口頭発表

2025年11月2日(日) 9:20 ~ 10:40 | D会場(共通教育棟 A21番教室)

[D5] 防災２

司会：杉本 賢二

9:20 ~ 9:40

[D5-01] カッコウ探索を用いた津波災害時の避難経路探索法

*沖村 岳哉[1]、山本 佳世子[1] (1. 電気通信大学大学院情報理工学研究科)

9:40 ~ 10:00

[D5-02] 公開地理空間情報を利用したマルチチャンネル深層学習による土砂災害検出－平成30年北海道胆振東部地震を事例に－

*三好 達也[1]、橋本 雄一[2] (1. 株式会社ドーコン、2. 北海道大学大学院文学研究院)

10:00 ~ 10:20

[D5-03] モバイル空間統計を活用した水害時の避難者数推計に関する研究

*山下 慎二[1]、マス エリック[2]、越村 俊一[2]、永田 彰平[2]、森田 格[1] (1. 日本工営株式会社　中央研究所、2. 東北大学　災害科学国際研究所)

10:20 ~ 10:40

[D5-04] 大地震時の道路閉塞による消防隊到着時間の遅延と地区特性との関係

*村上 敦彦[1]、大佛 俊泰[1]、岸本 まき[1] (1. 東京科学大学)

©一般社団法人地理情報システム学会

カッコウ探索を用いた津波災害時の避難経路探索法

沖村岳哉*・山本佳世子**

Evacuation Route Search Method during Tsunami Disasters Using the Cuckoo Search Algorithm

Takeya Okimura*, Kayoko Yamamoto**

Abstract: Japan is one of the most disaster-prone countries in the world. In particular, tsunamis triggered by large earthquakes can cause severe damage to coastal areas. Therefore, people in these regions need to evacuate quickly using safe routes that avoid tsunami encounters. This study aims to derive such evacuation routes to emergency shelters using the Cuckoo Search algorithm (CS), which is the metaheuristic optimization methods demonstrated excellent performance in various optimization problems. A road network was created using geographic information systems (GIS), and evacuation routes were derived to extend the available time before tsunami arrival at each location. This method was applied to Konan City, Kochi Prefecture, Japan, which is predicted to suffer significant tsunami damage in the event of a Nankai Trough earthquake. The optimal evacuation routes were determined and compared with the shortest evacuation route obtained using Dijkstra's algorithm. As a result, the evacuation route derived using CS proved to be safer than the shortest route when considering tsunami arrival time.

Keywords: 津波災害（tsunami disaster），避難経路探索（evacuation route search），カッコウ探索（cuckoo search: CS），ヒューリスティック（heuristic），地理情報システム（geographic information systems: GIS）

１．はじめに

１.１　研究の背景と目的

地震調査研究推進本部（2025）によると，2025 年 1 月 1 日時点で今後 30 年以内に南海トラフにおいてマグニチュード 8～9 クラスの地震が発生する確率は約 80%とされており，これに伴う津波は西日本の太平洋沿岸地域に甚大な被害を及ぼすことが予測されている．被害が想定される地域では，地震発生から津波到達までの限られた猶予時間内に迅速かつ安全な避難行動が求められる．しかし，避難場所までの最短経路が必ずしも安全とは限らず，津波との遭遇リスクを回避した経路選定が重要となる．

そこで本研究では，津波災害時における安全な避難経路を導出するための手法として，最適化アルゴリズムであるカッコウ探索（Cuckoo Search: CS）を用いた経路探索手法を提案する．本手法では，まず地理情報システム（Geographic Information Systems: GIS）を活用して研究対象地域の道路ネットワークデータを構築する．次に，構築したネットワーク上にカッコウ探索アルゴリズムを適用し，津波との遭遇リスクを最小化した避難経路を生成することで，災害時における実用的かつ柔軟な避難支援を可能とする．

１.２　関連分野の先行研究と本研究の位置付け

本研究は，(1) 避難経路探索法に関する研究，(2) カッコウ探索を用いた最適解探索に関する研究の 2 分野に関連している．

（1）に関する先行研究では，北村ほか（2018），三浦ほか（2023）が津波災害時の最適避難経路を導出するモデルを構築した．宮崎ほか（2022），Tani et al. (2020) は，豪雨災害を対象に，それぞれ強化学習および遺伝的アルゴリズムを用いた避難経路探索手法を提案した．Yoshitsugu et al. (2020)，Fujiwara et al. (2024) は，GIS を活用して構築した道路ネットワーク上で，粘菌アルゴリズムによる避難経路導出法を提示した．また，北原ほか（2012）は，アントコロニー最適化を用いて地震災害時の効率的な避難経路探索を実現した．

(2)に関連する先行研究として，井上ほか（2018）がベンチマーク関数を用いて，カッコウ探索を含む複数の最適化アルゴリズムの性能評価を行った．戸田ほか（2015），Alberto et al. (2021)，Alymani et al. (2023) は，それぞれ巡回セールスマン問題，オリエンテーリング問題，無人航空機の経路計画および障害物回避において，カッコウ探

*　学生会員 電気通信大学大学院情報理工学研究科（The University of Electro-Communications）
〒182-8585 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1　E-mail：o2530023@edu.cc.uec.ac.jp
**　正会員 電気通信大学大学院情報理工学研究科（The University of Electro-Communications）

索を応用し，高精度な最適解の導出を実現した．これらの先行研究の成果から，遺伝的アルゴリズムやアントコロニー最適化と比較して，カッコウ探索はさまざまな最適化問題において効率的に最良解を求める能力があることが示された．

本研究では，以上で列挙した先行研究の成果を踏まえ，津波災害時における津波との遭遇リスクを回避した避難経路の探索手法として，カッコウ探索を導入する．従来の避難経路探索法に用いられてきた遺伝的アルゴリズムやアントコロニー最適化は，局所最適解に陥るリスクを回避するために探索効率が低下する場合がある．これに対し，カッコウ探索は特殊なランダムウォークにより広範囲な探索が可能であり，局所解の回避と効率的な最適解の導出を両立できる点で優れている．本研究では，カッコウ探索のこの特性を活かし，津波災害時の避難経路探索における新たなアプローチとしての独自性を示す．

2．研究の枠組みと手順

本研究は，最適化アルゴリズムであるカッコウ探索を用いて，津波災害時における津波との遭遇を回避した避難経路を導出する手法の提案を目的とする．まずカッコウ探索アルゴリズムの設計・構築を行い，次に研究対象地域を選定した上で，GIS を用いてこの地域周辺の道路ネットワークデータを作成する．その後，構築したネットワーク上でカッコウ探索による避難経路探索を実施するとともに，比較対象としてダイクストラ法による最短経路探索も行う．両手法で導出された避難経路について，津波到達までの猶予時間および経路長を評価指標として比較・考察を行い，津波災害時における実用的かつ安全性の高い避難経路探索手法としての有効性を検証する．

3．カッコウ探索を用いた避難経路探索法

3.1　経路の評価指標

避難経路の評価には，津波到達までの猶予時間と経路長の 2 つの指標を用いる．猶予時間は，生成された経路上の各ノードにおける津波到達時間と，当該ノードまでの移動時間の差分のうち最も小さい値を採用する．移動時間の算出にあたっては，国土交通省による東日本大震災の避難行動実態調査に基づき，平野部における平均徒歩速度 2.81km/h を用いる．本研究では，津波到達までの猶予時間を主評価指標とし，複数の経路で猶予時間が同一の場合には，経路長が短い経路を高く評価する．

3.2　カッコウ探索

カッコウ探索は，Yang et al.（2009）により提案された，カッコウの托卵行動を数理モデル化したメタヒューリスティックアルゴリズムである．図 1 に本研究で構築した避難経路探索アルゴリズムの処理フローを示し，以下に各手順の概要について説明する．

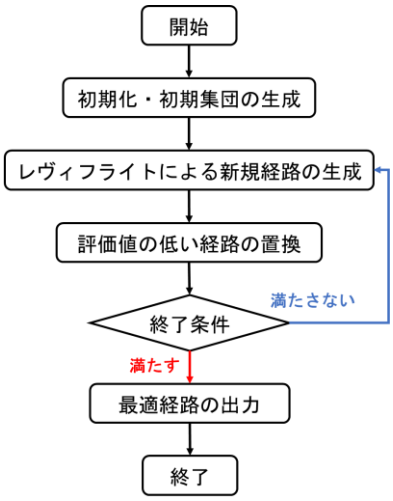


図 1 避難経路探索アルゴリズムの流れ

3.2.1　初期化・初期集団の経路生成

経路探索の初期段階では，複数のランダムな経路を生成し，初期集団として初期化を行う．

3.2.2　レヴィフライトによる新規経路の生成

ランダムに選択した既存経路に対して，レヴィフライトと呼ばれるランダムウォーク手法を適用し，新たな経路を生成する．レヴィフライトは，短距離移動を頻繁に行いながら，時折長距離移動を挟むことで，探索空間全体を効率的に探索することが可能となる．

3.2.3　評価値の低い経路の置換

評価値の低い経路は破棄し，ランダムな経路を再生成して置き換えることで，探索の多様性を維持する．

3.2.4　終了条件の確認・最適経路の出力

本研究では，3.2.2 項および 3.2.3 項の処理を繰り返す回数が 100 回に到達した時点を終了条件とする．最良解が十分に収束している場合には，最適経路の上位 2 件を出力する．一方，収束が確認できない場合は，3.2.2 項の処理に戻り，探索を継続する．

4．研究対象地域の選定と地理情報の収集・加工

4.1　研究対象地域の選定

本研究では，南海トラフ巨大地震の発生を想定し，津波被害が予測される高知県香南市赤岡町の香宗川河口付近を研究対象地域として選定した．選定にあたっては，以下の 3 点を基準とした．

(1) 地震発生から津波到達までの時間が短く，迅速な避難行動が求められる地域であること
(2) 都市部から離れており，指定緊急避難場所の数が限られていること
(3) 河川が近接しており，津波の河川遡上による被害リスクが高いこと

これらの条件を踏まえ，津波との遭遇リスクが高く，避難経路の最適化が特に重要となる地域として，香宗川河

口周辺を研究対象地域に設定した．

4.2　利用データと加工方法

本研究では，高知県が公開する防災マップの津波浸水予測時間図を参照し，津波到達時間を道路ネットワークデータの各ノードに属性として付与する．これにより，避難経路探索において津波との遭遇リスクを定量的に評価可能となる．図 2 に研究対象地域である香宗川河口付近における津波浸水予測時間図を示す．図中の黄色のエリアは，地震発生から約 20 分後に津波が到達すると予測される区域であり，緑のエリアは約 30 分後に津波が到達する区域を示している．これらの情報をもとに，各ノードに津波到達時間を設定し，避難経路の評価指標として活用する．

4.3　道路ネットワークデータの作成

本研究では，GIS のデジタル地図上において，道路の交差点をポイントデータとしてノード化し，ノード間を線分で接続することで道路ネットワークを構築した．なお，道路が曲線を描いており，ノード間の直線距離と実際の歩行距離に乖離が生じる場合には，道路上に補助的なノードを追加することで，ネットワークの精度を調整した．図 3 に研究対象地域における道路ネットワーク全体の構成を示す．

5．研究対象地域における避難経路の探索

5.1　ダイクストラ法とカッコウ探索を用いた経路探索

図 4 にダイクストラ法およびカッコウ探索を用いて，曙地区集会所から津波避難タワーまでの避難経路を導出した結果を示す．ダイクストラ法によって導出された経路は，最短距離に基づく経路であり，主に直線的な構成となっている．一方，カッコウ探索によって導出された最良経路は，津波との遭遇リスクを回避するために大きく迂回する形状を示し，その結果として経路長は長くなっている．また，第 2 候補となる経路は，特に避難終点付近において最短経路よりもやや迂回する構造を持ち，安全性と移動効率のバランスを考慮した経路といえる．

5.2　二つの避難経路探索手法の比較

表 1 に 2 種類の探索手法による避難経路の評価値を示す．カッコウ探索によって導出された最良経路は，ダイクストラ法による最短経路と比較して，津波到達までの猶予時間が約 42 秒延長される結果となった．総延長は約 225m 長くなるものの，津波との遭遇リスクを低減する点において，より安全性の高い避難経路と評価できる．さらに，カッコウ探索による第 2 候補経路は，最短経路と比較して猶予時間が約 10 秒延長される一方，総延長の増加はわずか約 2m にとどまっている．このことから，第 2 候補経路もまた，津波遭遇回避の観点から，最短経路よりも適切な避難経路であると判断できる．

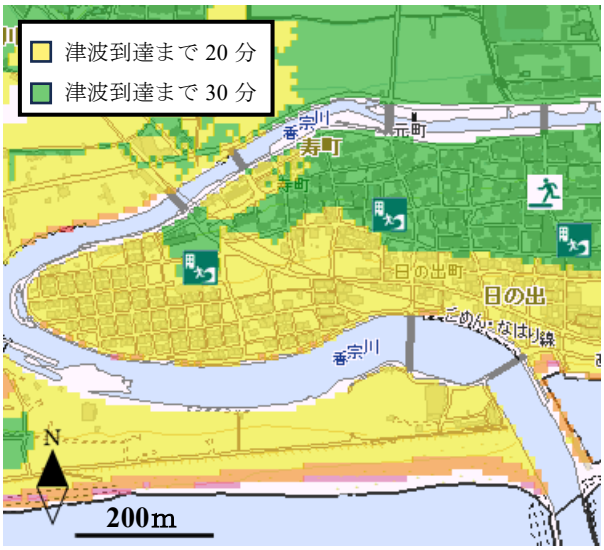


図 2　研究対象地域周辺の津波浸水予測時間図

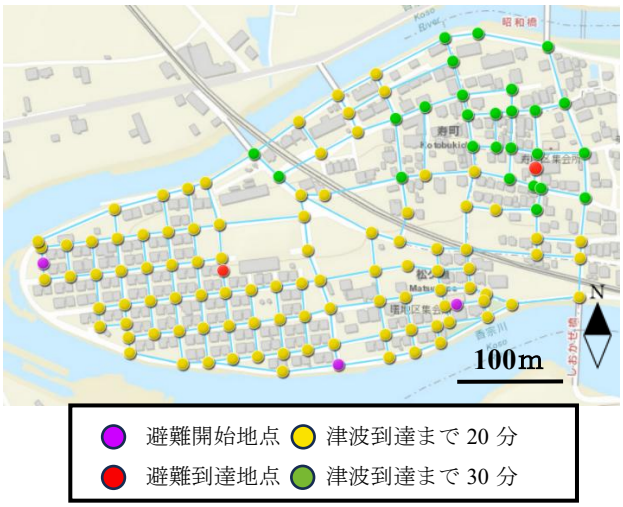


図 3　道路ネットワーク全体の構成



図 4　探索した経路の比較

表 1 ダイクストラ法とカッコウ探索による避難経路探索

	ダイクストラ法による最短経路	カッコウ探索による最適経路 1	カッコウ探索による最適経路 2
経路長(m)	269.6304	494.2433	271.7666
猶予時間(s)	965.0180	1,006.8304	974.9734
最短経路との経路長差(m)	-	+224.6129	+2.1362
最短経路との猶予時間差(s)	-	+41.8124	+9.9554

6．結論と今後の研究課題

本研究では，南海トラフ地震による津波発生を想定し，津波との遭遇を回避するための避難経路探索手法として，高い汎用性を有する最適化アルゴリズム「カッコウ探索」を用いた沿岸地域向けの経路探索モデルを構築した．研究対象地域には，高知県香南市赤岡町の香宗川河口付近を選定し，高知県防災マップから津波到達予測時間を取得した上で，GIS を用いて道路ネットワークデータを作成した．避難開始地点から津波避難タワーまでの経路を対象に，津波到達までの猶予時間を最大化することを目的として最適化を行い，以下の 2 点を主な結論として得た．

（1）津波遭遇を考慮した評価指標の導入

避難経路の評価には，津波到達までの猶予時間と経路総延長の 2 指標を用いた．各ノードにおける津波浸水予測時刻と移動時間との差の最小値を，経路全体の猶予時間として算出し，これが最大となる経路を最良経路と定義した．複数の経路が同一の猶予時間を示す場合には，総延長が短い経路を高く評価することで，津波との遭遇リスクを最小化する避難経路の導出が可能となった．

（2）複数の避難経路の提案可能性

カッコウ探索の第 100 世代における候補経路の中から，評価値の高い上位 2 経路を出力することで，複数の避難経路を提示することが可能となった．これは，カッコウ探索が全候補経路の評価値が最大値に収束するまで多様な経路を保持する特性によるものである．複数経路の提示は，地割れや建物倒壊などによる通行障害が発生した場合に，代替経路を提供できるという実用的な利点を持つ．一方，ダイクストラ法は最短経路のみを導出するため，柔軟な経路提案には限界がある．カッコウ探索の性質上，全候補が同一評価値に収束する確率は極めて低く，複数の有効な経路を容易に導出できる点が本手法の強みである．

参考文献

井上一哉・鈴木麻里子（2018）群知能によるパラメータ最適化．「土木学会論文集 A2（応用力学）」，**74**(2)，I_33-I_44．

北原至博・持尾隆士（2012）アントコロニー最適化法によるリアルタイム最適避難経路の探索．「日本機械学会中国四国支部総会・講演会講演論文集」，**50**，70701-70702.

北村福太郎・稲津大祐・池谷毅・岡安章夫（2018）津波浸水を考慮した避難経路および避難所選定ツールの開発．「土木学会論文集 B2 (海岸工学)」，**74**(2)，I_391-I_396.

高知県（2014）高知県防災マップ.
<https://bousaimap.pref.kochi.lg.jp/>.

国土交通省（2013）津波避難を想定した避難路，避難施設の配置及び避難誘導について（第 3 版）.
< https://www.mlit.go.jp/common/000233464.pdf>.

地震調査研究推進本部（2025）長期評価による地震発生確率値の更新について.
<https://www.static.jishin.go.jp/resource/evaluation/long_term_evaluation/updates/prob2025.pdf >

戸田敬太・熊谷洋佑・藤井昭宏・田中輝雄（2015）カッコウ探索と 2opt 法のハイブリッド化による巡回セールスマン問題の解法．「情報処理学会 77 回全国大会講演論文集」，**2015**(1)，255-256.

三浦勇介・松澤智史（2023）NSGA-II による多目的避難経路の構築と評価,「電子情報通信学会大会講演論文集」, 2023, A-10-7.

宮﨑将聡・花沢明俊（2022）強化学習による豪雨災害危険時の複数避難経路探索．「FIT2022（第 21 回情報科学技術フォーラム）」，15-18.

Alberto, G., and Tan, A. (2021) An application of binary cuckoo search algorithm to orienteering problem, (IJCSAM) International *Journal of Computing Science and Applied Mathematics*, **7**(2), 33-38.

Alymani, M., Alsolai, H., Maashi, M., Alhebri, A., Alshahrani, H., Al-Wesabi, F. N., Mohamed, A., and Hamza, M. A. (2023) Dispersal foraging strategy with cuckoo search optimization based path planning in unmanned aerial vehicle networks. *IEEE Access*, **11**, 31365-31372.

Fujiwara, R. and Yamamoto, K. (2024) Derivation of evacuation routes to avoid narrow road adopting physarum solver. *Proceedings of the International Conference on Information Technology in Disaster Risk Reduction 2023*, 230-237.

Tani, K. and Yamamoto, K. (2020) Search methods for evacuation routes during torrential rain disasters using genetic Algorithms and GIS. *Journal of Geographic Information Systems*, **12**(3), 256-274.

Yang, X. S. and Deb, S. (2009) Cuckoo search via Lévy flights. *Proceedings of the 2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC)*, 210-214.

Yoshitsugu, N. Abe, S. and Yamamoto, K. (2020) Method for deriving evacuation routes considering disaster risk. *Journal of Information Processing*, **28**, 1065-1072.

公開地理空間情報を利用したマルチチャンネル深層学習による土砂災害検出
－平成 30 年北海道胆振東部地震を事例に－

三好達也*・橋本雄一**

Landslide Detection by Multi-Channel Deep Learning Using Open Geospatial Data
— A Case Study of the 2018 Hokkaido Eastern Iburi Earthquake —

Tastuya MIYOSHI*, Yuichi HASHIMOTO**

Abstract: In Japan, earthquakes and heavy rain often cause landslides, requiring rapid assessment immediately after a disaster. We evaluated multi-channel deep learning that integrates aerial RGB imagery with open geospatial data from the 2018 Hokkaido Eastern Iburi Earthquake. YOLO11 models with elevation and slope inputs improved detection accuracy and supported wide-area screening, highlighting the benefit of incorporating topographic context. In contrast, the inclusion of land-use layers raised precision but reduced recall, underscoring that feature design and data representation remain key challenges for practical landslide detection.

Keywords:土砂災害（landslide），深層学習（deep learning），物体検出（object detection）

１．はじめに

近年，日本各地で地震や豪雨に伴う土砂災害が頻発している．こうした災害の発生直後には，被災箇所を迅速かつ広範囲に把握する手法が強く求められる．一般的に土砂災害の検出には，航空写真の目視判読や現地踏査による確認が行われているが，災害規模が広域に及ぶ場合には人的負担および時間的コストが非常に大きい．そこで近年，リモートセンシング技術の進歩と深層学習の発展に伴い，画像から土砂災害箇所を自動検出する研究が進められている．

１．１　先行研究と課題

これまで，リモートセンシング画像を用いた土砂災害検出に関する研究として，衛星のマルチスペクトル画像や SAR データを活用した手法が多数報告されている．しかし，これらのデータは特殊なセンサーによるものであり，画像の取得が容易ではない．

一方，入手しやすい可視光（RGB）画像のみを用いた土砂災害検出の試みも報告されている．例えば，叶井ら（2021）は災害直後に撮影された航空写真に深層学習モデル（Mask R-CNN）を適用し，効率的に土砂崩壊地を抽出する手法を提案した．また，河村ら（2018）は深層学習によって空中写真から土砂移動範囲を自動抽出する手法を提案している．

しかし，可視光画像のみを入力とする深層学習では利用可能な特徴量が限られるため，マルチスペクトル画像等を用いた場合と比較して検出精度の向上が難しい可能性がある．

１．２　本研究の目的

そこで本研究では，可視光航空写真（RGB3 チャンネル）に対して，第 4 チャンネル以降に基盤地図情報や国土数値情報といった一般公開されている地理空間データを付加するアプローチを提案する．再現性の高い環境構築を採用することにより，汎用性と検出精度向上の両立を図ることを目的とする．

２．深層学習を活用した研究手法と環境構築

２．１　２つの検出手法

画像から対象領域を検出する深層学習の手法は，物体検出（Object Detection）とセマンティックセグメンテーション（Semantic Segmentation）の大きく 2 つに分類される（図-1）．

それぞれの手法には特徴やメリットに違いがあるが（表-1），既往の土砂災害検出研究の多くは，セマンティックセグメンテーションを採用している例が多く，物体検出を採用している事例は少ない．本研究では，アノテーションの作成と発災時における検出速度を重視して物体検出を採用する．

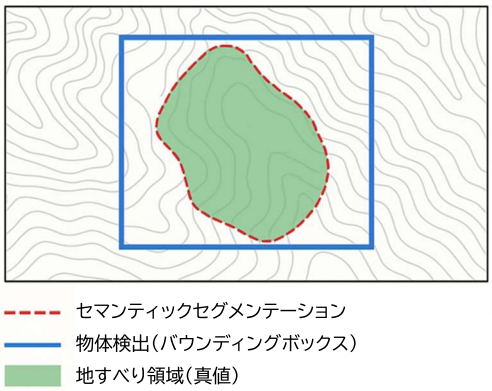


図 1　物体検出とセグメンテーションの違い

*　正会員　　株式会社ドーコン　TEL:011-801-1590
**　正会員　　北海道大学　大学院　文学研究院　人間科学部門　地域科学分野　地域科学研究室

表 1　2つの検出手法の特徴

手法	物体検出	セマンティック セグメンテーション
データ出力	矩形ボックス＋ラベル	ピクセル単位のマスク
想定用途	発災直後の位置把握を短時間で行う	面積の精密抽出や土量推計などの詳細解析
利点	推論が軽く高速でアノテーション作成が比較的	境界の再現性が高いく定量評価に向く
留意点	検出範囲は矩形近似となるため面積形状の精密性	学習データ整備の負荷が相対的に高い

２.２　使用するデータ

本研究では，国土地理院で作成され公開されている平成 30 年(2018 年)北海道胆振東部地震で撮影された航空写真（オルソ化済）と，判読された地すべりのポリゴンベクトルデータ（GeoJSON 形式）を用いて分析を行う．実際の航空写真データは，地理院地図で提供されており地理院タイル（レベル 18）をダウンロードしたものを使用する（図-2)．

拡張チャンネル用のラスターデータは基盤地図情報の数値標高モデル 10m メッシュ標高と国土数値情報の土地利用細分メッシュデータ（100m メッシュ）の平成 28 年度を使用する．

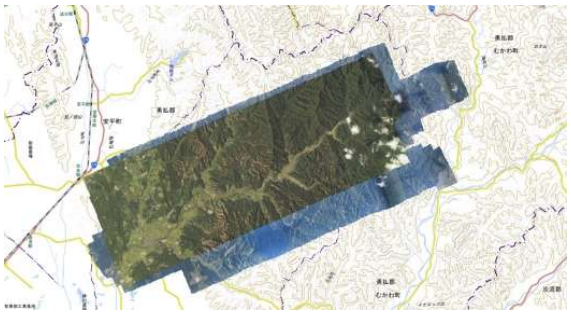


図 2　厚真川地区（9 月 6 日撮影）　出典：国土地理院

２.３　解析環境の構築

ここでは，深層学習を実行するための環境構築について述べる．本研究では，一般的に入手可能なゲーミング PC 程度のスペックで構成している（表-2)．この環境において，Windows 11 上に Python の仮想環境を構築し，データ処理・学習・推論を実行する．

表 2　本分析における開発環境

項目	名称	性能/役割
CPU	Ryzen 7 7800X3D	8C/16T
メモリ	DDR4-DIMM	32GB
保存領域	NVNE SSD	2 TB
VGA	GeForce RTX 4070	VRAM 12GB
OS	Windows11 Pro	
ドライバ	CUDA Runtime 12.6	GPUライブラリ
言語	Python 3.11.9	開発言語
フレームワーク	Pytorch 2.8.0+cu126	深層学習
	YOLO11/Ultralytics	物体検出
主張ライブラリ	numpy/pandas	数値データ処理
	OpenCV	画像処理
	GDAL/Rasterio	ラスタ処理
	GeoPandas/pyproj	ベクタ処理

３．マルチチャンネル拡張のアプローチ

３.１　チャンネル拡張と地理空間情報

本研究では，航空写真 RGB の 3 チャンネル（基準）から出発し，5 チャンネル（RGB＋標高＋傾斜），さらに 8 チャンネル（土地利用）へと入力情報を段階的に拡張する．標高や傾斜などの地形派生量は斜面安定性と強く関連し，外観が類似する裸地・造成地・採石場等との識別に有効な補助情報となることが知られている．加えて，土地利用や河川・道路といった周辺環境を表す情報を重ねることで，災害発生の地理的文脈をモデルに学習させ，検出の一貫性と汎化性の向上を狙う．

３.２　５チャンネル拡張（標高系データ）

先行研究で地形情報をレイヤに組み込み精度向上を目指した事例がある．そこでまず，標高データと傾斜角度データの２つ用意し，合計５チャンネルに拡張することを試みた．

本研究では，技術的制約としてすべての値を 8bit の整数ラスタに変換する必要があるため，標高データについてはメートル単位で格納が難しい．よって，全国の標高に対応できるように 4096mのレンジを基準とし 6m を 1 単位とする 8bit 標高ラスタに圧縮して作成した．

次に，標高データから傾斜度を算出し，角度データとして 8bit の整数に格納した．なお，両データとも 10m メッシュ標高であることから，航空写真よりも解像度が低いため，航空写真の解像度に統一してマルチページの GeoTIFF を生成した．

３.３　８チャンネル拡張（土地利用データ）

国土数値情報からダウンロードした土地利用細目メッシュ（100m）の GML から地すべりに関係深いと考えられる「森林」「道路」「河川及び湖沼」のメッシュをそれぞれ，0 と 1 のバイナリの値を入力した 8bit ラスタ 3 に分割し，5 チャンネルの GeoTIFF に統合した．

表 3　各チャンネルデータ一覧

データ	ch	項目	格納値
航空写真	1	R	0-255
	2	G	0-255
	3	B	0-255
10mメッシュ標高	4	標高データ	0-255
	5	傾斜度	0-255
土地利用細分メッシュ	6	森林	0 or 1
	7	道路	0 or 1
	8	河川及び湖沼	0 or 1

３.４　教師データの作成

学習単位の画像は 1024×1024 ピクセル，オーバーラップ 256 ピクセルで元の航空写真から切り出しを行う．完全な無地・透明域が一定割合を超えるタイルは除外し，タイルごとのチャンネル統計値を確認して外れ値を抑制

し，合計 869 個のタイル画像を用意する．

物体検出用の教師データ（物体検出用ラベル）は，国土地理院の作成した地形判読済みの地すべりポリゴン（GeoJSON）をタイル画像単位でクリップし，外接矩形ポリゴンへ変換して YOLO 形式に整形する．結果，矩形ポリゴンがあるタイル画像は 396 枚制作し，ポリゴンが無い空のタイルを 473 枚となる．

これらのタイルを学習・検証を空間バイアスが偏らないように，乱数を用いて分類し，学習用 520 枚，検証用 349 枚のタイル画像を振り分ける．

４．YOLO11 を用いた学習と考察

本研究で用いた YOLO11 は，Ultralytics により公開されており，物体検出の高速性と高精度性を両立する特徴を持つ．YOLO（You Only Look Once）系列は，画像を一度の推論で分割し，各領域から同時にバウンディングボックスとクラスを推定する「ワンステージ検出器」であり，従来の R-CNN 系列に比べて大幅に高速であることが特長であり，従来モデルに比べて少ない計算量で高い検出性能を得られる．また，パラメータ数に応じて 5 種類のモデル規模が用意されており，利用環境や目的に応じた柔軟な選択が可能である．そこで，本研究ではこれら 5 種類を用いてそれぞれ学習を試み，規模による性能差を評価した（表-4）．

表 4 ３チャンネルによる学習スコア

モデル	パラメータ数	Precision（適合率）	Recall（再現率）	F1（F値）	mAP @0.5	mAP @0.5–0.95
n	2.6M	0.742	0.59	0.657	0.643	0.411
s	9.4M	0.816	0.625	0.708	0.704	0.509
m	20.1M	0.764	0.666	0.711	0.707	0.515
l	25.3M	0.729	0.642	0.683	0.682	0.47
x	56.9M	0.713	0.634	0.671	0.671	0.463

学習の結果，全モデルで安定して収束し，s モデルの Precision が 0.816，m モデルの Recall が 0.666 を示し，F1 値は m モデルが 0.711 で最良となった．なお，本研究では地すべりポリゴンを外接矩形に変換して教師データを作成しているため，mAP@0.5-0.95 の評価値は厳しくなりやすいが，それでも m モデルが最良値 0.515 を示した．このことは，矩形近似による不利な条件下でも中規模モデルがバランスの良い性能を示すことを意味する可能性があり，現実的なラベリング環境における有効性がある．

また，パラメータ数の大きな l および x モデルでは，計算コストに対してスコアの向上が限定的であった．これは学習タイル数が 869 枚と比較的少なく，大規模モデルの表現力を十分に活用できず最適化が進みにくかった可能性がある．大規模モデルは一般に豊富なデータ量を必要とすることが知られており，データ不足下では過学習や性能飽和を招きやすい．したがって，学習枚数が限られる場合は，計算資源と性能のバランスを考慮すると，s または m モデルが最も実務的に有用であると考えられる．

４.２ ５チャンネルの学習

学習条件は３チャンネル時と同一とし，入力のみを標高・傾斜を加えた５チャンネル（RGB+標高+傾斜度）に拡張した（表-5）．

結果をモデル別にみると，n モデルは５チャンネル化の効果が最も明瞭に現れた．Precision は 0.756，Recall は 0.648 と大きく伸び，mAP@0.5 は 0.687，mAP@0.5–0.95 は 0.472（+0.061）と大幅に改善した．その結果 0.698 へ上昇した．軽量モデルは高速に推論が可能なため，実用的な検出率への改善が期待できる内容となった．

s モデルは，適合率がさらに押し上げられ，Precision は 0.845 と顕著に改善し，Recall も 0.635 とわずかながら向上した．F1 は 0.725（+0.017）へと改善した．３チャンネル時には F1 は m モデルが最良であったが，５チャンネル化後は s モデルが僅差で最良となっている．

m モデルでは，mAP の伸びが大きい．mAP@0.5 は 0.728，mAP@0.5-0.95 は 0.546 と改善が大きく，Precision も 0.778 へと向上した一方で，Recall は 0.665 と横ばいであった．F1 は 0.717 と僅かながら上昇している．５チャンネル化によってボックスの位置合わせが安定し，検出品質の均質化が進んだと捉えられる．精度と再現のバランスを崩さずに定位精度を底上げできており，詳細確認や拾い漏れ抑制を重視するための採用候補となる．

l モデルでは，Precision は 0.752 とわずかな改善にとどまる一方，Recall は 0.627 と低下し，F1 も 0.684 と実質横ばいであった．高信頼な候補への絞り込みは強化されたが，その反面で拾い漏れがやや増えたといえる．

x モデルも同様の傾向を示し，Precision は 0.772 と向上した一方で，Recall は 0.622 とわずかに低下した．F1 は 0.689 と全体では改善しているが，軽量モデルのような一貫した底上げとはなっていない．大規模モデルでは確信度の高い検出に収束しやすく，その分だけ境界事例を取りこぼす（＝Recall 低下）傾向が表れたと解釈できる．

総評としては３チャンネル（RGB）から５チャンネル（RGB＋標高＋傾斜）への拡張により，全モデルで総じて精度指標が改善した．とくに mAP@0.5-0.95 が全モデルで上昇した点は重要であり，バウンディングボックスの位置合わせ精度が向上した．これは，標高・傾斜という地形文脈が，航空写真のみでは識別の難しい裸地・造成地・採石場等の見かけ上類似している地形を排除し，候補領域の絞り込みと中心の安定化に寄与したためと考えられる．

表 5 ５チャンネルによる学習スコア

モデル	Precision（適合率）	Recall（再現率）	F1（F値）	mAP @0.5	mAP @0.5–0.95
n	0.756	0.648	0.687	0.472	0.698
s	0.845	0.635	0.715	0.522	0.725
m	0.778	0.665	0.728	0.546	0.717
l	0.752	0.627	0.687	0.481	0.684
x	0.772	0.622	0.693	0.491	0.689

４.３ ８チャンネルの学習

学習条件は 3 および 5 チャンネル時と同一とし，入力のみを 8 チャンネルへ拡張した（表-6）．n モデルでは Precision が 0.787 と大幅に上昇した一方で，Recall は 0.323 に急落し，mAP@0.5 も 0.562 へ低下した．s モデルも同様に Precision は 0.876 に達したが，Recall は 0.285 まで低下し，mAP@0.5 は 0.588 にとどまった．

加えて，m モデルでも Precision が 0.903 と高水準である一方，Recall は 0.319 に低下し，mAP@0.5 は 0.617，mAP@0.5-0.95 は 0.541 と 5 チャンネル時からほぼ横ばい～小幅減となった．l モデルでは Precision が 0.912 まで上昇しつつ，Recall は 0.304 に低下したが，mAP@0.5-0.95 は 0.522 と 5 チャンネル時よりわずかに改善した．x モデルでは，さらに同様の傾向が続き Precision が 0.931，Recall は 0.279 まで低下した．なお，全体として F1 は 0.43～0.47 の範囲に下降し，Precision 偏重／Recall 低下という共通傾向が n～x の各モデルで確認された．

この結果は，土地利用データが 100m メッシュの粗い区分情報（バイナリ化）であるため森林・水域等の表現が過度に単純化され，過剰な絞り込みに学習が誘導された可能性がある．

表 6 ８チャンネルによる学習スコア

モデル	Precision（適合率）	Recall（再現率）	F1（F値）	mAP @0.5	mAP @0.5–0.95
n	0.787	0.323	0.458	0.562	0.412
s	0.876	0.285	0.430	0.588	0.491
m	0.903	0.319	0.471	0.617	0.541
l	0.912	0.304	0.456	0.611	0.522
x	0.931	0.279	0.429	0.609	0.524

５．まとめ

本研究では，平成 30 年北海道胆振東部地震の航空写真に，公開地理空間情報を重ねたマルチチャンネル入力で土砂災害検出を評価した．3 チャンネル（RGB）に対して 5 チャンネル（RGB＋標高＋傾斜）を導入すると，全モデルで精度が底上げされ，とくに Precision と mAP@0.5-0.95 が一貫して改善した．これは，斜面の急峻さなど地形文脈（標高・傾斜）が本質的な説明力を持つためである．加えて，日本の基盤地図情報の 10mDEM は全国が整備済みであり，入手容易性と品質の両面で実運用に適する．

一方，8 チャンネル（土地利用の追加）では，多くのモデルで Precision は上がるものの Recall が低下する傾向がみられた．ただし，これは 8 チャンネルという枠組み自体の限界というより，100m メッシュ・二値分類という特徴量設計に起因する可能性が高い．先行研究でも，土地被覆そのものに加え，河川・道路までの距離や植生指数等の連続量を適切な空間スケールで与えると説明力が高まることが示されており，距離ラスタ化や高解像度データの導入，スケール整合を図ることで，Recall の回復と総合精度の向上は十分に見込めると考えられる．

総じて，４チャンネル以上の拡張は実用的な改良である．しかし，チャンネル拡張は“データの良し悪し”が精度に直結することから，入力データの種類・空間解像度・符号化・特徴量化（距離・連続量）等，データ設計が重要である．

６．今後の課題

本研究で有効性が確認されたチャンネル拡張をさらに発展させるためには，入力データの多様化が必要である．特に，曲率，相対標高，地形位置指数，地形起伏指数，集水量や流向分布といった地形派生量を追加することで，崩壊地の識別能力を高められる可能性がある．

土地利用については，今後は距離ラスタ化や高解像度の土地被覆データ，あるいは他の地物データの導入により，特徴量設計を精緻化・多様化することが課題である．

さらに，学習データ数の拡充も重要である．未利用の航空写真データを追加し，学習素材を増やすことで，モデルの汎化性能や再現性を一層高めることが期待される．

参考文献

叶井和樹・久保栞・山根達郎・全邦釘（2021）MaskR-CNN による航空写真からの土砂崩壊地自動検出手法.「AI・データサイエンス論文集」, 2 巻 J2 号 p.223-231

河村圭・中村優志・若月強・佐村俊和（2018）深層学習を用いた空中写真からの土砂移動範囲自動検出に関する研究.「土木学会論文集 F3（土木情報学）」, 74 巻 2 号 p.I_132-I_143

平成 30 年(2018 年)北海道胆振東部地震に関する情報「国土地理院」, https://www.gsi.go.jp/BOUSAI/H30-hokkaidoiburi-east-earthquake-index.html

基盤地図情報ダウンロードサービス「国土地理院」, https://service.gsi.go.jp/kiban/

国土数値情報ダウンロードサイト「国土交通省」, https://nlftp.mlit.go.jp/ksj/

モバイル空間統計を活用した水害時の避難者数推計に関する研究

山下　慎二*・Mas Erick・越村　俊一**・永田　彰平***・森田　格*****

Estimating the number of evacuees during floods using Mobile Spatial Statistics

Shinji Yamashita*, Mas Erick**, Shunichi Koshimura**, Shohei Nagata***, Itaru Morita*****

Abstract:
近年，異常気象により災害が激甚化する中で，地域防災計画の見直しや，避難シミュレーションを活用した施策立案が行われている．しかし避難計画では避難行動特性を十分考慮した計画まで検討していないことや，避難シミュレーションでは条件設定に多くの仮定が含まれるため条件設定が分析結果に大きく影響することが課題となっている．
本研究では，避難行動を定量的に予測することや避難シミュレーションの条件設定を精緻化することを目的として，①モバイル空間統計から水害時における避難者数を算定する手法を開発し，②複数の自治体や災害事例のデータを用いた避難者数の予測モデルを開発する．これにより，任意の地域で将来発生する水害での避難者数が予測でき，地域防災計画の見直しや避難シミュレーションの条件設定の精緻化に貢献できる．本稿では①について実施し，差分の差分法を用いて算定した避難者数と自治体が公表する避難者数の比較検証を行った．

Keywords: モバイル空間統計 (Mobile Spatial Statistics)，水害避難 (Flood Evacuation)，差分の差分法(Difference-in-Differences Method)，令和元年東日本台風 (2019 Eastern Japan Typhoon)，避難情報 (Evacuation information)

１．はじめに

１.１　背景

近年，異常気象により災害が激甚化する中で，台風・大雨に伴う洪水や土砂災害等に対する防災施策の検討・効果検証に，デジタルツイン技術として避難シミュレーション（マルチエージェントシミュレーション）を活用するケースが増えている（国土交通省, 2021; 京都府, 2024; 神戸市, 2025）．しかし，避難シミュレーションはエージェントの行動設定や初期条件の設定が結果に大きく影響することから，条件設定の妥当性について課題が残ることがある（富沢ら, 2022; 堀ら, 2008）．特に水害時おいては，警戒レベルごとに避難情報が発令されるため，行動設定は多様かつ複雑となっている．また，避難計画では避難行動特性を十分考慮した計画まで検討していないことも課題となっている（岡島ら, 2021）．

１.２　目的

本研究では，水害時を対象として，災害初期段階から発災後の避難まで長時間の人口移動を分析し，避難情報が人口移動に与える影響を把握する．そのうえで，避難情報を含め，災害情報や被災履歴，土地データ等の種々のデータから人口変動の要因を特定し，水害時の人口変動の再現モデルの構築を試みる．さらには，再現モデルより予測される人口変動に整合するような避難シミュレーションを構築することで，水害時の避難行動に対する対策効果検証や避難計画検証に活用可能な避難シミュレーションの構築を目指す．

２．既往研究と本研究の位置づけ

２.１　既往研究

奥村・仲野（2024）は，2023 年夏季の高気温が首都圏における人々の外出量に与える影響を，モバイル空間統計を用いて統計的に分析した．外出量の算出には，居住地市区町村内の移動を直接捉えることが困難であることから，「最小移動仮定」に基づき，深夜 2 時の人口分布から各時間帯への人口移動量を線形計画問題として推定している．

Nagata et al., (2021) は，COVID-19 の感染拡大に伴う外出自粛要請が，都市部における人々の移動量に与えた影

*　正会員　日本工営株式会社中央研究所（NIPPON KOEI CO.,LTD.）
〒300-1259　茨城県つくば市稲荷原 2304　E-mail：YAMASHITA-SH@n-koei.jp
**　非会員　東北大学災害科学国際研究所（Tohoku University）
〒980-8572　仙台市青葉区荒巻字青葉 468-1　E-mail：mas@tohoku.ac.jp, koshimura@tohoku.ac.jp
***　正会員　東北大学災害科学国際研究所（Tohoku University）
〒980-8572　仙台市青葉区荒巻字青葉 468-1　E-mail：shohei.nagata.c7@tohoku.ac.jp
****　非会員　日本工営株式会社中央研究所（NIPPON KOEI CO.,LTD.）
〒300-1259　茨城県つくば市稲荷原 2304　E-mail：MORITA-IT@n-koei.jp

響と感染拡大との関連を，三大都市圏を対象に分析した．分析にはモバイル空間統計を用い，各時間帯の人口を基準人口で割ることで指標化し，職場・夜間娯楽施設・住宅地における移動変化指標を算出している．

中口・杉山（2021）は，さいたま市荒川・鴨川流域を対象に，水害発生時の避難行動シミュレーション動画を用いた学習会を実施し，住民の防災意識や要配慮者支援意識の変容を分析した．シミュレーションで避難者が移動開始するタイミングは，警戒レベルや破堤の有無などを踏まえたシナリオに応じて分析者が設定している．

2.2　本研究の位置づけ

水害時に発生する避難について，どのタイミングでどのくらいの人が避難をするか予測可能な推計手法を開発する．手法はシンプルな手法から試すが，精度に応じてより複雑なモデルを使用することも想定される．

なお，本稿は全体的な研究計画の中間段階に位置づけられるものであり，現時点で得られた知見を整理したものである．具体的には，フレームワークの内，２までの内容について分析した結果を報告する（図 1）．

3．モバイル空間統計を用いた避難者数の算定

3.1　使用データ・収集データ

水害時には，警戒レベルに応じて避難情報が発令されるため，1 時間単位以下の頻度で人口変動を把握できることが理想的である．そこで本研究では，1 時間単位の時系列かつ実数ベースで人口変動の分析が可能なモバイル空間統計（株式会社ドコモ・インサイトマーケティング）を使用した．モバイル空間統計は過去の災害時のデータも取得可能であり，令和元年東日本台風により大きな被害が発生した 2019 年 10 月 12 日を含む前後 3 か月（2019 年 8 月 1 日～10 月 30 日）を対象期間とした．分析対象地は，後述する３．２避難情報発令事例の選定で選定された地区である．

また，避難情報および避難所に関するデータも収集し，避難所については自治体が公表する場所（住所）・開設記録・時間帯別避難者数等の情報を取得し，4 次メッシュコードと紐づけて整理した．避難情報については行政や自治体が公表している資料等から過去の災害での避難情報を収集した．なお，本研究で収集したデータは，避難所情報（自治体 HP 等より収集），避難情報（行政資料）の他，天候，居住人口，流域 GIS データ（国土数値情報），避難者数など多岐にわたる．

3.2　避難情報発令事例の選定

前述したデータの収集を行うのに際し，分析対象となる避難情報発令事例を選定した．まず，対象とする災害については，近年で最も被害が大きかった令和元年東日本台風を対象とした．次に，令和元年東日本台風にて特に住宅被害が大きい自治体を選定した．この際，全壊，半壊，床上浸水，床下浸水の 4 項目について各被害件数が多い上位 10 個の市区町村をリストアップし（着色部分），2 項目以上でリストアップされた自治体を抽出したところ，宮古市，角田市，丸森町，いわき市，郡山市，須賀川市，栃木市，宇都宮市，佐野市，長野市が選定された（表 1）．なお，住宅被害件数で選定した理由は，避難者数が多い（避難が多く発生している）市区町村では，住宅被害も多くなる，と想定したためである．住宅被害以外にも人的被害や土砂災害も発生しているが，避難者数が多くても人的被害が発生しないケース（もしくはその逆）が想定されることや土砂災害は市区町村の地理的特徴に起因することが多く一概に被害件数に比例して避難者数が多くなるとは言えないため，住宅被害件数で選定している．選定された市区町村について避難情報発令事例を収集すると約 220 件の発令事例が収集できた．さらにこの中から警戒レベル 4 以上で複数回発令した事例を抽出し選定事例とした．複数回発令がある地区では避難者数が多くなり，モバイル空間統計でもその変動量が把握しやすくなること，及びモバイル空間統計は携帯基地局データが基になっていることから高齢者の移動が十分反映されていないと想定されることから，これらの条件を追加した．最終的には，40 地区 84 件の発令事例が選定された（表 2）．

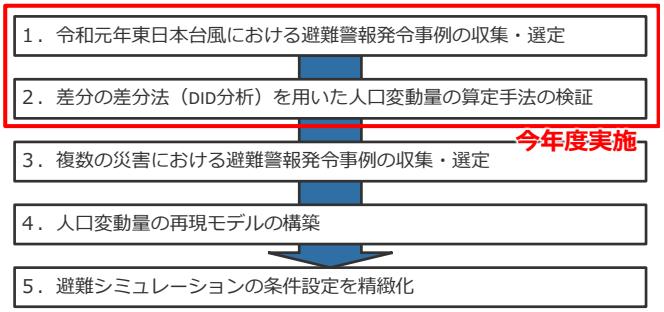


図 1　フレームワーク

表 1　住宅被害

都道府県名	市区町村名	全壊	半壊	床上	床下
栃木県	栃木市	11	2767	1097	3997
長野県	長野市	869	1496	32	1597
福島県	いわき市	121		4044	1504
福島県	郡山市	483		3168	1418
栃木県	宇都宮市		441	724	1340
岩手県	宮古市	71	105	1102	735
栃木県	佐野市	24	1671		1933
宮城県	角田市	18	933		1536
福島県	須賀川市	186	915	128	407
宮城県	丸森町	368	990		315
宮城県	大崎市	111	274	125	613
宮城県	柴田町		261	451	501
福島県	石川町	17	1057		390
福島県	伊達市	146	380	28	298
宮城県	大郷町	77	260	24	160
福島県	福島市			390	133
宮城県	石巻市	2	272	356	8907
長野県	佐久市	31	14	386	958

表 2　発令事例

市区町村名	地区名	発令警報	発令時刻（初回）	発令時刻（最終）
栃木県栃木市	永野川沿いの地域	避難勧告→災害発生情報	2019/10/12 18:55	2019/10/12 19:50
栃木県栃木市	三杉川（藤岡町願成寺橋付近）	災害発生情報	2019/10/12 16:30	2019/10/12 23:55
栃木県栃木市	赤津川沿いの地域	避難勧告→避難指示→災害発生情報	2019/10/12 16:30	2019/10/12 20:00
栃木県栃木市	巴波川沿いの地域	避難勧告→災害発生情報	2019/10/12 16:30	2019/10/12 20:45
長野県長野市	篠ノ井横田	避難指示（緊急）→災害発生情報	2019/10/12 20:05	2019/10/12 20:42
長野県長野市	豊野町浅野	避難指示（緊急）→災害発生情報	2019/10/13 0:45	2019/10/13 1:19
長野県長野市	篠ノ井地区（千曲川沿川）	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 18:00	2019/10/12 23:40
長野県長野市	若穂地区（千曲川沿川）	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 18:00	2019/10/12 23:40
長野県長野市	松代地区（千曲川沿川）	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 18:00	2019/10/12 23:40
長野県長野市	大岡地区の土砂災害警戒区域	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 16:20	2019/10/12 19:30
長野県長野市	大豆島地区（千曲川沿川）	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 18:00	2019/10/12 23:40
長野県長野市	朝陽地区（千曲川沿川）	避難勧告→避難指示（緊急）→災害発生情報	2019/10/12 18:00	2019/10/13 2:12
長野県長野市	長沼地区（千曲川沿川）	避難勧告→避難指示（緊急）→災害発生情報	2019/10/12 18:00	2019/10/13 2:12
長野県長野市	豊野地区（千曲川沿川）	避難勧告→避難指示（緊急）→災害発生情報	2019/10/12 18:00	2019/10/13 2:12
長野県長野市	柳原地区（千曲川沿川）	避難勧告→避難指示（緊急）→災害発生情報	2019/10/12 18:00	2019/10/13 2:12
福島県いわき市	大久地区（大久川沿川）	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 16:20	2019/10/12 19:50
福島県いわき市	常磐地区（藤原川沿川）	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 19:40	2019/10/12 22:00
福島県いわき市	全域	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 15:10	2019/10/12 22:00
福島県いわき市	平地区（新川沿川）	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 15:20	2019/10/12 19:10
福島県いわき市	好間地区（好間川沿川）	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 15:20	2019/10/12 19:30
福島県いわき市	四倉地区（仁井田川沿川）	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 16:20	2019/10/12 21:50
福島県郡山市	安積町（阿武隈川流域）	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 15:00	2019/10/12 22:13
福島県郡山市	旧市内（阿武隈川流域）	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 15:00	2019/10/12 22:13
福島県郡山市	田村町（阿武隈川流域）	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 15:00	2019/10/12 22:13
福島県郡山市	西田町（阿武隈川流域）	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 15:00	2019/10/12 22:13
福島県郡山市	日和田町（阿武隈川流域）	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 15:00	2019/10/12 22:13
福島県郡山市	富久山町（阿武隈川流域）	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 15:00	2019/10/12 22:13
福島県郡山市	谷田川流域	避難指示（緊急）→災害発生情報	2019/10/12 21:41	2019/10/13 1:08
栃木県宇都宮市	姿川流域	避難勧告→避難指示	2019/10/12 19:15	2019/10/12 20:20
栃木県宇都宮市	田川流域	避難勧告→避難指示	2019/10/12 19:15	2019/10/12 20:20
岩手県宮古市	市内全域	避難勧告→災害発生情報	2019/10/12 17:00	2019/10/13 1:00
宮城県角田市	全域	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 19:30	2019/10/12 19:50
福島県須賀川市	阿武隈川流域	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 17:00	2019/10/12 19:15
福島県須賀川市	岩瀬地区	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 16:38	2019/10/12 19:15
福島県須賀川市	小塩江地区	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 18:36	2019/10/12 22:00
福島県須賀川市	釈迦堂川流域	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 17:00	2019/10/12 19:15
福島県須賀川市	大東地区	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 18:40	2019/10/12 22:00
福島県須賀川市	長沼地区	避難勧告→避難指示（緊急）	2019/10/12 16:30	2019/10/12 19:15
宮城県丸森町	全域	避難勧告→災害発生情報	2019/10/12 15:20	2019/10/12 19:50

3.3　分析手法

避難者数の算定については，モバイル空間統計から得られる 4 次メッシュ単位での人口分布を用いる．「差分の差分法（DID 法）」では，災害時の避難情報発令前後の人口変動を介入群，平常時の人口変動を対象群と設定し，それらの差分を求める．この「差分の差分値（DID 値）」が避難情報発令に伴って移動した避難者数と解釈する．DID 値が正であれば当該メッシュに避難者が避難しに来た（流入した）と解釈でき，負であれば当該メッシュから他のメッシュに移動した（流出した）と解釈できる．地区単位ではなくメッシュ単位で分析した理由については，避難者が同地区内の施設に避難することを想定した際に，メッシュ単位の流出入が発生しているものの地区単位では相殺され，DID 値を算出すると避難行動が観測できなくなることを懸念したためである．その他，この手法における仮定を整理する．

- １メッシュが 1 時間に変動するメッシュ人口は純増（流入）もしくは，純減（流出）のみを想定して，増加・減少が同時に発生しない．
- 同一メッシュ内の近隣住民がメッシュ内で避難する場合は，避難者数としてカウントできない．
- DID 法は 3 種類の対象群を用いて算出するため，その平均値を最終的な DID 値（避難者数）として分析する．

なお，具体的には，対象群①「発災前の休日の平均データ」，対象群②「発災前の休日かつ雨天だった日の平均データ」，対象群③「発災前の平日かつ雨天だった日の平均データ」の 3 種のデータを用意した．

3.4　検証方法

DID 値を避難者数として解釈することの妥当性を検証するため，各自治体が公表している開設避難所と避難者数の情報を用いて精度検証を行う．地区単位で報告された避難者数（一部は市町村単位で報告された数）を，提案手法で再現できているか集計する．この際，各地区で開設されていた避難所が含まれるメッシュにて，避難情報が発令された前後 1 時間における DID 値を集計する．開設の記録が無い場合は，避難者数が報告されている避難所を抽出し，当該避難所が含まれるメッシュの DID 値を集計する．ただし，避難所があるメッシュにおいては，避難情報発令直後にメッシュ人口が減少すること（つまり DID 値が負になること）は無いと仮定し，DID 値が負の場合は 0 で補完することとした（非負条件）．

4．検証結果

分析結果を表 3 に示す．佐野市は，市区町村が公表する避難情報の発令記録がないため分析対象から外した．宮古市は，避難情報の発令記録があったものの，避難所の開設記録や避難者数が報告されている避難所が無かったため，分析対象から外した．残りの避難情報発令事例で提案手法の検証を行った．

表 3　避難者数の推計結果

都道府県	市町村	地区名	4_避難勧告	4_避難指示	5_災害発生情報	合計（推計避難者数）	避難者数（公表値）
宮城県	丸森町	全域	208	0	240	448	474
	角田市	全域	170	170	0	339	1,030
栃木県	宇都宮市	姿川流域	7	42	0	50	392
		田川流域	245	232	0	478	874
	栃木市	巴波川流域	13	0	142	155	581
		永野川流域	0	0	35	35	1,027
		赤津川流域	45	186	78	308	202
福島県	いわき市	全域	5,075	4,133	0	9,207	6,968
		四倉地区	253	82	0	335	235
		大久地区	166	187	0	353	219
		好間地区	410	263	0	672	441
		常磐地区	417	444	0	861	411
	郡山市	谷田川流域	0	56	73	129	600
		阿武隈川流域	181	373	0	554	2,109
	須賀川市	阿武隈川流域	92	49	0	141	109
長野県	長野市	大岡地区	5	0	0	5	14
		大豆島地区	8	0	0	8	10
		朝陽地区	7	0	23	29	13
		松代地区	119	245	0	364	1,981
		篠ノ井地区	101	95	0	196	1,954
		若穂地区	35	93	0	128	284
		豊野地区	42	182	385	609	708
合計			7,598	6,832	975	15,405	20,636
平均			345	311	44	700	938

表 3 では，地区別に発令毎の推計避難者数と地区合計の推計避難者数を算出していた．地区合計と公表されている避難者数を比較すると，丸森町や須賀川市等では一定再現できている地区がある一方，栃木市や郡山市では大きく乖離している地区が見られた．両者を比較する指標については，RMSE が 842 人，相関係数が 0.91，平均絶対誤差率は 62%であった. 推計値の平均避難者数は 700 人，公表値の平均避難者数は 938 人であった．相関係数は良好な値が出ているものの，推計値として一定の信頼性を得るためには誤差率は 20%程度まで改善する必要があると考えられる．

特に○○流域と表記されている地区では誤差が大きい傾向にあるが，これは公表資料から避難情報が発令された流域に存在する避難所の特定が困難であったため，誤差が発生しているものと考えられる．さらに，モバイル空間統計では高齢者の移動が十分に考慮できないことも精度が低い原因の一つであると考えられる他，３．３で設定した仮定に起因する影響も考えられる．

５．まとめ

本稿では，令和元年東日本台風で避難情報が発令された地区を対象に，DID 法を用いて避難者数を推計し，実際の避難者数と強い相関がある結果を得ることができた．しかしながら, 誤差や RMSE は大きい結果となったため，仮定条件の再確認や推計手法の見直し等，原因探求と手法改良が必要である．併せて，フレームワークの 3 以降の作業フローも並行し，人口変動量の再現モデルの開発を実施していく．

謝辞

本研究は東北大学の「災害レジリエンス共創研究プロジェクト」により助成を受けました．

参考文献

国土交通省（2021）屋内外をシームレスに繋ぐ避難訓練シミュレーション．<https://www.mlit.go.jp/plateau/use-case/uc20-014/>.

京都府（2024）スマートけいはんなプロジェクト．<https://www.pref.kyoto.jp/bunkaga/smart_keihanna_project.html>.

神戸市役所（2025）『都市計画や防災計画に資する、「富岳」を活用した デジタルツインシミュレーション』の社会実装に向けた取り組み ～神戸駅周辺地域の垂直避難に関する検証～.
<https://www.city.kobe.lg.jp/a93584/516920176162.html>.

富澤敦・森山祥文・松本勝紀・江波戸孝明・小池和喜隆・山下慎二・ダスルベル・森田格・鈴木達也・大山雄己（2022）人流シミュレーション及び社会実験型避難訓練を活用した交通防災拠点のあり方検証．「第 68 回土木計画学研究発表会・講演集」

堀宗朗・宮嶋宙・犬飼洋平・小国健二（2008）地震時避難行動予測のためのエージェントシミュレーション．「土木学会論文集 A」, Vol.64, No.4, 1017-1036.

岡島寛・甲斐しずく・徳永慎也（2021）潜在避難者を考慮した大規模災害における避難所避難者数推移の動的モデル．「システム制御情報学会論文誌」, Vol. 34, No.2, pp.47-57.

奥村誠・仲野ゆい（2024）夏季の高気温が外出量に与える影響の統計分析．「第 38 回応用地域学会研究発表大会発表論文」

Nagata, S., Nakaya, T., Adachi, Y., Inamori, T., Nakamura, K., Arima, D., Nishiura, H. (2021) Mobility Change and COVID-19 in Japan: Mobile Data Analysis of Locations of Infection. *Journal of Epidemiology*, 31(6), 387-391.

中口毅博・杉山峻太（2021）水害発生時の避難行動シミュレーションが住民意識の変容に及ぼす効果の分析．「日本都市計画学会　都市計画報告集」， No.20, 2021 年 11 月

大地震時の道路閉塞による消防隊到着時間の遅延と地区特性との関係

村上敦彦*・大佛俊泰**・岸本まき**

Delays in Firefighters' Travel Time Caused by Road Blockages after Following a Large Earthquake and Their Relationship with Local Characteristics

Atsuhiko MURAKAMI*, Toshihiro OSARAGI**, Maki KISHIMOTO**

Abstract: In a large earthquake, urban fires occur simultaneously across multiple locations, and debris from collapsed buildings blocks roads, hindering firefighting operations and worsening fire damage. The complex interplay of local building and road network characteristics makes it difficult to quantitatively assess which factors affect delays in firefighting. In this study, we conducted simulations of firefighting activities at the level of each fire department jurisdiction, evaluating not only the probability of arrival but also the delay rate in travel time. Using a regression model, we analyzed the relationship between delay rates and local characteristics. The results show that variables explaining building collapse and road blockage rates are major factors increasing delay rates in the aftermath of a large earthquake. Furthermore, local characteristics such as road area ratios and the presence of wide roads are associated with reduced delays, highlighting their importance in enhancing firefighting resilience.

Keywords: 大地震（large earthquake），道路閉塞（road blockage），消防隊（fire fighter），到着遅延（delay in arrival），地区特性（local characteristics）

1. はじめに

大地震時には，各地で市街地火災が同時多発的に発生するとともに，倒壊建物の瓦礫が道路を閉塞させることで消防隊の到着が遅れ，焼失被害が拡大する危険性がある．消防隊の到着遅延は当該地区の建物構造や道路ネットワークなどの要因が複雑に影響している．それゆえ，どのような地区特性が災害時の消防活動遅延に影響を与えるかを定量的に把握することは容易ではない．

筆者らはこれまで，道路閉塞下における消防署所（以下，署所）から火災建物への消防活動を記述するシミュレーションモデルを構築し，署所単位で評価した管轄内のアクセシビリティと地区特性の関係を定量的に分析してきた（村上ほか, 2025）．しかし，建物倒壊の推計値が，東京都の地震被害想定（2022）よりも過大に評価されているという課題があった．

本稿では，建物倒壊モデルのパラメータを更新した上で，消防活動シミュレーションを東京消防庁の管内全域にわたって実行し，移動所要時間遅延の観点から大地震時の道路閉塞下における消防活動を評価する（図 1）．

2. 消防隊到着遅延の評価方法

防署所から管轄内の各建物への到達可能性（到達率：図 2(a)）が十分に確保されている場合，道路閉塞下での移動所要時間は，地震火災における消防活動の成否に決定的な影響を与える．同時多発出火が想定される大地震発生直後においては，各署所の管轄内のどの建物で出火したとしても，延焼拡大する前に到達できる体制を整えておくことが求められる．そのため，管轄内のすべての建物を対象とした移動所要時間評価は，震災時における

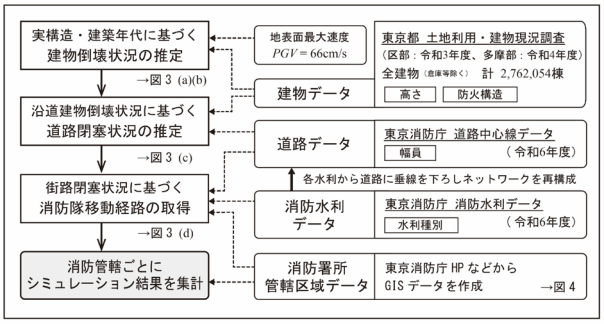


図 1　消防活動シミュレーションの構成



図 2　到達率・遅延率の定義

*　学生会員　東京科学大学環境・社会理工学院（Institute of Science Tokyo）
〒152-8550　東京都目黒区大岡山 2-12-1　E-mail：murakami.a.1be1@m.isct.ac.jp
**　正会員　東京科学大学環境・社会理工学院（Institute of Science Tokyo）

消防力の検証にとって重要である．

本研究では，消防管轄（以下，管轄）の広さや消防隊の移動速度の仮定などによる影響を抑えて分析するために，大地震時における消防隊の到着遅延を，閉塞箇所を迂回することで発生する移動所要時間の増加割合（遅延率：図 2(b)）を用いて評価する．

3. 消防活動シミュレーション

3.1 消防活動シミュレーションの概要

大地震時の消防活動を記述するシミュレーションモデルの概要を図 1 に示してある．まず，大地震時における建物倒壊および道路閉塞の発生状況を，既往モデルを用いて推定する．その上で，消防隊経路探索モデルにより各署所から管轄内のすべての建物までの消防隊の移動所要時間を算出し，これを平常時における移動所要時間と比較することで考察する．

3.2 物的被害モデル

建物倒壊の記述は，各建物の属性情報（実構造· 建築年代）に基づいて全壊確率を推定し，一様乱数と比較することで行う（図 3(a)）．本研究では，被害関数で用いるパラメータとして図 3(b)に示す値を採用した．これらは，過去の地震被害データに基づいて算出された値である（中央防災会議，2012・鳥澤ほか，2021）．

道路閉塞の記述は，各道路の幅員や沿道建物の倒壊状況に基づいて閉塞確率を推定し，一様乱数と比較することで行う（図 3(c)）．移動種別（車両・徒歩）に応じて確保すべき通行可能幅 W_e が異なるため，本稿では，移動種別ごとに道路の閉塞の有無を記述する．

3.3 消防隊行動モデル

消防隊の行動を図 3(d)のようにモデル化した．消防隊は，署所から消防水利までの車両移動時間と消防水利から各建物までの徒歩移動時間の合計が最小となる移動経路を探索する．消防水利から延長できるホースの最大長さは 400m とし（東京消防庁，2001），消防水利からの徒歩移動距離がこれを上回る場合は到達不能とする．また，大地震時には水道管が破損し，消火栓が使用できない可能性があるため，消火栓以外の消防水利（防火水槽など）のみを使用することとする．

車両の移動速度には，DRM データにおける道路幅員とのクロス集計データに基づいて推定した法定速度に従うものとする．また，徒歩の移動速度については，道路幅員によらず 10km/h とし（大佛ら，2015），閉塞道路については，5km/h で歩行すると仮定した．

3.4 シミュレーションの条件

本研究では，東京消防庁の管内全 295 管轄を分析対象地域とする（図 4）．物的被害パターンを 100 通り生成し，これに平常時（全道路が通行可能な状態）を加えた計 101 ケースについて消防活動シミュレーションを実行する．

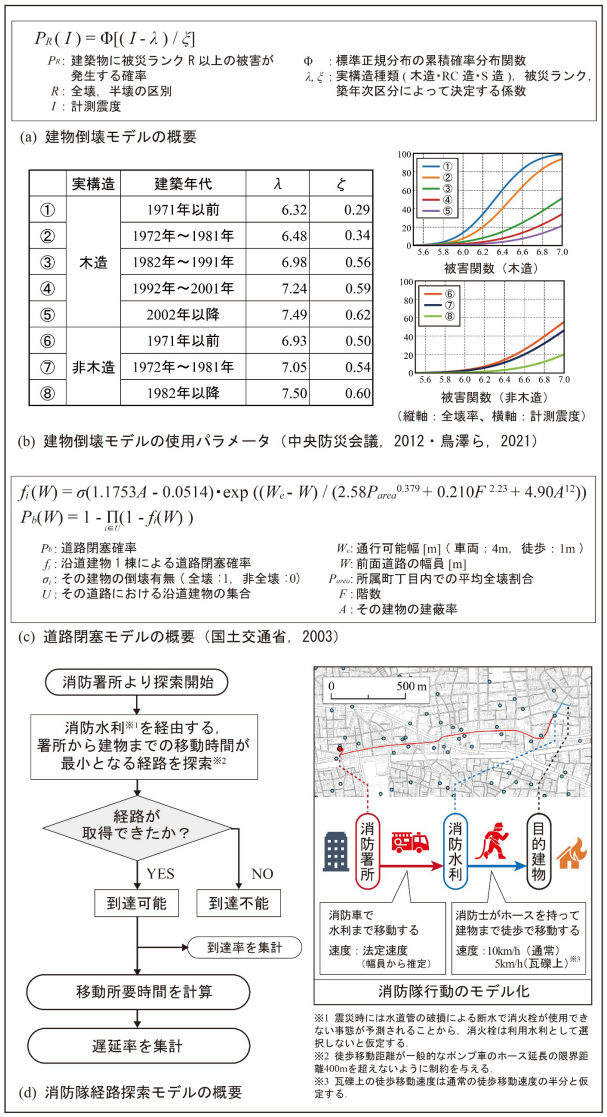


図3　使用モデルの概要

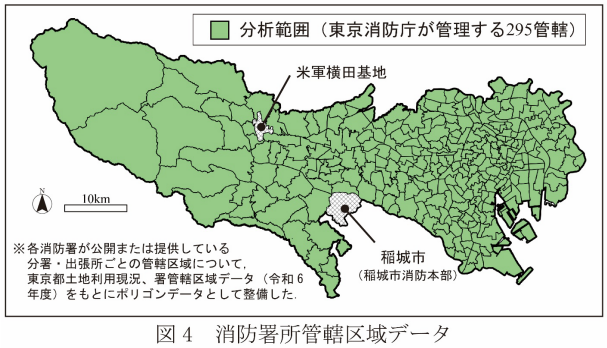


図 4　消防署所管轄区域データ

その上で，到着遅延評価指標（移動所要時間および遅延率）を算出し考察する．

なお，本研究では地区特性が到着遅延に及ぼす影響をわかりやすくするために，特定の震源の位置や深さ，地域の地盤特性によらず，すべての地点において計測震度 6.2（地表面最大速度（PGV）66cm/s）の揺れを想定しシミュレーションを実行する．

4. 消防活動シミュレーションの結果

4.1 物的被害の分布

建物全壊率および道路閉塞率の空間分布を図 5(a)(b)に示してある．いずれも都心部を囲む木造住宅密集地域において値が高く，指標間に正の相関関係がみられる．杉並区周辺等では狭隘道路が多いため，建物全壊率に比べ道路閉塞率が相対的に高いことがわかる．

4.2 到着遅延評価指標の分布

到達率の空間分布を図 5(c)に示してある．多くの管轄で 90%以上の値を示している．到達率が低いエリアでは，署所を取り囲むように脆弱な沿道建築物が分布しており，消防隊が署所付近に閉じ込められるような事態が散見された．消防力を有効に機能させるためには，署所付近における建物の耐震化および道路拡幅が求められる．

平常時の移動所要時間を確認すると，都心部で短く郊外で長い．管轄面積が広くなるほど増大することが確認できる（図 5(d)）．

遅延率の空間分布を図 5(e)に示してある．道路閉塞率の分布との間には相関がみられるが，両者は必ずしも対応していない．道路ネットワーク自体が建物倒壊に伴う閉塞に対し強靭な地区と脆弱な地区が存在することを示唆している．

5. 各指標と地区特性との関連分析

5.1 地区特性変数の設定

消防隊の到着遅延とどのような地区特性が関連しているかを分析するために，GIS データを用いて簡易な説明変数（表 1）を作成し，物的被害と到着遅延評価指標を説明する回帰式を構築する．

パラメータの推定結果および推定精度を図 6，図 7 に示してある．説明変数はステップワイズ法に基づき選定し，統計的優位性と論理的整合性を確認した上で採用した．説明変数と被説明変数の間に非線形な関係が確認された場合には，非線形回帰モデルを採用した．いずれのモデルも高い記述力を示すことを確認した．

5.2 物的被害の回帰分析

建物全壊率は木造建物率と旧耐震建物率から良好に記述できる（図 6(b)）．ただし，新興住宅地が区域の大半を占める管轄（みなみ野，多摩センター）では，旧耐震建物率が著しく低いため，建物全壊率が過大推定される傾向にある．

道路閉塞率は沿道建物数の平均などから良好に記述できる（図 6(c)(d)）．車両・徒歩共に沿道建物数の影響が強く，交差点間に何棟の建物が立地しているのかというミクロな空間性状に強く依存していることが分かる．

5.3 到着遅延評価指標の回帰分析

平常時の移動所要時間は，管轄面積に加え道路面積率から記述される（図 7(c)）．管轄面積が広くても道路密度

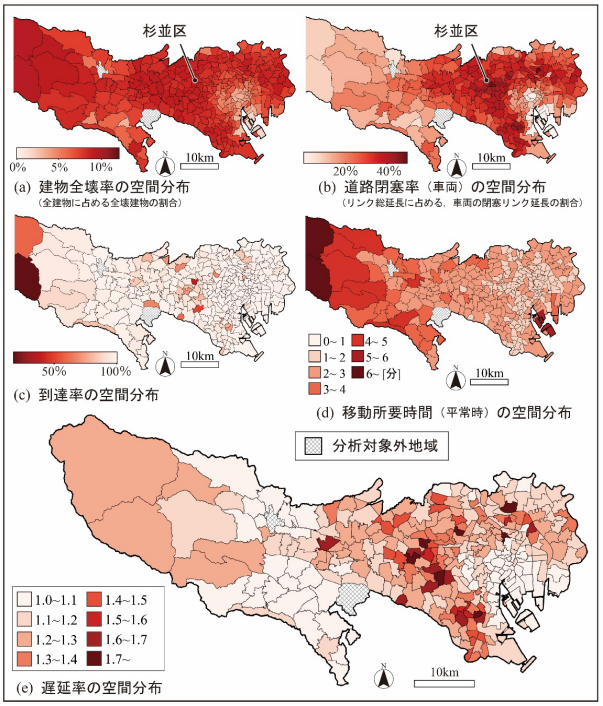
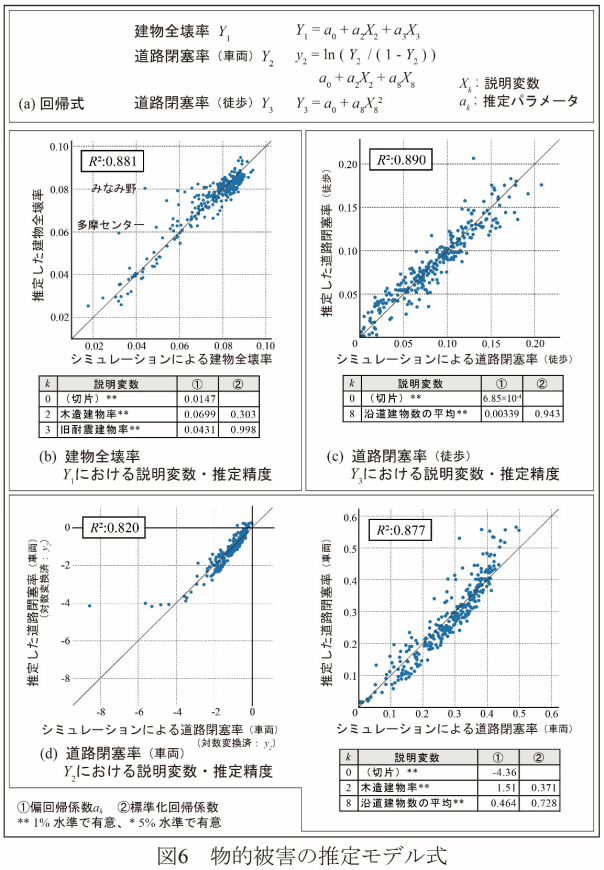


図5　物的被害・到着遅延評価指標の空間分布
（100回のシミュレーションの平均，管轄ごとの集計値）

表1　市街地特性変数の概要（管轄ごとの集計値）

k	名称	説明
1	管轄面積[m²]	消防署所の管轄区域面積
2	木造建物率	全建物に占める，木造建物の割合
3	旧耐震建物率	全建物に占める，旧耐震基準に基づき建てられた建物の割合
4	建蔽率	管轄区域内について，建物総面積を街区総面積で割った値
5	道路面積率	管轄区域内の道路面積が管轄面積に占める割合
6	狭隘道路率	管轄区域内の道路総延長に占める，幅員4m以下の道路延長の割合
7	広幅員道路長さ[m]	管轄境界付近を除外した幅員15m以上（4車線以上相当）の道路延長
8	沿道建物数の平均［棟/本］	ある道路から4m以内にある建物数の平均



k	説明変数	①	②
0	（切片） **	0.0147	
2	木造建物率**	0.0699	0.303
3	旧耐震建物率**	0.0431	0.998

k	説明変数	①	②
0	（切片） **	6.85×10^{-4}	
8	沿道建物数の平均**	0.00339	0.943

k	説明変数	①	②
0	（切片） **	-4.36	
2	木造建物率**	1.51	0.371
8	沿道建物数の平均**	0.464	0.728

図6　物的被害の推定モデル式

が高い管轄では円滑な移動が可能であり，移動所要時間が増大しにくい傾向が現れている．

遅延率は，道路閉塞率（車両）を説明する地区特性変数（図 6(d)）から強い影響を受けている（図 7(b)）．また，管轄面積に対して広幅員道路長さの割合が大きい管轄で値が減少することから，広幅員道路を拡充することで大地震時でも到着遅延を効果的に抑制できることが分かる．

5.4 大地震時の移動所要時間の残差分析

大地震時の移動所要時間の残差分布を図 8(a)に示してある．臨海部や山間部など，一般市街地の道路ネットワークとは異なる特性を持つ管轄では推定精度が低い．それら以外の管轄では，遅延率が特に高いいくつかの管轄において，過小推定している様子が確認できる．

例として，ある物的被害パターンにおける台東区谷中地区の道路閉塞状況を図 8(b)に示してある．局所的に道路網が疎な部分があるために，道路閉塞により管轄内の道路網が分断されていることが確認できる．沿道建物数の平均値だけでなく，各地区に固有の道路網特性が遅延率を上昇させており，これらを考慮することで推定精度が向上する可能性がある．

6. おわりに

本稿では，大地震による道路閉塞下での消防活動を，到達可能性だけでなく到着遅延の視点からシミュレーションを用いて定量的に評価した．

また，建物全壊率や道路閉塞率を良好に説明できる木造建物率や沿道建物数の平均値などの変数が，到着遅延と強く関係していることを示した．さらに，道路面積率の向上や広幅員道路の整備などが，大地震時の移動所要時間の抑制に寄与することを明らかにした．

今後は，現在最短経路探索により実装している消防隊行動モデルについて市街地の多様な条件を考慮した精緻化を進めると共に，各地区固有の道路網性状を表す変数を組み込むことによって遅延率推定精度の向上を進めていく．

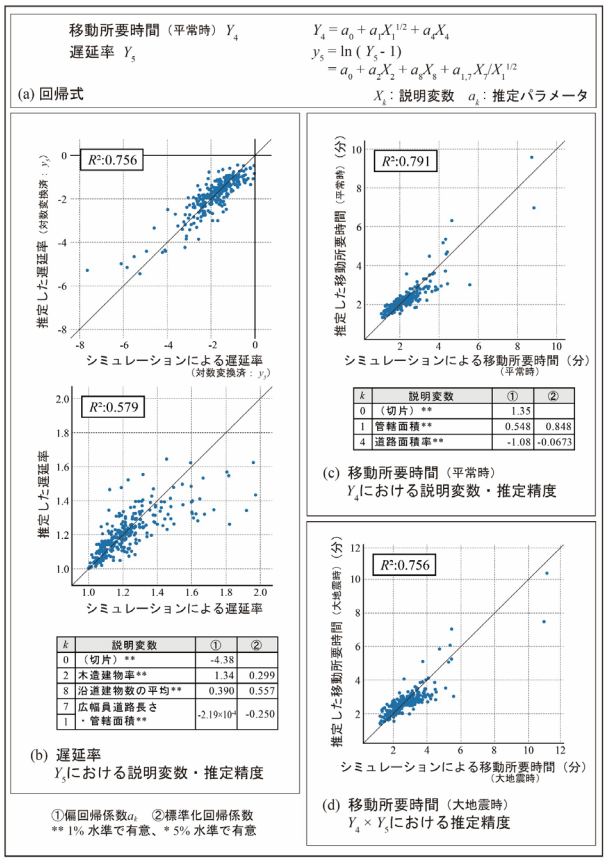


図7　到着遅延評価指標の推定モデル式

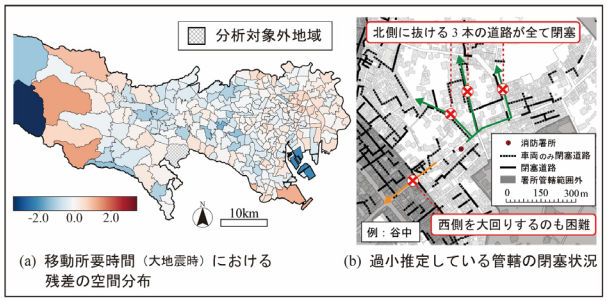


図8　移動所要時間（大地震時）の残差分析

謝辞

本稿で用いているデータの一部は，東京消防庁防災部震災対策課のご協力を得て借用させていただきました．また，消防署の出張所管轄区域データの一部については，関係者の方々よりご提供いただきました．ここに記して謝意を表します．

参考文献

大佛俊泰・廣川典昭・沖拓弥（2015）大地震時における消防隊の到着時間からみた道路閉塞情報収集の有効性．「日本建築学会計画系論文集」，**80**（709），465-473.

国土交通省（2003）まちづくりにおける防災評価・対策技術の開発.

中央防災会議（2012）南海トラフの巨大地震 建物被害・人的被害の被害想定項目及び手法の概要.

東京消防庁（2001）地震火災に関する地域の防災性能評価手法の開発と活用方策，「火災予防審議会答申」.

東京都防災会議（2022）首都直下地震等による東京の被害想定報告書.

鳥澤一晃・松岡昌志・堀江啓・井ノ口宗成・山崎文雄（2021）2016 年熊本地震における広範囲の地震動強さに対応した複数自治体の罹災証明データに基づく建物被害関数の構築.「日本地震工学会論文集」，**21**（5），5_98-5_118.

村上敦彦・大佛俊泰・岸本まき（2025）大地震時の道路閉塞による消防隊の到着遅延と市街地性状との関係.「日本建築学会学術講演梗概集(CD-ROM)」，7031.