

説明可能な AI (XAI) を用いた豪雨災害時の住民避難行動分析

岐阜大学 学生会員 ○塚本満朗
岐阜大学 正会員 高木朗義

1. はじめに

近年の豪雨災害における人的被害の状況から依然として適切な住民避難行動が課題となっている。一方、これまで多数の統計手法により住民避難行動が分析されてきたが、適切な住民避難行動促進には至っていない。本研究では、AI を用いて住民避難行動を分析し、住民避難行動の行動変容に寄与する要因の抽出を目的とする。具体的には、機械学習モデルの一つであるニューラルネットワーク(NN)モデルを用いて、図 1 に示す豪雨災害時の住民避難行動モデルを構築する。また、説明可能な AI (Explainable AI ; 略して XAI と呼ばれている) を用いて、従来はブラックボックスと言われ、可読性の低かった NN モデルの予測に係る根拠を示し、住民避難行動に影響を及ぼす要因を分析する。

2. 使用データ

本研究では、表 1 に示す 3 地域の豪雨災害時の住民避難行動アンケート調査結果をデータとして用いる。なお、調査データの項目のうち、避難した人やしなかった人に限定した質問項目は避難行動と連動するため、それらの項目はモデル構築の対象項目から除外し、個人属性や日常的な災害への関心など避難行動と連動しない項目のみをデータとして扱う。

3. 住民避難行動 NN モデルの構築方法

住民避難行動 NN モデルは地域毎に構築する。調査データの内、8 割程度を教師データとしてランダムに抽出する。なお、教師データは避難行動（4 箇所の避難場所と避難しなかった／できなかったの 6 タイプ）を被説明変数とし、それ以外の項目を説明変数とする。これらのデータを NN モデルに入力し、誤差逆伝播法により学習させることで、入力データが選択し得る尤もらしい住民避難行動を出力するモデルを構築する。

4. 住民避難行動 NN モデルの再現率

3 地域の住民避難行動 NN モデルにおける避難行動の再現率は岐阜で 65.7%、西日本で 74.4%、東日本で 76.0%となった。避難行動の再現率は 3 地域のすべてで「避難しなかった」が高く、それ以外の項目が 50%を下回り低くなった。何らかの避難をした行動の再現率を向上させるため、再現

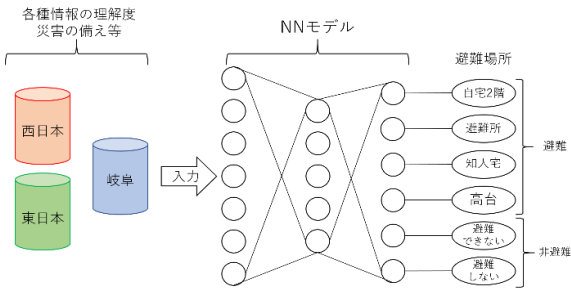


図 1 避難行動 NN モデルの概念図

表 1 使用データ

名称	対象災害	対象地域	データ数
岐阜 ¹⁾	平成 30 年 7 月豪雨	岐阜県関市, 下呂市, 郡上市, 飛騨市	2,664
西日本	平成 30 年 7 月西日本豪雨	関西・四国・中国地方 11 府県	3,000
東日本	令和元年東日本台風	関東・東北地方 17 都県	4,000

表 2 避難行動に対する再現率(%) (データ複製)

避難行動	岐阜	東日本	西日本
指定避難所	59.5	54.5	59.0
指定緊急避難所		47.1	55.2
近所の家	16.7	40.7	58.8
高台	0.0	7.7	32.1
垂直避難	29.4	53.3	65.8
避難しなかった	76.1	80.9	79.7
避難できなかった	6.7	38.5	26.0
全体	57.1	66.9	68.8

率の低かった項目に関するデータを岐阜県は 2 倍、西日本と東日本は 3 倍になるよう複製してモデルを再構築した。その結果、表 2 に示す通り、本研究において重要とされる避難の選択に関する避難場所の再現率が向上した。

5. 住民避難行動に影響を与える要因の分析

5.1 XAI による分析方法

NN モデルのような AI を使った予測分析では、入力と出力の因果が明示されないブラックボックスであることが課題であったが、近年説明可能な AI(XAI)という AI の説明可能性に関する研究が進められている²⁾。本研究では XAI の考え方にに基づき、どのような要因が避難行動に寄与しているのかを分析する。

初めに、PI(Permutation Importance)分析³⁾を行う。図 2 に示すように説明変数におけるある 1 項目のデータをランダムに入れ替えた際、予測結果が本来のデータを用いた予測結果に比べて、どれだけ乱れたのかを確認することで、予

測に影響を及ぼす要因を分析する方法である。

次に、PI 分析で特定した要因がどの避難行動に対する予測に寄与するのかを特定するため、PD(Partial Dependence) 分析⁴⁾を行う。図 3 に示すように、PI 分析で抽出した要因について、その項目をすべて 0(該当しない)から 1(該当する)に変化させた場合の予測結果と本来のデータを用いた予測結果を比較し、どの避難行動の予測精度が増加するかを見ることで要因と避難行動の関係を明らかにする方法である。

5.2 PI 分析による要因分析

PI 分析の結果を表 3 に示す。西日本では、避難を選択した人々が被災経験に基づいたリスク認知をしていることや災害の危険性と避難への関心の関係性がある。東日本では、災害の実体験や情報の取得という災害への関心を表す項目が避難に影響している。岐阜では、避難者の情報入手手段として自治会連絡網やテレビが活用され、過去の水害による自宅被害や事前の避難経路確認という備えが避難に寄与している。

5.3 PD 分析の結果整理

PD 分析の結果を表 4 に示す。西日本では、前述したような避難選択と要因との関係性が明らかとなった。また災害以前に洪水危険度分布図を確認しなかった人らが「避難しなかった」の選択に影響を与えており、洪水危険度分布図を事前確認していない人らは避難意志が弱いと考えられる。東日本では、災害時に避難指示（緊急）を取得していたことに関して垂直避難のほかに指定避難所に関する変化率も大きかった。このことから、避難指示（緊急）が避難の促進に効果的であると考えられる。岐阜では、事前の避難場所や避難経路の確認、過去の水害による被害、地域とのつながりが避難の選択に影響をもたらしていること、避難情報の入手手段にテレビを用いていること、災害への備えとして飲料水・食糧の備蓄を行っていることが垂直避難のほかに避難しなかったことへ影響しており、避難意思が弱い傾向にある人らの特徴であると考えられる。

6. おわりに

本研究では、XAI を用いて各地域の豪雨災害時の住民避難行動に寄与する要因の傾向が把握できた。今後はクロス集計やカイ二乗検定などの統計分析、ロジットモデルを用いた避難選択行動モデルとの比較、並びに要因間の多重共線性を考慮して分析する予定である。

参考文献

1) 高木朗義, 杉浦聡志, 森啓明, 岩田秀樹：平成 30 年 7 月

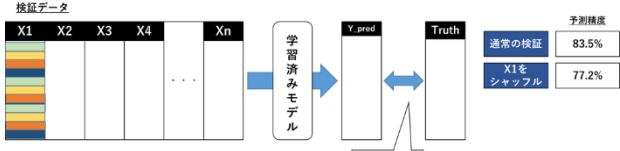


図 2 PI 分析の概念図

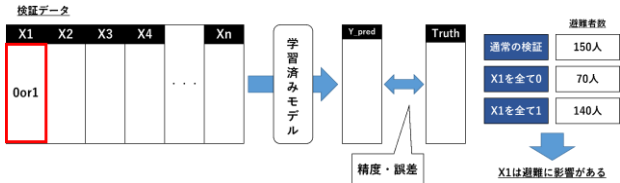


図 3 PD 分析の概念図

表 3 各地域の PI 分析結果（変数重要度>0.05）

地域	項目	変数重要度
西日本	洪水危険度分布図を災害後 knowingて、閲覧した	0.026
	過去に被災経験がある	0.017
	現時点で、自宅が風水害で被害を受ける可能性は高いと考えている（70-99%）	0.016
	現時点で、自宅が風水害で必ず被害を受けると考えている(100%)	0.015
東日本	避難/非避難の時、避難情報は発令されていなかった	0.024
	東日本豪雨災害時以前に命を守るために避難を行ったことがある	0.037
	本災害時に避難指示（緊急）を取得していた	0.028
	次回、避難勧告が出れば避難を開始する	0.029
岐阜	避難に関する情報を自治会連絡網で知った	0.022
	過去の水害によって自宅が半壊した	0.016
	災害前に避難場所、避難経路の確認を行っていた	0.022
	避難に関する情報をテレビで知った	0.025
	飲料水・食糧の備蓄を行っていた	0.020

表 4 各地域の PD 分析結果（影響値が高い避難行動）

地域	項目	避難行動	変化率
西日本	洪水危険度分布図を災害後 knowingて、閲覧した	避難しなかった	112%
	過去に被災経験がある	指定避難所、高台	150%
	現時点で、自宅が風水害で被害を受ける可能性は高いと考えている（70-99%）	緊急指定避難場所	189%
	現時点で、自宅が風水害で必ず被害を受けると考えている(100%)	近所の家	186%
東日本	避難/非避難の時、避難情報は発令されていなかった	垂直避難	267%
	東日本豪雨災害時以前に命を守るために避難を行ったことがある	近所の家	175%
	本災害時に避難指示（緊急）を取得していた	垂直避難	181%
	次回、避難勧告が出れば避難を開始する	緊急指定避難場所	230%
岐阜	避難に関する情報を自治会連絡網で知った	避難所	143%
	過去の水害によって、自宅が半壊した		144%
	避難場所・避難経路の確認を行っていた		164%
	避難に関する情報をテレビで知った	垂直避難	148%
	飲料水・食糧の備蓄を行っていた		162%

豪雨災害における住民避難行動分析—岐阜県を事例に、自然災害科学, Vol.38, 特別号, 133-151, 2019.

2) 原聡：【記事更新】私のブックマーク「機械学習における解釈性」(Interpretability in Machine Learning) , <https://www.ai-gakkai.or.jp/my-bookmark,vol.33-no3/>. (最終閲覧日：2021 年 2 月 4 日)

3) Fisher,Rudin,and Dominici: All Models are Wrong,but Many are Useful:Learning a Variable’s Importnace by Studying an Entire Class of Prediction Models Simultaneously,Journal of Machine Learning Research 20, 1-81, 2019.

4) J.H.Friedman: Greedy function approximation:a gradient boosting machine,The Annals of Statistics, Vol.29, No.5, 1189-1232, 2001.