

## 機械学習を用いた動的な洪水氾濫推定に関する基礎的研究

九州大学工学部 学生会員 ○堀 真輝也  
 九州大学大学院 正会員 佐藤 辰郎  
 九州大学大学院 正会員 谷口 寿俊

九州大学大学院 正会員 三谷 泰浩  
 九州大学大学院 正会員 川野 浩平  
 九州大学大学院 正会員 本田 博之  
 九州大学大学院 学生会員 菅原 巧

### 1. はじめに

近年、令和2年7月豪雨をはじめとして全国各地で激甚な豪雨・洪水災害が多発している。このような大規模水害による人的被害を軽減するためには、治水設備の強化に加え、避難行動に資する情報の提供が重要となる。特に洪水氾濫域に関する情報は重要であり、これまでも洪水氾濫域を予測する研究は数多く行われてきた<sup>1)</sup>。一般的に、氾濫域を予測するには、河川水位を降雨流出解析で求めたあと、破堤条件等を設定した上で氾濫原の浸水過程を平面二次元不定流解析で求める。しかし、この手法では詳細な境界条件の設定や、キャリブレーションに必要な氾濫域の情報の取得に多大な労力を要するため、全国のすべての河川に対して氾濫域の予測を行うことは困難である。このような課題の解決のために、本研究では入力データと出力データの非線形関係を柔軟にモデル化することが可能な機械学習に着目し、機械学習による氾濫推定モデルを構築し、モデル内における重要な説明変数を抽出する。

### 2. 機械学習による氾濫推定モデルの構築

#### 2.1 対象地域

本研究では平成27年関東・東北豪雨（以下、平成27年豪雨）で甚大な被害が発生した鬼怒川流域（茨城県常総市周辺）を対象とする。図1(a)に対象地域の地盤高および洪水氾濫の推定対象範囲を示す。また、対象地域は、図1(b)の治水地形分類図に示すように、沖積平野で河川沿いに自然堤防が発達している地域である。

#### 2.2 モデル構築の概要

これまで、機械学習の手法により洪水氾濫が発生しやすい箇所を抽出する研究<sup>2)</sup>などが行われてきたが、動的な氾濫の浸水過程を推定した研究はない。本研究では、洪水氾濫の浸水深データを教師データ、浸水深を避難行動の状況に即して4段階に分類した浸水深ランクを目的変数、浸水と関係性があると考えられるパラメータを説明変数とし、地形データを考慮して浸水の拡がりやを推定する機械学習モデルを構築する。説明変数となる地形

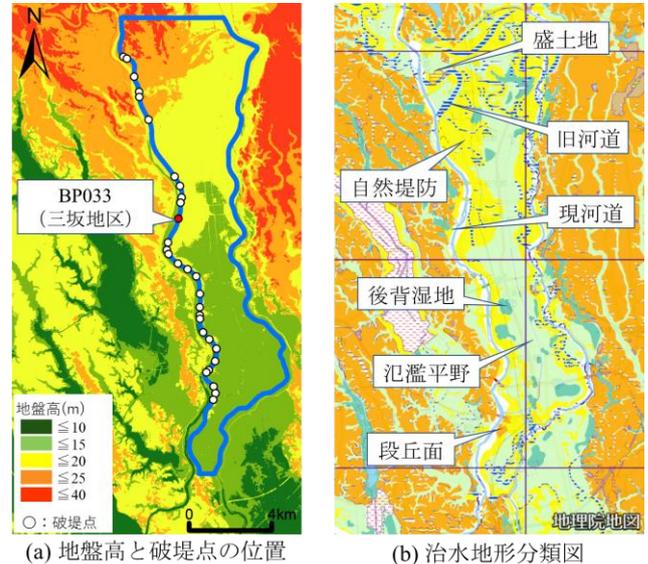


図1 解析対象地域とその詳細

表1 説明変数のリスト

既往研究 <sup>2)</sup> で使用された説明変数	標高, 土地利用, 曲率*, SPI*, TWI*, TRI*, 傾斜角*, 河川からの距離*
本研究で新しく導入した説明変数	傾斜角を重みとしたコスト距離*, 破堤点に対する相対標高*, 時間

\*GIS (地理情報システム) より作成

データとしては、既往研究<sup>2)</sup>で採用された地形データを用いる (表1)。さらに、氾濫のプロセスを考慮した推定を行うため、氾濫開始地点から地形的な起伏を考慮した上での到達距離 (傾斜角を重みとしたコスト距離)、破堤点に対する相対標高といった地形データおよび1時間間隔6時間先までの時間を説明変数として新たに用いる (表1)。以下、本研究では、既往研究で採用された説明変数を既往説明変数、既往説明変数に本研究で新たに導入した説明変数を加えた説明変数を新説明変数とする。機械学習の手法は、説明変数間の多重共線性を無視でき、重要な説明変数の抽出が可能なランダムフォレストを採用する。

#### 2.3 教師データの作成とモデルの評価方法

過去の洪水氾濫履歴では機械学習の教師データとして質・量共に不十分であるため、平面二次元不定流解析が可能なiRICのNays2DHFloodを用いて教師データを作成する。概ね50×50mメッシュサイズ、平成27年豪雨の調査結果<sup>3)</sup>を参考に粗度係数などを設定する。鬼怒

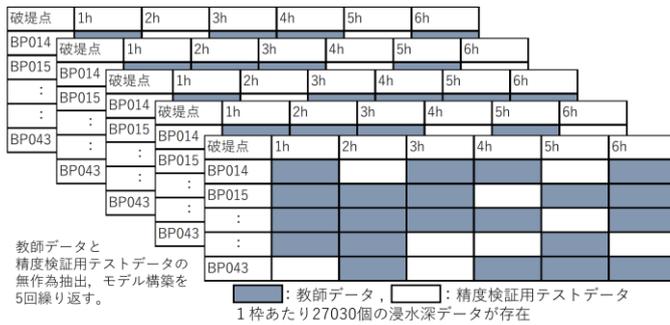


図2 教師/テストデータ抽出の概念図

川の浸水想定区域図(想定最大規模)で設定されている常総市周辺の破堤点30箇所(図1(a)中の○印)を対象に、破堤点毎に平成27年豪雨時に破堤した三坂地区の推定氾濫流量ハイドロ<sup>4)</sup>を与えた場合の氾濫解析を行う。30破堤点分、1時間間隔6時間先までの格子点毎の浸水深データ(計4,865,400個)のうち7割を教師データとして無作為に抽出し、残りの3割を精度検証用のテストデータとする。構築したモデルの評価は、図2に示すように、教師/テストデータの無作為抽出とモデル構築を5回繰り返し、5回の平均値を用いて行う。

3. 氾濫推定モデルの推定結果と考察

構築した氾濫推定モデルの推定精度を正解率(浸水深ランク, 浸水), 空振り率により評価する。正解率は、精度検証用のテストデータにおいて浸水が発生している箇所のうち、テストデータと推定データの浸水深ランクが一致している割合を正解率(浸水深ランク)と、浸水の有無のみが一致している割合を正解率(浸水)とで求める。一方、空振り率は、浸水すると推定された箇所のうち、テストデータで浸水が発生していない箇所の割合で求める。

既往説明変数を用いた場合と、新説明変数を用いた場

表2 構築したモデルの推定精度(5回繰返しの平均値)

	既往説明変数を用いた推定	新説明変数を用いた推定
正解率(浸水深ランク)	55.6 %	84.4 %
正解率(浸水)	91.1 %	96.7 %
空振り率	84.2 %	11.7 %

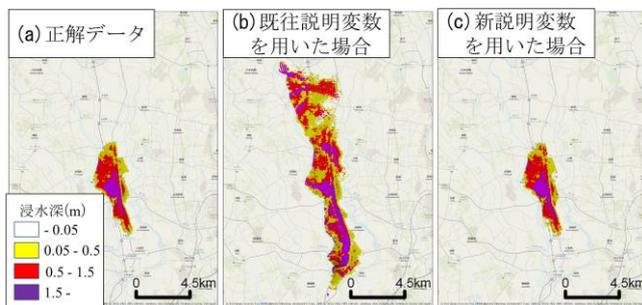
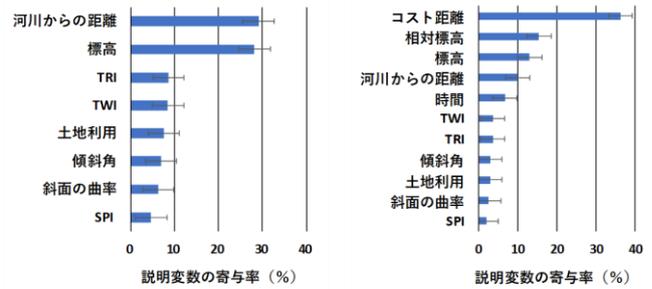


図3 構築したモデルでBP033を推定した結果の例



(a) 既往説明変数を用いた場合 (b) 新説明変数を用いた場合

図4 説明変数の寄与率

合の推定結果を表2に示す。新説明変数を用いた推定では、既往説明変数を用いた場合に比べ、すべての指標において精度が向上する結果となった。推定結果の例として、破堤点BP033(三坂地区)の氾濫開始から6時間後の洪水氾濫状況を推定した結果を図3に示す。既往説明変数のモデル(図3(b))では浸水範囲を過大に推定する傾向にあったが、新説明変数のモデル(図3(c))では過大推定(空振り)の傾向は大きく改善されている。

また、構築した氾濫推定モデルにおける各説明変数の寄与率を図4に示す。既往説明変数を用いた場合の推定では、河川からの距離と標高の寄与率が高かった。一方、新説明変数を用いた推定では、新たに追加した傾斜角を重みとしたコスト距離の寄与率が他と比較して高い結果となった。コスト距離は本研究で用いた他の地形指標とは異なり、氾濫の開始地点から浸水の推定を行う箇所までの地表面形状の変化を連続的に表現することが可能な指標であるため、地形の起伏に応じて流れる洪水の氾濫過程をより正確に表現することが可能となったと考えられる。

4. 結論

本研究では、詳細な境界条件の設定や氾濫域の情報が不要な氾濫推定手法の確立に向けた基礎的研究として、動的な洪水氾濫を推定可能な機械学習モデルを構築した。また、本研究で導入した傾斜角を重みとしたコスト距離が重要な説明変数となることが明らかとなった。

<参考文献>

- 国土交通省：河川砂防技術基準 調査編,2014-4, [https://www.mlit.go.jp/river/shishin\\_guideline/gijutsu/gijutsukijunn/c\\_housa/pdf/00.pdf](https://www.mlit.go.jp/river/shishin_guideline/gijutsu/gijutsukijunn/c_housa/pdf/00.pdf),(参照 2020.12.25).
- Hossein, M., Biswajeet, P., Haleh N., Noordin, A. & Abdul Halim bin Ghazali. : Ensemble machine-learning-based geospatial approach for flood risk assessment using multi-sensor remote-sensing data and GIS. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 8:2, p1080-1102, 2017.
- 国土地理院：【常総地区】空中写真の概要, 2018-10, <https://www.gsi.go.jp/BOUSAI/H27.taihuu18gou.html>(参照 2020.12.25).
- 田端幸輔, 福岡捷二, 吉井拓也:平成27年9月鬼怒川流域における洪水流・氾濫流の一体解析に基づく水害リスク軽減策に関する研究,土木学会論文集B1(水工学) Vol.74, No.4, I\_1399-I\_1404, 2018.