

機械学習手法に基づくダム流入量予測の一般化に関する研究

A Study on Generalization of Dam Inflow Prediction Based on Machine Learning Method

室蘭工業大学 ○学生員 佐藤匠 (Takumi Sato)

室蘭工業大学 学生員 小嶋侑 (Yu Ojima)

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. はじめに

近年、全国的に大雨によるダムの異常洪水時防災操作を行う事例が頻発している。このような異常洪水が頻発している現状を踏まえ、政府は全国的な治水能力の向上を図るため、洪水調節機能の無い利水ダムにおいても事前放流等の洪水対策を行う方針を表明した¹⁾。ゆえに事前放流による治水機能向上と利水損失の回避を目指すうえで、適切な流入量予測手法の確立が求められている。

近年は多くの水文情報と機械学習手法を用いてダム流入量予測を行う手法が注目されている。先行研究には、一言ら²⁾による全結合型ニューラルネットワーク(以下、FCNN)を用いた事例などがある。また、坂本ら³⁾はFCNNやRNNを含む様々な機械学習手法でダム流入量と貯水位予測を比較し、スパースモデリングの一手法であるElastic Netを用いることで良好な予測結果を得た。

しかし、機械学習手法を用いた予測は入力に用いる説明変数が多数必要であり、数多くのダムで個別に予測モデルをつくることは多大な労力がかかり、現実的ではないため、汎用性のある手法(一般化)の提案が望まれる。山洞ら⁴⁾は、Elastic Netが予測手法を一般化するうえで有用であることを示し、小嶋ら⁵⁾は北海道内の17箇所に及ぶダム流域の地理情報をクラスター分析し、流域面積で区分することで予測手法の一般化を試みた。

本研究では、洪水時の流出現象に影響の大きい要因を統計的に見出すことを念頭に、比較的規模の大きい国土交通省直轄の多目的ダム、北海道所管の中小規模のダム及び利水専用ダムを対象として、Elastic Netによる流出予測モデルを構築した。さらに小嶋ら⁵⁾の方法に従い、流域面積でダムをグループに分類することで、不特定多

数のダムに適用できる一般性のある手法を提案した。

2. 研究方法

2.1 対象地点と対象事例

本研究では、表-1にダム名とその諸元を示すとおり、25ダムを検討の対象とした。

各ダムで2000年から2022年までの洪水期(6月から10月)における気象・水文情報を収集し、期間内で最も大きい流入量が観測された事例を予測対象事例とし、学習事例には予測対象事例を含む上位10事例を学習さ

表-2 対象としたダムの予測対象事例

日付	時刻	最大流入量 (m ³ /s)	最大流出高 (mm/h)	*3日降水量 (mm/3days)
①豊平峡ダム	2011/9/6 5:00	533	12.1	259
②定山溪ダム	2011/9/6 7:00	164	5.7	128
③漁川ダム	2014/9/11 7:00	686	21.8	362
④美唄ダム	2016/8/20 22:00	61	8.9	147
⑤美利河ダム	2017/9/18 10:00	717	22.4	223
⑥二風谷ダム	2003/8/10 2:00	5,958	17.7	274
⑦十勝ダム	2016/8/23 9:00	995	6.1	110
⑧札内川ダム	2016/8/31 0:00	707	21.6	321
⑨小平ダム	2019/7/27 5:00	944	18.3	78
⑩有明ダム	2010/7/19 5:00	117	21.6	179
⑪鹿路ダム	2016/8/17 22:00	300	7.4	213
⑫様似ダム	2016/8/31 1:00	224	14.7	113
⑬高見ダム	2003/8/10 2:00	1,193	15.2	229
⑭幌似ダム	2017/9/18 12:00	347	17.6	287
⑮矢別ダム	2017/9/18 10:00	62	6.9	108
⑯新中野ダム	2014/8/11 3:00	43	8.8	103
⑰朝里ダム	2006/10/8 3:00	38	4.0	154
⑱糠平ダム	2016/8/31 5:00	1,158	10.7	224
⑲鹿ノ子ダム	2016/8/17 22:00	131	3.8	170
⑳大雪ダム	2016/8/23 9:00	498	6.1	99
㉑滝里ダム	2016/8/23 11:00	1,876	4.1	106
㉒岩尾内ダム	2014/8/5 17:00	357	3.9	158
㉓桂沢ダム	2016/8/20 22:00	275	3.3	133
㉔金山ダム	2016/8/31 3:00	1,156	8.9	196
㉕留萌ダム	2018/7/3 3:00	124	10.6	144

*3日降水量は事例発生日と前後1日を合わせた3日間の降水量

表-1 対象としたダムの諸元⁶⁾

① 豊平峡ダム	② 定山溪ダム	③ 漁川ダム	④ 美唄ダム	⑤ 美利河ダム	⑥ 二風谷ダム	⑦ 十勝ダム	⑧ 札内川ダム	⑨ 小平ダム	⑩ 有明ダム	⑪ 鹿路ダム	⑫ 様似ダム	⑬ 高見ダム	⑭ 幌似ダム	
水系河川	石狩川水系 豊平川	石狩川水系 小樽内川	石狩川水系 漁川	石狩川水系 美唄川	後志利別川水系 後志利別川	沙流川水系 沙流川	十勝川水系 十勝川	十勝川水系 札内川	小平川水系 小平川	茂葉別川水系 茂葉別川	鹿路川水系 鹿路川	様似川水系 様似川	静内川水系 静内川	胆振利別川水系 胆振利別川
型式	A	G	R	G	GR	G	R	G	G	G	G	R	R	E
事業者	国土交通省	国土交通省	国土交通省	北海道建設部	国土交通省	国土交通省	国土交通省	国土交通省	北海道建設部	北海道建設部	北海道建設部	北海道建設部	北海道建設部	北海道企業局
目的	FWP	FWP	FNW	FNWI	FNAP	FNWP	FP	FNAPW	FNAPW	FN	FN	F	F	I
堤高	102.5	117.5	45.5	35.5	40.0	32.0	84.3	114.0	42.4	21.7	48.9	44.0	120.0	22.5
堤頂長	305.0	410.0	270.0	228.0	1,480.0	550.0	443.0	300.0	475.0	250.0	285.0	140.0	435.0	366.0
堤体積	285,000	1,185,000	647,000	84,000	870,000	276,000	3,715,000	770,000	271,000	46,000	140,000	76,000	5,120,000	393,000
総貯水容量	47,100,000	82,300,000	15,300,000	1,500,000	18,000,000	31,500,000	112,000,000	54,000,000	33,200,000	2,440,000	36,500,000	6,200,000	229,000,000	9,974,000
有効貯水容量	37,100,000	78,600,000	14,100,000	1,090,000	14,500,000	26,000,000	88,000,000	42,000,000	27,600,000	1,840,000	30,500,000	4,000,000	149,000,000	8,080,000
湛水面積	1.50	2.30	1.10	0.15	1.85	4.30	4.20	1.70	2.65	0.33	2.35	0.44	6.75	1.06
流域面積	159.0	104.0	113.3	24.6	115.0	1,215.0	592.0	117.7	186.1	19.5	145.6	54.9	283.4	71.0

⑮ 矢別ダム	⑯ 新中野ダム	⑰ 朝里ダム	⑱ 糠平ダム	⑲ 鹿ノ子ダム	⑳ 大雪ダム	㉑ 滝里ダム	㉒ 岩尾内ダム	㉓ 桂沢ダム	㉔ 金山ダム	㉕ 留萌ダム
水系河川	沙泊川水系 沙泊川	亀田川水系 亀田川	朝里川水系 朝里川	十勝川水系 普里川	常呂川水系 常呂川	石狩川水系 石狩川	天塩川水系 天塩川	石狩川水系 幾春別川	石狩川水系 空知川	留萌川水系 チバベリ川
型式	G	G	G	G	R	G	G	HG	R	R
事業者	北海道建設部	北海道建設部	北海道建設部	電源開発	国土交通省	国土交通省	国土交通省	国土交通省	国土交通省	国土交通省
目的	F	FNW	FNW	P	FNAP	FNAPW	FNAPW	FAWP	FAWP	FNW
堤高	33.6	74.9	73.9	76.0	55.5	86.5	50.0	58.0	63.6	57.3
堤頂長	84.0	248.0	390.0	293.0	222.0	440.0	445.0	448.0	334.3	288.5
堤体積	26,000	256,000	517,000	459,000	204,000	3,874,000	455,000	394,000	350,000	1,225,000
総貯水容量	3,800,000	3,340,000	8,800,000	193,900,000	39,800,000	66,000,000	108,000,000	107,700,000	92,700,000	150,450,000
有効貯水容量	2,500,000	2,820,000	7,700,000	160,500,000	35,800,000	54,700,000	85,000,000	96,300,000	81,800,000	130,420,000
湛水面積	0.42	0.18	0.43	8.22	2.10	2.92	6.80	5.10	4.99	9.20
流域面積	32.5	17.5	33.8	387.8	124.0	291.6	1,662.0	331.4	298.7	470.0

型式 A:アーチ E:アースフィル
G:重力式コンクリート R:ロックフィル
GR:重力式コンクリート・ロックフィル複合
目的 F:洪水調節、農地防災
N:不特定用水、河川維持用水
A:かんがい用水 W:上水道用水
I:工業用水 P:発電用水

せ予測を行う。モデル学習に利用する各事例あたりの学習期間は、最大流入量が観測された日と前後1日の、日界で区切った3日分（計72時間分）とした。各ダムの予測対象事例を表-2に示す。

2.2 Elastic Net⁷⁾による機械学習モデル

スパースモデリングの代表的手法である Elastic Net は、正則化を用いた回帰分析手法である。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持つ。Elastic Net のコスト関数（損失関数）である $J(w)$ を次式に示す。

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

ここで、 j を説明変数の項目番号とし、 n は学習データの数、 m は説明変数の数、 $y^{(i)}$ は時刻 i の実測値、 $\hat{y}^{(i)}$ は回帰式から求められる時刻 i の予測値、 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、変数間の関係も考慮するため説明変数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。本研究でのモデル学習では汎化性能を高めるため、学習データの交差検証 (Cross Validation) を行なった。またハイパーパラメータ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⁸⁾。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。

$$\hat{y}^{(i)} = w_0 + \sum_{j=1}^m w_j x_j^{(i)} + \sum_{k=1}^m \left(\sum_{l=1}^m w_{kl} x_k^{(i)} x_l^{(i)} \right) \quad (2)$$

ここで、 $\hat{y}^{(i)}$ は時刻 i の目的変数、 $x_j^{(i)}$ は時刻 i の説明変数 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。

2.3 目的変数と予測に用いる説明変数

本研究では流域面積の差異が予測結果に影響しないように、目的変数である流入量は流域面積で除して次元を調整し、24時間平均流出高 (mm/h) とした。

また、モデルの説明変数（入力する変数）には、ダム上流部の観測データである「現在時刻流出高」、「流域平均雨量」など表-3に示す項目とし、単位はすべて単位時間当たりの流出高 (mm/h) にそろえた。「現在時刻流出高」は、流入量を国土交通省所管のデータを水文・水質データベース⁹⁾、北海道建設部、北海道企業局及び電源開発所管のダム管理日報より取得し、その瞬間値を1時間値に変換し流域面積で除した値を使用した。「流域平均雨量」は、気象庁のレーダー解析雨量を（一財）気象業務支援センターから購入し、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積算値を時間平均したものである。「予測雨量」は、実測雨量を予測雨量に見立てた「みなし予測雨量」とし、「24時間平均予測雨量」は、

表-3 説明変数の諸元

項目	単位	データ概要
現在時刻流出高	mm/h	時刻 t の実測値*
流域平均雨量	mm/h	時刻 t の実測値
予測雨量**	mm/h	時刻 $t+1, t+2, \dots, t+24$ 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
720時間平均予測実効雨量	mm/h	時刻 $t+1, t+2, \dots, t+24$ 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 $t-23 \sim t$ の積算実測値の時間平均値
24時間平均予測雨量	mm/h	時刻 $t+1 \sim t+24$ の積算実測値の時間平均値

* t は現在時刻までの1時間

**予測雨量は実測（みなし予測雨量）

現在時刻から24時間後までの予測雨量積算値の時間平均値とした。「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る実効雨量の時間平均値である。実効雨量は次式で与えられる。

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

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時間とした⁴⁾。

2.4 精度評価指標

精度評価指標は以下に示す実測ピーク時平均流出高相対誤差（以下、 J_{pe} ）、ピーク時刻差（以下、 ΔT_p ）、Nash-Sutcliffe 係数（以下、 NS ）を用いて行った。

$$J_{pe} = \frac{V_{Qinop} - V_{Qinc}}{V_{Qinop}}, \quad \Delta T_p = T_c - T_o, \quad NS = 1 - \frac{\sum (V_{oi} - V_{ave})^2}{\sum (V_{oi} - V_{ave})^2} \quad (4)$$

ここで、 V_{Qinop} は期間中のピーク24時間積算平均流出高実測値 (mm/h)、 V_{Qinc} は実測ピーク時刻での24時間積算平均流出高予測値 (mm/h)、 T_c は予測ピーク時刻、 T_o は実測ピーク時刻、 V_{oi} は24時間積算平均流出高実測値 (mm/h)、 V_{ci} は24時間積算平均流出高予測値 (mm/h)、 V_{oave} は24時間積算平均流出高実測平均値 (mm/h) である。この際、 $J_{pe} \leq 0$ 、すなわちピーク値が過大に推定される場合、 $\Delta T_p \leq 0$ 、すなわちピーク時刻が早めに推定される場合を「安全側の予測」と表記する。また、 NS は1.0に近いほど予測精度が高いとされている。ここでは、 $|J_{pe}| \leq 0.1$ 、 $\Delta T_p \leq 3$ 、 $NS \geq 0.7$ を評価の目安とした。

2.5 一般化の方法

本研究では、小嶋ら⁵⁾の手法を参考に「流域面積」でダムを分類し、類型化を行う。また、試行錯誤の結果、最も良い精度を示した予測式である高見ダムと幌別ダムのモデルを同一グループ内において適用する。

3. 結果

3.1 Elastic net による対象ダムの流出高予測

対象ダムの Elastic Net による流出高予測結果を図-1、精度評価指標一覧を表-4に示す。それぞれの予測結果を比較すると、様似ダムでは精度評価指標で目安を満たさなかったが、過小評価がなく安全側の予測となった。それ以外のダムは良い精度評価指標を示した。

3.2 グループ分類

次に小嶋ら⁵⁾のクラスター分析に基づく流域面積によって分類する知見を援用し、2つのグループに分類した。

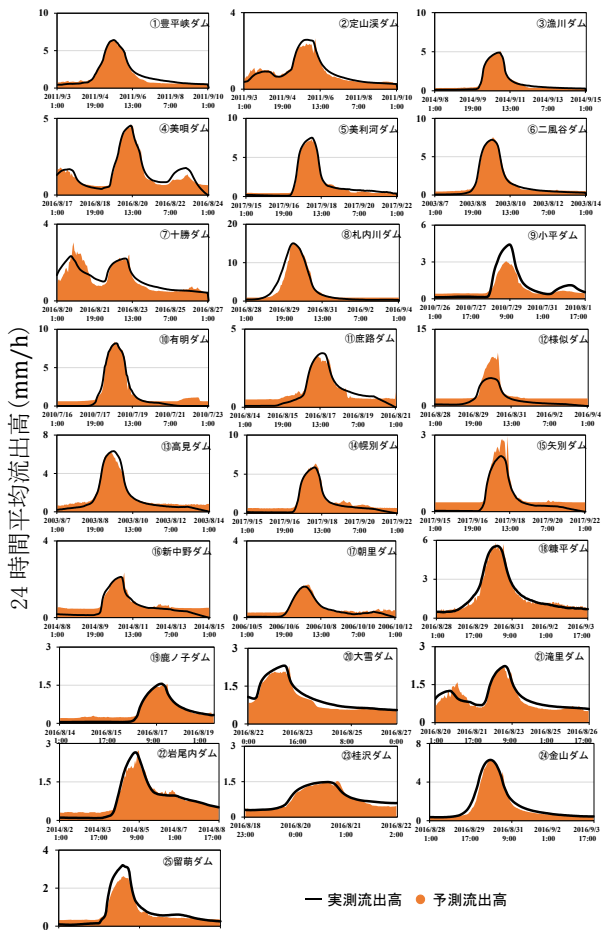


図-1 各ダムで確立した手法による24時間平均流出高の予測結果

表-4 各ダムで確立した手法による24時間平均流出高の予測結果の精度評価一覧

	①豊平峡	②定山溪	③漁川	④美瑛	⑤美利河	⑥二風谷	⑦十勝	⑧札内川	⑨小平	⑩有明	⑪鹿路	⑫幌似	⑬高見
J_{pe}	0.02	0.09	0.01	0.01	0.02	0.00	-0.00	0.01	0.36	0.00	0.14	-0.75	0.08
ΔT	-2	9	1	2	0	1	2	1	4	-2	-5	7	-3
NS	0.98	0.95	0.99	0.94	0.99	0.99	0.78	0.95	0.81	0.94	0.89	0.14	0.96

	⑬幌似	⑭矢別	⑮新中野	⑯朝里	⑰鹿ノ子	⑱大雪	⑲滝里	⑳岩尾内	㉑桂沢	㉒金山	㉓留萌	
J_{pe}	-0.04	-0.28	0.02	-0.01	0.03	0.05	0.11	0.08	0.18	0.03	0.00	0.19
ΔT	2	7	4	4	-2	1	4	-1	2	5	2	8
NS	0.93	0.77	0.80	0.87	0.98	0.92	0.94	0.87	0.94	0.94	0.97	0.91

※青色着色部は精度評価指標の目安を満たした項目

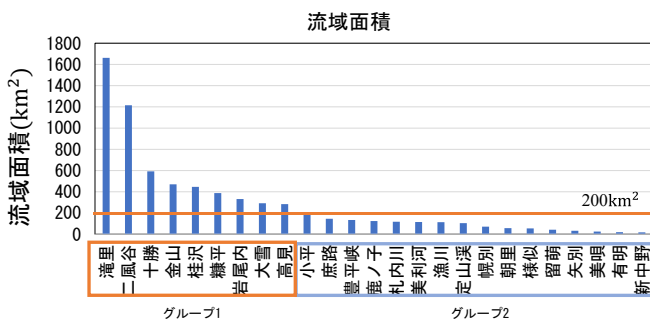


図-2 各ダムの流域面積比較図

図-2 に流域面積の比較図を示す。これより、グループ1に200km²以上の流域面積をもつダム、グループ2に200km²未満のダムを分類する。

3. 3 一般式による流出高予測

前節の結果を踏まえ、Elastic Net による予測で得られ

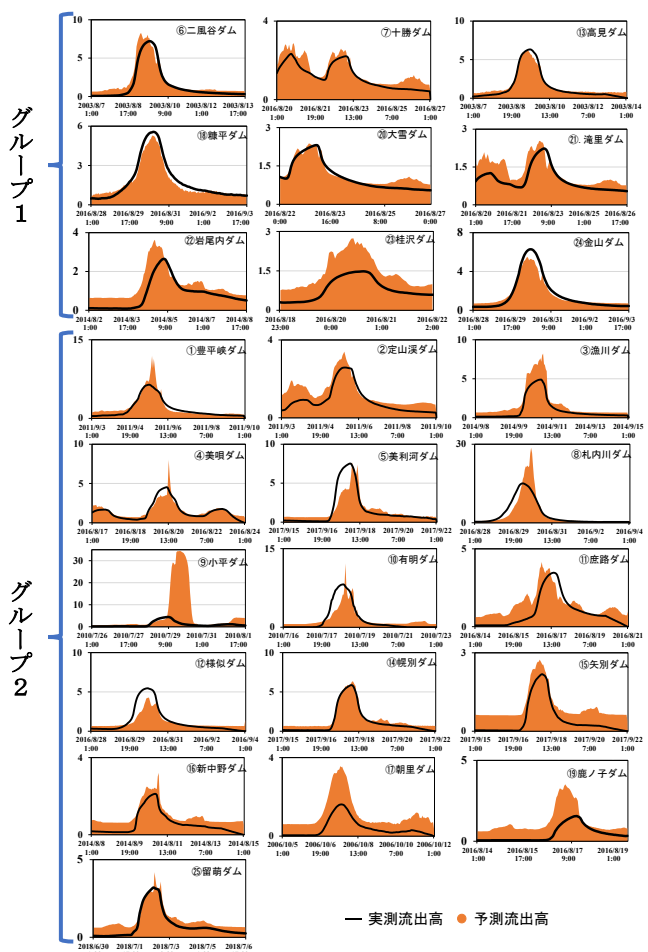


図-3 各グループの一般式による24時間平均流出高の予測結果

表-5 各グループの一般式による24時間平均流出高の予測結果の精度評価一覧

グループ1								
	⑥二風谷	⑦十勝	⑧糠平	⑨大雪	⑩滝里	⑪岩尾内	⑫桂沢	⑬金山
J_{pe}	-0.053	-0.091	0.057	-0.01	0.02	-0.00	-0.69	0.16
ΔT	-9	2	-1	-6	-6	-10	-5	-4
NS	0.86	0.59	0.95	0.87	0.18	0.23	-2.03	0.93

グループ2								
	①豊平峡	②定山溪	③漁川	④美瑛	⑤美利河	⑧札内川	⑨小平	⑩有明
J_{pe}	-0.146	-0.247	-0.467	0.218	0.320	-0.109	-0.691	0.238
ΔT	3	-1	2	2	2	9	-13	2
NS	0.70	0.47	0.44	0.78	0.76	0.60	-75.41	0.75

グループ2							
	⑪鹿路	⑫幌似	⑬矢別	⑮新中野	⑯朝里	⑰鹿ノ子	⑱留萌
J_{pe}	0.171	0.219	-0.166	-0.146	-1.170	-0.55	0.07
ΔT	-13	1	-3	4	-1	-11	1
NS	0.42	0.75	0.30	0.34	-2.62	-3.50	0.74

※青色着色部は精度評価指標の目安を満たした項目

た重みから作成した回帰式(以下、一般式)を同一グループ内で適用し、各グループ内の流出高予測の一般化を試みた結果、小嶋ら⁵⁾の見解と同様に、グループ1では高見ダム、グループ2では幌似ダムの予測式が全体的により精度評価指標を示した。その予測結果を図-3に、精度評価指標を表-5に示す。

グループ1の結果より、糠平ダム、金山ダムは、立ち上がり部分やピーク値付近で若干の過小評価があるもの

表-6 各ダムの主要な説明変数（上位3位）

グループ1			グループ2			
⑥二風谷	⑦十勝	⑧高見	①豊平峡	②定山深	③漁川	④美唄
現在時刻流出高	現在時刻流出高	現在時刻流出高	現在時刻流出高	現在時刻流出高	24時間平均流域平均雨量	現在時刻流出高
$24時間平均流域平均雨量$	$10時間後予測平均実効雨量$	$24時間平均流域平均雨量$	$1時間後予測雨量$	$1時間後予測雨量$	$6時間後予測雨量$	$2時間後予測雨量$
$流域平均雨量$	$現在時刻流出高$	$1時間後予測雨量$	$24時間平均流域平均雨量$	$3時間後予測雨量$	$1時間後予測雨量$	$24時間平均流域平均雨量$
$1時間後予測平均実効雨量$	$11時間後予測平均実効雨量$	$1時間後予測雨量$	$1時間後予測雨量$	$15時間後予測雨量$	$現在時刻流出高$	$10時間後予測雨量$
⑨種平	⑩大雲	⑪滝里	⑫美利河	⑬札幌川	⑭小平	⑮有明
現在時刻流出高	現在時刻流出高	現在時刻流出高	2時間後予測雨量	(24時間平均流域平均雨量) ²	(24時間平均流域平均雨量) ²	現在時刻流出高
$24時間平均予測雨量$	$24時間平均流域平均雨量$	$平均実効雨量$	$1時間後予測雨量$	$現在時刻流出高$	$現在時刻流出高$	$24時間平均流域平均雨量$
$2時間後予測雨量$	$現在時刻流出高$	$平均実効雨量$	$3時間後予測雨量$	$6時間後予測雨量$	$現在時刻流出高$	$10時間後予測雨量$
$現在時刻流出高$	$24時間平均流域平均雨量$	$平均実効雨量$	$15時間後予測雨量$	$12時間後予測雨量$	$現在時刻流出高$	$12時間後予測雨量$
⑯岩尾内	⑰桂沢	⑱金山	⑲鹿路	⑳様似	㉑観別	㉒矢別
現在時刻流出高	現在時刻流出高	現在時刻流出高	現在時刻流出高	現在時刻流出高	現在時刻流出高	現在時刻流出高
$24時間平均予測雨量$	$8時間後予測雨量$	$平均実効雨量$	$5時間後予測雨量$	$現在時刻流出高$	$2時間後予測雨量$	$9時間後予測雨量$
$現在時刻流出高$	$現在時刻流出高$	$平均実効雨量$	$24時間平均流域平均雨量$	$8時間後予測雨量$	$現在時刻流出高$	$現在時刻流出高$
$現在時刻流出高$	$5時間後予測雨量$	$5時間後予測雨量$	$4時間後予測雨量$	$現在時刻流出高$	$3時間後予測雨量$	$4時間後予測雨量$
$5時間後予測雨量$	$5時間後予測雨量$	$1時間後予測平均実効雨量$	$24時間平均流域平均雨量$	$7時間後予測雨量$	$現在時刻流出高$	$現在時刻流出高$
㉓新中野	㉔朝里	㉕鹿ノ子	㉖留萌			
現在時刻流出高	現在時刻流出高	現在時刻流出高	現在時刻流出高			
$10時間後予測雨量$	$15時間後予測雨量$	$19時間後予測平均実効雨量$	$24時間平均予測雨量$			
$現在時刻流出高$	$現在時刻流出高$	$現在時刻流出高$	$19時間後予測雨量$			
$12時間後予測雨量$	$14時間後予測雨量$	$6時間後予測雨量$	$24時間平均流域平均雨量$			

※着色部は共通性のみられる説明変数

の、その他のダムでは防災上の観点から安全側の予測結果となった。

グループ2の結果より、美唄ダム、美利河ダム、有明ダム、様似ダムは、立ち上がり部分やピーク値付近で過小評価となったが、その他のダムでは防災上の観点から安全側の予測ができています。

4. 考察

図-1 に示す各ダムで作成されたモデルを用いた予測については、よい精度となることが確認できた。

また、Elastic Net より求められた説明変数の重み上位3位までを表-6 に示す。これより多くのダムで、現在時刻流出高が将来の状態（予測値）に多大な影響を与えると考えられる。特に流域面積の大きいグループ1は現在時刻流出高の影響が顕著である。グループ2は現在時刻流出高と、24時間平均流域平均雨量を主要な説明変数としているダムで安全側の予測ができる傾向が見られた。

さらに、グループ1に属するダムでは、主要な説明変数に実効雨量が含まれているのに対し、グループ2に属するダムでは、24時間平均雨量が含まれる傾向が見られた。これより、流域面積の大きなダムでは現在時刻の流出高が将来の流出に影響し、その原因となる過去の雨量が影響を及ぼすと推察される。一方、流域面積の小さなダムでは、現在の雨量や予測雨量も将来の流出に影響を与える要因となる。以上より、多くのダムで安全側の評

価をしていることから、防災上の観点からは、流域の規模（面積）に応じてここに示した以外の不特定多数のダムに適用できる見通しが示せたと考える。今後は、予測手法を一般化するうえで深層学習法などの他手法と比較検証し、より良い一般化手法を提案していきたい。

5. おわりに

以上より本研究で得られた結果を以下に示す。

- 1) 各ダムの流出高予測において、Elastic Net を適用することで、精度の高い予測結果が得られた。
- 2) 流域面積に応じて分類をすることで、予測手法の一般化が可能であり、流域面積が 200km²以上のダムでは現在時刻流出高、流域面積が 200km²未満のダムでは現在時刻流出高と 24 時間平均流域平均雨量が予測に影響を及ぼすことを示した。

謝辞: 本研究は、JSPS 科研費（課題番号 JP20K04698, FY2020~2022）の助成を受けたものである。また、北海道建設部河川砂防課、北海道企業局、電源開発株式会社の関係各位にはダム諸元の資料を提供していただいた。また、室蘭建設管理部治水課にはデータ提供に際して連絡調整に協力して頂いた。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- 1) 国土交通省: ダムの洪水調節機能と情報の充実に向けた取組, https://www.mlit.go.jp/report/press/mizukokudo04_hh_000109.html (閲覧日:2022/12/04)
- 2) 一言ら: レーダ雨量を用いた深層学習によるダム流入予測, 河川技術論文集, 第 24 巻, pp.403-408, 2018.
- 3) 坂本ら: 異常洪水時のダム貯水位予測に用いる機械学習手法の比較, 土木学会論文集 B1(水工学), Vol.75, No.2, I_85-I_90, 2019.
- 4) 山洞ら: 未経験事例に適用できる Elastic Net による 24 時間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.
- 5) 小嶋ら: Elastic Net によるダム流入量予測手法の一般化に関する研究, AI・データサイエンス論文集 2022 年 3 巻 J2 号, pp.498-507, 2022.
- 6) 北海道: 北海道のダム一覧 1 既設ダム 水系別, <https://www.pref.hokkaido.lg.jp/ss/stt/93576.html> (閲覧日:2022/12/04)
- 7) 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.
- 8) 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.
- 9) 国土交通省: 水文・水質データベース, <http://www1.river.go.jp/> (閲覧日:2022/12/04)