

# XAI (説明可能な AI) を用いた豪雨災害時における住民避難行動に関する要因の交互作用分析

塚本満朗<sup>1</sup>・高木朗義<sup>2</sup>

## Interaction Analysis of Factors Related to Resident Evacuation Behavior During Heavy Rain Disasters Using XAI (eXplainable AI)

Michiro TSUKAMOTO<sup>1</sup> and Akiyoshi TAKAGI<sup>2</sup>

### Abstract

In view of the current situation where many victims are caused by frequent heavy rain disasters, various perspectives must be considered to promote resident evacuation. In this study, we used machine learning methods and XAI (eXplainable AI) to clarify the factors and their interactions that affect resident evacuation behavior. The data used for the analysis were the survey results of resident evacuation behavior during four disasters: the July 2018 heavy rain, Typhoon No. 19 in 2019, the July 2020 heavy rain, and the August 2020 heavy rain. We clarified how much the combination of factors related to the behavior and environment during evacuation affect the prediction of evacuation by performing PD analysis which is one kind of the XAI to these data. For each disaster, it was found that the combination of past evacuation experience, damage experience at home during the disaster, and damage such as landslides and flooding at home during the disaster affected evacuation behavior. We clarify that combinations of factors that do not influence evacuation behavior by themselves, such as having a value close to 0 or a negative value for each factor alone had an effect on evacuation behavior by focusing on combinations of factors with strong interaction effects.

キーワード：避難行動, 豪雨災害, 機械学習, XAI, 説明可能な AI

Key words: evacuation behavior, heavy rain disaster, machine learning, XAI, eXplainable AI

### 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

<sup>1</sup> 岐阜大学大学院 (現 ㈱東京建設コンサルタント)  
Graduate School of Gifu University (now Token C.E.E  
Consultants Co.,Ltd.)

<sup>2</sup> 岐阜大学社会システム経営学環  
School of Social System Management, Gifu University

て浸水被害により51名が犠牲となった。倉敷市真備町の小田川では、洪水浸水想定区域と実際の浸水範囲はほぼ一致していることが明らかにされている<sup>1)</sup>。令和元年台風19号では、東日本で111名が犠牲となり、そのうち100名以上が洪水氾濫の影響によって犠牲となった<sup>2)</sup>。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、約50名が死亡・行方不明となった<sup>3)</sup>。令和3年8月の大雨では、福岡県や佐賀県などの北九州を中心として13名が犠牲となった<sup>4)</sup>。令和3年8月の大雨災害時に広島県で行われた避難状況に関する調査では、土砂災害警戒区域内の住民2,758人および洪水浸水想定区域内の住人1,175人のうち、どちらも半数以上が「避難しないとイケないほど危険だとは思わなかった」と回答している<sup>5)</sup>。以上のように、災害リスクが高い地域に居住しながら、災害の危険性を適切に認識していない住民が依然として多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手法による分析が必要である。

上記のような問題意識に基づき、塚本・高木<sup>6)</sup>は、住民避難行動分析における主な手法である統計手法に代わり、住民避難行動を機械学習技術によりモデル化し、説明可能な AI (eXplainable AI、略して XAI) を用いて分析している。結果として、岐阜県では、災害への備えのうち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など、住民避難行動における行動・環境に関する要因が避難場所選択に与える影響の有無を明らかにしている。しかしながら、そこでは説明変数1要因毎の影響分析に留まり、AI が得意とする複雑な要因間の分析ができていない。

そこで本研究では、塚本・高木<sup>6)</sup>とは一部異なる災害およびデータを対象として、機械学習手法を用いて住民避難選択行動をモデル化するとともに、XAI (説明可能な AI) を用いて分析を行うことで、住民避難行動に影響を与える要因を明らかにする。本研究では塚本・高木<sup>6)</sup>の成果を踏まえ、特に要因間の交互作用効果に着目して、住民避難行動に影響を与える要因を明らかにすることを目

的とする。

## 2. 既往研究と本研究の位置づけ

### 2.1 住民避難行動の要因分析に関する既往研究

高木ら<sup>7)</sup>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。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、啓発する取り組みなど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<sup>8)</sup>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(本研究で用いる平成30年7月豪雨データと同様のデータ)を用いて、ネステイ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。対象データを、避難情報を活用する人 (Type I)、避難情報に関わらず自身で避難行動を決める人 (Type II)、どのような状況においても避難は行わない人 (Type III) 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<sup>9)</sup>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、防災グッズの用意、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<sup>10)</sup>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。その結果、

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。

以上のように、主に統計的検定手法を用いた様々な手法により、豪雨災害時における住民避難行動調査に基づく分析が行われ、避難の促進に対する知見が多く得られている。一方で、ほとんどの手法は避難行動に関する要因間の独立性を仮定したうえで、要因が住民避難行動に与える影響を分析するに留まっている。既往研究では、行動の要因同士が互いに作用し合うことで生じる影響に関しては考慮されてこなかったが、避難行動に関する意思決定は、様々な行動・環境要因が交互に作用し合い生じる交互作用効果からも影響を受けていると考えられる。つまり、従来は着目されてこなかった、要因の交互作用が避難の選択に与える影響に焦点を当て分析を行うことも住民避難の促進に向けて重要であると考えられる。

図1に、塚本・高木<sup>6)</sup>の研究で用いられているNNモデルの概略図を示す。塚本・高木<sup>6)</sup>は、モデルに機械学習手法の一種であるニューラルネットワーク(NN)を用いることで、行動要因の交互作用による影響を考慮した避難行動を表現している。しかし、どのような行動要因の組み合わせ

がどの程度の交互作用を生じているのかということまでは明らかとなっていない。したがって、本研究で実施する避難行動要因の交互作用を考慮した分析で、交互作用を生じる行動要因の組み合わせと、その交互作用の大きさを明らかにすることで、今後の避難対策に寄与する新たな知見を獲得することが可能であると考えられる。

2.2 XAI (説明可能な AI) に関する既往研究

近年、様々な分野においてディープラーニング技術に代表される教師有り機械学習技術の発展がめざましい。機械学習モデルは、膨大なデータにおいて一見共通点が無いようなものも含めて複雑な関係性から共通点を見つけ出すなど自律的に学習し、入力されたものから評価・判断して出力するモデルである。したがって、統計分析では明らかにできない関係性や共通点をデータから発見する可能性がある。

しかし、従来の機械学習モデルはブラックボックスモデルと呼ばれ、なぜその結論にたどり着い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、2004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わ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、技術そのものや研究分野全体を総称してXAI(説明可能なAI)と呼ばれている<sup>11,12)</sup>。

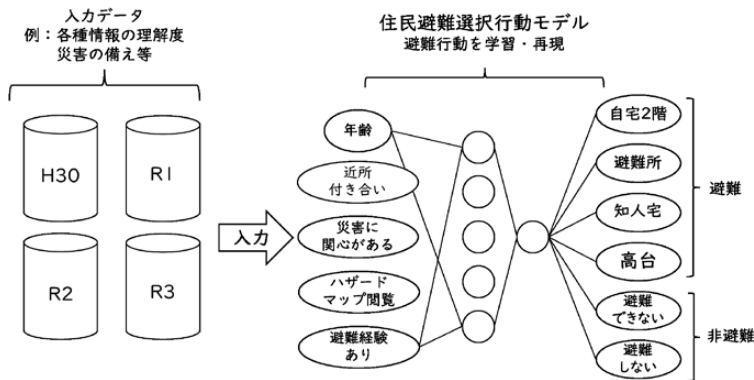


図1 塚本・高木<sup>6)</sup>が用いた住民避難選択行動モデルの概念図

特に交通、医療、金融などの品質保証が重要であり、ミスの重要性が高い分野において、現状の推定・予測した理由を明らかにできない通常の AI では、医療診断や融資判断などのクリティカルな業務を人間から置き換えることは難しく、世界中で解釈性の高い AI が求められている。その他にも、土木工学、農林水産、製造業などの分野においても、AI の社会実装に向けて説明可能性の高い AI が必要とされている。

国内および海外における医療や交通分野に関する研究領域では、AI および XAI を用いた分析が活発に行われているものの、災害時の避難行動分析に対して AI を用いた研究を行っている事例は数少ない。例えば、災害時の最適な避難経路探索や、避難時の意思決定に影響を与える要因の分析には主にエージェントモデルが用いられているものがある。道頭ら<sup>13)</sup>は、水害経験が住民の避難行動に関する意思決定に与える影響を分析するため、強化学習によりコンピュータ上で模擬された水害経験から避難判断基準を獲得していくエージェントモデルを構築している。学習方法として、自宅が浸水するケースについて浸水に遭わずに避難所に到達できた場合にのみ報酬を与えるという方法が、最も確実に河川水位という情報から適切な避難タイミングを判断できる可能性が高いことを明らかにしている。Fligg ら<sup>14)</sup>は、NN やファジー理論、GIS などの空間モデリング手法を組み合わせたエージェントモデルと、人口移動や経済空間、居住地分布などを考慮したダイナミクスモデルを用いて、安全な避難経路や洪水時において被災リスクの少ない領域の探索を行っている。

以上のように、災害時の避難行動分析に関しても機械学習手法を用いた研究例がいくつか存在しているが、本研究で対象とする住民避難行動に関するアンケート調査データを機械学習によって分析した事例は塚本・高木<sup>6)</sup>以外に見当たらず、手法が確立されているとは言いがたい。

従来の統計手法で交互作用を入れるためには、事前に交互作用に関する変数設定が必要となる。しかし、本研究で対象とするようなアンケート調査の項目すべてに対して交互作用を設定すると膨

大な交互作用に関する設定が必要となり現実的ではない。一方で、機械学習手法の一種である NN には、入力層から情報を取り込み総合的に入力データの重みを計算する中間層と呼ばれる層が存在している。この存在により、NN を用いた住民避難選択行動モデルは、説明変数間の交互作用効果を考慮したモデルを容易に構築できるため、交互作用の変数設定のような作業を必要とせず交互作用を考慮した分析を行うことが可能である。

機械学習の弱みであった、結果やパラメータの解釈性という課題も XAI を用いることで解決可能であるため、NN は交互作用を考慮した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. 住民避難選択行動モデルの構築

#### 3.1 対象とする災害

本研究で対象とする災害被害の基本情報を表 1 に示す。

平成30年7月豪雨は、西日本を中心に北海道や中部地方を含む全国的に広い範囲で発生した、台風7号および梅雨前線等の影響による集中豪雨である。この豪雨により、西日本を中心に多くの地域で河川の氾濫や浸水害、土砂災害が発生した。1999年から2017年の風水害犠牲者と平成30年7月豪雨犠牲者の特徴を定量的に比較した牛山ら<sup>15)</sup>の研究結果から、1999-2017年における風水害犠牲者1011人のうち土砂が原因で亡くなった人は454人(45%)であったのに対し、平成30年7月豪雨犠牲者では土砂が原因で亡くなった人が125人(54%)とその比率がやや高いこと、1999-2017年における65歳以上の犠牲者が528人(52%)であったのに対し、平成30年7月豪雨では136人(59%)とさらに犠牲者の高齢者率が高くなっていること、1999-2017年における犠牲者の遭難場所は、屋外と屋内でほぼ半々の割合だったのに対し、平成30年7月豪雨では屋外が30.7%、屋内が61.0%と屋外よりも屋内で遭難する人の比率が高くなっており、洪水が原因となった場合は屋内での遭難がかなり高くなっていることなどが明らかとなっている。

表1 対象とする災害被害の基本情報

災害名称	平成30年 7月豪雨 <sup>21)</sup>	令和元年 台風19号 <sup>22)</sup>	令和2年 7月豪雨 <sup>23)</sup>	令和3年 8月の大雨 <sup>24,25)</sup>
災害被害 基本情報	期間 6月28日～7月8日 人的被害 死者：237人 行方不明：8人 負傷者：432人 建物被害 全壊：6,767棟 半壊：11,243棟 一部損壊：3,991棟 床上浸水：7,173棟 床下浸水：21,296棟 河川一般被害 <sup>*1</sup> 国管理河川 22水系47河川 都道府県管理河川 69水系268河川 土砂災害被害 <sup>*2</sup> 2,581件	期間 10月10日～10月13日 人的被害 <sup>*3</sup> 死者：111人 行方不明：3人 負傷者：374人 建物被害 全壊：3,308棟 半壊：30,024棟 一部損壊：37,320棟 床上浸水：8,129棟 床下浸水：22,892棟 河川一般被害 国管理河川 14水系33河川 都道府県管理河川 61水系292河川 土砂災害被害 952件	期間 7月3日～7月31日 人的被害 <sup>*4</sup> 死者：84人 行方不明：2人 負傷者：77人 建物被害 全壊：1,621棟 半壊：4,504棟 一部損壊：3,503棟 床上浸水：1,681棟 床下浸水：5,290棟 河川一般被害 国管理河川 7水系10河川 都道府県管理河川 58水系193河川 土砂災害被害 961件	期間 8月11日～8月26日 人的被害 死者：13人 行方不明：0人 負傷者：17人 建物被害 全壊：45棟 半壊：1,321棟 一部損壊：337棟 床上浸水：845棟 床下浸水：4,390棟 河川一般被害 国管理河川 26水系68河川 <sup>*5</sup> 都道府県管理河川 累計記録なし 土砂災害被害 414件

※1：外水・内水・溢水・越水の発生件数の合計を示す  
 ※2：土石流、地すべり、かけ崩れの発生件数の合計を示す  
 ※3：10月25日からの大雨による被害状況を含む  
 ※4：7月17日以降の大雨による被害状況を含む  
 ※5：都道府県管理河川を含む

令和元年台風19号は、2019年（令和元年）10月6日3時にマリアナ諸島の東海上に発生し、10月12日に日本に上陸した台風である。広い範囲で河川の氾濫が相次いだほか、浸水害、土砂災害等が発生した。1999年から2018年の風水害による人的被害と令和元年台風19号による人的被害の特徴を定量的に比較した牛山ら<sup>16)</sup>の研究結果から、令和元年台風19号には洪水によって流された人と河川への転落による水関連の犠牲者が全体の72%であったこと、60歳以上が犠牲者全体の77%であり犠牲者の高齢者への集中傾向がみられたこと、洪水によって流され河川へ転落した水関連犠牲者の遭難場所は屋外で71%となり、屋外が多い傾向がみられたことなどが明らかとなっている。

令和2年7月豪雨は、前線の活動が非常に活発で、西日本や東日本で大雨となり、特に九州では4日から7日にかけて記録的な大雨となった。また、岐阜県周辺では6日から激しい雨が断続的に降り、7日から8日にかけて記録的な大雨となった。球磨村では午前3:39に記録的短時間大雨情報が発表されており、就寝時間帯に激しい降雨が続

いた。本災害は新型コロナウイルス感染症の影響下において、初めての大規模な災害となった。犠牲者84名のうち、65名が熊本県で亡くなっており、さらに約50名は球磨川流域（25名が球磨村、20名が人吉市）での犠牲者である。49名が溺死しており、65歳以上の高齢者が43名で犠牲者全体の86%を占めるなど、高齢者の被害割合が高い災害となった<sup>17)</sup>。

令和3年8月の大雨では、令和3年8月11日以降、日本付近に停滞していた前線に向かって暖かく湿った空気が流れ込み、前線の活動が活発となった。この影響により、西日本から東日本の広い範囲で大雨となり、11日から26日までの総降水量が多いところで1,400ミリを超える記録的な大雨となった。長野県の土石流や長崎県の土砂崩れ、佐賀県の六角川で氾濫などが発生し、犠牲者は13名となった。このうち、長野県、広島県、長崎県では計8名が土砂災害によって犠牲となった<sup>18)</sup>。

### 3.2 分析に用いるデータ

本研究では、平成30年6月28日から7月8日に

表 2 住民避難行動アンケート調査の基本情報

災害	サンプル数	質問項目数	対象地域
H30	3,000	223	岐阜県, 京都府, 兵庫県, 岡山県, 高知県, 愛媛県, 島根県, 鳥取県, 広島県, 山口県, 福岡県
R1	4,000	223	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
R2	1,054	290 <sup>*1</sup>	熊本県, 鹿児島県, 長崎県, 宮崎県, 佐賀県, 福岡県, 大分県
R3	2,000	316 <sup>*2</sup>	広島県, 佐賀県, 福岡県, 長野県

※1：令和2年台風10号時に関する質問項目も含む

※2：同じ質問で異なる時間帯の内容を問う質問を含む

かけて被害をもたらした平成30年7月豪雨（略して H30）、令和元年10月10日から10月13日にかけて発生した令和元年台風19号（略して R1）、令和2年7月3日から7月31日にかけて被害をもたらした令和2年7月豪雨（略して R2）、令和3年8月11日から8月26日にかけて被害をもたらした令和3年8月の大雨（略して R3）の4つの災害を対象とする。

使用するデータは、H30、R1、R2、R3の豪雨災害時における住民避難行動アンケート調査のデータである。これらのデータは、畑山ら<sup>19)</sup>が今後の災害時の行動調査のひな型となり得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、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、令和2年7月豪雨時の九州地方7県の被災地域の住民、令和3年8月豪雨時の長野県および北九州地方の被災地域の住民に対し、Web形式のアンケートを実施して得たものである。表2に住民避難行動アンケート調査の基本情報を示す。データの中には、災害の影響を受けなかった人の回答も含まれているため、災害の影響を受けなかったグループに属するサンプルを除き、H30ではN=1,964、R2ではN=998、R3ではN=1,514のサンプルだけを対象として分析を行う。R1では該当するサンプルは存在しなかったため、N=4,000のサンプルを対象とする。

表3に各年度のアンケート調査に採用されている項目を示す。なお、本稿では、アンケート項目そのものや分析で用いる説明変数のことを「項目」、そのうち分析より避難行動に影響を与えることが明らかになったものを「要因」と表現する。本研

究で対象とする項目は、H30の項目を基準にすべての年度のデータで共通する項目で、表3に灰色で示す項目である。このうち、本災害以降の意識（実際に避難をするために必要な情報は何かと思うか、など）や生活の支障（仕事の休止期間は何日程度か、など）、災害時の避難行動時における意思決定への影響が少ないと思われる項目を本研究の対象外とする。また、避難および非避難の理由に関する項目（避難した、しなかった理由は何か、誰と一緒に避難したか、など）は、避難または非避難のどちらかにしかない項目であり、避難と非避難を判別する項目として取り扱うことができないため、本研究の対象外とする。

図2、3に各年度におけるアンケート調査回答者の年齢および居住地の構成比を示す。H30のみ30、40代の割合が比較的高く、その分50、60代の割合が少なくなっている。H30以外の年度における年齢構成比は40、50代の回答が多くを占めており似た傾向にある。R1のデータでは、被害の大きかった宮城、福島、千葉のサンプルはあわせても全体の22%程度と多くない。R2のデータにおいても、計45名が犠牲となった人吉市および球磨村のサンプルが含まれておらず、R3も被害が大きかった長崎県のサンプルは含まれていない。このように、各年度のデータにはそれぞれの災害で被害が大きかった地域のサンプルが十分含まれていない点に注意する必要がある。

### 3.3 住民避難選択行動モデル

本研究で用いる住民避難選択行動モデルの概念図を図4に示す。アンケート調査によって得られた避難情報の理解度や災害への備え等の質問に対

表3 住民避難行動アンケートの調査項目

分類	項目	年度			
		H30	R1	R2	R3
個人属性と災害の経験	性別	○	○	○	○
	年齢	○	○	○	○
	居住地域	○	○	○	○
	婚姻状況	○	○	○	○
	子供の有無	○	○	○	○
	職業	○	○	○	○
	同居家族	○	○	○	○
	避難したかどうか	○	○	○	○
	これまでに避難所での生活経験があるか	○	○	○	○
	以前に災害による被害を受けたことがあるか	○	○	○	○
	本災害以前に避難したことがあるか	○	○	○	○
	自宅の属性と被害状況	自宅の住居形態	○	○	○
自宅の立地特性		○	○	○	○
自宅から一番近い河川までの距離		○	○	○	○
自宅の標高と一番近い河川の堤防の高さとの関係		○	○	○	○
自宅は土砂災害(特別)警戒区域に指定されているか		○	○	○	○
土砂災害による自宅への被害があったか		○	○	○	○
浸水による自宅への被害があったか		○	○	○	○
生活の支障	災害によって仕事ができない期間があったか	○			
	仕事の休止期間は何日程度か	○			
	停電があったか	○			
避難および非避難の理由	避難した理由は何か	○	○	○	○
	誰と一緒に避難したか	○	○	○	○
	最初に避難した場所までどのような手段で行ったか	○	○	○	○
	避難経路を選んだ理由は何か	○	○	○	○
	避難時に危険はあったか	○	○	○	○
	避難しなかった、できなかった理由は何か	○	○	○	○
分類	項目	年度			
		H30	R1	R2	R3
避難や気象に関する情報について	地域が取得した避難情報	○	○	○	○
	避難/非避難を決めた時、避難情報を取得したか	○	○	○	○
	避難情報を何から取得したか	○	○	○	○
	大雨特別警報の意味をいつから理解していたか	○	○	○	○
	洪水危険度分布図についていつから知っていたか	○	○	○	○
	避難に関する情報の危険度の違いについていつから知っていたか	○	○	○	○
	災害に関する知識や関心について	災害前に水害や土砂災害に関心があったか	○		
災害前に洪水ハザードマップを見たことがあるか		○	○	○	○
災害に対してどのような備えをしていたか		○	○	○	○
災害前に防災訓練や防災講演会に参加していたか		○	○	○	○
災害前にどのような近所づきあいをしていたか		○	○	○	○
災害前にコミュニティの防災活動はどうなっていたか		○	○	○	○
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		○	○	○	○
災害以前に自宅が風水害被害をどれくらい受けやすいと思ったか		○	○	○	○
現時点でどの程度自宅が風水害被害を受けやすいと思っているか		○	○	○	○
災害以降の意識		今回の災害以降でも、避難情報を取得したか	○		
	今回の災害以降でも、避難は行ったか	○			
	次回、避難情報が発令された場合どのような行動をとるか	○	○	○	○
	実際に避難をするために必要な情報は何かと思うか	○	○	○	○
	災害に対する考え方	○	○	○	○
	防災に関して今後、行政にどのような取り組みを望むか	○	○	○	○

する回答データを入力として、あるサンプルが避難するかしないかを予測するモデルである。アンケート調査の段階では、避難については指定避難所や高台、近所の家など避難場所の選択肢、非避難については避難しなかったと避難できなかったという2種類の選択肢から回答するという設計になっている。塚本・高木ら<sup>6)</sup>の研究では6種類の避難行動をそれぞれ予測するモデルを構築するために、避難場所ごとにサンプルを分けてモデルの

学習を行った。しかし、各避難場所に属するサンプル数が少ないことも一因となり、高い精度で要因の抽出を行うことができなかった。そこで本研究では、要因抽出の精度を高めるために指定避難所や高台、近所の家などの避難場所に分類される選択肢をすべて「避難」、避難しなかった、避難できなかったの非避難に分類される2つの目的変数を「非避難」にまとめ、避難か非避難かを予測するモデルを用いて分析を行う。

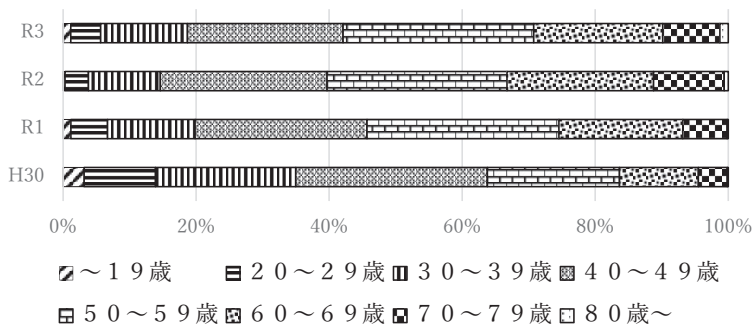


図2 アンケート調査回答者の年齢構成比

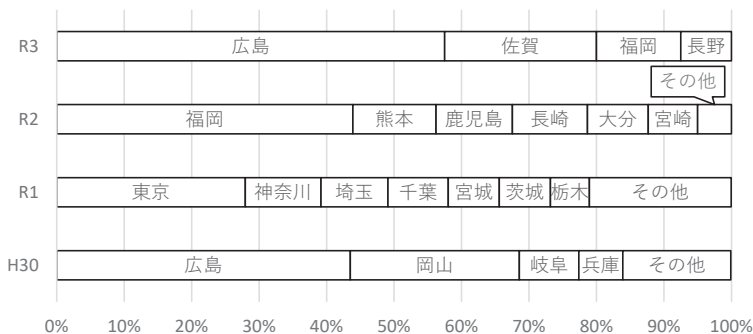


図3 アンケート調査回答者の居住地構成比

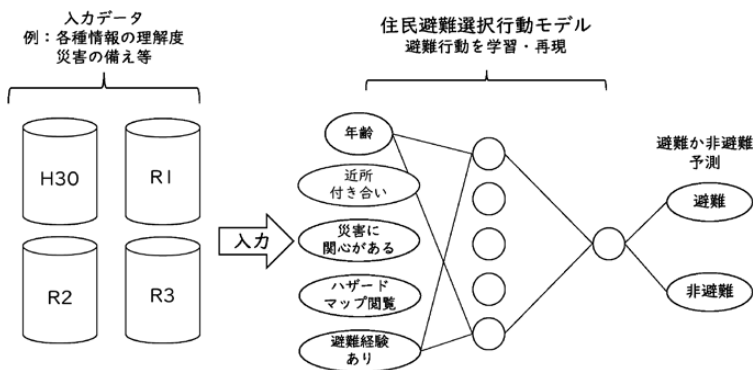


図4 住民避難選択行動モデルの概念図

表4に、学習時に設定した各種パラメータの値および学習と評価に用いたデータ数を示す。モデルは入力層、中間層1層、出力層の計3層構造の単純な NN で構成されている。各年度のデータ全体のうち、8割をモデルの学習に用いる学習データ、2割をモデルの予測精度を求めするためのテストデータとして扱っている。なお、学習デー

タのうち、さらに2割をモデルの過学習の傾向を確認するための検証データとして用いた。そのため、3種類のデータの比率は、学習：検証：テスト=6.4：1.6：2となっている。学習回数は、各年度のモデルにおいて学習時の損失の収束を確認できた60回とした。中間層のノード数は多すぎると過学習の傾向が顕著になるため、過学習とならな



表 4 住民避難行動モデルの学習・評価に用いたデータ数および学習時パラメータ

		H30	R1	R2	R3
データ内訳	学習データ	1,257	2,560	638	969
	テストデータ	393	800	200	303
	検証データ	314	640	160	242
	計	1,964	4,000	998	1,514
モデル学習時パラメータ	学習回数 (epoch)	60			
	中間層 ノード数	3			
	中間層 活性化関数	Relu 関数			
	出力層 活性化関数	Sigmoid 関数			
	学習率	$1.0 \times 10^{-5}$			
	最適化関数	Adam			
	損失関数	バイナリークロスエントロピー			
	バッチサイズ	32			

いようなノード数として3と設定した。中間層の活性化関数は、勾配消失問題を避けるためにReLU関数を採用した。出力層の活性化関数は、本研究における分析が避難と非避難の2分類を予測する2値分類問題にあたるため、分類問題において一般的に用いられるSigmoid関数を採用した。アンケートデータはすべて0と1で表現されるバイナリ形式であるため、損失関数はバイナリークロスエントロピーを採用した。

対象とするデータについて、避難場所別のサンプル数の割合を図5、住民避難選択行動モデルの予測精度を表5に示す。予測精度は、元のデータと同じラベルとして予測されたデータが何割存在したかを示している。すべての災害において「避難しなかった」を選択したサンプルが多くを占めており、避難に分類されるサンプル数が相対的に少なくなっている。そのため、すべての災害にお

表 5 住民避難選択行動モデルの予測精度

	H30	R1	R2	R3
避難	40.9%	38.6%	23.5%	16.7%
非避難	85.7%	95.9%	99.5%	98.7%

いて非避難の予測精度が8割を超えており、NNモデルはほとんどの予測結果を非避難として出力するモデルになっている。避難の予測精度はH30とR1は4割程度であり、R2とR3は2割前後と低い値となっている。

## 4. 単独の項目に着目したPD分析

### 4.1 Partial Dependence (PD) 分析

アンケート調査の項目が避難と非避難のどちらの予測に影響を与える要因であるかを特定する手法として、Python用の機械学習ライブラリであるscikit-learnが提供するPartial Dependence (PD) という手法を用いる<sup>20)</sup>。

XAIの手法のうち、特徴量が予測に対してどのように作用しているのかを分析するアプローチとして、「局所的な説明」と「大域的な説明」の2種類のアプローチが挙げられる<sup>12)</sup>。「局所的な説明」に分類される手法は、ある入力のうち狙いとする各特徴量がどのように予測に寄与しているのかを知りたいときに用いられるが、元となるモデルは可読性が高く構造が単純であることが重要となる。一方、「大域的な説明」に分類される手法は、すべての入力のうち、どの特徴量が重要か、あるいは支配的なのかを知りたいときに用いられ、局所的な説明に分類される手法のように各特徴量の予

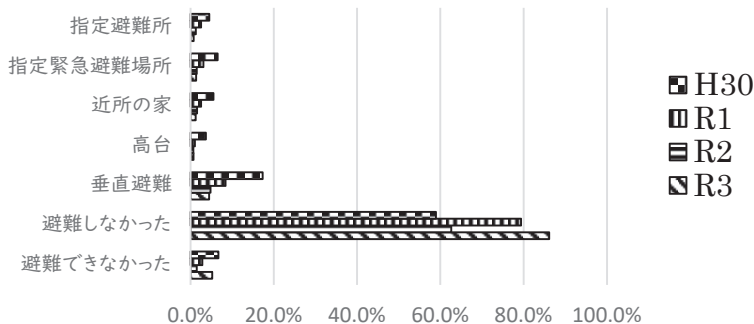


図5 避難場所別の有効回答者数の割合

測への寄与度までは分析することができない。

このような手法は本研究で用いる NN のような構造が複雑であるモデルに対しても有効である。さらに、本研究では統計的検定手法を用いた分析結果と XAI による分析結果を比較し、XAI を用いた分析の妥当性を検証するために140種類程度の特徴量を対象とした分析を行う必要がある。「大域的な説明」に分類される手法は、「局所的な説明」に分類される手法と比べ計算コストが低く、多くの特徴量を扱う分析においては「大域的な説明」に分類される手法が向いている。上記の理由より、本研究では、大域的な説明に分類される手法のうち表形式のデータに対する分析手法として代表的な、Partial Dependence (PD) と呼ばれる手法を用いて分析を行う。

図 6 に PD 分析の概念図を示す。1 項目を対象に、内部に格納されている 0 と 1 の組み合わせで構成されたデータを一律して 0 と 1 に置き換える。内部がすべて 0 になったデータとすべて 1 になったデータを用いて予測を行い、それぞれの結果を比較する。モデルは予測結果として 1 つのサンプルにつき、避難と予測した場合は 1 という予測ラベル、非避難と予測した場合は 0 という予測ラベルを出力する。PD 分析では、すべて 0 と 1 で統一されたデータを用いた予測のあと、全サンプルに対して出力された予測ラベルの平均値が分析結果として出力される。予測ラベルの平均値  $pd_{X_s}$  は以下の式 (4.1) で定義される。

$$pd_{X_s} \approx \frac{1}{n_{samples}} \sum_{i=1}^n f(x_s, x_c^{(i)}) \quad (4.1)$$

ここで、 $pd_{X_s}$  : 項目  $x_s$  を対象とした時の予測ラベ

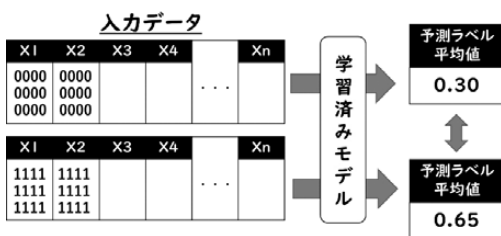


図 6 PD 分析の概念図

ルの平均値、 $n_{samples}$  : 分析の対象となるサンプル数、 $f$  : 住民避難選択行動モデルとして構築された内部関数、 $x_s$  : 分析の対象とする項目、 $x_c^{(i)}$  : 分析の対象とする項目  $x_s$  以外のすべての項目とする。異なる  $x_s$  を分析するごとに、内部をすべて 0 にした  $x_s$  に対する  $pd_{X_s(x_s=0)}$  と、内部をすべて 1 にした  $x_s$  に対する  $pd_{X_s(x_s=1)}$  が出力される。データをすべて 0 にしたときの予測ラベルの平均値よりも、データをすべて 1 にしたときの予測ラベルの平均値の方が大きければ、対象とする項目に該当する人が避難を選択しやすいと解釈できる。つまり、予測ラベルの平均値の差（以下、PD 値とする）が大きい項目ほど避難の選択に大きな影響を与える要因であると判断できる。PD 値を  $pd_{X_s(dif)}$  とするとき、 $pd_{X_s(dif)}$  は以下の式 (4.2) で定義される。

$$pd_{X_s(dif)} = pd_{X_s(x_s=1)} - pd_{X_s(x_s=0)} \quad (4.2)$$

PD 分析は任意の  $n$  組の項目で分析が可能であり、同時に対象とする  $n$  組の項目の間に生じる交互作用を考慮した PD 値を求めることができる。分析の対象とする項目が  $n$  組になった場合の予測ラベルの平均値  $pd_{X_s}$  と PD 値  $pd_{X_s(dif)}$  は式 (4.3) と式 (4.4) で定義される。

$$pd_{X_s} \approx \frac{1}{n_{samples}} \sum_{i=1}^n f(x_{s1}, x_{s2}, x_{sn}, x_c^{(i)}) \quad (4.3)$$

$$pd_{X_s(dif)} = pd_{X_s(x_{s1}, x_{s2}, x_{sn}=1)} - pd_{X_s(x_{s1}, x_{s2}, x_{sn}=0)} \quad (4.4)$$

ここで、 $x_{sn}$  : 分析の対象とする  $n$  組目の項目とする。

1 項目当たりの PD 値は、教師データを変えるたびに誤差が生じるため、本研究で示す PD 値は教師データを 5 回変えながら行った分析の平均値を示している。対象とする項目ごとに、PD 分析 1 回ごとに PD 値が異なっており、H30 では最小で 0.006 から最大で 0.095、R1 では 0.003 ~ 0.095、R2 では 0.001 ~ 0.017、R3 では 0.001 ~ 0.023 の範囲で分析ごとの PD 値に誤差が生じている。

従来の分類問題に対する手法として、ロジスティック回帰分析が代表的である。ロジスティック回帰分析でも、説明変数のパラメータを推定し

ているため、説明変数の変化に応じて、目的変数である確率がどの程度変化するかを求めることができる。そのため、説明変数の変化に伴い目的変数がどの程度変化するかを明らかにし、パラメータを解釈するという点ではロジスティック回帰分析と PD 分析は同じである。しかし、ロジスティック回帰分析では各要因が互いに独立にガンベル分布に従うことを仮定しているのに対して、PD 分析では、複数の要因が独立でなくても目的変数に与える影響を分析することが可能である。したがって、PD 分析は要因間の関係性に制約なく複数の要因の組み合わせに対する交互作用を考慮できるという点でロジスティック回帰分析とは異なる。

#### 4.2 統計的検定手法との比較

本節では、H30 から R3 における単独の項目に着目した PD 分析の結果を示すとともに、統計的検定手法を用いて避難に有意な要因を抽出した結果と比較を行い、XAI を用いた分析の妥当性を検証する。PD 分析の結果は、各災害において PD 値が大きい上位10項目を示し、避難の選択に対して特に影響を与える要因について考察する。統計的検定手法には  $\chi^2$  乗検定を用いたうえで p 値を求めている。PD 値が大きな要因と、統計的検定手法より避難に有意とされた要因が一致しているかどうかに着目し、妥当性を検証する。表6～9の「避難」と「非避難」の欄には避難者および非避難者のうち、その項目に該当するサンプルの割合

を示している。

#### (1) H30 における PD 分析と統計分析の比較

表6にH30について、単独の項目に着目したPD分析より求められたPD値と統計的検定手法により算出したp値を示す。表の「複数年次に現れる項目」に該当する項目は、表6～9で2回以上出現した項目である。

PD値が大きい上位10項目のPD値は0.13～0.30を示している。これは、表6に示す項目が避難者数の割合を13%～30%程度変化させることを意味しており、これらの項目の行動・環境がH30の災害時における避難の選択に影響を与えている。

統計的検定手法により求めたp値とPD分析の結果を比較すると、統計的検定手法において避難に有意である項目とPD値が大きい上位10項目がすべて一致している。このことから、H30におけるPD分析の結果は従来の住民避難行動分析において主な手法であった統計的検定手法と比較しても妥当であるといえる。

なお、H30だけでなくほとんどの災害において、PD値が大きい項目として、「今回の災害時に、自宅が土砂災害や浸水によって被害を受けた」が抽出されている。しかし、本研究で用いるアンケートでは、「避難した」と回答した人が、自宅が被害を受ける前に避難したのか、自宅が被害を受け避難生活を行うために事後に避難したのかの区別がつかない。すなわち、本分析結果として、今回の災害で自宅が被害を受けたことに関する項目を、著者らの着目したい事前の避難に影響を与

表6 単独の項目に着目したPD分析によるPD値の推定結果と統計的検定の比較 (H30)

複数年次に現れる項目	項目	PD 値	避難	非避難	p 値
○	自身の地域に避難情報が発令されていたか知らなかった	0.30	3.9%	1.4%	<0.01
○	避難情報を近所や地域の方の訪問から取得した	0.28	10.2%	2.7%	<0.01
	今回の災害時に、自宅が浸水によって全壊・大規模半壊した	0.24	3.8%	0.3%	<0.01
	今回の災害時に、自宅が土砂災害によって半壊した	0.22	2.2%	0.1%	<0.01
	災害に対する備え - 自由記述	0.19	1.3%	0.5%	0.04
○	過去に避難を行った経験がある	0.17	22.2%	9.1%	<0.01
○	今回の災害時に、自宅が浸水によって半壊した	0.16	4.5%	1.1%	<0.01
	避難情報を市町村のホームページから取得した	0.15	11.0%	4.9%	<0.01
	避難情報を何から取得しましたか - 自由記述	0.14	6.1%	3.9%	0.04
○	自身の地域に避難情報は発令されていなかった	0.13	2.9%	1.5%	0.03

える要因であると特定することはできない。したがって、今回の災害時に自宅が被害を受けたことは避難に影響を与える要因であると結論付けることはせず、それ以外の要因について焦点を当てて考察することとする。

## (2) R1 における PD 分析と統計分析の比較

表 7 に R1 について、単独の項目に着目した PD 分析の結果と統計的検定手法により算出した p 値を示す。PD 値が大きい上位 10 項目の PD 値は 0.07~0.40 を示している。「避難情報を離れた場所に住む知人や家族からの連絡で取得した」よりも PD 値が小さい項目はすべて 0.10 を下回っており、これらの項目は避難者数の割合を 10% も変化させないため、避難の選択に与える影響は比較的小さい。0.14~0.40 という PD 値が示されている、「避難情報を離れた場所に住む知人や家族からの連絡で取得した」から「自身の地域に避難情報が発令されていたか知らなかった」という上位 5 位

までの項目が R1 の災害時における避難の選択に影響を与えている。

今回の災害時に発令された避難情報に関して、「自身の地域に避難情報は発令されていなかった、発令されていたか知らなかった」とこと「自身の地域に避難指示（緊急）が発令されていた」ことが避難の予測に影響を与えている。この 2 項目は相反する項目であり、両方の項目が同時に避難の予測に影響していることの解釈は難しい。

統計的検定手法により求めた p 値と PD 分析の結果を比較すると、H30 と同じく統計的検定手法において避難に有意である項目と PD 値が大きい上位 10 項目がすべて一致していることから、R1 における PD 分析の結果は統計的検定手法と比較しても妥当であるといえる。

## (3) R2 における PD 分析と統計分析の比較

表 8 に R2 について、単独の項目に着目した PD 分析の結果と統計的検定手法により算出した

表 7 単独の項目に着目した PD 分析による PD 値の推定結果と統計的検定の比較 (R1)

複数年次に現れる項目	項目	PD 値	避難	非避難	p 値
○	自身の地域に避難情報が発令されていたか知らなかった	0.40	6.0%	1.4%	<0.01
○	自身の地域に避難情報は発令されていなかった	0.39	7.3%	2.0%	<0.01
○	過去に避難を行った経験がある	0.33	30.4%	4.0%	<0.01
○	今回の災害時に、自宅が浸水によって半壊した	0.21	4.2%	0.3%	<0.01
	避難情報を離れた場所に住む知人や家族からの連絡で取得した	0.14	8.3%	2.1%	<0.01
	自宅の住居形態について - 自由記述	0.08	0.7%	0.2%	0.03
○	避難情報を近所や地域の方の訪問から取得した	0.07	5.2%	1.7%	<0.01
	自身の地域に避難指示（緊急）が発令されていた	0.07	35.0%	20.5%	<0.01
○	災害前に、自宅が土砂災害による被害を受けたことがある	0.07	1.3%	0.1%	<0.01
	年齢が 19 歳以下である	0.07	2.7%	0.9%	<0.01

表 8 単独の項目に着目した PD 分析による PD 値の推定結果と統計的検定の比較 (R2)

複数年次に現れる項目	項目	PD 値	避難	非避難	p 値
○	自身の地域に避難情報が発令されていたか知らなかった	0.04	6.1%	0.3%	<0.01
○	災害前に、自宅が土砂災害による被害を受けたことがある	0.04	5.1%	0.1%	<0.01
○	過去に避難を行った経験がある	0.03	46.5%	9.2%	<0.01
○	今回の災害時に、自宅が土砂災害によって一部損壊した	0.03	9.1%	0.9%	<0.01
○	自宅が風水害で被害を受ける可能性は高いと考えていた	0.03	16.2%	2.7%	<0.01
○	避難情報を近所や地域の方の訪問で取得した	0.03	13.1%	3.6%	<0.01
	原子力発電所の被災で脅威を感じたことがある	0.02	3.0%	0.3%	<0.01
	自宅が土砂災害特別警戒区域に指定されている	0.02	14.1%	2.2%	<0.01
○	今回の災害時に、自宅が浸水によって一部損壊した	0.02	6.1%	0.5%	<0.01
○	災害前に、自宅が豪雨による浸水の被害を受けたことがある	0.02	11.1%	1.3%	<0.01

表 9 単独の項目に着目した PD 分析による PD 値の推定結果と統計的検定の比較 (R3)

複数年次に現れる項目	項目	PD 値	避難	非避難	p 値
○	過去に避難を行った経験がある	0.05	51.9%	5.1%	<0.01
	避難情報を警察・消防・消防団の訪問から取得した	0.03	6.9%	1.4%	<0.01
○	自宅が風水害で被害を受ける可能性は高いと考えていた	0.02	13.0%	2.4%	<0.01
○	今回の災害時に、自宅が浸水によって一部損壊した	0.02	16.0%	1.2%	<0.01
○	災害前に、自宅が豪雨による浸水被害を受けたことがある	0.02	15.3%	1.1%	<0.01
	自宅と一番近い河川堤防の標高の関係は同じくらい	0.02	23.5%	13.1%	<0.01
○	今回の災害時に、自宅が土砂災害によって一部損壊した	0.02	8.4%	0.4%	<0.01
○	今回の災害時に、自宅が浸水によって半壊した	0.02	4.6%	0.1%	<0.01
	過去に避難所での生活経験がある	0.01	26.0%	3.5%	<0.01
	今回の災害時に、自宅が土砂災害によって全壊した	0.01	1.5%	0.1%	<0.01

p 値を示す。R2 において PD 値が大きい上位 10 項目の PD 値は 0.02~0.04 を示している。これは、表 8 に示す項目が避難者数の割合を 2%~4% 変化させることを意味している。R2 の中ではこれらの項目が相対的に大きな PD 値となったが、PD 値を絶対評価した場合は R2 の災害時における避難の選択にはあまり影響を与えていないと言える。このように R2 の項目に関する PD 値が他の災害よりも小さくなった原因として、R2 の避難者に関するサンプル数が他の災害に比べて少ないことが考えられる。PD 値は、ある項目の内部データの変化に伴う避難者数の割合の変化の差分である。しかし、元々サンプル数が少ない住民避難行動モデルは避難者を本来よりも予測しにくい傾向にあるため、PD 値が小さな値として出力されてしまうことが原因として考えられる。

統計的検定手法により求めた p 値と PD 分析の結果を比較すると、統計的検定手法において避難に有意である項目と PD 値が相対的に大きい上位 10 項目がすべて一致している。よって、R2 における PD 分析の結果は、PD 値の絶対的評価の観点からは避難の選択に影響を与える要因であるとは言い難いものの、統計的検定手法の結果との比較からは避難の選択に影響を与える要因を PD 値が比較的大きい項目として抽出できていることが明らかとなった。

(4) R3 における PD 分析と統計分析の比較

表 9 に R3 について、単独の項目に着目した PD 分析の結果と統計的検定手法により算出した

p 値を示す。R3 において PD 値が大きい上位 10 項目の PD 値は 0.01~0.05 を示している。R3 の結果についても R2 と同様に PD 値を絶対評価した場合、表 9 に示す項目は R3 において相対的に避難の選択に与える影響が大きい要因であるものの、R3 の災害時における避難の選択にはあまり影響を与えていない。

統計的検定手法により求めた p 値と PD 分析の結果を比較すると、統計的検定手法において避難に有意である項目と PD 値が相対的に大きい上位 10 項目がすべて一致している。よって、R2 と同様に R3 における PD 分析の結果についても、PD 値の絶対評価からは避難の選択に影響を与える要因であるとは言い難いものの、統計的検定手法の結果との比較からは避難の選択に影響を与える要因を PD 値が比較的大きい項目として抽出できていることが明らかとなった。

R3 の中で相対的に PD 値が大きい項目は、過去に避難を行った経験があることや避難所での生活経験があること、今回の災害前に自宅が被災したことがあることなどの過去の被災経験に関する項目が多く含まれる。

また、「避難情報を警察、消防、消防団の訪問で取得した」ことが避難に影響を与えている。R1 で、近所や地域の方、知人や家族など日常生活の中で見かける人から避難情報を取得することが避難の選択に影響を与えていたように、R3 でも同様の傾向があると考えられる。



- ・「今回の災害時に、自宅が浸水によって全壊した」と「今回の災害時に、自宅が土砂災害によって半壊した」、「避難情報を近所や地域の方の訪問から取得した」
- ・「今回の災害時に、自宅が浸水によって半壊した」と「今回の災害時に、自宅が土砂災害によって半壊した」、「避難情報を近所や地域の方の訪問から取得した」、「災害に対してどのように備えていたか-自由記述」
- ・「今回の災害時に、自宅が土砂災害によって半壊した」と「避難情報を近所や地域の方の訪問から取得した」
- ・「避難情報を近所や地域の方の訪問から取得した」と「自身の地域に避難情報が発令されていたか知らなかった」、「災害に対してどのように備えていたか-自由記述」、「自宅が土砂災害特別警戒区域に指定されている」、「災害前に、自宅が土石流の被害を受けた」

表10に示す項目の組み合わせのPD値は0.41～0.48である。これは、上記の項目に該当する状況の重なりの有無によって避難者数の割合が40%～50%程度変化することを意味する。これらの項目に該当する行動や環境であるか否かで避難行動が左右される。表10の「主効果」に示す項目単体のPD値も比較的大きく、項目単体でも避難の選択に大きな影響を与えている。このことから、相互作用に着目した場合でも、項目単体のPD値が大きい項目の組み合わせが避難の選択に与える影響の大部分を占めていると言える。

上記の項目以外に、表6の単独の項目に着目したPD分析において上位10項目に含まれていなかった項目として、「自宅が土砂災害特別警戒区域に指定されている」、「災害前に、自宅が土石流の被害を受けた」の2項目が相互作用に着目したPD値が大きい上位10組に含まれている。このような項目は他の項目と組み合わせることで避難の選択に影響を与える要因であると言える。ただし、「災害前に、自宅が土石流の被害を受けた」の項目単体のPD値はPD分析を5回行った際のPD値の標準偏差が0.196と誤差が大きいことに留意する必要がある。

表11より、H30において交互作用項の値が大きい上位10組の項目の組み合わせは以下の通りである。

- ・「自宅に一番近い河川までの距離は1mである」と「今回の災害前、同居家族に妊婦がいた」、「災害前に、洪水ハザードマップを見たことがあるか-自由記述」
- ・「今回の災害前に、災害による被害や脅威を受けたことがあるか-自由記述」と、「今回の災害前、同居家族に妊婦がいた」、「自宅が土砂災害特別警戒区域に指定されている」、「災害前に、洪水ハザードマップを見たことがあるか-自由記述」など、他の項目すべて

表11に示す交互作用項の値は0.21～0.26となっているが、PD値全体としてはこれを下回る値であるものが多く、項目単体でのPD値についても0に近い値やマイナスの項目が存在している。つまり、表11に示す項目は単体では避難の選択に影響を与える要因と言えないが、その他の項目と組み合わせることで20%～30%程度の避難者数を増加させる要因になり得る。

「今回の災害前に、災害による被害や脅威を受けたことがあるか-自由記述」に該当するサンプルの自由記述欄には、「裏山のがけ崩れ」、「床下浸水」、「断水」、「実家付近の峠が少し崩れた」など、全41件の回答のうち土砂災害と浸水によって周辺地域や自宅に被害が生じたと判断できる回答がほとんどであった。

「災害前に、洪水ハザードマップを見たことがあるか-自由記述」に該当するサンプルの自由記述欄には、「把握する機会がない」、「多分家族の誰もわかってない」など、自由記述欄への回答があった全47人中34人が洪水ハザードマップを確認したことがないと判断できる回答を行っていた。一方で、「土地を決める際に確認して決めた」、「ハザードマップは家族全員が把握している」など、全体から上記の洪水ハザードマップを確認したことがない人を除く13人中10人が洪水ハザードマップを閲覧していると判断できる回答を行っている。この項目には、ハザードマップの閲覧という視点だけでは閲覧を行った人と行っていない人の両方

表11 交互作用に着目した PD 分析による PD 値および交互作用推定結果（交互作用項の上位10組@H30）

複数年次に現れる要因			○						○		
複数年次に現れる要因	要因 2	距離は1mである	今回の災害前、同居家族に妊婦がいた	自宅が土砂災害特別警戒区域に指定されている	自宅が土砂災害警戒区域に指定されている	災害前に、洪水ハザードマップを見たことがあるか-自由記述	災害前に、洪水ハザードマップを見たことがあるか-自身は良く分からないが、家族が把握している	災害前に、洪水ハザードマップを見たことがあるか-自身は良く分からないが、家族が把握している	自宅は堤防の後背地に立地している	自宅と一番近い河川堤防の標高の関係は分からない	今回の災害前に、災害による被害や脅威を受けたことがあるか-自由記述
	要因 1	主効果	-0.08	-0.08	0.10	-0.02	-0.10	-0.01	0.06	0.01	0.01
		自宅が一番近い河川までの距離は1mである	-0.08	0.23			0.21				0.26
○		今回の災害前、同居家族に妊婦がいた	-0.08								0.25
		自宅が土砂災害特別警戒区域に指定されている	0.10								0.22
		自宅が土砂災害警戒区域に指定されている	-0.02								0.21
		災害前に、洪水ハザードマップを見たことがあるか-自由記述	-0.10								0.22
		災害前に、洪水ハザードマップを見たことがあるか-自身は良く分からないが、家族が把握している	-0.01								0.22
		自宅は堤防の後背地に立地している	0.06								0.22
○		自宅と一番近い河川堤防の標高の関係は分からない	0.01								0.21
		今回の災害前に、災害による被害や脅威を受けたことがあるか-自由記述	0.01								

が含まれており、項目の中のどのような要素が他の項目との交互作用効果を生じているのかという解釈が難しいため、今後の課題とする。

5.2 R1 における影響項目の組み合わせと交互作用効果

表12より、R1 において、交互作用に着目した PD 値が大きい上位10組の項目の組み合わせは以下のとおりである。

- ・「自身の地域に避難情報は発令されていなかった」と「自身の地域に避難情報が発令されていたか知らなかった」、「災害時に、自宅が浸水によって半壊した」など、他の項目すべて
- ・「自身の地域に避難情報が発令されていたか知らなかった」と「災害時に、自宅が浸水によって半壊した」、「年齢が19歳以下である」など、他の項目すべて
- ・「災害時に、自宅が浸水によって半壊した」と

「過去に避難を行った経験がある」

表12に示す項目の組み合わせの PD 値は0.62~0.84を示しており、上記の項目に該当する状況の重なりの有無で避難行動が大きく左右される。項目単体での PD 値も0.30~0.40程度と比較的大きく、項目単体でも避難の選択に大きな影響を与えていることがわかる。H30 と同じく、R1 において交互作用に着目した場合でも、PD 値が大きい項目の組み合わせが避難の選択に与える影響の大部分を占めていると言える。

表13より、R1 において交互作用項の値が大きい上位10組の項目の組み合わせは以下のとおりである。

- ・「自宅は風水害を必ず受けると考えていた」と「年齢が19歳以下である」、「自身の地域に避難情報が発令されていたか知らなかった」、「過去に避難を行った経験がある」など、他の項目すべて



表12 交互作用に着目した PD 分析による PD 値および交互作用推定結果 (PD 値の上位10組@R1)

複数年次に現れる要因				○	○		○	○
複数年次に現れる要因	要因 2	主効果	0.40	0.39	0.21	0.06	0.33	0.14
	要因 1							
	自身の地域に避難情報は発令されていなかった	0.40	0.05	0.13	0.19	0.09	0.08	
○	自身の地域に避難情報が発令されていたか知らなかった	0.39		0.12	0.20	0.10	0.09	
○	災害時に、自宅が浸水によって半壊した	0.21				0.13		
	年齢が19歳以下である	0.06						
○	過去に避難を行った経験がある	0.33						
○	避難情報を離れた場所に住む知人や家族からの連絡で取得した	0.14						

表13 交互作用に着目した PD 分析による PD 値および交互作用推定結果 (交互作用項の上位10組@R1)

複数年次に現れる要因					○	○		
複数年次に現れる要因	要因 2	主効果	0.06	0.05	0.39	0.33	0.21	0.40
	要因 1							
	年齢が19歳以下である	0.06	0.21	0.20	0.20	0.19		0.25
	災害前に自宅は無事だったが、周辺地域で土石流による被害があった	0.05						0.21
	自身の地域に避難情報が発令されていたか知らなかった	0.39						0.20
○	過去に避難を行った経験がある	0.33						0.19
○	災害時、自宅が浸水によって半壊した	0.21						0.19
	自身の地域に避難情報は発令されていなかった	0.40						0.19
	自宅は風水害を必ず受けると考えていた	0.00						

・「年齢が19歳以下である」と「災害前に自宅は無事だったが、周辺地域で土石流による被害があった」、「自身の地域に避難情報が発令されていたか知らなかった」、「過去に避難を行った経験がある」、「災害時、自宅が浸水によって半壊した」

上記のうち、「自身の地域に避難情報が発令されていなかった」や「過去に避難を行った経験がある」は、表7の単独の項目に着目した PD 値が大きい上位10組にも含まれていた項目であるが、「年齢が19歳以下である」や「自宅は風水害を必ず受けると考えていた」は含まれておらず、項目単

体での PD 値も 0 に近い値を示している。よって、「年齢が19歳以下である」や「自宅は風水害を必ず受けると考えていた」は、単体では避難の選択に影響を与える要因とは言えないが、その他の項目と組み合わせることで19%~25%の避難者数を増加させる要因になり得ると言える。

### 5.3 R2 における影響項目の組み合わせと交互作用効果

表14より、R2において、交互作用に着目した PD 値が大きい上位10組の項目の組み合わせは、以下のとおりである。

表14 交互作用に着目した PD 分析による PD 値および交互作用推定結果 (PD 値の上位10組@R2)

複数年次に現れる要因													
複数年次に現れる要因	要因 2												
	要因 1	主効果											
			災害前に、自宅が土砂災害による被害を受けたことがある	0.04	0.02	0.00	0.02	0.02	0.03	0.01	0.01	0.01	0.02
			原子力発電所の被災で脅威を感じたことがある	0.04	0.02	0.06	0.04	0.03	0.02	0.04	0.04	0.04	0.03
			マンション・アパート (1階) に居住している	0.00		0.06							
			自宅と一番近い河川堤防の標高の関係は分からない	0.02									
		○	自宅は土砂災害特別警戒区域に指定されている	0.02									
		○	過去に避難を行った経験がある	0.03									
			避難情報を警察、消防、消防団の訪問で取得した	0.01									
		○	避難情報を離れた場所に住む知人や家族からの連絡で取得した	0.01									
		○	災害前に、自宅は無事だったが周辺地域で津波による浸水被害があった	0.01									
		○	災害前に、自宅が豪雨による被害を受けたことがある	0.02									

- ・「災害前に、自宅が土砂災害による被害を受けたことがある」と「原子力発電所の被災で脅威を感じたことがある」, 「マンション・アパート (1階) に居住している」, 「自宅と一番近い河川堤防の標高の関係は分からない」など、他の項目すべて
- ・「原子力発電所の被災で脅威を感じたことがある」と「マンション・アパート (1階) に居住している」

表14に示す項目の組み合わせの PD 値は0.08~0.10と小さな値を示しているため、H30やR1の結果とは異なり、R2における上位10組の項目の有無が避難行動に与える影響は小さい。ほとんどの項目の組み合わせにおいて、交互作用に着目した PD 値の半分程度が交互作用や誤差によって表現されており、次に説明する交互作用項の値が大きい項目の組み合わせ上位10組における PD 値や交互作用項の値と大差がない。H30やR1とは異

なり、R2においては項目単体での影響の和だけでは交互作用に着目した PD 値は表現できていない。

表15より、R2において交互作用項の値が大きい上位10組の項目の組み合わせは、以下のとおりである。

- ・「マンション・アパート (1階) に居住している」と「原子力発電所の被災で脅威を感じたことがある」, 「災害前に、自宅が土砂災害による被害を受けたことがある」, 「避難情報を離れた場所に住む知人や家族からの連絡で取得した」など、他の項目すべて
- ・「原子力発電所の被災で脅威を感じたことがある」と「災害前に、自宅が土砂災害による被害を受けたことがある」
- ・「災害前に、自宅が土砂災害による被害を受けたことがある」と「自宅が一番近い河川までの距離は5~10mである」

表15に含まれる項目は、表8に示す単独の項目

表15 交互作用に着目した PD 分析による PD 値および交互作用推定結果 (交互作用項の上位10組@R2)

複数年次に現れる要因											
複数年次に現れる要因	要因 2	原子力発電所の被災で脅威を感じたことがある	災害前に、自宅が土砂災害による被害を受けたことがある	マンション・アパート(1階)に居住している	避難情報を離れた場所に住む知人や家族からの連絡で取得した	避難情報を警察、消防、消防団の訪問で取得した	自宅に一番近い河川までの距離は5~10mである	今回の災害前、同居家族に乳幼児がいた	今回の災害前、同居家族に妊婦がいた	自宅と一番近い河川堤防の標高の関係は分からない	
	要因 1	主効果	0.02	0.04	0.00	0.01	0.01	-0.01	0.00	-0.01	0.02
	原子力発電所の被災で脅威を感じたことがある	0.02	0.04	0.06							
	災害前に、自宅が土砂災害による被害を受けたことがある	0.04		0.06			0.05				
	マンション・アパート(1階)に居住している	0.00			0.05	0.04	0.05	0.05	0.05	0.05	
	避難情報を離れた場所に住む知人や家族からの連絡で取得した	0.01									
	避難情報を警察、消防、消防団の訪問で取得した	0.01									
	自宅に一番近い河川までの距離は5~10mである	-0.01									
	今回の災害前、同居家族に乳幼児がいた	0.00									
	今回の災害前、同居家族に妊婦がいた	-0.01									
	自宅と一番近い河川堤防の標高の関係は分からない	0.02									

に着目した PD 分析において上位10項目に含まれていた項目と項目単体での PD 値は同程度の値である。しかし、「マンション・アパート(1階)に居住している」や「避難情報を警察、消防、消防団の訪問で取得した」、「避難情報を離れた場所に住む知人や家族からの連絡で取得した」、「自宅に一番近い河川までの距離は5~10mである」は項目単体での PD 値が0に近い値や負値であり、項目単体での影響はほとんどないにもかかわらず、その他の項目と組み合わせることで交互作用を生じている要因である。したがって、これらの項目は、その他の項目と組み合わせることで4%~6%程度の避難者数を増加させる要因になり得るものの、避難の選択に大きな影響を与える交互作用効果を生じているとは言い難い。

5.4 R3における影響項目の組み合わせと交互作用効果

表16より、R3において、交互作用に着目した

PD 値が大きい上位10組の項目の組み合わせは、以下のとおりである。

- ・「過去に避難を行った経験がある」と「災害前に、自宅が豪雨による被害を受けた」、「災害時に、自宅が浸水によって半壊した」、「災害時に、自宅が土砂災害によって一部損壊した」など、他の項目すべて
- ・「災害前に、自宅が豪雨による浸水の被害を受けた」と「災害時に、自宅が浸水によって半壊した」、「災害前に、自宅が風水害被害を受ける可能性は高いと考えていた」

表16に示す項目の組み合わせの PD 値は0.07~0.11と大きな値でないため、R2と同様にR3における上位10組が避難行動に与える影響は大きくないといえる。項目単体での PD 値と交互作用に着目した場合の PD 値の関係についても、R2ほど顕著ではないものの、項目単体での PD 値の和と交互作用や誤差による影響が近い値を示しているため、H30やR1とは異なり、項目単体での影響

表16 交互作用に着目した PD 分析による PD 値および交互作用推定結果（PD 値の上位10組@R3）

複数年次に現れる要因		○	○	○	○					○	○	
複数年次に現れる要因	要因 2	災害前に、自宅が豪雨による浸水の被害を受けた		災害時に、自宅が浸水によって半壊した	過去に避難を行った経験がある	災害前に、自宅は無事だったが周辺地域で津波による浸水被害があった	災害時に、自宅が土砂災害によって全壊した	災害時に、自宅が土砂災害によって一部損壊した	災害前に、自宅が風水害被害を受ける可能性は高いと考えていた	避難情報を離れた場所に住む知人や家族からの連絡で取得した	災害時に、自宅が土砂災害によって半壊した	災害時に、自宅が土砂災害によって半壊した
	要因 1	主効果	0.02	0.02	0.05	0.00	0.01	0.02	0.02	0.02	0.01	0.00
	○	災害前に、自宅が豪雨による浸水の被害を受けた	0.02	0.04	0.04				0.03			
	○	災害時に、自宅が浸水によって半壊した	0.02		0.04							
	○	過去に避難を行った経験がある	0.05			0.04	0.02	0.01	0.03	0.01	0.02	
	○	災害前に、自宅は無事だったが周辺地域で津波による浸水被害があった	0.00									
		災害時に、自宅が土砂災害によって全壊した	0.01									
		災害時に、自宅が土砂災害によって一部損壊した	0.02									
		災害前に、自宅が風水害被害を受ける可能性は高いと考えていた	0.02									
	○	避難情報を離れた場所に住む知人や家族からの連絡で取得した	0.01									
	○	災害時に、自宅が土砂災害によって半壊した	0.00									

表17 交互作用に着目した PD 分析による PD 値および交互作用推定結果（交互作用項の上位10組@R3）

複数年次に現れる要因		○						○		
複数年次に現れる要因	要因 2	災害時に、自宅が浸水によって半壊した	災害前に、自宅が豪雨による浸水の被害を受けた	災害前に、自宅は無事だったが周辺地域で津波による浸水の被害があった	災害前に、自宅は無事だったが周辺地域で津波による浸水の被害があった	災害時に、自宅が土砂災害によって全壊した	災害時に、自宅が土砂災害によって一部損壊した	災害前に、自宅が風水害被害を受ける可能性は高いと考えていた	過去に避難を行った経験がある	災害前、自宅が風水害被害を受ける可能性は高いと考えていた
	要因 1	主効果	0.02	0.02	0.00	0.00	0.01	0.05	0.02	
	○	災害時に、自宅が浸水によって半壊した	0.02	0.04	0.05			0.04	0.03	
		災害前に、自宅が豪雨による浸水の被害を受けた	0.02		0.05			0.04		
		災害前に、自宅は無事だったが周辺地域で津波による浸水の被害があった	0.00			0.04	0.04	0.04	0.04	
		災害時に、自宅が土砂災害によって半壊した	0.00							
		災害時に、自宅が土砂災害によって全壊した	0.01							
	○	過去に避難を行った経験がある	0.05							
		災害前、自宅が風水害被害を受ける可能性は高いと考えていた	0.02							

の和だけでは交互作用に着目した PD 値は表現できていない。

表17より、R3 において交互作用項の値が大きい上位10組の項目の組み合わせは、以下のとおりである。

- 「災害前に、自宅は無事だったが周辺地域で津波による浸水の被害があった」と「災害時に、自宅が浸水によって半壊した」、「災害前に、自宅が豪雨による浸水の被害を受けた」、「災害時に、自宅が土砂災害によって半壊した」など、

他の項目すべて

- ・「災害時に、自宅が浸水によって半壊した」と「災害前に、自宅が豪雨による浸水の被害を受けた」、「過去に避難を行った経験がある」、「災害前、自宅が風水害被害を受ける可能性は高いと考えていた」
- ・「災害前に、自宅が豪雨による浸水の被害を受けた」と「過去に避難を行った経験がある」

表17に示す交互作用項の値は項目単体でのPD値と同程度の値が多いが、「災害前に、自宅は無事だったが周辺地域で津波による浸水の被害があった」は項目単体でのPD値が0に近い値であり、項目単体での影響はほとんどないにもかかわらず、その他の項目と組み合わせることで交互作用を生じている要因である。この項目は、その他の項目と組み合わせることで4%ほど避難者数を増加させる要因になり得るが、避難の選択に大きな影響を与える交互作用効果を生じているとはいえない。

### 5.5 PD分析による交互作用効果のまとめ

本章では、交互作用に着目したPD分析を行った。交互作用効果を含め、避難の選択に対して総合的に大きな影響を与える項目の組み合わせと、交互作用効果のみで避難の選択に大きな影響を与える項目の組み合わせを整理した。

各災害において大きな交互作用を生じる項目はさまざまであるが、自宅が一番近い河川までの距離は1m以内であることや自宅は風水害を必ず受けると考えていたこと、今回の災害前、同居家族に妊婦がいたことなどが、交互作用効果の大きい項目の組み合わせに含まれていた。これらの項目はPD値が大きい項目の組み合わせには含まれていない項目であり、かつ項目単体でのPD値も0に近い値を示している。にもかかわらず、お互いが組み合わせることで、災害によっては20%以上の避難者数の増加に寄与する交互作用効果を示した。項目単体での影響が小さな項目であっても、それらの項目に該当する状況が重なり合うことによって、避難の選択を促進させる交互作用効果が生じることが明らかとなった。

ただし、交互作用を考慮した場合におけるPD値が大きいことと、交互作用項の値が大きいこととは理論上は関係ない。各災害において、過去に避難を行った経験や自宅が被災した経験があること、避難情報を近隣に住む人や遠方の知人、親戚などから取得したことの組み合わせが、交互作用に着目したPD値として大きな数値を示した。しかし、このような要因の組み合わせによるPD値のうち、交互作用効果が占める割合は小さく、いずれも単独の項目に着目した場合のPD値が大きい要因同士の影響が足し合わされたことにより、大きなPD値となることが示された。

## 6. おわりに

本研究では、住民避難行動に関する要因の交互作用に着目し、XAIを用いて住民避難行動時において避難の選択に影響を与える項目の組み合わせと交互作用の影響を明らかにした。H30, R1, R2, R3の4種類の豪雨災害時における住民避難行動データに対してPD分析を行った。PD分析と統計的検定手法の結果を比較することで従来の手法によって避難に有意とされた項目を、PD分析を用いてもPD値が大きい項目として抽出し避難の選択に影響を与える項目として同様に抽出することが可能であることを明らかにした。

要因の交互作用に着目した場合、各災害において避難／非避難に影響を与える項目の組み合わせを明らかにした。各災害において、交互作用に着目した場合のPD値が大きい項目の組み合わせが避難の選択に与える影響は、その大部分が項目単体の持つ影響の和によって表現されていることが明らかとなった。一方で、交互作用効果の大きい項目の組み合わせに着目すると、H30とR1に関して大きな交互作用を生じる項目が項目単体でのPD値が0に近い値や負の値を持つ項目が組み合わせられており、単体では避難の選択に影響を与えないとは言えない要因が明らかとなった。

本研究では、単独では避難行動に影響を及ぼさないものの、それらが組み合わせることで影響を及ぼす要因があるのではないかとという仮説の下、NNモデルとXAIを用いて分析し、どのような要

因の組み合わせが避難行動に影響を及ぼすのかを明らかにした。しかし、本研究の分析では2項目の組み合わせの分析であり、現実的にはより多くの要因の組み合わせが交互に作用していると考えられる。避難行動に影響を及ぼす要因の明確化という課題に対しては、より複雑な要因の組み合わせを考慮できるモデルや手法による分析が必要である。

本研究では「非避難」という目的変数に、「避難しなかった」と「避難できなかった」という実際には異なる性質のデータを1つにまとめている。しかし、避難を意図的に行わなかったことと、状況的に避難が不可能であったことの差を分析することは、学術的および実務的に有用であると考えられる。今後の展望として、「避難しなかった」と「避難できなかった」の2項対立のもと、それぞれのデータを特徴づける行動・環境要因の分析を行いたい。

PD分析は、他の機械学習手法を用いたモデルに対しても適用可能であるため、様々な機械学習手法を用いた分析結果と本研究の結果を比較し、NNを用いた結果の妥当性について検証を行うことは今後の課題である。

## 参考文献

- 国土交通省：第1回住民自らの行動に結びつく水害・土砂災害ハザード・リスク情報共有プロジェクト(平成30年10月4日開催)配布資料2-1, 「平成30年7月豪雨災害の概要と被害の特徴」, 2018. [https://www.mlit.go.jp/river/shingikai\\_blog/hazard\\_risk/dai01kai/dai01kai\\_siryoku2-1.pdf](https://www.mlit.go.jp/river/shingikai_blog/hazard_risk/dai01kai/dai01kai_siryoku2-1.pdf), 2023年1月25日
- 総務省消防庁：令和2年度版消防白書, 1, 令和元年東日本台風(台風第19号)等を受けた対応, 2020. <https://www.fdma.go.jp/publication/hakusho/r2/chapter1/section5/para3/56724.html>, 2023年1月24日
- 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/bousai/goukensho/20201006shiryoku3.pdf](http://www.qsr.mlit.go.jp/yatusiro/site_files/file/bousai/goukensho/20201006shiryoku3.pdf), 2023年1月25日
- 総務省消防庁：災害情報一覧, 令和3年8月の大雨による被害状況等について, 2022. <https://www.fdma.go.jp/disaster/info/2021/>, 2022年11月18日
- 広島県：令和3年8月の大雨における県民の避難状況等の調査結果について, 2022. <https://www.pref.hiroshima.lg.jp/soshiki/249/r308-hinanjyoukyouchousa.html>, 2023年2月28日
- 塚本満朗・高木朗義：説明可能な機械学習モデルを用いた豪雨時における住民避難選択行動の要因分析, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.77, No.55, pp.I\_181-I\_191, 2022.
- 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析, 岐阜県を事例に, 自然災害科学, Vol.38, 特別号, pp.133-151, 2019.
- 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, No.3, pp.207-220, 2020.
- 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.
- 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.
- A. Amina, B. Mohammed: Peeking Inside the Black-box: A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI), IEEE Access, Vol.6, pp.52138-52160, 2018.
- 原聡：【記事更新】私のブックマーク「説明可能なAI」, 一般社団法人人工知能学会, 令和元年7月, [https://www.ai-gakkai.or.jp/resource/my-bookmark/my-bookmark\\_vol34-no4/](https://www.ai-gakkai.or.jp/resource/my-bookmark/my-bookmark_vol34-no4/), 2023年1月25日
- 道頭理緒奈・堀智晴：水害経験が避難の意思決定に及ぼす影響に関する強化学習分析, 土木学会論文集 B1 (水工学), Vol.77, No.2, pp.I\_1483-I\_1488, 2021.
- Fligg, R. & Barros, J.: A case study of flooding in the Limpopo River Basin, Xai Xai, Mozambique. Applied Spatial Modeling and Planning In: John, R.Lombard, Eliahu Stem, Graham Clarke. *Applied*

- Spatial Modeling and Planning*, 29. London, Routledge, 2016.
- 15) 牛山素行・本間基寛・横幕早季・杉村晃一：平成30年7月豪雨による人的被害の特徴，自然災害科学，Vol.38，No.1，pp.29-54，2019.
  - 16) 牛山素行・本間基寛・横幕早季・杉村晃一：2019年台風19号による人的被害の特徴，自然災害科学，Vol.40，No.1，pp.81-102，2021.
  - 17) 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開催資料第1回説明資料(2/4)，<http://www.qsr.mlit.go.jp/yatusiro/river/index/index.html>，2023年1月25日
  - 18) 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開催資料第1回説明資料(2/4)，<http://www.qsr.mlit.go.jp/yatusiro/river/index/index.html>，2023年1月25日
  - 19) 畑山満測・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，土木計画学研究・講演集，Vol.59，104，2018.
  - 20) Scikit-learn: “4.1. Partial Dependence and Individual Conditional Expectation plots”, scikit-learn Machine Learning in Python, [https://scikit-learn.org/stable/modules/partial\\_dependence.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/partial_dependence.html)，2023年1月26日
  - 21) 内閣府：防災情報のページ，平成30年7月豪雨による被害状況等について(平成31年1月9日17:00現在)，2019. <https://www.bousai.go.jp/updates/h30typhoon7/index.html>，2023年6月20日
  - 22) 内閣府：防災情報のページ，令和元年第19号等に係る被害状況等について(令和2年4月10日9:00現在)，2020. <https://www.bousai.go.jp/updates/r1typhoon19/index.html>，2023年6月20日
  - 23) 内閣府：防災情報のページ，令和2年7月豪雨による被害状況等について(令和3年1月7日14:00現在)，2021. [https://www.bousai.go.jp/updates/r2\\_07ooame/index.html](https://www.bousai.go.jp/updates/r2_07ooame/index.html)，2023年6月20日
  - 24) 内閣府：防災情報のページ，令和3年8月の大雨による被害状況等について(令和3年12月14日14:00現在)，2021. [https://www.bousai.go.jp/updates/r3\\_08ooame/index.html](https://www.bousai.go.jp/updates/r3_08ooame/index.html)，2023年6月20日
  - 25) 総務省消防庁：災害情報一覧，令和3年8月の大雨による被害状況等について(令和3年11月18日13:00現在)，2022. <https://www.fdma.go.jp/disaster/info/2021/>，2023年6月20日
- (投稿受理：2023年4月7日  
訂正稿受理：2023年7月3日)

## 要 旨

頻発する豪雨災害において多くの犠牲者が生じている現状から，住民避難の促進に対して様々な視点から考える必要がある。そこで本研究では，機械学習手法と XAI (説明可能な AI) を用いて，住民避難行動に影響を与える要因およびその交互作用を明らかにした。分析に用いたデータは，平成30年7月豪雨，令和元年台風19号，令和2年7月豪雨，令和3年8月の大雨の4種類の災害時における住民避難行動アンケートの調査結果である。これらのデータに対し，XAI の一種である PD 分析を適用することで，住民の避難行動時における行動や環境に関する要因の組み合わせが避難の予測に対して，どの程度の影響を与えるのかを明らかにした。各災害において，過去の避難経験や自宅の被災経験，災害時の土砂災害や浸水による自宅の被災などの組み合わせによって避難行動に影響を与えていることが明らかとなった。交互作用効果の大きい要因の組み合わせに着目すると，要因単体での影響が0に近い値や負の値を持つような単独では避難行動に影響を与えないとは言えない要因同士が組み合わさることによって，避難行動に影響を与えることが明らかとなった。