

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 27 年 6 月 10 日現在

機関番号：82626

研究種目：基盤研究(B)

研究期間：2012～2014

課題番号：24300064

研究課題名(和文)系の安定化に基づくレジリエント社会コミュニケーション技術の開発

研究課題名(英文)Resilient Social Communication Framework based on System Stabilization

研究代表者

野田 五十樹 (Itsuki, Noda)

独立行政法人産業技術総合研究所・人間情報研究部門・総括研究主幹

研究者番号：40357744

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 13,900,000円

研究成果の概要(和文)：東日本大震災時のソーシャルメディアの利用状況を分析し、情報伝搬のネットワークの構造の視点からモデル化を行った。まず、情報拡散現象を再現するためのネットワーク生成モデルとSIRモデルを拡張した情報拡散モデルの構築に取り組んだ。そのうえで、情報共有に適したネットワーク構造を明らかにした。また、地震や原発などの発生した事件に関する議論の内容や変遷を自動的に抽出し、それをわかりやすく可視化する研究を行った。さらに、非常時における情報伝搬を資源選択ゲームと見做し、そのうえで人々の行動をマルチエージェント学習でモデル化し、システムとしての限界や行動パラメータの最適値の性質について解析を行った。

研究成果の概要(英文)：We analyzed what the Social Media are being using in a time of earthquake disaster from a tweets archive in the Great East Japan Earthquakes. Based on these analyses, we studied models of network generation and information flow for replication of such a processes of an information diffusion. In addition, we clarify suitable network structures for information sharing by analyzing social media data of twitter at the moment of the great east japan earth quake. We also studied extraction and visualization methods of discussion about events such as earthquakes and nuclear accidents from a tweet archive in the Great East Japan Earthquake. On the other hand, we modeled people's behaviors on Social Media as a game of resource selection by multi-agent, and investigate relations of agents behaviors and total optimality of communities.

研究分野：マルチエージェントシミュレーション

キーワード：災害情報システム 社会シミュレーション マルチエージェント学習 ソーシャルメディア 情報伝搬
資源共有

1. 研究開始当初の背景

大災害や経済的混乱など社会的リスクにより社会が不安定な状況に陥っても、秩序を早期に確立し、個々人や組織が自律的に安心して復旧・復興を行えるレジリエント社会の実現においては、安定した情報伝搬の仕組み、つまり情報流通の回復力が、必要物資の確保と並んで必須の要素となる。本提案においては、この情報伝搬の回復力を、多数のエージェントから構成される情報流通ネットワークの安定さとして捕らえる。そのうえで、系や環境が不安定から安定化させることを「全体最適化」とみなして、それを誘導する技術開発が必要となる。

2. 研究の目的

本研究では、混乱から早期に回復できるレジリエントな社会を実現することをめざし、災害などの突発的事象で生じる情報伝搬の社会的混乱をマルチエージェント系の不安定化ととらえ、社会的情報伝搬系の現象の観測・分析手法や系を安定化させる枠組みを確立することを目標とする。具体的には、系全体の安定・不安定という観点から、SNSなどの情報伝搬の場で生じている各種現象を観測・分析しモデル化する手法を災害時コミュニケーションなどを題材に開発する。同時に、各エージェントの挙動を情報収集・発信のゲームという観点からモデル化し、それらの挙動やその変化(学習)が系全体におよぼす影響を調べ、エージェントレベルあるいは社会レベルで系の安定性が増す手法を開発する。

3. 研究の方法

本研究では安定性という観点で情報伝搬構造を捉え、災害時などの混乱時における情報伝搬の不安定な状態をいち早く脱し、安定的な情報伝搬が確保される状態を実現するためのメカニズムを探求した。そのために、個々の情報伝搬行動のゲームとしての適応と情報伝搬のネットワーク構造の変化という二つの視点から、情報伝搬の安定性のモデル化を行った。具体的な題材としては東日本大震災時の Twitter 上の情報伝搬を取り上げ、発災の事前・事後の各時点でのユーザの具体的な行動を分析することで、行動及び構造のモデル化を進めた。同時に、行動の変化および構造の変化をゲーム学習的適応とネットワーク特徴量の変化として捉え、ボトムアップ的な手法で迅速にコミュニケーションの安定化を実現するための制御方法を構築することを試みた。

4. 研究成果

東日本大震災時のソーシャルメディアの利用状況を分析し、情報伝搬のネットワークの構造の視点からモデル化を行った。まず、情報拡散現象を再現するためのネットワーク生成モデルと SIR モデルを拡張した情報

拡散モデルの構築に取り組んだ。そのうえで、情報共有に適したネットワーク構造を明らかにした。また、地震や原発などの発生した事件に関する議論の内容や変遷を自動的に抽出し、それをわかりやすく可視化する研究を行った。さらに、非常時における情報伝搬を資源選択ゲームと見做し、そのうえで人々の行動をマルチエージェント学習でモデル化し、システムとしての限界や行動パラメータの最適値の性質について解析を行った。

4.1. ネットワーク構造によるモデル化

4.1.1 構造の変化分析

情報伝搬のネットワーク構造の変化としては、ネットワーク構造が震災によって情報伝播しやすい構造へと変化した事を示し、その影響が東日本大震災後のデマ情報の拡散による混乱の1つの要因であったことを示した。

まず Twitter の情報伝達ネットワークのリンク数やノード数に影響されない構造に着目するため、ネットワークから構造の抽出を試みた。そのために、Twitter の情報伝達ネットワークの再現が可能なネットワーク生成モデルの提案を行なった。これにより、Twitter の情報伝達ネットワークと構造の類似した、リンク数とノード数を変えたネットワークを構築した。

次に、生成されたネットワークを用いて情報伝播シミュレーションを行なった。これにより、震災によって情報伝達ネットワークが情報を拡散しやすい構造に変化していたことを確認した。

そこで、デマの拡散シミュレーションを行うため、情報伝播モデルをデマ情報を扱うことができるモデルに拡張した。拡張したモデルを用いたシミュレーションにより、デマを訂正する情報が拡散されやすくなっていることを確認した、しかし、デマ情報を信じたままのユーザは震災後の方が多く存在することが示唆された。

そこでデマを沈静化させるための対策として、デマを1度 Tweet してしまったユーザや、デマをデマだと知っているユーザが、デマを訂正する情報を拡散されることをあげた。

次に情報が拡散されるネットワークの構造と情報拡散のしやすさとの関係を明らかにした。まず、分析に必要な構造特徴を持つネットワークを生成可能な Random Greedy Model (RGM) を提案した。RGM は、ネットワーク成長モデルのプロセスを用いて、ノードの追加とリンクの追加を繰り返し行い、ネットワークを成長させていくモデルである(図1)。毎ステップのノードの追加、またはリンクの追加の際に複数のネットワーク候補を生成する。この時、候補の生成を全てランダム選択を用いて行う。その候補の中から評価関数によって最良のものを選択し、これを次のステップのネットワークとして採用する。

これを繰り返し行うことによって要求した特徴に近づきながらネットワークを成長させる。

Facebook の ego-network に提案手法を適用し、精度を評価した。その結果、既存モデルよりも高精度で要求したネットワークを生成することが確認した。

さらに RGM によって生成したネットワークを用いて、情報拡散のしやすさの分析を行った。様々な指標に対して、対象指標のみを変化させながら情報拡散シミュレーションをすることによって、どの指標が情報拡散に影響を与えるかを明らかにした。結果として平均経路長及び近接中心性の分散が小さいネットワークで高い AID を得られた。以上より、新たに近接中心性の分散が情報拡散に影響を与えている事が示唆された。

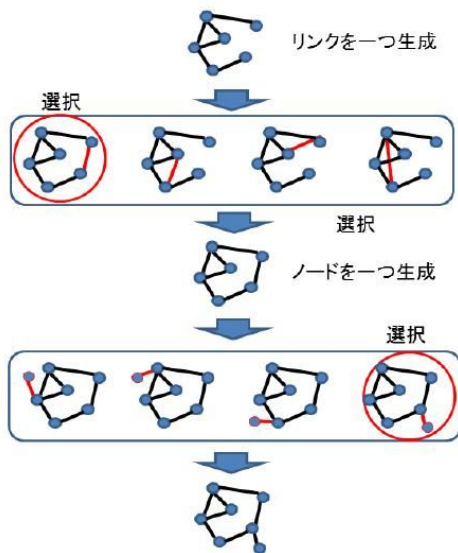


図 1 Random Greedy Model

4.1.2 中心性による分析

Twitter 空間における Mention ネットワークを対象に、その構造的特長量やノードの重要性をしめす指標であるネットワーク中心性が、震災前後でどのように変化したのかを示し、コミュニケーション構造の変化を議論した。

ネットワーク全体を示す構造的特長は、震災の前後で、大きく変化しており、Twitter での情報提供や交換が、特定の個人間ではなく、フォローフォロワー間、そしてその向こうにいるユーザに向けたものとして行われたと理解できる。いわば、日常的にはコミュニケーションツールとして利用されている Twitter が、擬似的なブロードキャストメディアとしての役割を果たしていたと考えられる。

さらに、Twitter ユーザが公開している地域情報をもとに、地域ごとのコミュニケーションの特徴も議論した。対象地域は、県単位で区分した。これは、今回の東日本津波被害の深刻であった岩手、宮城、震災後の原子力

発電事故がより深刻であった福島、震災当日の交通マヒや計画停電が問題となった東京、震源から遠隔地であった大阪の 5 地域を分析の対象として選択した。これらを分析することで、Twitter の利用状況やネットワーク構造の変化を分析することで、震災の規模や被災の状況のある程度推定できるのではないかとこの知見を得た。

さらに、ソーシャルメディア上で情報流通におけるネットワークの中心性分布を調べ、状況拡散が起きている状況と起きていない状況での中心性分布の違いを示した。

これらの知見にもとづいて、情報拡散状況を再現するためのネットワーク生成モデルならびに情報拡散シミュレーションの構築を行った。「拡散過程の解析」「デマ拡散のモデル化」そして「モデルの検証」を行った。拡散モデルの構築に際し、病気の感染モデルとして有名な SIR モデルを拡張させた。まず、解析の結果から、デマ拡散過程を大きく 4 つのタイプに分類可能である感触を得た。そして、今回はその中のデマならびにデマ訂正情報の拡散のピークがそれぞれ 1 回のみの事例において、提案モデルによる現実の拡散過程の再現を試みた結果、提案モデルにおいて現実の拡散過程を再現することに成功した。デマ拡散モデルに対して、これまでの拡張 SIR モデルをさらに拡張し、各ノードに自律的な判断力をもたせたマルチエージェント型の情報拡散モデル(AIDM)を提案した。AIDM では、ユーザの情報伝搬行為をエージェントとしてモデル化したものであり、拡散 SIR 型では再現できなかったマルチバースト型のデマ拡散現象の再現を可能とした(図 2)。

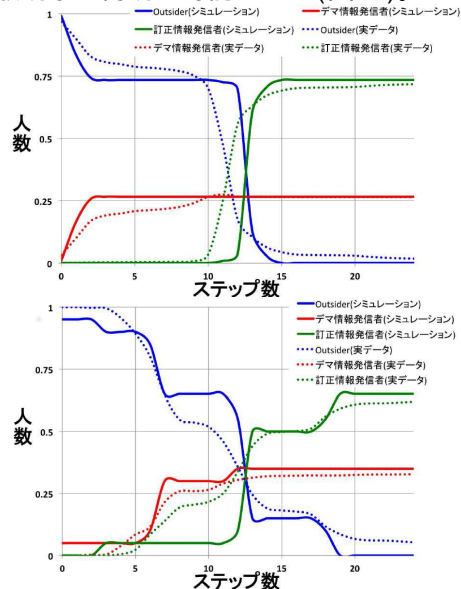


図 2 シングルバースト型情報拡散過程とマルチバースト型情報拡散過程

また、空間上に分布するノード間のネットワークを生成するモデルを構築し、空間を考慮した情報拡散現象のシミュレーションに取り組み、情報の拡散、不拡散の現象

の解明に取りくんだ。

4.1.3 議論変遷の可視化

東日本大震災時に Twitter などのソーシャルメディアが活用されたことはよく知られており、どんな議論がされていたかについては、ソーシャルネットワークの自分の近傍のツイートを見ることである程度は知ることができる。しかし、それでは自分の属するコミュニティが興味を持たない種類、またはかけ離れた社会的階層の話題などを知ることができない。そこで、そのような災害時において Twitter の話題を包括的に把握できるように、ツイートアーカイブから地震や原発などの発生した事件に関する Twitter ユーザの議論の内容や変遷を自動的に抽出すると共に、それをわかりやすく可視化する研究を行った。

一つは、Twitter のイベントの因果関係ネットワークを抽出する手法である。Twitter のツイートアーカイブから、注目したいイベントの関連語を頻度とピーク特性に注目して抽出する。さらに、各ユーザごとにそのイベント関連語の前後関係をカウントして得られるイベント関連語の遷移頻度行列を用いて、単語出現の因果関係の有無と方向を単語間の条件付き遷移確率から決定する。ただし、この状態で得られる因果関係は冗長であり、さらにネットワーク構造の簡略化を適用することで、因果関係ネットワークとして抽出することができる。実際に東日本大震災時のツイートアーカイブに適用して因果関係ネットワークを抽出した結果、図 3 に示すように「東日本大震災」という単語から様々な単語が派生していることや、それから因果関係により導き出された「水素爆発」や「輪番停電」という単語から、さらに多くの単語が派生していたことがわかった。なお、この研究用に作成したインフラストラクチャとデータは、トピック抽出を用いて議論話題を抽出する別の JSPS 科研費 26330345 における研究でも使用した。



図 3 東日本大震災因果関係ネットワーク

もう一つは、Twitter における Twitter に

おけるユーザの感情変化を、ツイートに含まれる顔文字を分析・可視化することで把握する手法である。まず、顔文字を用いた Unicode プロパティや Unicode 文字ブロックの情報を利用することで、顔文字の多様性を許容した自動抽出をおこない、次に、抽出された多彩な顔文字を一覧表示できる顔文字クラウドを使って、Twitter におけるツイートの感情変化の可視化を試みた。従来手法では顔文字の構造をある程度仮定していたために、既知のパターンと大きく異なる顔文字や、Unicode の普及に伴って誕生した特殊顔文字などを扱うことができなかったが、本手法ではこれらの顔文字も発見的に抽出できた。さらに、実際に東日本大震災時のツイートアーカイブに適用して可視化した結果、震災発生前は喜びの感情を示す顔文字がが支配的だったのに対して、震災発生直後は悲しみの感情を示す顔文字が支配的になっていたことを示した。

4.2 ゲーム学習アプローチ

被災者の情報伝搬行動の変化および構造の変化をゲーム学習的適応とネットワーク特徴量の変化として捉えるボトムアップ的な手法では、まず、非常時における情報伝搬を情報収集機会の選択ゲームと見做し、このゲームを試行錯誤する過程をマルチエージェント強化学習でモデル化し、システムとしての限界などの解析を進めた。

まず、各エージェントの試行行動とエージェント間の相互作用を確率的にモデル化し、学習行動の形式的解析を行った。その結果、試行行動による系の揺らぎに起因する最適行動獲得の限界を理論的に解析し、社会的選択ゲームとしての限界を示すことに成功した(図 4)。さらにこの限界は、数値実験によっても検証され、特に Exploration 率については、自明でない最適解が存在することが示された。

$$\text{Error} \geq T\sigma^2 + \frac{K\hat{g}_a}{\epsilon T} + \epsilon N(2 - \frac{K+1}{K}\epsilon)$$

図 4 Exploration 率と学習誤差の関係

また、この最適解の存在について、被災コミュニティの規模との関連を、解析的および実験的に調査した。その結果、非定常環境マルチエージェント学習におけるエージェント数と Exploration 率による学習誤差の関係を解析的および実験的に求めた。その結果、エージェントの総数の変化では最適 Exploration 率は変化しないことが判明した(図 5)。このことは、小規模なコミュニティでの最適な Exploration 率がそのまま大規模なコミュニティにおいても適用できることを示唆している。

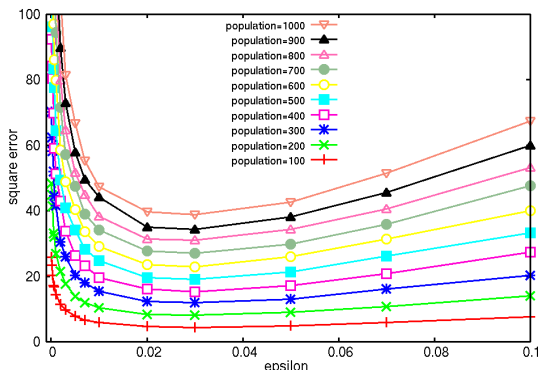


図 5 エージェント数が最適 Exploration 率に影響しないことを示す学習曲線

さらに、この情報収集機会選択の探索率について、最適性と均衡性との関係性をすすみ、社会的安定と最適の違いについての考察を行った。その結果、社会的均衡よりも探索率を高め誘導することが社会的な効率向上につながる結果が得られた。これらは、災害時の各種資源選択における全体効率化の指針につながると思われる。

4.3 まとめ

以上のように、災害時のソーシャルメディアによる情報共有に適した構造、および人々の行動モデルと社会的最適性の関係を明らかにした。さらに、どのようにすれば目的となる構造や行動を創発できるかを明らかにするためのネットワーク形成ゲームについても研究を開始し、一定の成果を得ている。

5. 主な発表論文等

[雑誌論文](計11件)

- 白井翔平, 島海不二夫 情報拡散に影響するネットワーク構造特徴 人工知能学会論文誌 Vol. 30 No.1 p.195-203 (2015/1)
- Satoshi Kurihara, Yoshiyuki Okada, Masayuki Numao, Fujio Toriumi, Takeshi Sakaki, Kosuke Shinoda, Kazuhiro Kazama, and Itsuki Noda “SIR-Extended Information Diffusion Model of False Rumor and its Prevention Strategy for Twitter”, Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, pp.598—607, (2014/10).
- Keisuke Ikeda, Yoshiyuki Okada, Fujio Toriumi, Takeshi Sakaki, Kazuhiro Kazama, Itsuki Noda, Kosuke Shinoda, Hirohiko Suwa, and Satoshi Kurihara, “Multi-Agent Information Diffusion Model for Twitter”, The 2014 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence, pp.21-26 (2014/08).
- Shohei Usui, Fujio Toriumi, Masato Matsuo, Takatsugu Hirayama, and Kenji Mase Greedy Network Growth

Model of Social Network Service Computational Intelligence and Intelligent Informatics Vol.18 No.4 pp.590-597 (2014/7)

- Fujio Toriumi, Hitoshi Yamamoto, and Isamu Okada Influence of Payoff in Meta-Rewards Game Computational Intelligence and Intelligent Informatics Vol.18 No.4 pp.616-623 (2014/7)
 - Keisuke Ikeda, Yoshiyuki Okada, Fujio Toriumi, Takeshi Sakaki, Kazuhiro Kazama, Itsuki Noda, Kosuke Shinoda, Hirohiko Suwa, and Satoshi Kurihara “Agent-based Information Diffusion Model : Simulation Model for False Rumor Diffusion Process The 6th International Workshop on Emergent Intelligence on Networked Agents”, pp. 40-52 (2014/5).
 - 島海不二夫, 篠田孝祐, 榊剛史, 栗原聡, 風間一洋, 野田五十樹 異種協調型災害情報支援システム実現に向けた基盤技術の構築 人工知能学会論文誌 Vol. 29 No.1 p.113-119 (2014/1)
 - 白井 翔平, 島海 不二夫, 平山 高嗣, 榎堀 優, 間瀬 健二: なぜ震災後デマが拡散したのか ~ ネットワーク構造の影響分析 ~ 電気学会論文誌C(電子・情報・システム部門誌) Vol.133 No.9 pp.1796-1805(2013/9)
 - 篠田 孝祐, 榊 剛史, 島海 不二夫, 風間一洋, 栗原 聡, 野田 五十樹, 松尾豊, “東日本大震災時における Twitter の活用状況とコミュニケーション構造の分析”, 知能と情報, Vol.25, No.1, 201, pp.598—608 (2013).
 - 島海不二夫, 篠田孝祐, 兼山元太: ソーシャルメディアを用いたデマ判定システムの判定精度評価 情報処理学会デジタルプラクティス Vol.3 No.3 pp.201-208 (2012/7).
 - Satoshi Kurihara, Takashi Shirai, Fujio Toriumi, Takeshi Sakaki, Kosuke Shinoda, Kazuhiro Kazama, and Itsuki Noda, “SIR-based Information Diffusion Model of False Rumor and its Diffusion Prevention Strategy for Twitter”, International Workshop of Social Media and Simulation in Social Informatics, sponsored by Society of Socio-Informatics (At 4th World Congress on Social Simulation), cd-rom, pp.1-12(2012)
- [学会発表](計27件)(以下は主なもの)
- 北田 剛士, 風間 一洋, 榊 剛史, 島海不二夫, 栗原 聡, 篠田 孝祐, 野田 五

十樹, 齊藤 和己: Twitter のトピック変遷の可視化法の提案, 第 7 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2015), E2-6, 磐梯熱海ホテル華の湯(2015/3).

- 野田五十樹, “非正常環境マルチエージェント学習における Stepsize と Exploration 率の効果”, JAWS 2014, 宮崎県宮崎市(2014/10) (査読有).
- Shohei Usui, Fujio Toriumi, Takatsugu Hirayama, and Kenji Mase, Analysis of Information Diffusion Focusing on Directed Network NetSci2014, (2014/6) (査読有).
- Shohei Usui, Fujio Toriumi, Takatsugu Hirayama and Kenji Mase Analysis of information diffusion on directed networks The 6th International Workshop on Emergent Intelligence on Networked Agents (2014/5) (査読有).
- 風間一洋, 榊剛史, 鳥海不二夫, 篠田孝祐, 栗原聡, 野田五十樹:顔文字に着目したツイートの感情変化の分析, Web とデータベースに関するフォーラム (WebDB Forum 2013), 京都大学・百周年時計台記念館(2013/11).
- Shohei USUI, Fujio TORIUMI, Takatsugu HIRAYAMA and Kenji MASE Analysis of Influential Features for Information Diffusion 2013 ASE/IEEE International Conference on Social Computing (2013/9) (査読有).
- 野田五十樹, “動的環境におけるマルチエージェント同時学習における最適 Exploration に関する考察”, JAWS 2013, (2013/9) (査読有).
- Fujio Toriumi, Takeshi Sakaki, Kosuke Shinoda, Kazuhiro Kazama, Satoshi Kurihara, and Itsuki Noda Information Sharing on Twitter During the 2011 Catastrophic Earthquake 2nd International Workshop on Social Web for Disaster Management (swdm2013) WWW 2013 Companion Publication pp.1025-1028 (2013/5) (査読有).
- 鳥海不二夫, 篠田孝祐, 榊剛史, 第 19 回社会情報システム学シンポジウム・特別講演 大震災・そのときソーシャルメディアは動いた・・・のか? ~東日本大震災・Twitter データの分析~ (2013/1) (招待講演).
- 栗原聡, 社会ネットワークの概論と震災における SNS の効用, 第 3 回ソーシャルコンピューティングシンポジウム (Soc2012)(2012/9) (招待講演)
- 野田五十樹, 網羅的マルチエージェント社会シミュレーションの可能性, 情報処理学会研究報告 (SIG-ICS 168) (2012/9), 東京(招待講演)
- 鳥海不二夫, 篠田孝祐, 榊剛史, 風

間一洋, 栗原聡, 野田五十樹 震災時における Twitter のリツイート分析, 信学技報, vol. 112, no. 94, AI2012-4, pp. 19-24, (2012/6) (招待講演).

6. 研究組織

(1) 研究代表者

野田五十樹 (NODA, Itsuki)
独立行政法人産業技術総合研究所・人間情報研究部門・総括研究主幹
研究者番号: 4 0 3 5 7 7 4 4

(2) 研究分担者

鳥海不二夫 (TORIUMI, Fujio)
東京大学・工学(系)研究科(研究院)・准教授
研究者番号: 3 0 3 7 7 7 7 5

栗原聡 (KURIHARA, Satoshi)
電気通信大学・その他の研究科・教授
研究者番号: 3 0 3 9 7 6 5 8

山下倫央 (YAMASHITA, Tomohisa)
独立行政法人産業技術総合研究所・人間情報研究部門・主任研究員
研究者番号: 5 0 4 1 5 7 5 9

風間一洋 (KAZAMA, Kazuhiro)
和歌山大学・システム工学部・教授
研究者番号: 6 0 6 4 7 2 0 4

篠田孝祐 (SHINODA, Kosuke)
電気通信大学・その他の研究科・助教
研究者番号: 9 0 5 3 3 1 9 1