

北海道のダムを対象とした回帰手法に基づくダム流入量予測の一般化の研究

Research on generalization of inflow prediction for dams in Hokkaido using a regression based method

室蘭工業大学 ○学生員 神坂敬伍 (Keigo Kamisaka)
 室蘭工業大学 学生員 山洞智弘 (Tomohiro Sando)
 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、全国でダムの異常洪水時防災操作を引き起こすような豪雨が相次いで発生している。直近の事例として、令和2年7月豪雨においては筑後川上流の松原ダムと津江川上流の下笠ダムで異常洪水時防災操作が実施された¹⁾。また、平成30年7月豪雨(西日本豪雨)においては愛媛県肱川上流部の野村ダムと鹿野川ダムで異常洪水時防災操作が実施された²⁾。北海道においても、2016年8月に4つの台風が上陸及び接近し、道東を中心に広範囲で甚大な被害が発生した。その際、空知川上流の金山ダムと札内川上流の札内川ダムで異常洪水時防災操作が実施された³⁾。このような洪水災害が相次いでいる現状を踏まえ、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⁴⁾。

一方、近年は多くの水文情報と機械学習手法を用いた統計処理によりダム流入量予測を試みる手法が注目されている。田村ら⁵⁾は深層型のニューラルネットワーク(以下、DNN)を用いたダム流入量予測手法を提案し、坂本ら⁶⁾はDNN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。また、山洞ら⁷⁾は土壌湿潤状態の指標である実効雨量をElastic Netの入力変数に加えることで、未経験事例にも適用可能な24時間先までのダム流入量予測手法を提案した。

しかしながら、機械学習手法は入力変数の種類と量が多数必要であり、多数かつ詳細な観測が行われる多目的ダムとは異なり、多くの観測データが必ずしも得られない利水ダムの流入量予測への展開が次の課題である。本研究では、多くの観測データがある多目的ダムを対象に、汎化性能の高いElastic Netによる回帰分析で流入量予測モデルを構築し、ダム流入量予測の一般化を試み、利水ダムにも適用可能な手法の提案を目指す。

2. 研究方法

2.1 対象地点と対象事例

松本⁸⁾は、豪雨発生からみた北海道の気候区分を試み、図-1中に示す赤線より南側を豪雨多発気候区とし、北側を豪雨小発気候区として分類した。その見解に基づき本研究では、対策の優先度の高い豪雨多発気候区のダムを対象とした流入量予測の一般化を試みた。まずは流域面積と地理的に近い多目的ダムで流入量予測モデルを構築し、それを同気候区内のダムへ適用した。対象とした

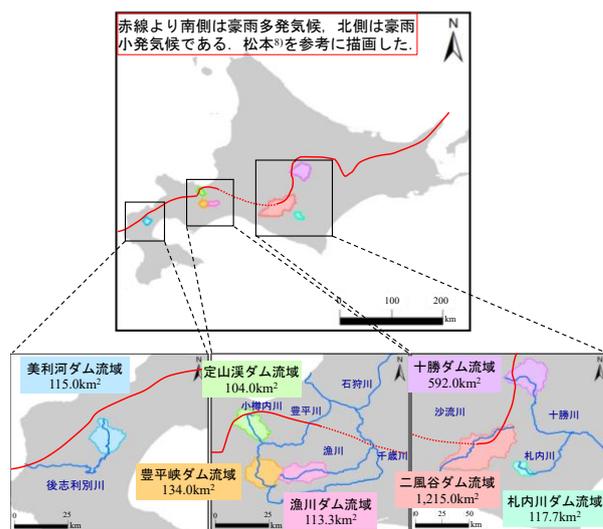


図-1 対象としたダムの位置図

ダムは国土交通省北海道開発局が管理する漁川ダム、豊平峡ダム、定山溪ダム、二風谷ダム、十勝ダム、美利河ダム、札内川ダムとし、各ダムの位置図を図-1に示す。

本研究で扱う7つのダムを対象に2007年から2019年まで(二風谷ダムは日高地方で大出水が起きた2003年から2019年まで)の気象・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以外の上位9事例を学習させ予測を行う。各ダムの諸元及び対象事例を表-1及び表-2に示す。

2.2 目的変数と予測に用いる説明変数

本研究では、事前放流などの操作や、関係機関への情報提供といった実務的なダム管理に要する時間を考慮し、予測先行時間を24時間として検証する。それに伴い、予測モデルの出力である目的変数を24時間積算流入量とした。実際には1時間毎の流入量予測が必要だが、時間毎に大きく変化する流入量を1時間毎に予測することは難しい。また、現業におけるダム操作判断は貯水位の情報によって行われているため、それに相当する積算流入量を目的変数とした。

表-3に示すモデルの説明変数(モデルへ入力する変数)には、ダム上流部の観測データである「流入量」、「流域平均雨量」、「実効雨量」、「予測雨量」、「予測実効雨量」、「24時間積算流域平均雨量」、「24時間積算予測雨量」を使用した。「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⁹⁾より取得したデータを時間値で使用した。「流域平均雨量」は、(一財)気象業務支援センタ

表-1 対象としたダムの諸元¹⁰⁾

	漁川ダム	豊平峡ダム	定山渡ダム	二風谷ダム	十勝ダム	美利河ダム	札内川ダム
型式	ロックフィルダム	アーチ式 コンクリートダム	重力式 コンクリートダム	重力式 コンクリートダム	ロックフィルダム	重力式コンクリート及び 中央遮水壁型ロックフィル複合ダム	重力式 コンクリートダム
水系河川	石狩川水系千歳川	石狩川水系豊平川	石狩川水系小樽内川	沙流川水系沙流川	十勝川水系十勝川	後志利別川水系後志利別川	十勝川水系札内川
堤高	m 45.5	102.5	117.5	32.0	84.3	40.0	114.0
堤頂長	m 270.0	305.0	410.0	550.0	443.0	1,480.0	300.0
流域面積	km ² 113.3	134.0	104.0	1,215.0	592.0	115.0	117.7
総貯水容量	m ³ 15,300,000	47,100,000	82,300,000	31,500,000	112,000,000	18,000,000	54,000,000
有効貯水容量	m ³ 14,100,000	37,100,000	78,600,000	17,200,000	88,000,000	14,500,000	42,000,000
サーチャージ水位	m 176.5	474.88	390.40	48.00	340.00	122.95	484.0
異常洪水時防災操 作開始水位	m 174.0	472.58	388.80	45.00	337.00	119.65	474.0
平常時最高貯水位	m 164.3	474.88	381.50	45.00	337.00	119.65	474.0
洪水貯留準備水位	m 161.0	458.78	381.50	41.50	313.20	113.85	466.0
最低水位	m 154.6	437.68	325.30	40.00	308.90	110.65	447.5

表-2 各ダムの洪水事例と最大流入量

漁川ダム			豊平峡ダム			定山渡ダム			二風谷ダム			十勝ダム		
事例	最大流入量 [m ³ /s]	3日雨量 [mm/3days]	事例	最大流入量 [m ³ /s]	3日雨量 [mm/3days]	事例	最大流入量 [m ³ /s]	3日雨量 [mm/3days]	事例	最大流入量 [m ³ /s]	3日雨量 [mm/3days]	事例	最大流入量 [m ³ /s]	3日雨量 [mm/3days]
2014/9/11 7:00	687	362	2011/9/6 5:00	534	259	2011/9/6 7:00	164	126	2003/8/10 2:00	5,959	274	2016/8/23 9:00	995	110
2011/9/6 6:00	249	221	2014/9/11 5:00	489	153	2016/8/20 14:00	105	83	2006/8/19 3:00	3,197	261	2018/7/3 8:00	684	145
2018/9/5 5:00	166	108	2018/9/5 3:00	460	102	2012/5/4 12:00	102	50	2016/8/23 8:00	2,577	142	2010/8/24 8:00	498	99
2012/9/9 13:00	115	176	2018/10/27 12:00	338	68	2010/8/24 6:00	85	97	2010/8/12 19:00	1,740	188	2011/8/15 3:00	476	212
2016/8/17 19:00	87	175	2012/5/4 14:00	320	135	2015/10/8 19:00	72	88	2018/3/9 15:00	1,314	104	2012/9/10 16:00	373	181
2012/5/4 16:00	76	147	2012/9/9 12:00	245	116	2013/5/30 9:00	71	10	2018/7/11 9:00	746	66	2016/7/2 23:00	293	49
2010/12/3 19:00	76	102	2016/8/31 0:00	231	96	2018/7/5 10:00	70	63	2011/4/24 8:00	703	88	2013/9/16 21:00	291	122
2018/10/27 13:00	71	94	2010/12/3 16:00	215	93	2013/4/7 13:00	65	50	2005/9/8 13:00	669	119	2007/9/16 9:00	287	77
2017/9/18 13:00	69	130	2017/9/18 12:00	183	114	2014/7/27 21:00	64	82	2010/5/7 17:00	638	53	2015/7/22 11:00	282	94
2013/4/7 11:00	68	72	2008/5/20 20:00	156	113	2007/5/18 1:00	63	36	2013/9/16 23:00	581	101	2011/7/14 14:00	267	127

美利河ダム			札内川ダム		
事例	最大流入量 [m ³ /s]	3日雨量 [mm/3days]	事例	最大流入量 [m ³ /s]	3日雨量 [mm/3days]
2017/9/18 10:00	717	223	2016/8/31 0:00	707	360
2012/5/4 9:00	423	121	2011/9/3 12:00	622	326
2010/7/29 12:00	353	174	2014/8/11 8:00	532	193
2007/9/7 21:00	303	102	2013/9/5 5:00	478	123
2013/8/9 7:00	274	95	2017/9/18 13:00	351	175
2018/9/22 20:00	266	78	2008/7/23 8:00	314	104
2016/7/2 18:00	260	116	2015/10/2 6:00	289	125
2013/8/9 6:00	259	95	2010/7/27 21:00	246	133
2012/8/16 6:00	231	74	2019/5/21 17:00	231	68
2010/5/25 4:00	230	88	2018/3/9 19:00	220	126

※着色事例は期間内における既往1位事例(予測対象事例)
※3日雨量は事例発生日と前後1日を含めた3日間の降水量

表-3 説明変数の諸元

項目	単位	データ概要
流入量	m ³ /h	時刻 <i>t</i> の実測値
流域平均雨量	mm/h	時刻 <i>t</i> の実測値
実効雨量	mm	時刻 <i>t</i> の計算値
24時間積算流域平均雨量	mm/24h	時刻 <i>t-24~t</i> の積算実測値
予測雨量	mm/h	時刻 <i>t+1, t+2, …, t+24</i> の計算値
予測実効雨量	mm	時刻 <i>t+1, t+2, …, t+24</i> の計算値
24時間積算予測雨量	mm/24h	時刻 <i>t-1+24</i> の積算予測値

※*t*は現在時刻を表す。 ※予測雨量はみなし予測雨量。

一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時間積算流域平均雨量」は24時間前から現在時刻までの流域平均雨量の積算値とした。「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時間積算予測雨量」は現在時刻から24時間後までの予測雨量の積算値とした。「実効雨量」、「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。実効雨量は次式で与えられる。

$$R_w = \sum 0.5^{\frac{i}{T}} \times R_i \quad (1)$$

ここで、 R_w は実効雨量(mm)、 R_i は*i*時間前の1時間雨量(mm)、 T は半減期で降雨履歴を十分に考慮できるように720時間とした^{7),11)}。

2.4 Elastic Net¹²⁾による統計モデル

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。ニューラルネットワーク等の手法と異なり、算出される説明変数の重み(係数)から、各要素がどれほど予測に影響するのか考察することができる。また、不要な説明変数の重みがゼロになる特徴を持つ。Elastic Netのコスト関数である $J(w)$ を次式に示す。

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

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L₁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L₂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。Elastic Netは、この2つのペナルティの重み α とペナルティの大きさを制御する λ_1 、 λ_2 をハイパーパラメータ(機械学習アルゴリズムの挙動を設定するパラメータ)として最適化することで、少数のスパースな実測値からより良い回帰式を求める手法である。本手法は、学習範囲を最適化する深層学習を含む他の機械学習手法がとる内挿問題の最適化と異なり、線形結合式で表現されるため、外挿問題である未経験事例の予測に対して解の妥当性の検証が可能である。

本研究では説明変数の一般項のみでなく、説明変数の交互作用も独立の説明変数として考慮した。さらに解釈性向上を勘案し、流入量が増大する要素のみで構成するために各説明変数の重みは正值になるよう制約した。

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)を行った。これはデータの分割を複数繰り返して、そのモデルの平均値を評価指標として予測性能を評価する。交差検証の回数を含む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求められる各説明変数の重み w を用い、以下のような重回帰式を作成する。

$$\hat{y}^{(i)} = w_0 + \sum_{j=1}^m w_j x_j^{(i)} + \sum_{k=1}^m \left(\sum_{l=1}^m w_{kl} x_k^{(i)} x_l^{(i)} \right) \quad (3)$$

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*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。

2.5 精度評価指標

精度指数は以下に示す実測ピーク時積算流入量相対誤

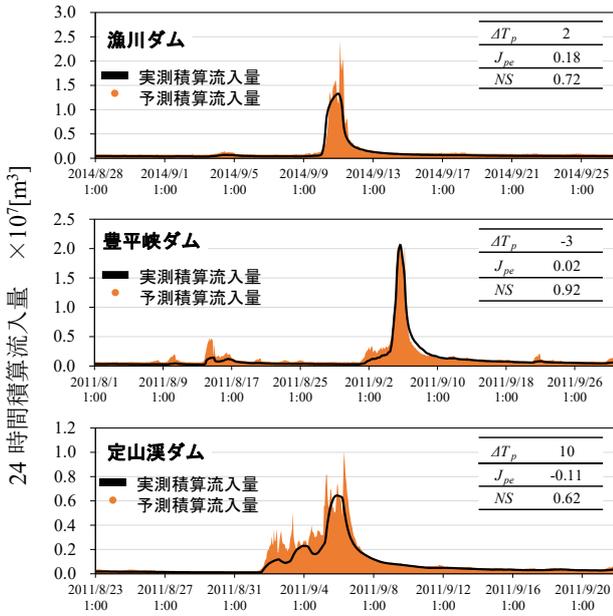


図-3 Elastic Netによる漁川ダム、豊平峡ダム、定山溪ダムの24時間積算流入量予測結果

表-4 豊平峡ダムの説明係数の重み上位5個(左)と実際に流入量予測に使用した回帰式(右)

順位	説明係数	重み
1	時刻 t の流入量	x_1 0.642 a_1
2	24時間積算予測雨量	x_2 0.245 a_2
3	時刻 $t+3$ の予測雨量	x_3 0.076 a_3
4	時刻 $t+5$ の予測雨量	x_4 0.068 a_4
5	時刻 $t+6$ の予測雨量	x_5 0.066 a_5

$$y = \sum_{i=1}^{20} a_i x_i + b$$

ここで、 y は24時間積算流入量、 a_i は説明変数 x_i に対する回帰係数の重み、 b は定数項である。また、説明変数は上位20個を使用した。

差(以下、 J_{pe})、ピーク積算流入量時刻差(以下、 ΔT_p)、Nash-Sutcliffe係数(以下、 NS)を用いて行った。

$$J_{pe} = \frac{V_{Qinop} - V_{Qinc}}{V_{Qinc}} \quad (4)$$

$$\Delta T_p = T_c - T_o \quad (5)$$

$$NS = 1 - \frac{\sum(V_{oi} - V_{ci})^2}{\sum(V_{oi} - V_{oave})^2} \quad (6)$$

ここで、 V_{Qinop} は期間中のピーク24時間積算流入量実測値(m^3)、 V_{Qinc} は実測ピーク時刻での24時間積算流入量予測値(m^3)、 T_c は予測ピーク時刻、 T_o は実測ピーク時刻、 V_{oi} は24時間積算流入量実測値(m^3)、 V_{ci} は24時間積算流入量予測値(m^3)、 V_{oave} は24時間積算流入量実測平均値(m^3)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。

3. 結果と考察

3.1 漁川ダム、豊平峡ダム、定山溪ダムの流入量予測

札幌圏のダムである漁川ダム、豊平峡ダム、定山溪ダムのElastic Netによる流入量予測結果を図-3に示す。3つのダムの予測結果を比較すると、豊平峡ダムは J_{pe} が0.02とピーク流入量がわずかに過小評価されているが、ピーク流入量観測時の実測値と予測モデルにほとんどずれが無く、 ΔT_p が-3とピーク流入量観測時刻が早めに推定されており、 NS が0.92と最も精度が高いことがわか

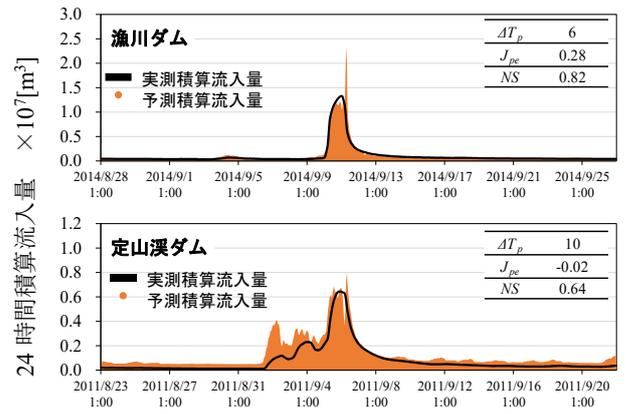


図-4 豊平峡モデルによる漁川ダム、定山溪ダムの24時間積算流入量予測結果

る。そこで、Elastic Netによる予測精度が最も高い豊平峡ダムで用いた説明変数より作成した回帰式(以下、豊平峡モデル)を用いて、漁川ダムと定山溪ダムの予測を試みた。実際には説明変数の重み上位20変数を用いて回帰式の作成をした。ここで、重みの大きい説明変数と、流入量予測に使用した回帰式を表-4に示す。また、豊平峡モデルによる漁川ダムと定山溪ダムの流入量予測結果を図-4に示す。

漁川ダムと定山溪ダムにおいて観測値からElastic Netを用いて各ダムの観測値を学習した予測モデル(以下、個別学習モデル)と豊平峡モデルとの精度比較をおこなう。漁川ダムは J_{pe} は0.10、 ΔT_p は4時間増加しているが、ピーク流入量観測時の立ち上がりに遅れがなく、 NS が1.0に近づいていることから豊平峡モデルであっても個別学習モデルの精度を維持できたといえる。また、定山溪ダムは個別学習モデルでは予測精度がそれほど高くなかったが、豊平峡モデルで予測することで精度が向上したことがわかる。その理由として、表-4に示す豊平峡ダムの説明係数に3つのダムで類似性がある流域面積や降雨特性に起因する流入量や予測雨量が上位を占めていることが挙げられる。すなわち、予測に感度の高い説明変数が選択されたことが良い結果をもたらしたと推察できる。

以上のことから、地理的および流域面積に近い札幌圏のダムは豊平峡ダムの観測値を学習した回帰式である豊平峡モデルで流入量予測の一般化が可能であることが示せる。また、表-2に示すように、漁川ダムでは豊平峡・定山溪ダムと既往1位事例(予測対象事例)と既往2~10位事例(学習対象事例)の流入量の差が大きいが、すなわち、学習対象事例に大きな出水が無いダムの流入量予測において、大きな出水が学習されている豊平峡モデルを適用することで予測精度の向上が図られたことも推察できる。

3.2 二風谷ダム、十勝ダム、美利河ダム、札内川ダムの豊平峡モデルによる流入量予測

次に、松本⁸⁾が示した豪雨多発気候区にあり、豊平峡ダムと地理的に離れているダムのなかで、豊平峡ダムと流域面積が大きく異なる二風谷ダムと十勝ダム、流域面積が同程度の美利河ダムと札内川ダムで豊平峡モデルを適用し流入量予測を試みた。図-5に二風谷ダムと十勝

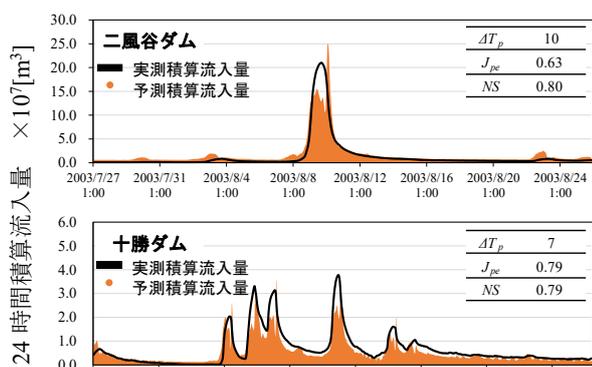


図-5 豊平峡モデルによる二風谷ダム、十勝ダムの24時間積算流入量予測結果

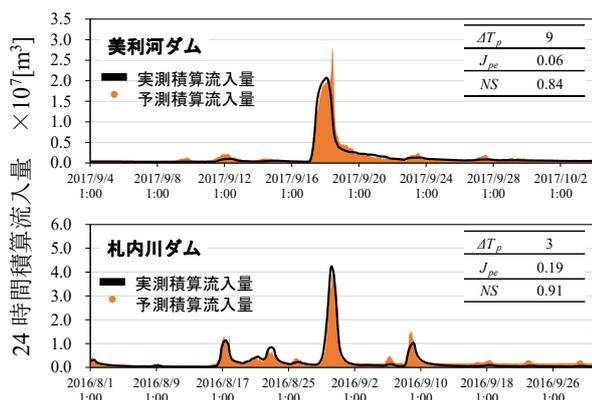


図-6 豊平峡モデルによる美利河ダム、札内川ダムの24時間積算流入量予測結果

ダムの予測結果を、図-6 に美利河ダムと札内川ダムの予測結果を示す。図-5 をみると、二風谷ダムと十勝ダムいずれのダムにおいても、豊平峡モデルが実測値を過小評価しており、精度指数をみても、ピーク流入量観測時刻が遅く推定されている。続いて、図-6 をみると、札内川ダムにおいて、 J_{pe} が 0.19 とピーク流入量がやや過小評価されているが、いずれのダムもピーク流入量観測時の豊平峡モデルと実測値に立ち上がりの遅れや大きなずれがなく、概ね高い精度の流入量予測ができています。両者は豊平峡ダムと流域面積が同程度であり、予測を構成する説明変数も類似していることでこのような結果が得られたと推察する。このような観点から、同様な気候区にあり、同規模のスケールをもつダムで流入量予測の一般化が可能であることを示唆する結果となった。

以上より得られた見解を利水ダムの流入量予測の検討にも生かしていきたい。

4. まとめ

以上より本研究で得られた結果を以下に示す。

- 1) 松本⁸⁾が示した豪雨多発気候区にあり、豊平峡ダムの流域面積と同程度の多目的ダムの流入量予測の一般化が可能であることを示した。
- 2) 漁川ダムや美利河ダムのように過去の出水事例の中でも既往1位事例が突出したダムの流入量予測でも、出水事例が頻出している豊平峡ダムの観測データを学習した回帰式である豊平峡モデルで予測精度の向上が図れることがわかった。

今後は、ダム流入量の予測精度に影響を与える説明変数や気候・地理特性を明らかにし、利水ダムにも適用できるようなダム流入量予測の一般化手法の提案を目指していきたい。

謝辞：本研究は、JSPS 科研費（課題番号 JP20K04698, FY2020～2022）及び（公財）電気通信普及財団の研究調査助成（FY2019～2020）、（一財）北海道河川財団を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- 1) 国土交通省九州地方整備局筑後川ダム統合管理事務所：令和2年7月豪雨の概要と松原ダム・下釜ダムの防災操作、
http://www.qsr.mlit.go.jp/toukan/dameffect_reiwa2nen7_gatugou.html (閲覧日：2020/12/07)
- 2) 土木学会：2018年07月西日本豪雨災害、AFA、
<http://committees.jsce.or.jp/report/node/194> (閲覧日：2020/12/07)
- 3) 土木学会：2016年08月北海道・東北豪雨災害、
<http://committees.jsce.or.jp/report/taxonomy/term/50> (閲覧日：2020/12/07)
- 4) 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：2020/12/07)
- 5) 田村和則，加納茂紀，三浦心，山脇正嗣，金子拓史：ダム流入量長時間予測への深層学習の適用-ダム防災操作の効率化を目指して-、土木学会論文集 B1(水工学), Vol.74, No.5, I_1327-I_1332, 2018.
- 6) 坂本莉子，中津川誠，小林洋介：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
- 7) 山洞智弘，中津川誠，小林洋介，坂本莉子：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.
- 8) 松本淳：北海道の豪雨，地学雑誌, Vol.94, No.3, I_181-I_193, 1985.
- 9) 国土交通省：水文・水質データベース，
<http://www.l.river.go.jp/> (閲覧日：2020/12/07)
- 10) 北海道開発局：北海道のダム事業，
https://www.hkd.mlit.go.jp/ky/kn/kawa_kei/ud49g7000_00054b9.html (閲覧日：2020/12/07).
- 11) 土木学会水工学委員会：平成15年台風10号北海道豪雨災害調査団報告書, pp.1-95, 2004.
- 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., Sano, S., Yanase, T., Ohta, T., and Koyama, M. : 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.