

災害時の複数種 UAV による避難誘導システムの 強化学習を用いた小型 UAV 再配置

伊吹宏三郎[†] 上山 憲昭^{††}

[†] 立命館大学 情報理工学研究科
〒 567-8570 大阪府茨木市岩倉町 2-150
^{††} 立命館大学 情報理工学部
〒 567-8570 大阪府茨木市岩倉町 2-150

E-mail: †is0495ph@ed.ritsumei.ac.jp, ††kamiaki@fc.ritsumei.ac.jp

あらまし 地震、津波、噴火など、世界各地でさまざまな自然災害が発生しており、それに伴う被害が問題となっている。特に、2011 年の東日本大震災では、巨大地震によって引き起こされた津波が沿岸部に甚大な被害をもたらし、多くの人命が失われた。このような災害は世界各地で発生しており、被害の軽減や迅速な対応のための対策が不可欠である。災害時の被害を最小限に抑えるためには、事前の備えや災害発生後の迅速な対応が重要であり、特に避難誘導の効率化が求められている。近年、災害時の避難支援として、UAV (Unmanned Aerial Vehicle) を活用する手法が注目を集めている。UAV は、スマートフォンや IoT デバイスと連携し、被災地の被害状況や避難情報を避難者に伝達する手段として期待されている。これまでに提案されている方式の多くは、地上に設置されたセンサーデバイスを利用して災害情報を収集し、その情報をもとに避難誘導を行うものである。しかし、災害時には携帯回線の基地局などの通信インフラや、地上に設置されたセンサーデバイスが損傷を受け、正常に機能しない場合がある。このような状況では、UAV を適切に制御するための情報が不足し、十分な災害支援が実施できない可能性がある。さらに、現在広く用いられている UAV の多くは市販の小型 UAV であり、これらは飛行時間や搭載可能な機器の制約から、長時間にわたる広範囲での連続した避難者探索には適していない。この問題に対処するため、筆者らはこれまでに、大型 UAV が小型 UAV を運搬し、被災者を探索した後、小型 UAV が分離して避難誘導を行うシステムを提案した。また本方式では、被災者が携帯端末を所持している場合、UAV を介して避難経路を送信し、避難行動を支援する。本稿では、想定される被災地域の範囲を拡大し、より効果的な避難誘導を実現するために、以下の二つの最適化手法を提案する。第一に、小型 UAV の充電や、大型 UAV への搭載作業を行うための拠点であるベースステーション (BS) の配置位置について、災害リスクや人口分布を考慮した最適化を行う手法を提案する。第二に、避難誘導を終えた小型 UAV を BS に再配置する際、将来の避難完了時間が短くなるように、強化学習を用いて小型 UAV の最適な再配置先 BS を決定する手法を提案する。

キーワード UAV, 避難誘導

Reinforcement Learning-Based Small UAV Reallocation for Evacuation Guidance Using Multiple Types of UAVs in Disasters

Kozaburo IBUKI[†] and Noriaki KAMIYAMA^{††}

[†] Graduate School of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University 2-150 Iwakura-cho,
Ibaraki, Osaka 567-8570, JAPAN

^{††} College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University 2-150 Iwakura-cho, Ibaraki,
Osaka 567-8570, JAPAN

E-mail: †is0495ph@ed.ritsumei.ac.jp, ††kamiaki@fc.ritsumei.ac.jp

Abstract Various natural disasters such as earthquakes, tsunamis, and volcanic eruptions have occurred in many parts of the world. In particular, the 2011 Great East Japan Earthquake and Tsunami caused extensive damage. Therefore, measures to mitigate the damage caused by earthquakes and tsunamis are needed. As an existing countermeasure against these disasters, disaster relief using UAVs (Unmanned Aerial Vehicles) has attracted attention, and methods have been proposed to link UAVs with smartphones and IoT devices to convey damage and evacuation information to evacuees. However, most of these methods collect disaster information from sensor devices installed on the ground. If communication infrastructure such as cell phone base stations or ground-based sensor devices are damaged during a disaster, information for controlling UAVs will be insufficient and appropriate disaster relief cannot be provided. In addition, most of the UAVs used are commercially available small UAVs, which are not suitable for continuously searching for evacuees over a long period of time and over a wide area. In a previous study, we proposed an evacuation guidance system in which a large UAV searches for victims while carrying small UAVs, and after finding victims, the separated small UAVs either guide them to evacuation or transmit evacuation routes if they can communicate with the victims' mobile terminals. In this paper, we propose an optimization method based on disaster risk and population distribution for the location of base stations (BS), which are work bases for recharging small UAVs and installing small UAVs on large UAVs, by expanding the range of assumed disaster areas, and also an optimization method to shorten future evacuation completion time when small UAVs that have completed evacuation guidance are placed again at BSs. We propose a method to optimize the location of the BS where small UAVs are relocated using reinforcement learning in order to shorten the evacuation completion time in the future.

Key words UAV, evacuation guidance

1. はじめに

近年、自然災害による被害が世界中で深刻化しており、日本においては地震や津波が特に多く発生している。これらの災害による人的・物的損失を軽減するためには、迅速かつ効率的な支援体制が必要である。特に、災害発生時における情報収集や避難誘導の重要性が増している。最近では、UAV（無人航空機）が災害支援において注目され、その性能向上に伴い、より広範囲での救助活動が可能となっている。UAV は、その機動性やアクセスが困難な場所への到達能力により、災害時の情報収集や避難誘導において大きな利点を持つ。しかし、現在の UAV はバッテリー容量や通信インフラの依存などの制約があり、長時間の運用や広範囲での災害支援には限界がある。また、既存研究の多くは地上に設置された IoT デバイスから収集した災害情報に基づき、UAV を制御するものである。しかし、災害時に通信インフラや道路が損傷している場合、これらの方式では災害情報の収集が困難となり、効果的な災害支援が実施できない恐れがある。

この問題を解決するために、ガソリンエンジンを搭載した大型 UAV の開発が進んでおり、従来のバッテリー駆動型 UAV に比べて、飛行時間や航続距離が大幅に向上している。このような技術革新により、従来困難だった山間部や孤立した地域での迅速な救助活動が現実となりつつある。そこで筆者らは、先行研究でガソリンエンジンを搭載した大型 UAV が小型 UAV を運搬しながら避難者の探索し、避難者発見後に大型 UAV から分離された小型 UAV が避難誘導を実施するか、避難者の持つ携帯端末へ避難経路を送信することで、地上に設置された IoT デバイスとの連携を必要とせず、長時間かつ広範囲に適用できる新たな避難誘導システムを提案した [1]。先行研究ではこの避難誘導システムを 1 つの避難所を中心とした対象領域でのシミュレーション評価を実施した。本稿では、対象領域を複数の避難所を含む地域に拡大し、避難誘導システムを適用する方法を提案する。また、大型 UAV への小型 UAV の再搭載やバッテリー交換を行う拠点であるベースステーション（BS）の配置位置を災害リスクと人口分布に基づいて最適化し、避難誘導システムを対象領域の拡大に対応させる。さらに、避難者の誘導が完了した小型 UAV を再度 BS に配置する際、強化学習を用いて最適化し、避難時間の短縮を図る。

2. 先行研究

先行研究では、大型回転翼 UAV と小型回転翼 UAV の 2 種類の UAV、及び避難者が持つスマートフォン等の携帯端末を組み合わせ、被災地域内での避難者探索および避難誘導を行うシステムを提案した [1]。本システムでは、大型 UAV が小型 UAV を搭載した状態で、事前に設定された探索飛行経路に沿って被災地上空を飛行し、避難者の探索を行う。大型 UAV は高度なカメラやセンサを搭載し、飛行中に撮影した地表の画像を解析することで、火災や建造物の倒壊等の災害状況を詳細に把握する。この情報を基に、安全で迅速な避難経路を通行不能箇所を考慮して自動生成する。避難者を発見した場合、大型 UAV が避難者の持つスマートフォン等の携帯端末と通信可能であれば、生成した避難経路をリアルタイムで送信する。これにより、避難者は迅速に安全な経路を確認でき、混乱を最小限に抑えることが可能となる。一方、端末との通信が確立できない場合には、大型 UAV が搭載する小型 UAV を放出し、小型 UAV が直接避難者のもとに移動して誘導を行う。小型 UAV は LED ライトや音声案内機能を活用し、視覚的および聴覚的に適切な誘導を提供する。さらに、本システムでは、ガソリンエンジンを搭載した大型 UAV [2] を利用することを想定しており、小型 UAV に比べて飛行時間が大幅に延長され、広範囲の連続した探索が可能となる。この特性により、特に被災地域が広範囲に

わたる場合や、複数の孤立した避難者が存在する場合にも効率的な対応が期待できる。また、地表情報は UAV が撮影した画像から取得するため、地上のセンサー機器が損傷している場合でも、高精度な避難誘導が可能であり、従来のセンサ依存型システムに比べて、被災時の柔軟性と信頼性が向上する。

2.1 前提条件

この避難誘導システムを構築するには以下の技術的前提条件を解決しなければならない。しかし下記に示す既存研究の結果より、大型 UAV と小型 UAV と携帯端末を用いた避難誘導システムは実現可能である。

- (1) 大型 UAV は小型 UAV を搭載した状態で自律飛行
- (2) 大型 UAV と小型 UAV は空中で分離
- (3) 飛行中に撮影した画像から人物の検出
- (4) 飛行中に撮影した画像から路面の災害状況の取得
- (5) 取得した災害状況をもとに避難経路の導出
- (6) 小型 UAV による避難者の誘導
- (7) UAV と携帯端末間での通信

これらの技術的条件は既存の研究結果から解決可能であることが示されている [3] [4] [5] [6] [7] [8] [9]。避難誘導システムはこれらの技術的条件が解決可能であるという前提の下で動作するものとする。

2.2 避難誘導システムの動作フロー

図 1 に提案した避難誘導システムの動作フローを示す。

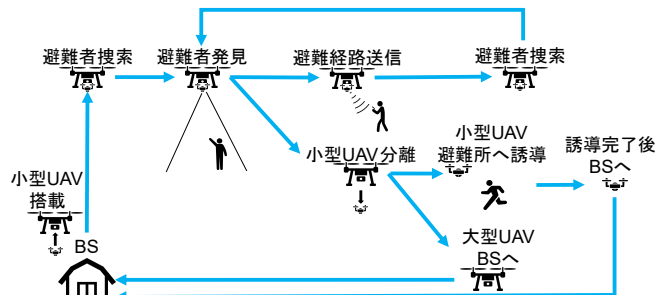


図 1 複数種 UAV と携帯端末を用いた避難誘導

まず、被災地全域を漏れなく探索するため、大型 UAV の探索飛行経路を作成する。この経路は事前に設定され、災害発生後に迅速に対応できるように準備される。次に、大型 UAV は小型 UAV を搭載し、ベースステーション（BS）から離陸する。この段階で、UAV は十分な燃料と機材を搭載し、計画された経路に沿って飛行を開始する。飛行中、大型 UAV は探索飛行経路に従い、被災地上空を移動する。この際、カメラやセンサを用いて地上の状況を観測し、避難誘導に必要な情報を収集する。飛行中に撮影した画像から道路を抽出し、火災や家屋の倒壊によって通行不可能な場所を特定する。避難者を発見した場合、通行可能な道路のみを考慮し、避難者の位置と避難所を結ぶ最短経路を導出する。もし安全な避難経路が見つからない場合は、探索飛行を継続し、一定周期で避難経路の導出を試みる。経路の導出が可能となった段階で、大型 UAV は避難者上空へ移動する。

避難者が携帯端末を所持し、通信が可能であれば、大型 UAV は避難者上空で停止し、その端末に避難経路を送信する。一方で、避難者が通信不可能な場合、大型 UAV は小型 UAV を分離し、避難者に対して直接避難誘導を行わせる。避難経路の提示後、避難者自身での避難、または小型 UAV による誘導を開始する。小型 UAV が避難者を先導し、指定された経路に沿って安全なルートを案内する。大型 UAV が小型 UAV を搭載したままであれば、探索飛行経路に戻り、次の避難者の探索を行う。一方で、小型 UAV を分離した場合、大型 UAV はベースステーションへ帰還し、燃料補充および小型 UAV の再搭載を行う。その後、大型 UAV は探索再開地点へ戻り、次の避難者

の搜索を継続する。以上の動作をすべての避難者が避難所へ避難完了するまで繰り返す。なお、飛行途中で大型 UAV の燃料が一定量を下回った場合は BS へ帰還し、燃料の補充を行い、避難者の搜索を行う。

2.3 先行研究の課題

先行研究では、避難誘導システムの評価が1つの避難所を中心とした限定的な地域で行われており、実際の災害時に複数の避難所を含む広範な地域で運用するには課題が残されている。このような評価では、実際の被災状況における複雑な要件や広範な地域特有の課題に対応できないため、システム性能の十分な検証がされていない。さらに、避難者の初期配置が完全にランダムで行われていたことも問題である。被災地には人口密集地域と過疎地域が混在しており、ランダム配置では人口密集地域に避難者が集中し、結果として誘導に大幅な時間を要する場合があった。この非効率性は、避難者への迅速な対応という観点から問題となる。

また、大型 UAV の飛行経路が避難所を中心に放射状に設定されていたため、避難所から遠く離れた場所にいる避難者への誘導に時間がかかり、避難誘導の均等性や迅速性に課題があった。避難所周辺の避難者には迅速に対応できる一方で、遠隔地の避難者には遅れが生じ、アクセスが遅れることで避難誘導の効果が低下した。加えて、河川の氾濫や土砂崩れなど、災害リスクが高い地域においては、より迅速な避難が求められるが、これらのリスクを考慮した飛行経路の最適化がなされていなかったため、災害リスクの高い地域での避難誘導が遅れ、被害拡大のリスクが高まる可能性があった。BS の配置方法も対象領域を等分する単純な方法に基づいており、避難者の分布や避難誘導の需要に応じた最適化が行われていなかった。このため、避難者が集中する地域や災害リスクが高い地域での通信需要を満たせず、避難誘導の効果が十分に発揮されない可能性があった。

3. 提案方式

本稿では、より現実的で実用性の高い避難誘導システムを評価するため、従来の1つの避難所を想定した限定的な地域から、複数の避難所を含む地域に対象領域を拡大し、システム性能を検証する。想定被災地域として、宮城県石巻市の3平方キロメートルにわたる地図データを OpenStreetMap (OSM) から取得し、このデータを基に、交差点（ノード）と自動車道（エッジ）から構成される詳細な道路ネットワークを作成した。このネットワークは、避難者の移動経路や避難誘導に必要な情報を網羅的に反映する基盤データとして活用される。

避難所としては、地域内にある小学校、中学校、高等学校、役所の中から計9か所を選定した。避難誘導を支援するBSの候補地として、交番、病院、自治会館などの公共施設を設定した。これらの配置は、現実の災害対応に即した条件を考慮している。また、人口密集地域と過疎地域が混在する状況を考慮して、避難者の配置方法を採用した。国土地理院が公開する推計人口データを基に、500メートルメッシュ単位で推計人口を算出し、建造物の床面積を用いて人口を按分する方法を採用した。図2に算出した結果を示す。各500メートルメッシュ内の人口分布を推計し、その結果を基に避難者配置を行った。

避難者の配置は、500メートルメッシュ人口を総人口で割った値を配置確率として定義し、この確率に従って避難者を配置するメッシュを選択する。メッシュ内のランダムな交差点ノードに避難者を配置し、現実的な人口分布に基づいた初期配置を再現した。これらの手法により、現実の災害時における人口密集地域と過疎地域の特性を反映した避難者配置が実現し、避難誘導システムの性能評価において現実性に即した結果を得ることが可能となる。また、避難所およびBSの候補地設定においても、実際の地域特性を考慮することで、災害発生時の実用性を高めた評価基盤が構築された。

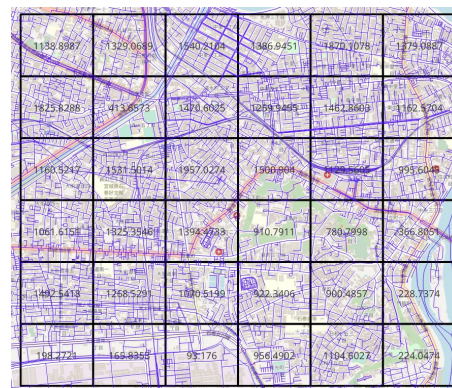


図2 500 平方メートルメッシュごとの推計人口

3.1 災害リスクの考慮

先行研究では、大型 UAV の飛行経路が避難所を中心とした放射状に設定されており、避難所から遠隔地にいる避難者の搜索や誘導に時間を要する課題が指摘されていた。また、避難者の搜索と同時に被災地域内の道路状況を確認する必要があるため、UAV の飛行速度が制限される問題も生じていた。特に、洪水や土砂崩れなどの災害リスクが高い地域では、搜索や避難誘導の遅延が懸念されていた。しかし、これらのリスクを優先的に考慮する仕組みが十分ではなく、高リスク地域での避難誘導効率の低下が課題となっていた。そこで、災害リスクを考慮した大型 UAV の飛行経路を設計する。

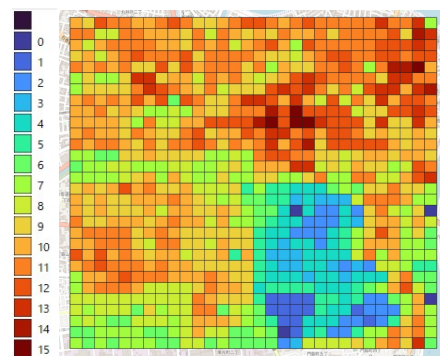


図3 災害リスク値

国土地理院が公開する複数のハザードマップ（河川氾濫による浸水想定、津波到達想定、土砂崩れ範囲想定）をもとに、100メートルメッシュごとに災害リスクを算出する。図3に算出した結果を示す。各メッシュには、各ハザードマップに基づき0から15の16段階で災害リスク値を付与する。この災害リスク値は、災害発生確率および影響範囲を定量的に表現し、複数のリスク要因を統合的に考慮できる指標となる。

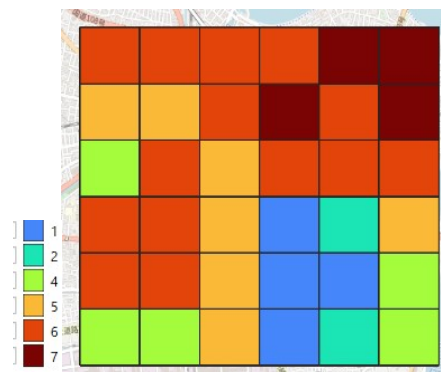


図4 避難者搜索優先度

100メートルメッシュごとに算出した災害リスク値を基に、

500 メートルメッシュ単位でリスク値の平均を計算し、7段階で避難者搜索優先度を設定する。図4に避難者搜索優先度を示す。この優先度設定により、大型 UAV が災害リスクの高い地域を優先的に搜索する仕組みを構築する。優先度が高いメッシュから順に搜索を行うことで、洪水や土砂崩れなどの危険性が高い地域における避難誘導の迅速化を図る。さらに、大型 UAV の飛行経路は、この搜索優先度に基づいて計算され、優先度の高いメッシュを効率的に搜索するように設計される。この手法により、避難所から遠い場所に位置する避難者の搜索や誘導が迅速化されるだけでなく、災害リスクの高い地域においても効果的な避難誘導が可能となる。これにより、避難誘導システムの実効性が向上し、実際の災害時における迅速かつ安全な避難支援が期待される。

3.2 ベースステーション配置設計

対象領域の拡大に伴い、BS の最適配置は、避難誘導システムの有効性を高める上で不可欠である。先行研究では単一の避難所を想定し、BS 配置の最適化について十分な検討が行われていなかった。一方、本研究では複数の避難所を考慮し、BS の配置が適切でない場合、特定の避難所への移動時間が長くなることや、一部の避難所に誘導が集中せず避難効率が低下する可能性がある。これらの課題を解決するため、避難完了時間の短縮を目的とし、避難者の平均移動距離を最小化するとともに、避難者経路数が最大となる位置に BS を配置する手法を提案する。図5に示すように、赤色の丸は避難所となる学校や役所の中心座標を表し、青色の丸は BS の配置候補である交番、病院、自治会館などの公共施設を示している。

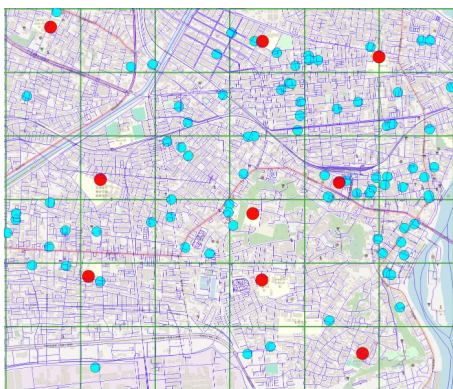


図5 避難所と BS の配置候補

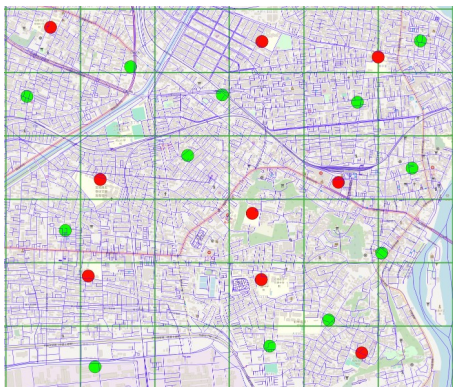


図6 避難所と BS の最適配置

BS 配置の最適化に際しては、避難者の移動をシミュレートするため、OpenStreetMap (OSM) の地図データを基に作成した道路ネットワークを使用する。このネットワークは交差点（ノード）と道路（エッジ）から構成され、災害によって通行不可となる道路を考慮するため、災害リスク値から算出した確率に基づいて一部のノードおよびエッジを削除し、損傷道路ネッ

トワークを作成する。異なる 30 種類の損傷道路ネットワークを用い、それぞれのネットワークにおいて交差点ノードに対し、避難所—BS 間および BS—交差点ノード間の経路長が最短となる組み合わせを求める。さらに、各 BS 候補地において避難者経路数の平均値を算出し、その値が最大となる候補地を BS の最適配置位置として決定する。図6に最適化された BS の位置を緑色の丸で示す。

3.3 小型 UAV の再配置

従来の研究では、小型 UAV に配備される BS の位置が事前に決定されており、各 BS に配備される小型 UAV の数も固定されていた。しかし、この固定的な配備方式では、特定の BS 周辺に避難者が集中した場合、避難誘導を実施できる小型 UAV の数が不足し、誘導の遅延が発生する問題があった。結果として、全避難者の避難完了時間が増大する可能性がある。本研究では、この課題を解決するために、強化学習を活用した小型 UAV の動的な再配置手法を提案する。避難誘導を完了した小型 UAV の再配置先 BS を最適化することで、各 BS への配備数を状況に応じて柔軟に調整し、避難誘導の効率化を図る。

具体的には、避難者が集中する BS に必要な数の小型 UAV を再配備することで、誘導能力を強化し、避難遅延を最小限に抑える。強化学習においては、避難誘導の状況、避難者の配置、BS の状態を入力とし、再配置先の BS や配備数を最適化する報酬関数を定義する。この報酬関数は、全避難者の避難完了時間の短縮を目的とし、小型 UAV の再配置を逐次的に調整する。これにより、各 BS の負荷を動的に分散させ、避難誘導の効果を最大化することが期待される。本手法の導入により、従来の固定的な配備方式では実現できなかった、より効率的かつ迅速な避難誘導が可能となる。さらに、避難誘導システムの柔軟性が向上し、実際の災害時における適応能力の強化が期待される。

3.4 強化学習

3.4.1 マルチエージェント強化学習

強化学習は機械学習の一分野であり、累積報酬を最大化する行動系列を学習する手法である。機械学習は大きく分けて、教師あり学習、教師なし学習、強化学習の3つに分類される。本節では、教師あり学習および教師なし学習との比較を通じて、強化学習の特徴を説明する。教師あり学習は、データとそれに対応する正解ラベルが与えられる環境で使用される。目的は、与えられたデータとラベルの対応関係を学習し、未知のデータに対して適切なラベルを予測することである。一方、教師なし学習は正解ラベルが与えられない環境で適用され、データの潜在的な構造や規則性を見出すことを目的とする。これに対し、強化学習の特徴は、事前にデータが与えられない点にある。エージェントは試行錯誤を通じてデータを収集し、環境からの報酬を基に最適な方策（ポリシー）を学習する。このプロセスにより、強化学習は環境の変化に適応しながら最適な行動を選択できるため、特に動的環境下での意思決定問題に有効である。

一般的な強化学習では単一エージェントを想定するが、現実世界では複数のエージェントが相互作用するケースが多い。このような環境を対象とした手法は「マルチエージェント強化学習 (Multi-Agent Reinforcement Learning, MARL)」と呼ばれ、近年研究が進められている。MARL は、交通制御、ロボット群制御、災害時の避難誘導など、多くの応用分野において有効である。しかし、MARL には特有の課題がある。例えば、各エージェントが他のエージェントの行動を考慮しながら方策を学習する必要があり、環境が動的であるため、計算量が増大する。また、各エージェントが最適な方策を学習するために、相互作用の影響を考慮したモデル設計が求められる。

3.4.2 Multi-Agent Deep Deterministic Policy Gradient

MARL の代表的なアルゴリズムとして、Multi-Agent Deep Deterministic Policy Gradient (MADDPG) [10] がある。これは、単一エージェント用の Deterministic Policy Gradient

(DDPG) [11] を拡張し、複数エージェント環境に適用可能にしたものである。MADDPG は、Actor-Critic [12] フレームワークを基にしており、エージェント間の協調学習を可能にする。本アルゴリズムでは、学習時に各エージェントが他のすべてのエージェントの観測と行動を利用できることを前提とする。この中央監視モデルにより、各エージェントが協調的な方策を学習できる。MADDPG の有効性は、多様なタスクで実証されている。例えば、複数のエージェントが協力して目標を捕獲するタスクや、各エージェントが異なる目標を占有するタスクでは、単一エージェント学習と比較して優れた性能を示すことが確認されている。

3.4.3 PettingZoo

本稿では、避難誘導における小型 UAV の再配置問題を強化学習で最適化するための学習環境を構築した。この環境の作成には、Python で開発されたマルチエージェント強化学習フレームワーク PettingZoo を採用した。PettingZoo は、シンプルかつ柔軟なインターフェースを提供し、MARL 問題を効率的に表現できる。学習環境では、避難所と BS をランダムに配置し、小型 UAV をエージェントとしてモデル化し、エージェントがランダム間を移動することで避難誘導を行う。エージェントが BS に到達すると正の報酬を与え、BS で待機すると負の報酬を付与する設計を採用した。さらに、残り避難者数や BS に待機中の小型 UAV 数を考慮し、適切な報酬を設計した。特に、避難需要が高い BS には高い報酬を設定し、リソースの迅速な割り当てを促進するとともに、BS に待機中の UAV 数に応じた報酬調整を行うことで、リソースの集中を防ぐ仕組みを導入した。この学習環境により、避難誘導を完了した小型 UAV の再配置先 BS を決定するプロセスを強化学習で最適化し、全体的な避難完了時間の短縮を目指す。PettingZoo を活用することで、MARL アルゴリズムの適用が容易になり、動的な状況変化への適応性も向上する。これにより、エージェントの動作効率を高めるだけでなく、避難誘導プロセス全体の効率化が期待される。

4. 性能評価

宮城県石巻市を対象地域として、提案した BS 配置法と強化学習による小型 UAV の再配置先 BS の最適化手法の性能を計算機シミュレーションにより評価する。対象地域は、作成した損傷道路ネットワークを用いる。対象地域には 270 名の避難者を配置する。避難者の配置は、対象地域内の人口分布を基に確率的に決定し、各避難者は配置されたノード上で大型 UAV に発見されるまで移動しないものと仮定する。これにより、避難者の初期位置が探索プロセスに与える影響を評価可能とする。大型 UAV は合計 4 機を使用し、対象地域を 4 分割した正方領域に基づいてそれぞれの探索範囲を割り当てる。この方式により、大型 UAV の探索効率を確保し、探索範囲の重複を最小限に抑える。

また、小型 UAV は 36 機を使用する。小型 UAV は、大型 UAV が避難者を発見した後、避難者の誘導を担当し、BS を経由しながら効率的に避難所まで誘導する役割を担う。避難所は対象地域を 9 分割した 1km 四方の区画内に存在する小学校、中学校、高等学校、役所の中から 1 カ所を選定し、計 9 カ所を定義する。加えて、BS は前節で述べた配置手法に基づき、対象地域内に 12 カ所配置する。避難者の携帯端末が大型 UAV と通信可能である割合は 50% とする。この条件は、避難者の通信手段が限定される実際の災害状況を模擬するものである。4 機の大型 UAV の初期位置は対象領域の中心に最も近い避難所とする。シミュレーション開始からすべての避難者が避難所に到達するまでの時間を避難完了時間と定義する。

4.1 BS 配置設計法の評価

評価条件に加え、各 BS に小型 UAV を 3 機配備し、避難誘導を完了した小型 UAV が元の BS に帰還するという共通の条件のもと、提案方式に基づく BS 配置法と、BS 配置候補地からランダムに BS を配置した場合のそれぞれについて全避難者の避難完了時間を測定した。結果を累積分布として表したものを図 7 に示す。図 7 から、BS 配置候補地からランダムに BS を配置する場合と比較して、提案方式に基づき最適位置に BS を配置した場合の方が避難完了時間が短縮されることが確認できる。この結果は、提案方式では複数の損傷道路ネットワークにおいて、各交差点ノードから避難所までの移動距離や BS の経由回数を考慮して BS を配置しているためである。これにより、道路損傷による迂回の発生を抑制できるだけでなく、大型 UAV が燃料補充や小型 UAV の再搭載のために BS へ向かう際の移動距離も短縮される。

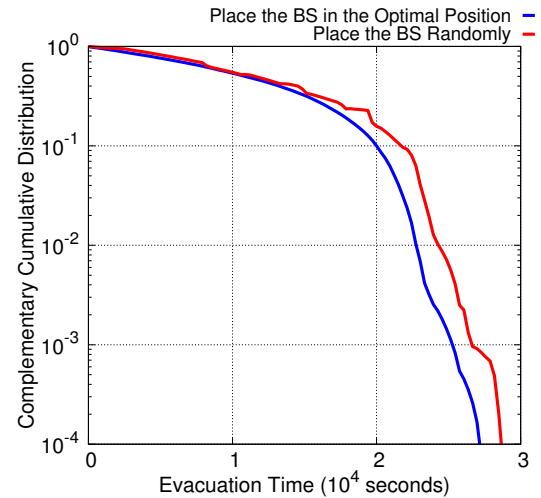


図 7 BS 配置法ごとの避難完了時間

4.2 強化学習による小型 UAV 再配置位置最適化の評価

上記の評価条件のもと、PettingZoo を用いて UAV の動作を再現するカスタム環境を作成した。このカスタム環境において、小型 UAV の再配置先を最適化することを目指し、強化学習を適用した。学習の目標は、全体を通じた避難完了時間を短縮することであり、避難誘導を完了した後の小型 UAV の再配置先 BS を決定する意思決定モデルを学習させた。学習の進行状況を示すため、強化学習の学習ステップに応じた避難完了時間の推移を図 8 に示す。図 8 から明らかなように、学習ステップ数が増加するにつれ、全体の避難完了時間が徐々に短縮されていることが確認できる。この結果は、強化学習を適用することで、効率的な再配置戦略が構築されることを示しており、避難誘導における UAV 運用効率の向上に寄与するものである。

強化学習による小型 UAV 再配置最適化の効果を検証するため、小型 UAV の誘導完了後、元々配備されていた BS に再配置され、全 BS で小型 UAV の配備数が均一に保たれる場合と小型 UAV の再配置先 BS および BS ごとの小型 UAV 配備数を強化学習によって最適化する場合のそれぞれの条件下で 50 回の独立したシミュレーションを行い、全避難者の避難完了までに要する時間を測定する。測定結果は累積補分布として図 9 に示す。図 9 から強化学習を適用し、各 BS の小型 UAV 配備数を最適化することで避難完了時間の短縮が達成されていることが確認できる。

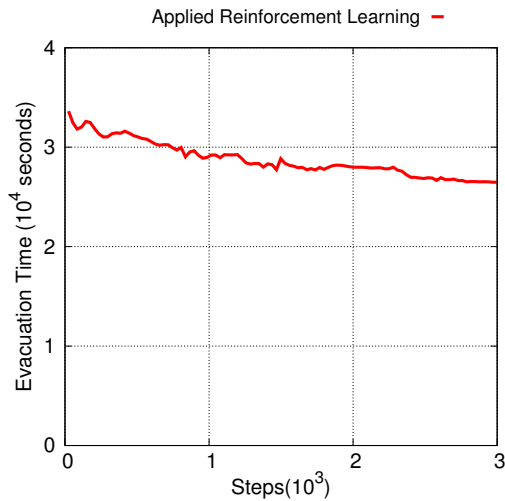


図 8 学習ステップごとの避難完了時間の推移

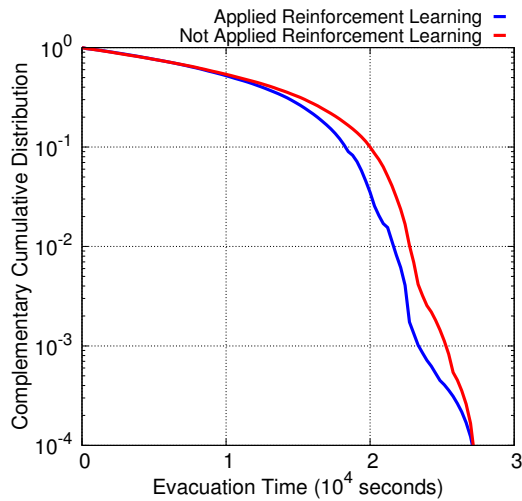


図 9 強化学習の有無と避難完了時間

5. ま と め

本稿では、先行研究で提案した大型 UAV と小型 UAV の複数種の UAV と避難者が持つスマートフォンなどの携帯端末を組み合わせた避難誘導システムの対象領域を、複数の避難所を含む地域に拡大し、避難誘導システムを適用する方法を提案した。大型 UAV への小型 UAV の再登載や、バッテリー交換を行う拠点であるベースステーション (BS) の配置位置を、災害リスクと人口分布に基づく配置に変更することで、避難誘導システムを対象領域の拡大に対応させた。また、避難者の誘導が完了した小型 UAV を再度、BS に配置する過程を強化学習を用いて最適化することで、更なる避難時間の短縮を達成した。今後は、避難者が移動する場合や道路状況が逐次的に変化する場合で性能評価を行う予定である。

謝辞 本研究成果は JSPS 科研費 23K21664, 23K21665, 23K28078 の助成を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

文 献

- [1] K. Ibuki and N. Kamiyama, "Evacuation Guidance System Using UAVs of Multiple Types at Disaster," IEEE Cyber-SciTech 2024
- [2] Aero Range Quad <https://g-lab.com/products/aerorangequad/>
- [3] N. Bhattarai, T. Nakamura and C. Mozumder, "Real Time Human Detection and Localization Using Consumer Grade

- Camera and Commercial UAV," 2018
- [4] C. Liu and T. Szirányi, "Road Condition Detection and Emergency Rescue Recognition Using On-Board UAV in the Wilderness," 2022
- [5] W. Cai, Z. Ye, J. Zeng, "Research on the Design and Path Planning of Child-mother UAV System for Search Task," 2021 Journal of Physics Conference Series
- [6] N. Nauwynck, H. Balta, G. D. Cubber and H. Sahli, "In-flight launch of unmanned aerial vehicles," in Proc. International Symposium on Measurement and Control in Robotics., 2018
- [7] K. Katayama, H. Takahashi, N. Yokota, K. Sugiyasu, G. Kitagata and T. Kinoshita, "An Effective Multi-UAVs-Based Evacuation Guidance Support for Disaster Risk Reduction," in Proc. IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing., 2019, pp 1-6
- [8] K. Katayama, H. Takahashi, N. Yokota and K. Sugiyasu, "Evacuation Guide Supporting System using UAV for Coastal Area," in Proc. IEEE 3rd Global Conference on Life Sciences and Technologies., 2021, pp 1-2
- [9] K. Katayama, H. Takahashi, N. Yokota, K. Sugiyasu, and T. Kinoshita, "Cooperation Scheme of Multi-UAVs for Evacuation Guidance Support," in Proc. IEEE 7th Global Conference on Consumer Electronics., 2018, pp 1-2
- [10] Ryan Lowe, Yi Wu, Aviv Tamar, Jean Harb, P. Abbeel, and Igor Mordatch. Multi-agent actor-critic for mixed cooperative-competitive environments. In Neural Information Processing Systems, 2017.
- [11] Timothy P. Lillicrap, Jonathan J. Hunt, Alexander Pritzel, Nicolas Heess, Tom Erez, Yuval Tassa, David Silver, and Daan Wierstra. Continuous control with deep reinforcement learning. In International Conference on Learning Representations, 2016.
- [12] Vijay R Konda and John N Tsitsiklis. Actor-critic algorithms. In Advances in neural information processing systems, pp. 1008–1014, 2000.