

ICT・機械学習を用いた河川工事の安全管理のための出水警報システム

大成建設(株) 技術センター 正会員 ○大野 剛
大成建設(株) 技術センター 正会員 永野 雄一
大成建設(株) 技術センター フェロー員 伊藤 一教

1. はじめに

近年、地球温暖化の影響と考えられる豪雨が多く発生している。たとえば日降水量100mm以上の日数について1977～2006年の30年間に對して20世紀初頭である1901～1930年の30年間を比較すると約1.2倍の出現頻度となっており¹⁾、地球温暖化が関係している可能性が懸念されている。豪雨に伴う災害は増加しており、2011年以降、前線や台風が要因となった土砂崩壊や河川氾濫に伴い被災者が発生した豪雨災害は10件以上発生している²⁾。豪雨に伴う災害を未然に防ぐ目的で構築された堤防や砂防ダムの多くは、近年の想定した設計・施工がなされていないことや、老朽化が進んでいることもあり、全国各地で治水・砂防関連施設の改修工事や新築工事が進ん

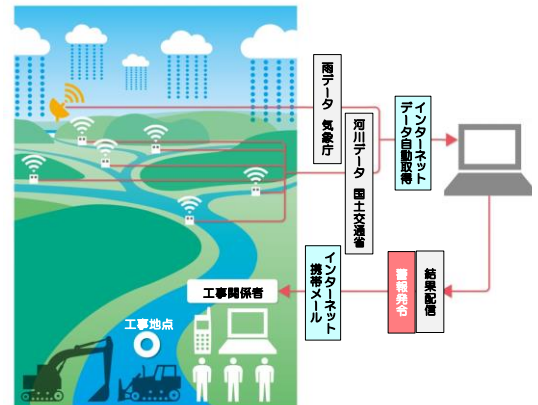


図-1 出水警報システムの概要

でいる。工事期間中に激しい雨に遭遇すると、河川の出水などにより工事地点に水が流入し、工事に従事する作業員の人命が危険に脅かされる可能性がある。また、工事に用いる資材や重機などが浸水、流出することで、修繕や修理などで莫大な費用がかかる、復旧作業が発生し工程が遅延するなど、工事への影響も大きくなる。特に河川内や河川近傍での工事の場合は、被害の程度は大きくなる。そこで河川工事地点の水位を早期に予測し、危険と判断した場合は工事関係者にメールで警報を配信する出水警報システムを開発（図-1）し、既報で報告している^{3), 4), 5)}。本システムはICTを活用し、最新の河川水位や気象データから水位を予測している。本稿では本システムの概要と、予測手法の中で機械学習を用いるランダムフォレストによる水位予測手法（以下、RF法）およびニューラルネットワーク（以下、NN）を用いた出水の有無判断手法（以下、NN法）のそれぞれについて説明する。

2. 出水警報システムの概要

本システムは、工事地点より上流域の雨や河川水位のデータをインターネットから自動で取得し、複数の予測手法（回帰モデル、数値モデル、累積雨量モデルなど）により工事地点の水位を予測する。入力データは、気象庁が配信している解析雨量データ（1kmメッシュ）、降水短時間予報データ（1kmメッシュ、1～6時間後の予測）と国土交通省が公開している「水文水質データベース」の観測所水位である。雨量データ、観測所水位データの取得間隔は、それぞれ30分および10分である。水位予測に要する時間は、手法によるが最大で5分程度であり、予測結果は専用のウェブサイトにて10分ごとにアップロードされる。そのため工事関係者はリアルタイムで予測水位や実測水位等を確認できる。また、施工者が設定する「危険水位」を予測水位が超えた場合、工事関係者の携帯電話等に警報メールが自動配信される。

例えば回帰モデルは、工事地点上流の各観測所において過去の出水時のピーク水位と工事地点のピーク水位の関係から回帰式を作成し、各観測所水位から工事地点の水位を予測するものである。数値モデルは、分布型流出解析により解析雨量データを入力値として工事地点の水位を予測するもので、解析パラメータは過去の複

キーワード 河川工事，出水予測，ランダムフォレスト，ニューラルネットワーク

連絡先 〒245-0051 横浜市戸塚区名瀬町3-4-1 大成建設株式会社 技術センター TEL 045-814-7234

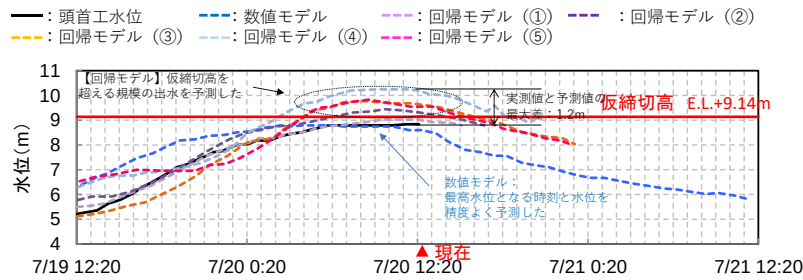


図-2 実河川への適用事例（2009 年出水時）

数の出水イベントに適合する値をキャリブレーションにより決定する。累積雨量モデルは、集水域の累積雨量が閾値（危険値）を超えた場合、警報を配信するもので、閾値は過去の出水イベントから決定する。本システムの特徴は、ロバスト性と信頼性を確保している点である。各モデルは異なる入力データから水位を予測しているため、何らかのトラブルなどによりデータ配信が滞った場合もいずれかのモデルが予測を継続することができる（ロバスト性）。また、各モデルが予測する時刻と予測結果の配信時刻との差や予測精度は異なるが、補完しあうことで予測の「信頼性」を確保している。

図-2 は本システムを河川工事に適用した時の回帰モデルと数値モデルの予測値を実測値と比較した図である⁴⁾。当該

工事では、河川工事内に仮締切を設けており、予測値が仮締切の天端を超えると工事関係者に警報を配信していた。回帰モデルは実測値と予測値に差があり、最大で 1.2m（回帰モデル④）が生じたが、いずれの予測値も仮締切高を超える規模の出水を予測していた。数値モデルは最高水位に到達する時刻や水位を当てていた。そのため本システムは工事関係者に出水の可能性が高いことや、出水の時間と規模を事前に周知し安全管理に寄与していた。なお当該工事では工事作業所が出水に伴う退避行動を実施する際の指標として本システムの予測値を用いていた。

次章では、複数の観測所水位を用いて工事地点の水位を予測する RF 法と、雨雲画像を用いて工事地点の出水の有無のみを予測する NN 法について説明する。

3. 機械学習を用いた出水予測

(1) ランダムフォレスト法による水位予測

a) 概要

RF 法とは複数の決定木を作成することで予測精度を高めるものである^{6), 7)}。モデルの概要を図-3 に示す。具体的には以下の方法でモデルを作成した。

- ① 全説明変数からランダムに複数個の説明変数を抽出する。
- ② ここで以下の平均二乗誤差が最も小さくなるように、抽出された説明変数を用いて 1 本の決定木を作成する。

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y})^2$$

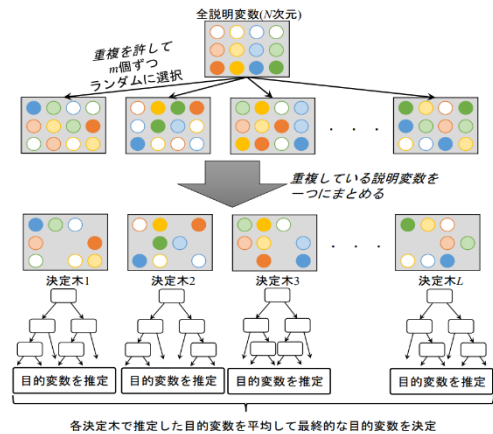


図-3 ランダムフォレストモデルの概要（岡崎ら（2018））

ここで、 MSE ：平均二乗誤差、 N ：目的変数のデータ数、 y_i ：目的変数の値、 $\hat{y}$ ：作成された決定木による予測値である。

③ ①, ②を 2000 回行い 2000 本の決定木を作成する。

予測値は、各決定木から算出された予測値を平均して求めた。

b) 適用事例

①適用方法

RF 法を岩木川に適用して水位予測を実施した。予測対象とした岩木川流域図を図-4 に示す。RF 法によるモデル作成に当たり、予測対象を図-4 の繁田観測所とした。また、説明変数として繁田観測所の上流の五所川原、百田、豊平橋、石川の 4 つの観測所を選んだ(表-1)。予測した水位になる時刻とその水位を予測した時刻の差である「リードタイム」(例えば AM3 時にある予測手法が「今日の AM10 時に水位が 10m になる」と予測をした場合、リードタイムは 7 時間 (AM10 時と AM3 時の差)) を変えることで、1 つの観測所から複数の説明変数を作成した。表-1 から RF 法のリードタイムは説明変数で最も短い時間の 3h (五所川原) となる。

②適用結果

解析結果を図-5 に示す。相関係数は 0.959 となり、高い精度で予測できることが分かった。また降雨イベントのうち観測水位が最も高くなった 2014 年 8 月 6 日における観測水位と予測水位の比較を図-6 に示す。図-6 より水位ピークが 2 つ存在することが分かるが、予測結果は両方のピーク値を概ね再現しており、複雑な降雨パターンにも適用できることが示唆された。また図-7 に各説明変数の重要度を示す。図-7 より繁田観測所に近い五所川原の重要度が高いことが分かるが、さらに上流に位置する豊平橋や石川の水位も寄与していることが分かる。

このように RF 法は複数の上流の観測所の重要度を決定して対象地点の水位を予測できる手法であり、リードタイムは 3h と短いが予測精度が高いことがわかる。

(2) ニューラルネットワークを用いた出水の有無判断

a) 概要

本システムは、危険水位を超えることを事前に予測し、工事中の安全管理に寄与しているが^{3), 4)}。課題として、予測手法ごとに危険水位近傍で予測水位にばらつきが生じ、出水対策を進めるべきか判断に迷うことがある(図-8)。

また予測手法の構築やチューニングに用いる河川の水位や流量、降雨量などの実測値を準備する手間を要することや、予測手法のリードタイムが長く実工事の退避や避難に活用できないなどの課題がある。そこで予測結果が出水の有無のみでわかりやすく、予測手法

表-1 ランダムフォレスト法における説明変数

水位観測所	五所川原	百田	豊平橋	石川
説明変数 (リードタイム(h))	3, 4, 5	9, 10, 11	12	12, 13, 14



図-4 岩木川流域図

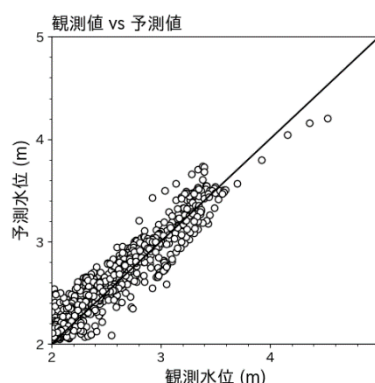


図-5 観測水位と予測水位の比較

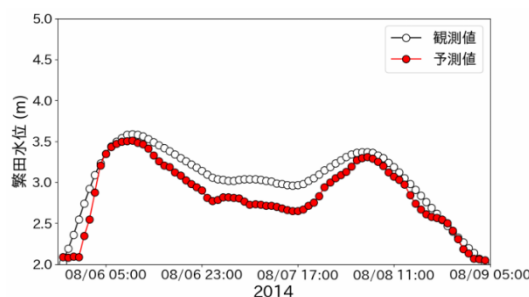


図-6 観測水位と予測水位の比較 (時系列)

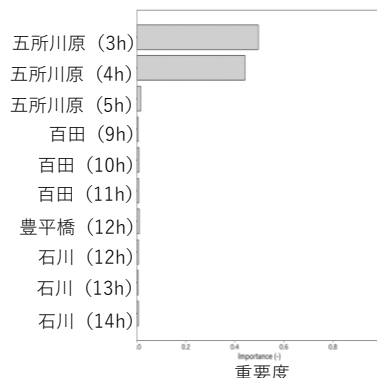


図-7 各説明変数の重要度

の構築に必要なデータの準備が容易であり、かつリードタイムを長く確保できる方法として、雨雲画像を用いて出水の有無のみをニューラルネットワーク (NN) により予測する方法 (NN 法) について検討した^{8),9)}。NN 法は、雨雲画像から求めた対象地点の流域内における雨雲の重心座標 (X, Y)、原点から重心座標までの距離 (L)、流域内の雨量 (R) (図-9) から、対象地点の出水の有無と複数時間における雨雲の X, Y, L, R の組合せを学習データとして、出水の有無を X, Y, L, R から予測する手法である。

b) 適用事例

予測対象地点を阿武隈川の江尻観測所とし (図-10)、2007～2018 年の各年における出水の有無を予測した。図-11 は江尻観測所の水位変化であり¹⁰⁾、本事例では江尻観測所の水位が T. P. +8.0m を超え、過去 1 時間および 2 時間前よりも水位が上昇している場合を出水としたところ、出水イベントは計 44 回であった。予測で用いる学習データは過去 12 年分の水位の出水判断結果に対して、出水の有無の時刻と、その時刻から 5～14 時間前の X, Y, L, R の値を組み合わせたデータを用いた (予測する年は除く)。予測は 2007～2018 年の 1 年ずつ実施し、予測に用いるデータは予測年の X, Y, L, R のみとし、予測結果は予測年の出水の有無と比較した。その他の設定項目として、中間層のノード数は 40、学習回数は 10 回、100 回、500 回、1000 回とした。なお図-12 のように異なる降雨パターンでも重心座標、距離、雨量が同一となる場合があるため、降雨パターンを考慮するために雨雲画像を 25 分割した検討も行った (図-13)。以下、阿武隈川での予測事例を紹介する。

c) 適用結果

画像を分割しなかったケースと 25 分割したケースの予測結果を図-14 に示す。図-14 では、実際に出水した時刻と、NN 手法が予測した出水発生時刻との差 (以下、時間差) を示しており、- (マイナス) が実際に出水した時刻より前、+ (プラス) が実際に出水した時刻より後を示している。また「空振り」とは、実際は出水しなかったが NN 手法では「出水有」と予測したことであり、「見逃し」とは、実際は出水したが NN 手法では「出水有」を予測できなかったことを示す。雨雲画像を分割せず学習回数を 10 回とした場合、予測結果は全て「見逃し」となった。しか

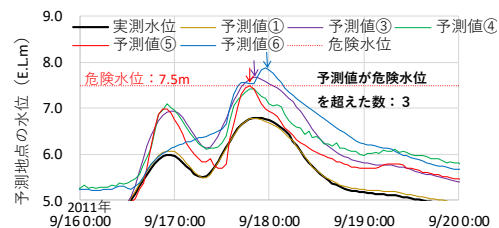


図-8 判断に迷う場合

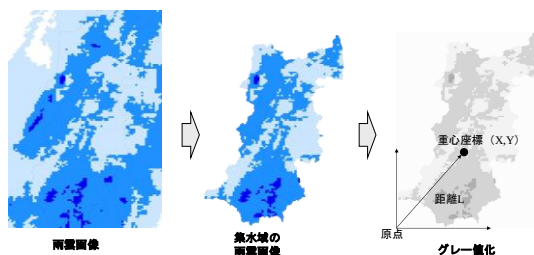


図-9 重心の求め方

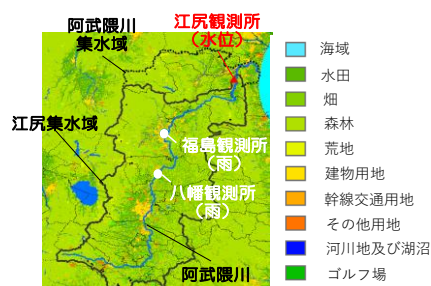


図-10 阿武隈川流域

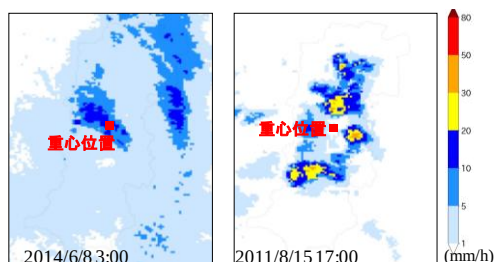


図-12 降雨パターンと重心

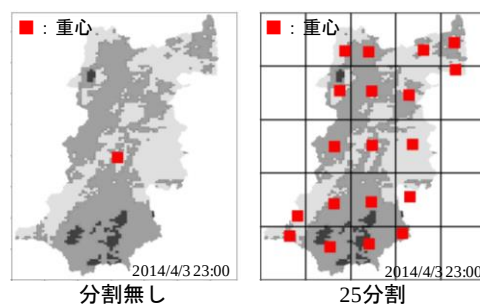


図-13 画像の分割

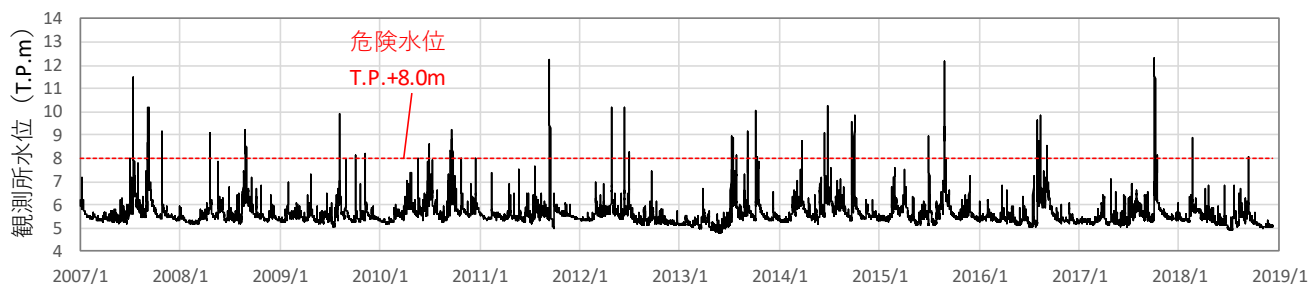


図-11 江尻観測所における水位変化

し学習回数を 1000 回とすると「見逃し」の件数が減り「出水有」と予測した件数が増加した。画像を 25 分割した場合、学習回数が 10 回でも「出水有」を予測することができ、学習回数が 1000 回の際は「見逃し」が 12 イベントまで減少した。雨雲画像の分割数、学習回数を増やすと「空振り」が増えており、画像分割数が 25、学習回数が 1,000 回では 32 回の空振りが発生した。「出水有」を予測した時を正答として、正答率（当たり件数÷全イベント数）を求めると、画像分割無しで学習回数 10 回の際は 0%，1000 回では 47%，画像 25 分割で学習回数 10 回の際は 53%，1000 回では 43% となった。

「空振り」の内訳をみると、設定水位 T.P. +8.0m に対して 1m 以上低い時は 20 イベント、50cm～1m 低い時が 6 イベント、50cm 以下（図-15）は 6 イベントあり、大きく外れるときもあれば、T.P. +8.0m にほぼ到達しているときに「空振り」となる場合もあることを確認した。

ここで NN 手法を実工事に適用する際に出水対策を講じる上で重要な「時間差」について考える。雨雲画像を 25 分割、学習回数 1000 回を事例に時間差と「見逃し」、「空振り」を図-16 のようにまとめた。「出水有」と予測するタイミングが予測時刻より ±1h（時間差が 1 時間早いもしくは 1 時間遅い）を許容した場合は全体の 9%（図-16 の青破線），±2h を許容した場合は 13% となる。また、「空振り」のうち 12 イベント（16%）は設定水位 T.P. +8.0m からの差が 1m 以内の予測結果（T.P. +7.0m 以上）であり、通常時の水位 T.P. +5～6m（図-11）であることを考えると安全管理の判断には有効な「空振り」だったと考える。以上より、±2h および水位差 1m の「空振り」を安全管理において有効とすると、全体の割合は 29% となる。次に 3 時間以上早く出水を予測する場合（-3～-6h）を考える。早期に出水を予測することは工事関係者に注意喚起を促す役割を担うが、早期の予測が頻発すると工程やコストに影響を及ぼす可能性がある。なお図-16 の結果は 2007～2018 年の 12 年間ににおける 44 出水イベントと空振りを集計したものであり、3 時間以上早く予測したイベント数は 18 イベントである。これは 1～2 イベント/年に相当するため 3 時間以上早い予測は許容範囲と考えることもできる。3 時間以上遅い予測（7%）、「見逃し」（16%）、「空振り」（設定水位との差異が 1m 以上）（26%）を合わせた 49% については今後検討が必要な範囲と考える。

以上のように、NN 手法は雨雲画像から出水の有無のみを予測でき、予測手法の準備や構築に手間がかからない手法であり、天気予報を用いた場合は長時間先の予測も可能となるが、実際の出水時刻より遅い時刻に「出水有」と予測することや、雨雲画像の分割数、学習回数を増やすと「見逃し」、「空振り」が増えるため、これらの発生件数を減らす検討が必要である。

4. おわりに

出水の規模を事前に把握し、危険時は工事関係者に web やメールで警報を伝える「出水警報システム」につ

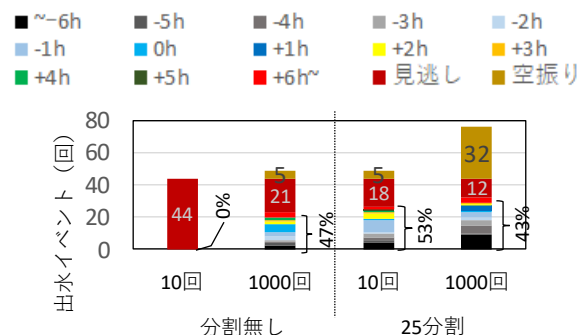


図-14 予測結果

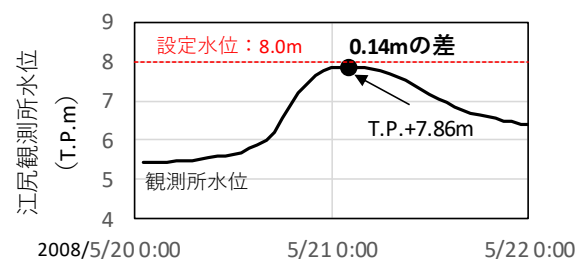


図-15 空振り時の水位

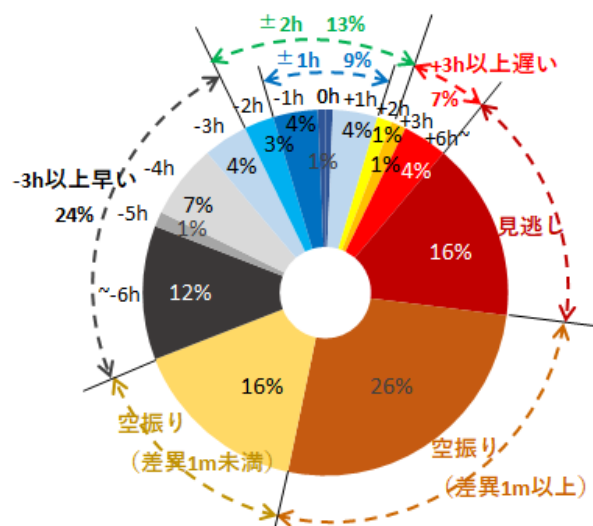


図-16 予測時刻からの時間差
(25 分割, 学習回数 1000 回)

いて、システムの概要と実河川工事への適用事例を紹介した。また機械学習手法であるランダムフォレストを用いた水位予測手法と、ニューラルネットワークを用いた出水判断手法の2手法についても概要と適用事例を紹介した。ランダムフォレスト法による水位予測では、青森県を流れる岩木川の繁田観測所を予測地点として、上流の五所川原、百田、豊平橋、石川の4つの観測所を説明変数に用いたところ、リードタイム3時間で精度よく水位を予測できることを確認した（相関係数が0.959）。また、ニューラルネットワークを用いた手法（NN手法）は、雨雲画像のみで出水の有無を判断することが可能であり、雨雲画像の分割数や学習回数を増やすと「見逃し」（実際に出水しているが予測では出水していない）が減少した。さらに実際の出水時刻に対して2時間の時間差と「空振り」に含まれる設定水位から1m以内の差の件数を安全管理上有効とした場合、全体の29%となった。NN手法は出水を予測した時刻が早すぎる、もしくは遅い、「見逃し」などを予測するため、さらなる精度向上に向けた検討が必要であることを確認した。

今後、河川観測所が複数ある河川についてはランダムフォレスト法を積極的に用いていく予定である。またニューラルネットワークによる出水の有無判断については、予測に用いる学習データの検討などを行い予測精度を高め、実河川工事への適用を目指していく。

参考文献

- 1) アメダスで見た短時間強雨発生回数の長期変化について:気象庁 HP,
http://www.data.jma.go.jp/cpdinfo/extreme/extreme_p.html.
- 2) 気候変動による水害研究会：激甚化する水害，日経 BP 社，2018.
- 3) 大野剛，永野雄一，本田隆英，高山百合子，伊藤一教：河川工事の安全管理に用いる「出水警報システム」の長期適用と予測精度の向上に関する検討，河川技術論文集，第24巻，pp.425-430，2018.
- 4) 本田隆英，大野剛，伊藤一教，遠山正恭：石狩川頭首工工事における出水警報システム TiAlertR River の適用性：第35回 土木学会関東支部新潟会研究調査発表会，2017.
- 5) 大野剛，永野雄一，本田隆英，高山百合子，伊藤一教：出水警報システム「TiAlert® River」の河川工事への長期適用と予測精度の向上に関する要因の把握，大成建設技術センター報 第51号，43，2018.
- 6) 坂本莉子，中津川誠，小林陽介：ランダムフォレスト法に基づく大河川の低頻度洪水の水位予測に関する研究，土木学会論文集 B1(水工学) Vol.74, No.5, I_1375-I_1380, 2018.
- 7) 岡崎亮太，中津川誠，小林洋介：ランダムフォレスト法による洪水時の水位予測手法の提案，土木学会論文集 B1 (水工学) Vol.74, No.4, I_1459-I_1464, 2018.
- 8) 市川紘：階層型ニューラルネットワーク，pp.22-34，共立出版，1993.
- 9) 斎藤康毅：ゼロから作る DeepLearning，pp.39-213，オライリー・ジャパン，2016.
- 10) 水門水質データベース：国土交通省，<http://www1.river.go.jp/>.