

画像認識技術 Grad-CAM を用いた豪雨災害時における住民避難行動の要因分析

高田歩武¹・高木朗義²

Factors Analysis of Resident Evacuation Behavior During Heavy Rain Disasters Using Grad-CAM Image Recognition Technology

Ayumu TAKADA¹ and Akiyoshi TAKAGI²

Abstract

Although various analyses have been conducted on the resident evacuation behavior by various viewpoints, it is still difficult to say that the problems related to the resident evacuation have been solved because of the number of victims caused by heavy rain disasters. Therefore, the authors have made a new attempt to analyze the factors of resident evacuation behavior using XAI (eXplainable AI). However, there are still issues such as the estimation accuracy of the behavioral model. In addition, previous analyses of resident evacuation behavior have often attempted to determine whether certain factors influence evacuation behavior.

In this study, the prediction accuracy was improved by converting questionnaire survey data into image data and constructing a resident evacuation behavior model using a convolutional neural network (CNN). We analyzed the factors of resident evacuation behavior during heavy rain disaster by using Grad-CAM that is a method of XAI in image recognition technology. As a result, the combination of the following factors were found to influence evacuation behavior during a disaster: obtaining evacuation information from a trusted person, understanding disaster prevention information deeply, preparing emergency supplies, and discussing with family members.

キーワード：豪雨災害，アンケート調査データ，画像データ，XAI（説明可能なAI），Grad-CAM，ヒートマップ

Key words: heavy rain disaster, questionnaire survey data, image data, XAI (eXplainable AI), Grad-CAM, heatmap

1. はじめに

これまで住民避難行動に対して多様な視点から

分析が行われ、住民避難を促進する提案が行われている。しかしながら、わが国では、豪雨災害に

¹ 岐阜大学大学院自然科学技術研究科
Graduate School of Natural Science and Technology, Gifu University

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

よる犠牲者が後を絶たず、住民避難に関する課題は依然として解決されているとは言い難い。

塚本・高木¹⁾は、住民避難行動分析で主に使用される統計的検定手法に代わる手法として、要因間の影響を非線形に捉え、交互作用を考慮するために、ニューラルネットワーク（以下、NN）を用いて住民避難選択行動モデル（以下、塚本・高木モデル）を構築し、説明可能なAI（eXplainable AI、略してXAI）の一手法である Partial Dependence（以下、PD）分析によって、住民避難に影響を与える要因分析を試みた。XAIとはブラックボックスモデルと言われるAIのプロセスや各工程の内容がわかるように説明可能性を取り入れた技術を総称するものである。PD分析とは、NNモデルへの入力データの入れ替えによる予測の変化を評価することで、モデルに影響を及ぼす要因を抽出する方法である。塚本・高木モデルは中間層1層の単純なNNによって構築されており、特徴量を十分抽出できず、モデルの予測精度が低いことを課題として挙げている。また、塚本・高木¹⁾は、避難行動時の意思決定が様々な要因が複雑に絡み合っていることに着目し、避難行動に影響を与える要因の組み合わせを分析しているが、一つずつ項目を入れ替えながら影響度を計算する必要があり、多大な時間と労力が必要であった。

そこで本研究では、住民避難行動モデルの予測精度を向上させ、避難行動に影響を与える要因の組み合わせを容易に分析する手法として、画像認識技術に着目した。機械学習の中でも特に大量の画像データを学習させることで生成された画像認識AIは、機械翻訳、顔認証、異常検知など幅広い分野で実用化されており、プログラムのパッケージも充実している。また、多数の中間層を持ち、NNを発展させた畳み込みニューラルネットワーク（以下、CNN）は画像データに特化しており、CNNを用いることで十分な特徴量の抽出を可能とし、住民避難行動モデルの予測精度が向上するのではないかと考えた。さらに、進歩の著しい画像認識分野において、画像データに広く使われるXAIの一手法に Grad-CAM²⁾と呼ばれる手法が存在する。Grad-CAMは、モデルの出力結果の

判断根拠となる部分をヒートマップで出力する技術であり、このヒートマップによって、住民避難行動に影響を与える要因の組み合わせを可視化できるのではないかと考えた。

2. 既往研究の整理と本研究の位置付け

2.1 統計手法を用いた住民避難行動に関する既往研究

柿本ら³⁾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、避難行動の有無を統計的視点から分析している。結果として、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、近所の面識およびまちづくり活動への参加が避難行動に影響を与えた要因であることを明らかにしている。高木ら⁴⁾は、平成30年7月豪雨で被害を受けた岐阜県4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、それらの避難行動の傾向から、住民へ直接避難を呼び掛ける手段、一人ひとりが避難の手順を考える取組み、住民が危険を認知するための体制整備などが豪雨災害時の住民避難に対する課題解決策として提示されている。梶谷ら⁵⁾は、平成30年7月豪雨被災者の避難や属性に関するアンケート調査結果を用いて、階層型の構造を有する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、避難情報に関わらず自身で避難行動を決める人、どのような状況においても避難は行わない人に分類し、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について明らかにしている。安本ら⁶⁾は、平成28年台風10号災害時の岩手県岩泉町に対してアンケート調査を行い、単純集計分析の結果から避難行動の特徴として、他者からの呼びかけ、直接的なリスク認知としての「河川の状況」、避難場所の位置、や避難場所へのルートのが安全性が避難行動に大きな影響を与えることを明らかにしている。牛山ら⁷⁾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、水位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いる。それらの結果から、防災情報が住民避難行動にもたらす影響を分析し、災害時のリアルタイムの防災情報に対する関心は高いため、的確な情報伝達や複数の情報伝達手段を駆使することが重要であることを明らかにしている。

以上のように、従来の住民避難行動分析において避難行動に影響を与える要因を分析する場合には、アンケート調査結果を単純集計やクロス集計、避難行動選択確率モデルの推定など、統計的検定手法によって分析されており、避難行動に影響を与える要因を明らかにし、避難行動を促進する改善策を提案する研究も存在する。一方、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ており、要因同士が組み合わさることで生じる影響に関しては考慮されてこなかったが、実際の避難行動時の意思決定は、様々な要因が複雑に絡み合っていると考えられる。つまり、要因の組み合わせ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は、住民避難の促進に向けて重要であると考えられる。

2.2 機械学習および XAI を用いた住民避難行動に関する既往研究

近年、様々な分野において教師あり機械学習技術の発展がめざましい。機械学習モデルは、膨大なデータを学習することで、一見共通点の見られない複雑な関係性から自主的に関係性を見つけ出し、未知のデータに対して評価・予測を行うことが可能である。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発見できる可能性がある。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、出力結果に至った経緯や判断の根拠が不透明である。近年の機械学習の発展に伴い、社会的な期待が高まっている一方で、医療、交通といったミスの重要性が高い分野では、運用する上での AI の不透明さに対する不安の声があがっている。そのような AI の不透明性を払拭するため、モデルのプロセス全体や各工程の内容がわかるという説明可能性を取り入れた

AI、すなわち説明可能な AI (eXplainable AI: 略して XAI) と呼ばれる研究が展開されている^{8,9)}。具体的には、AI が予測の際にどのようなデータを判断材料として多く用いたのかを探る方法や、判断に至った AI の思考法を人間が感覚的に理解可能なモデルとして表現するという方法がある。一方で災害時の住民避難行動分析に対して AI を用いている研究は少ない。

道頭・堀¹⁰⁾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、コンピュータ上で模擬された水害経験から強化学習により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、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のみ報酬を与える学習方法が、最も確実な避難基準を獲得できる可能性が高いことを明らかにしている。Fligg・Barros¹¹⁾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、アフリカ大陸南部を流れるリンボポ川流域における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、機械学習手法を用いた研究例はいくつか存在しているが、XAI によって分析した事例は、塚本・高木¹⁾以外に見当たらず、手法が確立されているとは言い難い。また XAI を住民避難行動分析に用いることで、住民や社会に対して、避難行動に影響を与える要因や改善策を提示する際の説得力の向上につながるのではないかと考える。

2.3 画像認識および Grad-CAM に関する既往研究

塚本・高木¹⁾は、災害時の避難行動分析に機械学習モデルを用いたが、予測精度が低いことを課題としていた。そこでモデルの予測精度向上を図り、住民避難行動分析に新たなアプローチとして、近年様々な分野において利用される、画像認識技術に着目した。機械学習における画像認識モデルを構築する際、一般的に CNN と呼ばれる、NN

を発展させた、画像データの取り扱いに特化したネットワークが使用される。CNNは、中間層として局所的な特徴量を抽出する畳み込み層と、特徴量を保持しながら次元を削減するプーリング層を交互に配置する。この階層的な学習によって低レベルの特徴から高レベルの特徴まで網羅できるため、複雑かつ局所的な特徴の抽出が可能となり、予測精度の向上を図ることができると考えられる。しかしながらCNNによって構築されたモデルも、従来の機械学習モデルと同様に、モデルの出力する結果の過程やプロセスの見えないブラックモデルである。この不透明性を払拭するために、CNNベースのモデルに対し、モデルの判断根拠となる箇所をヒートマップを用いて可視化するGrad-CAMと呼ばれるXAIの技術が利用されている。このようなCNNベースのモデルとGrad-CAMを組み合わせることによる要因分析は、幅広い分野で行われ始めている。

曾ら¹²⁾は、国内の5つの歩行空間を対象として、画像データから画像認識AIを利用した歩行空間評価を実施している。対象歩行空間の進路方向に動画を撮影し、撮影した動画を1秒ごとに切り取り、時間的に連続した画像として抽出するとともに、その画像に対して、Grad-CAMを適用した。その結果、通行機能としてのWalkabilityと滞留機能としての居心地の良さを表すLingerabilityの2つの要素に対するPositive要素、Negative要素を可視化し、空間性能に影響を及ぼす空間要素を特定した。沖ら¹³⁾は、不動産データベースに収録されている建物外観画像から建物構造を推定するモデルをCNNによって構築するとともに、Grad-CAMによりヒートマップを用いて可視化することで、木造は屋根形状に、S造・R造は窓などの建物ファサードの構成要素に着目している傾向にあることを明らかにしている。横山ら¹⁴⁾は、ドローンを用いて害鳥被害を軽減するためには、ターゲットとなる害鳥カラスを高精度で認識する必要があるとして、鶴・鶯・雀の3種類に害鳥カラスを加え、背景の5つの画像をそれぞれ1,150枚準備し、CNNを用いて5クラスのカテゴリモデルを構築している。そのCNNモデルによって得ら

れた結果に対して、Grad-CAMを適用することで、ヒートマップにより害鳥カラスを嘴・翼の先・尾羽の先を注目していることを明らかにしている。

このように画像認識モデルにはCNNが使用され、そのモデル内部のプロセスを明らかにするためにGrad-CAMを適用することで、モデルの出力する結果の根拠をヒートマップによって可視化し、要因を明らかにする研究が多い。ただし、Grad-CAMは、対象となる物体が映る画像に対して使われることが一般的であり、物体の映らない、アンケート調査データを変換した画像データに対して使われている研究は見られない。本研究では、アンケート調査データを変換した画像データを学習させたCNNベースのモデルに対して、Grad-CAMの適用を試みる。その結果、モデルの予測に対して、画像のどの部分が影響を与えているのかをヒートマップで示すことが可能であり、質問項目間の相互作用を可視化できるのではないかと考えた。

3. データセット

3.1 アンケート調査データ

本研究では、平成30年7月豪雨(H30)、令和元年台風19号(R1)、令和2年7月豪雨(R2)、令和3年8月の大雨(R3)、令和4年台風15号(R4)の5つの豪雨災害時における住民避難行動を対象とする。使用するデータは、H30、R1、R2、R3、R4の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¹⁵⁾が今後の災害時の行動調査のひな型となり得る調査要因を提案し、Webアンケート調査を実施して回答を得たものである。このうち、実施されたアンケート調査の対象である各災害以降の意識や生活への支障など、災害時の避難行動時における意思決定へ影響を及ぼすと考えられない要因、および避難および非避難のそれぞれを選択した理由に関する要因については、分析の対象外とする。また分析する際、整理しやすくするために、何個かの要因を一つのカテゴリとして捉え、計9つのカテゴリに分類した。詳細は後述するが、本研究で使用した5つの災害のうち、モデルが構築できたのはH30とR1で2

表1 アンケート調査の項目と分類

カテゴリ	質問の概要	補足説明	選択肢数	選択形式
個人属性	年齢	8区分(1:~19歳, 2:20~29歳, 3:30~39歳, 4:40~49歳, 5:50~59歳, 6:60~69歳, 7:70~79歳, 8:80歳~)	8	SA
	性別	男性または女性	2	SA
	婚姻状況	未婚または既婚	2	SA
	同居家族	乳幼児, 小学生, ペットの有無等	7	MA
自宅属性	住居形態	一戸建て(平屋), 一戸建て(2階以上)等	6	SA
	自宅の立地特性	台地, 平野部, 傾斜地等	8	MA
	土砂災害ハザードの指定	土砂災害警戒区域, 土砂災害特別警戒区域等	4	SA
	河川からの距離	1:1m以内, 2:1~5m, 3:5~10m, 4:10~50m, 5:50~100m, 6:100~300m, 7:300~500m, 8:500~1000m, 9:1000m以上, 10:無し	10	NU
自宅被害	土砂災害による自宅被害	全壊・大規模半壊, 半壊, 床下浸水・一部損壊等	4	SA
	浸水による自宅被害	全壊・大規模半壊, 半壊, 床下浸水・一部損壊等	4	SA
被災経験	被害・脅威	浸水の被害を受けた, 土石流の被害を受けた等	8	MA
	避難経験	西日本豪雨災害以前に避難経験があるまたはない	2	SA
避難情報	避難所経験	避難所での生活経験があるまたはない	2	SA
	自身が取得した避難情報	避難準備・高齢者避難開始, 避難勧告, 避難指示等	5	MA
取得手段	地域の取得した避難情報	避難準備・高齢者避難開始, 避難勧告, 避難指示等	5	MA
	避難情報の取得手段	ラジオ, テレビ, インターネット等	11	MA
情報理解	大雨特別警報	大雨特別警報区域に対する理解度	3	SA
	洪水危険度分布図	洪水危険度分布図に対する理解度	5	SA
	避難情報の危険度	避難指示(緊急)等に対する理解度	3	SA
	ハザードマップ	ハザードマップの利用状況	8	MA
災害準備	災害に対する備え	飲料水・食料の備蓄, 避難場所・避難経路の確認等	9	MA
	防災訓練・講演会への参加状況	毎回参加, 時々参加, 1度参加, 参加したことはない	4	SA
	近所付き合いの状況	積極的, ほとんどない等	6	MA
	コミュニティの防災活動	地域単位での防災に関する取り決め等	4	MA
被災リスク	土砂災害に対する自宅の危険度	被害を受けやすい等の認知状況	3	SA
	風水害による被害の受けやすさ	(西日本豪雨災害以前)1:ありえない, 2:可能性は低い等	5	SA

つのみあった。このうちの H30 を例にして、カテゴリ分類、アンケート調査項目、選択肢数、選択形式を表 1 に示す。なお、選択形式における SA は択一回答、MA は複数回答、NU は連続数値回答を意味する。NU は離散データとするために 10 段階に区分した。モデルが構築できたもう一つの RI において H30 と異なる点は、選択肢数が「被害・脅威」で 13、「コミュニティの防災活動」で 6 である 2 点のみである。

住民避難行動アンケート調査の基本情報を表 2 に示す。本研究では、豪雨災害によって被災の危険性がある状況に置かれた人の避難行動にどのような要因が影響を与えたのかを明らかにしたい。

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	調査対象地域
H30	3,000	223	岐阜県, 京都府, 兵庫県, 岡山県, 高知県, 愛媛県, 鳥根県, 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	1,055	290	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	広島県, 佐賀県, 福岡県, 長野県
R4	1,000	318	静岡県

表3 住民避難行動アンケート調査の避難行動の回答数(件)

災害	避難	非避難	計
H30	659	1,247	1,906
R1	711	3,289	4,000
R2	99	584	683
R3	131	1,383	1,514
R4	38	790	828

そのため、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いた。災害別のサンプル数を表3に示す。

3.2 アンケート調査データから画像データへの変換

本研究では、アンケート調査データを画像データへ変換する。まずアンケート調査において、択一式、複数選択可にかかわらず、すべての回答の選択肢を用意する。次に、アンケート調査データをすべての回答の選択肢に対して該当する場合を1、該当しない場合を0に変換する。この1、0に変換したデータに対して1を黒色の正方形画像、0を白色の正方形画像に変換する。変換した白黒の正方形画像を並べて回答者1人当たり1枚の画像データとする。この時、質問項目の位置による予測結果の変化を考慮するために、長方形画像、円形画像、項目別画像、直線画像という並べ方の異なる4パターンの画像データを用意した。長方

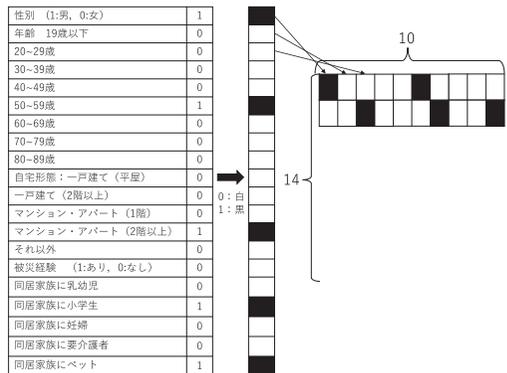


図1 画像化のイメージ(長方形画像)

形画像へのアンケート調査データの画像化のイメージを図1に示す。138個の質問項目があるH30データを例にして、4パターンの並べ方について以下に説明する。

長方形画像は左上から順に10個を並べ、次の行も同様に10個を並べる。この作業を繰り返してすべての回答である138個の白黒正方形画像を並べた(図2(a))。項目別画像は、性別・年齢・自宅の立地場所・避難経験の有無・避難情報の取得方法・災害前の備え・災害前の防災に関する知識など、質問ごとに1行ずつ配置した(図2(b))。円形画像は、最初のデータを中心として右回りに円が広がるように並べた(図2(c))。直線画像は、すべてのデータを1行に並べた(図2(d))。なお、

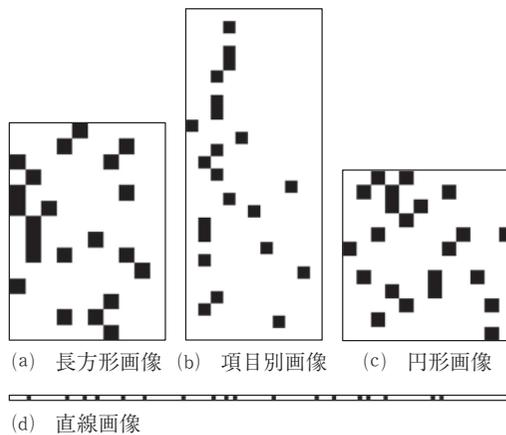


図2 生成した形式別の画像データ

図 2(a)~(d)は並べ方の異なる同一回答者のデータである。この 4 種類の画像データの並べ方を各災害のアンケート調査データに対して適用した。

4. 住民避難行動モデル

4.1 畳み込みニューラルネットワーク (CNN)

構築する CNN を用いた住民避難行動モデルの概念図を図 3 に示す。本モデルでは、中間層は計 9 層、畳み込み層とプーリング層は 3 層ずつ、全結合層は 2 層とするとともに、多次元の入力を 1 次元に平坦化する層である Flatten 層を 1 層とした。中間層の活性化関数は、計算が簡単で計算コストが小さいといった利点があるため、負の入力を 0 とし、0 以上の入力をそのまま出力する Relu 関数を用いた。出力層の活性化関数は、任意の値を 0 ~ 1 の間に変換する Sigmoid 関数を用いた。損失関数は、各データに対して予測値と正解値の差 (= 誤差) の二乗値を計算し、その総和をデータ数で割った値 (= 平均値) を出力する平均二乗誤差を用いた。一般的な二値分類においては、二乗誤差よりもクロスエントロピーがよく採用されるが、モデルの出力を 0 ~ 1 の範囲に制約する Sigmoid を活性化関数として使用しており、出力が確率として解釈するため、平均二乗誤差を使用した。構築したモデルは、学習回数を除き、すべての災害に対して同一のパラメータとした。

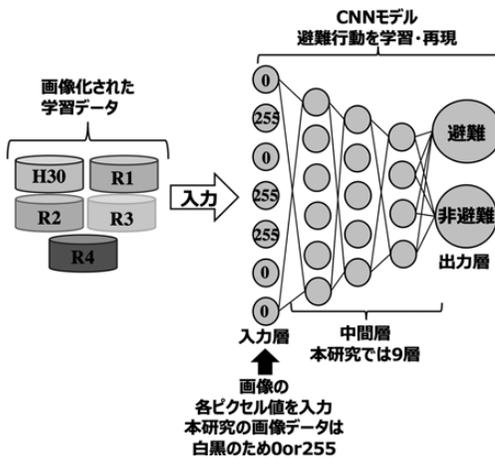


図 3 CNN を用いた住民避難行動モデルの概念図

各パラメータとその値を表 4 に示す。本研究では、モデルの過学習を防ぎ、汎化性能を高めるために、学習データとテストデータをあらかじめ分け、モデルのテストの際は、学習に使われていないデータを用いた。学習回数を変化させることで、テストデータに対する予測精度の大幅な向上、つまり汎化性能の向上が見られた。その後の分析には、各画像形式で最適なモデルを利用したいと考えたため、学習回数が異っている。住民避難行動モデルは、入力されたデータが、「避難」か「非避難」を予測するモデルであり、モデルの予測結果は以下の表のように分けられる。以降、「避難の予測精度」、「非避難の予測精度」は次式 (1)、(2) によって計算する。

$$\text{避難の予測精度} = \frac{TP}{TP + FN} \tag{1}$$

$$\text{非避難の予測精度} = \frac{TN}{FP + TN} \tag{2}$$

表 4 住民避難行動モデルのパラメータと値

パラメータ	値
畳み込み層①フィルター数	64
畳み込み層①カーネルサイズ	(5, 5)
畳み込み層①ノード数	146
プーリング層①プールサイズ	(2, 2)
プーリング層①ノード数	73
畳み込み層②フィルター数	128
畳み込み層②カーネルサイズ	(5, 5)
畳み込み層②ノード数	69
プーリング層②プールサイズ	(2, 2)
プーリング層②ノード数	34
畳み込み層③ノード数	30
プーリング層③ノード数	15
中間層の活性化関数	Relu 関数
出力層の活性化関数	Sigmoid 関数
損失関数	平均二乗誤差
バッチサイズ	32
学習率	0.1
学習回数	H30 R1
長方形画像の学習回数	60 120
項目別画像の学習回数	90 180
円形画像の学習回数	70 120
直線画像の学習回数	60 100

表5 データの分割割合とモデルの予測精度

	学習：テスト 9：1	学習：テスト 8：2	学習：テスト 7：3
避難の 予測精度	35.2%	41.4%	37.4%
非避難の 予測精度	88.1%	86.9%	87.9%

4.2 データセットの分割

モデルの検証方法は、ホールドアウト検証を用いた。これはすべてのデータセットを任意の割合で学習データ・検証データ・テストデータに分割して検証する方法で、機械学習モデルの汎化性能評価に際して一般的に使用されている検証方法である。学習データとテストデータの分割割合を変化させながらモデルの予測精度を確認し、最適な割合を設定した。本研究では、H30の住民避難行動モデルにて分割割合を検討し、統一性を持たせるため、その割合を他の災害でも採用することとした。採用したデータの分割割合とモデルの予測精度を表5に示す。表5より、避難行動の要因を分析するという目的から、避難の予測精度が最も高い学習データ：テストデータ=8：2を分割割合として採用することとした。

4.3 住民避難行動モデルの予測精度

画像別の予測精度を表6に示す。住民避難行動モデルとして構築できたのはH30とR1の2つのみであり、R2、R3、R4のモデルはどの画像形式においても、避難の予測精度が0%という結果となった。これは表3に示すように、H30、R1に比べてR2、R3、R4はデータ数の合計が少ないこと、

表6 モデルの予測精度

災害	避難／ 非避難	塚本・高木 モデル	長方形 画像	項目別 画像	円形 画像	直線 画像
H30	避難の 予測精度	40.9%	48.6%	61.4%	47.1%	54.3%
	非避難の 予測精度	85.7%	82.5%	77.0%	83.7%	79.8%
R1	避難の 予測精度	38.6%	45.8%	46.5%	47.9%	51.4%
	非避難の 予測精度	95.9%	94.5%	94.2%	95.3%	91.0%

非避難のデータ数に対して避難のデータ数が少ないことが一因であると考えられる。特にCNNは特徴量を畳み込んで次元を削減していくため、ある程度以上の特徴量が必要であることも一因と考えられるが、根拠を持って原因を特定することはできていない。なお、偏りのあるデータであるため、アンダーサンプリングすることも考えられるが、塚本・高木モデルと同じ条件で分析したいため、データの偏りは補正していない。なお、R2、R3、R4のモデルが構築できなかったことは今後の課題とし、これ以降の住民避難行動の要因分析は、H30とR1のモデルを用いて行うこととする。

表6より、H30とR1のモデルはともにすべての画像形式において、塚本・高木モデルと比較して予測精度の向上が確認できた。表3よりH30の避難者のサンプル数は、非避難者のサンプル数の半分ほどしか存在しない。この条件下で避難の予測精度が向上できたのは、アンケート調査データを画像データに変換したことで、データを学習する際、ある単一項目だけでなく周辺の項目との組み合わせで学習しているからだと考えられる。なお、本研究で構築した住民避難行動モデルの非避難の予測精度は、塚本・高木モデルと比較して、僅かに低下している。しかし、避難のデータ数は非避難のデータ数に比べて大幅に少ないという状況の中で、避難の予測精度を向上できたことは成果があると考ええる。また以降の要因分析では、避難と予測したデータのみを用いているため、非避難の予測精度が多少低くても大きな問題ではないと考える。

5. 画像認識技術 Grad-CAM の適用

5.1 Grad-CAM

Grad-CAM (Gradient-weighted Class Activation Mapping) はXAIの一手法で、CNNベースの画像認識モデルに対して、ある入力とその予測に対して局所的な説明を与える技術である。入力画像に対して画像のどの部分が予測に最も影響を与えたかをヒートマップとして出力することで、個々の予測に対する視覚的説明を得ることが可能である。Grad-CAMは次式(3)、(4)で表現される。

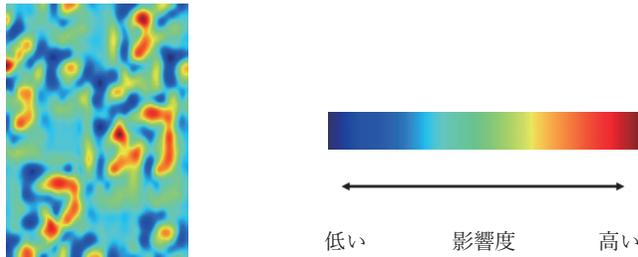


図4 ヒートマップの例

$$M_{Grad-cam}^c = ReLU\left(\sum_k \alpha_k^c A_{xy}^k\right) \quad (3)$$

$$\alpha_k^c = \frac{1}{Z} \sum_x \sum_y \frac{\partial y^c}{\partial A_{xy}^k} \quad (4)$$

- ここで、 c : 可視化対象クラス
- k : フィルター数
- y^c : クラス c に対する全結合層の出力
- A_{xy}^k : k 番目の特徴マップの位置 x, y の値
- α_k^c : クラス c に対する各特徴量マップ k の重み
- Z : 特徴量マップの要素数

Grad-CAM は出力クラスに対するネットワークの勾配を利用する。クラス c に対する全結合層の出力結果を表す y^c の勾配を取得するために $\frac{\partial y^c}{\partial A_{xy}^k}$ を用いる。これは k 番目の特徴量マップにおける位置 x, y がクラス c に対してどれだけ寄与するかを示すことができる。この勾配をもとに、各特徴量マップに対する重み付けを行う。クラス c に対する各特徴量マップ k の重み α_k^c は式 (4) で表現できる。ここで Z は特徴量マップの要素数であり、各特徴量マップに対する重みの和が1になるように調整する。最後に、式 (3) で各特徴量マップ A_{xy}^k に対する重み α_k^c との重み付け和を計算する。また、重要な領域が強調されたヒートマップを出力するため、Relu 関数を使用することで負の値を無視する。

Grad-CAM を用いて出力したヒートマップおよ

びその尺度を図4に示す。図4は、図2(a)で示した画像データを学習済みモデルに入力し、モデルが予測する際、どの箇所に注目して判断しているか色をつけて出力した事例である。このヒートマップと、入力した画像を組み合わせることで、どの辺りの質問項目がモデルの判断、つまり避難／非避難に影響を与えているのかがわかる。図4で示した尺度からわかるように、モデルの判断に影響を強く与えている、つまり避難／非避難の選択行動を分ける重要な要因となっている部分ほど赤色、その影響が弱いほど青色になるように設定した。

5.2 平均画素値画像の生成

画像は、画素と呼ばれる無数の点によって構成され、特にカラー画像では、1つの画素の色がR(赤)、G(緑)、B(青)の三原色の割合について、それぞれ0~255の整数値で表される。Grad-CAMによって出力されたヒートマップも同様に、各画素が三原色の割合の値で表現される。そこでTPに分類されたヒートマップのみを抽出し、異なるヒートマップにおける同じ位置の画素におけるR(赤)、G(緑)、B(青)の値をそれぞれ足し合わせ、平均した値を1枚の画像として新たに生成する。このように新たに生成した画像を平均画素値画像と呼ぶ。画素を平均することによって、モデルが全体的に避難行動に影響を与えたと判断する部分を可視化できるようになった。

次に、平均画素値画像に元の画像データと同じ形になるようにグリッド線を加えた。一例として、グリッド線を加えTPに分類されたH30の円形画像における平均画素値画像を図5に示す。グリッ

ド線を加えることで、分割されたセルの位置、つまり質問項目の正確な位置の可視化を可能とした。

H30およびR1における長方形画像、項目別画像、円形画像、直線画像の平均画素値画像をそれぞれ

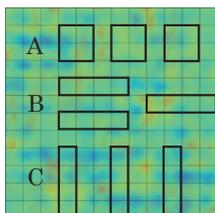
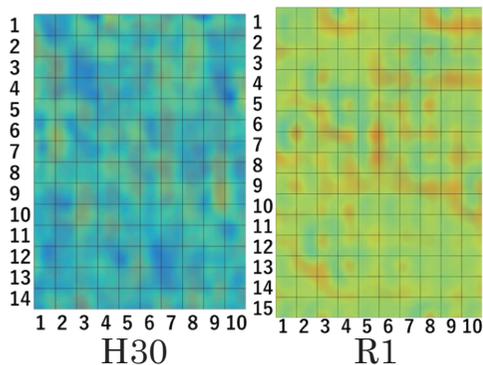


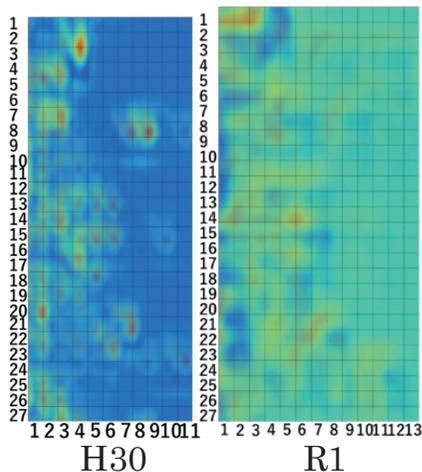
図5 平均画素値画像の例 (H30円形画像)

図6(a)~(d)に示す。図6を用いて、セル(質問項目)ごとにR(赤)の画素値を取得することで、避難行動への影響度が高い単独の項目を明らかにすることができる。本研究では避難行動に影響を与える項目の組合せを明らかにすることが目的のため、A:横2行×縦2列, B:横1行×縦4列, C:横4行×縦1列という3パターンブロックでR(赤)の画素値の平均値を取得することで抽出された項目の組み合わせに着目する。

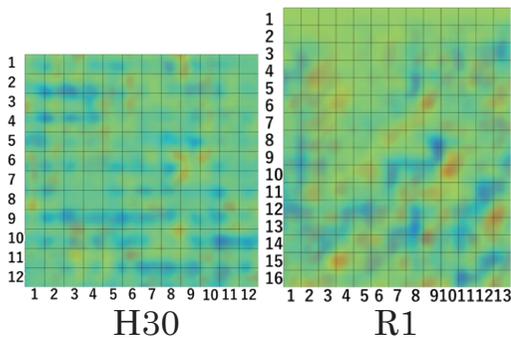
ブロックのイメージを図5に示す。ブロックごとにR(赤)の画素値の平均値を取得した際に抽出された項目の組み合わせは、セルごとに画素値



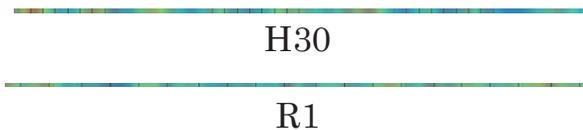
(a) 長方形画像における平均画素値画像



(b) 項目別画像における平均画素値画像



(c) 円形画像における平均画素値画像



(d) 直線画像における平均画素値画像

図6 画像形式別の平均画素値画像

を取得した際の上位の項目は当然多く含まれる。そこで上位の項目を除くことで、項目の組み合わせによって抽出された項目を明らかにできると考えた。

6. 住民避難行動の要因分析

6.1 H30の分析

H30において、セルごとにR(赤)の画素値を取得した場合における画像形式別の上位3項目を表7に示す。カテゴリは表1で分類したもの、座標は平均画素値画像のセルに振り分けた縦横の番号である。なお、R(赤)の画素値を取得した理由は、図4に示したヒートマップの尺度で最も影響度が高い部分は赤色と設定したためである。画像形式別でブロックごとにR(赤)の画素値を取得した際、表7で抽出された要因を含まない組み合わせを表8に示す。また、表8で抽出された要因のカテゴリの出現数を表11に示す。

表11より、避難行動に影響を与える項目の組合せとして最も多く抽出された項目は、「取得手段」のカテゴリに含まれるものであった。詳細に見ると、近所や地域の方や離れた場所に住む信頼できる方、情報の信頼性の高い行政から避難情報を取

表7 セルごとに画素値を取得した場合の上位3項目(H30)

	質問項目	カテゴリ	R(赤)の画素値	座標
長方形画像	自宅に浸水被害なし	自宅被害	115.3	(8, 2)
	避難・非避難を決めたとき、避難情報は発令されていなかった	避難情報	111.1	(8, 3)
	同居家族に乳幼児がいた	個人属性	109.3	(3, 1)
項目別画像	40~49歳	個人属性	140.7	(4, 26)
	土砂災害で自宅が半壊	自宅被害	103.3	(2, 24)
凹形画像	防災訓練や防災講演会に参加したことがない	災害準備	92.4	(4, 12)
	近所や地域の方の訪問で避難情報を取得	取得手段	149.1	(9, 6)
	災害に対して特に何も備えていなかった	災害準備	142.4	(3, 11)
直線画像	災害前にコミュニティの防災活動-その他	災害準備	138.5	(6, 2)
	30~39歳	個人属性	167.0	(1, 4)
	20~29歳	個人属性	164.3	(1, 3)
	60~69歳	個人属性	159.2	(1, 7)

表8 ブロックごとに画素値を取得した場合の上位2つの組み合わせ(H30)

	質問項目	カテゴリ	R(赤)の画素値
長方形画像	自宅が平屋	自宅属性	93.1
	自宅が一戸建て		
	マンション・アパート(1階に居住)		
	マンション・アパート(2階に居住)		
項目別画像	避難・非避難を決めた時避難指示(緊急)が発令	避難情報	92.4
	エリアメールから避難情報を取得	取得手段	
	洪水危険度分布図について災害後に知った。閲覧したことはない 土砂災害ハザードマップを見たことがない	情報理解	
凹形画像	避難・非避難を決めた時、避難勧告を取得	避難情報	96.0
	避難・非避難を決めた時、避難指示(緊急)を取得	避難情報	
	災害前に避難を行ったことがある	被災経験	88.4
	避難・非避難を決めた時、避難準備・高齢者等避難開始を取得 避難・非避難を決めた時、避難勧告を取得	避難情報	
直線画像	洪水に関するハザードマップを見たことはあるが、内容は把握していない	情報理解	128.4
	洪水ハザードマップを見たことがない	情報理解	
	避難・非避難を決めた時、避難指示(緊急)を取得	避難情報	126.4
	避難・非避難を決めた時、避難情報は発令されていなかった	避難情報	
項目別画像	洪水ハザードマップで自宅付近や周辺地域の危険度の確認を行っている	情報理解	126.4
	洪水ハザードマップを見たことはあるが内容は把握していない		
	洪水ハザードマップを見たことはない		
直線画像	土砂災害ハザードマップで自宅付近や周辺地域の危険度の確認を行っている	取得手段	141.4
	近所や地域の方の訪問で避難情報を取得		
	離れた場所に住む知人や家族からの電話・メールで避難情報を取得		
項目別画像	市町村のホームページで避難情報を取得	取得手段	141.2
	防災行政無線で避難情報を取得		
	離れた場所に住む知人や家族からの電話・メールで避難情報を取得	取得手段	
	市町村のホームページで避難情報を取得		
直線画像	防災行政無線で避難情報を取得	取得手段	141.2
	エリアメールで避難情報を取得		

得することは、避難行動に影響を与える項目の組み合わせであることがわかった。このことから、普段から近所の人と信頼関係を築いておくことや、災害時に行政が避難情報を発信することが重要であると考えられる。

次に、多く抽出された項目は、「情報理解」のカテゴリに含まれるものであった。その中でも土砂災害や洪水に関するハザードマップによる危険度の認知に関する項目が多く抽出され、避難行動に影響を与える項目の組み合わせであることがわかった。このことから、ハザードマップは見たことがあるだけではなく、ハザードマップによって、自宅付近や周辺地域の危険度の確認を行うことで、災害時に避難を選択する可能性がある。したがって、行政はハザードマップを配布するだけでなく、使い方を学ぶ機会を設ける必要がある。また、表8より、長方形画像で抽出された4項目がすべて「自宅属性」の住居形態を表す項目となった。これらはすべて択一回答の項目であるため、この結果から要因の組み合わせが避難行動に与える影響の考察はできない。

6.2 R1の分析

H30と同様に、図6を用いて、セル（質問項目）ごとにR（赤）の画素値を取得した際、R1における画像形式別の上位3項目を表9に示す。また、ブロックごとにR（赤）の画素値を取得した際、表9で抽出された項目を含まない組み合わせを表10に示す。さらに、表10で抽出された要因のカテゴリの出現数を表11に示す。

表11より、避難行動に影響を与える項目の組み合わせとして最も多く抽出された項目は、「災害準備」のカテゴリに含まれるものであった。その中でも、非常用持出品の準備や家族との連絡方法の確認といった項目が見られた。このことから、災害前に個人や家族として防災意識を高め、災害時を想定して準備することが、避難を選択する可能性がある。また、防災訓練や講演会などの参加や、地域で防災に関する取り決めがあるといった項目が抽出された。このことから、個人や家族といった小さいコミュニティだけでなく、地域のよ

表9 セルごとに画素値を取得した場合の上位3項目（R1）

	質問項目	カテゴリ	R(赤)の画素値	座標
長方形画像	70～79歳	個人属性	204.3	(8, 1)
	ハザードマップについて家族が把握している	情報理解	202.6	(1, 8)
	災害に対してどのような備え—その他	災害準備	201.5	(4, 9)
項目別画像	性別	個人属性	143.1	(1, 1)
	地域に避難情報は発令されていなかった	避難情報	137.7	(4, 6)
	「土砂災害ハザードマップ」を見たことがあるが、内容は把握していない	情報理解	137.2	(5, 14)
円形画像	前に原子力発電所の被災で脅威を感じた	被災経験	182.9	(10, 10)
	同居家族に小学生	個人属性	176.5	(4, 15)
	地域の自主防災活動や消防団への参加	災害準備	168.6	(4, 5)
直線画像	自宅が一番近い河川の堤防より高い	自宅属性	150.6	(1, 133)
	自宅が一番近い河川の堤防より低い	自宅属性	149.1	(1, 134)
	自宅の近くに河川はない	自宅属性	143.7	(1, 132)

うな大きいコミュニティで防災に対する活動を行うことが、災害時に避難を選択することにつながる可能性がある。

次に、多く抽出された項目は、「自宅属性」のカテゴリに含まれるものであった。表10より、「自宅属性」は、「個人属性」、「被災リスク」、「災害準備」など様々なカテゴリと組み合わせられているため、「自宅属性」が避難行動の意思決定の基盤となり、そこに他の要因が組み合わせられている可能性があることがわかった。

6.3 H30とR1の比較

H30とR1から得られた結果を比較する。表11より、避難行動に影響を与える項目の組み合わせのカテゴリ別出現数を比較すると、異なる項目が抽出されている。表8と表10より、避難行動に影響を与える項目の組み合わせとして、近所の人や離れている知人などといった信頼している人から避難情報を取得したこと、ハザードマップによって周辺地域の危険箇所を把握していること、非常用持出品の準備や家族との連絡方法の確認などが

表10 ブロックごとに画素値を取得した場合の上位2つの組み合わせ (R1)

	質問項目	カテゴリ	R(赤)の画素値	
長方形画像	20~29歳	個人属性	194.0	
	30~39歳			
	土砂災害で自宅が一部損壊	自宅被害		
	土砂災害で被害なし			
	防災訓練や講演会に一度参加したことがある	災害準備		
	防災訓練や講演会に参加したことはない			
	自治会等の地域で高齢者・障害者に関する取り決めがある			
	自治会等の地域で取り決めはない			
	マンション・アパート(2階に居住)			自宅属性
	自宅が傾斜地の裾野			
自宅から一番近い河川までの距離10~50 m	個人属性	122.1		
同居家族に介護の必要な方				
項目別画像	大雨特別警報の意味について今初めて知った	情報理解	121.6	
	洪水危険度分布図について災害後に知った。閲覧したことがある			
	避難情報の危険度の違いについて今初めて知った			
	洪水ハザードマップを見たことはない			
	自宅から一番近い河川までの距離1 m 以内			自宅属性
円形画像	非常用持出品の準備	災害準備	161.5	
	市区町村の登録制メールの登録			
	家族との連絡方法の確認	取得手段		
	都や県の登録制メールから避難情報を取得			
	防災行政無線から避難情報を取得			
	市区町村の登録制メールの登録	災害準備		157.2
	家族との連絡方法の確認			
直線画像	自宅の標高は、一番近い河川の堤防と同じくらい	自宅属性	139.3	
	自宅の標高と一番近い河川の堤防の標高一分からない			
	土砂災害ハザードマップを参考にしても、被害は受けやすいと思う	被災リスク		
	土砂災害ハザードマップは確認していないが、被害を受ける可能性があると思う			
	80歳~			個人属性
	婚姻状況			
土砂災害で自宅が全壊・大規模半壊	自宅被害	136.6		
土砂災害で自宅が半壊				

抽出された。これらの項目から、近所の方と信頼関係を築いておくこと、防災に関する情報を深く理解しておくこと、災害時を想定して準備してお

表11 抽出された要因のカテゴリの出現数

カテゴリ	出現数(個)	
	H30	R1
個人属性	0	5
自宅属性	4	6
自宅被害	0	4
被災経験	1	0
避難情報	7	0
取得手段	9	2
情報理解	8	4
災害準備	0	9
被災リスク	0	2

くことなど、災害前の行動が災害時に、より避難を選択する可能性がある。

6.4 住民避難行動要因分析への Grad-CAM の適用性

本研究では、アンケート調査データを変換した画像データに、Grad-CAM の適用を試みた。その結果、塚本・高木¹⁾で得られている、災害前の準備、防災に関する情報の認知の差による避難行動の違いなど、避難行動に影響を与える要因として概ね同じ項目が挙げられた。本研究で構築した住民避難行動モデルは、塚本・高木モデルに比べて予測精度が向上しているため、結果の信頼性が高まったと言える。このことから、Grad-CAM は物体検出だけでなく、統計的手法による要因分析を目的として実施されたアンケート調査データに対しても、それらを画像データに変換してモデルに学習させることで、要因分析に適用可能であることを示した。しかし、本研究では画像データ生成の際、質問項目の順番に配置したため、その影響がどの程度なのかを把握する必要がある。具体的には質問項目の配置をランダムに変化させることによる評価が必要である。

7. おわりに

住民避難行動の要因分析の新たなアプローチとして、災害で被害を受けた方の避難行動に関するアンケート調査データを画像データに変換することで、住民避難行動モデルの予測精度の向上を可能とした。また、これまでの住民避難行動の要因

分析では、避難行動に影響を与える単独の要因のみを明らかにすることが一般的であったが、本研究で構築したモデルに Grad-CAM と呼ばれる XAI の一手法を採用し、モデルの出力結果の判断根拠となる部分をヒートマップを用いて可視化する技術を導入することで、避難行動に影響を与える項目の組み合わせを明らかにすることができた。H30と R1の分析では、信頼できる方から避難情報を取得すること、災害前にハザードマップによって自宅付近や周辺地域の危険箇所を確認、非常用持出品の準備、家族との連絡方法の確認といった防災意識を高め、行動に移すことが項目の組み合わせとして避難行動に影響を与えることを明らかにし、災害前の準備が災害時に避難の選択を促す可能性を考察した。

今後の課題として、R2, R3, R4に対してモデルが構築できなかった原因を追究するとともに、それらのデータを有効利用できる方法を検討する必要がある。また、画像内で質問項目の配置による影響を把握するため、配置をランダムに変更することによる検証が必要である。また、本研究で生成した平均画素値画像からは、避難／非避難のどちらに影響を与えているのかは画像から判断することはできず、ローデータと照らし合わせる必要があったため、それらを連携する方法への改良が必要である。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 21K04301 の助成を受けたものである。

参考文献

- 1) 塚本満朗・高木朗義：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, 自然災害科学, Vol.42, 特別号, pp.97-119, 2023.
- 2) Ramprasaath R. Selvaraju, Michael Cogswell, Abhishek Das, Ramakrishna Vedantam, Devi Parikh, Dhruv Batra: Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization, IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 2017.
- 3) 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.
- 4) 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.
- 5) 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.
- 6) 安本真也・牛山素行・関谷直也：平成28年台風10号災害における岩泉町での避難行動の分析, 自然災害科学, Vol.37, 特別号, pp.33-45, 2018.
- 7) 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.
- 8) A. Amina, B, Mohammed: Peeking Inside the Black-box: A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI), IEEE, Access, Volume 6, pp.52138-52160, 2018.
- 9) 原聡, 一般社団法人 人工知能学会【記事更新】私のブックマーク「説明可能 AI」, https://www.ai-gakkai.or.jp/resource/my-bookmark/my-bookmark_vol34-no4/, (令和6年3月27日閲覧).
- 10) 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), 77巻, 2号, pp.I_1483-I_1488, 2021.
- 11) Fligg, R. & Barros, J.: A case study of flooding in the Limpopo River Basin XAI-XAI Mazambique. Applied Spatial Modelling and Planning In: John, R, Lombard, Eliah Stem, Graham Clarke. Applied Spatial Modeling and Planning, 29. London, Routledge, 2016.
- 12) 曾翰洋・鹿島翔・葉健人・土井健司：画像認識 AI モデルを用いた通行および滞留機能を考慮した歩行空間の性能評価の試み, 第42回交通工学研究発表会論文集, pp.199-206, 2022.
- 13) 沖拓弥・小川芳樹：不動産データベースの外観画像と属性情報を用いた建物構造・築年代推定モデル, 日本建築学会計画系論文集, Vol.86,

- No.799, pp.357-367, 2021.
- 14) 横山響・松村遼・北風裕教：ヒートマップを用いた害鳥画像の特徴分析，産業応用工学学会論文誌, Vol.10, No.1, pp.2-9, 2022.
- 15) 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，土木計画学研究発表会・講演集, Vol.59, 104, 2019.

(投稿受理：2024年4月5日
訂正稿受理：2024年7月8日)

要 旨

これまで住民避難行動に対して多様な視点から分析が行われているが，豪雨災害による犠牲者は後を絶たず，住民避難に関する課題は依然として解決しているとは言い難い。筆者らは新たな試みとして，XAI（説明可能な AI）を用いて住民避難行動の要因分析を行っているが，行動モデルの推定精度などに課題を残している。また，これまでの住民避難行動分析では，ある一要因が避難行動に影響を与えるのかどうかを明らかにすることが多い。

本研究では，アンケート調査データを画像データに変換し，畳み込みニューラルネットワーク（CNN）を用いて住民避難行動モデルを構築することで，予測精度を向上させた。また，画像認識技術における XAI の一手法である Grad-CAM を用いることにより，豪雨災害時における住民避難行動の要因分析を試みた。その結果，信頼している人からの避難情報の取得という取得手段，防災に関する情報の深い理解，非常用持出品の準備や家族との話し合いという災害前の準備にあたる要因の組み合わせが災害時に避難行動に影響を与える要因として明らかとなった。