

強化学習による豪雨災害危険時の複数避難経路探索

宮崎 将聡[†]花沢 明俊[†]

豪雨災害時の避難経路を避難者に提示するため、避難経路の長さ、河川および土砂災害危険箇所からの距離、標高の 4 要素を考慮した強化学習による避難経路探索法を開発した。特に河川氾濫など刻々と変わる災害状況に合わせるため、類似性の低い複数経路の算出を目的とした。従来手法による類似性の低い経路の算出には、地理情報に合わせた道路ネットワークの重みの変更といった個別の操作が必要である。強化学習は確率的に経路選択を行うため、このような個別の操作を必要としない一般性の高いアルゴリズムで類似性の低い経路を複数算出できた。また、求めた経路について安全度を算出すると、最短経路より安全な経路を選んでいることがわかった。

Reinforcement Learning for Finding Multiple Evacuation Paths in the Danger of Heavy Rain Disasters

Masaaki Miyazaki Akitoshi Hanazawa

1. はじめに

近年、気候変動による豪雨が多発して多くの犠牲者が出ている。特に平成 30 年 7 月豪雨では西日本を中心に広範囲、長期間にわたって豪雨に見舞われた。29,766 軒の家屋浸水、土砂崩れは 1 道 2 府 28 県で 2512 件発生し、死者 223 名、行方不明者 8 名もの被害を出した[1]。

豪雨発生時の避難所までの避難経路の目安としてはハザードマップが国土交通省から頒布されている。しかしながらハザードマップは洪水発生時の予想深度の分布と土砂災害危険箇所の分布、避難場所が示されているだけで、各人の避難経路はハザードマップを見て判断するしかない。さらに、ハザードマップを確認して避難経路を確認する場合、実際に避難を始めようとして確認するのでは避難が遅れてしまうため事前に経路を確認し、記憶しておく必要が生じてしまう。旅行者をはじめとする土地勘がない人にとっては非常に難しいことである。そのため、ハザードマップを見たことがない人でも洪水や土砂災害の被害に遭うことがないようにハザードマップ無しでわかりやすく避難経路を提示するために豪雨発生時の避難経路探索を行う必要がある。

災害発生時の避難経路探索はこれまでも研究が行われてきたが[2][3][4][5][6]、豪雨時に発生する可能性のある洪水や土砂災害など複数の要素を考慮して経路探索を行った研究は行われてこなかった。そこで本研究では国土交通省、国土地理院から提供されている地理データおよびハザードマップのデータを用いて、避難中に洪水や土砂災害の被害に遭うことがないように避難経路探索を行う。経路探索アルゴリズムには強化学習を用いる。実際の複雑な道路ネットワークを強化学習に適用し、経路の道のりの長さ、河川からの距離、土砂災害危険箇所からの距離、標高の 4 つを同時に考慮することで、最短経路よりも安全な避難経路を導くことを目的とする。

経路探索アルゴリズムには強化学習以外にもダイクストラ法や A*法などが存在するが、これらの手法は最短経路探索を行うもので、今回のように複数の要素を考慮して経路探索を行うことは難しい。強化学習を用いることで最短経路を求めるのではなく、なるべく短い道のりで標高や河

川からの距離、土砂災害危険箇所などを考慮して経路探索を行い、安全かつ迅速に避難することができる経路を得ることができる。

加えて、ダイクストラ法と A*法は複数の経路を算出することはできない。複数の経路を算出することができる遺伝的アルゴリズムによる経路探索も、類似性の低い経路を算出するためには道路ネットワークの重みを道路の形状に合わせて通らせたくない経路の重みを大きくする操作を行う必要がある[7]、汎用性のある方法とは言えない。図 1 でそれぞれの地図上の網掛け部分の重みを変化させ、遺伝的アルゴリズムによって類似性の低い経路を算出している。この操作はこの地域の地理的特徴に合わせた操作である。また、類似性の高い複数の経路はある 1 箇所が通れなくなってしまった場合にまとめて通れなくなってしまう可能性がある。強化学習は確率的に経路選択を行うため、グラフの重みを変更することなく類似性の低い経路が得られる、より汎用性の高いアルゴリズムである。本研究では確率的に経路選択を行うことを利用して複数回学習させることで経路を複数算出し、避難者に提示することで避難の選択肢を増やし、より様々な状況に対応することが可能になる。

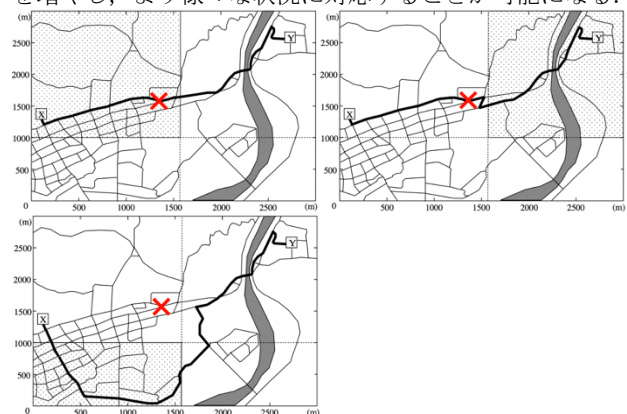


図 1 類似性の高い経路(上)と類似性の低い経路(下), 稲垣潤, 長谷山美紀, 北島秀夫, 遺伝的アルゴリズムを用いた経路探索における複数候補の決定法, 信学論 (D-1), vol.J82-D-I, no.8, pp.1102-1111, 1999.[2]より引用

[†]九州工業大学工学府 Kyushu Institute of Technology
Graduate School of Engineering

2. 経路探索アルゴリズム

提案手法で経路探索アルゴリズムに用いた強化学習と、最短経路を求める A*法についてそれぞれ説明をする。

2.1 強化学習

強化学習とは、試行錯誤を通じて環境に適応する機械学習のアルゴリズムのうちの 1 つである。環境中において行動をとる主体をエージェントと呼び、エージェントが行動を選択すると環境に影響を与えて、環境から行動の結果である次の状態とそれが良かったかどうかの報酬をエージェントに返す。エージェントは報酬に基づいてあらためて方策を見直して再び行動を決定する。強化学習は一連の行動を通じて報酬が最も大きくなるような方策を学習する。

時刻間 (t と $t+1$) の誤差、TD 誤差と呼ばれる見積りの価値と実際に観測した価値との誤差 ($r + \gamma V(s') - V(s)$) によって価値を更新していく。

$$V(s) \leftarrow V(s) + \alpha(r + \gamma V(s') - V(s)) \quad (2-1)$$

α は学習率である。このように t と $t+1$ の価値の差で更新を行う方法である TD 法を用いた学習法の一つである Q-learning を今回は用いた。

また、どのくらいの割合で調査目的の行動をして、どのくらいの割合で報酬目的の行動をするかを定めるために Soft-max 方策を用いる。

2.2 A*法

A*法はグラフ探索アルゴリズムの一つで、最短経路問題を解くためのアルゴリズムであるダイクストラ法を発展させたものである。

A*法では、始点から終点までの重み (長さ) だけでなく、現在の頂点から終点までのコストの推定値、ヒューリスティック関数 h を考える。始点から実際にかかった重みと終点への重みの推定値を足し合わせることで推定コストを踏まえた探索ができる。

2.3 安全度の評価

算出した経路がどれくらい安全かを定量的に評価するために経路上に評価点を 5m 間隔で設置する。安全度を求める指標として経路探索の際に考慮する川からの距離、標高、土砂災害危険箇所からの距離の 3 つを用いた。それぞれの指標についての安全度は RS, HS, LSS とした。

$$RS = \frac{\text{河川からの距離}}{\text{浸水予想地域の河川からの距離の平均}}$$

$$HS = \frac{\text{標高}}{\text{浸水予想地域の標高の平均}}$$

$$LSS = \frac{\text{土砂災害危険箇所からの距離}}{\text{避難所の土砂災害危険箇所からの距離の平均}}$$

経路全体の評価点について平均値をとって、3 つの指標の安全度の平均を経路の安全度とする。

$$PS = \frac{RS + HS + LSS}{3}$$

ある指標の安全度が大きすぎる値をとった場合、他の指標の安全度が低いものにも関わらず、安全であると評価されてしまうため、最大値を 3 とした。

強化学習で求めた複数の経路については経路の直線性と道のりの長さについても考慮する。それぞれの安全度を LS, CS とする。

$$LS = \frac{\text{最短距離の道のりの長さ}}{\text{経路の道のりの長さ}}$$

$$CS = 1 - \frac{\text{交差点の右左折回数}}{10}$$

こちらも経路全体の評価点について平均値をとって、5 つの指標の安全度の平均を強化学習で求めた経路の安全度とする。

$$RLscore = \frac{RS + HS + LSS + LS + CS}{5}$$

2.4 実際の地域への適用

今回、調査対象とした地域は福岡県飯塚市とした。一級河川である遠賀川が市内を流れ、市内で支流である穂波川と合流している。

経路探索に用いた地図情報、洪水の想定深度情報、河川の流域情報、避難所の地理情報はすべて国土交通省の国土数値情報ダウンロードサービスから取得した[8]。標高は国土地理院の基盤地図情報ダウンロードサービス[9]から数値標高モデルの 10m メッシュのものを用いた。道路情報は Python ライブラリの OSMnx から取得した。

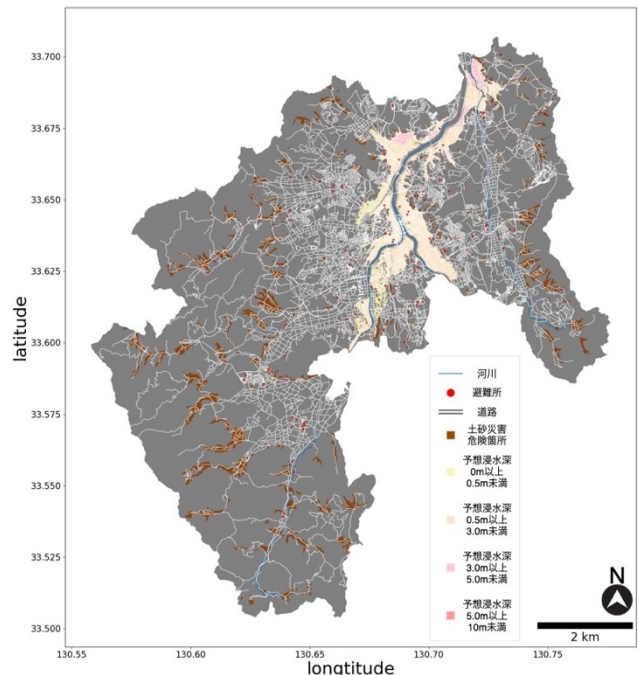


図 2 福岡県飯塚市の地理情報

3. 結果

河川からの距離が近い場合と土砂災害危険箇所からの距離が近い場合と避難経路の道のりが長い場合の 3 つの場合について経路探索を行った。強化学習で 5 回学習させ、5 つの経路を算出した。以下では強化学習によって算出した経路を RL 経路としている。

3.1 河川に近い場合

この地域は西側に川が流れている。河川から距離をとって経路選択をできるかを確認する。

強化学習で算出した 5 つの経路のうち違う経路であったのは 2 つだけであった。2 種類の経路しか得られなかったのは、避難先までの最短経路の状態遷移数が 14 で、道路ネットワークが比較的単純で状態数が少ないためだと考えられる。

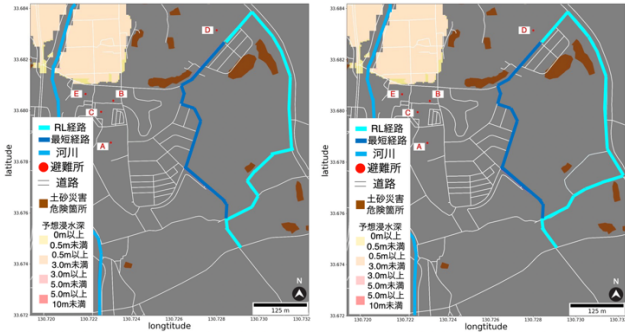


図 3 RL 経路 1(左)と RL 経路 2(右)

算出した 2 つの経路はどちらも最短経路よりも河川からの距離をとって経路を選択している、RS の値が大きい。経路全体としての安全度 PS も最短経路よりも高くなっていて安全度の高い経路が求めていることができる。

表 1 河川に近い場合の安全度

	最短経路	経路 1	経路 2
RS	1.44	1.85	1.89
LSS	0.58	0.50	0.49
HS	1.36	1.04	1.03
PS	1.13	1.13	1.14
CS		0.60	0.70
LS		0.76	0.74
RLscore		0.95	0.97

3.2 土砂災害危険箇所からの距離が近い場合

この地域は河川から離れている一方で、土砂災害危険箇所が東側に点在しており、避難中に近くを通る可能性がある。土砂災害危険箇所から距離をとって経路を選択しているかを確認する。

強化学習で 5 つの違う種類の経路が得られた。類似性の高い経路 1 から経路 4 を以下に示す。

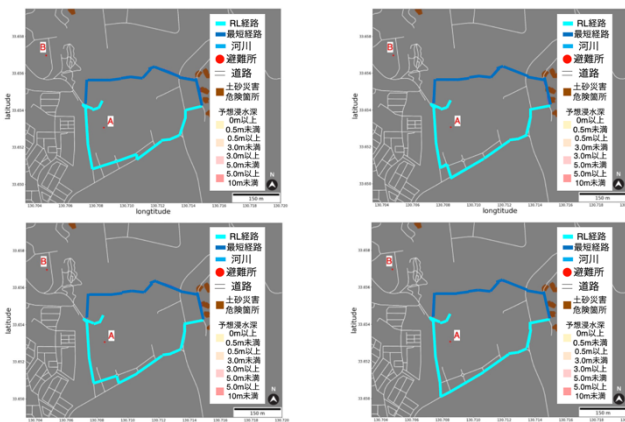


図 4 類似性の高い経路 1(左上),経路 2(右上) 経路 3(左下),経路 4(右下)

最短経路のステップ数が 6 と小さいにも関わらず 5 種類の経路が得られたのはそれぞれの経路左下の報酬が大きく変わらない分岐先への交差点を多数通っているためだと考えられる。

以下は類似性の低かった経路 5 である。

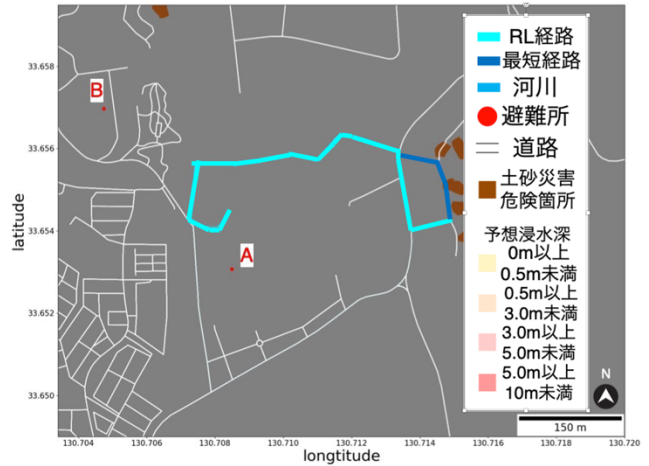


図 5 類似性の低い経路 5

すべての RL 経路は避難開始地点の交差点で土砂災害危険箇所から離れるような経路を選んでいて、LSS の値が最短経路よりも大きい。また、最短経路よりも PS の値が大きく、安全な経路が算出できている。直線的で右左折回数の少ない経路 4 が強化学習で算出した経路のなかで一番 RLscore が高くなっている。

また、類似度が低い経路 5 は比較的安全度が小さい値になっている。これは強化学習が経路選択を行うときに報酬が高くなる経路を高い確率で選択するが、報酬が高くなる経路とは安全度の高い経路であるため、類似度が高い経路の方が安全度が高くなると考えられる。

表 2 土砂災害危険箇所に近い場合の安全度

	最短経路	経路 1	経路 2	経路 3	経路 4	経路 5
RS	3.00	3.00	3.00	3.00	3.00	3.00
LSS	1.04	1.57	1.58	1.58	1.58	1.06
HS	1.78	2.01	2.02	2.05	2.08	1.76
PS	1.94	2.19	2.20	2.21	2.22	1.94
CS		0.30	0.40	0.50	0.70	0.70
LS		0.82	0.81	0.80	0.78	0.97
RLscore		1.54	1.56	1.59	1.63	1.50

3.3 避難経路の道のりが長い場合

この地域は避難経路の道のりが長く、避難先までの状態遷移数が 34 と大きい。ここでも強化学習によって 5 つの違う種類の経路が得られた。状態遷移数が大きく、とり得る状態数も多いため 5 種類の違う経路が得られたと考えられる。

経路 2 から経路 4 は類似性が高い経路であった。以下にその経路を示す。

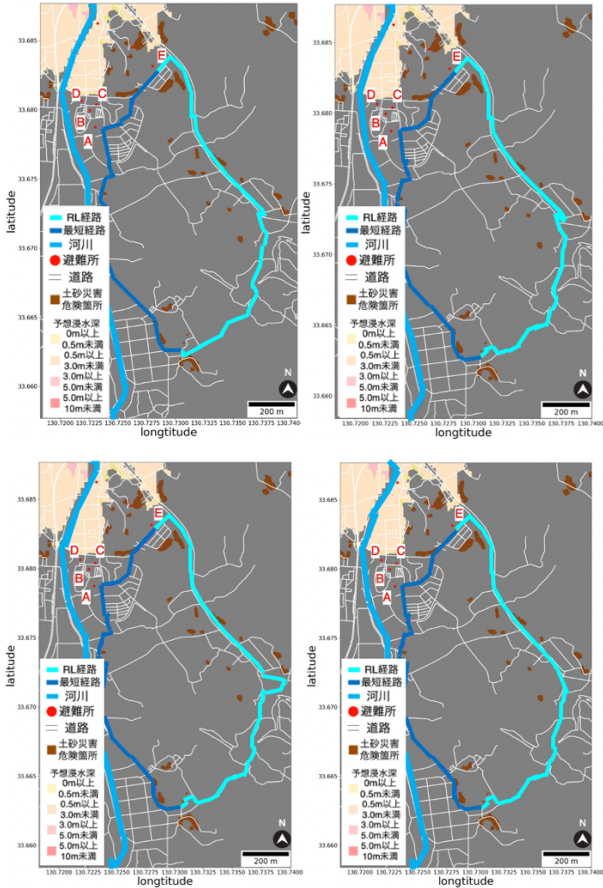


図 6 類似性の高い経路 2(左上),経路 3(右上)
経路 4 (左下),経路 5(右下)

これに対して経路 1 では類似性の低い経路が得られた。
以下にその経路を示す。

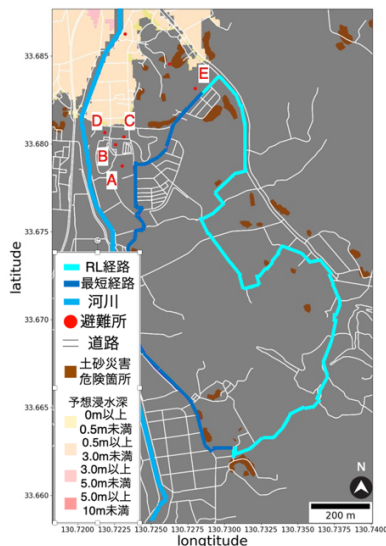


図 7 類似性の低い経路 1

類似度の低い経路 1 については他の経路よりも安全度
RLscore が小さくなっている。これは土砂災害危険箇所を
迂回して安全度を確保しようとしたが、道のりの長さが長
くなって LS が小さくなってしまったからだと考えられる。

表 3 避難経路の道のりが長い場合の安全度

	最短経路	経路 1	経路 2	経路 3	経路 4	経路 5
RS	0.72	2.18	2.41	2.41	2.50	2.38
LSS	0.70	0.64	0.63	0.62	0.59	0.62
HS	1.24	1.21	1.22	1.23	1.22	1.23
PS	0.89	1.34	1.42	1.42	1.44	1.41
CS		0.10	0.40	0.20	0.00	0.10
LS		0.69	0.87	0.86	0.82	0.89
RLscore		0.96	1.11	1.06	1.03	1.04

4. おわりに

本研究では、道のりの長さ、河川からの距離、土砂災害危険箇所からの距離、標高の 4 つの要素を考慮して強化学習によって避難経路探索を行った。確率的に経路選択を行う強化学習によって類似性が低い経路を算出することができたことから、従来の手法で必要であった道路ネットワークの重みの変更が必要なく、汎用的な手法であることがわかった。

提案手法で算出した経路は、経路探索時に考慮した河川からの距離、土砂災害危険箇所からの距離及び標高について定量的に評価を行った。類似性の低い経路は比較的安全度が低くなってしまいが、他の経路が通行できない時の代替候補として利用できると考えられる。

参考文献

- [1] 平成 30 年 7 月豪雨災害の概要と被害の特徴, https://www.mlit.go.jp/river/shinnigikai_blog/hazard_risk/dai01kai/dai01kai_siryou2-1.pdf, 2021 年 1 月 10 日閲覧
- [2] 渡邊博之, 成田祐一, 大山勝徳, 加瀬澤正, 武内惇, 竹中豊文, モバイル端末を活用した災害時最短経路提示システムの開発, 情報処理学会論文誌, Vol.53, No.7, 1768-1773, 2012
- [3] 北原武嗣, 岸祐介, 久保幸奨, 高低差を考慮した津波災害時の群衆避難における経路選択に関する一検討, 土木学会論文集 A1 (構造・地震工学), Vol.69, No.4 (地震工学論文集第 32 巻), I_1067-I_1075, 2013
- [4] 北村福太郎, 稲津大祐, 池谷毅, 岡安章夫, 複数の破堤シナリオを考慮した河川洪水からの最適避難経路の算出, 土木学会論文集 B1 (水工学), Vol.75, No.2, I_1333-I_1338, 2019
- [5] 北村福太郎, 稲津大祐, 池谷毅, 岡安章夫, 津波浸水を考慮した避難経路及び避難所選定ツールの開発, 土木学会論文集 B2 (海岸工学), Vol.74, No.2, I_391-I-396, 2018
- [6] 北村福太郎, 稲津大祐, 池谷毅, 岡安章夫, 津波浸水を考慮した避難経路選択に与える地形と浸水特性の影響, 土木学会論文集 B3 (海洋開発), Vol.75, No.2, I_785-I_790, 2019
- [7] 稲垣潤, 長谷山美紀, 北島秀夫, 遺伝的アルゴリズムを用いた経路探索における複数候補の決定法, 信学論 (D-I), vol.J82-D-I, no.8, pp.1102-1111, 1999
- [8] 国土数値情報ダウンロードサービス, <https://nlftp.mlit.go.jp/ksj/>, 2021 年 1 月 10 日閲覧
- [9] 基盤地図情報ダウンロードサービス, <https://fgd.gsi.go.jp/download/mapGis.php?tab=dem>, 2021 年 1 月 19 日閲覧