# 敵対的生成ネットワークによる洪水氾濫浸水域の推定 Estimation of Flood Inundation Area with Conditional Generative Adversarial Networks

一言正之*1			
Masayuki HITOKOTO			

荒木 光一<sup>\*2</sup> Kouichi ARAKI 古木 宏和<sup>\*1</sup> Hirokazu FURUKI

<sup>1</sup> 日本工営株式会社 Nippon Koei Co., Ltd. \*2 五大開発株式会社 Godai Kaihatsu Co., Ltd

In the event of a flood disaster, grasping the inundated area is important for appropriate evacuation behavior and disaster prevention activities. This research aimed at predicting the inundation area instantaneously from inundation observation information at the time of a flood disaster. First, physically based flood inundation simulation was implemented under various conditions. Pseudo observation data of inundation was prepared by randomly extracting the inundation depth from the calculation mesh of the inundation. Using pix2pix, we constructed a predictor to estimate the inundation depth distribution from observation information. The constructed model shown reasonable predicted inundation range.

## 1. はじめに

洪水災害時,浸水範囲を素早く知ることは,適切な避難行動 や防災活動のために重要である. 洪水時の被災範囲を事前に 推定したものとして,全国の自治体で洪水ハザードマップが作 成されている. ハザードマップの作成には、物理モデルによる 氾濫シミュレーションを行う.ただし、物理モデルは解析に時間 がかかるうえ,災害発生時には入力条件となる破堤箇所や越水 量などを正確に把握できないため、リアルタイムでの実施は難し い. [高橋 11]は SVM を用いて降雨記録と東京 23 区内の浸水 実績との関係を学習し,降雨パターンからのリアルタイム浸水域 推定を試みたが,実績データの不足が適用性の制約となって いる. 近年は CCTV や SNS 情報, 安価な浸水センサーの普及 などにより、多数の浸水情報を得ることが可能となってきた. [Fohringer 15]は、ソーシャルメディアの写真情報から浸水深を 推定し,浸水範囲の素早い推定を試みている.[佐山 18a, 佐 山 18b]は,事前に多数の氾濫シミュレーションを実施し、浸水 観測情報と類似した事前シミュレーション結果を参照することで, リアルタイムでの浸水範囲の推定を試みた.これにより, 点的な 観測情報から面的な浸水範囲の推定が可能となるが,事前の 想定から大きく外れた場合などの適用性は明らかではない.

本検討では,事前シミュレーションを利用して,擬似的な観測 情報とシミュレーション結果との関連を学習することにより,点的 な浸水観測情報から,面的な浸水範囲を素早く的確に推定す るための AI モデル(浸水域推定モデル)の開発を行う.

## 2. 解析手法

## 2.1 モデル構築と解析の手順

浸水域推定モデルは、物理則に基づく氾濫シミュレーション の結果を学習することによって構築した(図 1a).

- 様々な浸水シナリオ(堤防決壊箇所や浸水規模)に応じた物理型の氾濫シミュレーションを実施する.
- ② 氾濫シミュレーションの計算メッシュごとの浸水深をランダ ムに抽出することで、浸水の擬似観測データを作成する.
- ③ C-GAN の一種である pix2pix を用いて, 画像化した浸水 観測情報から, 浸水深分布を推定する予測器を構築する.

連絡先:一言正之,日本工営株式会社,茨城県つくば市 稲荷原 2304,029-871-2034, hitokoto-ms@n-koei.jp 以上の①②③によって構築された予測モデルを用い,任意の観測情報に基づき浸水範囲を推定することを試みた(図 1b).



#### 2.2 氾濫シミュレーション

#### (1) 氾濫シミュレーションの利用データ

対象は荒川下流のデルタ地帯(図 2)とした.標高データ,土 地利用データには国土地理院の国土数値情報(それぞれ5mメ ッシュ,100mメッシュ)を使用した.解析には 25mメッシュを用 い,標高・土地利用は最近隣内挿法で設定した.

### (2) 浸水解析モデル

氾濫浸水解析には、氾濫水の挙動を精密に表現可能な Dynamic Wave法を適用した. Dynamic Wave法では、以下のx、 y 方向の運動量保存式と、質量保存式により構成される.

$$\frac{\partial M}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} (uM) + \frac{\partial}{\partial y} (vM) + gh \frac{\partial H}{\partial x} = -gh \frac{n^2 u \sqrt{u^2 + v^2}}{R^{4/3}} \quad (1)$$

$$\frac{\partial N}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} (uN) + \frac{\partial}{\partial y} (vN) + gh \frac{\partial H}{\partial y} = -gh \frac{n^2 v \sqrt{u^2 + v^2}}{R^{4/3}}$$
(2)

$$\frac{\partial h}{\partial t} + \frac{\partial M}{\partial x} + \frac{\partial N}{\partial y} = 0 \tag{3}$$

ここで, *u* は x 方向の流速, *v* は y 方向の流速, *h* は水深, *H* は 基準面からの水位, *R* は径深, *M=uh* は x 方向の単位幅流量, *N=vh* は y 方向の単位幅流量, g は重力加速度, *n* はマニング の粗度係数である. シミュレーションの設定条件を表1に示す.



図 2: 解析対象範囲と想定破堤地点

表 1: 氾濫シミュレーションの条件設定

設定 条件	ケース 数	設定内容
破堤 箇所	44	荒川右岸,河口から0.5km~14.0kmにおける想 定地点で,堤防が根元から消失するものとした.
越水 条件	4	破堤箇所の水位が堤防天端+0m, +1m, +2m, +3mとし, 氾濫が 24 時間継続するものとした.

表	2:	擬似	観	測デー	タ	$\mathcal{O}^{1}$	作	成	方法
4.	<b>_</b>		- <b>E</b> /L	1251.7		~ ~ 1		$N \sim 1$	114

設定内容	設定方法
観測地点の座標	対象エリアにおいてランダムに生成
観測時刻	破堤から1,2,3,4,6,9,12,20,30,48時間後
観測水位	観測時刻のシミュレーション結果を利用

表 3: 浸水情報の観測シナリオ

シナリオ	観測データ数	備考
1	10	観測情報が少ないケース
2	30	中間的なケース
3	100	観測情報が豊富なケース

## 2.3 浸水域推定モデル

## (1) 学習データの作成

氾濫シミュレーションの結果から擬似観測データを作成した (表 2). 浸水情報の多寡に応じて 3 通りのシナリオを設定した (表 3). 各シナリオで,44 破堤ケース×4 越水条件×10 時刻の 1760 枚の画像を学習データとした. 観測データは,観測地点は 浸水深+1, 非浸水地点は 0, 非観測範囲は 1 として画像化した.

## (2) pix2pixを用いた観測画像から浸水画像への変換

観測シナリオ 1 の 1760 画像で学習を行った. 検証事例は, 図 2 に示す 4 か所の破堤事例とし, 観測シナリオは 3 とした.

The 33rd Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2019

図 3 に学習時の pix2pix の損失関数の挙動を示す. 生成器 の出力と正解画像との誤差を示す L1 Loss は, 学習開始から 7400 ステップで最小となった. バッチサイズは 16 とし, NVIDIA の Geforce GTX 1080 を用いて 500 エポックまでの学習時間は 9 時間であった.

図 4 に、pix2pix による浸水域推定結果の一例を示す. 図の 左の画像が入力画像(擬似的な浸水観測情報),中央が pix2pix による推定結果,右が正解画像(氾濫シミュレーション 結果)である. 推定結果は正解画像を十分に再現している.



**入力画像** pix2pix の出力 正解画像 図 4: pix2pix による観測情報からの浸水範囲の推定結果例

## 3. まとめ

本研究では、災害時の浸水観測情報から瞬時に浸水域を推 定することを目指した.物理的な氾濫シミュレーションと,pix2pix による画像変換を用いて、浸水の観測情報から浸水範囲を推 定するモデルを構築した.構築したモデルは妥当な推定ができ た. 今後は、実用化に向けてより実際的な条件での検証を行う.

#### 参考文献

- [高橋 11]高橋俊彦,平山康典,天野玲子,武田誠,松尾直規: 浸水実績・降雨記録を用いた機械学習に基づく簡易浸水予 測システム,土木学会論文集 B1(水工学), Vol.67(4), 2011.
- [Fohringer 15] Fohringer, J., Dransch, D., Kreibich, H., and Schroter, K.: Social media as an information source for rapid flood inundation mapping, Natural Hazards and Earth System Sciences, Vol.15(12) ,2015.
- [佐山 18a] 佐山敬洋, 寶馨: リアルタイム浸水ハザードマッピン グのための現地浸水情報同化技術, 土木学会論文集 B1(水工学), Vol. 74(4), 2018.
- [佐山 18b] 佐山敬洋,小林亮祐,寶馨:現地情報の同化による 浸水深分布の推定 -平成 27 年 9 月鬼怒川洪水を対象にし た検証-,土木学会論文集 B1(水工学), Vol.74(5), 2018.