

予測雨量の不確実性を考慮したダム流入量予測の研究

Research on Dam Inflow Prediction Based on Uncertainty of Predicted Rainfall

室蘭工業大学 ○学生員 渡辺 修 (Shu Watanabe)
 室蘭工業大学 学生員 若狭谷昇真 (Shoma Wakasaya)
 室蘭工業大学 正 員 中津川誠 (Makoto Nakatsugawa)
 室蘭工業大学 非会員 小林洋介 (Yosuke Kobayashi)

1. 研究背景

近年、全国で集中豪雨が頻発しており、ダムの異常洪水時防災操作を行う事例が相次いでいる。北海道においても2016年8月に4つの台風が連続して上陸及び接近し、広域にわたって甚大な被害をもたらした。その際、札内川ダムでは流入量が増大し、非常用洪水吐からの放流が行われた¹⁾。近年、このような事態への対応を念頭に、被害の軽減につながるようなダムの操作に生かすため、流入量の予測精度向上が求められている。

そのため、近年は流入量と関係する情報を機械学習法で処理することで、ダムの流入予測を試みる手法が注目されている。機械学習手法を用いた流入量予測では、Qi, Y.ら²⁾によるLSTM (Long short-term memory) を用いた事例などがある。また、西尾ら⁴⁾は少ない情報から実態を再現するスパースモデリング手法の一手法であるElastic Net を使用し、モデルの入力変数にメソ数値予報モデル (MesoScale Model, 以下、MSM) による予測雨量を使用し、予測先行時間 (Lead Time, 以下 LT) が12h までのダムの流入量・貯水位予測を行った。この中で予測雨量には不確実性が存在し、洪水事例によって、ダムの流入量予測結果が変動することを指摘している。

本研究では、Elastic Net で学習する流入量予測モデルの入力変数 (説明変数) に、不確実性を考慮した予測雨量としてメソアンサンブル予報 (Meso-scale Ensemble Prediction System, 以下、MEPS) を使用した。アンサンブル予報とは数値予報の過程において生じる誤差の要因に対応するわずかなばらつき (摂動) を加えた複数の予測から不確実性を評価する手法であり、これにより複数の予測結果を複合させて幅を持たせたダムの流入量予測を行うことを目的としている。この結果、貯留関数法による流入量予測と比較して同程度もしくはそれ以上の精度で予測できる可能性が示された。

2. 研究方法

2.1 対象地点と対象事例

本研究では、国土交通省北海道開発局が直轄管理する多目的ダムである札内川ダムを対象に、流入量の予測を行った。札内川ダムの流域形状を図-1に、その諸元を表-1に示す。また、札内川ダムの2006年以降の過去の大きな出水事例を表-2に示す。

本研究では、レーダー解析雨量が1kmの空間解像度で利用できる2006年から2022年までの水文情報を収集した。また、後述するMEPSの運用が始まった2019年

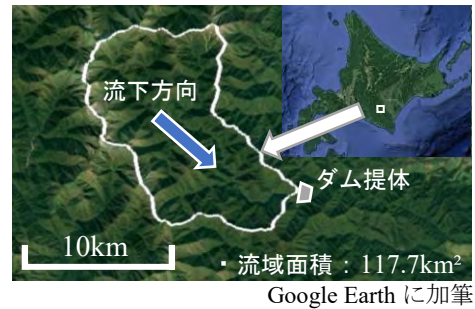


図-1 札内川ダムの流域図

表-1 札内川ダムの諸元

型式	重力式コンクリートダム	
水系河川	十勝川水系札内川	
堤高	m	114.0
堤頂長	m	300.0
流域面積	km ²	117.7
総貯水容量	m ³	54,000,000
有効貯水容量	m ³	42,000,000
サーチャージ水位	m	484.0
平常時最高貯水位	m	474.0
洪水貯留準備水位	m	466.0
最低水位	m	447.5

表-2 札内川ダムの主な洪水事例と最大流入量

順位	事例	最大流入量 (m ³ /s)	3日雨量 (mm/3days)
1	2016/08/31 00:00	707	320
2	2022/08/16 11:00	674	212
3	2011/09/03 12:00	621	326
4	2014/08/11 08:00	532	193
5	2013/09/05 05:00	477	122
6	2017/09/18 13:00	350	175
8	2021/06/04 20:00	298	85

※着色部分は予測対象事例

※3日雨量は事例発生日の前後三日間の降水量

以降で最大の流入量が観測された2021年6月及び2022年8月年洪水事例を検証事例とした。機械学習法の学習事例には予測対象の2事例を除いた上位1位～5位までを用いる。また、各事例は、最大流入量が観測された日時から前後36時間の計72時間分のデータを使用した。

2.2 目的変数とその予測に用いる説明変数

本研究では、目的変数と説明変数の次元を統一することを図り、積算流入量を流域面積及びLTで除して時間平均した6時間平均流出高 (mm/h)、24時間平均流出高 (mm/h) を目的変数とした。

表-3に示すモデルの説明変数 (モデルへ入力する変数) は、「流出高」、「流域平均雨量」、「予測雨量」、「720時間平均実効雨量」、「720時間平均予測実効雨量」、「24時間平均流域平均雨量」、「LT時間平均予

測雨量」を用い、説明変数の物理単位は全て単位時間当たりの流出高 (mm/h) に換算した。ダム上流部の観測データである「流入量」は、国土交通省所管のデータを水文・水質データベース⁵⁾より取得し使用した。「流域平均雨量」は、(一財) 気象業務支援センターから購入したレーダー解析雨量を算術平均法により求めた値を使用し、「24 時間平均流域平均雨量」は、24 時間前から現在時刻までの流域平均雨量の積算値を 24 で除して時間平均値にし、説明変数としている。「予測雨量」は、学習データには MSM による予測雨量⁶⁾及び誤差分散を用いた 2 通りの予測モデル (後述) を作成した。また、テストデータの「アンサンブル予測雨量」には日本気象株式会社⁷⁾より購入した MEPS を使用した。

1) MSM 及び MEPS による予測雨量

MSM と MEPS の諸元を表-4 に示す。MSM は、気象庁から提供されている最大 78 時間まで予測情報である。また、MEPS は、MSM の不確実性を考慮した 21 メンバーの予測雨量である。MEPS の予測雨量は 3 時間積算雨量であるため、3 で除して時間平均値にして入力変数としている。

2) 誤差分散を考慮した MSM 予測雨量

(一財) 日本気象協会から頂いたデータを基に、MSM 予測雨量を使用し、既往第 1 位事例である 2016 年 7 月～9 月洪水を対象に、積算予測雨量の誤差範囲を推定した⁸⁾。その手順を以下に記述し、イメージを図-2 に示す。全ての説明番号と図中の番号は対応している。

- ① 全ての降雨の積算予測雨量を 0～2mm, 2～4mm のようなランク別のヒストグラムにする。
- ② 予測雨量に対応する実測雨量のヒストグラムにガンマ分布を当てはめる。
- ③ 実測積算雨量の 70% 出現範囲を算出する。これは台風の中心が予報円に入る確率が 70%であることを参考とした⁹⁾。
- ④ 70% の出現範囲の上限、下限を表す回帰式から MSM の誤差範囲を推定する。

ここで、積算実績雨量に当てはめたガンマ分布曲線は、以下の式で表される。

$$f(x) = \frac{\beta^{\alpha}}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} \exp^{-\beta x}, \quad \alpha = \frac{\mu^2}{RMSE^2}, \quad \beta = \frac{\mu}{RMSE^2} \quad (1)$$

ここで、 $f(x)$: ガンマ分布の確率密度関数、 $\Gamma(\alpha)$: ガンマ関数、 α : 形状母数、 β : 尺度母数、 μ : 平均値、 $RMSE$: 平均二乗偏差を示す。

さらに、積算実績雨量の 70% 範囲については、沖ら¹⁰⁾を参考に、(1) 式の確率密度関数 $f(x)$ を積分し、上下限の 15% を除き、以下の式で算出できる。

$$\text{上限値} : \int_0^{x_{max}} f(x) = 0.85, \quad \text{下限値} : \int_0^{x_{min}} f(x) = 0.15 \quad (2)$$

また、「平均予測雨量」は現在時刻から LT までの予測雨量の積算値を LT で除したものを使用している。「720 時間平均実効雨量」、「720 時間平均予測実効雨量」は、雨量の長期履歴を反映した土壌湿潤状態を表す指標であり、実効雨量は次式で与えられる。

$$R_w = \sum 0.5^{\frac{i}{T}} \times R_i \quad (3)$$

表-3 説明変数の諸元

項目	単位	データ概要
流出高	mm/h	時刻 t の実測値
流域平均雨量	mm/h	時刻 t の実測値
720時間平均実効雨量	mm/h	時刻 t の計算値の時間平均値
24時間平均流域平均雨量	mm/h	時刻 t-24～t の雨量積算値の時間平均値
予測雨量	mm/h	時刻 t+1,t+2...t+LT の予測値
720時間平均予測実効雨量	mm/h	時刻 t+1,t+2...t+LT の計算値の時間平均値
LT 時間平均予測雨量	mm/h	時刻 t～t+LT の予測雨量積算値の時間平均値

※t は現在時刻を表す。 ※予測雨量は学習データに誤差分散及び MSM, テストデータに MEPS を使用。

表-4 MSM と MEPS の諸元

	MSM	MEPS
水平解像度	5km ²	5km ²
LT	39時間 (UTC:03,06,09,15,18,21) 78時間 (UTC:00,12)	39時間 (UTC:00,06,12,18)
出力データ	海面更正気圧, 風向・風速, 相対湿度, 雲量, 時間雨量, 地上気圧	海面更正気圧, 風向・風速, 相対湿度, 雲量, 積算雨量
提供期間	2006年3月～現在	2019年6月～現在
メンバー数	1	21

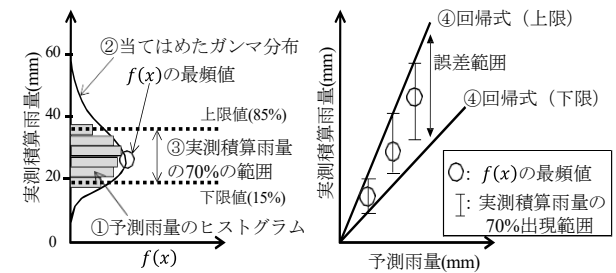


図-2 説明変数予測雨量の誤差範囲の推定方法

ここで、 R_w は実効雨量 (mm/720h), R_i は i 時間前の 1 時間雨量 (mm), T は半減期で長期的な土壌湿潤度を十分に考慮できるように 720 時間としている¹¹⁾。

3) 学習データとテストデータの作成手順

1) 及び 2) の予測雨量を使用して、学習データとテストデータを作成した。MSM を使用した Elastic Net による流出高予測手順を以下に示す。

- ① MSM の「予測雨量」を説明変数とした回帰式を作成する。
- ② 得られた回帰式に MEPS の「アンサンブル予測雨量」を当てはめる。
- ③ 計 21 通りの予測結果から予測幅を得る。

同様に、誤差分散を使用した Elastic Net による流出高予測手順を以下に示す。

- ① 誤差分散を考慮した MSM の「予測雨量」の上限値と下限値をそれぞれ説明変数とした 2 通りの回帰式を作成する。
- ② 得られた回帰式それぞれに MEPS の「アンサンブル予測雨量」を当てはめる。
- ③ それぞれ計 21 通りの予測結果から予測幅を得る。

2. 3 機械学習手法による予測

スパースモデリングの代表的手法である Elastic Net¹²⁾ を用いる。この手法は正則化を用いた回帰分析手法の一つで、各説明変数がどれほど予測に影響するのか考察す

ることができ、不要な要素の重みがゼロになる特徴をもつ。Elastic Net のコスト関数（損失関数）である $J(w)$ を次式に示す。

$$J(w) = \sum_{i=1}^n (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})^2 + (1 - \alpha)\lambda_1 \sum_{j=1}^m w_j^2 + \alpha\lambda_2 \sum_{j=1}^m |w_j| \quad (4)$$

ここで、 n は学習データの数、 m は説明変数の数、 $y^{(i)}$ は時刻 i における実測値、 $\hat{y}^{(i)}$ は回帰式から求められる時刻 i における予測値、 w_j は説明変数 j の重みである。第 1 項は二乗誤差、第 2 項が L_1 ペナルティと呼ばれる Lasso 回帰で説明変数の削除を意図した制約条件、第 3 項は L_2 ペナルティと呼ばれる Ridge 回帰で選択する変数の個数に影響を与える制約条件である。

本研究では説明変数の主効果のみでなく、変数同士の関係も考慮するため説明変数同士を掛け合わせた交互作用項もモデルの説明変数として使用した。またハイパーパラメータ値の最適化は並列分散最適化アルゴリズム Optuna で 100 試行の最適化処理で最適値を求めた¹³⁾。このように最適化されたハイパーパラメータから得られる各説明変数の重み w を用い、以下のような線形結合の回帰式を得る。

$$\hat{y}^{(i)} = w_0 + \sum_{j=1}^m w_j x_j^{(i)} + \sum_{k=1}^m \left(\sum_{l=1}^m w_{kl} x_k^{(i)} x_l^{(i)} \right) \quad (5)$$

ここで、 $\hat{y}^{(i)}$ は時刻 i における目的変数、 $x_j^{(i)}$ は時刻 i における説明変数 j 、 w_j は説明変数 j の重みである。第 1 項は切片、第 2 項は重回帰式の一般項、第 3 項は重回帰式の交互作用項を表している。

2. 4 貯留関数法による予測

本研究では、貯留関数法による流出計算が可能なソルバー-SRM として iRIC¹⁴⁾ に実装されている 2 段タンク型貯留関数法により流出計算を行った。まず、既往最大の 2016 年 8 月洪水を対象にパラメータの最適化（流出解析）を行った。流出解析で得られた結果を図-3 に示す。次に、得られたパラメータを予測対象 2 事例の流出計算に適用した。

3. 結果と考察

3. 1 積算予測雨量の誤差範囲推定結果

図-2 の手順で算出された各 LT における回帰係数の一覧を表-5 に示す。1h を除く全ての LT で、上限式の回帰係数は 1.18~1.35 の間にあり、下限式の回帰係数は 0.68~0.84 の間に 70% 出現範囲があることが分かった。また、LT の延伸に伴い回帰係数が 1.0 に近づく結果となった。これは雨量を積算していくことで誤差が相殺されるためであると考えられる。

3. 2 MSM を用いた予測

Elastic Net で MSM を入力として学習した流出高モデルの予測結果を図-4 の左端の列に示す。LT=6h の場合、予測が過小評価されている。一方、LT=24h の場合、ピーク付近で安全側に評価しており、2022 年の予測では、予測幅が実測を包含した結果を得られた。

3. 3 誤差分散の上限式を考慮した MSM を用いた予測

Elastic Net で誤差分散の上限値を入力して学習した流

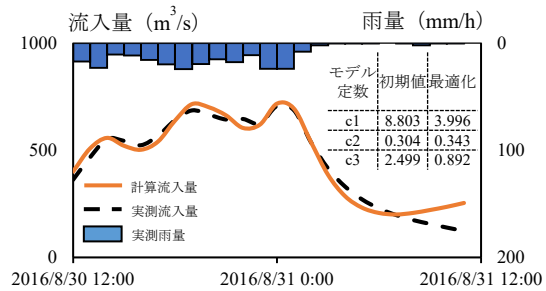


図-3 iRIC SRM による流出解析の結果
(札内川ダム 2016 年 8 月洪水)

表-5 予測雨量の誤差分散による各 LT の回帰係数

LT	回帰係数		LT	回帰係数		LT	回帰係数	
	上限式	下限式		上限式	下限式		上限式	下限式
1	1.08	0.33	9	1.3	0.73	17	1.18	0.84
2	1.29	0.79	10	1.29	0.73	18	1.19	0.84
3	1.25	0.84	11	1.29	0.74	19	1.19	0.84
4	1.35	0.73	12	1.3	0.74	20	1.19	0.86
5	1.26	0.69	13	1.27	0.73	21	1.19	0.86
6	1.28	0.68	14	1.22	0.89	22	1.2	0.86
7	1.24	0.77	15	1.22	0.85	23	1.22	0.86
8	1.33	0.79	16	1.19	0.83	24	1.24	0.84

表-6 各 LT の平均流出高予測幅の精度評価結果

	MSM	誤差分散				貯留関数法			
		上限式		下限式		上限式		下限式	
		上端	下端	上端	下端	上端	下端	上端	下端
2021 年	NS	0.921	0.910	0.877	0.860	0.844	0.911	0.778	0.476
	LT=6h J_{pe}	0.262	0.281	0.297	0.311	0.127	0.194	0.056	0.102
	ΔT_p	2	2	2	2	-2	-2	-1	-1
	NS	0.704	0.645	0.668	0.500	-1.613	0.070	0.087	0.020
2022 年	LT=24h J_{pe}	-0.374	-0.374	-0.084	0.087	-0.226	0.366	-0.475	-0.322
	ΔT_p	-1	-1	-4	-4	-4	-4	-4	-4
	NS	0.944	0.943	0.912	0.886	0.882	0.926	0.911	0.835
	LT=6h J_{pe}	0.072	0.072	0.158	0.202	-0.236	-0.116	0.114	0.171
2022 年	ΔT_p	1	1	1	1	0	0	2	2
	NS	0.820	0.792	0.830	0.540	0.109	0.730	0.635	0.707
	LT=24h J_{pe}	0.126	0.126	0.290	0.395	0.019	0.333	0.237	0.367
	ΔT_p	-5	-5	-9	-2	-4	-5	-9	-9

精度評価		評価基準
実測ピーク時平均	$J_{pe} = \frac{V_{Qinop} - V_{Qinc}}{V_{Qinop}}$	
流出高相対誤差		
ピーク時刻差	$\Delta T_p = T_c - T_o$	
ナッシュ係数	$NS = 1 - \frac{\sum (V_{oi} - V_{ci})^2}{\sum (V_{oi} - V_{oave})^2}$	
V_{Qinop} : LT時間平均流出高実測値のピーク値 (mm/h) V_{Qinc} : 実測ピーク時刻LT時間平均流出高予測値 (mm/h) T_c : 予測ピーク時刻 T_o : 実測ピーク時刻 V_{oi} : LT時間平均流出高実測値 (mm/h) V_{ci} : LT時間平均流出高予測値 (mm/h) V_{oave} : LT時間平均流出高実測値の平均値 (mm/h)		

出高モデルの予測結果を図-4 の左から 2 列目に示す。LT=6h の場合、MSM を学習した結果と同程度の過小評価となっている。一方、LT=24h の場合、MSM を用いた予測より過小評価されている。

3. 4 誤差分散の下限式を考慮した MSM を用いた予測

Elastic Net で誤差分散の下限値を入力とした学習した流出高モデルの予測結果を図-4 の左から 3 列目に示す。LT=6h の場合、予測幅が実測を包含し、かつ安全側での予測が得られた。一方、LT=24h の場合、予測幅が実測を包含した結果となったが、予測幅が著しく広がっているため、信頼度の観点から課題があると考えられる。

3. 5 貯留関数法と Elastic Net の予測結果の比較

MEPS を入力値とした貯留関数法を使用した平均流出高の予測結果を図-4 の右端の列に示す。貯留関数法の予測結果と Elastic Net で誤差分散の下限式を入力した場

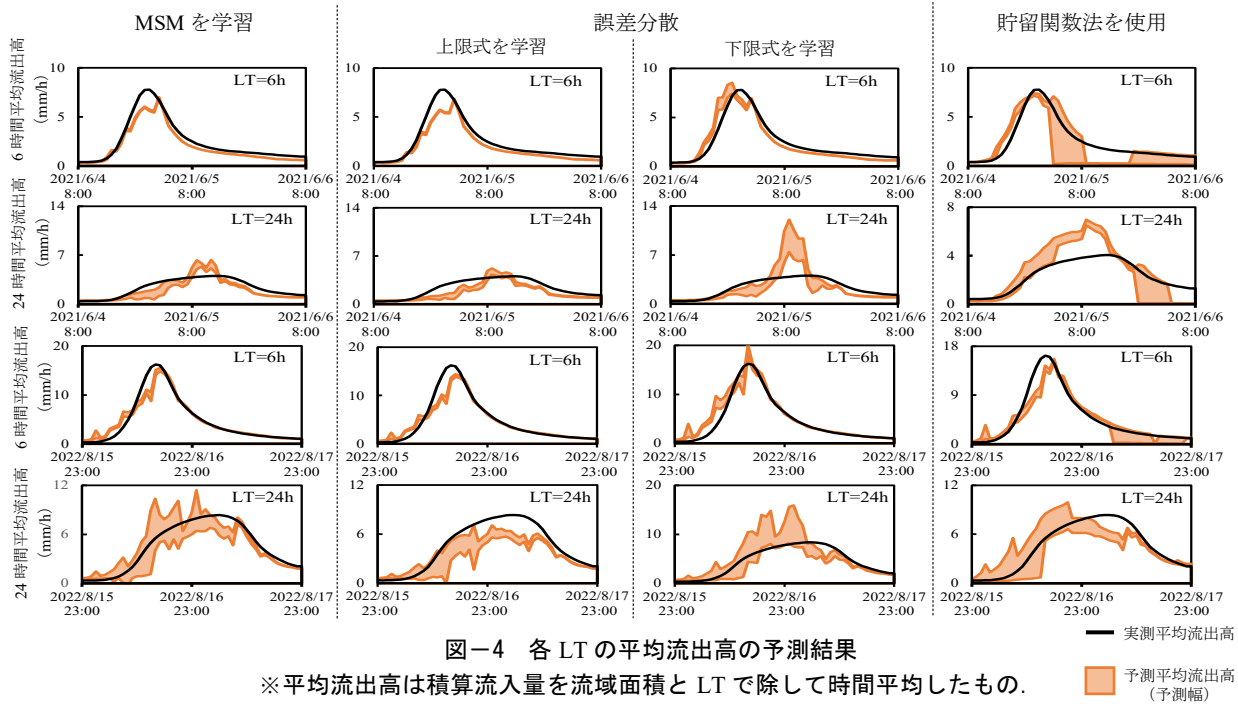


図-4 各 LT の平均流出高の予測結果

※平均流出高は積算流入量を流域面積と LT で除して時間平均したもの。

合の予測結果と比較すると、LT=6h の短時間予測の場合には誤差分散の下限式を用いた Elastic Net の予測結果が優れていることが分かった。また LT=24h の長時間予測の場合には、ほぼ同程度の予測結果となった。また、各予測幅の上端、下端に対して行った精度評価の一覧を表-6 に示す。NS、 ΔT_p は上端、下端とも全体的に高精度の予測結果となったが、 J_{pe} は貯留関数法、Elastic Net の両方で精度が悪くなる傾向にあった。

以上より、6h 先は誤差分散を考慮した予測、24h 先は貯留関数法とほぼ同等だが、今後の検証が必要である。

4. 結論

本研究において得られた結果を以下にまとめる。

- 1) 予測雨量の不確実性を考慮した Elastic Net による未経験事例のダムの流出高予測は、最大 24h 先まで実測を包含した予測が可能である。
- 2) Elastic Net と貯留関数法による予測精度を比較すると 6h 先は前者に誤差分散下限値を学習させた方法が優れている一方、24h 先は両者が同程度となった。今後は検証事例を増やして適切な方法を見出していきたい。

謝辞：本研究は、JSPS 科研費（課題番号 JP20K04698、FY2020～2022）の支援を受けたものである。また、（一財）日本気象協会の臼谷友秀氏からは有益な助言をいただいた。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- 1) 土木学会：2016年08月北海道・東北豪雨災害、<https://committees.jsce.or.jp/report/taxonomy/term/50>（閲覧日：2022/11/30）。
- 2) （財）北海道河川防災研究センター・研究所：実践流出解析ゼミ 講義テキスト編、第10回、2006。

- 3) Qi, Y. et al. : A Decomposition-Ensemble Learning Model Based on LSTM Neural Network for Daily Reservoir Inflow Forecasting, *Water Resources Management*, Vol.33, pp.4123-4139, 2019.
- 4) 西尾ら：メソ数値予報を入力値とした Elastic Net によるダム貯水位予測の研究、土木学会北海道支部論文報告集、第78号、B-31、2022。
- 5) 国土交通省：水文・水質データベース、<http://www1.river.go.jp/>（閲覧日：2022/11/30）
- 6) 地球流体電脳倶楽部、<http://dennou-h.gfd-dennou.org/>（閲覧日：2022/11/30）
- 7) お天気データサイエンス、<https://ods.n-kishou.co.jp/>（閲覧日：2022/11/30）
- 8) （財）北海道河川防災研究センター・研究所：実践流出解析ゼミ 講義テキスト編、第16回、2006。
- 9) 二宮洗三、新田尚、山岸米次郎：気象の大百科、pp.345-347、オーム社、1997。
- 10) 沖ら：近年発生した極端豪雨に対する数値予報降雨の適用性について、土木学会論文集 B1（水工学）、Vol.71, No.4, I_1297-I_1320, 2015。
- 11) 山洞ら：未経験事例に適用できる Elastic Net による 24h 先までのダム流入量予測手法の提案、土木学会論文集 B1（水工学）、Vol.76, No.2, I_835-I_840, 2020。
- 12) Hui, Z. and Trevor, H. : Regularization and variable selection via the elastic net, *Journal of the Royal Statistical Society, Series B67*, pp.301-320, 2005。
- 13) Akiba, T. et al. : Optuna: A Next-generation Hyperparameter Optimization Framework, *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, KDD'19*, pp.2623-2631, 2019。
- 14) iRIC : <http://i-ric.org>（閲覧日：2022/11/30）