

研究論文

データ同化による浸水位推定手法の提案と 都市型水害での精度検証

廣井 慧^{1,a)} 村上 大輔² 倉田 和己³ 田代 喬³ 篠田 陽一⁴

受付日 2020年2月25日, 採録日 2020年6月22日

概要: 本論文では, 観測機器の設置されていない地点での浸水位の時系列変化を実時間で把握, 予測するための, 状態空間モデルを用いたデータ同化による浸水位推定手法を提案する. 提案するデータ同化手法は, 水位観測と物理モデルから導出した氾濫解析シミュレーションを統合し, 水位観測の行われていない水路において内水氾濫とその浸水拡大過程を推定する手法である. はじめに, 数値解析シミュレーションを用いて様々な降水量のパターンでの浸水予測を行い, 高分解能 (5~10メートル) の精緻な地理空間について, 浸水深を表す状態空間の時系列データのデータセットを事前に構築する. 実際の予測では, 各格子に対する氾濫水の流入量・流出量を, 状態空間モデルの変数として, 多変量解析を行う. 精度評価として愛知県津島市で発生した内水氾濫での観測データを利用する. 土木研究所の開発した氾濫解析シミュレーション NILIM2.0 を用いて, 既往水害で観測された降水量, 河川水位などから数値解析シミュレーションを行い, 対象地区の 5~10メートル格子ごとの浸水過程について 5~10分ごとの時系列データを作成した. 最大 0.60メートルの浸水が発生した愛知県津島市の水路 4地点での観測データに本手法を適用したところ, 数値解析シミュレーションの浸水位では, 実測値と比べ最大 0.60メートルの誤差が生じていたが, 提案する状態空間モデルを用いた予測により 0.09メートル以内に改善した.

キーワード: 水害被害予測, 状態空間モデル, 時空間解析

A Proposal of Data Assimilation Approach for Flood Level Estimation and Evaluation with Urban Flood Disasters

KEI HIROI^{1,a)} DAISUKE MURAKAMI² KAZUMI KURATA³ TAKASHI TASHIRO³ YOICHI SHINODA⁴

Received: February 25, 2020, Accepted: June 22, 2020

Abstract: This paper proposes a method for estimating flood levels by data assimilation using a state space model to determine the spatial-temporal flood expansion process. The method incorporates flood simulation values to analyze the causal relationship with observation data of river water levels. First, we simulate flood scenarios using a flood simulator with various precipitation patterns to construct time series datasets with high spatial resolutions (5-10 m). Then, after estimating the water level in the channels using an auxiliary particle filter, we analyze the inflow and the outflow of flood water for each grid element by improving the state space model to add spatial variables. We evaluated the performance of the proposed method using observation data in Aichi Prefecture, Japan. While the conventional method had an error of approximately 60 cm compared to the observation value, our estimation method using the proposed state space model showed a significant improvement, with an error of less than 9 cm.

Keywords: flood estimation, state space model, spatial-temporal analysis

¹ 京都大学防災研究所
Disaster Prevention Research Institute, Kyoto University,
Kyoto 611-0011, Japan

² 統計数理研究所
The Institute of Statistical Mathematics, Tachikawa, Tokyo
190-8562, Japan

³ 名古屋大学減災連携研究センター
Disaster Mitigation Research Center, Nagoya University,
Nagoya, Aichi 464-8601, Japan

1. はじめに

温暖化の影響により, 地球規模での洪水のリスクが高ま

⁴ 北陸先端科学技術大学院大学
Japan Advanced Institute of Science and Technology, Nomi,
Ishikawa 923-1292, Japan

a) hiroi@dimisis.dpri.kyoto-u.ac.jp

ることが懸念されている。IPCC の第 5 次評価報告書 [1] は、地球温暖化は徐々に進行していると述べており、それに応じて降雨の頻度と激しさが増加する可能性が指摘されている [2], [3]。日本においても、平成 30 年度西日本豪雨や平成 29 年北九州豪雨など多くの死傷者を出した水害が数多く発生している。近年、高精度な気象レーダや河川水位の予測技術が開発され、災害対応に活用されているものの、被災地住民の避難行動には大きな課題が残っている。平成 30 年西日本豪雨では、岡山県倉敷市で大河川の洪水が発生し、事前に避難情報が発表されたにもかかわらず、52 名の死者を出した。

大河川では、水位観測データに基づく予測技術の開発が古くから行われ、現在では精緻な洪水の事前検知が可能となった。一方で、豪雨のあまり排水能力が追いつかず水路などが溢れる現象である内水氾濫は、その被害量が小さいことから、大河川で行われるような水位観測はほとんど行われてこなかった。しかし近年の主な水害被害は、大河川の洪水を検知し避難する時点で、すでに内水氾濫の発生により市街地の多くの道路が冠水して、避難困難な状況となり発生している。

内水氾濫の予測は、一般的に氾濫解析などの数値解析シミュレーションに基づいて行われる。氾濫解析は降水の流出係数、排水路の出水条件などのパラメータを一定と仮定した理想モデルを利用している。たとえば、文献 [4] は、市内の洪水リスクを約 2 メートルの詳細な空間分解能で推定した。文献 [5], [6] は、理論的な水工学モデルを用いて指数ベースの洪水リスクを推定する研究を実施した。しかし、これらの研究は最大冠水位は予測できるが、解析結果と実際の冠水位時系列は異なっており、氾濫発生を検知が難しい。

特に国内で発生する水害被害は、その 9 割以上が観測地点をもたない中小河川で発生しており、今後もこのような被害は継続的に全国各地で生じると考えられる。水害の被害軽減には、観測機器の設置がない地域においても道路の冠水状況把握を行い、大河川の洪水発生前に被災地住民に対し安全な避難経路を生成、提示することが最重要課題の 1 つである。

本論文では、水位観測と物理モデルから導出した氾濫解析シミュレーションを統合し、水位観測の行われていない水路において内水氾濫とその浸水拡大過程を推定するためのデータ同化手法を提案する (図 1)。はじめに、氾濫解析シミュレーションを用いて、連続方程式と運動方程式を計算することによって、高い時空間分解能 (5~10 分, 5~10 メートルごと) で各グリッドの浸水値を算出する。次に、観測データを用いて、補助粒子フィルタで数値解析のシミュレーション結果をデータ同化によって補正する。さらに、氾濫流の空間方向への拡大過程を状態空間モデルを用いて推定する。ここでは、浸水の要因となる氾濫の流入

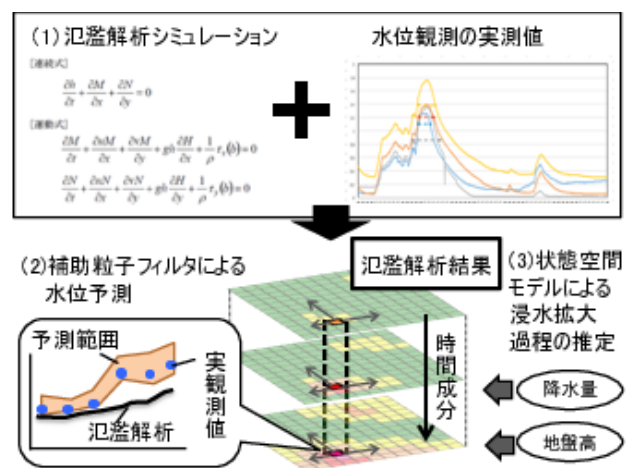


図 1 提案する浸水推定手法

Fig. 1 Proposal of data assimilation approach for flood level estimation.

量を、表面流 (降水量, 地盤高から算出), 水路網, 下水道網の複数の要素に分割して、それぞれの要素ごとに、状態空間モデルを用いる。本論文は、2017 年に愛知県で発生した浸水に対し、4 カ所で観測した氾濫の観測データを用いて、提案手法を適用し、その推定精度を調査する。

2. 関連研究

2.1 河川水位観測に基づく水害予測

河川観測による水位予測技術は古くから研究、実用化されており、大規模な洪水の発生について高精度な予測を実現している [7], [8]。河川水位の予測によって、洪水発生のタイミングやその洪水流出量、市街地への氾濫拡大過程の予測など、水害被害のより精緻な予測に役立てられてきた。また、近年では河川での継続的な観測により、水文学的手法を利用した洪水予測や文献 [9] のほか、流量や流速などの詳細なパラメータを必要としない手法としてカルマンフィルタ [10] やニューラルネットワーク [11], [12], [13] による手法など、より高精度な洪水予測へと応用されている。しかし、上記の手法は観測地点での水位予測が対象であり、観測地点以外の地域での浸水位の推定、予測へ適用することは難しい。超音波やカメラなど様々なセンサを利用した観測機器や観測システム [14], [15], [16] も開発されているものの、河川水位観測は、その導入、運用費用が高額であることや、大掛かりな設備が必要であることから、破堤や越水が懸念される一部の危険箇所の監視に止まっており、観測地点の増設と上記手法の適用には導入コスト、運用コストの面で限界がある。

2.2 数値解析による氾濫拡大過程の推定

市街地の様々な地点で発生する内水氾濫を把握するための手段としていくつかの手法が試みられている。1 つめは、地形解析などを利用して洪水リスクを分析し、あ

らかじめどの場所が危険であるかを把握する手法である。Sinnakaudan ら [17] は、ArcView GIS 拡張した効率的でインタラクティブな洪水リスク分析を行った。この事例では、水面プロファイルを分析することで、パリ川の関連洪水図を作成している。Lyu [18] は、2016 年に広州で発生した洪水事象のデータを利用し、広州地下鉄システムのリスク分析を行い、いくつかの地下鉄駅の脆弱性を示している。

他の手法として、数値解析による氾濫シミュレーションを行い、内水氾濫を含む洪水に対して、リスク分析があげられる。Ernst ら [4] は、詳細な 2 次元浸水モデリングと高解像度地形図を利用した、2 メートルグリッドでのマイクロスケール洪水リスク分析手順を提案した。また、時間的リスク分析法（たとえば、文献 [20], [21]）は、水工学に基づく理論的アプローチで浸水地域の時系列変化を推定する手法である。しかし、流速や粗粒度などのパラメータが必須であるため、レーザ高度計データなどの詳細なデータ測定が必要となる。また、上記の手法はいずれも、時刻を一定と仮定した空間的な氾濫拡大範囲の分析、もしくはある地点における浸水の時間的変化に関する時系列解析のどちらかであり、時間的変化を考慮しつつ、空間的な氾濫拡大過程を精緻に予測することは難しい。

2.3 本論文で対象とする課題とアプローチ

安全な避難経路を知るためには、市街地の道路について状況把握が重要となる。現在の水害の状況把握は、氾濫解析などの数値解析シミュレーションと、低分解能な地上観測データ（降水量、河川水位）によるモニタリングの 2 つの手法に基づいて行われている。数値解析シミュレーションはあらかじめ、ある一定の降水量に対する市街地の氾濫流について微分方程式を用いて解析し、詳細空間（10m 格子など）における冠水位の最大値を算出する。算出結果をもとにして豪雨時の危険箇所が周知されているものの、解析には降水量やその流出係数、排水路の出水条件などのパラメータを一定と仮定した理想的なモデルを利用している。そのため、降水分布や土地利用の複雑な都市域では、解析結果と実際の冠水位が異なってしまい、警報や避難情報の発表前に道路の冠水が発生し、被害につながる。一方で、モニタリングは道路のアンダーパスや河川の破堤が懸念される特定箇所において、危険水位となる閾値を定め、観測データから氾濫の発生を検知する状況把握方法である。これは、実際の被害状況把握が容易であるが、観測地点が限られているという問題がある。

つまり、現在の状況把握手法では観測対象外地域の浸水位の時系列把握、予測は困難であり、河川の洪水、土砂災害の避難が必要となる頃には、市街地に氾濫流が流れ込み避難行動を阻害する事例は少なくない。特に国内で発生する水害被害は、その 9 割以上が観測地点をもたない中小河川で発生しており、今後このような被害は継続的に全国各地

で発生すると考えられる。そのため、都市型水害における被害軽減には、水位観測が行われていない地域においても道路の被害状況把握を行い、被災地住民に対し安全な避難経路を生成、提示することが最も重要な課題であると考えられる。本論文では、都市型水害において、限られた観測データしか入手できないなかで、安全な避難経路、タイミングを知るため、浸水の拡大過程を時間的、空間的に推定する手法を提案する。

3. 状態空間モデルを用いたデータ同化による浸水推定手法の提案

3.1 概要

本論文では、都市型水害の発生時に、安全な避難経路、タイミングを把握するための手段として、状態空間モデルを用いたデータ同化による浸水値推定手法を提案する。これは観測機器が設置されていない地域でも浸水値上昇の時系列変化を推定する手法である。

提案する浸水推定手法の手順を、図 2 に示す。はじめに、過去の豪雨事例の降水データをもとに氾濫解析シミュレーションを行い、10m 格子空間における時系列変化データを作成する。次に、降雨量や河川水位などの観測データを利用し、観測地点での浸水位の時間変化を補助粒子フィルタを用いて逐次的に予測する。観測地点を中心に、各格子の氾濫解析シミュレーション結果を、観測データで補正する状態空間モデルにより、観測対象外地域への氾濫拡大過程を推定、予測する。観測地点では、つねに観測データをもとに予測結果が更新され、その予測結果にしたがって観測対象外地域の拡大過程も更新される。

3.2 推定手法

3.2.1 氾濫解析シミュレーション

数値解析シミュレーションには、既存手法である氾濫解析シミュレーション NILIM 2.0^{*1}を使用する。これは、指定したグリッドごとの地表面の高度、氾濫水の移動を阻害する建物構造、人孔を含む下水道管路、水路を設定し、氾濫流の市街地への流出量を推定する手法である。本論文では、下水道管路内から地表面への溢水、地表面での湛水を対象とした氾濫現象を扱うため、地表面氾濫モデルを利用した。これは、氾濫流を連続方程式と運動方程式で表現し、1 グリッドおきにその流出量を算出する手法となる。NILIM 2.0 では連続方程式は、以下で定義される [22]。

$$\frac{\partial h}{\partial t} + \frac{\partial M}{\partial x} + \frac{\partial N}{\partial y} = 0 \quad (1)$$

また、運動方程式は以下のように表せる。

^{*1} NILIM 2.0: <http://www.nilim.go.jp/lab/rcg/newhp/seika.files/nilim/download/manual.pdf>

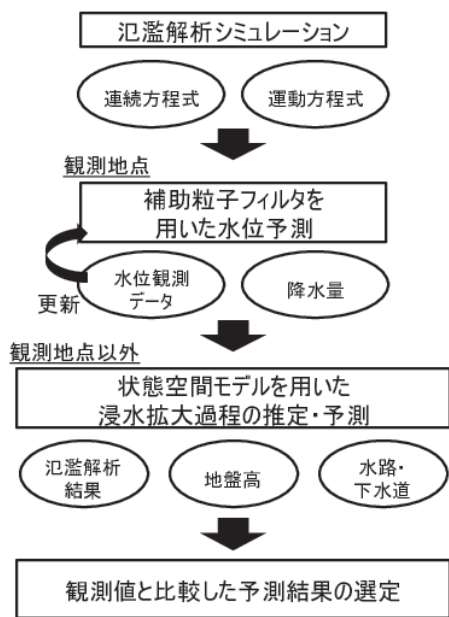


図 2 本浸水推定手法の処理手順
 Fig. 2 Flood level estimation process.

$$\frac{\partial M}{\partial t} + \frac{\partial UM}{\partial x} + \frac{\partial VM}{\partial y} + gh \frac{\partial H}{\partial x} + \frac{1}{\rho} \tau_x(b) = 0 \quad (2)$$

$$\frac{\partial N}{\partial t} + \frac{\partial UN}{\partial x} + \frac{\partial VN}{\partial y} + gh \frac{\partial H}{\partial y} + \frac{1}{\rho} \tau_y(b) = 0 \quad (3)$$

各パラメータは、 H ：水位、 h ：洪水の水深、 U ：流速 (X 方向)、 V ：流速 (Y 方向)、 g ：重力加速度、 ρ ：水密度、 M ：流束 (X 方向)、 N ：流束 (Y 方向) ($M = uh$, $N = vh$) となる。ここで、 $\tau_x(b)$ と $\tau_y(b)$ は次のように定義される。

$$\tau_x(b) = \frac{\rho g n^2 \bar{U} \sqrt{U^2 + V^2}}{h^{\frac{1}{3}}} \quad (4)$$

$$\tau_y(b) = \frac{\rho g n^2 \bar{V} \sqrt{U^2 + V^2}}{h^{\frac{1}{3}}} \quad (5)$$

粗度係数 n は建物の影響を考慮して以下のように表せる。

$$n^2 = n_0^2 + 0.020 \times \frac{\theta}{100 - \theta} \times h^{\frac{4}{3}} \quad (6)$$

(n ：底面粗さ係数、 n_0 ：組成物相当粗さ係数、 θ ：建物占有率) 式 (1)~(3) は、下水管路の内側から地表への流出量と雨水による地表への洪水を考慮して、各グリッドごとの水深 h を算出している。上記の式について、各グリッドへの流入量は隣接グリッドから流入する流束および各格子の建物による流入量への影響を示す。そのため、本手法で提案する状態空間モデルについても、流入量を空間に対し連続で構成することで各格子の浸水値を推定できると考えた。

本論文の手法は大都市やその近郊の 1 市町村を対象範囲とする。対象とする地域に対応する 2 次元空間を D と定義し、 D を d メートルごとの m 個のグリッドに分割する。ここで、各グリッドの位置座標を $s_i \in D$ とする。便宜的に s_i を i と記す。上記の式 (1)~(3) を用いて時点 t における各グリッドの水深を $h_t(i)$ を算出する。

3.2.2 補助粒子フィルタによる観測地点での浸水推定

水路の観測データをもとに、観測地点における時点 t の水路の水位を予測する。本論文では、現在の観測値の影響を考慮し、状態の標本を抽出する補助粒子フィルタを用いた。補助粒子フィルタは、時点 t_1 に得られた粒子 z_t^j ($j = 1, \dots, M$) に補助インデックス o を付加し、時点 t の観測値 y_t に基づき、望ましい \hat{z} を選別したうえで、予測分布 $p(z_t | y_{1:(t-1)})$ を発生させ、重み w_t^i を修正する手法である [23]。初期分布 $p(z_0)$ 、パラメータ π を与え、観測値 $y_{1:T}$ と状態空間モデルに粒子フィルタを適用して、状態を推定する。ここで粒子フィルタによって推定された粒子は z_t^j ($j = 1, \dots, M$) となる。真の状態 z_t と推定された状態 z_t^j の代表値を比較し、粒子フィルタが適切に真の状態を推定できているか確認する。堤防高を水路の水位の上限値として、得られた観測データをもとに予測を行う。グリッド s_k の観測地点で得られた予測結果を $l_{1:T}^{(k)}$ とする。

3.2.3 状態空間モデルによる浸水拡大過程の推定

次に、補助粒子フィルタでの推定結果と算出したシミュレーション結果について、状態空間モデルを用いて浸水の拡大過程を予測する。状態空間モデルとは、実際の状態を表す変数と、実際に観測できる変数の関係性を式で表したものをいい、状態を表す変数が時刻 t に依存してどのように変化していくかを表現する。

本論文では、状態空間モデルを氾濫流に影響する要素を用いて構築したうえで、モデル式に空間成分を導入することによって、状態空間モデルを空間方向に拡張する。空間成分は、時刻 t における観測地点と浸水位を求めたいグリッドの空間的な関係性を表した隣接行列で、状態空間モデル内の各要素の係数として導入する。

はじめに時刻 t において、観測地点で得られた観測値 $y_t^{(i)}$ からグリッド s_k の浸水を推定する。ここで観測地点を含むグリッドを s_k とする ($k = 1, 2, 3, \dots, m$)。この観測値は、グリッド s_i での氾濫解析シミュレーション結果 $h_t(s_i)$ の観測方程式と、観測地点での氾濫解析シミュレーションと観測値との差分の観測方程式で表現する。浸水位推定の状態空間モデルを式 (7), (8), (9) で定義する。

$$y_t^{(i)} = S_t r_t^{(i)} + G_t^{(i)} x_t^{(i)} + e_t^{(i)} \quad (7)$$

$$r_t^{(i)} = r_{t-1}^{(i)} + v_t^{(i)} \quad (8)$$

$$x_t^{(i)} = x_{t-1}^{(i)} + u_t^{(i)} \quad (9)$$

氾濫解析シミュレーションと観測値の関係性について以下のような考えのもと、上記の式を構築した。ここで、 S_t は各グリッド i の氾濫解析シミュレーション結果となる。この S_t を氾濫流に影響を与える要素の関係性によって修正する。補正に用いる項 $x_t^{(i)}$ は流入/流出に関連する値によって定義する。 S_t の導出に用いた式 (1)~(3) は、地表面の氾濫流から道路上の浸水深を導出する計算式であり、実

際の氾濫流は流入量と流出量の差分で示される。各グリッドに対する流入量は、降水からの湛水、隣接グリッドからの流入、河川や水路からの溢水、下水道からの噴き出す溢水の合計値となる。流出量は、隣接グリッドへの流出、下水道への流出の合計値で示される。隣接グリッドへの流入出は、グリッドどうしの地盤高の差分によって決定する。そのため、本論文では降水からの湛水、隣接グリッドへの流入出、水路や下水道からの溢水を、氾濫流に影響する要素として用いることとした。ここで、 $\mathbf{r}_t^{(i)}$ は、時刻 t での状態、 $\mathbf{v}_t^{(i)}$ はノイズを示す。

$\mathbf{G}_t^{(i)} \mathbf{x}_t^{(i)}$ の項は、流入量/流出量の合計を示しており、以下のように定義する。これは、上記状態空間モデルに対する線形回帰の説明変数である。 $\mathbf{x}_t^{(i)}$ は、氾濫解析シミュレーション結果と観測値の差分であり、

$$\mathbf{x}_t = \begin{bmatrix} x_t^{(1)} \\ x_t^{(2)} \\ \vdots \\ x_t^{(n-1)} \\ x_t^{(n)} \end{bmatrix} \quad (10)$$

で示される。 $\mathbf{u}_t^{(i)}$ は、時刻 t でのノイズを示す。

$\mathbf{G}_t^{(i)}$ は空間成分を示す隣接行列である。影響を与えるグリッドとの関係を示す値が行に、影響されるグリッドとの関係を示す値が列に示される。降水からの湛水については、降り始めから時刻 t までに各メッシュにおける合計降水量について、対象グリッドの値を 1 とした割合によって隣接行列を作る。

隣接グリッドへの流入出については、各グリッドの地盤高の差を 8 近傍ラプラシアンフィルタを用いて算出する。対象地域について位置 (x', y') に存在する各グリッドについてグリッドの標高値を $A(x', y')$ として、係数 $g(x', y')$ を

$$g(x', y') = \sum_{p=-1}^1 \sum_{q=-1}^1 a(x', y') A(x'+p, y'+q) \quad (11)$$

で算出する。 $a(x', y')$ はフィルタ係数であり、 $p=0, q=0$ のとき -8 、それ以外のときを 1 とする。得られた係数 $g(x', y')$ について、対象グリッド s_i の要素を 1 とした隣接行列を作成する。

水路および下水道については、それぞれネットワークを作成し、隣接行列を作成する。はじめに水路について、同一水路が存在するグリッドをノードとした無向グラフを作り、隣接行列へと変換する。すべての水路について同様に隣接行列を作成し成分を足し合わせたものを水路についての空間成分として用いる。下水道についても同様に無向グラフから隣接行列を作成した。

式 (7) では、ここまでで算出した空間成分のそれぞれを係数とした $\mathbf{x}_t^{(i)}$ について、氾濫解析シミュレーション結果に線形に足し合わせることで、各グリッド i の浸水位を

予測する。ここで、 $y_t^{(i)}$ については、観測地点で得られた観測値を用いることで、時刻 t における各グリッド s_i の浸水位を推定する。時刻 $t+T$ の $\mathbf{x}_t^{(i)}$ および補助粒子フィルタで算出した予測値 $l_t^{(k)}$ を用いて、上記の処理を繰り返して、観測地点以外の浸水位の予測を行い、予測値の水位時系列 $l_{1:T,k}^{(i)}$ を得る。

3.2.4 予測結果の選定

上記の状態空間モデルは、1つの観測地点から得られる観測データを利用して算出するため、観測地点と同数の時系列データが得られる。これらの時系列データを実際の観測データと比較し、最も実際の観測値に近似する値を予測結果として選定する。比較には Root Mean Squared Error (RMSE) を利用する。時刻 t の時点で時刻 $t+T$ におけるグリッド s_i の浸水位を予測する場合、

$$\min \left\{ \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (w_{t,k}^{(i)} - o_{t,k}^{(i)})^2} \mid k \in \mathbb{N} \right\} \quad (12)$$

となる $l_{t+T,k}^{(i)}$ を、予測値 $L_{t+T}^{(i)}$ として選定する。

4. 評価実験

4.1 使用データ

本論文では、2017年10月22日から23日にかけて、台風23号による降雨により、愛知県津島市を対象としデータを収集した。このデータと当日の雨量を用いてシミュレーションした氾濫解析の結果を用いて状態空間モデルによる浸水推定手法を適用する。推定には対象地域の同一下水道供用区域内4カ所に設置した圧力式のセンサから収集した5分おきの水路での水位観測データを用いる。観測地点1と2、観測地点3と4はそれぞれ同一水路にある。観測地点1と2の管路距離は約500メートル、3と4は約600メートルであり、水路どうしは500メートル程度の距離がある。観測地点間に水門は存在しない。また、観測地点4カ所とも国土地理院数値標高モデルで示される標高値は同一の値を示しており、高低差は0.30メートル以内である。観測地点4は観測地点の付近で下水道と合流している。水路の幅はそれぞれ2メートル程度であり、底面から道路までの高さは1.01メートル、1.14メートル、0.72メートル、1.28メートル、通常的水位は0.06メートル、0.07メートル、0.16メートル、0.31メートルである。設置したセンサでそれぞれ、水路から水が溢れ、道路を基点として最大0.26メートル、0.25メートル、0.63メートル、0.48メートルの浸水位を確認した。対象地点の最近傍の降水計（愛知県愛西観測所）では、23時に32mm/hの降雨を観測した。

4.2 氾濫解析シミュレーションの結果と観測値との比較

この降水の観測データを入力値として氾濫解析シミュレーション NILIM 2.0 を用いて解析した結果を図 3 に示す。青線は4地点でモニタリング機器によって観測した浸

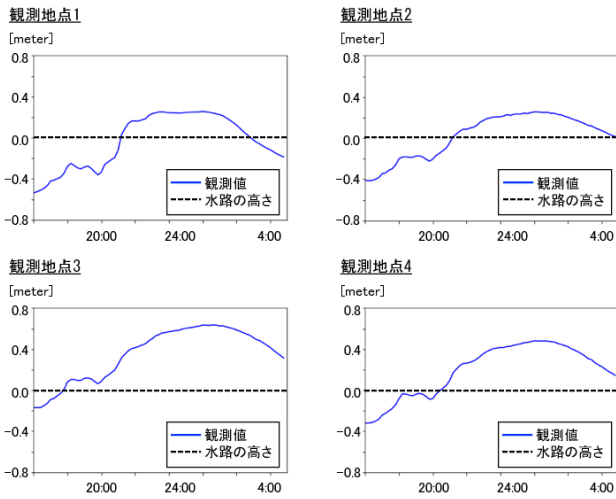


図 3 水路での観測結果

Fig. 3 Observation results of water channel.

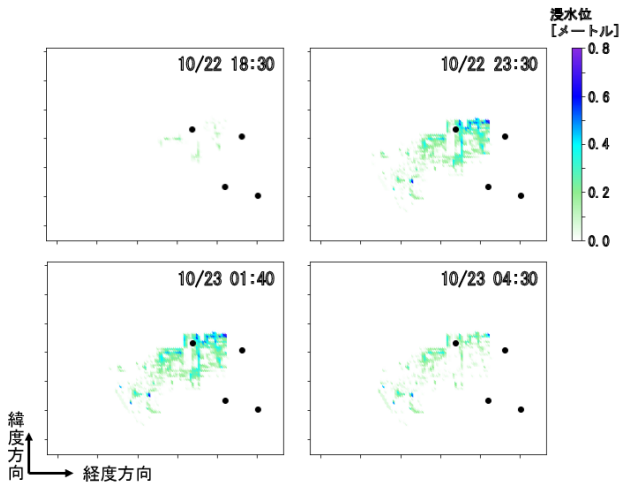


図 4 氾濫解析シミュレーションの結果

Fig. 4 Results of flood simulation.

水深の値を示している。各地点で、23:30 から 2:00 の間に水位はピークとなり、その後減少した。一方で、これらの 4 地点でのシミュレーション値を調べると各点とも浸水は発生しておらず、その水位は 0 メートルであった。

この降水の観測データを入力値として氾濫解析シミュレーションを用いて解析した結果を図 4 に示す。4 カ所の観測地点は黒丸で示している。シミュレーションでの浸水位は、カラーバーに表示されている値で示される。18:00 の時点では、浸水が市街地のいくつかの地点で発生し、その浸水位は 0.4~0.6 メートルであった。18:00, 20:00, 22:00 と時間経過とともに浸水範囲は徐々に拡大している。最終的にシミュレーション結果から、対象地域では最大 0.6 メートルの浸水があったが、観測地点 4 カ所でのシミュレーション結果では、浸水深が 0 メートルであった。氾濫解析シミュレーションは既存手法として広く用いられているが、この従来の手法で解析した結果は、実際の浸水位と異なった値を示す可能性があることを示唆した。

表 1 水位推定に関する RSME [メートル]

Table 1 RMSE of water level estimation [meter].

	観測地点 1	観測地点 2	観測地点 3	観測地点 4
$t + 10$	0.00	0.00	0.00	0.00
$t + 20$	0.02	0.01	0.02	0.03
$t + 30$	0.03	0.04	0.04	0.04

4.3 水路での水位の補助粒子フィルタ

水路の水位観測データに対し、補助粒子フィルタを行った結果を表 1 に示す。愛知県の水路 4 カ所で観測した水位に対し、補助粒子フィルタを適用し、実際の観測値との誤差を RMSE を用いて算出した。本論文では時刻 t の観測データを用いて、時刻 $t+10$, $t+20$, $t+30$ の水位を推定している。 $t+10$ のとき、4 カ所の観測地点すべて RMSE は 0.00 メートルとなり、実際の観測値との差は見られなかった。 $t+20$, $t+30$ ではすべての観測地点において誤差が生じ、RMSE は最大で 0.04 メートルとなった。この結果から、水位観測を実施している地点において、補助粒子フィルタを用いた水位予測は高精度に行えることが分かった。

4.4 状態空間モデルによる浸水拡大過程の結果

次に状態空間モデルを用いて、浸水位 $l_{t,k}^{(i)}$ を予測した。状態空間モデルは、時刻 $t+30$ の水位を予測する補助粒子フィルタにて氾濫が発生したと予測された 21:00 から開始している。青線は実際に観測された観測水位を示し、赤線は状態空間モデルを使って予測した水位を示している。水位は、道路からの浸水位の高さを示す。図 5 に示す観測地点 1 (入力データ数 3) は観測地点 2, 3, 4 の水位時系列データを使って、予測した観測地点 1 の結果、観測地点 1 (入力データ数 2) は観測地点 3, 4 の水位時系列データを使って、予測した観測地点 1 の結果を示す。観測地点 1 (入力データ数 2) には同一水路上の観測データは含まれないが、両者の予測結果に大きな差は見られなかった。また予測結果は、水位が上昇する時点、水位が減少する時点について、観測値とはずれが生じた。これは、状態空間モデルによる推定が開始する浸水位の低い時点では、氾濫解析結果と地盤高の入力値が影響を及ぼしたためと考えられる。実際の氾濫が発生してからの予測値と観測値ではその差は 0.2 メートル以内となった。

図 5 に示す観測地点 2 (入力データ数 3) は観測地点 1, 3, 4 の水位時系列データを使って、予測した観測地点 2 の結果、観測地点 2 (入力データ数 2) は観測地点 3, 4 の水位時系列データを使って、予測した観測地点 2 の結果を示す。観測地点 2 (入力データ数 2) には同一水路上の観測データは含まれない。観測点 1 の予測と同様に、同一水路の観測データを使用した場合と使用しない場合で予測結果はほぼ同等となった。予測結果は、水位が上昇する時点で、観測値とはずれが生じており、観測点 3 (入力データ数 3),

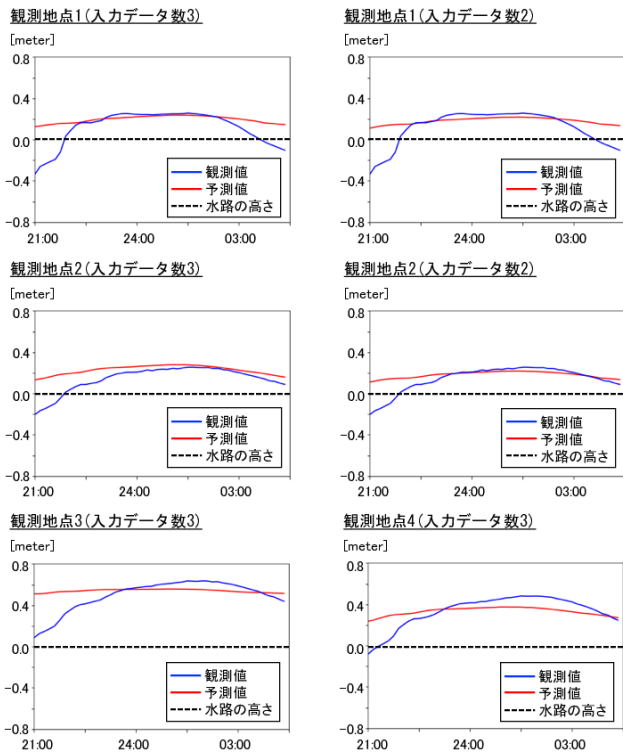


図 5 状態空間モデルによる浸水の予測結果

Fig. 5 Flood level prediction results using state space model.

観測点 4 (入力データ数 3) でも水位の上昇および減少について同様の傾向が見られた。観測地点 3 では、実際の氾濫発生時には、すでに水位上昇が発生していると予測されたが、水位上昇が予測されず結果的に 0.4 メートルほどの誤差があった。また、観測地点 4 では、実際に氾濫発生が発生した際、すでに 0.2 メートル近い氾濫が起きてしていると予測された。また、水位の上昇、減少傾向についても観測地点 3 と同様に観測値との差が生じた。しかし、氾濫発生直後、水位減少時を除けば、つねに 0.2 メートル以内での浸水位予測が行えていることが分かる。このことから、観測地点 1 と観測地点 2 については、異なる水路の観測データを利用した状態空間モデルを用いた手法でも、観測対象外地域の水位を推定・予測できる可能性がある。しかし、すべての観測地点について浸水位の上昇、減少時点では観測値に見られるような浸水位の上昇、下降が見られず、誤差が大きかった。

状態空間モデルを用いて、予測した浸水位の結果を表 2 に示す。これは、異なる水路上に設置された観測機器のデータを利用した推定となる。観測地点 1、観測地点 2、観測地点 3、観測地点 4 のうち、3 カ所を状態空間モデルの入力データとした場合、2 カ所を入力データとした場合、1 カ所を入力データとした場合のそれぞれの平均を示す。たとえば、2 カ所を入力データとする場合では、観測地点 2 と観測地点 3 の水位時系列データをもとにそれぞれ観測地点 1 の水位を予測する。同様に、観測地点 3 と観測地点 4 の水位時系列データおよび観測地点 2 と観測地点 4 の水位

表 2 浸水の拡大過程の推定に関する RMSE [メートル]
Table 2 RMSE of flood expansion process estimation [meter].

(a) 入力データ数 : 3

	観測地点 1	観測地点 2	観測地点 3	観測地点 4
$t + 10$	0.18	0.10	0.06	0.06
$t + 20$	0.17	0.04	0.09	0.15
$t + 30$	0.05	0.10	0.13	0.13

(b) 入力データ数 : 2

	観測地点 1	観測地点 2	観測地点 3	観測地点 4
$t + 10$	0.18	0.16	0.07	0.08
$t + 20$	0.17	0.18	0.09	0.24
$t + 30$	0.13	0.13	0.14	0.15

(c) 入力データ数 : 1

	観測地点 1	観測地点 2	観測地点 3	観測地点 4
$t + 10$	0.18	0.15	0.08	0.13
$t + 20$	0.17	0.29	0.10	0.34
$t + 30$	0.22	0.24	0.16	0.18

時系列データをもとに、それぞれ観測地点 1 の水位を予測し、3つの平均を予測水位とする。

得られた予測水位から、それぞれの場合において実際の観測データとの RMSE を算出した。RMSE の算出には状態空間モデルが適用された 21:00 から翌 4:30 までの観測値、予測値を用いる。RMSE の算出には状態空間モデルが適用された 21:00 から翌 4:30 までの観測値、予測値を用いる。表 2 (a) に示す、3カ所を状態空間モデルの入力データとした場合、RMSE は 0.05~0.18 メートルであり、比較的よい精度での予測が行えた。 $t + 10$, $t + 20$, $t + 30$ を比較すると、RMSE が最大となったのは、 $t + 10$ の観測地点 1 であり、最小となったのは $t + 20$ の観測地点 2 だった。表 2 (b) の 2カ所を入力データとした場合では、RMSE は 0.09~0.24 メートルの範囲となり、表 2 (a) より全体的な精度が低下した。特に $t + 20$ の観測地点 4 では、0.24 メートルと大きな値を示した。さらに、1カ所を入力データとした表 2 (c) では、全体的に RMSE は大きくなり、0.10~0.34 メートルとなった。

観測地点ごとに比較すると、すべての観測地点において、 $t + 10$ の方が $t + 30$ よりも RMSE は小さく、精度がよくなる傾向にある。また、観測地点 2, 3, 4 では、入力データ数が少ないほど精度が低下した。観測地点 4 では、 $t + 20$ のとき 0.24 メートル、 $t + 30$ のとき 0.34 メートルと大きな誤差が生じた。一般に、流速を低く見積もっても歩行困難となる浸水深は 0.30 メートルと考えられている [24]。観測地点 4 で生じた誤差は 0.30 メートルを超えており、歩行困難の判断に影響を生じるため、改善の必要がある。

4 地点の水位時系列データを状態空間モデルに適用した際の、時刻 t での対象地域全体の浸水拡大過程の推定結果

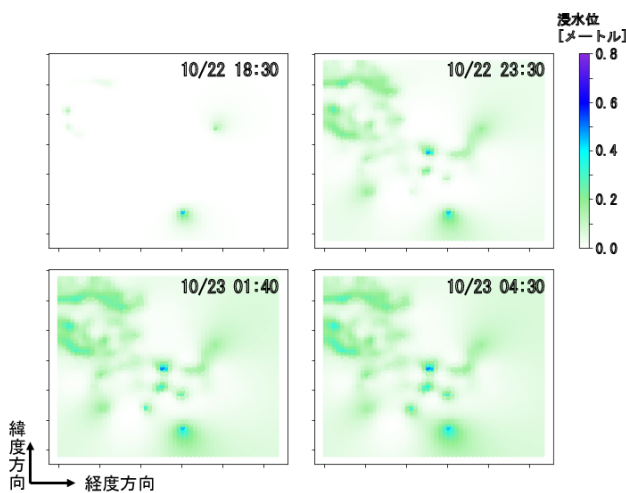


図 6 対象地域における浸水の拡大過程の推定結果

Fig. 6 Estimation results of flood expansion process.

表 3 浸水位の予測結果の RMSE [メートル]

Table 3 RMSE of flood level prediction results [meter].

	観測地点 1	観測地点 2	観測地点 3	観測地点 4
$t + 10$	0.06	0.09	0.05	0.06
$t + 20$	0.06	0.01	0.08	0.06
$t + 30$	0.05	0.04	0.08	0.07

を図 6 に示す。観測データが 4 地点のみしかないので、観測を行っていない地点での精度の評価を行うことはできないが、全体として対象地域の各所で浸水が発生し、徐々に拡大していく様子が分かる。また、極端に水位が高く推定された地点は見られなかった。今後は、浸水の拡大過程を高精度に推定するため、観測データを増やし、対象地域全体での浸水拡大過程の推定を行う。

4.5 浸水位の予測結果

RMSE により $l_{t,k}^{(i)}$ から算出した最小値の時系列データを予測値 $L_{t+T}^{(i)}$ として選定した。表 3 に、予測値と実際の観測値の RMSE を示す。すべての観測地点で RMSE は 0.09 メートル以内となり、最小 RMSE は 0.01 メートル、最大 RMSE は 0.09 メートルであった。状態空間モデル適用後の $l_{t,k}^{(i)}$ には最大 0.34 メートルの大きな誤差があったが、時刻 t の時点での RMSE を比較し、より誤差の小さい観測地点のデータを用いた状態空間モデルを選択したことにより、予測結果には大幅な改善が見られた。氾濫解析シミュレーションのみを用いた従来の手法で予測された水位は 0 メートルであり、観測値と比較して最大 0.60 メートルの誤差が生じていたことから、本論文で提案した手法は従来手法より高精度に浸水拡大過程が予測できる可能性があることが分かった。

内水氾濫の発生と拡大には、水路どうしの構造や、水路の幅、底面からの高さ、標高、合流点の有無、水門の開閉状況など数多くの要因が影響すると考えられる。本論文で

は、水門のない水路を対象に、同一の水路（下水道との合流点なし）として観測地点 1, 2, 同一の水路（合流点あり）として観測地点 3, 4 における観測データを利用して、本手法を適用した。その結果、同一の水路（下水道との合流点なし）、同一の水路（合流点あり）、異なる水路（下水道との合流点なし）、異なる水路（合流点あり）での実際の観測データを使用したデータ同化においてほとんど同程度の誤差での性能を示すことが分かった。今後は、本論文で使った観測地点以外にも、標高や水門の開閉状況など他の条件に対しても、実際の観測データを用いた性能評価と検証を行う必要がある。

5. まとめ

本論文では、観測機器の設置されていない地点での浸水位の時系列変化を実時間で把握、予測するための、状態空間モデルを用いたデータ同化による浸水位推定手法を提案した。世界的に豪雨や洪水の程度・頻度の増加が指摘されているが、現在の状況把握手法では観測対象外地域の把握は困難である。特に国内で発生する水害被害は、その 9 割以上が観測地点をもたない中小河川で発生しており、状況把握が困難であることに起因する被害発生は継続的に全国各地で起きると考えられる。本論文で提案する手法は、都市型水害における被害軽減を目指し、観測対象外地域においても道路の被害状況把握を行い、被災地住民に対し安全な避難経路を生成、提示することを目的に、都市型水害において、水位観測が行われていない地点での浸水位を知るため、浸水の拡大過程の時間的、空間的な変化を推定、予測する手法である。

本手法は数値解析と観測データを組み合わせた手法であり、事前に算出した数値解析による氾濫解析シミュレーションと、補助粒子フィルタにより予測した観測地点での水位時系列データを用いる。氾濫解析結果を観測地点での水位時系列データで補正することで、浸水の拡大過程を推定、予測する状態空間モデルを提案した。状態空間モデルに、氾濫の流入、流出に影響を与える要素を空間成分として導入することで、観測地点以外の地点における浸水位の推定、予測を可能にしている。

愛知県津島市で発生した内水氾濫での観測データを利用して、提案手法の性能評価を行ったところ、補助粒子フィルタを用いた観測地点での水位予測結果の RMSE は 0.00～0.04 メートルとなった。この結果に対し、提案する状態空間モデルを適用したところ、観測地点以外の地点では最大 0.09 メートル程度の誤差での予測が可能であった。以上の結果から、提案手法による浸水位予測は、従来手法として用いた氾濫解析シミュレーションと比較し、大幅な改善が見られ、観測機器の設置がない地点の浸水把握に役立つと考えられる。

今後は、観測地点を増設し、より広範囲に対して本手法

の精度評価を行うとともに、水路や下水道管路の幅などより氾濫の流入、流出を説明するデータを状態空間モデルの説明変数として取り入れ、高精度な推定を目指す。特に観測地点3において実際の氾濫発生後に補助粒子フィルタによる氾濫の予測が行われていること、すべての観測点において浸水位上昇時の予測精度が低いことに対しては、状態空間モデルの適用条件の改良や浸水位が低い時点での推定・予測の精度向上を検討する必要がある。さらに、状態空間モデルに取り入れた空間成分に応じて、安全な避難経路の生成、提示に十分な精度を担保できる観測地点の設置条件について検討する。

謝辞 本論文開発は総務省SCOPE(受付番号172106102)の委託およびJSPS科研費JP19K20414の助成を受けたものです。氾濫解析に必要な下水道施設の情報については、津島市上下水道部に提供いただきました。

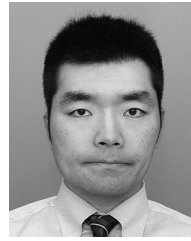
参考文献

- [1] Intergovernmental Panel on Climate Change Fifth Assessment Report (AR5) (2018), available from (<https://www.ipcc.ch/report/ar5/>) (accessed 2019-02-19).
- [2] Milly, P.C.D., Wetherald, R.T., Dunne, K.A. and Delworth, T.L.: Increasing Risk of Great Floods in a Changing Climate, *Nature*, Vol.415, No.6871, p.514 (2002).
- [3] Hirabayashi, Y., Mahendran, R., Koirala, S., Konoshima, L., Yamazaki, D., Watanabe, S., Kim, H. and Kanae, S.: Global Flood Risk under Climate Change, *Nature Climate Change*, Vol.3, No.9, p.816 (2013).
- [4] Ernst, J., Dewals, B.J., Detrembleur, S., Archambeau, P., Erpicum, S. and Piroton, M.: Micro-scale Flood Risk Analysis based on Detailed 2D Hydraulic Modelling and High Resolution Geographic Data, *Natural Hazards*, Vol.55, No.2, pp.181-209, Springer (2010).
- [5] Saudi, A.S.M., Ridzuan, I.S.D., Balakrishnan, A., Azid, A., Shukor, D.M.A. and Rizman, Z.I.: New Flood Risk Index in Tropical Area Generated by using SPC Technique, *Journal of Fundamental and Applied Sciences*, Vol.9, No.4S, pp.828-850 (2017).
- [6] Silva, S.F., Martinho, M., Capitão, R., Reis, T., Fortes, C.J. and Ferreira, J.C.: An Index-based Method for Coastal-flood Risk Assessment in Low-lying Areas (Costa de Caparica, Portugal), *Ocean & Coastal Management*, Vol.144, pp.90-104, Elsevier (2017).
- [7] Pulvirentia, L., Chinib, M., Pierdicca, N., Guerrieroc, L. and Ferrazzolic, P.: Flood Monitoring using Multi-temporal COSMO-SkyMed Data: Image Segmentation and Signature Interpretation, Remote Sensing of Environment, Vol.115, No.4, pp.990-1002 (2011).
- [8] Basha, E.A., Ravela, S. and Rus, D.: Model-based Monitoring for Early Warning Flood Detection, *Proc. 6th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems (SenSys)*, pp.295-308 (2008).
- [9] Elshorbagy, A., Corzo, G., Srinivasulu, S. and Solomatine, D.: Experimental Investigation of the Predictive Capabilities of Data Driven Modeling Techniques in Hydrology—part 2: Application, *Hydrology and Earth System Sciences*, Vol.14, pp.1943-1961 (2010).
- [10] Adnan, R., Ruslan, F.A., Samad, A.M. and Zain, Z.M.: Artificial Neural Network Modelling and Flood Water Level Prediction using Extended Kalman Filter, *Proc. 2012 IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering*, pp.535-538 (2012).
- [11] Rafieeinassab, A., Norouzi, A., Kim, S., Habibi, H., Nazari, B., Seo, D., Lee, H., Cosgrove, B. and Cui, Z.: Toward High-resolution Flash Flood Prediction in Large Urban Areas – Analysis of Sensitivity to Spatiotemporal Resolution of Rainfall Input and Hydrologic Modeling, *Journal of Hydrology*, Vol.531, part 2, pp.370-388 (2015).
- [12] Ruslan, F.A., Samad, A.M., Zain, Z.M. and Adnan, R.: Flood Prediction using NARX Neural Network and EKF Prediction Technique: A Comparative Study, *Proc. IEEE 3rd International Conference on System Engineering and Technology (ICSET)*, pp.203-208 (2013).
- [13] Hiroi, K. and Kawaguchi, N.: FloodEye: Real-time Flash Flood Prediction System for Urban Complex Water Flow, *Proc. 2016 IEEE SENSORS*, pp.1-3 (2016).
- [14] Islam, M.A., Islam, T., Syrus, M.A. and Ahmed, N.: Implementation of Flash Flood Monitoring System based on Wireless Sensor Network in Bangladesh, *Proc. IEEE 2014 International Conference on Informatics, Electronics & Vision (ICIEV)*, pp.1-6 (2014).
- [15] Mousa, M., Oudat, E. and Claudel, C.: A Novel Dual Traffic/Flash Flood Monitoring System Using Passive Infrared/Ultrasonic Sensors, *Proc. IEEE 12th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS)*, pp.388-397 (2015).
- [16] Khan, F., Memon, S., Jokhio, I.A. and Jokhio, S.H.: Wireless Sensor Network based Flood/Drought Forecasting System, *Proc. IEEE Sensors 2015*, pp.1-4 (2015).
- [17] Sinnakaudan, S.K., Ghani, A.A., Ahmad, M.S.S. and Zakaria, N.A.: Flood Risk Mapping for Pari River Incorporating Sediment Transport, *Environmental Modelling & Software*, Vol.18, No.2, pp.119-130, Elsevier (2003).
- [18] Lyu, H.M., Sun, W.J., Shen, S.L. and Arulrajah, A.: Flood Risk Assessment in Metro Systems of Megacities using a GIS-based Modeling Approach, *Science of the Total Environment*, Vol.626, pp.1012-1025, Elsevier (2018).
- [19] Hunter, N.M., Bates, P.D., Horritt, M.S. and Wilson, M.D.: Simple Spatially-distributed Models for Predicting Flood Inundation: A Review, *Geomorphology*, Vol.90, No.3-4, pp.208-225, Elsevier (2007).
- [20] Horritt, M.S. and Bates, P.D.: Evaluation of 1D and 2D Numerical Models for Predicting River Flood Inundation, *Journal of Hydrology*, Vol.268, No.1-4, pp.87-99, Elsevier (2002).
- [21] Rozalis, S., Morin, E., Yair, Y. and Price, C.: Flash Flood Prediction using an Uncalibrated Hydrological Model and Radar Rainfall Data in a Mediterranean Watershed under Changing Hydrological Conditions, *Journal of Hydrology*, Vol.394, Vol.1-2, pp.245-255 (2010).
- [22] 国土技術政策総合研究所水害研究室: NILIM2.0年行き叛乱解析モデルマニュアル, 入手先 (<http://www.nilim.go.jp/lab/rcg/newhp/seika.files/nilim/download/manual.pdf>) (参照 2019-02-19).
- [23] 矢野浩一: 粒子フィルタの基礎と応用: フィルタ・平滑化・パラメータ推定, 日本統計学会誌, Vol.44, No.1, pp.189-216 (2014).
- [24] 国土交通省, 避難行動における限界条件の設定, 入手先 (<https://www.mlit.go.jp/river/basic.info/jigyo.keikaku/saigai/tisiki/chika/tech.html>) (参照 2019-02-19).



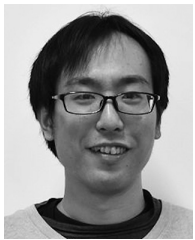
廣井 慧 (正会員)

2004年東北大学工学部電子工学専攻卒業。同年東日本電信電話株式会社入社。2014年慶應義塾大学大学院メディアデザイン研究科博士(メディアデザイン学)。名古屋大学未来社会創造機構特任助教,同大学工学研究科助教を経て,2020年から京都大学防災研究所准教授。防災情報システム,災害情報の時空間解析の研究に従事。



田代 喬

2004年土木研究所専門研究員。2006年名古屋大学大学院工学研究科助手,同大学院環境学研究科准教授,同減災連携研究センター寄附研究部門准教授を経て,同減災連携研究センター特任教授として現在に至る。2017年より名古屋大学減災連携研究センター副センター長。博士(工学)。水害を軽減するための流域保全技術,産官民と連携したライフライン・システムの減災に関する調査研究に従事。



村上 大輔

2014年3月筑波大学大学院・システム情報工学研究科修了。博士(工学)。2017年7月まで国立環境研究所・地球環境研究センターの特別研究員。その後,2018年3月まではモデリング研究系,4月以降はデータ科学研究系の助教として統計数理研究所に所属。主な研究テーマは時空間統計モデリング,大規模データモデリング,都市・環境分析。統計ソフトウェアRのパッケージ開発や,全球の空間詳細な将来人口・GDPシナリオの推計・公開等も行う。



篠田 陽一

1988年東京工業大学助手,北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科助教授を経て,同大学院大学教授として現在に至る。2006年情報通信研究機構情報通信セキュリティ研究センター長(兼務),2007年より内閣官房情報セキュリティセンター補佐官(兼務)。博士(工学)。情報環境,ネットワーク分散情報システム,ソフトウェア開発環境に従事。



倉田 和己

名古屋大学大学院環境学研究科修了後,ソフトウェア開発企業でWebGISの開発および防災情報システムの開発に従事。2012年名古屋大学減災連携研究センター寄附研究部門助教,2017年より同センター特任准教授となり現在に至る。博士(工学)。専門は災害情報で,GISを基盤とした災害教訓のアーカイブ,ヒューマンセンシングシステム,人流や車両ビッグデータの利活用等技術開発と社会実装に従事。