

説明可能なAI(XAI)を用いた 豪雨時における住民避難選択行動の要因分析

塚本 満朗¹・高木 朗義²

¹岐阜大学 工学部社会基盤工学科 (〒501-1193 岐阜県岐阜市柳戸1番1)
E-mail:w3030910@edu.gifu-u.ac.jp

²正会員 岐阜大学教授 工学部社会基盤工学科 (〒501-1193 岐阜県岐阜市柳戸1番1)
E-mail:a_takagi@gifu-u.ac.jp

近年頻発する豪雨災害では様々な要因により人的被害が発生しており、住民避難の促進に関する課題に対して依然として取り組む必要がある。本研究では、機械学習モデルを用いて住民避難選択行動モデルを構築し、説明可能なAI(XAI)により住民避難選択行動の要因を分析した。具体的には、平成30年7月豪雨時の岐阜県と西日本の調査データ、令和元年台風19号の東日本の調査データに対してXAI手法のPI分析及びPD分析により、避難/非避難および避難場所選択に影響をもたらす要因を明らかにした。

Key Words :evacuation behavior, heavy rain disaster, artificial intelligence(AI), explainable AI(XAI)

1. はじめに

近年頻発する豪雨災害において様々な要因により住民避難が遅れ、人的被害が発生している。平成30年7月豪雨では岡山県倉敷市真備町において、浸水被害により51名が死亡となった。倉敷市真備町内を流れる小田川に対する浸水想定区域が実際の浸水範囲はほぼ一致していることや、土砂災害による被害者の9割が土砂災害警戒区域等で被災していることが明らかとなっており、また避難情報が発令されたにも拘わらず、人的被害が発生している地域もある¹⁾。令和2年7月豪雨では熊本県南部において球磨川の氾濫により67名が死亡・行方不明となった。熊本県人吉市では多くの住民が河川整備が進んだことにより洪水の危険性を考慮していなかったことや、球磨川からある程度離れた地域まで浸水することを想定していなかったことが現地調査等により判明している²⁾。以上のように住民の災害に対する危険性の認知が十分でないことが指摘されており、住民避難の現状を改善するためにも、住民避難行動について様々な視点や方法により分析する必要があると考えられる。

本研究では、従来の住民避難選択行動分析における主な手法である統計手法に代わり、機械学習を用いて住民避難選択行動をモデル化し、説明可能なAI (XAI) という技術を用いて分析することで住民避難行動における避

難場所選択に影響をもたらす要因の抽出を目的とする。

本論文は、本章を含めて5章で構成する。以降、2.では既往研究の整理と本研究の位置付けを示し、3.では住民避難選択行動モデルと使用データについて示す。4.では住民避難選択行動に影響を与える要因について分析し、5.で本研究をまとめた上で、今後の課題について述べる。

2. 既往研究の整理と本研究の位置付け

(1) 住民避難選択行動に関する既往研究

高木ら³⁾は、平成30年7月豪雨で被害を受けた岐阜県4市(関市, 下呂市, 郡上市, 飛騨市)の約5,500世帯を対象としてアンケート調査を行い、単純集計分析およびクロス集計分析を用いて避難と非避難のそれぞれに有意な要因や、避難場所ごとに有意な要因を明らかにしている。また、単純集計分析やクロス集計分析の結果を踏まえた避難選択行動の傾向から、参加しやすい防災訓練、住民へ直接避難を呼び掛ける手段、テレビによる避難情報伝達方法の工夫、一人ひとりが避難の手順を考える取組み、適切に避難情報を発令するための体制整備、啓発する取組み、人災育成と活用、避難計画の作成、住民が危険を認知するための体制整備が豪雨災害における住民避難に対する課題の解決策として提示されてい

る。梶谷ら⁹⁾は、平成 30 年 7 月豪雨被災地域住民の避難や属性に関する Web アンケート調査結果（本研究で使用する西日本と同じもの）を用いて、ネスティットロジット型避難行動選択確率モデルを推計している。また対象データを、避難情報を活用する人(TypeI)、避難情報に関わらず自身で避難行動を決める人(TypeII)、どのような状況においても避難は行わない人(TypeIII)に分類し、各 Type を規定する要因と Type 別の避難の有無を決定する要因を明らかにしている。

柿本ら⁹⁾は、平成 24 年 7 月九州北部豪雨で被害を受けた熊本県熊本市北区龍田地区の 610 世帯に聞き取り式でアンケート調査を行い、統計的観点から、河川状況の確認、避難の呼びかけ、防災グッズを用意、避難訓練への参加、近所付き合い、近所の面識および街づくり活動への参加が避難行動に影響を与える要因であるとして挙げており、そのうち河川状況の確認と避難の呼びかけが自律的避難を促進する変数であることを明らかにしている。田中ら⁹⁾は、128 編の住民避難に関する既往研究を収集し、KJ 法を用いて豪雨災害時の住民避難の実態を分析することで、住民避難行動を阻害する要因を体系的に整理している。また避難を阻害する要因として、災害時の情報、水防意識の低さ、災害知識の不足、過去の災害経験、地域コミュニティの希薄さ、家財保全行動、災害時要援護者の存在、他人の行動、自宅残留の安心・安全意識、行政の情報発信リスク、情報伝達手段、災害のイメージが困難な情報の内容を挙げている。及川ら⁹⁾はロジスティック回帰モデルを用いて、水害進展過程における住民の危機意識や対応行動の形成に、どのような災害情報がどの程度影響をもたらしていたのかを分析し、危機意識と対応行動の対応構造を時系列的かつ定量的に把握している。牛山ら⁹⁾は、2002 年 7 月の台風 6 号災害で被害を受けた岩手県東山町・川崎村を対象として水文データの収集やヒアリング調査、アンケート調査を行っており、それら結果から防災情報が住民避難にもたらす影響を分析している。災害時における住民の防災情報に対する関心は高いため、情報の的確な伝達や情報の伝達手段として複数の方法を用いることが重要であることを明らかにしている。泉谷ら⁹⁾は、2014 年台風 11 号と 2015 年台風 11 号で被害を受けた徳島県那賀町和食地区を対象として洪水氾濫解析や住民への聞き取り調査を行っており、調査結果から住民避難を妨げる要因として、過去の浸水経験による慣れ、災害リスクの認識不足、正常性バイアスの作用があることを明らかにしている。また、その対応策として住民が専門家と知識を共有するための防災研修を通して、災害リスクの理解を深めることが必要であると述べている。片田ら⁹⁾は、2000 年東海豪雨災害において浸水被害を受けた愛知県西枇杷島町を対象地として、情報取得状況を含めた周辺状況と避難の

意思決定との関連性が、災害状況の進展とともにどのように変化したのかを分析し、東海豪雨災害における住民避難が、その時々状況に依存した意思決定のもとで行われていた実態を明らかにしている。

(2) 機械学習モデルの住民避難選択行動分析への応用

これまでの住民避難選択行動分析には主に統計手法が用いられ、調査データに基づいて原因と結果の因果関係を分析する際にはクロス集計や重回帰分析による線形モデル、あるいはロジットモデルなど比較的単純な構造のモデルが用いられている。しかし、これらの手法の限界として、非線形関係や独立変数間の組み合わせによって生じる結果への影響を十分に検討できないという課題が残っている。住民避難行動の遅れなどが原因で人的被害が発生している現状から見ても、住民避難に対する現実の課題は解決しているとは言えず、住民避難選択行動分析に対する従来の手法が抱える課題を何らかの方法で解決する必要があると考えている。

本研究では、住民避難選択行動分析の手法として機械学習手法の一つであるニューラルネットワーク (NN) を用いる。NN は、神経細胞 (ニューロン) 間におけるシナプスを介した上方伝達を数理的にモデル化し、コンピュータ上でパターン認識などの脳機能を再現することを目的に研究されてきた。統計手法と比べ、NN は未知のデータを予測するという点で優れており、また事前にモデルの特定化を必要とせず、データの示すパターンから予測を行うので、事前には想定外の重要な影響を持つデータが存在した場合、それを発見できる可能性が高いと期待できる。機械学習は、統計手法が得意とする結果の解釈性という点では課題が残っているが、近年はそのような人工知能を用いた分析から解釈可能な知見を得るための説明可能な AI (XAI) と呼ばれる手法に関する研究が行われている。XAI を用いることで従来は難しいとされていた AI 内部の変数と予測の関連性を明らかにし、NN が従来課題としてきた結果の解釈性に関する課題を解決し、住民避難選択行動分析の手法として活用できることが期待される。

(3) 説明可能な AI(XAI)に関する既往研究

従来、AI (Artificial Intelligence) はブラックボックスモデルと呼ばれ、未知のデータに対する高い予測精度を持つものの、内部に多くの構成要素を持ち入出力の関係を解析することが難しく、なぜその結論にたどり着いたのかという結果に対する根拠を使用者および技術者が説明することができないという弱点がある。しかし、近年機械学習モデルの出力に加えて判断根拠の説明やモデルの解釈など、出力を補助する追加の情報までを出力する技術および研究が行われており、その技術および研究分野

全体を総称して XAI (Explainable AI : 略して XAI) と呼ばれている。

現在、様々なアプローチによるAIモデルの説明手法が提案されている。原¹¹⁾は解釈性・説明性に関する近年の代表的な研究を表1に示す4種類に大別できるとしている。このうち、本研究で構築するモデルを説明するためのアプローチは、出力である「住民避難行動における避難場所の選択パターン」に対し、入力である「個人属性や災害の危険性の理解度など、災害への関心を表現する項目」を予測の根拠であると提示する「局所的な説明」が望ましい。A.Fisherら¹²⁾は、ある変数が人工知能を用いたモデルの予測にとってどの程度重要かを示す変数重要度を算出する数式の導出を行っており、Permutation Importance (PI)というXAIのアルゴリズムの理論として用いられている。J.H.Friedman¹³⁾は、人工知能を用いたモデルにおいて、ある変数が予測として出力された結果に与える影響の強さを示す、部分相関の強さを算出する手法を確立しており、Partial Dependence (PD)というXAIのアルゴリズムの理論として用いられている。これらXAIのアルゴリズムについては、後に詳述する。PIとPDは、既成モデルの入出力の対応を説明として提示する「局所的な説明」に関する手法であり、本研究で構築するモデルを説明するためのアプローチと一致しているため、この2種類のXAIを用いてモデル内部の構造を説明可能にする。

本研究では、NNモデルが技術的に不可能な点をXAIの技術で補うという考え方より、構築する住民避難選択行動NNモデルに対してPIおよびPDというXAIの概念を取り入れることで、AIがどのように選択結果のパターン認識を導き出したのかという内部構造を明らかにする。さらに、構築するNNモデルの判断に影響を及ぼす項目を抽出することで、住民避難行動における避難の有無および避難場所選択に影響をもたらす要因を抽出することを目的とする。

3. 住民避難行動 NN モデル

(1) 使用データとアンケート項目

本研究では、平成30年6月28日から7月8日にかけて被害をもたらした平成30年7月豪雨と、令和元年10月6日から10月13日にかけて発生した令和元年台風19号の2つの豪雨災害を対象とする。使用するデータは、岐阜県、西日本、東日本の3地域のデータである。

岐阜県のデータは、高木ら³⁾が避難実態と避難行動要因の把握を目的として、平成30年7月豪雨災害時に岐阜県内の4市(関市、下呂市、郡上市、飛騨市)の約5,500世帯を対象にアンケート調査を実施したものをしている(N=2,664)。また、クロス集計分析から、避難と

表3 XAIの説明方法についてのアプローチ¹¹⁾

アプローチのカテゴリ	説明手法
大域的な説明	複雑なブラックボックスモデルを可読性の高い解釈可能なモデルで表現することで説明とする手法。
局所的な説明	特定の入力に対するブラックボックスモデルの予測の根拠を提示することで説明とする手法。
説明可能なモデルの設計	そもそも最初から可読性の高い解釈可能なモデルを作ってしまう方法。
深層学習モデルの説明	深層学習モデル、特に画像認識モデルの説明法。アプローチとしては局所的な説明に該当。

表2 避難と非避難のそれぞれに有意な要因

「避難」に有意な要因	「非避難」に有意な要因
一戸建て(2階建て)	一戸建て(平屋)
過去の被災経験(土砂(全壊)以外)	過去の被災経験なし
自治会連絡網から情報入手	テレビ, エリアメール, 緊急速報メールから情報入手
避難情報を理解し, とるべき行動を把握していた	避難情報を知ってはいるが, とるべき行動はわからなかった
災害の危険性を理解, とるべき行動を把握していた	災害の危険性を理解していなかった
洪水ハザードマップで自宅付近の危険度の確認を行っている	洪水ハザードマップを見たことがない
避難場所・経路の確認, 家族との連絡方法の確認, 非常用持ち出し袋の準備を事前に行っていた	何も事前に準備していなかった
近所同士で避難に関する呼びかけを行うことにしている	何も地域の取り決めがない
河川の水位情報を取得していた	ペット(犬・猫など)を飼っている

表3 各避難場所の選択に有意な要因

項目	選択傾向の避難場所	非選択傾向の避難場所
同居の家族なし	近所の家	
(避難先の選択理由) 防災訓練で行く場所だったから	避難所	
自治会連絡網から避難情報を入手		
防災行政無線から避難情報を入手		
避難場所, 避難経路を事前に確認		
避難経路の確認		
防災訓練や消防団への参加		
避難情報入手には防災行政無線が必要	避難所	
指定避難所までの距離が遠い		
事前に家族で決めていた		
避難経路が被災していた		
避難所まで行く必要がないと感じた		
テレビから避難情報を入手		
飲料水や食料の備蓄	垂直避難	
市町村メールへの登録		
家族との連絡方法の確認		
自治会連絡網から避難情報を入手		
避難情報入手にはテレビが必要	垂直避難	

表4 各地域データの対象地域

データカテゴリ	データ数	対象地域
岐阜県	2,664	岐阜県(関市, 下呂市, 郡上市, 飛騨市)
西日本	3,000	高知県, 鳥取県, 広島県, 岡山県, 京都府, 兵庫県, 愛媛県, 岐阜県, 福岡県, 島根県, 山口県
東日本	4,000	東京都, 千葉県, 埼玉県, 群馬県, 茨城県, 栃木県, 神奈川県, 宮城県, 岩手県, 福島県, 静岡県, 長野県, 山梨県, 新潟県, 三重県, 山形県, 愛知県

非避難に分かれた要因および避難場所が分かれた要因を明らかにしている。表2に避難と非避難に分かれた要因, 表3に避難場所が分かれた要因を示す。

西日本および東日本のデータは、畑山ら¹⁴⁾が今後の災害時の行動調査のひな型となりうる調査項目を提案しており、平成 30 年 7 月豪雨時の関西・四国・中国地方 11 府県の被災地域の住民 (N=3,000) と令和元年台風 19 号災害時の関東・東北地方 17 都県の被災地域の住民 (N=4,000) に対し、Web 形式のアンケートを実施して得たものを用いる。また、アンケート調査の分析結果から、西日本における避難者の特徴として防災訓練や講演会等へ参加していることや災害への準備をしていること、平常時からコミュニティとのつながりが強いことを明らかにしている。なお、西日本と東日本のデータについては統計的検定手法を用いた要因分析はされていない。

本研究では、3 地域の豪雨時の住民避難選択行動アンケート調査結果を扱っている。表 4 に各地域のデータに含まれる対象地域を、表 5 に各地域のアンケート調査に採用されている項目を示す。構築するモデルでは避難場所 (避難しなかった等の非避難を含む) を目的変数とし、その他の項目すべてを説明変数とする。なお、表 5 の青い枠で示す項目は特定の避難行動を行った人に限定し回答を得た項目であり、選択した避難行動と直接的な関連があるため説明変数には採用しない。

(2) 住民避難行動 NN モデルの概念

機械学習は、人間の学習能力と同等の機能をコンピューター内で実現しようとする技術である。本研究では、多くの機械学習手法の中から、ニューラルネットワーク (NN) を用いる。NN とは、人間の脳内にある神経細胞 (ニューロン) とそのつながり、つまり神経回路網を人工ニューロンという数式で表現したものである。NN は、入力 x が渡される入力層、最終的な計算結果 y が出力される出力層、層と層の間にはニューロン同士のつながりの強さを示す重み w がある中間層で構成されている。モデル内部は式(1)に表される x に関する y の回帰式となっており、 b は初期設定のバイアスである。

$$y = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + b \quad (1)$$

本研究で構築する NN モデルのイメージを図 1 に示す。ある個人の年齢や性別等の個人属性、避難情報の理解度や災害の備え等のアンケート調査データを入力すると、NN の内部計算により各避難場所を予測するための最適な重み w が決定され、多分類予測モデルが構築される。

(3) NN モデルの学習・過学習とデータセット

NN モデルを構築する際に、元のデータを学習、検証、テストデータの 3 種類に分け、用途に応じて用いる。

学習データとは、NN モデルを構築する際に正解となるデータのことであり、データ全体のうち 8 割を学習デ

表 5 アンケート項目一覧

カテゴリ	項目名	各地域の項目		
		岐阜	東日本	西日本
個人属性	性別	○	○	○
	年齢	○	○	○
	同居家族	○	○	○
	住居形態	○	○	○
	居住地域		○	○
	婚姻状況		○	○
	子供の有無		○	○
	職業		○	○
	自宅の立地特性		○	○
			○	○
避難に関する情報の入手及び避難のきっかけ	今回の災害により、自宅は土砂災害や浸水による被害を受けたか	○	○	○
	本災害時どの避難情報を取得していたか		○	○
	避難 (非避難) を決めたとき、どの避難情報を取得していたか		○	○
	本災害以降の台風時も、避難勧告等の情報は取得したか			○
	上記の情報の受けたとき、避難等は行ったか			○
	本災害以前に避難を行ったことがあるか			○
	本災害前に土砂災害や浸水による被害を受けたことがあるか		○	○
	今回の災害で避難したか	○	○	○
	その避難先・避難方法を選択した理由	○	○	○
	避難の際、誰と避難したか	○	○	○
	避難に用いた手段は何か	○	○	○
	最初に避難した場所まで何で行ったか		○	○
	今回避難した避難経路を選んだ理由	○	○	○
	今回避難する際に、危険と感じたことがあるか	○	○	○
	具体的に避難しなかった理由	○	○	○
避難に関する情報を知った手段	○	○	○	
気象情報をどのような手段で知ったか	○	○	○	
避難に関する情報・各種気象情報の理解度	市町村が発令する避難に関する情報について、どの程度理解しているか	○	○	○
	市町村が発令する避難勧告について、どの程度理解しているか	○	○	○
	市町村が発令する避難指示 (緊急) についてどの程度理解しているか	○	○	○
	市町村が発令する避難に関する情報の危険度の違いについてどの時点から知っていたか		○	○
	気象台が発表する大雨警報 (浸水、土砂災害)、洪水警報などについてどの程度理解しているか		○	○
	気象台が発表する「土砂災害警報情報」の危険度をどの程度理解しているか		○	○
	気象台が発表する「大雨特別警報」の意味をどの時点から知っていたか		○	○
	気象台が発表する「大雨特別警報」の危険度をどの程度理解しているか		○	○
	気象台が発信している「洪水警報の危険度分布」について知っているか	○	○	○
	本災害前に、水害や土砂災害に関心を持っていたか			○
	本災害前に、土砂洪水ハザードマップを見たことがあったか		○	○
	自宅は土砂災害 (特別) 警戒区域に指定されているか		○	○
	自宅は浸水想定区域内にあるか		○	○
	自宅は、豪雨災害に対して安全な場所にあるか		○	○
	今回の災害発生前に、水害や土砂災害等の自然災害の危険性について理解していたか		○	○
今回の災害前に、市町村が作成している「洪水に関するハザードマップ」や「土砂災害に関するハザードマップ」を確認していたか	○			
「警戒レベル」について、どの時点から知っていたか		○	○	
洪水・土砂災害に対する危険度の認知	今回の災害前に、災害に対してどのような備えをしていたか	○	○	○
	本災害前に、防災訓練や防災講演会などに参加していたか	○	○	○
	本災害前に、どのような近所付き合いをしていたか		○	○
	本災害前に、コミュニティの防災活動についてどのようになっていたか		○	○
	自宅が一番近い河川までの距離はどの程度か		○	○
	自宅の標高は河川の堤防と比べてどの程度か		○	○
	土砂災害が発生した場合、自宅は被害を受けやすいと思うか		○	○
	本災害前に自宅が風水害で被害を受ける危険性どの程度あったと考えていたか		○	○
	現時点で自宅が風水害で被害を受ける危険性どの程度あると考えているか		○	○
	地震等も含めて、これまでに災害が発生した際に避難所で生活した経験はあるか		○	○
その他	今回の災害後に防災に関する意識は変わったか	○		
	避難するために必要な情報媒体は何だと思うか		○	
	次回、避難勧告や避難指示が発令された場合にどのような行動を取ろうと思うか		○	○
	今後、防災に関し行政にどのような取り組みを望むか		○	○
	実際に避難するために最も必要な情報は何かと思うか	○	○	○

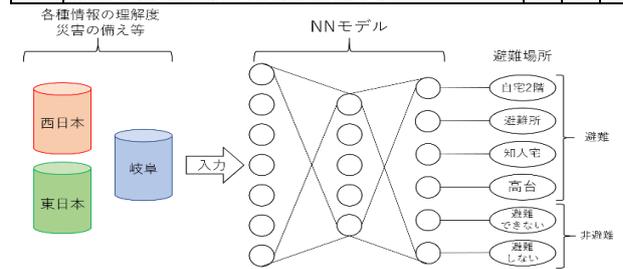


図 1 NN モデルの概念図

ータとして用いる。また、元のデータを正確に予測するためのパラメーター（重み）へと最適化していく作業のことを学習といい、誤差逆伝播法と呼ばれる手法を用いて行われる。誤差逆伝播法では予測結果と実際の結果との差を参考にしながら最も良く予測が行われる重みになるまで繰り返し修正が行われる。

検証データとは、過学習の発生を確認するためのデータで、学習データの2割を検証データとして用いる。過学習とは、学習データにおけるパターンだけでなく、学習データそのものを学習し過ぎた状態のことで、汎用性が著しく損なわれてしまい、未知のデータを予測しようとした際に十分な予測ができなくなってしまう状態のことを指す。一般的には検証データと呼ばれるデータを用いることで過学習の確認が行われる。本研究では、学習中のモデルに逐次検証データを入力し、学習データを用いた予測精度と検証データを用いた予測精度を比較する。その際、学習データを用いた予測精度だけが向上すれば、そのモデルは学習データの予測に特化したモデルであり、過学習を引き起こしていると言える。

テストデータとは、学習された NN モデルの一般的なデータに対する分析結果を確認するためのデータである。本研究では、全データのうち学習には関与しなかった、残り 2 割のデータを未知のデータのように扱い予測結果を整理することで、一般的なデータに対するモデルの傾向や特徴などの予測性能を求める。

(4) NN モデルの再現率とデータ複製

各地域における NN モデルの再現率を表 6 に示す。また、再現率とは実際のデータのうち予測結果と一致しているデータの割合で、それぞれの避難場所に関する予測精度を表している。すべての地域においてモデル全体の予測精度は 65% を上回っているが、「避難しなかった」の再現率のみが 93% 以上で、その他の避難場所の再現率は 40% 以下と避難場所間で再現率の乖離が大きい。これは、全ての地域で「避難しなかった」を選択している人の割合が元々多いことから、このモデルが「避難しなかった」を優先して予測するモデルになっていることが考えられる。しかし、住民避難行動の行動変容に影響をもたらす要因の抽出には避難に関する項目を正確に予測するモデルが必要である。

そこで、避難しなかった以外のデータを複製することで人為的にデータを増やし、感度分析を行いながら再現率の向上を図った。表 7 にデータ増加後の各避難場所の再現率を示す。なおデータ増加量は、岐阜県は 2 倍、西日本と東日本は 3 倍にデータを増やしている。全ての地域において、相対的にデータ数が減少した「避難しなかった」の再現率は低下し、岐阜県を除きデータを増やした避難場所の再現率は全て向上した。このように、モデ

表 6 各避難場所の再現率

	岐阜	西日本	東日本
指定避難所		8.3%	31.8%
緊急指定避難場所	23.0%	3.7%	12.1%
近所の家	5.6%	0.0%	7.1%
高台	0.0%	16.7%	0.0%
垂直避難	13.0%	38.9%	15.7%
避難しなかった	93.5%	94.1%	93.1%
避難できなかった	0.0%	14.8%	20.0%
平均	65.7%	74.1%	75.6%

表 7 データ増加後の各避難場所の再現率

	岐阜	西日本	東日本
指定避難所		59.0%	54.5%
緊急指定避難場所	59.5%	55.2%	47.1%
近所の家	16.7%	58.8%	40.7%
高台	0.0%	62.1%	7.7%
垂直避難	29.4%	65.8%	53.3%
避難しなかった	76.1%	79.7%	80.9%
避難できなかった	6.7%	26.0%	38.5%
平均	57.1%	68.8%	66.9%

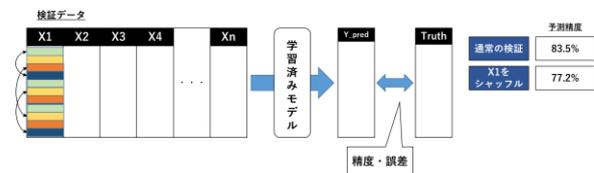


図 2 PI 分析のイメージ図

ルの学習に十分なデータ数がなかった避難に関するデータなどを複製し、その再現率を向上させた後の NN モデルを用いて各地域の避難に寄与する要因の抽出を行う。

4. 住民避難行動に影響を与える要因

(1) 説明可能な AI(XAI)

AI とは機械学習の一種であり、反復型の学習により未知のデータを予測できるようになるコンピュータのことであるが、それはブラックボックスモデルと呼ばれるように、どのようなデータセットから学習されたのか、どのように学習し作成されたのかという内部の過程が不透明であった。そのような AI の不透明性を払拭するため、2007 年から現在に至るまで、世界中でブラックボックスモデルのプロセス全体や各工程の内容が誰にでもはっきり分かるという説明可能性を取り入れた AI の研究が行われており、これを説明可能な AI (Explainable AI : 略して XAI) と呼ぶ。

本研究で構築する NN モデルにもこの XAI の考え方を取り入れることで、データを入力すると避難場所を予測するモデルを構築し、さらにはモデルの予測に関して強い影響力を持つ要因も特定できる。

(2) PI 分析

Python ライブラリの ELIS が提供する Permutation Importance (PI)¹²⁾ というアルゴリズムを用いて、どのような

データが住民避難行動の予測に寄与するのを探る。図 2 に PI 分析のイメージ図を示す。

本来のデータを入力し予測した精度と、ある項目一つをランダムに入れ替えて予測した精度を比較し、ランダムに入れ替えて予測した精度が大きく低下していれば、項目の乱れによりモデルは正常に予測が出来なかったとみなし、その項目が本来予測に影響をもたらすものであると判断する方法である。このような作業を説明変数の個数分繰り返すが、予測の乱れが大きいほど出力される数値（以下、影響度とする）は大きく表示され、その項目が予測に強く影響していることを示す。また分析ごとに出力される数値の偏差を考慮し平均的に影響度が高い変数を抽出するため、異なる検証データを用いて 3 回の PI 分析を行った。影響度が 0.015 以上の変数で 3 回の PI 分析全てに出現した要因を避難行動に影響をもたらす要因として扱っている。なお、影響度を 0.015 以上とした理由は、0.015 以下の影響度に現れる項目は分析ごとの偏差が大きく、平均して高い影響度を持つ項目とはいえないためである。

表 8 の岐阜県における PI 分析結果から、情報入手の手段や災害への備え、過去の被災経験に関する項目が住民避難行動に影響を与える要因として抽出された。表 9 の西日本における PI 分析結果から、事前の備えとして洪水危険度分布図を災害後に確認したことや被災経験があること、災害の危険性を理解し自宅被害を考慮していることが住民避難行動に影響を与える要因として抽出された。表 10 の東日本における PI 分析結果から、過去の避難経験や災害時における避難情報の取得状況、次回の災害時における情報取得状況と避難行動との対応に関する項目が住民避難行動に影響を与える要因として抽出された。

以上の各地域における PI 分析の結果から、住民の避難行動選択を分ける要因として重要であると考えられる項目について整理し、項目の特徴について考察する。

- [1] 「避難に関する情報の入手手段」や「洪水危険度分布図を災害後に知って、閲覧した」、「東日本台風時にどの避難情報を取得していたか」など、避難情報の関心に対する個人の態度を示す項目。
- [2] 「過去の水害による自宅被害」や「過去に被災、避難経験がある」など、災害の実体験の有無に関する項目。
- [3] 「災害前の備え」や「現時点における自宅への災害による被害の心配」、「次回、避難勧告や避難指示が発令されれば避難する」など、災害の危険性をどの程度理解しているかを示す項目。

このように住民避難行動の選択に影響を与えるとして抽出した項目が、どの避難場所の選択影響を与えるのかを次の PD 分析で明らかにする。

表 8 岐阜県の PI 分析結果

1回目	2回目	3回目	平均影響度	項目
0.0259	0.0236	0.0256	0.025	(避難に関する情報をどのような手段で知ったか)テレビ
0.0236	0.0175	0.0262	0.022	(災害前こどのような備えをしていたか)避難場所・避難経路の確認
0.0177	0.0221	0.0251	0.022	(避難に関する情報をどのような手段で知ったか)自治会連絡網
0.0214	0.0175	0.0202	0.020	(災害前こどのような備えをしていたか)飲料水・食糧の備蓄
0.0168	0.0153	0.0159	0.016	(過去の水害による自宅被害)半壊

表 9 西日本の PI 分析結果

1回目	2回目	3回目	平均影響度	項目
0.0278	0.0141	0.0359	0.026	洪水危険度分布図を災害後に知って、閲覧した
0.0154	0.0152	0.0211	0.017	過去に被災経験がある
0.0176	0.0176	0.0135	0.016	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%)
0.0122	0.0100	0.0211	0.015	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%)

表 10 東日本の PI 分析結果

1回目	2回目	3回目	平均影響度	項目
0.0265	0.0385	0.0446	0.037	東日本台風以前に、豪雨災害前または発生中に命を守るための避難を行ったことがある
0.0299	0.0254	0.0319	0.029	次回、避難勧告や避難指示が発令されれば避難する
0.0258	0.0200	0.0382	0.028	(東日本台風時にどの避難情報を取得していたか)避難指示(緊急)
0.0237	0.0212	0.0269	0.024	(東日本台風時にどの避難情報を取得していたか)避難情報は発令されていなかった

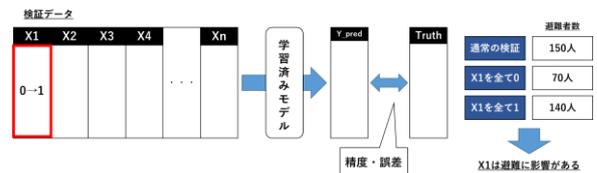


図 3 PD 分析のイメージ図

(3) PD 分析

PI 分析で抽出した要因がどの避難場所の予測と関係があるのかを特定する手法として、Python ライブラリの sklearn が提供する Partial Dependence (PD)¹³⁾ というアルゴリズムを用いた。図 3 に PD 分析のイメージ図を示す。

PD 分析は、PI 分析で特定した項目において、項目の数値をすべて 0 にしたときの再現率からすべて 1 にしたときの再現率へどのように変化するかを比較し、各避

表 11 岐阜県モデルの PD 分析結果

	項目				
	過去の水害により 自宅が半壊	テレビから 避難情報を取得	自治会連絡網から 避難情報を取得	飲料水・ 食糧の備蓄	避難場所・ 避難経路の確認
避難所	144%	65%	143%	75%	164%
近所の家	148%	116%	77%	87%	99%
高台	144%	69%	74%	97%	134%
垂直避難	159%	148%	104%	162%	72%
避難しなかった	53%	118%	85%	118%	76%
避難できなかった	133%	110%	87%	55%	106%

表 12 西日本モデルの PD 分析結果

	項目			
	過去に被災経験がある	洪水危険度分布図を 災害後に閲覧	風水害被害の可能性が 高いと思う	自宅は必ず風水害 被害を受ける
指定避難所	150%	85%	173%	126%
緊急指定避難場所	133%	76%	189%	101%
近所の家	112%	58%	142%	186%
高台	153%	90%	154%	135%
垂直避難	122%	100%	110%	109%
避難しなかった	75%	112%	69%	84%
避難できなかった	110%	106%	110%	91%

表 13 東日本モデルの PD 分析結果

	項目			
	本災害時に避難指示 (緊急)を取得	本災害時に避難情報の 発令無し	本災害以前に 避難経験あり	次回避難情報発令時に 避難意思あり
指定避難所	157%	55%	163%	180%
緊急指定避難場所	131%	36%	163%	230%
近所の家	94%	164%	175%	105%
高台	80%	96%	127%	220%
垂直避難	181%	267%	149%	100%
避難しなかった	80%	47%	69%	81%
避難できなかった	67%	251%	97%	94%

避難場所への影響の有無を調べるために用いる手法である。なお、本研究で扱うデータは全て 0 か 1 で項目の選択、非選択を表現しているため PD 分析の際、データ内部では全ての入力値が選択されていない状態から選択された状態に変更されるということになる。項目をすべて 0 にしたときからすべて 1 にしたときに再現率の向上した避難場所があった場合、該当する避難場所の予測にその項目が影響をもたらすものであることが分かる。また結果としては表に示す 0 から 1 への変化率は大きくなる。

a) 岐阜県

表 11 より、岐阜県において「避難所」の選択に影響をもたらす要因は「過去の水害により自宅が半壊」「自治会連絡網から避難情報を取得」「避難場所・避難経路の確認」の 3 項目であるが、「過去の水害により自宅が半壊」については「避難しなかった」以外の数値がほとんど同じであるため、この項目については過去の水害により自宅が半壊した経験のある人は意図的に非避難を選択しない、ということに限り考察できる。その他 2 項目からは、岐阜県において避難を選択した人々が、災害への備えとして避難場所や避難経路を事前に確認していることや、自治会連絡網による情報取得ができるような普段からの地域とのつながりを持っていることが推察される。次に、「避難しなかった」や「垂直避難」の選択に

影響をもたらす要因は「テレビから避難情報を取得」「飲料水・食糧の準備」の 2 項目であるが、避難情報の入手手段にテレビを用いたり、災害への備えとして飲料水や食糧の備蓄を行っている人らは避難意思の弱い傾向にあるということが考えられる。

b) 西日本

表 12 より、西日本において「指定避難所」「緊急指定避難場所」など全体的に避難に関連のある避難場所へ影響をもたらしている項目は「過去に被災経験がある」「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%)」「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%)」の 3 項目であった。この結果から西日本において、避難を選択した人々は過去の被災経験にもとづいた災害へのリスク認知を行っていること、災害の危険性を理解し自宅が風水害被害に遭うことを危惧しているほど避難への関心が高いことが考えられる。次に、「避難しなかった」に関する変化率だけが 100% を上回った項目が「洪水危険度分布図を災害後に知り、閲覧した」であった。この結果から、災害以前に洪水危険度分布図を確認しなかった人らの避難意思は弱いということが考えられるため、災害への備えとして洪水危険度分布図の確認を普及することで今後、非避難者が何らかの避難行動を選択するようになること

が期待できる。

c) 東日本

表13より、東日本において「指定避難所」や「緊急指定避難場所」に影響をもたらす項目が「本災害時に避難指示（緊急）を取得していた」であった。この結果から、警戒レベル4と行動を促す情報として強い影響力を持つ避難指示（緊急）が、実際に避難を促していることが分かる。また、非避難以外の避難場所に影響をもたらしている項目は「本災害以前に避難経験がある」であった。この結果は「過去に被災経験がある」という項目の結果とも似ており、過去の被災経験や避難経験が今後の避難が必要な状況に影響をもたらしているということが考えられる。同様に非避難以外の避難場所に影響をもたらす項目に「次回、避難勧告や避難指示が発令されれば避難する」があるが、この項目を選択した人らは本災害以前から災害の危険性を理解しており、既に避難の必要性を感じていたため本災害時においても避難行動を選択する傾向にあったと考えられる。さらに、前述した過去の被災経験や避難経験が本災害における避難の選択に影響があるという考察を踏まえても、災害の危険性の理解や避難の選択には災害や避難の実体験が強く影響するといえる。一方で、「本災害時に避難情報の発令が無かった」の項目は「近所の家」、「垂直避難」、「避難できなかった」に対して影響をもたらしているものの、「避難しなかった」に対する影響は小さい。この結果から、自身の住んでいる地域に避難情報の発令が無く避難情報の入手が遅くなってしまった人たちが、既に安全な地域へ避難するには危険な状態であることを認知した後に避難することが不可能であった、もしくは近所の家や自宅の2階などに垂直避難したことが考えられる。

d) 既往研究で得られた知見との比較

本研究で用いた岐阜県のデータは高木ら³⁾、西日本のデータは梶谷ら⁴⁾によって統計手法を用いた分析が行われており、住民避難行動に影響を与える要因が明らかにされている。それら研究から得られた知見と、本研究の機械学習手法を用いた分析から得られた知見を比較し、本研究で行った分析の特徴について考察する。

高木ら³⁾の既往研究では、岐阜県の住民避難行動に影響を与える要因として、表14のように避難と非避難が分かれた要因を明らかにしている。

本研究で避難や非避難に影響を与える要因として抽出した項目は表14中に青枠で示すように、統計手法を用いた場合よりも種類が少なかった。また、既往研究においては「過去の被災経験（土砂（全壊）以外）」が避難に影響を与えるとしているが、本研究ではさらに対象を狭くした「過去の水害により被害を受けた（半壊）」という項目のみが避難に影響を与える要因として抽出され

表 14 避難と非避難が分かれた要因

「避難」に有意な要因	「非避難」に有意な要因
一戸建て（2階建て）	一戸建て（平屋）
過去の被災経験（土砂（全壊）以外）	過去の被災経験なし
自治会連絡網から情報入手	テレビ、エリアメール、緊急速報メールから情報入手
避難情報を理解し、とるべき行動を把握していた	避難情報を知っているが、とるべき行動はわからなかった
災害の危険性を理解し、とるべき行動を把握していた	災害の危険性を理解していなかった
洪水ハザードマップで自宅付近の危険度の確認を行っている	洪水ハザードマップを見たことがない
避難場所・経路の確認、家族との連絡方法の確認、非常用持ち出し袋の準備、飲料水・食料の備蓄	何も事前に準備していなかった
近所同士で避難に関する呼びかけを行うことにしている	何も地域の取り決めがない
河川の水位情報を取得していた	ペット（犬・猫など）を飼っている

表 15 避難場所が分かれた要因

項目	選択傾向の避難場所	非選択傾向の避難場所
同居の家族なし	近所の家	避難所
(避難先の選択理由) 防災訓練で行く場所だったから	避難所	
自治会連絡網から避難情報入手		
防災行政無線から避難情報入手		
避難場所、避難経路を事前に確認		
避難経路の確認		
防災訓練や消防団への参加		
避難情報入手には防災行政無線が必要		避難所
指定避難所までの距離が遠い		
事前に家族で決めていた		
避難経路が被災していた		
避難所まで行く必要がないと感じた	垂直避難	
テレビから避難情報入手		
飲料水や食料の備蓄		
市町村メールへの登録		
家族との連絡方法の確認		
自治会連絡網から避難情報入手	垂直避難	
避難情報入手にはテレビが必要		

たように、本研究の分析には青枠で示す項目の中でも一部にあたる項目のみ抽出できた場合がある。表15では高木ら³⁾の分析で明らかとなった避難場所が分かれた要因と、青枠で本研究で行ったPD分析の結果を示し比較した結果を表しているが、要因が避難場所に与える影響についても同じ傾向を示していることが明らかとなった。また、同様に梶谷ら⁴⁾の既往研究により得られた、西日本において住民避難行動に影響を与える要因と本研究から得られた結果を比較したところ、岐阜県と同様の傾向がみられた。つまり、本研究で行った分析は既往研究で避難行動に影響を与えるとされている要因をより限定的に抽出した分析であると考えられる。

本研究で予測全体に影響を与える要因を抽出するために行ったPI分析では、抽出された要因の偏差を考慮し異なるデータを用いて3回の分析を行った平均値を参考にしている。また、分析ごとの出力結果において一般的に影響力の高い要因を抽出するために出力結果の数値に対して閾値を設定し、それを上回る要因のみを住民避難

行動に影響を与える要因として抽出している。しかし、既往研究で得られた知見との比較によって、本研究の分析で得られた要因は既往研究の結果から得られた要因よりも種類が比較的少ないものの影響を与える避難場所についての傾向は一致していることが明らかとなり、現状の分析では避難行動に与える影響が顕著に強い要因のみを抽出していると考えられる。

しかし、今回用いた非線形仮定である NN モデルによる分析の特徴を考察するためには、NN モデルを使うことで初めて得られた結果などに着目して議論する必要がある。今回抽出した要因よりも影響度が小さな要因を含めた結果と既往研究で得られた知見の比較などが有効であると考えられるが、そのためには PI 分析において設定した閾値について検討する必要がある。

5. おわりに

PI分析およびPD分析を用いて各地域の住民避難行動の行動変容に影響をもたらす要因を整理した。岐阜県では、事前に避難経路や避難場所を確認することや、地域とのつながりを持つことが避難の選択に影響をもたらすことが明らかになった。西日本では、過去の被災経験や、災害の危険性の理解が避難の選択に影響をもたらすことが明らかとなった。東日本では、避難情報として避難指示（緊急）を取得していたこと、本災害以前の避難経験が避難の選択に影響をもたらすことが明らかとなった。また、全ての地域を通じて、避難の選択には災害の危険性を正しく認知すること、災害や避難の実体験が強く影響することが明らかになった。PI分析およびPD分析における各地域の結果の整理より、住民避難行動の行動変容に影響をもたらす要因を抽出した。

また、統計手法を用いた住民避難行動分析から得られた知見と本研究の分析から得られた知見を比較することで、NNモデルによる非線形仮定の分析の特徴を考察するためにPI分析の条件を再調整する必要があることを明らかにした。

今後の課題として、今回用いた住民避難行動アンケート調査は全ての地域において避難場所ごとのデータ数に偏りがあり、避難場所に関するデータが十分な数に満たないケースがほとんどであった。その対応策として人為的に元データを複製し不足している避難場所に関するデータを補ったが、X,Hong et al¹⁵⁾が行っているようなUnder SamplingやOver Samplingと呼ばれる、偏りのあるデータのデータ分布をバランスよくするための一般的な手法を実装し、モデルのパフォーマンスを向上させる必要があると考える。

住民避難行動分析のアプローチとしてAIを用いた分析

は他になく分析結果の妥当性を確認する手法を未だ検討できていないため、今後同じデータを用いてクロス集計分析などの基礎分析を行い、本研究の考察内容と比較し検討する必要がある。

参考文献

- 1) 国土交通省：平成 30 年 7 月豪雨における被害等の概要，2018。
https://www.mlit.go.jp/river/shinngikai_blog/hazard_risk/dai01kai/dai01kai_siryou2-1.pdf (2021 年 2 月 5 日閲覧)。
- 2) 国土交通省九州地方整備局八代河川国道事務所：令和 2 年 7 月球磨川豪雨検証委員会 第 2 回 令和 2 年 10 月 6 日開催 説明資料 (3/4)，2020。
http://www.qsr.mlit.go.jp/yatusiro/site_files/file/bou-sai/gouukensho/20201006shiryou3.pdf (2021 年 2 月 5 日閲覧)。
- 3) 高木朗義・杉浦聡志・森 啓明・岩田秀樹：平成 30 年 7 月豪雨災害における住民避難行動分岐岐阜県を事例に，自然災害科学 Vol.38 特別号，pp.133-151，2019。
- 4) 梶谷義雄・杉浦聡志・畑山満則・高木朗義：災害時の避難行動に対する態度形成と避難実態に関する要因分析：平成 30 年 7 月豪雨を対象として，自然災害科学，Vol.39-3，pp.207-220，2020。
- 5) 柿本竜治・山田文彦：地域コミュニティと水害時の避難促進要因-平成24年7月九州北部豪雨時の熊本市龍田地区の避難行動実態調査に基づいて-，都市計画論文集，Vol.48，No.3，pp.945-950，2013。
- 6) 田中皓介・梅本通孝・糸魚川栄一：既往研究成果の系統的レビューに基づく大雨災害時の住民避難の阻害要因の体系的整理，地域安全学会論文集，No.29，pp.185-195，2016。
- 7) 及川 康，児玉 真，片田敏孝：水害進展過程における住民対応行動の形成に関する研究，土木学会論文集，IV部門，No.786，IV-67，pp.89-102，2005。
- 8) 牛山素行，今村文彦・片田敏孝・吉田健一：高度防災情報時代における豪雨災害時の住民行動-2002年7月台風6号豪雨災害を事例として-，水文・水資源学会誌，Vol.17，No.2，pp.150-158，2004。
- 9) 泉谷依那・中野 晋・安芸浩資・三好 学：徳島県那賀町和食地区における洪水氾濫時の住民の避難行動とボトルネックの抽出，土木学会論文集B1 (水工学)，Vol.73，No.4，pp. I_1309- I_1314，2017。
- 10) 片田敏孝・児玉 真・浅田純作・及川 康・荒畑元就：東海豪雨災害を事例にした避難に関わる意思決定の状況依存性に関する研究，土木学会水工学論文集，第46巻，pp.319-324，2002。
- 11) 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)」(最終閲覧日：2021 年 2 月 4 日) https://www.ai-gakkai.or.jp/my-bookmark_vol133-no3/。
- 12) A.Fisher,C.Rubin,F.Dominici(2019).All Models are Wrong,but Many are Useful:Learning a Variable's Importance by Studying an Entire Class of Prediction Models Simultaneously,*Journal of Machine Learning Research* 20 pp.1-81.
- 13) J.H.Friedman(2001),Greedy function approximation:a gradient boosting machine,*The Annals of Statistics* Vol.29,No.5,pp.1189-1232.
- 14) 畑山満則・高木朗義・梶谷義雄・杉浦聡志：平成 30 年 7 月豪雨災害における被災地域住民の行動分析，第 59 回土木計画学研究発表会・講演集 104。
- 15) Hong,X.,Chen,S.,and Harris,C.J:A Kernel-Based Two-Class

FACTOR ANALYSIS OF RESIDENTS EVACUATION CHOICE BEHAVIOR DURING HEAVY RAIN USING EXPLAINABLE AI (XAI)

Michiro TSUKAMOTO and Akiyoshi TAKAGI

In recent years, heavy rain disasters have caused human damage due to various factors. Therefore, it is still necessary to implement the issues related to the promotion of residents evacuation. In this study, we constructed a resident evacuation choice behavior model using a machine learning model and analyzed the factors of resident evacuation choice behavior using explainable AI (XAI). Specifically, PI analysis and PD analysis of the XAI method were performed on the survey data of Gifu prefecture and western Japan during the heavy rain in July 2018 and eastern Japan of typhoon No. 19 in 2019. As a result, we clarified the factors that influence evacuation / non-evacuation and choice of evacuation site.