豪雨災害時を想定した避難所要時間の予測手法の開発

九州大学 学生会員 〇肥海 広大 九州大学大学院 正会員 三谷 泰浩 九州大学大学院 川野 浩平 九州大学大学院 正会員 正会員 谷口 寿俊 九州大学大学院 正会員 本田 博之 九州大学大学院 学生会員 池﨑 大智

1. はじめに

近年,豪雨災害が激甚化しており,多くの被害が発生 している。豪雨災害は進行型の災害であり、被害発生ま での猶予時間内に避難を行うことで人的被害を防止で きる。そのため、自治体は雨量や河川水位、各種警報等 の防災気象情報等から総合的に危険性を判断し,立ち退 き避難のためのリードタイムを踏まえたタイミングで 避難情報を発令している1)。しかしながら、避難情報発 令には意思決定者の経験に基づく判断が必要とされ,経 験が浅い場合には的確な判断ができず,逃げ遅れ等の人 的被害が発生する場合がある。そのため、経験に依存せ ず, 定量的な根拠に基づいて避難判断をすることが望ま しい。先に述べた防災気象情報は定量的な情報として自 治体に提供されている。一方、避難に要する時間は避難 経路の特徴や地域の特性,時間帯等の様々な要素によっ て変化すると考えられるが、それら要素を考慮して避難 所要時間を評価している事例は少ない。川野ら²⁾は個人 の避難所要時間を予測する手法を開発し,避難所要時間 を自治体の避難判断の支援の一つとして活用できるこ とを示している。しかし、対象地域ごとに現地計測を行 う必要があるため、全国を対象とすることは困難であり、 また、日時による避難所要時間の変動は考慮できない等 の課題がある。本研究ではこれらの課題を解決すること を目的とし, 予測に用いる学習データの拡張, 日時の変 動を考慮した避難所要時間の予測手法の開発を行う。

2. 避難所要時間予測手法の改良

2. 1 予測手法の概要

予測手法のアルゴリズムは機械学習の一つである Random Forest を用いる。Random Forest では、避難経路 の特徴や地域の特性などの多くの要素を過学習の影響 を除した説明変数として与えることができ、後述する説 明変数と目的変数(所要時間)を与えることで予測モデ ルを作成できる。

2. 2 学習データの拡張

全国で実装が可能な予測手法に拡張するために, 現地

計測から得られる移動所要時間(以下,実測データ)だ けではなく,経路探索システムが予測する移動所要時間 も学習できる手法に拡張する。経路探索システムには Google Maps やカーナビゲーションシステムなど多数の システムがあり,本研究ではデータの収集が容易である Google Maps が予測する移動所要時間(以下, Google デ ータ)を用いる。Google データが学習データとして使え ることを確認するために、Google データと実測データ の比較を行う。所要時間は都市の規模によって傾向が異 なると考えられるため、比較対象地域として福岡県の4 つの都市区分3)である「大都市」及び「中核市」から福 岡市、「都市」から糸島市、「町村」から東峰村の3地域 を選定する。比較対象とするルート数, 1ルート距離, 計測方法を表1に示す。比較の結果,福岡市では約91%, 糸島市では約 97%, 東峰村では約 90%のルートにおい て、実測データと Google データの差が 1 分未満であっ た。これより、実測データと Google データには有意な 差がなく、学習データとして Google データを用いるこ とが可能といえる。

2.3 説明変数の追加

学習データとして与える説明変数を**表2**に示す。基 盤地図情報等から道路の構造的属性を示す項目として

表1 現地計測を行うルート

対象地域	ルート数	距離(m)	計測方法
福岡市	494	450	
糸島市	504	650	普通乗用車
東峰村	397	620	

表2 避難所要時間の予測に用いる説明変数

No.	項目	区分数	計上方法
1	道路幅員	5	距離
2	信号交差点	-	箇所数
3	信号なし交差点	-	箇所数
4	右折	6	箇所数
5	左折	6	箇所数
6	直進	4	箇所数
7	勾配	7	距離
8	曲率半径	4	距離
9	用途地域	12	距離
10	農業地域	-	距離
11	森林地域	-	距離
12	時間帯	23	ダミー変数
13	曜日	6	ダミー変数

No. 1~No. 8 の説明変数,地域性を示す都市計画で定義される土地利用の項目として No.9~No.11 の説明変数を用いる。本研究では新たに日時の違いを表す説明変数として,時間帯 (No.12),曜日 (No.13)を追加する。これらの説明変数の計上方法としてダミー変数を用いる。ダミー変数とは数値化されていないデータを説明変数として用いるために0と1の値を持つ指標変数に変換したものである。また,ダミー変数内の多重共線性を避けるために,データ内の区分から一つの区分を削減したダミー変数を説明変数に追加する。

3. 改良した説明変数による予測結果と考察

説明変数として No. 1~No. 11 を用いた場合(条件 1), No.1~No.13 を用いた場合(条件2)の2つの 条件における予測の比較を行う。予測対象地域は平成 27年9月関東・東北豪雨で甚大な被害が発生した常総 市とする。令和3年11月18日~11月24日内の毎正 時に、指定避難所を起点、終点とした計 231 ルートの Google データを収集する。次に、収集したデータを3: 1の割合で学習データ検証用データに分割し、予測す る。予測値と正解値の比較結果を図1に示す。条件1, 条件2において、全体の約99%のルートが予測値と正 解値の差が3分未満内となった。予測精度として、自 治体が避難判断時に参考とする防災気象情報の多くは 5分または 10 分ごとに発表されている 4) ことから, 5分未満の予測所要時間の誤差は実用上問題のない誤 差であるといえる。また、予測値と正解値の差が1分 未満のルート数は条件1では全体の約57%,条件2で は全体の約74%となった。時間帯と曜日の説明変数を 追加することで予測値と正解値の差が小さくなり,予 測精度を向上することができた。

正解値と条件1での予測値の差が1分未満のルート (A) を実線,差が1分以上のルート (B) を点線とした時系列グラフを図2に示す。両ルートとも日時の変動を予測することができた。A は条件1においても高精度で予測できており、時間帯と曜日の説明変数を加えることで、さらに予測精度が向上した。B は A に比べて予測値と正解値の差は大きいが、正解値と予測値の最大の差は3分未満であるため、実用上問題のない予測であるといえる。

4. おわりに

本研究では既往の避難所要時間の予測手法の課題を

解決することを目的とし、予測に用いる学習データの拡張、日時の変動を考慮した避難所要時間の予測手法の開発を行った。その結果、全国で実装が可能な予測手法に拡張でき、日時の違いによる移動所要時間の変動を予測することができた。また、全体の約99%のルートが予測値と正解値の差が3分未満となり、自治体の避難判断において問題のない範囲で避難所要時間を予測できた。

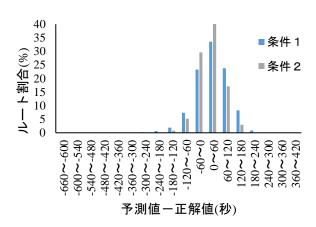


図1 予測値と正解値の差

---A:条件1の予測値 ---A:条件2の予測値 ---A:正解値 ---B:条件1の予測値 ---B:条件2の予測値 ---B:正解値

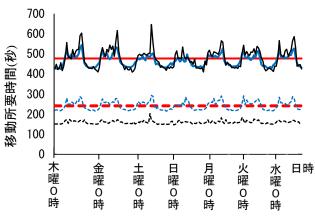


図2 予測値と正解値の比較

<謝辞>

本研究は、内閣府総合科学技術・イノベーション会議の戦略的イノベーション創造プログラム (SIP) 「国家レジリエンス (防災・減災)の強化」の一部として実施されました。

<参考文献>

- 1) 内閣府(防災担当):避難情報に関するガイドライン, 2021.
- 2) 川野浩平,池崎大智,菅原巧,吉田祐子,谷口寿俊,三谷泰浩: 新たな避難所要時間予測手法を用いたリードタイムを有する災害の避難判断支援の検討,地域安全学会論文集,No.39,pp.401-409 2021
- 3) 総務省:地方公共団体の区分, https://www.soumu.go.jp/main_sosi ki/jichi_gyousei/bunken/chihou-koukyoudantai_kubun.html(参照 20 21,01,03).
- 4) 内閣府(防災担当):避難情報に関するガイドライン(別冊資料), 2021.