

# 決定木モデルに基づく機械学習を用いた 平成 30 年 7 月豪雨災害における 住民の避難行動の要因分析

神谷 奏有<sup>1</sup>・杉浦 聡志<sup>2</sup>

<sup>1</sup>学生会員 北海道大学大学院 工学院北方圏環境政策工学専攻 (〒060-8628 札幌市北区北 13 条西 8)  
E-mail: kamy\_hu@eis.hokudai.ac.jp

<sup>2</sup>正会員 北海道大学大学院准教授 工学研究院 (〒060-8628 札幌市北区北 13 条西 8)  
E-mail: sugiura@eng.hokudai.ac.jp

アンケート調査データに基づいて、自然災害時における個別の因子およびその線形結合等の関数を用いた統計分析により避難行動選択を予測する分析が広く試みられている。しかし、避難行動の選択には複数の要因が組み合わされて意思決定を促しているものと予想され、組み合わせ効果を陽に考慮した分析手法が必要だと考える。本研究では住民の属性や環境・取得情報などの複雑な組み合わせを考慮可能な決定木モデルに基づく機械学習を用いて分析する。決定木モデルは分類結果を導出した因子を説明可能である。これは分析に基づいた政策検討のために有用な特性である。平成 30 年 7 月豪雨災害でのアンケート調査結果を用いて避難の有無を分類する決定木を作成、避難行動要因の組み合わせを特定し、既往手法による結果と比較した。

**Key Words:** Machine Learning, Decision Tree, Evacuation, Questionnaire Survey, 2018 Japan floods

## 1. はじめに

近年自然災害による被害が多発している。特に平成 30 年 7 月豪雨では西日本を中心に広い範囲で記録的な大雨を記録し、平成最大の 200 人を超える死者・行方不明者や、多くの負傷者、孤立集落が発生する等、各地で甚大な被害が生じた。国土交通省の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<sup>1)</sup>によれば、浸水被害と土砂災害に大別すると、浸水被害に関して、小田川(倉敷市真備町)では洪水浸水想定区域と実際の浸水範囲がほぼ一致しており、洪水予報、避難指示などの危険情報も発表済みであるにもかかわらず 51 名が犠牲となっている。土砂災害に関して全国規模では、土砂災害による死者・行方不明者は 119 名、このうち被災位置が特定できたのは 107 名で約 9 割(94 名)は土砂災害警戒区域内等で被災しており、更に人的被害が発生した 53 箇所のうち、発災時刻が特定できた全箇所、土砂災害発生前に土砂災害警戒情報が発表済みであったことが明らかになっている。これらより、既存の防災施設や行政主導のソフト対策だけでは限界があり、現在では、住民に対して「自らの命は自らが守る」といった避難に対する主体的な基本姿勢が求められている。

主体的な住民の避難行動を求めるにあたって、住民の

避難行動選択を分析することは重要である。これまで、アンケート調査に基づいて、年齢や家族構成を例とする住民の属性や、当時得ていた情報や周囲からの呼びかけの有無を例とする住民の当時の状況といった個別の因子、およびその線形結合等の関数を用いて避難行動選択を予測する手法が多く適用されてきた。

先行研究として、高木ら<sup>2)</sup>は平成 30 年 7 月豪雨災害後の岐阜県でのアンケート調査をもとに単純集計分析及び、クロス集計分析を行っている。梶谷ら<sup>3)</sup>は平成 30 年 7 月豪雨災害後のアンケート調査から、避難態度について、避難情報を活用する人、避難情報にかか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の 3 つに分類したうえで、避難するかどうかを、階層型構造を有する避難行動選択確率モデルを用いて統計分析している。この分析では態度分類はより複雑な形態が予想されるなど課題を残している。実際の避難行動の選択にはより複数の要因が組み合わされて意思決定を促しているものと予想され、態度分類以上に複雑な組み合わせ効果を陽に考慮した分析手法が必要だと考える。そこで本研究では、住民の属性や環境・取得情報などの複雑な組み合わせを考慮可能な決定木モデルに基づく機械学習を用いて避難行動選択を分析する。決定木モデルは分類結果を導出した因子を説明可能であり、分析に基づいた政策検討のために有用な特性である。平成 30 年 7

月豪雨災害において被災した者を含む被災地住民へのアンケート調査結果を用いて、避難の有無を分類する決定木を作成し、得られた決定木から避難行動要因の組み合わせを特定し、既往手法による結果と比較した。

## 2. 決定木に基づく機械学習手法

### (1) 記号の定義

本研究で用いる記号を以下のように定義する。

$F$	: 特徴量 $f$ の集合
$I$	: ターゲットラベル $i$ の集合
	: ["避難する", "避難しない"]
$K$	: 決定木上のノード $k$ の集合
	: 決定木上のノード $k$ を親ノードとする
$K_c$	: 子ノード $k_c$ の集合
$G_k$	: ノード $k$ におけるジニ不純度
$p_k(i)$	: ノード $k$ におけるターゲットラベル $i$ の頻度
$f_k$	: ノード $k$ において選択される特徴量
	: ノード $k$ を親ノードとする
$IG_{k,f}$	: 特徴量 $f$ による分割での情報利得
$N_k$	: ノード $k$ におけるサンプル数
	: ノード $k$ において選択された特徴量が
$b_{k,f}$	: $f$ であるとき 1, そうでないとき 0 をとる ダミー変数

### (2) 決定木に基づく機械学習手法

機械学習はデータを解析して、その結果から判断や予測を行うための規則性やルールを見つけ出す手法であり、従来の統計学による仮説検証型のデータ分析では見つけられなかった新しい発見が得られる可能性がある。特に教師有り学習における決定木モデルは、分類結果を導出した因子が説明可能であり、分析結果から対策を立てるのにも有用であるとされる。

#### a) 決定木の作成

決定木の作成にあたっては、それぞれのノードにおいてデータを最も上手く分けることができる条件で分割する。そのときに用いられるのが、決定木のノードごとに「ターゲット（“避難する”, “避難しない”）がどれくらい分類できていないか」を測るジニ不純度である。決定木上のあるノード  $k$  におけるジニ不純度  $G_k$  は以下のように表される。

$$G_k = \sum_{i \in I} p_k(i) \cdot (1 - p_k(i)), \quad \forall k \in K \quad (1)$$

ノードにおいて完全にサンプルが分類されている場合の各指標は 0 となる。分割前と分割後の指標の差を情報利得といい、ノード  $k$  を親ノードとする特徴量  $f$  による分割での情報利得  $IG_k$  は以下のように表される。

$$IG_{k,f} = G_k - \sum_{k_c \in K_c} \frac{N_{k_c}}{N_k} G_{k_c}, \quad (2)$$

$$\forall f \in F \quad \forall k \in K$$

分割後の子ノードのジニ不純度は、そのノードにおけるサンプル数で重み付けされる。あるノード  $k$  において選択される特徴量  $f_k$  は情報利得を最大とする特徴量であり、以下のように表される。

$$f_k = \arg \max_{f \in F} IG_{k,f}, \quad \forall k \in K \quad (3)$$

なお、単一の決定木は式(1)と式(2)、式(3)に従って作成されるため、データとパラメータが与えられれば、決定木は一意に定まる。

#### b) 決定木モデルの強化

一般的な決定木モデルにおいて、単一の決定木では複雑な判別は難しい。このため、複数の決定木を作成することでモデルを強化するアンサンブル学習が行われる。アンサンブル学習にはいくつかの手法が存在するが、本研究ではバギング手法のランダムフォレストを用いて決定木モデルを強化する。ランダムフォレストでは複数の異なる決定木を並列に作成する。複数の決定木の多様性を確保するにあたっては、それぞれの決定木作成に使用する訓練データを全体の一部とする、分割の候補となる因子を全体の一部とするといったランダム性を含んだ操作が行われる。このため、ランダムフォレストによって作成された決定木は互いに異なるものであり、決定木それぞれの解釈が可能である。

#### c) パラメータの設定

機械学習モデルにおけるパラメータを設定する。

ランダムフォレストにおける主なパラメータとして、決定木の数  $n\_estimators$ 、木の最大深さ  $max\_depth$ 、中間ノードに属するサンプル数の下限値  $min\_samples\_split$  が挙げられる。本研究では検討の容易さのため、 $max\_depth$  を 5 に設定した。その他のパラメータについては、ベイズ推定を用いた `python` のパラメータ探索ライブラリ `Optuna` によってパラメータを決定した。なお、評価関数には  $k$  分割交差検証による F1 スコアを採用した。

#### d) 特徴量重要度

決定木に基づく機械学習モデルには、分類時にそれぞれ特徴量がどれだけ分類に寄与しているのかを評価する指標である特徴量重要度が存在する。単一の決定木における特徴量  $f$  の特徴量重要度は以下のように表される。

$$FI_f = \frac{\sum_{k \in K} b_{k,f} \cdot IG_{k,f}}{\sum_{f \in F} \sum_{k \in K} b_{k,f} \cdot IG_{k,f}}, \quad \forall f \in F \quad (4)$$

この重要度を用いて、機械学習手法によって決定木を構成するために影響度が大きい要素を特定することが可能である。なお、本研究においてはランダムフォレストによって、複数の決定木を作成するため、それ

表-1 変数群の概要

分類	変数	変数の概要	変数	変数の概要	変数	変数の概要
個人・ 世帯属性	fs1	性別	fs6	世帯主職業	q23	河川までの距離
	fs2	年齢	q20	自宅種別	q23sq	河川の有無
	fs4	婚姻状況	q21	同居人	q24	河川との標高差
	fs5	子供の有無	q22	自宅の立地		
避難・ 被害実態 /経験	sq2	取得情報	q1	避難行動の決定時の取得情報	q30	避難所生活経験の有無
	sq4	避難経験の有無	q2	避難情報の情報源		
	sq8	停電の有無	q29	過去の災害被害経験		
災害情報の理解・利用度	q10	特別警報の認知度合	q12	避難情報の危険度の違いの認知度合	q15	土砂災害警戒区域への指定
	q11	洪水危険度分布の認知	q14	洪水ハザードマップの確認と把握		
家庭・ コミュニティでの備え	q16	災害への備え	q18	近隣付合		
	q17	防災訓練への参加度合	q19	地域防災の取り決め		
防災に対する 意識	q13	災害への関心の度合	q26	土砂災害被害受けやすさ度合	q27	風水害危険性の認識度合

それぞれの決定木で算出された重要度の平均を用いて分析を行う。

### 3. 使用するデータについて

本研究では、分析データとして利用するデータは梶谷ら<sup>3)</sup>のもと同様であり、避難する必要があった、あるいは避難する可能性のあった住民約 2000 のサンプルを使用する。ただし、機械学習モデルに適応するにあたっていくつかのデータの前処理を行った。まず、予測に用いる目的変数は西日本豪雨災害時に避難をしたかどうかとした。鉛直避難を含む何らかの避難を行った場合には「避難する」、避難しなかった・避難できなかった場合には「避難しない」と分類した。次に設問・変数の削除について、機械学習の特性上、予測する変数がリークする変数は説明変数として利用できない。例えば、避難した理由は何かといった設問は避難したことが前提となっており、予測のための説明変数としては不適当である。災害後に生じた被害や今後の行政に対する意見等の設問も、避難を予測する時点以降の要因が影響するため除外した。また、自由記述の回答は除外している。分析の容易さのため、年齢や防災意識の度合いに関する設問については連続値に変換し、それ以外の選択肢が与えられる設問はそれぞれの回答を{0,1}で表現するバイナリ変数とした。

変数の概要については表-1 に示す通りであり、分類については梶谷ら<sup>3)</sup>に従った。全 124 変数を説明変数として「避難する」「避難しない」に分類する。

### 4. アンケートデータへの適用

#### (1) パラメータについて

アンケートデータを機械学習モデルに適用した。まず、パラメータの決定を行い、`n_estimators` が 3、`max_depth` が 5、`min_samples_split` は 66 となった。この時の k 分割交差検証による F1 スコアは 0.45 であり、この時の予測正解率は 0.71 である。

#### (2) 決定木について

このパラメータで作成された 3 つの決定木を図-1 から図-3 に示す。それぞれの決定木はランダムフォレストにより独立に作成された木であるため、それぞれの木で解釈が可能である。以下では、出力された決定木において高い比率で避難、あるいは非避難に分類可能なノードの組み合わせを紹介する。例えば、避難率が高い回答者を分類可能なノードの組み合わせを考察すれば、より避難を意思決定しやすい人の属性を理解することができる。決定木の分析ではノードの組み合わせにより、そのように回答をした回答者が極めて少ない場合もあり得る。このようなケースでは、少ない回答者が偶然避難あるいは非避難に集中していた可能性が排除できないため、ここでは利用データに含まれる回答者のうちの 1%以上が該当する組み合わせについて紹介することとする。

図-1 の決定木 1 において、赤破線で囲った組み合わせ（避難経験なし、河川付近に立地していない、何らかの備えあり、世帯主職業が一般会社員でない、土砂災害

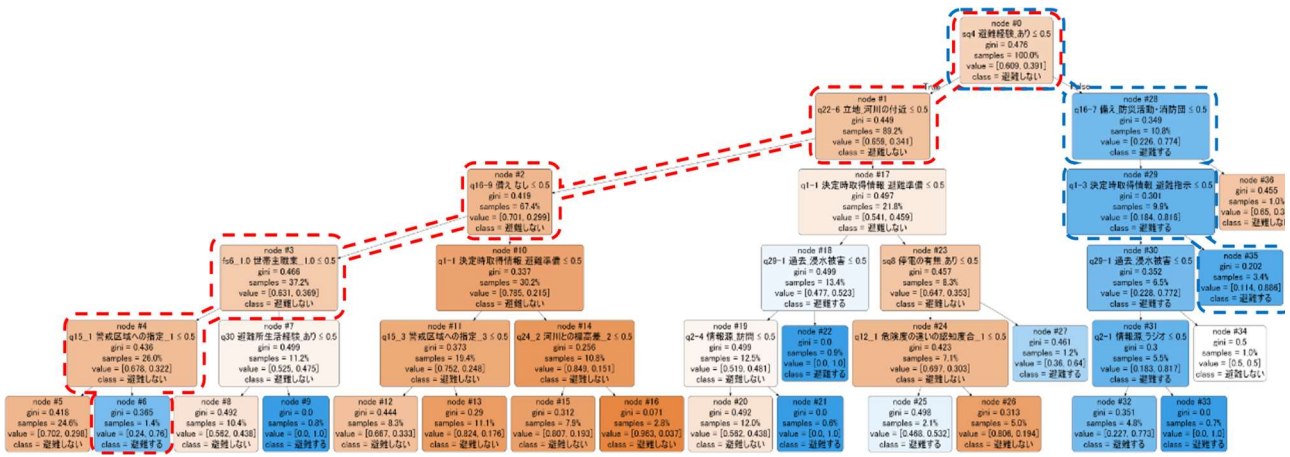


図-1 作成された決定木 1

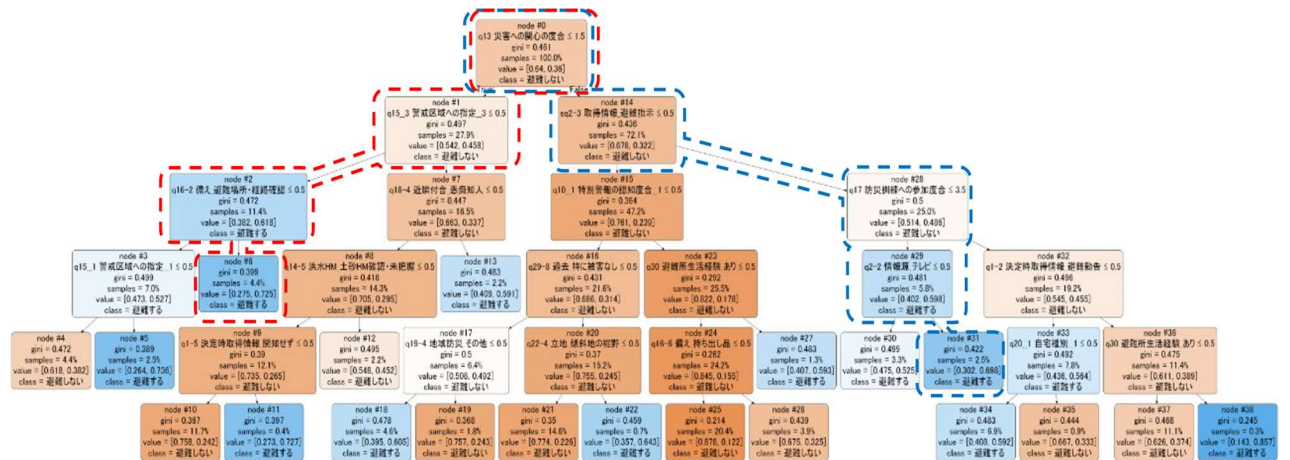


図-2 作成された決定木 2

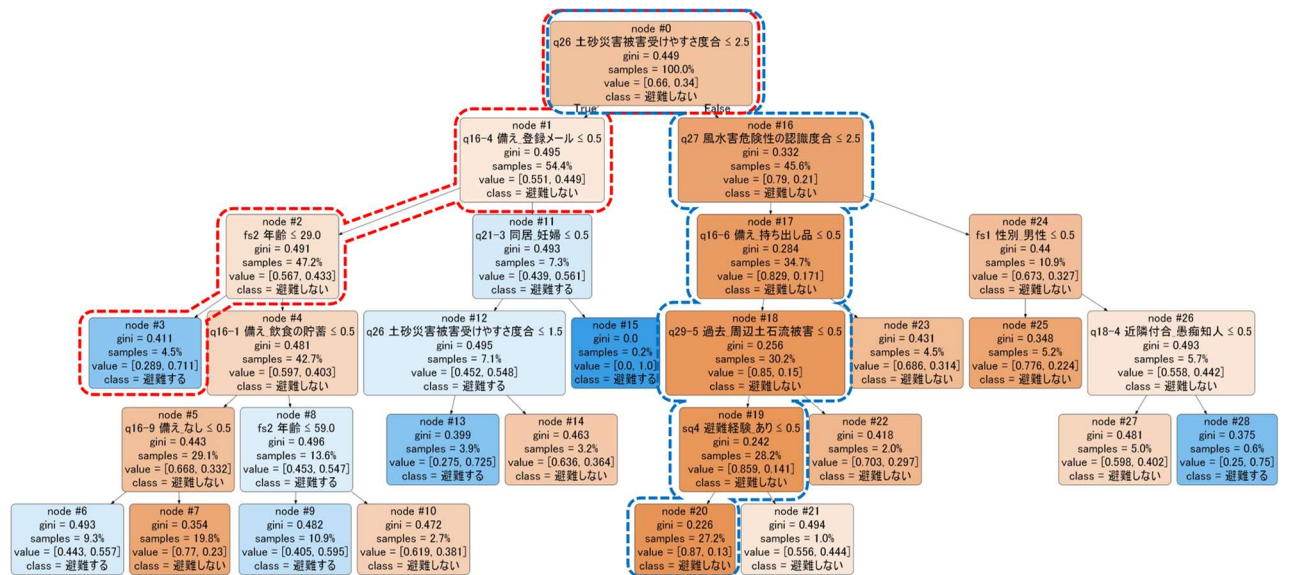


図-3 作成された決定木 3

特別警戒区域に指定}に該当する回答者は、76%と高い比率で避難している。また、青破線で囲った組み合わせ{避難経験あり，防災活動・消防団に参加なし，避難指示を取得していた}の場合では、89%と極めて高い比率の回答者が避難している。

図-2の決定木2において、赤破線で囲った組み合わせ{災害への関心が高い，警戒区域への指定，避難場所・避難経路を確認}に該当する回答者は、73%と高い比率で避難している。また、青破線で囲った組み合わせ{災害への関心が低い，避難指示を取得していた，防災訓練

表-2 各変数の重要度

重要度	変数	変数内容
1	0.136	q26 土砂災害が発生した場合、自宅は被害を受けやすいと思いませんか。 __ {1: 受けやすい, 2: 可能性がある, 3: 問題なし}
2	0.134	sq4 西日本豪雨災害以前に避難を行ったことはありますか? __ある
3	0.080	q16-9 あなたは、今回の災害前に、災害に対してどのような備えをしていましたか。 __特に何もしていなかった
4	0.079	sq2-3 西日本豪雨災害時にあなたの地域ほどの避難情報を取得していましたか。 __避難指示 (緊急)
5	0.052	q15_3 自宅は土砂災害警戒区域、土砂災害特別警戒区域に指定されていますか。 __どちらも指定されていない
6	0.042	fs2 あなたの年齢をお答えください。
7	0.041	q30 その他災害 (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りますか? __ある
8	0.036	q16-1 あなたは、今回の災害前に、災害に対してどのような備えをしていましたか。 __飲料水・食糧の備蓄
9	0.033	q15_1 自宅は土砂災害警戒区域、土砂災害特別警戒区域に指定されていますか。 __土砂災害特別警戒区域に指定されている
10	0.030	q13 あなたは、今回の災害前に、水害や土砂災害に関心をお持ちでしたか。 __ {1: 持っていた, 2: ある程度, 3: : 無かった}
11	0.029	q22-6 自宅の立地場所はどのような特徴がありますか。 __河川の付近
12	0.025	q29-1 西日本豪雨前に以下の被害または脅威を受けたことがありますか。 __自宅が浸水の被害を受けた
13	0.021	q29-8 西日本豪雨前に以下の被害または脅威を受けたことがありますか。 __特に被害は発生していない
14	0.020	q16-6 あなたは、今回の災害前に、災害に対してどのような備えをしていましたか。 __非常用持出品の準備
15	0.020	q2-4 避難情報を何から取得しましたか。 __近所や地域の方の訪問
16	0.019	q18-4 あなたは、今回の災害前に、どのような近所付き合いをしていましたか。 __愚痴を言えるような友人が近所にいる
17	0.018	q10_1 あなたは、気象台が発表する「大雨特別警報」が「これまでに経験したことのないような、重大な危険が差し迫った異常な状況にあることを警告している」ことを意味していることをどの時点から知っていますか? __西日本豪雨災害前から知っていた
18	0.017	q27 「西日本豪雨災害前」に自宅が風水害で被害を受ける危険性はどの程度あったと考えていましたか。 __ {1: ない, 2: 低い, 3: ある程度, 4: 高い, 5: 必ず}
19	0.015	q1-1 あなたが避難する/避難しないと決めた時、どの避難情報を取得してましたか。 __避難準備・高齢者避難開始
20	0.014	q19-4 今回の災害前に、コミュニティの防災活動についてはどのようになっていましたか。 __その他

への参加経験あり、テレビから避難情報を取得} の回答者も、70%と高い比率で避難している。

図-3の決定木3において、赤破線で囲った組み合わせ {土砂災害被害の受けやすさを認識している、登録制メールに未登録、30歳未満} の場合には、71%と高い比率で避難している。一方で、青破線で囲った組み合わせ {土砂災害被害の受けやすさを認識していない、持ち出し品を備えていない、過去に周辺地域で土石流被害が無い、避難経験がない} の場合には、87%と極めて高い比率で避難しない。以上のように、決定木から組み合わせを解釈することが可能である。また、各決定木では高い避難率となる異なるノードの組み合わせ、すなわち回答の組み合わせが出力されていることがわかる。これはランダムフォレストを用いた分析の特徴によるものであり、

データを分割して複数の決定木を作成することで、高い避難率、非避難率に分類可能なノードの組み合わせを多数抽出することができるが示されている。ここでは各決定木でノードの組み合わせを2つずつ紹介したが、図-1から3に示すように避難/非避難の比率を極めて大きく分類可能なノードは他にも存在する。これらの組み合わせについてそれぞれ解釈することにより、災害教育等の災害避難促進施策に活用することが期待できる。

### (3) 特徴量重要度について

次に各因子の重要度の上位20ノードを表-2に示す。因子の重要度が最も高いのは土砂災害被害の認識の程度であり、避難経験の有無、災害に対する備えの有無、避難指示情報の取得、土砂災害警戒区域への指定の有無と

表-3 先行研究との避難行動要因の比較

	高木ら <sup>2)</sup> のクロス集計における有意な変数	本研究の機械学習モデルにおける重要度上位 20 位の変数
個人・世帯属性	<ul style="list-style-type: none"> <li>同居家族にペットがいる</li> <li>自宅が一戸建て(平屋)</li> <li>自宅が一戸建て(2階建て)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>年齢</li> <li>自宅の立地場所が河川の付近</li> <li>土砂災害特別警戒区域に指定されている</li> <li>土砂災害特別区域に指定されていない</li> </ul>
避難・被害実態/経験	<ul style="list-style-type: none"> <li>過去に全壊以外の経験</li> <li>過去に被害を受けたことがない</li> <li>自治会の連絡網による避難情報の入手</li> <li>テレビによる避難情報の入手</li> <li>エリアメールによる避難情報の入手</li> <li>避難情報を知らなかった</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>過去に自宅が浸水の被害を受けた</li> <li>過去に特に被害は発生していない</li> <li>避難経験の有無</li> <li>避難所生活経験の有無</li> <li>近所や地域の方の訪問による避難情報の入手</li> <li>避難指示(緊急)を取得</li> <li>避難行動決断時に避難準備・高齢者避難開始を取得</li> </ul>
災害情報の理解・利用度	<ul style="list-style-type: none"> <li>避難情報の違いを理解しており、必要な行動を把握</li> <li>避難情報の違いを知っているが、必要な行動を把握せず</li> <li>洪水ハザードマップで危険度を確認</li> <li>洪水ハザードマップを見たことがない</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>大雨特別警報の意味の理解</li> </ul>
家庭・コミュニティでの備え	<ul style="list-style-type: none"> <li>避難場所・経路の確認</li> <li>家族との連絡方法の確認</li> <li>非常用持ち出し袋の準備</li> <li>何もしていなかった</li> <li>近隣住民同士での呼びかけ</li> <li>地域では何も取り決めていない</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>飲料水・食糧の備蓄</li> <li>非常用持出品の準備</li> <li>備えを特に何もしていなかった</li> <li>愚痴を言えるような友人が近所にいる</li> <li>コミュニティのその他の防災活動</li> </ul>
防災に対する意識	<ul style="list-style-type: none"> <li>自然災害の危険性を理解しており、必要な行動を把握していた</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>水害や土砂災害への関心度合</li> <li>土砂災害が発生した場合の被害の受けやすさの認識度合</li> <li>自宅が風水害で被害を受ける危険性の認識度合</li> </ul>

続いている。つまり、事前に判別可能である土地の条件および備え、過去の経験と臨時に取得される避難情報の取得により大半が判別されている。また、近隣住民からの避難情報の取得、愚痴程度の近所付き合い、コミュニティでの防災活動など、コミュニティに関連する項目も含まれている。

#### (4) 先行研究との比較

高木ら<sup>2)</sup>のクロス集計分析との比較を表-3に示す。設問が異なるため単純な比較は困難であるが、個人・世帯属性に関する項目では、同居家族や住まいに関する設問は有意差があるとしているが、本研究では年齢や立地の重要度が高く、異なる結果を得ている。これは、本研究で仮定するいくつかの要因の組み合わせによって避難が意思決定されることによるものであると考える。例えば、決定木3において{土砂災害被害の受けやすさを認識している、登録制メールに未登録、30歳未満}の回答者の避難率は上述のとおり71%と高くなっている。しかしながら、年齢の条件を除去した{土砂災害被害の受けやすさを認識している、登録制メールに未登録}に該当する回答者の避難率は43%であり、大きな差が生じている。すなわち、年齢が他の要件を組み合わせられることによって高い避難率となる分岐を与えている。したがって、単一では優位な差が生じない設問(回答)でも、他の要因との組み合わせにより良い分類を与えることが

わかる。このような特徴は他の項目でも生じているが、以降では単純な項目の比較のみ述べる。

避難・被害実態/経験については、高木ら<sup>2)</sup>と同様に被害経験の重要度が高い。加えて本研究では過去の避難経験や、避難所生活経験の重要度が高い。避難情報の入手手段では自治会の連絡網などが有意な一方、本研究では地域の方の訪問の重要度が高い。また、本研究では臨時の避難情報の取得の重要度が高い。災害情報の理解・利用度については、高木ら<sup>2)</sup>では避難準備や避難指示の避難情報の違いを理解しており必要な行動が把握できているか、洪水ハザードマップでの危険度の確認の有無が有意となっている一方、本研究では大雨特別警報の意味の理解のみにとどまっている。家庭・コミュニティでの備えでは、高木ら<sup>2)</sup>と本研究ともに家庭での備えの有無があげられている。高木ら<sup>2)</sup>では避難経路や連絡方法などの事前の確認事項が有意とされているが、本研究では重要度が高い変数としては現れなかった。コミュニティについては、高木ら<sup>2)</sup>では近隣住民同士の呼びかけや地域での取り決めが有意となっており、本研究でも近隣住民との関係性や地域コミュニティでの防災活動の重要度が高い。防災に対する意識では、高木ら<sup>2)</sup>では自然災害の危険性を理解しており、必要な行動を把握していたが有意となっており、本研究では災害への関心のほか、土砂災害・風水害による被害を受ける可能性の認識の重要度が高い。

## 5. おわりに

本研究では避難行動分析に決定木に基づく機械学習モデルを導入した。複数の決定木を可視化でき、複雑な因子の組み合わせを解釈可能であることが分かった。避難の比率が高い避難行動の要因としては {災害への関心が高い, 警戒区域への指定, 避難場所・避難経路を確認} の組み合わせなどが挙げられる。先行研究との比較では、過去の被災経験や備え、災害の危険性への認識を重要視する点で一致した。

本研究ではパラメータについて、予測精度を重視した設定を行ったが、分析の容易さのため決定木の深さを 5 で固定して行った。決定木の深さを大きくすれば、予測精度は高まるが分析はより複雑で困難なものとなるため、予測精度と分析の容易さのバランスが重要となるだろう。また、避難する・避難しないに分類された決定木の最下層のノードに属するサンプルには、それまでの組み合わせ以外にどのような特徴があるのか分析したい。機械学習の特性上削除せざるを得なかった避難行動選択の理由や防災への考え方などの変数を用いて、事後的に特徴を分析することを検討している。更に、本研究では平成

30年7月豪雨災害におけるアンケート調査の結果を用いて分析を行ったが、他のデータを用いて同様の分析を行い、地域ごとの特性や共通性があるかどうかについても確認を行いたい。

### 参考文献

- 1) 国土交通省：平成 30 年 7 月豪雨災害の概要と被害の特徴, 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 [https://www.mlit.go.jp/river/shinngikai\\_blog/hazard\\_risk/dai01kai/dai01kai\\_siryu2-1.pdf](https://www.mlit.go.jp/river/shinngikai_blog/hazard_risk/dai01kai/dai01kai_siryu2-1.pdf) (最終訪問日 2022/09/28)
- 2) 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 J. JSNDS 38 特別号, pp.133-151, 2019
- 3) 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 J. JSNDS 39-3, pp.207-220, 2020

(2022.???.??受付)

## An Analysis of Resident Evacuation Behavior in the July 2018 Heavy Disaster Using Machine Learning Based on Decision Tree Models

Kanau KAMIYA, Satoshi SUGIURA