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

Research of Prediction of Dam Reservoir Levels with MesoScale Model (MSM) as input data using the Elastic Net

室蘭工業大学　○学生員　西尾優輝 (Yuuki Nshio)
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，令和２年７月豪雨などの集中豪雨が頻発しており，全国でダムの異常洪水時防災操作を行う要因となっている．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，空知川上流の金山ダムと札内川上流の札内川ダムではダムへの流入量が増大し，異常洪水時防災操作が実施された [1]．近年，このような大規模洪水に伴うダムの異常洪水時対応の頻発を背景に，被害の軽減につながるような効果的なダムの操作に生かされる流入量，貯水位，放流量の予測精度向上が求められている．

最近は流入量と相関関係を有する種々の情報を機械学習法で処理することで，ダムの流入量，貯水位，放流量予測を試みる手法が注目されている．機械学習法を用いた流入量予測では，Noorbeh *et al*. [2]による BNs（Bayesian Networks）を用いた事例などがある．若狭谷ら [3]は，変数同士の関係の把握に有能な Elastic Net を使用し，ダムの防災操作開始の判断に生かされるような 12h 先までの貯水位予測手法を提案した．

そこで，本研究は若狭谷ら [3]の手法を基に Elastic Net を使用し，現実の降雨予測情報であるメソ数値予報モデル（MSM）を入力値とした貯水位予測手法を検討した．実際のダム管理は貯水位の動向をみながら行うため，未経験事例にも適用可能な 12 時間先までの流入量予測値からダムの操作規則に基づく貯水位，放流量の予測を試みた．

2.　研究方法

2．1　対象地点と対象事例

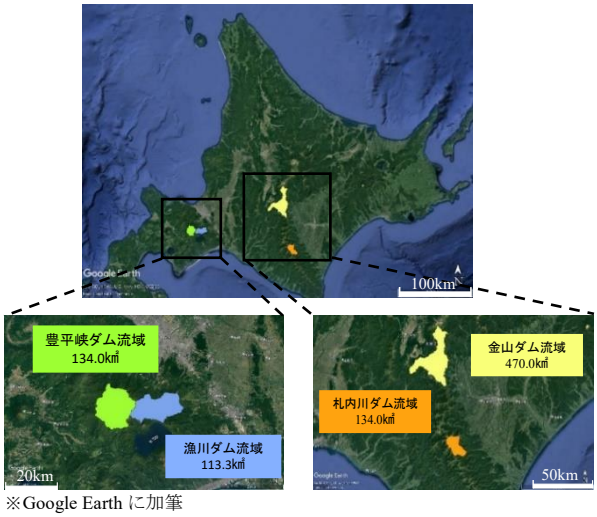
本研究では，国土交通省北海道開発局が直轄管理する多目的ダムである漁川ダム，豊平峡ダム，金山ダム，札内川ダムを対象に，流入量，貯水位，放流量の予測を行った．各ダムの位置と流域形状を**図－1** に，諸元を**表－1** [4]に示す．

各ダムの流入量の増大事例を**表－2** に示す．2006 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 5 事例を学習させ予測を行った．使用データはピーク流入量の観測日から前後 7 日分を使用した．

2．2　目的変数とその予測に用いた説明変数

本研究では，予測先行時間に合わせて 6 時間積算値，12 時間積算値及び 24 時間積算値の流入量を目的変数とした．その理由は 1 時間ごとの予測を行った場合，降雨予測の精度が低いこと，現業における事前放流などのダム操作判断は，単位時間の流入量ではなく積算流入量に相当する貯水位の情報によって判断されるため，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



※Google Earth に加筆

図－1　対象としたダムの位置と流域形状

表－1　対象としたダムの諸元

		漁川ダム	豊平峡ダム	金山ダム	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	中空重力式ダム	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	石狩川水系空知川	十勝川水系札内川
堤高	m	45.5	102.5	57.3	114.0
堤頂長	m	270.0	305.0	288.5	300.0
流域面積	km²	113.3	159.0	470.0	117.7
総貯水容量	m³	15300000.0	47100000.0	150450000.0	54000000.0
有効貯水位容量	m³	14100000.0	37100000.0	130420000.0	42000000.0
サーチャージ水位	m	176.5	474.9	345.0	484.0
異常洪水時防災操作開始水位	m	174.0	472.6	343.7	
平常時最高貯水位	m	164.3	474.9	345.0	474.0
洪水貯留準備水位	m	1610.0	458.8	338.5	466.0
最低水位	m	154.6	437.7	320.0	447.5

表－2　各ダムの主な洪水事例と最大流入量

漁川ダム 事例		最大流入量 [m³/s]	3日雨量 [mm/3days]
2011/9/6	6：00	248.5	221.4
2012/9/9	13：00	114.5	176.0
2014/9/11	7：00	686.8	361.5
2016/8/17	19：00	87.23	174.6
2017/9/18	13：00	69.43	129.9
2018/9/5	5：00	166.3	108.4

札内川ダム 事例		最大流入量 [m³/s]	3日雨量 [mm/3days]
2008/7/23	8：00	314	104
2011/9/3	12：00	622	326
2013/9/5	5：00	478	123
2014/8/11	8：00	532	193
2016/8/31	0：00	707	321
2017/9/18	13：00	351	175

豊平峡ダム 事例		最大流入量 [m³/s]	3日雨量 [mm/3days]
2011/9/6	5：00	533.9	258.7
2012/9/9	12：00	244.8	115.5
2014/9/11	5：00	489.0	153.3
2016/8/31	0：00	230.9	95.6
2017/9/18	12：00	182.5	113.5
2018/9/5	3：00	338.2	102.3

金山ダム 事例		最大流入量 [m³/s]	3日雨量 [mm/3days]
2010/8/24	10：00	192	108
2011/8/16	15：00	168	166
2012/9/10	9：00	220	175
2013/9/16	23：00	163	114
2016/8/31	3：00	1556	196
2018/7/11	9：00	158	65

※着色事例は最大流入量第一位事例(予測対象事例)．※3 日雨量は事例発生日と前後 3 日間の降水量

表−3　積算流入量予測に用いた説明変数の諸元

観測項目		データ概要
流入量	m³/h	時刻tの実測値
流域平均雨量	mm/h	時刻tの実測値
実効雨量	mm	時刻tの計算値
24時間積算流域平均雨量	mm/24h	時刻t-24～tの積算実測値
予測雨量	mm/h	時刻t+1，t+2，… t +24の計算値
予測実効雨量	mm	時刻t+1，t+2，… t +24の計算値
積算予測雨量	mm/24h	時刻t～t+24の積算計測値

※tは現在時刻を表す．※予測雨量はMSM 予測雨量とみなし予測雨量．

表−4　MSM の諸元

水平解像度	5km
リードタイム	51時間（UTC：00，12）
（2021年6月現在）	39時間（UTC：03，06，09，15，18，21）
出力データ	海面更生気圧，地上気圧，風向・風速，相対湿度，雲量，時間雨量
配信時間	2006/3～現在

は，ダム上流部の観測データである「流入量」，「流域平均雨量」，「24 時間積算流域平均雨量」，「予測雨量」，「積算予測雨量」，「実効雨量」，「予測実効雨量」を用いた．「流入量」は，国土交通省所管の時間値データを水文・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．

予測対象となるテストデータは，メソ数値予報モデル（MesoScale Model，以下 MSM）[6]の予測雨量を使用した．予測対象以外の上位 5 位の学習データは，実測雨量を予測雨量に見立てた「みなし予測雨量」を使用し，「積算予測雨量」は現在時刻（t）から予測先行時間（t+LT）までの予測雨量の積算値とした．MSM の概要を**表−4** に示す．

山洞ら[7]は，降雨履歴が予測に影響するとして，土壌湿潤状態の指標である実効雨量をElastic Netの説明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．ここでは次式で示される半減期を720時間（30日間）とした実効雨量を説明変数に導入した．

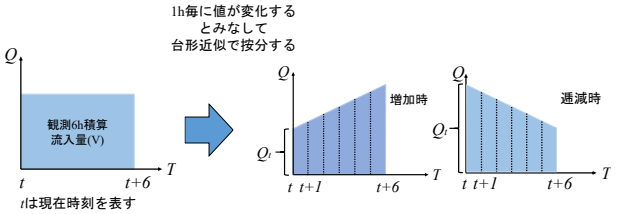
$$R_w = \sum_{i=1}^{720} 0.5^{\frac{i}{T}} \times R_i \qquad (1)$$

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 720 時間とした．

2．3　Elastic Net[8]による予測モデル

スパースモデリング手法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の一つである．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か考察することが出来る．また，不要な説明変数の重みがゼロになる特徴を持ち，通常の重回帰式より過学習になりにくいといった特徴を持つ．Elastic Net のコスト関数である$J(w)$は以下の式で表せる．

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



図−2　積算流入量の按分イメージ

ここで，nは学習データの数，mは説明変数の数，$y(t+LT)$は時刻t~$t+LT$における積算流入量実測値，$\hat{y}(t+LT)$は重回帰式から求められる時刻t~$t+LT$の積算流入量予測値（目的変数），w_jは説明変数jの重みである．右辺の第 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．Elastic Net は，この 2 つのペナルティ重み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，スパースな（疎な）実測値からより良い回帰式を求める手法である．なお，本稿では説明変数の主効果のみでなく，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利用した．さらに解釈を明確にするため，流入量が増大する要素のみで構成するように各説明変数の重みは正値に制限した．

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回繰り返し，モデルの平均値を評価指標として性能を評価する手法である．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 [9]．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．

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

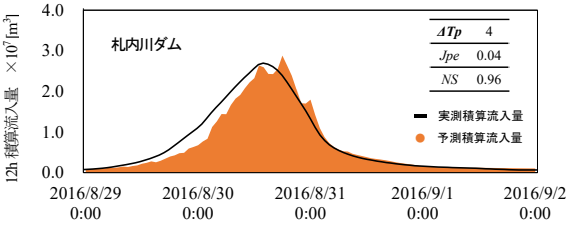
ここで，j，k，lはデータの属性を表す添字，x は説明変数である．また，右辺の第 1 項は切片，第 2 項は重回帰式の一般項，第 3 項は重回帰式の交互作用項を表している．

2．4　流入量予測値から貯水位・放流量の算出方法

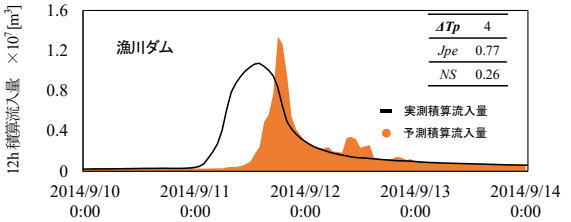
前節で予測した積算流入量を用いて以下の方法で貯水位，放流量を算出した．

a)　**図−2** に示すように，算出された積算流入量と現在時刻tに観測された流入量を用いて，積算値が保存されるように台形近似によって 1h 毎に按分し，流入量の予測値を設定する．このような按分を行うのは，流入量を一定とすると，それに追随して放流量も一定と設定せざるを得ず，適切な貯水位予測を行えないと考えたためである．

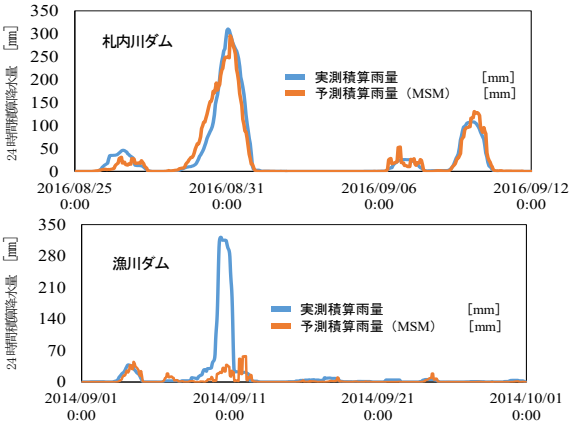
b)　最初に時刻tの流入量と貯水位により，操作規則に基づき時刻t~$t+\Delta t$までの放流量$Q_{out}(t)$を設定する．放流量はその間（t~$t+\Delta t$）一定とする．



図－3　札内川ダムの 12 時間積算流入量予測結果



図－4　漁川ダムの 12 時間積算流入量予測結果



図－5　札内川ダム・漁川ダムの予測雨量と MSM 予測雨量の 24 時間積算値比較結果

c)　t時の流入量予測値$Q_{in}(t)$，$t+\Delta t$時の流入量予測値$Q_{in}(t+\Delta t)$，上記放流量$Q_{out}(t)$から水収支計算により，時刻t+Δtの貯水量増減値ΔV（m³）を求める．

$$\Delta V = \left(\frac{Q_{in}(t) + Q_{in}(t+\Delta t)}{2} - Q_{out}(t) \right) \times \Delta t \qquad (4)$$

d)　$V(t+\Delta t)$= $V(t)$+ ΔVによって，時刻t+Δtの貯水量を求め，貯水位-貯水量（H-V）関係式より，時刻t+Δtの貯水位予測値$H(t+\Delta t)$（m）を求める．

e)　上記手順を（Δt = ）1h 毎に$t+LT$ まで繰返し，所定の$t+LT$の貯水位を予測する．

2. 5　精度評価指標

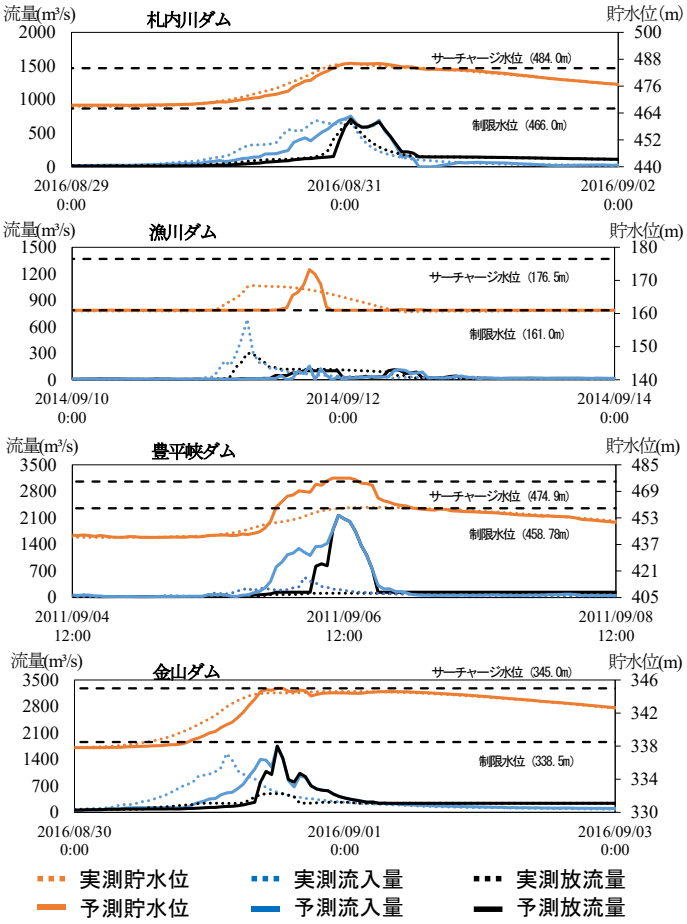
予測したダム諸量の精度指数は以下に示す実測ピーク時相対誤差（以下，J_{pe}），ピーク時刻差（以下，ΔT_p），Nash-Sutcliffe 係数（以下，NS）を用いて行った．

$$J_{pe} = \frac{Y_{op} - Y_{cp}}{Y_{op}} \qquad (5)$$

$$\Delta T_p = T_c - T_o \qquad (6)$$

$$NS = 1 - \frac{\sum (Y_{oi} - Y_{ci})^2}{\sum (Y_{oi} - Y_{oave})^2} \qquad (7)$$

ここで，ダム諸量（流入量，貯水位，放流量）については，Y_{op}は期間中のピーク実測値，Y_{cp}は実測ピーク時刻での予測値，



図－6　各ダムの LT＝12h における貯水位・放流量予測結果

表－5　貯水位・放流量予測精度一覧

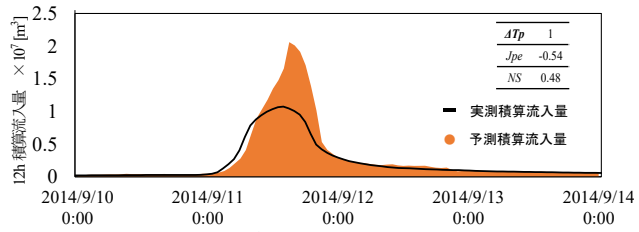
		貯水位 LT=12h	放流量 LT=12h
札内川ダム	NS係数	0.98	0.72
	J_{pe}	0	-0.09
	ΔT_p	0	0
漁川ダム	NS係数	0.14	0.15
	J_{pe}	0.04	0.96
	ΔT_p	10	26
豊平峡ダム	NS係数	0.32	-78.4
	J_{pe}	-0.03	-8.77
	ΔT_p	-7	-5
金山ダム	NS係数	0.96	-2.20
	J_{pe}	0	-2.55
	ΔT_p	0	0

T_cは予測ピーク時刻，T_oは実測ピーク時刻，Y_{oi}は実測値，Y_{ci}は予測値，Y_{oave}は実測値の平均値である．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 に近づくほどモデルの予測精度が高いとされている．ここでは，$|J_{pe}| \leq 0.1$，$\Delta T_p \leq 3$h，$NS \geq 0.7$ を精度評価の目安にした．

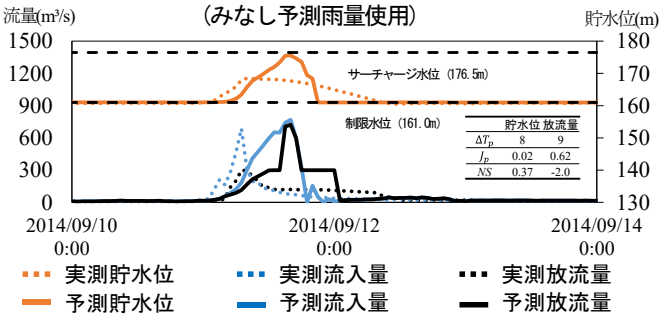
3.　結果と考察

3. 1　MSM 雨量を使用した積算流入量予測結果

札内川ダム，漁川ダムの Elastic Net による 12 時間積算流入量の予測結果を**図－3**，**図－4** に示す．札内川ダムは，ΔT_pが 4h とわずかに遅れているが，NSが 0.96 と最も精度が高いことがわかる．一方，漁川ダムはJ_{pe}，ΔT_p，NS係数が全て精度評価



図－7　漁川ダム 12 時間積算流入量予測結果（みなし予測雨量使用）



図－8　漁川ダムLT＝12hにおける貯水位・放流量予測結果（みなし予測雨量使用）

の目安に達しておらず，精度が低いことがわかる．札内川ダムと漁川ダムの MSM 雨量とレーダー解析雨量の 24 時間積算値を比較した結果を**図－5** に示す．札内川ダムは MSM 雨量とみなし予測雨量の差がほとんどみられないが，漁川ダムでは MSM 雨量がみなし予測雨量よりも過小に評価されている．以上より，積算流入量予測の精度に差が生じたと考える．

3．2　MSM 雨量を使用した貯水位，放流量予測

LT=12h における評価対象とした 4 ダムの貯水位・放流量の予測結果を**図－6** に示す．**図－6** において，時間軸でのt時の予測値は$t-12$ 時に予測された値として表示している．貯水位・放流量の精度評価一覧を**表－5** に示す．貯水位予測は漁川ダムを除く他 3 つのダムでは精度指標において良い結果，もしくは安全側の結果となった．また，札内川ダムと金山ダムは実際の 12 時間前に異常洪水時防災操作開始水位を超えることが予測できており，ダムの的確な操作判断に役立てることが可能である．しかし，漁川ダムの貯水位予測においては精度評価が全体的に低く，ピーク貯水位の予測に 10h の遅れがみられた．これは漁川ダムで使用した MSM 雨量の精度が低く積算流入量予測に大きく影響したためと考える．

ダム放流量の予測においては 札内川ダムでは高精度な予測結果となった．一方，他のダムでは実際の予測結果とは乖離がみられる．本研究では放流量はダム操作規則に基づき予測したが，実際には今後の予測雨量や下流河川への影響等を総合的に勘案しながら決定を行う．そのような人為的な要因もあって計算値との違いが生じてしまう．しかしながら，異常洪水時防災操作可否といった洪水調節の判断，さらには事前放流による安全性向上の判断には活用できると考える．

3．3　漁川ダムのみなし予測雨量を使った予測結果

前項までで MSM 雨量を使用し積算流入量・貯水位・放流量予測を行ったが，漁川ダムは実測を予測雨量としてみなした「みなし予測雨量」を用いて予測を行った．LT＝12h における積算流入量の予測結果を**図－7**，貯水位・放流量の予測結果を**図－8** に示す．積算流入量予測においてJ_{pe}，NS係数が精度指標を満たしていないが，ΔT_pは 1h となり，安全側の予測結果が得られた．貯水位予測は積算流入量予測の立ち上がりが遅れたため，ピーク時に 8h の遅れがみられたが，MSM 雨量を使用した貯水位予測よりも安全側の予測結果が得られた．

4．　結論

本論文で得られた結果を以下に示す．

1) 実効雨量による土壌湿潤状態を考慮した Elastic Net によるダム積算流入量予測は未経験事例においても 12 時間先まで予測可能である．
2) MSM 雨量を利用して実用的な貯水位予測の可能性が示された．
3) MSM 雨量の予測精度が向上出来れば，的確な予測が可能であることがわかった．

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）の支援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) 土木学会社会支援部門：2016 年 8 月北海道・東北豪雨災害，https://committees.jsce.or.jp/report/taxonomy/term/50 (閲覧日：2021/11/30)
2) Noorbeh, P., Roozbahani, A., Moghaddam, H.: Annual and Monthly Dam Inflow Prediction Using Bayesian Networks, *Water Resources Management*, Vol34, pp2933-2951, 2020.
3) 若狭谷昇真，中津川誠，小林洋介，山洞智弘：Elastic Net を用いた異常洪水時防災操作に伴うダム貯水位と放流量の予測に関する研究，土木学会論文集 B1(水工学), Vol.77, No.2, I_67-I_72, 2021.
4) 北海道開発局北海道のダム事業, https://www.hkd.mlit.go.jp/ky/kn/kawa_kei/ud49g700000054b9.html (閲覧日：2021/11/30)
5) 国土交通省水文・水質データベース, http://www1.river.go.jp/ (閲覧日：2021/11/30)
6) 地球流体電脳倶楽部，http://dennou-h.gfd-dennou.org/ (閲覧日：2021/11/30)
7) 山洞智弘，中津川誠，小林洋介，坂本莉子：未経験事例に適応できる 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) 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.
9) Akiba, T., Sano, S., Yanase, T., Ohta, T., and Koyama,M.: Optuna: A Next-generation Hy-perparameter Optimization Framework, *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD Interna-tional Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, KDD'19, pp.2623-2631, 2019.