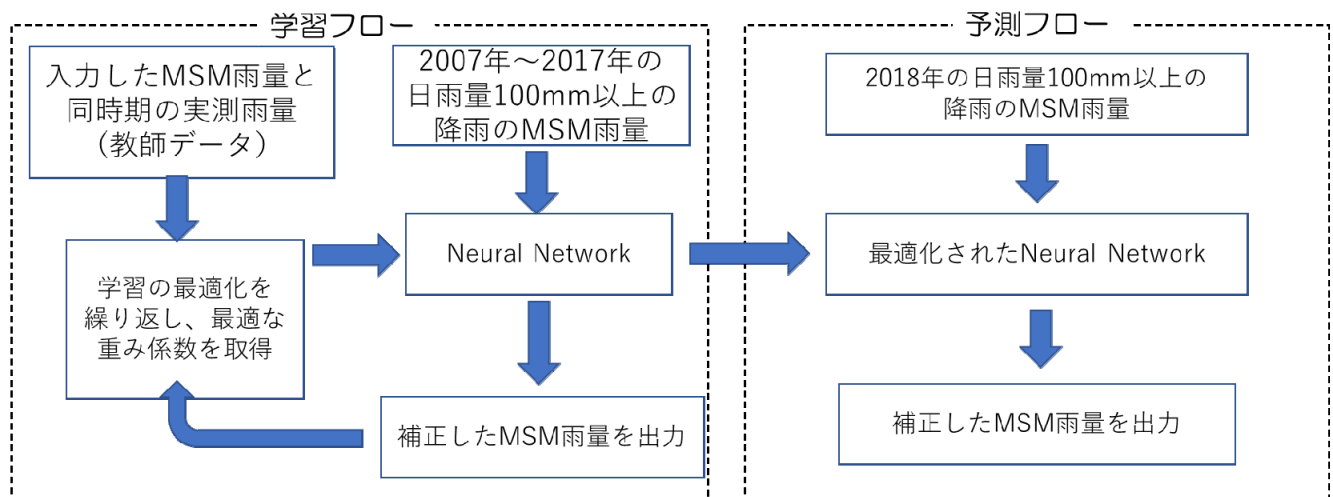


図-3 Neural Network による MSM 予測雨量の修正モデル概要

なお、Neural Network による予測雨量の修正は、複数の学習手法で MSM 予測雨量の修正結果を比較し、100mm 以上の 24 時間累積雨量に対して最適な学習手法を検討した。学習フローに用いるデータと予測フローで修正するデータは、以下のとおりである。

補正後：閾値を設けずにすべての実測雨量と MSM 予測雨量の 24 時間累積雨量を学習させ、修正した場合

手法 1：実測雨量と MSM 予測雨量の 24 時間累積雨量がともに閾値 20mm 以上のデータで学習させ、すべてのデータを修正した場合(20,40,60mm で検証した結果、20mm が最適)

手法 2：実測雨量と MSM 予測雨量の 24 時間累積雨量がともに閾値 20mm 以上のデータで学習させ、20mm 以上の MSM 予測雨量のデータを修正した場合(20mm 未満のデータは修正なし)

(3) Neural Network による予測雨量の修正結果

阿武川水系の最下流端に位置する「萩観測所」で最大日雨量 117mm を記録した 2018 年 8 月 31 日 3 時から 2018 年 9 月 1 日 9 時までの前線性の降雨を対象とした Neural Network の解析結果を示す。

なお、本研究では事前放流等は大規模出水を対象としているため、実測の 24 時間累積雨量が 100mm 以上の区間の補正結果を重要視しており、図-4 に示す上段の時系列(時間雨量)ハイレートグラフから 24 時間累積雨量を算定し、下段に示す 24 時間累積雨量図を作成している。図-5 に示す解析結果は、図-4 下段の図を用いている。

図-5 に実測雨量と MSM 予測雨量の 24 時間累積雨量の比較図を示す。実測雨量で 100mm 以上を記録している降雨に対して MSM 予測雨量では 20mm ～60mm 程度までしか予測できておらず、実測雨量と MSM 予測雨量との間で大きな乖離が認められ、MSM 予測雨量の修正が必要であることが分かる。

図-6 に Neural Network による補正結果(補正後)を示す。100mm 以上の実測雨量の 24 時間累積雨量が 40mm ～60mm 程度まで MSM 予測雨量の 24 時間累積雨量が上方修正されたが、まだ改善の余地が残されている。よって、実測雨量および MSM 予測雨量の 24 時間累積雨量データにおいて、両者とも 20mm 以上のデータで学習したモデルを構築した(手法 1)。その結果を図-7 に示す。

図-7 においては、100mm 以上の実測 24 時間累積雨量が 60mm～80mm 程度まで MSM 予測雨量の 24 時間累積雨量が上方修正された一方で、20mm 未満の MSM 予測雨量の 24 時間累積雨量が過大に修正されるという課題が発生した。この課題を解消するため、手法 1 の学習方法は同様として、20mm 未満の MSM 予測雨量は補正しないことにした(手法 2)。これは、20mm 未満の学習していない MSM 予測雨量を補正対象から外すことで閾値未満の MSM 予測雨量が過剰に修正されることを防ぐためである。

この結果を図-8 に示す。手法 1 での課題である過大修正は解消された。しかしながら、実測雨量が 20mm 以上で MSM 予測雨量が 20mm 未満のデータが補正されないため、MSM 予測雨量が小さい場合に修正されないという課題は残る結果となった。

以上の検討結果を踏まえ、実測雨量の 24 時間累積雨量が 100mm 以上に対して、平均絶対誤差 (MAE) および二乗平均平方根誤差 (RMSE) を計算した結果を表-1 に示す。表-1 より補正前後と比較して、図-7,8 における手法 1,2 では誤差が小さくなったことが分かる。

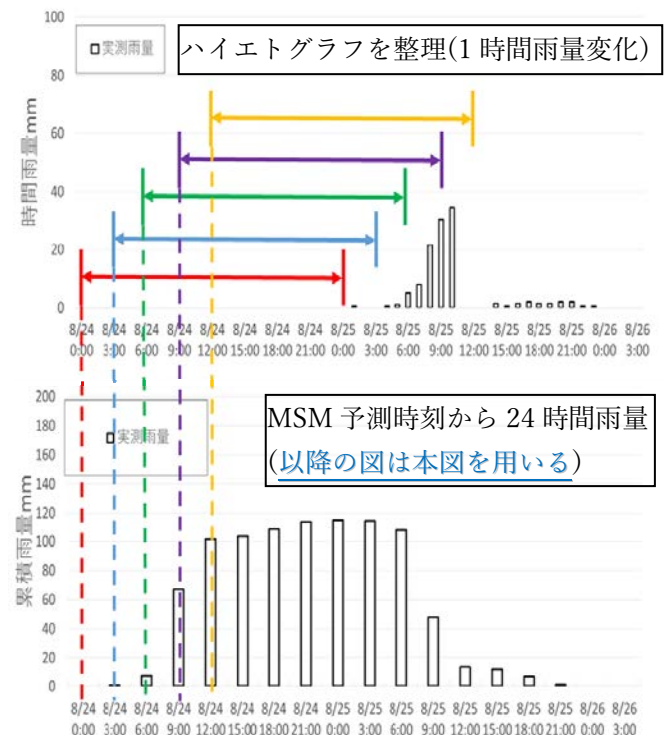


図-4 24 時間累積雨量のイメージ図

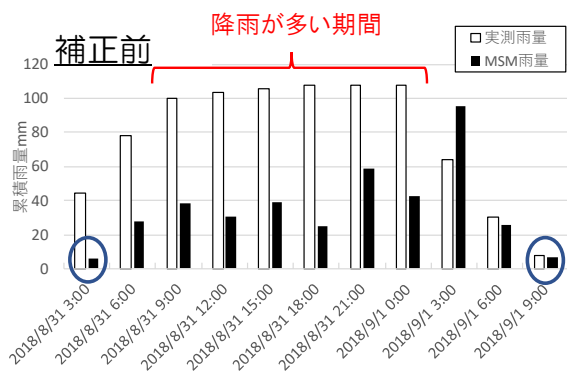


図-5 実測雨量と MSM 雨量の 24 時間累積雨量

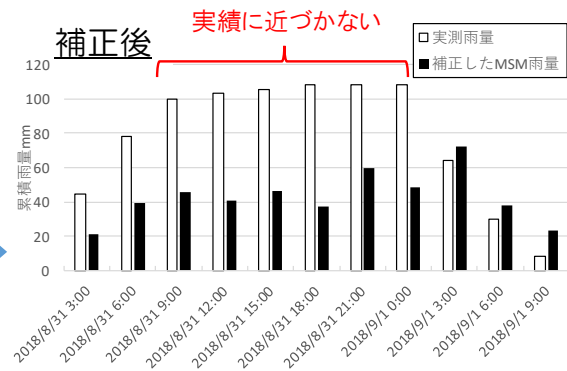


図-6 Neural Network で補正した結果

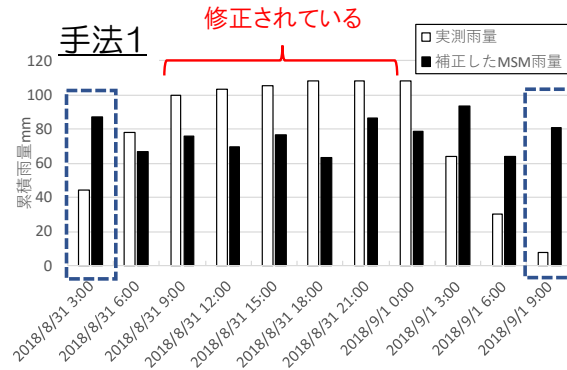


図-7 手法 1 で補正した結果

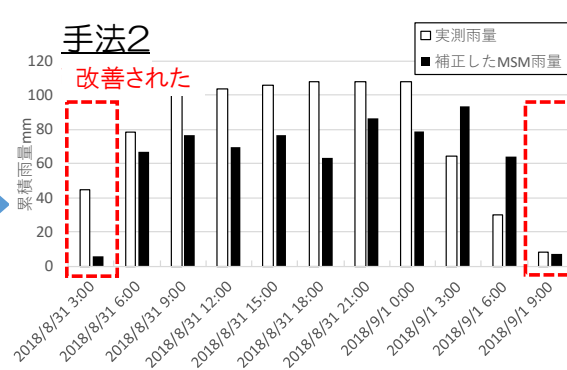


図-8 手法 2 で補正した結果

表-1 補正前後の予測誤差の評価

	降雨期間 2018.8.31 3:00～2018.9.1 9:00		
	補正前	補正後(全データ使用)	補正後(手法 1,2)
MAE(mm)	66.4	59.2	29.6
RMSE(mm)	67.2	59.6	30.9

4. おわりに

本研究では以下の知見が得られた。

- ・MSM 予測雨量と実測雨量の 24 時間雨量の関係より、実測雨量と MSM 予測雨量との間の乖離が示された。
- ・ダム防災操作に使用する予測雨量としての精度向上施策として、Neural Network による予測雨量の修正を行った結果、修正により精度が向上する場合もあるが、ケースによっては低下する場合もある。
- ・ダム防災操作の目的を踏まえ、学習データの閾値、MSM 予測雨量の修正の閾値を 24 時間累加雨量 20mm と設定したが、実測雨量が大きい場合でも MSM 予測雨量が小さい場合は修正されないという課題が残った。

以上の結果より、MSM 予測雨量の修正が、ダムの防災操作に寄与するダム流入ボリュームに対して、どの程度影響するかを検証し、更なる精度向上を目的として、学習データや学習方法などを工夫したうえで、ダム操作に活用可能な方法を考える必要がある。

参考文献

- 1) 気象庁，地球温暖化予測情報，第 9 巻，2017
- 2) 気象変動を踏まえた治水計画に係る技術検討会，https://www.mlit.go.jp/river/shinngikai_blog/chisui_kentoukai/index.html
- 3) 異常豪雨の頻発化に備えたダムの洪水調節機能に関する検討会，https://www.mlit.go.jp/river/shinngikai_blog/chousetsu_kentoukai/index.html
- 4) 国土交通省，ダム再生ガイドライン，2019
- 5) 猪股広典，川崎将生，アンサンブル予測雨量を活用したダム洪水調節手法，土木技術資料，2014
- 6) 野村ダム・鹿野川ダムの操作に係る情報提供等に関する検証等の場，<http://www.skr.mlit.go.jp/kasen/kensyounoba/kensyounoba.html>
- 7) 気象業務支援センター，<http://www.jmbasc.or.jp/jp/online/file/f-online10200.html>