#### 研究成果報告書 科学研究費助成事業

今和 元 年 6 月 5 日現在

機関番号: 54701

研究種目: 基盤研究(C)(一般)

研究期間: 2016~2018

課題番号: 16K01303

研究課題名(和文)マルチエージェントシミュレーションによるレジリエントな減災のための解決法の提案

研究課題名(英文)Proposal of method for resilient mitigation using multi-agent simulation

#### 研究代表者

謝 孟春 (XIE, MENG CHUN)

和歌山工業高等専門学校・電気情報工学科・教授

研究者番号:90300574

交付決定額(研究期間全体):(直接経費) 1.900.000円

研究成果の概要(和文): 災害救助ロボットをマルチエージェントとし、フィールド上に配置された全ての負傷者を効率的に救助するようモデル化した「災害救助問題」を取り組んできた。協調性のある知的エージェントをデザインするために、負傷者救助を優先するエージェントとガレキ撤去を優先するエージェントに分け、異なる報酬値の与え方で役割分担させ、効率的な救助ができた結果が得られた。また、避難エージェントと誘導エージェントからなるマルチエージェントシステムを用いて、避難誘導における最適な誘導はの配置を付と割合などを検討した。地元を対象とした比較実験から避難誘導開始人数が多ければる最適な誘導はの表表した。

避難効率が減少することが分かった。

研究成果の学術的意義や社会的意義 マルチエージェントシミュレーションを防災・減災をはじめとする様々な社会問題解決のための分析・予測手 マルチエージェントシミュレーションを防災・減災をはじめとする様々な社会問題解決のための分析・予測手

はとしての応用を試みた。知的エージェントをデザインすることにより、知的な人間活動の様々な要素をエージェントに取り入れることができ、効率的減災するための知見が得られた。また、地域の特徴を考慮したシミュレーションより、効率的な災害避難方式の検討に役に立つ知見も得られた。直面する東南地震の防災面で社会のに大きく貢献することが期待できる。または大きな方式を表現した。 携した避難所への訓練などにも応用することが可能となり、社会的な意義も大きいと言える。

研究成果の概要(英文): We present the results of a disaster relief simulation that included multiple autonomous robots working as a multi-agent system. In order to assist in the use of reinforcement learning for the efficient acquisition of action rules, we divided the task into various sub-tasks. We propose an approach in which cooperative action is obtained by giving each agent a different reward; this encourages the agents to play different roles. We investigated how the various autonomous agents determined the appropriate action rules and examined the influence of providing separate rewards to different agents in the system.

we report on the construction of a multi-agent evacuation guidance simulation that consists of

evacuee agents and instruction agents. The ratio of evacuee and instruction agents, as well as the start of evacuee guidance, was simulated to determine the influence of those factors on the evacuation rate.

研究分野: 安全工学

キーワード: シミュレーションシステム 避難 減災 マルチエージェント

# 様 式 C-19、F-19-1、Z-19、CK-19 (共通)

### 1. 研究開始当初の背景

東日本大震災を経て被害を最小限に留めるとともに被害からいち早く元の生活に戻すという レジリエンスの考え方が芽生えた。自然災害の激化とそれを受ける社会の脆弱化に対して、最 新の情報処理技術を最大限活用し、災害による被害を最小化するためには、適切な対応の仕組 みを開発することが必要である。

情報処理の分野では、与えられた行動ルールで自律的に意思決定・行動する行為者をエージェントとし、エージェントの行動ルールと相互作用をモデルとして記述するというマルチエージェントシミュレーション(MAS)が提案された[1·2]。マルチエージェントシミュレーションはモデルを基にしてシミュレーションによって現れる集団的現象を分析するための手法であり、産業応用のみならず、減災・防災をはじめとするさまざまな社会問題解決のための分析・予測手法としても注目を集めている。

マルチエージェントシミュレーションは知能ロボット技術に強く関連し、知的エージェントを設計・理解するのみならず、人間社会、組織の行為の意思決定を解明できる。これによって社会の相互関係・協力・グループ行動及び社会構造の創発性を表現する。また、避難シミュレーションの実社会への応用として、災害が起こったときに、どこでどのような行動をとった人が被害を受けるかというシミュレーション結果を俯瞰することができ、施策の被害軽減効果を直感的に把握しやすいため、3.11 東日本大震災以後は、津波等の突発災害からの避難に関するシミュレーションの研究が盛んに行われている。

# 2. 研究の目的

本研究では、人間に近い知的処理を実現可能な知的エージェントを設計・評価し、マルチエージェントシミュレーションによるレジリエントな減災・防災の知見を構造化することを目的として研究を実施する。

- 1) 知的エージェントのデザインと評価 好ましい大域的な秩序をもたらすエージェントの行動に適切な評価規範を設ける。環境からの情報もエージェントに取りいれる。
- 2) 地域性を反映するマルチエージェントシミュレーションモデルの構築 避難者のみならず、誘導員などもエージェントとして捉え、マルチエージェントシミュレ ーションの構築方法を検討し、安全かつ効率的な避難方法をシミュレーションで明らかに する。
- 3) レジリエントな減災・防災の知見の構造化 現実の状況を再現できる条件やある基準を最適化するシミュレーションにより、一連の条件と現象の対応付けで、様々な状況での避難・救助の効率化を図る。

# 3. 研究の方法

1) 知的エージェントのデザインと評価について

エージェントとは、ある環境をセンサである受容器を用いて知覚し、効果器を通して行動する主体である[1]。本研究では、災害救助ロボットをエージェント(●)とし、フィールド上に配置されたガレキ(▲)を撤去しながら全ての負傷者(■)を効率的に救助するモデル化した「災害救助問題」を対象とした(Fig. 1)。災害救助問題では、格子状のフィールドを設け、フィールドに複数の負傷者とガレキをランダムに配置する[3]。なお、ガレキには撤去可能なものと撤去不可能なものの2種類があり、エージェントはどちらのガレキであるかを認識できるものとする

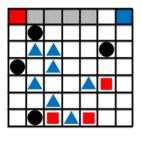


Fig. 1 Example of a disaster-relief problem

エージェントが個々の利益だけではなく、マルチエージェントシステムの全体的効率性を考慮するために、強化学習を用いた役割分担による協調行動の獲得方法を提案した。マルチエージェントシステムにおいて、負傷者を優失的に救助するエージェントトーガルをを優失的に救力するエージ

者を優先的に救助するエージェントと、ガレキを優先的に撤去するエージェントをそれぞれに設け、災害救助という全体のタスクを負傷者救助とガレキ撤去のサブタスクに分割した。強化学習の学習段階では優先度が高いタスクに関する行動に対して、他の行動より高い報酬を与えることで、エージェントがそのタスクを優先して行うように学習できた。

#### 2) 地域性を反映するマルチエージェントシミュレーションモデルの構築について

自然災害が起こった際には、効率的な避難が必要となり、避難経路を事前確認することや避難経路に誘導員を配置することなどが挙げられる。最適な誘導員の配置条件を求めるには、避難誘導シミュレーションを用いることが効果的であると考えられる。本研究は避難誘導シミュレーションを構築し、対象地域のマップに避難者や誘導員等を示すマルチエージェントを用いて、避難状況や避難効率を検討する。対象地域のマップとして OpenStreetMap(OSM) を利用し、OSM のマップ (Fig. 2) から道路情報などのデータを抽出し、Im を 1 マスとしたセル状のシミュレーション用マップ (Fig. 3) を作成した[4]。

避難誘導シミュレーションは、まず図3のシミュレーション用マップの避難経路上に避難エージェントと誘導員エージェントを配置する。次に配置した避難エージェントと誘導エージェ

ントに対する行動方法を設ける。避難エージェントの行動方法は、①避難経路を全く知らない 避難者に相当するランダムに避難、②避難所のおおよその場所だけ把握している避難者に相当 する方角へ避難、③避難経路と避難所を把握している避難者に相当する最短経路での避難、の 三つである。

誘導エージェントは誘導員を表す。誘導エージェントは、最大誘導人数  $P_m$ と誘導開始人数  $P_s$  を設け、避難行動を開始すると、避難経路上で一定時間待機する。避難エージェントを発見すると自分のもとへ集め、 $P_s$  に達すると誘導を開始する。しかし、待機中に避難エージェントが集まらない場合は、避難所までを最短経路で移動しながら避難エージェントを探す。



Fig.2 OSM example



Fig.3 OSM-based simulation map

## 3) レジリエントな減災・防災の知見の構造化について

大規模な災害現場では、負傷者が同時多数発生し、負傷者の容体が時間の経過と共に変化しており、負傷者の重症度と緊急度から優先順位をつけるトリアージを用いた効率的な救助活動が行われている。本研究では、マルチエージェントがトリアージの緊急度に応じた負傷者救助と障害物撤去の協調行動の獲得を試みる。災害救助問題においてトリアージに基づいた負傷者の容体が赤(緊急治療)、黄(準緊急治療)、緑(軽傷)、黒(救命困難)を用いる。救助の緊急度の高い順に赤、黄、緑、黒とする。容体に応じた報酬配分、貢献度に基づく報酬配分、容体に応じた貢献度による報酬配分の3つの報酬配分を提案した[5]。

# 方法1:容体に応じた報酬配分

緊急度の高い容体の負傷者を救助した時に高い報酬値が与えられ、緊急度が低くなるにつれて報酬値を減らす。すなわち、 $R_r > R_y > R_g > R_b$ となる。 $R_r < R_y < R_g < R_b$ はそれぞれ赤、黄、緑、黒の容体の負傷者を救助した時の報酬値である。

## 方法2:貢献度に基づく報酬配分

方法2は、救助エージェントが救助に費やされた時間を貢献度として報酬値に反映する報酬 配分方法である。

救助エージェントが負傷者救助を完了したときの基本報酬値 R、貢献度 C、重み係数 λ として、 学習する際に救助エージェントが得られる報酬 r を式(1)で求める。λ が大きいと基本報酬値に 貢献度を大きく反映した報酬が与えられる。

貢献度 C は負傷者救助に費やした時間が少ないほど高く評価する(式(2))。ここでは、 $T_e$  は救助エージェントが全負傷者を救助完了した時間、 $T_i$  は負傷者救助に費やした時間である。

$$r=(1+\lambda C)R$$
 (1)

 $C=T_i/T_e$  (2)

# 方法3:容体に応じた貢献度による報酬配分

式(1)における各タスクを完了したときの基本報酬値Rを容体に応じてR<sub>r</sub>>R<sub>y</sub>>R<sub>y</sub>>R<sub>b</sub>と替える。

# 4. 研究成果

(1)役割分担による災害救助エージェントの協調行動の獲得

本研究では、災害救助問題に対して、エージェントの役割に応じて、Table 1 のような 3 パターンの報酬の与え方を設けた。ここで、 $R_h$ ,  $R_1$  ( $R_h \ge R_1 > 0$ )はそれぞれ優先度の高い、低いタスクに関する行動への報酬である。また P (P<0)はタスク達成に望ましくない行動へのペナルティーである。

パターン1では、全てのエージェントに同じ報酬を与える。このように報酬を与えることで、全てのエージェントが共通タスクを持つ状態となる。パターン2では、タイプ1とタイプ2に異なる報酬を与えている。タイプ1は負傷者救助を優先、タイプ2はガレキ撤去を優先するように学習していき、役割分担が行われると考えられる。パターン3では、自らが優先すべきタスクの行動を選択したときのみ報酬が与えられ、そうでないときには報酬が与えられない。このパターンでは、タイプ1とタイプ2のエージェントが完全に役割を分担することになる。

三つのパターン用いた学習結果を Fig. 4 に示す。横軸はエピソード数、縦軸はタスクが完了するまでの平均ステップ数である。結果から、パターン 2 の役割分担による学習は、エージェ

ントが全体のタスクを考慮しながら各自のタスクを優先することで、全体のタスクである負傷 者救助を効率的に行うことができた[3]。

Table 1. Rewards based on the task priority and the action of the agent

	reward of agent					
action of agent	Pattern 1		Pattern 2		Pattern 3	
	Type I	Type II	Type I	Type II	Type I	Type II
recure an injured	5.00	5.00	6.67	3.33	10.00	0.00
clear an obstacle	5.00	5.00	3.33	6.67	0.00	1.00
collision with wall or the other agent	-1.00	-1.00	-1.00	-1.00	-1.00	-1.00

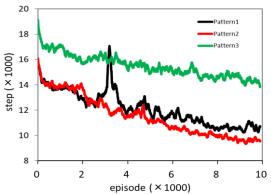


Fig. 4 The results of different rewards

(2) OpenStreetMap におけるマルチエージェント避難誘導シミュレーションの結果

マルチエージェント避難誘導シミュレーションを用いて、異なる避難エージェントの行動方法による避難時間の差を Fig. 5 に示す。横軸は経過時間で、縦軸はエージェントの避難率である。避難率は避難所に到達し、避難完了したエージェントの割合である。 Fig. 5 から最短経路で避難するのは最も効率的な避難方法であり、避難所の方角を把握するだけでも避難率が向上できたこともわかった[4]。

誘導開始人数 P<sub>s</sub>=10,5 に対する避難エージェントと誘導エージェントの避難率を Fig6 に示している。誘導開始人数が多い時、避難者を集めるための時間にロスが発生し、避難効率が減少するという結果でした。

また、避難者の数に対して必要な誘導員の割合を 1:20, 1:10, 1:5 に実験した結果を Fig. 7 と Fig. 8 示す。Fig. 7 は各割合での避難エージェントの避難率で、Fig. 8 は各割合での誘導エージェントの避難率である。最も避難率の高い割合は 1:20 であることが分かった。

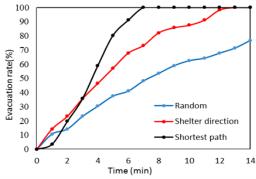


Fig.5 Evacuation rates for different evacuation behaviors

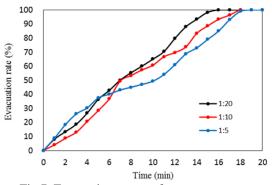


Fig.7 Evacuation rates of evacuee agents based on different instruction/evacuee agent ratios

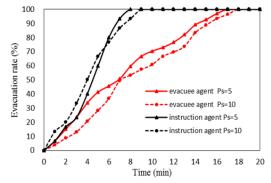


Fig.6 Influence of different numbers of evacuees at the start of guidance

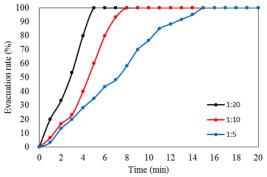


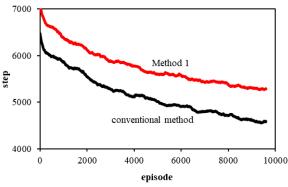
Fig.8 Evacuation rates of instruction agents based on different instruction/evacuee agent ratios

(3) 負傷者の容体を考慮した報酬配分によるマルチエージェントの行動の獲得

エージェントが容体の緊急度に応じた負傷者救助と障害物撤去の協調行動を獲得するために、3種類の報酬配分方法を提案した[5]。実験結果を Fig. 9 と Fig. 10 に示しており、横軸はエピソードで、縦軸は全てのエージェントがタスクを完了したステップである。

負傷者の容体に応じた報酬配分の方法1と従来手法との比較した実験の結果をFig.9に示す。 従来手法に比べて容体に応じた報酬配分の方法1のステップ数が全体的に増加していることが 分かる。これは、緊急度の低い容体の負傷者を後回しにして緊急度の高い負傷者を優先的に救助する行動を学習したと考えられる。

提案した三つの方法による学習した結果を Fig. 10 に示す。実験結果より、方法 2 は方法 1 に比べて約 6000 エピソード以降のステップ数が増加する傾向が見られた。これは、貢献度によって効率的な負傷者救助を実現するために、救助時間を短縮するように近くの負傷者から順に救助する行動を学習したことで、遠くの負傷者を救助することが遅くなったと考えられる。方法 3 は方法 1、方法 2 より約 2.2%、3.4%程度改善されていることが分かる。これは、容体に応じて異なる報酬がエージェントに与えられるため、エージェントが緊急度に応じた負傷者救助を学習できたと考えられる。この結果から、貢献度を報酬配分に反映したことによって、効率的な救助行動が学習できたことも分かった。



7000

—Method 1

—Method 2

—Method 3

6000

5500

2000 4000 6000 8000 10000

episode

Fig.9 Results of the conventional method and proposed Method 1

Fig.10 Results of the different proposed methods

#### 〈引用文献〉

- [1] J. Ferber, Multi-Agent System: an Introduction to Distributer Artificial Intelligence, ISBN 0-201-36048-9 (1999)
- [2] Bandini, S., et.al., Agent Based Modeling and Simulation: An Informatics Perspective, Journal of Artificial Societies and Social Simulation, 12(4), pp.105-108 (2009)
- [3] M. Xie, M. Murata and S. Sato, Acquisition of Cooperative Action by Rescue Agents with Distributed Roles, Springer International Publishing AG 2017, G. Leu et al. (eds.), Intelligent and Evolutionary Systems, Proceedings in Adaptation, Learning and Optimization 8, pp.483-493 (2016) DOI:10.1007/978-3-319-49049-6\_35
- [4] M. Xie, M. Murata and Y. Muraki, Tsunami Evacuation Guidance Simulation using Multi-agent Systems Based on OpenStreetMap, International Journal of Environmental Science, Vol.2, pp.231-237 (2017) ISSN: 2367-8941
- [5] M. Xie, Improvement of Cooperative Action for Multi-agent System by Rewards Distribution, Assistive and Rehabilitation Engineering, IntechOpen, DOI:10.5772/intechopen.85109, Published: March 18th 2019

### 5. 主な発表論文等

- [1] M. Xie, M. Murata and S. Sato, Acquisition of Cooperative Action by Rescue Agents with Distributed Roles, Springer International Publishing AG 2017, G. Leu et al. (eds.), 查読有, pp.483-493 (2016) DOI:10.1007/978-3-319-49049-6\_35
- [2] M. Xie, M. Murata and Y. Muraki, Tsunami Evacuation Guidance Simulation using Multi-agent Systems Based on OpenStreetMap, International Journal of Environmental Science, Vol.2,查読有, pp.231-237 (2017) ISSN: 2367-8941
- [3] M. Xie, Improvement of Cooperative Action for Multi-agent System by Rewards Distribution, Assistive and Rehabilitation Engineering, IntechOpen (2019) 查読有, DOI:10.5772/intechopen. 85109
- [4] M. Xie, K. Furura and M. Murata, Study on Solving the TSP Using the Slime Mold Algorithm Including Partial Solutions, 8th International conference on Research in Engineering, Science and Technology, 查読有, pp.94-106 (2018) ISBN:978-609-96043-8-1
- [5] 下村 樹, 謝 孟春, GA を用いた災害情報配信スケジューリングの最適化,情報処理学会第81回全国大会講演論文集(2019),7H-01
- [6] 古屋孝基,謝孟春,天野椋也,森徹,村田充利,部分解を用いた粘菌ネットワークによる TSPの解法の検討,平成28年電気関連学会関西支部連合大会論文集(CD-ROM)(2016), p350
- [7] 村木悠介,謝孟春,天野椋也,森徹,村田充利,OSM におけるマルチエージェント避難 誘導シミュレーションの改善,平成28年電気関連学会関西支部連合大会論文集(CD-ROM)(2016),p362

- [8] 嶋川光城,謝孟春,村田充利,森徹,直井弘之,容体に応じた救助の貢献度による報酬配分のマルチエージェント協調行動の獲得,平成28年電気関連学会関西支部連合大会論文集(CD-ROM)(2016),p371
- [9] 大東 虎之介,謝 孟春,村田 充利,森 徹,下村 樹, ヒューリスティックモデルを用いた学校 内避難シミュレーションシステムの構築, 2018 年度情報処理学会関西支部支部大会講演論 文集, B-01 (2018)

〔雑誌論文〕(計 3 件)

〔学会発表〕(計 24 件)

[図書] (計 0 件)

[産業財産権]

○出願状況(計 0 件)

名称: 発明者: 種類: 種号: 番別年: 国内外の別:

○取得状況(計 0 件)

名称: 発明者: 権類: 種号: 番号: 取内外の別:

〔その他〕 ホームページ等

- 6. 研究組織
- (1)研究分担者

研究分担者氏名:

ローマ字氏名:

所属研究機関名:

部局名:

職名:

研究者番号(8桁):

(2)研究協力者

研究協力者氏名:嶋川光城,村木悠介,古屋孝基,大東虎之介

ローマ字氏名: Koki Shimakawa, Yusuke Muraki, Koki Furuya, Toranosuke Daito

※科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属されます。