

機械学習手法による幌別ダムの流入量と貯水位の予測に関する研究

Research of Predictions of Inflow and Reservoir Level for the Horobetsu dam using machine learning method

室蘭工業大学　○学生員　小嶋侑 (Yu Ojima)

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¹⁾²⁾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⁾。

現業のダム流入量予測については、例えば予測雨量を条件に貯留関数法のような方法で流入量を算出する方法が主に用いられている。しかし、このような概念モデル及び物理モデルでは、汎用性の高いモデルパラメータの設定が困難なことが課題となっている。特に未経験の大規模洪水に対しても信頼できる予測が求められる。さらに貯水位などの予測に用いる観測情報が多く得られる多目的ダムと違い、多くの観測情報が必ずしも得られない利水ダムへの適用が課題といえる。

そのため、近年は流入量と相関関係を有する種々の情報を機械学習手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。機械学習手法を用いた流入量予測では、Noorbeh, P.ら⁵⁾によるBNs (Bayesian Networks)、Qi, Y.ら⁶⁾によるLSTM (Long short-term memory)を用いた事例などがある。山洞ら⁷⁾は、少ない情報から実態を再現するスパースモデリングの一手法であるElastic Netを使用し、土壌湿潤状態の指標である実効雨量を入力変数に加えることで、未経験事例にも適用可能な予測先行時間 (Lead Time, 以下LT) を24hとしたダム流入量予測手法を提案した。

一方、機械学習手法を用いた貯水位・放流量の予測には、澤谷ら⁸⁾による深層強化学習のLTが1hの事例があるが、洪水時におけるダム操作のためには数時間以上のよりLTの長い予測が求められる。若狭谷ら⁹⁾は、多目的ダムを対象にElastic Netを使用し求めた積算予測流入量を1h毎に按分することで1h後の予測流入量を求め、貯水位を予測した。

利水ダムでは、事前放流が空振りになると経済的な損失を招くため、予測精度の向上が必要である。また、これまでに洪水時の流入量推定や予測が検証されてこなかったダムへの適用が求められる。そこで、本研究は先行研究⁷⁾⁹⁾の手法を基にElastic Netを使用し、利水ダムである幌別ダムを対象に6h、12h先の流入量の予測を行い、予測した流入量からダムの操作規程に基づく貯水位、放流量の予測を目的とする。

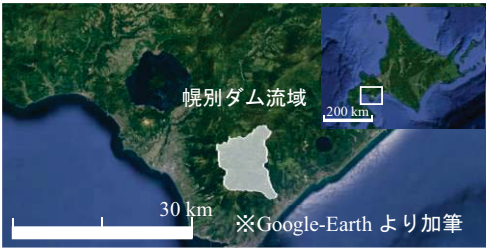


図-1 対象としたダムの位置と流域形状

表-1 幌別ダムの諸元

型式	中央土質遮水壁 ロックフィルダム	
水系河川	胆振幌別川水系	
堤高	m	22.5
堤頂長	m	366
流域面積	km ²	71.025
総貯水容量	m ³	9,974,000
有効貯水容量	m ³	8,080,000
常時満水位	m	27.4
制限水位	m	26.9
最低水位	m	19

表-2 対象事例

事例 (最大流入量発生時刻)	最大流入量 [m ³ /s]	3日降水量 [mm/3days]
2017/9/18 12:00	347	287
2001/8/23 1:00	247	104
2001/10/11 20:00	243	156
2005/9/7 22:00	243	132
2015/9/2 16:00	227	124
2016/6/25 10:00	197	112
2012/10/29 0:00	173	192
2014/8/11 5:00	172	126
2013/10/25 14:00	171	115
2011/9/6 4:00	166	209

2. 研究方法

2.1 対象地点と対象事例

本研究では、北海道企業局が管理する利水ダムである幌別ダムを対象に、流入量、貯水位、放流量の予測を行った。ダムの流域図を図-1に、諸元を表-1に示す。

幌別ダムの対象事例を表-2に示す。予測対象事例は、過去に洪水事例が発生した既往第1位事例を予測対象として第2位以下の事例を学習情報として収集した。データはピーク流入量の観測日から前後3日分を使用した。

2.2 目的変数と予測に用いる説明変数

本研究では、LTに合わせて6時間積算値、12時間積算値を目的変数とした。その理由は1h毎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にあたり、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行われるため、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)には、ダム上流部の観測データである「流入量」、「流域平均雨量」、「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、「積算流域平均雨量」はLT前から現在時刻までの流域平均雨量の積算値とした。

表-3 説明変数の諸元

項目	データ概要	
流入量	m ³ /s	時刻 t の実測値
流域平均雨量	mm	時刻 t の実測値
実効雨量	mm	時刻 t の計算値
積算流域平均雨量	mm	時刻 $t-LT \sim t$ の積算実測値
予測雨量	mm	時刻 $t+1, t+2, \dots, t+LT$ の実測値
予測実効雨量	mm	時刻 $t+1, t+2, \dots, t+LT$ の計算値
積算予測雨量	mm	時刻 $t \sim t+LT$ の積算実測値

表-4 MSM の諸元¹⁰⁾

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

「予測雨量」はメソ数値予報モデル (MesoScale Model, 以下 MSM)¹⁰⁾の予測雨量, 実効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」は現在時刻から LT 後までの予測雨量の積算値とした。MSM の概要を表-4 に示す。

「実効雨量」, 「予測実効雨量」は降雨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。「土壌湿潤状態の指標」の一つに土壌雨量指数 (以下, SWI) が考えられるが, 全国一律のパラメータ¹¹⁾ではタンクからの流出が早く, 数日から数週にわたる土壌水分状態を評価することは難しいと考える。そこで, 本研究では雨量の長期履歴を反映した土壌湿潤状態を表す指標に半減期を 720h (30 日間) とした実効雨量¹²⁾を用い検討した。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 h 前の 1h 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先行研究の知見⁷⁾から 720h とした。

2. 3 Elastic Net¹³⁾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。

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

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 $t \sim t+LT$ の積算流入量実測値, $\hat{y}(t+LT)$ は重回帰式から求められる時刻 $t \sim t+LT$ 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。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

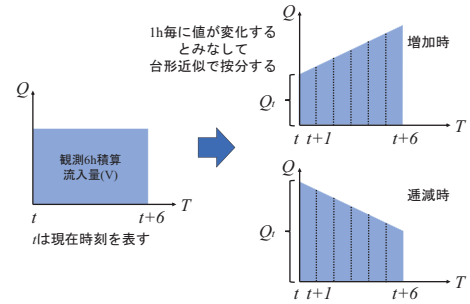


図-2 積算流入量按分イメージ図

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, 少数のスパースな (疎な) 実測値からより良い回帰式を求める手法である。

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。さらに解釈を明確化するため, 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值に制約した。

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 試行の処理で最適値を求めた¹⁴⁾。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。

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

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, 第 1 項は切片, 第 2 項は重回帰式の一般項, 第 3 項は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。

- 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, 積算流入量を一定とすると, それに追従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。
- 最初に時刻 t の流入量と貯水位により, 操作規程に基づき時刻 $t \sim t+\Delta t$ までの放流量 $Q_{out}(t)$ を設定する。放流量はその間 ($t \sim t+\Delta t$) 一定とする。
- 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 $t+\Delta t$ 時の貯水量増減値 ΔV (m³) を求める。

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

- $V(t+\Delta t) = V(t) + \Delta V$ によって, 時刻 $t+\Delta t$ の貯水量を

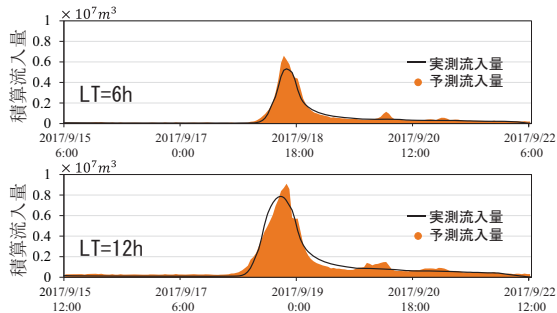


図-3 実測雨量を使用した積算流入量予測結果

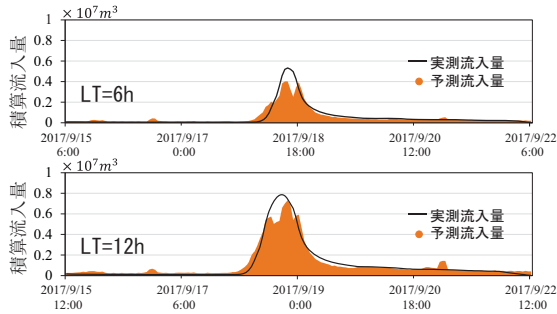


図-4 MSMを使用した積算流入量予測結果

求め、貯水位-貯水量 (H - V) 関係式より、時刻 $t+\Delta t$ の貯水位予測値 $H(t+\Delta t)$ (m) を求める。

- e) 上記手順を $\Delta t = 1$ h 毎に LT まで繰返し、所定の LT の貯水位を予測する。

また、本研究では放流量 $Q_{out}(t)$ はダム操作規程を考慮し、以下の式より貯水位維持操作を基本とした。

$$Q_{out}(t) = Q_{in}(t) \quad (5)$$

ただし、流入量 $Q_{in}(t)$ が流入量 $Q_{in}(t)$ と貯水位 $H(t)$ の条件で操作規程によるゲート開度最大時の放流量 $Q_{out}(t)$ より大きい場合、ゲート開度最大時の放流量 $Q_{out}(t)$ を採用し、実際の放流量を超えないように設定した。

2. 5 精度評価指標

積算予測流入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)、貯水位予測の精度評価にはこれらに加え、実測貯水位ピーク時絶対誤差 (以下, Ae) を用いて行った。

$$J_{pe} = \frac{Y_{op} - Y_{cp}}{Y_{op}} \quad (6)$$

$$\Delta T_p = T_c - T_o \quad (7)$$

$$NS = 1 - \frac{\sum(Y_{oi} - Y_{ci})^2}{\sum(Y_{oi} - Y_{oave})^2} \quad (8)$$

$$Ae = Y_{op} - Y_{cp} \quad (9)$$

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, 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, $J_{pe} \leq 0$, $Ae \leq 0$, 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

表-5 積算流入量予測結果

$LT(h)$	実測雨量		MSM	
	6h	12h	6h	12h
$\Delta T_p(h)$	-2	+2	0	+2
J_{pe}	-0.165	-0.066	0.244	0.161
NS	0.941	0.955	0.874	0.931

表-6 積算流入量予測結果重み上位 3 位

	LT=6h		LT=12h	
	現時刻の流入量	0.563	現時刻の流入量	0.389
1	1時間後予測雨量	0.188	12時間積算予測雨量	0.184
2	2時間後予測雨量	0.166	2時間後予測雨量	0.107

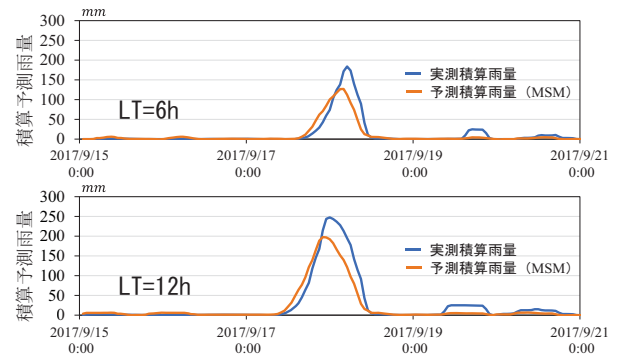


図-5 実測雨量と MSM 雨量比較

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, $|J_{pe}| \leq 0.1$, $\Delta T_p \leq 3$, $NS \geq 0.7$, $Ae \leq 0$ を精度評価の良し悪しの目安とした。

3. 結果と考察

3. 1 積算流入量予測結果

既往最大事例をモデル学習に利用しない、すなわち未経験事例とした 6h 積算流入量, 12h 積算流入量の予測結果を図-3, 図-4, 積算流入量の予測精度評価を表-5, 説明変数の重み上位 3 位を表-6 に示す。図-3 は予測雨量に実測雨量 (みなし予測雨量) を用いた結果, 図-4 は予測雨量に MSM を用いた結果を示した。表-5 で着色されている項目は精度評価の目安を満たしていることを示している。結果より, 予測雨量に実測雨量を用いた予測では LT=6h, 12h 共に再現性の良い結果となった。予測雨量に MSM を用いた予測では過小評価が見られた。これは図-5 に示す通り, 実測雨量と比較して MSM が過小評価しているためと考えられる。表-6 の重み一覧から, 流入量と予測雨量の重みが上位に来ており, 積算流入量予測において流域面積の小さなダムでは現在時刻の流入量と予測雨量が大きな影響を与えられられる。

3. 2 貯水位, 放流量予測結果

次に, LT=6h, LT=12h における貯水位・放流量の予測結果を図-6, 図-7, 貯水位・放流量予測の精度評価一覧を表-7 に示す。貯水位予測は, MSM を使用した場合でも T_p , J_{pe} において概ね良い結果となった。LT=6h, LT=12h ではピーク遅れもほとんどなく, 貯水位上昇部では安全側の予測となった。

また, 放流量予測では LT=6h の予測精度は概ね良い結果となったが, LT=12h の予測では違いもみられる。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

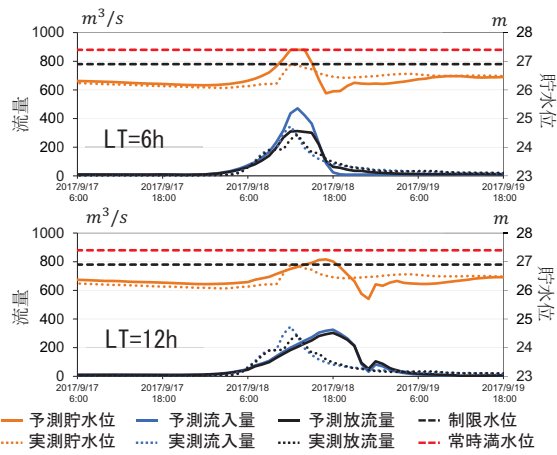


図-6 実測雨量を用いた貯水位・放流量予測結果

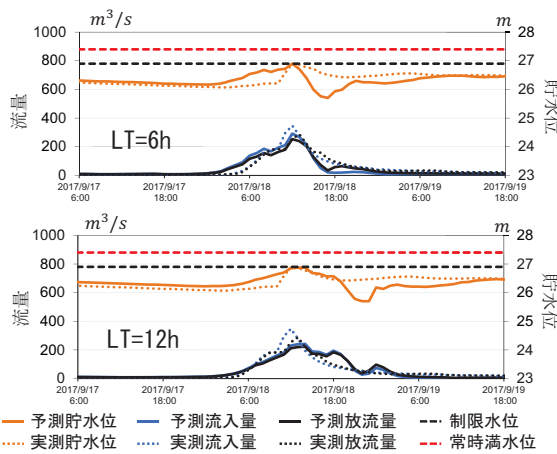


図-7 MSMを用いた貯水位・放流量予測結果

表-7 貯水位、放流量予測精度評価一覧

	実測雨量				MSM			
	貯水位		放流量		貯水位		放流量	
LT(h)	6	12	6	12	6	12	6	12
$\Delta T_p(h)$	0	1	+5	13	0	+5	6	+17
J_{pe}	-0.001	0.001	0.544	0.948	-0.019	0.005	0.719	0.950
NS	-0.320	-0.308	0.411	-0.744	-0.118	-0.243	-0.369	-1.60
Ae(m)	-0.01	0.04			-0.51	0.14		

案しながら放流を行う。そのような人為的な要因もあり予測精度は悪くなったと推察できるが、LT=6h, LT=12hにおいて全体的な傾向や結果としての貯水位は再現できているため、利水ダムにおいても異常洪水時の対応や事前放流などの判断材料になり得ると考える。

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) Elastic Net によるダム積算流入量予測モデルは、情報の少ない利水ダムにおいても未経験事例を最大12h先まで予測可能である。
- 2) MSM を使用した場合でも、積算流入量予測に基づき、1h 毎の流入量予測に按分法を使用することで、LT が 12h までの貯水位、放流量予測のピークを予測することが可能である。

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。北海道企業局には、ダム諸量の資料を提供して頂いた。ここに記し

て謝意を表す。

参考文献

- 1) 国土交通省：令和2年7月豪雨の概要と松原ダム・下笠ダムの防災操作,
http://www.qsr.mlit.go.jp/toukan/dameffect_reiwa2nen7_gatugouu.html
(閲覧日：2021/12/06)
- 2) 土木学会：2018年07月西日本豪雨災害,
<http://committees.jsce.or.jp/report/node/194>
(閲覧日：2021/12/06)
- 3) 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 2021/12/05)
- 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：2021/12/05)
- 5) Noorbeh, P., Roozbahani, A., Moghaddam, H. :Annual and Monthly Dam Inflow Prediction Using Bayesian Networks, *Water Resources Management*, Vol.34, pp.2933-2951, 2020.
- 6) Qi,Y., Zhou,Z., Yang,L., Quan,Y., Miao,Q. :A Decomposition-Ensemble Learning Model Based on LSTM Neural Network for Daily Reservoir Inflow Forecasting, *Water Resources Management*, Vol.33, pp.4123-4139, 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 h 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) 澤谷拓海, 一言正之, 植西清：下流河川の危険度を考慮した深層強化学習によるダム操作モデルの構築, 土木学会論文集 B1(水工学), Vol.76, No.2, I_817-I_822, 2020.
- 9) 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_7, 2021.
- 10) 地球流体電脳倶楽部, <http://dennou-h.gfd-dennou.org/>
(閲覧日：2021/12/05)
- 11) Ishihara,Y. and Kobatake,S.:Runoff Model for Flood Forecasting, *Bull.D.P.R.I.,Kyoto Univ.*, Vol.29, pp.27-43,1979.
- 12) 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.
- 13) 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.
- 14) 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.