

# 水害経験が避難意思決定に及ぼす影響についての強化学習を用いた研究 A Study on the Effect of Flood Experience on Evacuation Decision Making Using Reinforcement

○道頭理緒奈・堀智晴

○Riona MICHIGASHIRA, Tomoharu HORI

Abnormal weather has brought us unprecedented disasters in recent years. However, it is difficult for people who has no real experience of flood to decide to leave their home when it is necessary. This paper tries to simulate such effect of experience using machine learning which is modeled after a process of learning experiences. Q-values are assigned to each river water levels and the machine learning is conducted with two different rewarding criteria. The truth is that the human lifespan is so short compared to return periods of disasters that some people falsely believe their safety according to their limited experience if you pay no attention to conditions when you were still safe.

## 1. はじめに

近年の異常気象に伴い、日本においても毎年大雨特別警報が発出される[1]など、現在整備されている防災施設の能力を超える水害の発生が各地で強く懸念されている。自治体による事前の施設整備や情報提供だけでなく、住民主体での避難・災害対応が被害を防止するために大変重要であるという認識も高まってきた。しかし多くの場合住民は、今までの地域生活で一度も遭遇したことのない災害に対して、日常生活を中断した上で避難の決断に踏み切らなければならない。

そこで、機械学習の一つである強化学習を用いて住民の洪水経験を再現し、経験の有無から推測される避難意識の違いを分析することを試みる。

## 2. 強化学習

強化学習とは、人間が試行錯誤を通して未知の状況に関する知識や技術を習得していく過程をコンピュータプログラムで再現しようとするものである。

今回は強化学習の代表的な手法の一つであるQ学習を用いる。Q学習とは、ある状況において実行可能な選択肢を、その状況でその選択肢を選んだことで得られた報酬によって点数をつけ評価するものである。この点数をQ値と呼び、同じ状況でその選択肢が選ばれるたびに式(1)によって更新される。式中の $s_t$ は時刻 $t$ での状況、 $a_t$ は状況 $s_t$ において選ばれた選択肢、 $\max Q(s_{t+1}, a_{t+1})$ は次の時刻 $t+1$ で選択可能な選択肢のQ値のうち最大のものを意味する。三つの文字 $r$ 、 $\alpha$ 、 $\gamma$ はそれぞれ

報酬、学習係数、割引率を表す。一般に、多くの報酬が得られQ値が高くなった選択肢ほど、その状況において好ましい選択肢であるといえる。

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha(r + \gamma \max Q(s_{t+1}, a_{t+1}) - Q(s_t, a_t)) \quad (1)$$

## 3. 洪水データ

本研究では、滋賀県彦根市にある芹川流域を対象にした細野ら[2]のモデルをもとに学習データを作成した。氾濫解析は滋賀県の地先の安全度マップの詳細な解析条件[3]にて掲載されている10年・30年・50年・100年・200年の確率降雨波形(24時間)を参考に作成した降雨データをRRIモデルに入力し、流域全体に一律な雨を降らせている。

例として50年確率降雨の河川水位と、エージェント自宅の浸水状況を図1に示す。

垂直線は途中で浸水に遭わずに避難所にたどり着ける最終出発時刻、破線はエージェント自宅近くの河川水位、実線は自宅の浸水深を示している。学習では各確率降雨がランダムに発生し、エー

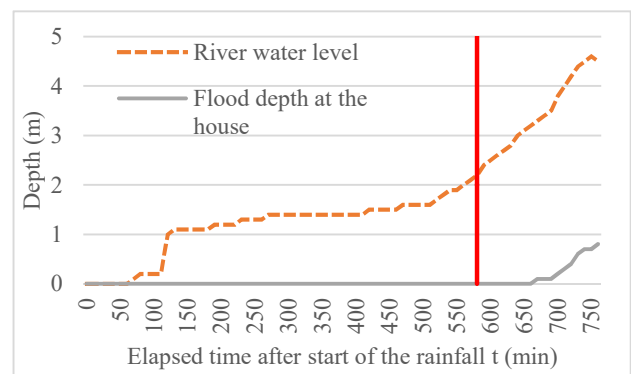


図1. 50年確率降雨の洪水状況

エージェントは 10 分毎に河川水位を状況  $s_t$  として参照する。観測した水位についての Q 値に応じた確率で避難するか自宅に留まるかを選択する。避難を選択した結果避難所にとどり着けたか、自宅が浸水被害を受けたかなどによって報酬が与えられる。自宅の浸水被害は浸水深が 50cm を超えた場合に発生するとする。

#### 4. 結果

まず、自身が浸水に遭遇したかどうかで報酬を与え、自宅に留まる (Stay Home) ことと避難する (Evacuate) こととを別々に評価した場合の結果は図 2 のようになった。それぞれの選択肢を選ぶ確率は、二つの Q 値の比率によって決定するとした。避難に消極的な住民を想定し、報酬の与え方は以下のように設定した。

- (A) 留まることを選択し次の時刻に自宅が浸水していなければ報酬 +1、留まるか避難を選択後浸水に遭遇すれば -10

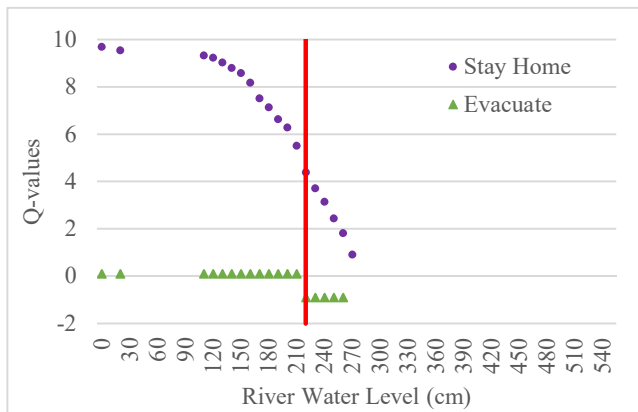


図 2. 避難と自宅待機の Q 値

避難する Q 値がほぼ横ばいであるのに対して、自宅に留まる Q 値は水位が上昇するにつれ緩やかに低下している。まだ自宅が浸水せず避難も可能な安全であるはずの水位でも Q 値の差が見られるのは、自宅に留まり続けて浸水被害に遭った経験がその前の水位にも影響していると考えられる。Q 値が低くなったことを自宅に留まることへの不安感ととらえ、自宅に留まってもよい Q 値の最低値を設定するなどすれば、エージェントが避難を判断することが可能であると思われた。

次に、避難する必要があったかどうかで報酬を与え、避難する選択肢のみを Q 値で評価した場合の結果は図 3 のようになった。避難を選択する確率は式 (2) のシグモイド関数によって決定することとし、報酬の与え方は (B) のように設定した。

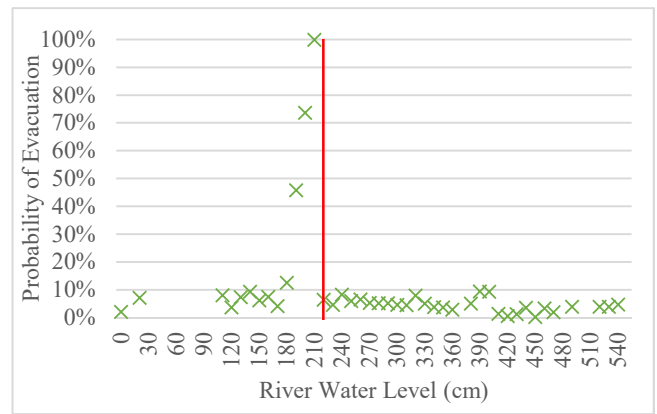


図 3. 避難のみを評価した場合の避難確率

$$P = \frac{1}{1 + e^x} \quad (2)$$

- (B) 避難を選択後浸水に遭わず避難所に着くことができ、かつ自宅が浸水した場合のみ +10、それ以外 -10

このケースでは、避難が不可能になる直前の水位に対して高確率で避難を選択する結果となった。しかし、学習する降雨条件によっては全く避難しない結果も見られた。

#### 5. 結論

住民の洪水経験の有無による避難意識の差を再現するため、評価の基準が異なる二通りの学習を行った。いずれも避難するべき時刻に対して Q 値の変化が見られたが、それぞれの確率降雨を学習する比率などによって、危険と思われる水位に対しても全く避難しなくなるという学習結果も見受けられた。これは、自宅が浸水しない規模の洪水と自宅が浸水する規模の洪水とで同じ水位が出現するためである。

近代の河川整備によって洪水の頻度が減少した一方で、50 年や 100 年に一度の大雨に起因する水害からの避難が必要になっている。地域生活が長くても数十年であることを考えると、自宅に被害がなかった経験を根拠にして上昇した水位をまだ安全だと判断してしまうことは、かえって避難の遅れを招くといえるだろう。

#### 参考文献

- [1] 気象庁：特別警報・警報・注意報データベース [http://agora.ex.nii.ac.jp/cgi-bin/cps/warning\\_list.pl?kcode=33](http://agora.ex.nii.ac.jp/cgi-bin/cps/warning_list.pl?kcode=33)
- [2] 細野時由：人工知能技術を用いた水害時最適避難開始タイミング判断モデルの試作，京都大学工学部地球工学科，卒業論文，2018
- [3] 滋賀県：地先の安全度マップ 解析条件 <https://www.pref.shiga.lg.jp/file/attachment/5167848.pdf>