

水工学シリーズ 22-A-3

全世界の水文予測に向けた数値モデルと 衛星観測の融合

東京大学 教授

芳村 圭

土木学会

水工学委員会・海岸工学委員会

2022年9月

全世界の水文予測に向けた数値モデルと衛星観測の融合

Fusion of Numerical Simulation and Satellite Observation for Global Hydrological Prediction

芳村 圭

Kei YOSHIMURA

1. はじめに

世界の自然災害による経済被害額の年平均値において、洪水は約1040億米ドルと約三分の一を占めるとされ、地震被害額と同程度を占めている¹⁾。日本においても2018年7月西日本豪雨の被害額が1兆円を超えたとされることからわかるとおり²⁾、例年のように洪水によって大きな被害が出ている。洪水による被害を軽減することが世界中で極めて重要かつ喫緊の課題であることには議論の余地は無い。

洪水被害軽減はいわゆるハード対策 (structural measures) とソフト対策 (non-structural measures) に分類される。ハード対策とはダムや堤防の建設に代表されるような、洪水時の河川流量をコントロールすることで河川氾濫を防止・軽減するものであり、直接的な被害を未然に防ぐという意味において大きな効果がある。一方ソフト対策とは、洪水自体の発生を前提として、早期警報や避難誘導の効率化等によって被害を軽減するものである。これらの対策をうまく組み合わせ、最大限の効果を目指すことが大変重要である。中でも、十分早期からの洪水の予測は、住民および行政に対し災害に備える時間的猶予を与えるという意味でも大変有効な手段の一つである。

特に近年、数値気象予測 (Numerical Weather Prediction; NWP) の全体的な精度向上により、数時間後はもちろん数ヶ月後までの降水予測でさえも、ある程度の信頼性をもって定量的な利用が可能となってきた。加えて、洪水予測に用いられるモデル標高・土地利用等の数値水文地形情報の充実、衛星を含む河川水文観測網の充実、数値モデリングの改良及び計算機資源の増大等により、時空間スケールに様々な洪水現象の予測、すなわち数値洪水予測 (Numerical Flood Prediction; NFP) が実用的なレベルになってきている^{3), 4)}。近年では、多数のアンサンブルメンバーを用いた確率的予測^{5), 6)}、水文地形情報 (hydrography) の高度化⁷⁾、治水ダム操作のモデリング^{5), 8)}、堤防のパラメタ化⁹⁾など、様々な改良が日進月歩で行われている。加えて、現地で観測された水位や流量の情報や衛星から観測された水面高度や水面面積の情報を数値モデルによる推計値と比較・検証し、さらにはそれらをデータ同化する研究は、洪水予測の精度向上に直接的に寄与するものとして期待されている。こうした数値洪水予測を、全球を対象として実時間運用しているシステムは、世界中でまだそれほど多くはなく、スウェーデンのWorldwide HYPE¹⁰⁾、EUのGloFAS¹¹⁾、さらに筆者がJAXAと共同開発を行っているToday's Earth (TE)¹²⁾が代表的である。

一方、洪水現象の観測情報として現地での水位観測が大変重要なのは言うまでもないが、リモートセンシング技術の向上による人工衛星から観測される情報の重要性が近年飛躍的に大きくなってきている。洪水時には、水位計が破損するなどして現地観測が欠損することも多いことも理由の一つである。衛星観測の特徴を生かした洪水による浸水域の計測には、Landsatの初号機が打ち上げられた1970年代より地球表層観測用の光学衛星が主に利用されてきた。例えばPekel et al. (2016)¹³⁾は過去三十年間の歴代Landsatの観測データを使って、同一地点での観測頻度は年に数回程度であるものの、約30メートルという空間解像度で水面域の形を明らかにしている。ただし、特に大雨による洪水時は必然的に当該地域が雲に覆われやすく、雲より下が検

出できない光学衛星にとっての致命的な欠点であった。こうした欠点を補えるのが、合成開口レーダー（Synthetic Aperture Radar ; SAR）である。太陽からの反射光を見る光学衛星とは違い、雲との反応性の低いマイクロ波を衛星自身が発射し、その地表からの跳ね返りを捉えるセンサーであるため、光学衛星に比べて見逃しの少ない観測が可能となる。近年では、JAXAのALOS-2、ESAのSentinel-1、DLR（ドイツ航空宇宙センター）のTerraSAR-Xなど世界各国が数多くのSAR衛星を運用しているほか、NASAとISRO（インド宇宙研究機関）が共同で開発しているNISAR、JAXAがALOS-2の後継機としているALOS-4など、世界中で新たな衛星の打ち上げ計画が進んでいる。

本稿では、次章にてToday's Earthシステムについての解説と、令和元年東日本台風時の洪水予測の性能³⁾を紹介する。第3章では、近年世界的に進化が著しい人工衛星に搭載したSARを用いた水面域の抽出に焦点をあて、著者らが新たに開発した機械学習を使用した実時間での全球推計に適用可能な手法¹⁴⁾を解説する。最後の第4章では、そうして得られた洪水シミュレーション技術と水面域計測技術を融合させた、新しい全球数値洪水予測への挑戦¹⁵⁾について私見を述べようとおもう。

2. Today's Earthによる令和元年東日本台風洪水予測

2. 1. Today's Earthの概要

Today's Earth (TE) とは、東大と宇宙航空開発研究機構 (JAXA) が共同開発した、全世界を対象とした水文予測シミュレーションシステムである (図-1)。本システムでは、時々刻々と変化する気象状況に応じて、地表面や河川の状態を数値計算 から導き出し、その結果をデータや画像として提供している。TEでは、降雨流出過程は陸面モデル「Minimal Advanced Treatments of Surface Interaction and RunOff (MATSIRO)」¹⁶⁾、河川流下過程は集水域ベースのマクロスケール氾濫原モデル「Catchment-based Macro-scale Floodplain (CaMa-Flood)」¹⁷⁾を採用している。MATSIROは、単層のキャノピー、最大3層の積雪、6層の土壌からなる環境を解析する物理モデルであり、地球規模での水やエネルギーの鉛直移動をシミュレート可能である。CaMa-Floodは、もともと局所的な慣性方程式を解くグローバルな流体力学モデルとして開発されたものであり、長方形の河床と台形の氾濫原の貯留を持つ流下方向に1次元の河道の河川流量を計算するものである。GSMaPの降水量、MODISから得られた放射量等、衛星観測に基づくリアルタイムの気象情報を可能な限り多く使用し、土壌水分量や蒸発散量、河川流量等の陸域水文量の現況解析及び予測している。やや低解像度 (1/4度) の全球版 (TE-Global) と高解像度 (1/60度) の日本版 (TE-Japan) の2種類を <https://www.eorc.jaxa.jp/water/> にて公開しているが、日本版の洪水予測情報は、2022年6月現在、気象業務法の定めにより一般向けには非公開である。

全球水文量予測システムToday's Earth (TE)

陸上の水循環に関わる物理量（土壌中の水分量や河川流量等）について、衛星観測とモデルシミュレーションを融合し、リアルタイムにて推計・予測している

Today's Earth –Global (全球システム)

全球50km格子、河川については約25km格子で運用中。全球10km化やアンサンブル予測に向けた開発を実施中。

Today's Earth –Japan (日本域システム)

約1km格子で運用中。2020年3月末にリアルタイム運用化(予測を含む)が完了。

	全球システム (TE-Global)	日本域システム (TE-Japan)
空間解像度	陸域：約50km 河川：約25km	約1km
時間解像度	3時間毎	1時間毎
レーテンシ	最短3日程度	リアルタイム ※予測も可 (法規制の為限定公開)
使用衛星データ (検討中)	GSMaP, Terra/Aqua MODIS, SRTM30, NOAA AVHRR, (AW3D, GCOM-C)	SRTM30, NOAA AVHRR, (GSMaP, Himawari-8, ALOS HRLC)



■ 2021年度の主な成果

- 2019年台風19号を対象にした精度検証：堤防決壊捕捉率91.55%、平均リードタイム32.75時間（空振率は76%）
- 「ワンストップシステム」との統合と災害時（昨年度から続き、2021は8月大雨等）のステークホルダによる衛星観測域判断に活用
- データ提供ウェブインターフェースの改良

■ 社会実装の方向性

- 共同研究自治体への洪水予測データ提供（2022年4月現在38自治体）
- 国土交通省・気象庁により「洪水及び土砂災害の予報のあり方に関する検討会」発足
- 民間による洪水「予報」が許可される方向に。（8/24最終報告書（案）が発出）

図-1 Today's Earthの概要

2. 2. 令和元年東日本台風時の洪水予測手法

これ以降、この章のシミュレーションについては、2022年6月現在稼働中のTE-Japanではなく、Ma et al. (2021)³⁾の解析に用いられたバージョンの古いものの結果についての説明となっていることに注意してほしい。最新版との一番の違いは水平解像度が1/12度（約5km）であることである。

2. 2. 1. 洪水予測システムの概要

ここで用いられている洪水予測システムは、石塚（2018）¹⁸⁾によって開発されたものである。モデルの枠組みは、最新版と同様、陸面モデルMATSIROと河川氾濫モデルCaMa-Floodとなっている。その予測性能の検証として、日本全国約849箇所の水位観測所にて約10年間分の時間単位データを用いて調べたところ、33時間前からの予測の90%以上の地点でPierce's Skill Score (PSS)が正の値（予測性能あり）、12時間前からの予測の約半数の地点でPSSが0.25以上（高い予測精度）という判定であった。日本では、北緯24度～46度、東経123度～148度の範囲をカバーし、水平分解能は約5km（0.05度）である。入力大気強制データは、降水量、気温、地表気圧、風速、放射量である。MATSIROから出力された流出量は、河川氾濫モデルであるCaMa-Floodの実行に使用される。河川ネットワーク、流路方向、河川パラメータは、日本国内の水平解像度約5km（0.05度）のMERIT DEM¹⁹⁾およびMERIT Hydro²⁰⁾ データセットから算出した。

2. 2. 2. 大気フォーシングデータ

本研究では、気象庁が提供するMSM-GPVデータを気象強制データとして使用した。MSM-GPVデータセットは、日本周辺の39時間分の予報データを含み、水平5km格子、鉛直50階層で、3時間毎に実行・公開されている。本研究では、MSM-GPVデータセットの湿度、雲量、降水量、表面気圧、下方短波放射、下方長波放射、風速/風向、気温を気象強制データとして適用した。降水によるバイアスを最小にするため、気象庁が提供する合成レーダー雨量GPVデータを用いて、実時間からみて過去分の降水データを用意した。この

方法は、Yoshimura et al. (2008) ²¹⁾によって検証されている。

2. 2. 3. 警報発生地点と破堤時刻のデータ収集

モデルで予測した警報の妥当性を評価するために、国交省 (<http://xml.kishou.go.jp/xmlpull.html>)、気象庁防災情報のXML形式 (<http://agora.ex.nii.ac.jp/cps/weather/river/>)、NHK (<https://www.nhk.or.jp/>) から入手した警報時刻と位置、それに対応する破堤時刻、浸水域の位置とを比較した。国土交通省と気象庁からの資料に記載された破堤時刻は、時空間的な詳細を含め、最も信頼性が高く厳密な情報であるため、一次データソースとした。二次情報源は、大まかな場所や時期など、激しい浸水に関するニュースを素早く流していたメディア (NHK等) である。洪水情報の体系的なリストを作成するために、洪水発生箇所は主に国交省のデータから得て、気象庁とNHKのデータで補完した。

2. 2. 4. 統計解析

大気フォーシングデータの誤差やモデルに内在する不確実性のため、シミュレーションと現実の河川流量の間には、重大な系統的バイアスが不可避免的に存在する。モデルによるシミュレーション結果は、水文学的な物理プロセスを考慮しているため、ある程度再現することができるが、その出力は、統計解析と組み合わせることで、より効果的に利用することができる。一般化極値分布、ガンベル分布、対数正規分布、log Pearson type-III 分布など、多くの統計分布が洪水研究で検証されてきたが、本研究では、過去の洪水分布の特徴を鑑みて河川流量の極値解析での適合度の高いガンベル分布を採用した。ガンベル分布の適用は、Yoshimura et al. (2008) ²¹⁾によって行われた推定手法と同じで、まず、各格子の年間最大流量の確率分布を推定するために、以下の式を適用した。

$$F_{(D)} = \exp[-\lambda(1 - G_{(D)})] = \exp(-\exp(-\frac{D - \mu}{\beta}))$$

ここで、 F は年間最大値の累積分布関数 (CDF)、 D は流量、 G は特定の閾値を超える値のCDF、 λ は年間発生頻度を表す定数、 β と μ はそれぞれガンベル分布のスケールと位置のパラメータである。

次に、ガンベル分布のスケールパラメータ β と位置パラメータ μ を以下のように推定した。

$$\hat{\beta} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (D_i - D_M), \quad \hat{\mu} = D_M + \hat{\beta} \ln \lambda, \quad \lambda = M/N$$

ここで、 D_i は*i*番目の大きな値、 M と N はそれぞれサンプル数と年数で、年間の発生頻度を表す定数である λ を与えている。すべての日最大流量に対するDPI (Π) は以下のように計算された。

$$\Pi = (1 - F_{(D)})^{-1} = (1 - \exp(-\exp(-\frac{D - \mu}{\beta})))^{-1}$$

DPIの単位は年であり、1年間に流出量 D を超える確率は $1/\Pi$ 、流出量が年間最大値で発生した場合の期待発生量は Π 年に1回であることを意味する。

本研究では、10年分の洪水事象を収集し、すべてのグリッドについてガンベル分布への適合度の検定を行った。CaMa-Floodで推定した河川水深を、統計的に求めた1/200年洪水水深と比較し、その値を超える河川水深だった場合、予測システムのWebインターフェースにアラートとして表示されるようにした。

2. 2. 5. ROC曲線

ROC (relative operating characteristic ; 受信者動作特性) 曲線は、予測能力を捕捉率と誤警報率という観点から評価する有効な方法である。ROC曲線は、異なる閾値を基準として、予測に成功した割合 (TPR; True Positive Rate, y軸) と誤報の割合 (FPR; False Positive Rate, x軸) をプロットしたものである。本研究では、捕捉率 (TPR) は、破堤が起こった全グリッド (TP+FN) のうち、アラートの発出が破堤箇所と一致した確率を示

す。誤警報率は、破堤が起こらなかった全グリッド (FP+TN) の両方のうちFPを検出することを指す。機械学習などでよく用いられるprecision (精度) とは、以下の陽性予測値 (PPV; Positive Predictive Value) で示される。

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}$$

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP}$$

本研究では、破堤が発生したか否かを実際の事象として、200年に1度のアラートが出されたか否かを予測の事象として扱い、捕捉率TPR、誤警報率FPRを計算した。ROC曲線によれば、曲線が左上隅に近づけば、予測システムは洪水を予測する能力が高いということになる。

2. 3. 結果

2. 3. 1. 氾濫発生位置と発生時刻のシミュレーション

図-2は、本予測システムの手順と、令和元年東日本台風 (台風19号・Hagibis) が近づいた頃のインターフェースの画面を示している。赤いピンは10月12日00時00分 (日本時間) に発出した1/200年のアラートである (図-2 b)。

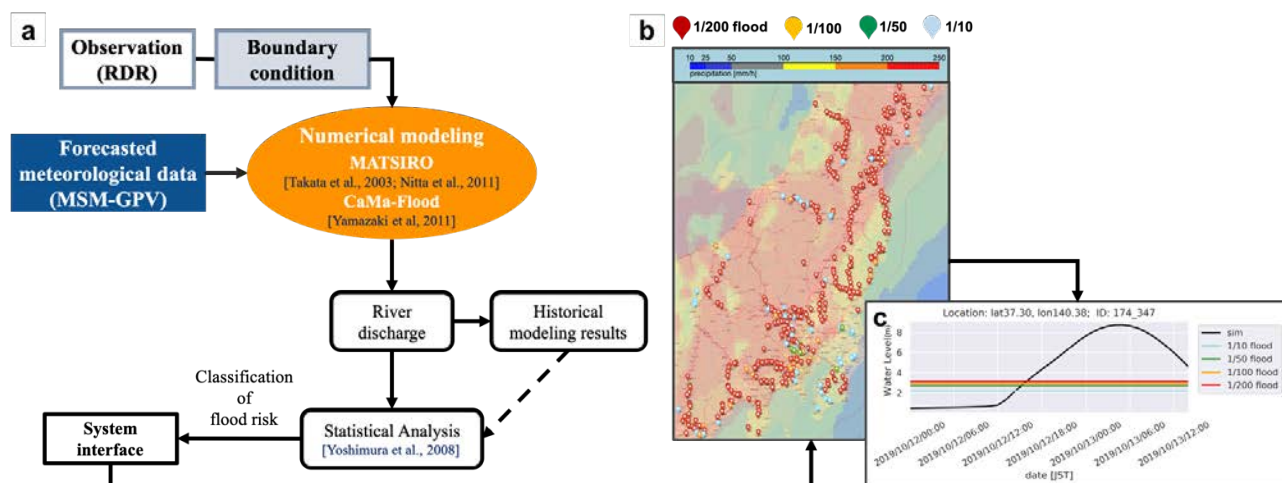


図-2 洪水予測システムの概略図 a 洪水予測システムのフローチャート b 2019年10月12日00:00JSTにおけるシステムインターフェースのスナップショット。色の異なるピンは、200年に一度の洪水 (赤) , 100年, 50年, 10年に一度の洪水 (それぞれオレンジ, 緑, 水色) を表している。リアルタイム予測インターフェースは、<http://apps.diasjp.net/tdjpn/training/latest/jpn.html>。c ウェブページ上にて表示されている北緯140.38度, 東経37.30度における2019年10月12日00時00分 (JST) からの1/200年ハイドログラフの予測値。

2. 3. 2 堤防決壊時刻の収集

予測性能を評価するために、すべての洪水地点の堤防決壊時刻 (Dyke-Break Time; DBT) を求めた。堤防決壊時刻は、堤防や河川堤防の決壊時刻に関連する様々な浸水パターンを持つ洪水が発生する可能性のあるすべての場所を表すために使用された。DBT の取得には、国土交通省が発行する公式レポート (<https://www.ktr.mlit.go.jp/kisha/index00000134.html>) , 気象庁の防災情報のXML形式 (<http://agora.ex.nii.ac.jp/cps/weather/river/>) , Twitter や個人の Web サイトからの情報を収集した。国交省及

びNHKの情報によると、142箇所て破堤を伴う洪水が発生した。その中で、DBTの記録は80カ所にとどまっている。このことは、洪水や氾濫が確認された多くの地点で、適切な記録が不足していたことを示している。

性能評価のための二項分類を図-3に示す。Predicted locations（予測地点）は洪水予報システムで1/200年以上のアラートが発出された地点、Flooded locations（浸水地点）は実際に洪水が発生した地点である。DBT記録を参考に、正しく予測された地点である真陽性（TP）を、DBT記録がある真陽性（TPWR）とDBT記録がない真陽性（TPNR）にさらに分類している。洪水予測に失敗した地点のうち、DBT記録があるもの（FNWR）だけが検証可能であった。DBT記録がなく予測に失敗したと判定された場所（FNNR）は、場所による検証はできなかったが、洪水報告から追跡可能であった。

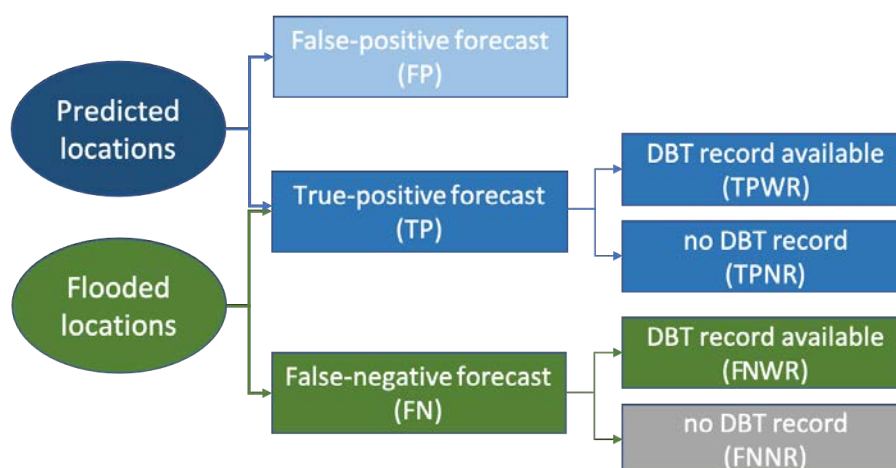


図-3 台風Hagibisに関連する浸水箇所の分類

図-4は、1/200年洪水の予測時刻と破堤時刻の比較である。以下の3つの結果を検討した。TPWR、FNNR、FNWRの3つの結果を考慮した。それぞれの予測された200分の1年洪水時間とDBTの時間差を比較するために、色階調の円としてプロットした（図-4）。円の大きさはその地点のリードタイムを表し、円の赤さは1/200年洪水予測時刻とDBTの差を表している。図では、リードタイムが長い場所は、一般に、洪水の発生が多い河川の上・中流域に集中している。さらに、TPWRのサイトについて時間的な分析を行ったところ、予測した200年半洪水時刻のリードタイムは平均約32時間であり、さらに予測した200年半洪水時刻はDBTより平均約8.5時間早く、実際の洪水時刻より予測時刻が早くなっていることが分かった。本システムの目的はより長いリードタイムを生成することであるため、この前進を受け入れることは合理的であり、避難や災害準備など、さらなる評価や意思決定のための時間を確保できるため有用であると主張している。

さらに、予測されなかったが、洪水の発生が記録された12地点（見逃し）があった。このうち、DBTの記録があったのは5地点（FNWR、図-4の青い十字）、DBTの記録がなかったのは7地点（FNNR、図-4の緑の菱形）で、主に宮城県や下流域に位置している。FNWRの5地点は技術的な予測失敗と考えるのが妥当であり、142箇所の浸水地点のうち2.30%が本システムによる予測に成功していないことになる。予測された気象データの偏りや不確かさに加え、本システムの空間分解能が0.05度と地域予測としては比較的粗いことも、これらの誤予測の原因であった可能性がある。しかし、これらの偽陰性地点（FNWRとFNNR）を考慮した結果、本システムは142箇所の洪水地点のうち約91%にあたる130箇所の予測に成功し、約32時間のリードタイムを稼ぐことができた。

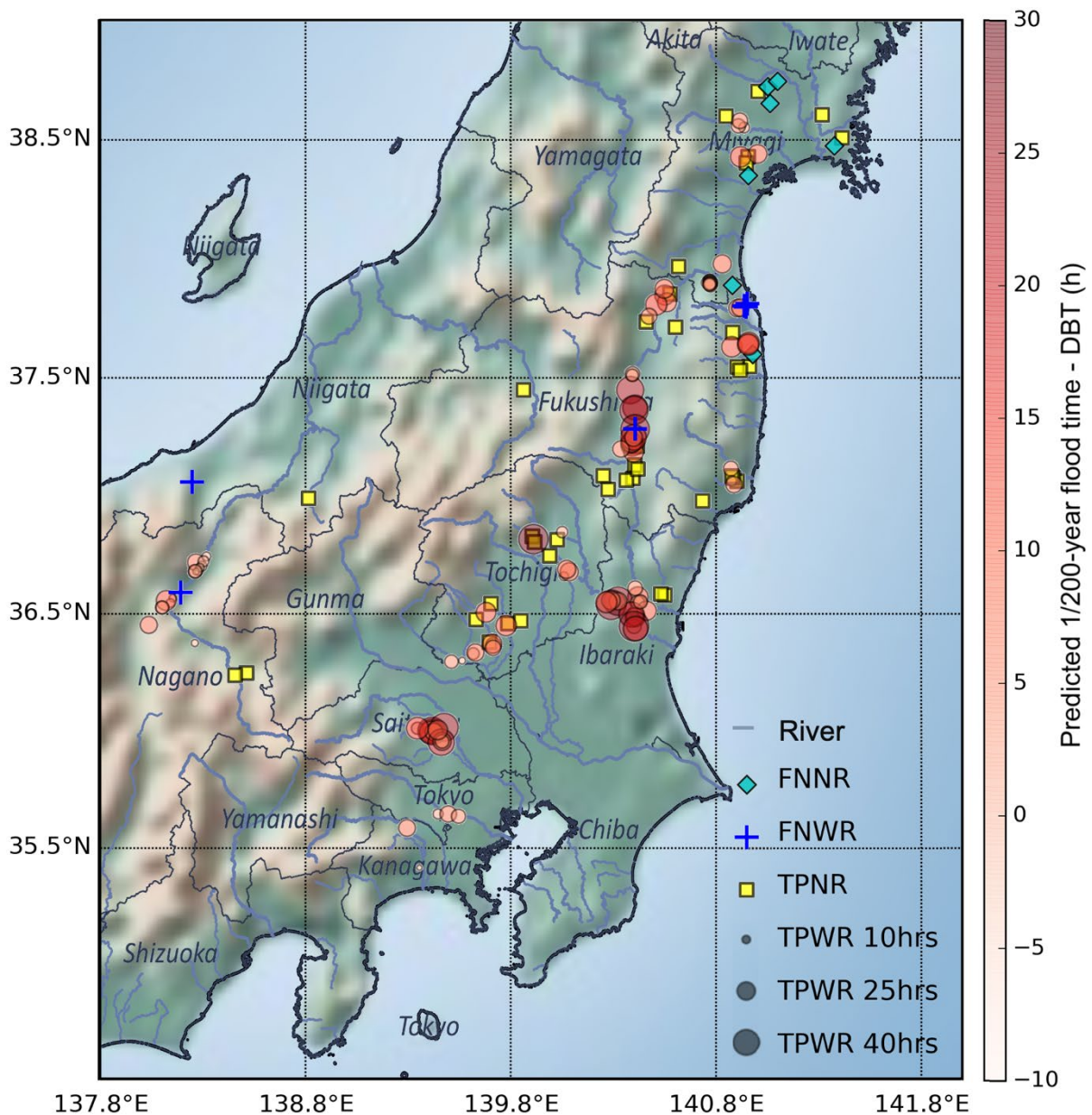


図-4 予測された場所とリードタイムの分布. FNNRはDBTの記録がない偽陰性地点を示す(青菱形, 8箇所). FNWRはDBTの記録がある偽陰性地点(青色十字, 4地点)を示す. TPWR (80箇所), TPNR (50箇所)は, それぞれDBT記録がある場合とない場合で予測に成功した(真陽性)場所を示している. 円の色は, 予測された200分の1年洪水時間が, その地点のDBTよりどの程度先行したかを示す. 円の大きさは, 予測された1/200年洪水時間と比較してのリードタイムを示す.

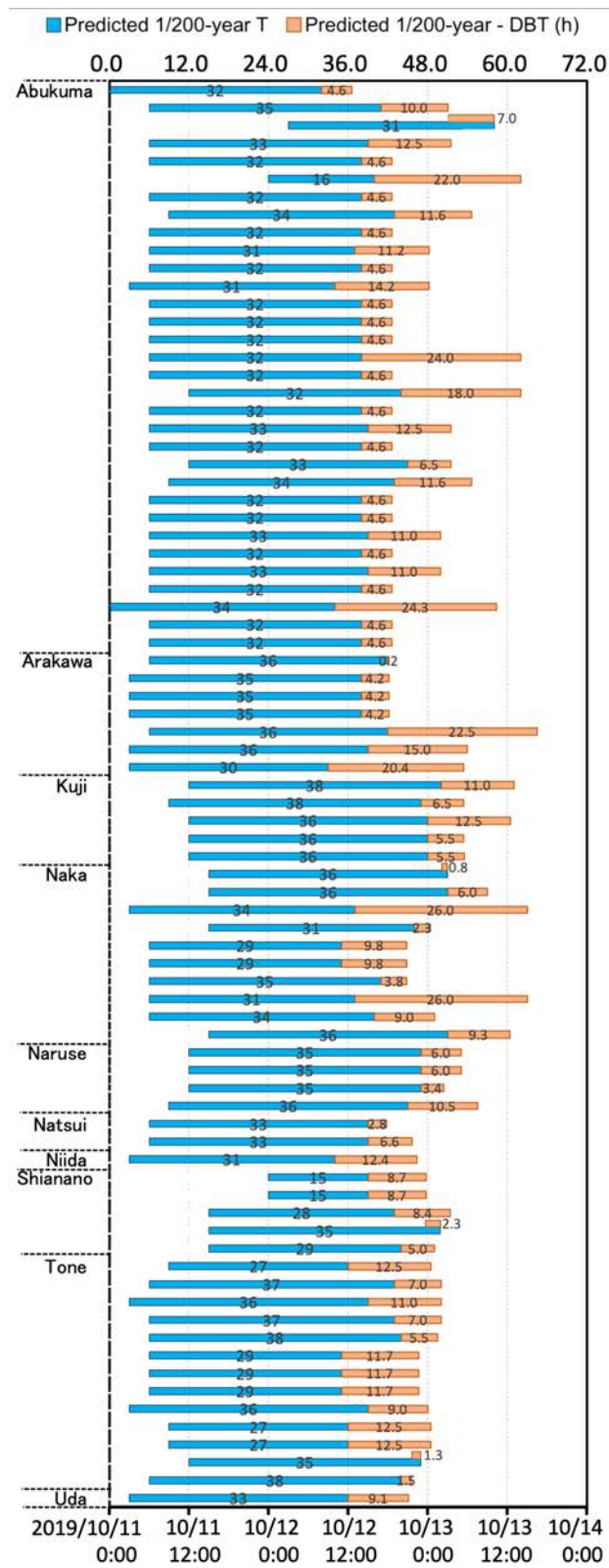


図-5 1/200年洪水時の予測値とDBTの比較. 縦軸は各氾濫した河川の位置を示している. 各青棒は, 1/200年洪水がシステムによって初めて予測された時刻から始まっている. 各青棒の端は予測された洪水時間である. 各青棒の長さはリードタイムであり, 平均で約32時間である. オレンジ色のバーは, DBTと予測された1/200年洪水の時間との差を示している. この差を平均すると, 1/200年洪水予測はDBTより約8.5時間早くなることわかる.

2. 3. 3 予測システム適用のメリット

本システムにはいくつかのメリットがある。観測機器の不足、時間的な観測のずれ、情報収集の危険性など様々な理由で観測されない場所があるため、広範囲の場所の洪水を予測することができる。また、洪水被害により、複数の問題から観測ができなくなることもあり得る。したがって、空間的・時間的な制約を受けずに予測結果を提供し、物理的なリスクを回避することが、洪水予測システムのメリットの一つである。図-4では、台風Hagibisの全予測結果の中から80地点（TPWR）を示している。50カ所のTPNRにはDBTの記録が見つからなかった（TPNR、図-5）。例えば、最も被害の大きかった地域の一つである阿武隈川では、12のTPNR地点で破堤時刻の記録がなかった。この洪水予測システムの結果、物理検出法ではカバーしきれない地域にもかかわらず、これら12のTPNR地点で31時間以上の警報時間を達成することができた。宇田川の場合（図-5）、2019年10月11日午前3時に洪水警報が発令された。この時、システムは1/200年洪水が約33.0時間後（10月12日12時頃）に発生すると予測し、DBTより約9.1時間早いことが検証された。しかし、TPWRの8地点で予測された1/200年洪水の警報は、DBTより平均2.3時間遅れて発令された（図-5）。1/200年洪水の予測リードタイムが33.0時間であるのに対し、これら8つのTPWR地点の実際のリードタイムは約30.7時間であった。図-6は、1/200年洪水とDBTの比較とリードタイムを示したものである。1/200年洪水時刻がDBTより遅い地点は、赤い輪郭の菱形で示されている。平均して、洪水時間はDBTに対して約8.5時間の事前警報を提供し、予測されるリードタイムは約32時間であった。全体として、80のTPWRの場所について、このシステムは少なくとも約32時間のリードタイムを提供した。阿武隈川、荒川、那珂川などの氾濫地点では、50時間以上のリードタイムが得られた。また、TPNRの50地点では、DBTが観測されなかったためリードタイムを算出できなかったが、これらの洪水は本システムによってうまく予測されたことは重要なことである。

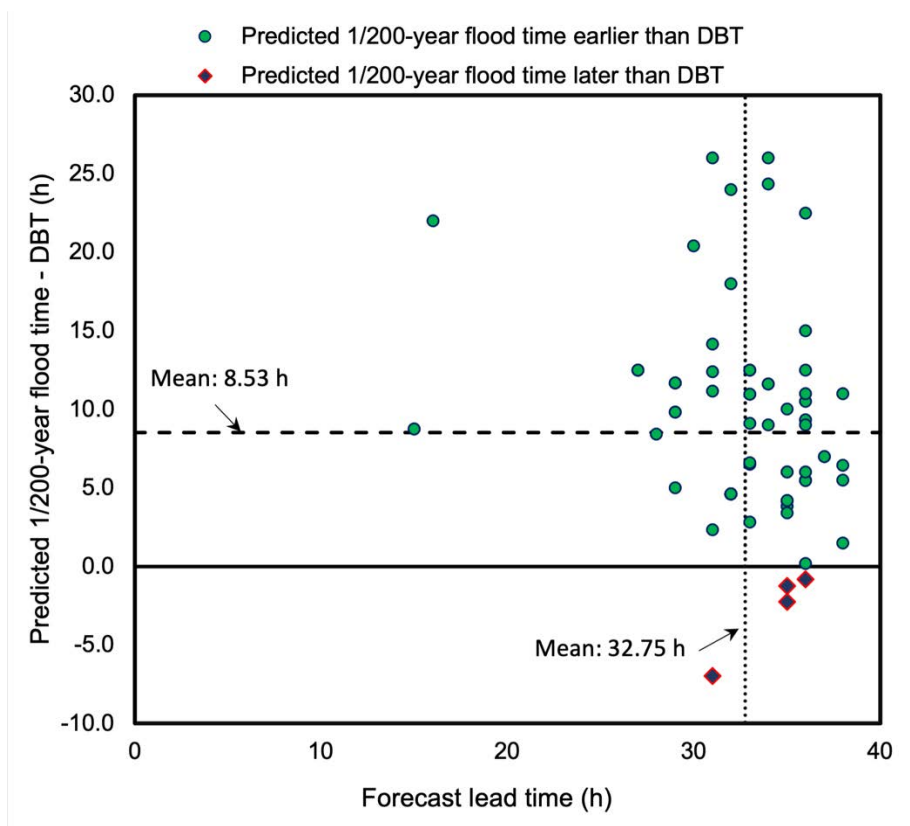


図-6 1/200年洪水予測時刻とDBTの差、およびそれに対応するリードタイム。縦破線は平均リードタイム約32時間、横破線は1/200年洪水時間とDBTの差の平均約8.5時間である。

本洪水予測システムで生み出される3時間ごと出力について、2019年10月11日から13日にかけて、各推定の予測リードタイムを点検した（図-7）。TPWR全80地点について、各推定期間の1/200年洪水予測時刻とDBTの差分をプロットした。警報が発令された最も早い時刻は、2019年10月11日の00:00であった。1/200年洪水予測時刻とDBTの差は7.2時間から約32.0時間、平均値は3.7時間から11.6時間と時間が経つにつれて平均値が減少し、1/200年洪水予測時刻とDBTの差幅が小さくなっていることがわかる。この変化は、予測時刻が台風上陸時刻に近いほど予測精度が高くなることを示している。

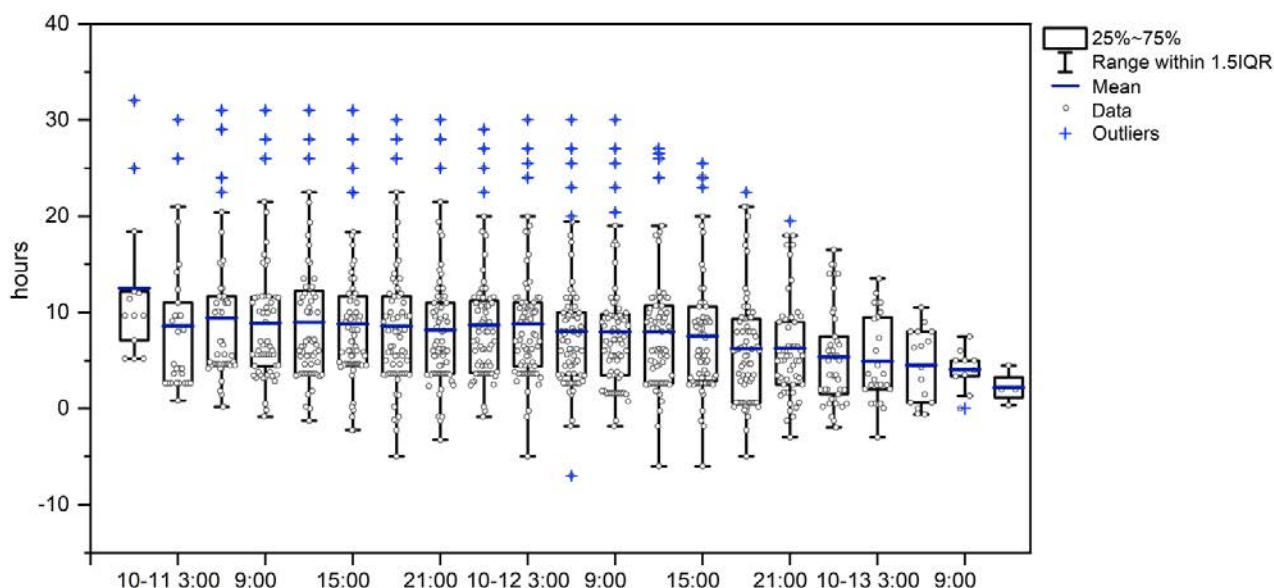


図-7 TPWR80地点の各予測における1/200年洪水予測時刻とDBTの差。各推定ステップについて、四分位値と全TPWR地点の平均値をプロットした。

2. 4. 考察

本研究では、これまで検証が困難であった洪水予報の時間的・空間的評価を行った。災害の観測は、予測不可能で壊滅的な影響により、現場での観測が欠落する可能性があるため、依然として大きな課題である。したがって、洪水予測モデリングは特に重要である。本システムは、観測可能な地点が限られていたにもかかわらず、2019年台風19号時に、DBTが記録されていない50地点を含む91%（130/142）の地点の洪水予測を約32時間のリードタイムで成功した。この洪水地点の予測リードタイムが日本で発せられる従来の予測よりもはるかに長いということが出来る。本研究で実証された高い精度は、災害への備えや避難のために非常に重要であると考えられる。また、この予測結果は、MSM-GPV予測強制力データ、MATSIRO地表モデル、CaMa-Flood水文モデル、統計解析の組み合わせが日本の洪水予測に有効であることを実証した。また、この手法は、強制力データが利用可能な他の地域の洪水予測にも適用できると考えるのが妥当であろう。さらに、アンサンブル予測を用いることで、予測の信頼性向上と不確実性の特定に役立つと考えられる。

成功警報に加え、FP（False-Positive）地点などの誤警報の分析も行った。台風Hagibisの評価から、1/200年洪水の兆候として出された542本の赤ピン（図-1b）の的中率は91%（130/142）、精度24%（130/542）であることがわかった。また、洪水予測に失敗した地点はFNWRで4ヶ所（2.3%）あった（図-3）。予測精度を概観するために、受信者動作特性（ROC）曲線をプロットした（図-8a）。本研究では、捕捉率は、降水がある全地域のうち、洪水グリッドの予測に成功する確率を示す。本洪水予測システムにおける警報設定と整合的に、2019年10月11日00時（日本時間）から10月12日12時までの3時間ごとに、200年、100年、50年、10年の放電確

率指数 (DPI) の閾値を参照しROCカーブをプロットした。図-7aに示すように、誤警報率は全ての閾値の全てのドットで0.03という値以内に分布しており、予測能力 (プロットの左隅に近づく場合) は良好であることが分かる。誤警報率が小さいということは、この予測システムが考慮したすべての時間ステップにおいて、FPが真陰性 (TN) 地点のごく一部を構成していることを示す。TN地点とは、降水はあるがアラートや観測された洪水がないグリッドのことである。したがって、この結果は、このシステムがほとんどの非洪水グリッドに対して誤報を出さなかったことを意味する。また、1/200年洪水時の誤警報率は他の値よりも良好であり、1/200年閾値は降水量の多い台風Hagibisの場合に適していることが示された。

誤警報を確認するために、2つの側面から評価を行った。1つ目は、予測精度を評価する上で最も直接的な方法である、場所は正確だが時間が正確でない誤報を確認することである。そのため、2番めである正確な浸水位置に対して発せられた予報アラートを評価した (図-5, 図-6)。しかし、データ不足により評価がずれることは否めない。また、水路の長い部分は自然に浸水リスクが高くなる傾向があるため、広い範囲をカバーする警報が多数予測される。しかし実際には、ある場所で堤防が決壊すると、他の場所の浸水確率が大きく低下する。このような場合、場所は正確でも時間が正確でないと、ほとんどの警報が誤報となり、良い警報は1つになってしまう。そこで、広域の洪水予測に大きな意味を持つ、位置は不正確だが時刻は正確という第二のアラートの側面も検討した。予報アラートは河川や集水域からの高い洪水リスクを示している。位置は正確でないが時刻は正確であるという誤報を評価するために、予報アラートを関連する流域に重ね合わせ、情報の空間分布を決定するのに役立てた。図-8bに示すように、台風Hagibis時に氾濫した河川 (赤) と氾濫していない河川 (青) の本流は、予報アラートに密に囲まれていた。これらの予報アラートの多くは、これら21の主要河川付近の氾濫危険地域を示している。実際には4つの主要河川で洪水が発生しておらず (青)、警報予報としては過大評価であったと考えられる。しかし、この4つの主要河川周辺では、観測や実測報告が少ないため、洪水が発生する可能性があった。また、主要河川沿いだけでなく、河川の流出口付近や集水域の下流でも警報が出現することがあった (図-8b)。本研究では、0.05度の分解能を適用しているが、これは1つのモデリンググリッド内に共存する可能性のある小河川に対しては比較的粗い。この空間分布と図-4の洪水位置を比較すると、図-8bの黒い点で示した福島県東部、宮城県南部、千葉県南部、静岡県南西部のように、実際には浸水していない場所があることは明らかである。これらの警報は、位置は正確だが時間が正確でない、位置は正確だが時間が正確でない誤警報を考慮する上で妥当な選択であると言える。これらの誤警報地点は、気象強制データ、水文モデル、統計解析の3つの原因のいずれかに起因している可能性がある。気象強制力に関しては、より高い精度と各予測データ点の空間分解能が要求される。

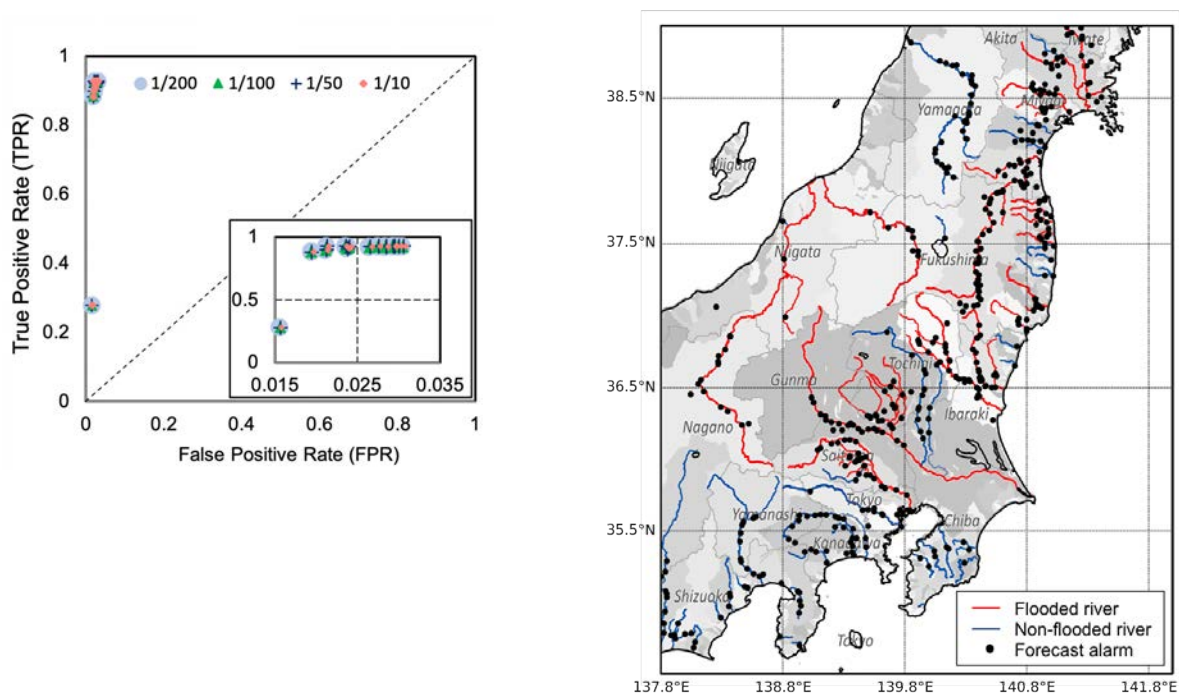


図-8 日本の降水量のある地域の ROC 曲線 (a) , 台風Hagibisによる予測警報と主要河川の氾濫の空間分布 (b) .

洪水予測精度を向上させる一つの方法として、アンサンブル予測手法の採用が考えられるが、今後の研究で分析する必要がある。さらに、予測システムに使用される水文モデルの解像度には、まだ改善の余地がある。本研究では、CaMa-Floodによって提供される結果は0.05度の分解能を持ち、これはEFASの分解能と同じであり、他の予測システムの分解能よりも細かい。しかし、この解像度は、1つのモデリンググリッド内に存在する多くの小河川に対して比較的粗いものである。解像度が高ければ、より信頼性の高い水文状態を表現することができるが、気象強制データの解像度に左右される。強制データとモデルの解像度による不確実性に加えて、この予測における誤報のいくつかは、200年再現期間の過小評価によって生じた可能性がある。再現期間に関する研究では、均質な再現期間を解析すると偏りが生じる可能性があることが示されている。また、今回は一律200年再現期間をアラートの閾値としていたが、実際の計画堤防高と防護レベルには場所によって大きく異なるため、今後、設計堤防高データの調査・整理が必要である。

3. 合成開口レーダーSARを用いた水面域抽出

3. 1. 問題意識

世界中どのような地域でも、人間は水と深く関わり合いながら生活している。特に河川や湖沼といった地表に存在する水は、産業を成り立たせるために必要な恵みとなってくれるが、時には洪水となって暮らしを脅かすこともある。最近では、気候変動や人為の影響によって、水資源の枯渇や洪水の頻発化など、地表水の増減の様子があらゆる地域で変化していく可能性が指摘されている。それでも自然とうまく共存していくためには、地表水の時間変化をできるだけ詳しく、広範囲でモニタリングする技術を確立する必要がある。

広域で情報を得るにはリモートセンシングの技術が有用だが、Pekel et al. (2016)¹³⁾やJi et al. (2018)²²⁾など光学衛星を使ったアプローチでは曇天時には満足な観測ができないため頻度が落ちてしまうという問題があった。そこで提案されているのが、合成開口レーダー (SAR) を搭載した衛星データの活用で、これはマイクロ波を地表に発射して後方散乱を観測するというもので、強度が地表面の粗さによって変わるため水面

を抽出することができる。このマイクロ波が雲を貫通することができるので天候に左右されず、定常観測には向いていると言える。

SAR衛星の観測データを使って地表水の定常観測を行った研究はHuang et al. (2018)²³⁾やEndo et al. (2020)²⁴⁾など幾つか存在しているが、それらの手法は特定の地域のみを対象に開発されたもので、地表の状態が異なるような広域に展開することを試みた研究はこれまでになかった。そこで本研究は、どのような地域でも、どの種類のSAR衛星のデータでも使える地表水分類アルゴリズムを構築し、全球でのモニタリングを可能にすることを目指した。

3. 2. 手法

3. 2. 1. 水陸分類

SARの観測データとしては、異なる種類の衛星でも問題なく手法が適用できることを確かめるため、JAXAが運用するALOS-2と、ESAが運用するSentinel-1という二種類の衛星の観測データを使った。なお、ALOS-2に関してはJICAとJAXAが協同で実施する熱帯林監視プロジェクト「JJ-FAST」から図-9に示す範囲の観測データをご提供いただき、Sentinel-1に関してはデータ公開サービスCopernicus Open Access Hubから必要なデータを取得した。これらの空間解像度は1/2500度、およそ50m程度にバイリニア法で変換している。

水陸分類手法は教師付き分類に基づく。まずはトレーニング用のSAR衛星の観測データ（後方散乱強度と入射角）と水/陸の正解ラベルを対応づけて入力し、モデルを構築する。この時、正解ラベルとしては雲のない部分に限られるが光学衛星であるSentinel-2の観測データに基づいて作成された水マスクのデータを使用した。

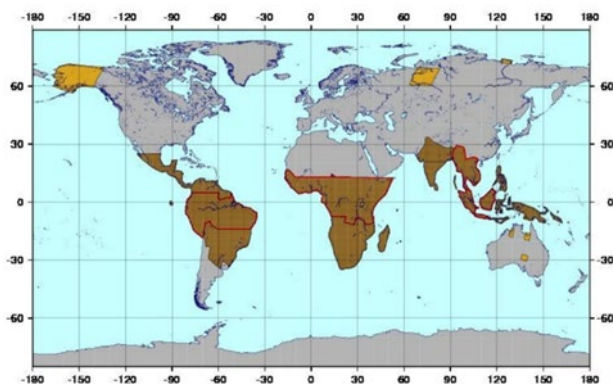


図-9 茶色の部分がALOS-2の定常観測データを入手し、モニタリングを実装した範囲。観測頻度は年9回程度かそれ以上。データは熱帯林監視のためのプロジェクトから得ているため低緯度帯が多い。図の出典は以下：https://fanfun.jaxa.jp/countdown/daichi2/files/daichi2_solutionbook3.pdf

肝心の分類モデルの部分だが、ここではGiustarini et al. (2016)²⁵⁾やD'Addabo et al. (2016)²⁶⁾等でも使われていたベイズの定理を応用する。これはSAR衛星の観測には無関係な事前確率と、観測量に対応して定まる条件付き確率という二つの構成要素をもとに、その時点で各ピクセルが水である事後確率を算出するというものである。事前確率として工夫次第でどのような情報も組み込むことができるのがこの手法の長所の一つだが、基本形として特にPekel et al. (2016)¹³⁾にて光学衛星の観測データを使って開発された、各地点での過去30年間で水が発生していた頻度を示すWater Occurrenceという統計情報を使用することを提案する。もう一つの要素である条件付き確率としては、過去のトレーニング用の観測データを参照して、その入射角条件下で水または陸からその後方散乱強度が得られた頻度を算出して使用する。これによって、図-10に示すようにSAR衛星の観測データを加えたぶん事前確率からは変化した事後確率の分布を手に入れることができる。

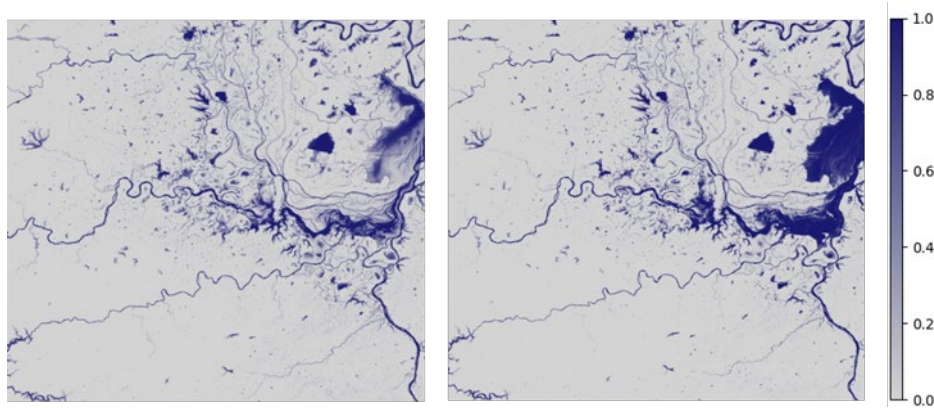


図-10 中国の一地域（北緯29.8-28度，東経111-113度）における事前確率（左）と事後確率（右）の例

この水の事後確率を使って水陸分類を行う．初めに単純に水確率が0.9を上回ったところを水とし，次に水と判定されたピクセルに隣接しているものの中から水確率が0.3以上で尚且つ標高差が+5m以下であったものを新しく水と判定する．これを変化がなくなるまで繰り返すことで分類は終了し，連続した水面の塊を抽出することができる．

このモデルを，トレーニング用とは異なる評価用のSAR衛星の観測データに適用し，水陸分類を得，同じく光学衛星Sentinel-2から取得したその時点での水/陸の正解ラベルと比較することで分類精度の評価を行う．

3. 2. 2. 広域展開

上記のようなトレーニング・評価の手続きを全球あらゆる地域で行うことは，データの取得可能性や前処理にかかる負担を考えると容易とは言えない．そこで，各地域で個別にモデルのトレーニングを行うのではなく，一部地域から取得したデータだけを使って全球に適用することができるモデルのトレーニング方法を考案した．

そもそも後方散乱強度は地表の状態と入射角によって決まるものであるから，それらが同一であれば地域が違っていても似た分布に従う．そこで，広域展開のためにデータを地域ごとに区切ることをやめ，陸面に関しては土地利用ごと，水面に関しては河川・湖沼・非恒常水ごとにデータを分けてモデルをトレーニング，適用することとした．なお，土地利用区分データとしては光学衛星MODISの観測データによって開発されたMCD12Q1，河川・湖沼分類データとしてはAllen and Pavelsky（2018）が作成したGRWLを使用した．

広域展開は図-9に示す範囲でALOS-2のデータのみを使って行った．3. 2. 1. でも述べた26箇所では精度の評価もした．なお，検証エリアのデータはトレーニングから除くことにより，別地域のデータだけでトレーニングを行うという広域展開の状況を再現して評価をしている．

3. 3. 結果

3. 3. 1. 手法の妥当性

精度の指標としては，この場合の水/陸のように数が大幅に偏っている場合に特に効力を発揮するカップ係数を使用した．これは値が大きいほど精度が良く，1で完全一致，既往研究では0.6-0.8程度の値で良いと示されているが，ALOS-2のデータを使って26箇所，Sentinel-1のデータを使って5箇所を検証したところ，合計31ケースでの提案手法のカップ係数の平均値は0.828であり，参考として試したHuang et al.（2018）²³⁾の使用していたランダムフォレスト法の0.692という結果を上回りつつ良い精度を示した．

分類結果の例としてブラジル南部での場合を図-11に示す．これを見ると，左のランダムフォレスト法の結果では見られていた斑点状の黒い空振りや河道に沿った赤い見逃しが，右の提案手法の結果では大きく改善されていることがわかる．

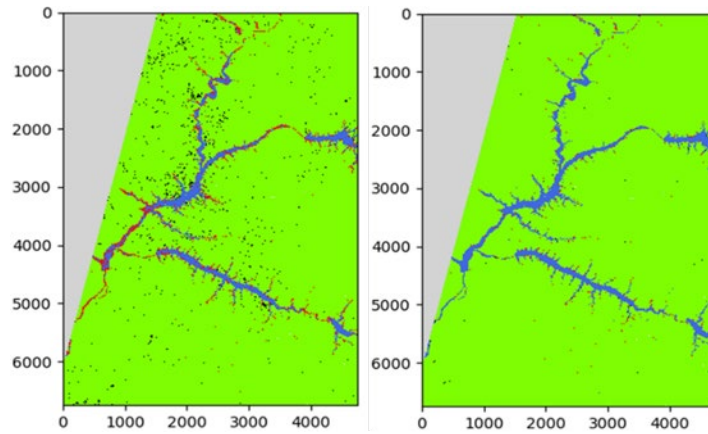


図-11 ブラジル南部（南緯19-21.7度，西経51.9-50度）における分類結果．左がランダムフォレスト法，右が提案手法の場合．青と緑はそれぞれ水，陸と正しく判定された箇所，赤は本来水であるが陸と誤って判定された箇所，黒は本来陸であるが水と誤って判定された箇所，灰色は欠測を意味する．

また，土地利用や河川・湖沼の区別をして広域展開をした時の26箇所でのカッパ係数の平均値は0.821と，依然0.8を超える高い値を示した．特に区別なく全域で単一のモデルをトレーニングした場合には精度は0.818で，区別によって僅かながら精度は上昇していたことから，この手法によって地表水モニタリングの広域展開を行った．

3. 3. 2. 地表水モニタリング出力

図-9に示す範囲内では地表水のモニタリングを実装することができたが，その出力例としてスマトラ島の一部での地表水面積割合の時系列変動を図-12に示す．ここではSAR衛星を使った提案手法と光学衛星を使った既存手法で出力の比較を行っていて，光学衛星の場合には曇天下の観測ができないため水面積割合には常に程度の曖昧な過小評価が伴っていたのだが，本研究の提案手法では天候によらず観測ができるためそれが取り除かれている．

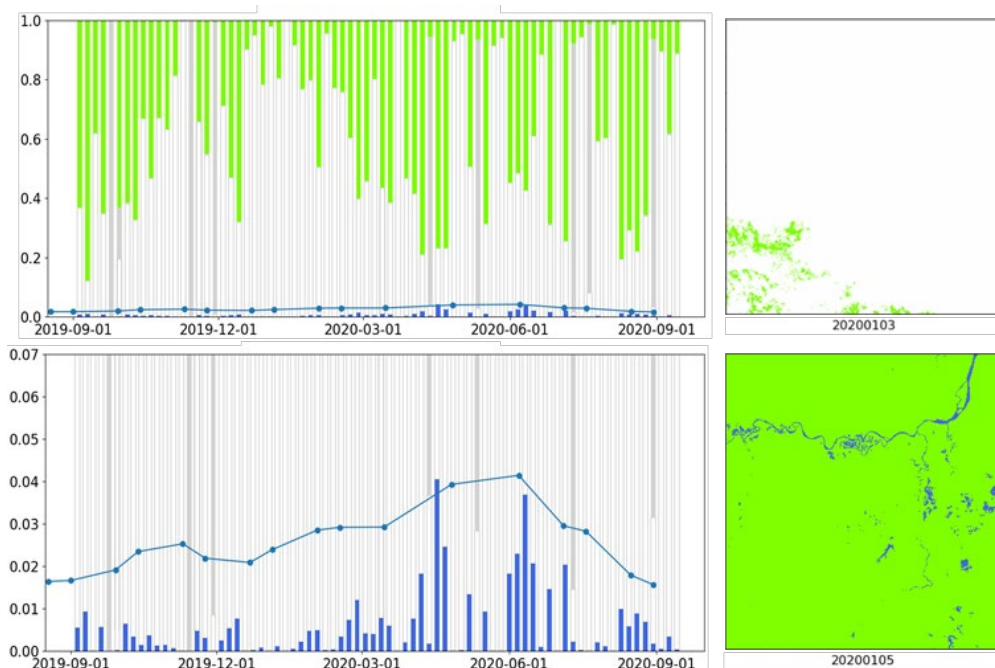


図-12 左上と左下はスマトラ島（南緯2.8-3.6度，東経103.2-105度）における地表水面積割合の時系列変動で，縦軸が異なる．折れ線グラフが提案手法の結果，棒グラフが光学衛星を使った既存の手法の結果で，こちら

は緑が陸，灰色が欠測，白が雲，青が水のそれぞれ面積割合である．右上はある時点での光学衛星の分類結果，右下はその二日後の提案手法の結果．

3. 4. まとめ

本研究は，SAR衛星であるALOS-2の観測データを使って，定常観測を行っているおよそ北緯30度から南緯30度という領域内で地表水を抽出することができる手法を確立した．精度もカップ係数が0.8以上と申し分なく，これほど広域に亘って曇天の影響を受けずに地表水のモニタリングを行ったプロダクトはこれまでに存在しなかった．

この手法はSentinel-1を初めとした別種類のSAR衛星の観測データにもそのまま適用可能であるため，それを行うことによって更に広域で高頻度の地表水モニタリングが行えるようになることが期待される．地域ごとに精度を下げている要因を特定して解決したり，異なる性質を持つSAR衛星のデータをうまく組み合わせることで精度を高めるような方向性にも大いに研究の余地が残されている．

4. 洪水シミュレーションとSAR水面域観測との融合

この章では，第2章で触れたToday's Earthによる洪水シミュレーションと，第3章で触れたSAR水面域観測とが，うまく融合しつつある状況として3つの例を紹介したい（図-13）．

まず1つ目は，発災前数日前～数時間前に行われる，洪水予測情報を利用した衛星観測の撮像域の決定支援である．これは，内閣府による戦略的イノベーション創造プログラム（SIP）の「国家レジリエンス（防災・減災）の強化」のテーマII「被災状況解析・予測」で行われている事例である．すべての地球観測衛星の軌道はもちろん決まっているが，いくつかの衛星には，撮像範囲をある程度選択できる自由度がある．しかし，衛星がその命令を実行するためには，十分事前にその範囲を決定しなければいけない．ここで，開発された「衛星データ等即時共有システム」²⁸⁾上にて，TE-Japanからの約30時間後までの河川流量・浸水面積割合・浸水深データなどと，ALOS-2をはじめ国際災害チャータに加盟する衛星群の撮像可能範囲とをGIS上で重ね合わせて可視化することで，依頼するべき撮像範囲の決定を支援することができるようになっているのである．実際に，2020年7月の九州豪雨や2020年9月の台風10号などで利用され，発災時の迅速な衛星情報の収集・解析に役立たせることができた²⁹⁾．

2つ目は，衛星による撮像直後に，実際の洪水浸水域をより精度良くより迅速に抽出するための事前確率として低解像度の洪水シミュレーションを利用する例である．Ohki et al. (2020)³⁰⁾では，TE-Japanで提供されている数値洪水予測に基づく氾濫面積割合情報を事前確率としてSARの解析に用いた，ベイズの定理に基づく洪水域抽出アルゴリズムを開発し，その抽出精度や運用性を評価した．検証の結果，洪水シミュレーションによる情報は水面域抽出精度の向上に寄与しており，SARデータのみを使用している過去の研究よりも高い精度を得られること，並びに解析にかかる計算時間の短縮にも効果的であることが確認された．

3つ目は，まだ検討段階であるが，2つ目などで抽出された浸水域などを，洪水シミュレーションへのデータ同化用観測データとして用い，数値洪水予測の精度向上に利用するという試みである．オンラインデータ同化の利点として，データ同化を重ねるごとに誤差が減少していくことが挙げられる．迅速に解析された浸水域を，次の数値洪水予測サイクルの初期値としてデータ同化することにより，洪水予測の精度が高まることが期待でき，予測精度が高まることで，1つめの撮像域の決定での的中率もあがるというような好循環が形成されうる．

洪水時におけるモデルと衛星観測の融合

高度化した浸水域情報の提供に向けて

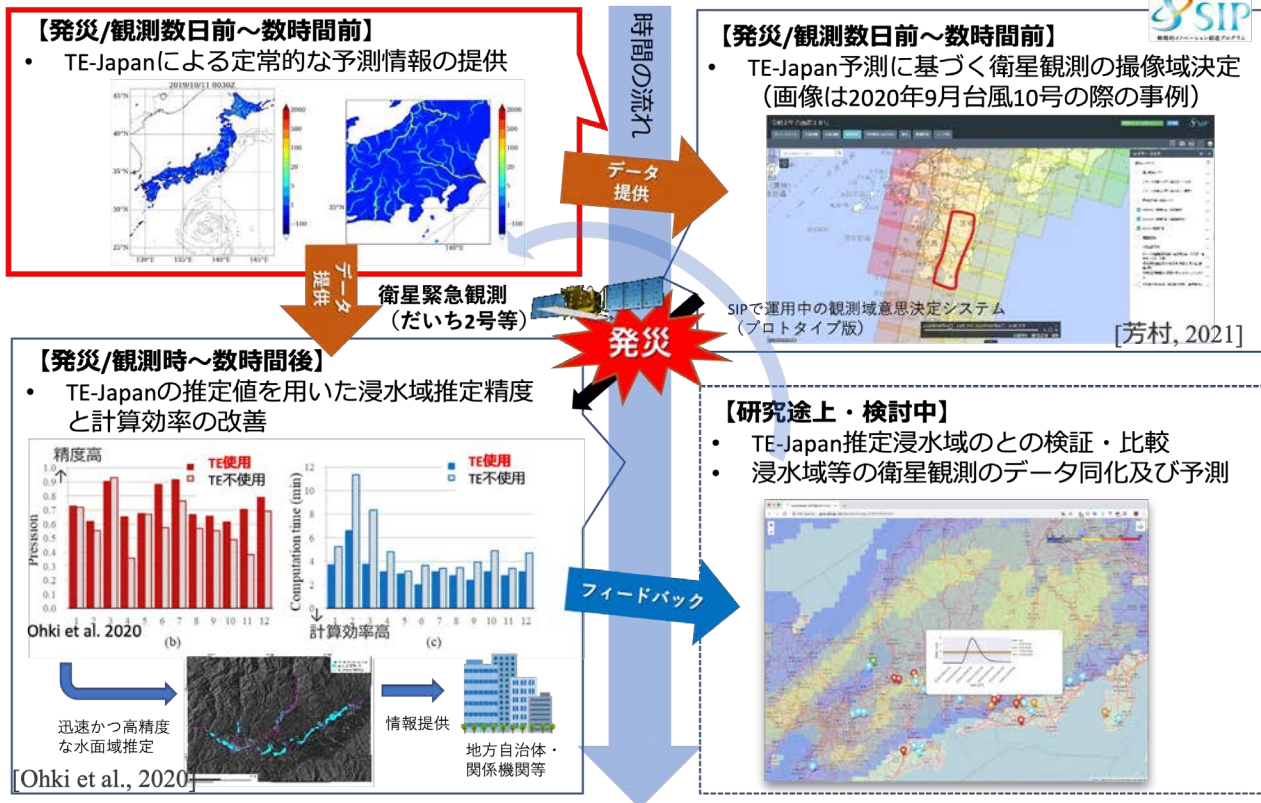


図-13 洪水シミュレーションとSAR水面域観測との融合に関する概念図

注：本稿は、芳村（2021）^{15）}・Ma et al.(2021)^{3）}・新井（2021）^{14）}を、必要に応じて翻訳し、再構成・加筆修正したものである。

参考文献

- 1) United Nations: Global Assessment Report on Disaster Risk Reduction 2015 (GAR2015), 2015.
- 2) 国土交通省: <https://www.mlit.go.jp/common/001301033.pdf>, 2019.
- 3) W. Ma, Y. Ishitsuka, A. Takeshima, K. Hibino, D. Yamazaki, K. Yamamoto, M. Kachi, R. Oki, T. Oki, and K. Yoshimura: Applicability of a nationwide flood forecasting system for Typhoon Hagibis, 2019, Scientific Reports, in revision, 2019.
- 4) R. E. Emerton, E. M. Stephens, R. Pappenberger, T. C. Pagano, A. H. Weerts, A. W. Wood, P. Salamon, J. D. Brown, N. Hjerdt, C. Donnelly, C. A. Baugh, and H. L. Cloke: Continental and global scale flood forecasting systems. Wiley Interdisciplinary Reviews: Water, 3 (3), pp. 391-418, 2016.
- 5) 花崎梨紗, 石塚悠太, 山崎大, 芳村圭: 洪水調節を組み込んだ確率洪水予報システムの構築及び2015年鬼怒川洪水への適用, 土木学会論文集B1(水工学), 75 (2), pp. I_151-I_156, 2019.
- 6) T. Sayama, M. Yamada, Y. Sugawara, and D. Yamazaki: Ensemble Flash Flood Predictions Using a High-Resolution Nationwide Distributed Rainfall-Runoff Model: Case Study of the Heavy Rain Event of July 2018 and Typhoon Hagibis in 2019, 2020. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-40714/v1>.
- 7) D. Yamazaki, D. Ikeshima, J. Sosa, P. D. Bates, G. H. Allen, and T. M. Pavelsky: MERIT Hydro: A high-resolution global hydrography map based on latest topography datasets, Water Resources Research, 55, pp. 5053-5073, 2019.

<https://doi.org/10.1029/2019WR024873>.

- 8) Z. Zajac, B. Revilla-Romero, P. Salamon, P. Burek, F. A. Hirpa and H. Beck: The impact of lake and reservoir parameterization on global streamflow simulation. *Journal of Hydrology*, 548, pp. 552-568, 2017.
- 9) 田中良明, 山崎大: 全球河川モデルに適用可能な物理的洪水防護パラメータの広域自動抽出, 土木学会論文集B1(水工学), 75 (2), pp. I_1099-I_1104, 2019.
- 10) B. Arheimer, R. Pimentel, K. Isberg, L. Crochemore, J. C. M. Andersson, A. Hasan, and L. Pineda: Global catchment modelling using World-Wide HYPE (WWH), open data, and stepwise parameter estimation, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 24, pp. 535–559, 2020.
- 11) L. Alfieri, P. Burek, E. Dutra, B. Krzeminski, D. Muraro, J. Thielen, and F. Pappenberger: GloFAS – global ensemble streamflow forecasting and flood early warning, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 17, pp. 1161–1175, 2013. <https://doi.org/10.5194/hess-17-1161-2013>.
- 12) K. Yoshimura, T. Sakimura, T. Oki, S. Kanae, and S. Seto: Toward flood risk prediction: a statistical approach using a 29-year river discharge simulation over Japan, *Hydrol. Res. Lett.*, 2, pp. 22-26, 2008.
- 13) J. Pekel, A. Cottam, N. Gorelick, and A. S. Belward: High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes, *Nature*, 540, 2016.
- 14) 新井峻太: 合成開口レーダー(SAR)を用いた全球高解像度地表水モニタリング手法の開発, 東京大学工学系研究科, 2021.
- 15) 芳村圭: 数値洪水予測の改善に向けた衛星からの水面域抽出とシミュレーションとの融合, 日本リモートセンシング学会誌, 2021.
- 16) T. Nitta, K. Yoshimura, K. Takata, R. O'ishi, T. Sueyoshi, S. Kanae, T. Oki, A. Abe-Ouchi, and G. E. Liston: Representing variability in subgrid snow cover and snow depth in a global land model: Offline validation, *J. Clim.*, 27, pp. 3318–3330, 2014. <https://doi.org/10.1175/jcli-d-13-00310.1>.
- 17) D. Yamazaki, G. A. M. de Almeida, and P. D. Bates: Improving computational efficiency in global river models by implementing the local inertial flow equation and a vector-based river network map, *Water Resources Research*, 49 (11), pp. 7221-7235, 2013. <https://doi.org/10.1002/wrcr.20552>.
- 18) 石塚悠太: シームレス洪水予測システムの構築に向けて: 全球及び高解像度領域予測システムの開発と検証, 東京大学工学系研究科, 2018.
- 19) D. Yamazaki, et al.: A high-accuracy map of global terrain elevations. *Geophys. Res. Lett.* 44, 5844–5853, 2017.
- 20) D. Yamazaki, et al.: MERIT Hydro: A High-Resolution Global Hydrography Map Based on Latest Topography Dataset. *Water Resour. Res.* 55, 5053–5073, 2019.
- 21) K. Yoshimura, T. Sakimura, T. Oki, S. Kanae, and S. Seto: Toward flood risk prediction: a statistical approach using a 29-year river discharge simulation over Japan. *Hydrol. Res. Lett.* 2, 22–26, 2008.
- 22) L. Ji, P. Gong, J. Wang, J. Shi, and J. Zhu: Construction of the 500-m Resolution Daily Global Surface Water Change Database (2001–2016). *Water Resources Research*, 54, pp. 10,270–10,292, 2018.
- 23) W. Huang, B. De Vries, C. Huang, M.W. Lang, J.W. Jones, I.F. Creed, and M.L. Carroll, M.L.: Automated Extraction of Surface Water Extent from Sentinel-1 Data. *Remote Sensing*, 10, 797, 2018.
- 24) Y. Endo, M. Halabisky, L.M. Moskal, and S. Koshimura: Wetland Surface Water Detection from Multipath SAR Images Using Gaussian Process-Based Temporal Interpolation. *Remote Sensing*, 12, 1756, 2020.
- 25) L. Giustarini, R. Hostache, D. Kavetski, M. Chini, G. Corato, S. Schlaffer, and P. Matgen: Probabilistic Flood Mapping Using Synthetic Aperture Radar Data. *Transactions on geoscience and remote sensing*, 54, 12, 2016.
- 26) A. D'Addabbo, A. Refice, G. Pasquariello, F.P. Lovergine, D. Capolongo, and S. Manfreda: A Bayesian Network for Flood Detection Combining SAR Imagery and Ancillary Data. *Transactions on geoscience and remote sensing*,

54, 6, 2016.

- 27) G.H. Allen and T.M. Pavelsky: Global extent of rivers and streams. *Science*, 361, 6402, 585-588, 2018.
- 28) 六川 修一, 田口 仁, 酒井 直樹: 衛星データ等即時共有システムと被災状況解析・予測技術の開発, 2020. <https://doi.org/10.11440/rssj.40.147>.
- 29) 内閣府: https://www8.cao.go.jp/cstp/stmain/20200826sip_bosai.html, 2020.
- 30) M. Ohki, K. Yamamoto, T. Tadono, K. Yoshimura: Automated processing for flood area detection using ALOS-2 and hydrodynamic simulation data, *Remote Sens.*, 12 (17), p. 2709, 2020. <https://doi.org/10.3390/rs12172709>.