

エージェントモデルを用いた
情報拡散メカニズム解明と拡散制御手法の構築

池田 圭佑

電気通信大学
2018年3月

エージェントモデルを用いた
情報拡散メカニズム解明と拡散制御手法の構築

池田 圭佑
電気通信大学
大学院情報システム学研究科
博士(工学)の学位申請論文
2018年3月

著作権所有者
池田 圭佑
2018年3月

エージェントモデルを用いた
情報拡散メカニズム解明と拡散制御手法の構築

池田 圭佑
電気通信大学
2018年3月

博士論文審査委員会

主 査: 栗原 聡 教授
委 員: 大須賀 昭彦 教授
委 員: 田中 健次 教授
委 員: 坂本 真樹 教授
委 員: 和泉 潔 教授

Abstract

With the advent of social media such as Twitter, everyone sent out information easily, and the information spread widely. However, misinformation such as false rumor may spread, which is a big social problem. In this research, I have been working on a method to control the spread of false rumor, especially, in the disaster. The control method in this research is to inform so quickly and many people about correction information which is information for negating or modifying false rumor. In order to find out how to transmit correction information quickly, it is necessary to identify the diffusion mechanism of information. Therefore, in this research, in order to identify information diffusion mechanisms, I constructed a novel information diffusion model focused on human information transmission behavior. The proposed model expresses spreading of information on social media by considering the following five features, (1)User diversity, (2)Multiplexing of information paths, (3)Novel state transition model for multiple tweet, (4) Life pattern, (5) Information dissemination from multiple information sources. As validation of the proposed model, I reproduced the false rumor diffused at The Great East Japan Earthquake. As a result, the proposed model has reproducibility of multiple false rumor diffusion and validated it. In addition, we revealed methods to spread more “correction information”. One way is “Select the starting point of the correction information spreading to the user who is the hub of the network among all the users”, and the other way is “Select the starting point of the correction information spreading to the user who has the largest number of followers among the users who posted the false rumor”.

概要

本研究では、大きな社会問題となっているデマ情報の拡散，その中でも災害時におけるデマ情報を制御する手法構築に取り組む。本手法は，デマ情報を否定・修正する情報である訂正情報を多くの人に迅速に伝えることにより，デマ情報の制御が可能であるとの考えにもとづいている。情報をいかに速く伝えるかを探るには，情報の拡散メカニズムを同定する必要がある。そのため，本研究では人の情報伝達行動に着目する情報拡散モデルを構築し，情報拡散メカニズム同定に取り組む。

私たちは日々多種多様な情報を伝達している。例えば，会社の重要な契約の内容から明日の天気や近所に新しくオープンするお店の話，本当かどうか分からない噂話のようなものまで様々な情報がやり取りされている。これらの情報の中には，時に多くの人々に伝わり，実社会に正負両方の影響を与える場合もある。このような多くの人に情報が伝達される現象を本研究では「情報拡散」と呼ぶ。「情報拡散」は，古くからある現象ではあるが，特にここ十数年で携帯端末が普及し，いつでもどこでもインターネットに接続し多くの友人とコミュニケーションをとることが可能な社会となったため，より簡単に情報の拡散が発生する状況となった。このような情報技術の発達が発達の伝達に多くのメリットやデメリットを生じさせている。例えば，Twitterは人気のあるマイクロブログサービスであり，多くのユーザーが友人知人とのコミュニケーションや情報収集・発信のために利用している。Twitterは日常生活でも重要なコミュニケーションの場となっているが，震災などの災害時にも有用なコミュニケーションの場として利用された。2011年3月に発生した東日本大震災時には，ライフライン情報や，家族・友人知人の安否情報，震災の規模等の情報がTwitterを通してやり取りされた。これはTwitterの良い面である。また，2016年4月に発生した熊本地震の際にもTwitterなどのソーシャルメディアが活発に利用されており，今後も災害時における重要な情報源として利用されることが予想される。しかし，Twitterにはデマ情報が瞬く間に広まってしまうというデメリットも存在しており，東日本大震災や熊本地震では複数のデマ情報の拡散が確認された。なお，本研究ではデマ情報を「根拠が無く，後に誤りを指摘する内容の情報が発表された情報」とする。

災害時は情報が錯綜しており，被災者らは受け取った情報の真偽を確認することが極めて困難である。そのため，デマ情報によるさらなる混乱や深刻な被害が発生する可能性がある。デマ情報の拡散は大きな社会問題であり，災害大国である日本ではデマ情報の拡散を早期に収束させる手法の確立が急務である。そのためには，デマ情報がどのように拡散するかという情報拡散メカニズムを明らかにし，そのメカニズムにもとづいてデマ情報の制御手法を構築する必要がある。

本研究では情報拡散メカニズムを同定するため，実際のデマ情報拡散を再現可能な情報拡散モデルを構築する。東日本大震災では大きく分けてデマ情報及び訂正情報の拡散ピークが1度だけのシングルバースト型デマ拡散と，デマ情報及び訂正情報の拡散ピークが複数回存在するマルチバースト型デマ拡散という2種類

のデマ拡散現象が存在した。これら2種類のデマ情報は拡散する様子が大きく異なるため、情報拡散メカニズムを同定するためには両者を再現可能な情報拡散モデルが必要である。

まず、情報拡散モデルを構築するために実際に東日本大震災時に拡散したデマ情報を分析した。

次に、分析結果を踏まえ、Twitterユーザーを趣味嗜好の概念を持つエージェントとして定義し、複数のエージェントが相互作用することで情報拡散現象を表現するモデルであるAIDM (Agent-based Information Diffusion Model) を提案した。本モデルの妥当性を示すため、東日本大震災時に拡散が確認されたシングルバースト型デマ拡散及びマルチバースト型デマ拡散を再現した。その結果、提案モデルが実際のデマ拡散の再現性を有することが明らかになった。

そして、災害時に利用可能なデマ情報の制御手法について検証した。その結果、ネットワークのハブユーザーに訂正情報を拡散してもらう手法と、デマ情報をつぶやいたユーザー中で最もフォロワー数が多いユーザーに訂正情報を拡散してもらう手法が同程度に有効であることが分かった。この結果から、実際の災害時に運用することを考えると、デマ情報をつぶやいた中で最もフォロワー数が多いユーザーに協力してもらう手法が良いと考えられる。これはデマ情報を知らないユーザーに依頼するよりも、デマ情報を知っているユーザーに依頼した方がコストを低くできると予想できるためである。また、ハブユーザーには様々な情報が集まることが予想される。そのため、ハブユーザーの処理能力を超えてしまい、デマ情報の訂正依頼に気づいてもらえない可能性も存在するためである。

目次

第1章	序論	1
1.1	研究背景	1
1.2	研究目的	4
1.3	本論文の構成	6
第2章	情報拡散	8
2.1	情報の伝達	8
2.1.1	伝達される内容 (情報)	8
2.1.2	情報の送り手と受け手	15
2.1.3	伝える手段 (メディア)	16
2.1.4	感染症の伝播	19
2.2	災害時における情報拡散	21
2.2.1	東日本大震災	22
2.2.2	震災時 Twitter にてやり取りされた情報	27
2.2.3	震災時に拡散したデマ情報	32
第3章	関連研究	34
3.1	情報拡散に関する研究	34
3.1.1	情報拡散の実態把握に関する研究	34
3.1.2	情報拡散のモデル化に関する研究	37
3.1.3	情報拡散の制御に関する研究	39
3.2	拡張 SIR モデル	40

3.2.1	SIR モデルと情報拡散の差異	40
3.2.2	拡張 SIR モデル	44
3.2.3	拡張 SIR モデルで可能なこと及び課題	47
第 4 章	デマ情報の分析	49
4.1	デマ情報の収集及び分析	49
4.1.1	デマ情報・訂正情報の抽出	51
4.1.2	対象とするデマ情報	53
4.1.3	ヨウ素に関するデマ	63
4.2	シングルバースト型・マルチバースト型デマ拡散	69
4.3	マルチバースト型デマ拡散における重複ユーザー	71
4.4	情報拡散のされ方	72
4.4.1	情報拡散の形態	73
4.4.2	分析結果の考察	79
4.5	拡散した情報の種類	81
4.5.1	“公式 RT による拡散”の種類	81
4.5.2	“通常ツイートによる拡散”の種類	84
4.5.3	分析結果の考察	84
4.6	拡散に寄与したユーザー	86
4.6.1	複数回つぶやいたユーザーが公式 RT に与えた影響	86
4.6.2	公式 RT の情報源となったユーザーの特徴	86
4.6.3	分析結果の考察	87
4.7	情報拡散とユーザーの居住地の関係	90
4.7.1	デマ情報の拡散地域に対する仮説	90
4.7.2	ユーザー居住地の推定方法	90
4.7.3	推定結果及び考察	91

第 5 章	情報拡散のモデル化	100
5.1	Agent-based Information Diffusion Model の提案	100
5.1.1	エージェントの多様性	101
5.1.2	複数回のつぶやき	102
5.1.3	情報経路の多重性	103
5.1.4	人の生活パターン	104
5.1.5	複数情報源からの情報発信	109
5.1.6	AIDM における各エージェントの振る舞い	109
5.2	AIDM の妥当性検証実験	110
5.2.1	実験環境	110
5.2.2	実験手順	112
5.2.3	妥当性の評価方法	115
5.2.4	実験結果	117
第 6 章	デマ情報の制御	124
6.1	制御手法	124
6.2	制御手法の評価方法	125
6.3	制御手法の評価結果	126
6.4	議論	130
第 7 章	結論	131
7.1	本研究のまとめ	131
7.2	今後の展望	133
謝辞		135
参考文献		137
研究業績		147

目次

1.1	Twitter と Facebook のユーザー数の推移. ¹	2
2.1	情報の送り手と受け手の関係	16
2.2	Twitter のタイムライン タイムライン上には自身のツイートやフォローした相手のツイート 等が表示される.	18
2.3	東日本大震災の津波の様子 ²	24
2.4	東日本大震災での検索活動の様子 ³	25
2.5	福島第一原子力発電所事故の概要 ⁴	26
2.6	被災地の情報ニーズとメディアのポジショニング ⁵	29
2.7	被災地域の自治体アカウントのツイート数等の推移 ⁶	31
3.1	SIR モデル ⁷	41
3.2	拡張 SIR モデルにおける感染状態の変化 ⁸	45
4.1	表 4.2 中の用語の包含関係	53
4.2	コスモ石油の公式発表 ⁹	54
4.3	「コスモ石油」および「有害物質」を含むツイート数の変化 ¹⁰	55
4.4	実際の拡散の様子 (コスモ石油に関するデマ情報)	58
4.5	「関西」および「節電」を含むツイート数の変化 ¹¹	59
4.6	実際の拡散の様子 (節電に関するデマ情報)	62
4.7	「ヨウ素」を含むツイートの数 ¹²	63
4.8	実際の拡散の様子 (ヨウ素に関するデマ情報)	66

4.9	本研究におけるバースト（コスモ石油に関デマ情報をもとに図示）	70
4.10	デマ情報が拡散した地域の予想図 (地図データ提供:©2017 Google, SK telecom, ZENRIN)	91
4.11	実際にデマ情報を投稿したユーザーの居住地 (デマ情報) (地図データ提供:©2015 Google, SK telecom, ZENRIN)	93
4.12	第1期間における都道府県毎のデマ情報投稿ユーザーの割合 (地図データ提供:©2017 Google, SK telecom, ZENRIN)	94
4.13	第2期間における都道府県毎のデマ情報投稿ユーザーの割合 (地図データ提供:©2017 Google, SK telecom, ZENRIN)	95
4.14	第3期間における都道府県毎のデマ情報投稿ユーザーの割合 (地図データ提供:©2017 Google, SK telecom, ZENRIN)	96
4.15	第1期間における都道府県毎の訂正情報投稿ユーザーの割合 (地図データ提供:©2017 Google, SK telecom, ZENRIN)	97
4.16	第2期間における都道府県毎の訂正情報投稿ユーザーの割合 (地図データ提供:©2017 Google, SK telecom, ZENRIN)	98
4.17	第3期間における都道府県毎の訂正情報投稿ユーザーの割合 (地図データ提供:©2017 Google, SK telecom, ZENRIN)	99
5.1	ORSモデルにおける状態遷移	103
5.2	ツイート数に基づく時間帯毎のTwitterの利用状況	105
5.3	コスモ石油に関するデマ情報の拡散とTwitter利用状況の関係	106
5.4	節電に関するデマ情報の拡散とTwitter利用状況の関係	107
5.5	作成したネットワークのリンク数の分布 (フォロワー数)	113
5.6	作成したネットワークのリンク数の分布 (フォロワー数)	114
5.7	コスモ石油に関するデマ情報の再現結果	120
5.8	節電に関するデマ情報の再現結果	121
5.9	ヨウ素に関するデマ情報の再現結果	122

6.1	各制御手法毎の訂正情報発信者数 (コスモ石油に関するデマ情報)	127
6.2	各制御手法毎の訂正情報発信者数 (節電に関するデマ情報)	128
6.3	各制御手法毎の訂正情報発信者数 (ヨウ素に関するデマ情報)	129

表 目 次

2.1	東日本大震災の規模及び被害状況 ¹³	23
2.2	被災地のユーザーにとってのメディアの価値 ¹⁷	30
4.1	各日のツイート件数(2011年3月11日 24日)	50
4.2	デマ情報ツイートおよびデマ訂正ツイートの抽出手順 ¹⁴	52
4.3	コスモ石油に関するデマ情報: デマ情報・訂正情報ツイートの一部 ¹⁵	55
4.4	ネガティブキーワードおよびポジティブキーワード: コスモ石油に関するデマ情報	57
4.5	節電に関するデマ情報: デマ情報・訂正情報の一部 ¹⁶	59
4.7	ヨウ素に関するデマ情報: デマ情報およびデマ訂正ツイートの一部 ¹⁷	64
4.6	ネガティブキーワードおよびポジティブキーワード: 節電に関するデマ情報	67
4.8	ネガティブキーワードおよびポジティブキーワード: ヨウ素に関するデマ	68
4.9	対象とする期間の設定(実データ)	73
4.10	各期間におけるユーザー数(実データ)	74
4.11	ユーザーの重複率(実データ)	74
4.12	情報拡散の分類名	76
4.13	情報拡散の形態によるツイートの分類手順	77
4.14	“RTによる拡散”と“通常ツイートによる拡散”のツイート数	77
4.15	“公式RTによる拡散”と“非公式RTによる拡散”のツイート数	78

4.16	拡散に関わったユーザー数	80
4.17	“公式 RT による拡散”における情報源の種類 の分析手順	82
4.18	“公式 RT による拡散”における情報源	83
4.19	“公式 RT による拡散”による情報源の数	84
4.20	“通常ツイートによる拡散”におけるフォロー フォロワー関係のあるユーザー数及び フォローフォロワー関係のないユーザー数	85
4.21	複数回情報をつぶやいたユーザーとその特徴 (注:情報取得できなかった部分は“-”と記載.)	88
4.22	公式 RT の情報源となったユーザーの特徴 (RT された回数の上位 3 人) (注:情報取得できなかった部分は“-”と記載.)	89
5.1	時刻毎の Twitter 投稿割合	108
5.2	ネットワークの設定	112
5.3	各パラメータの設定	112
5.4	シングルバースト型デマ拡散の実験手順	115
5.5	マルチバースト型デマ拡散 (節電) の実験手順	116
5.6	マルチバースト型デマ拡散 (ヨウ素) の実験手順	117
5.7	対象とする期間の設定 (節電)	118
5.8	対象とする期間の設定 (ヨウ素)	119
5.9	類似度	123
5.10	1 ステップあたりの類似度	123
5.11	各期間の組み合わせにおけるユーザーの重複率 (節電)	123
5.12	各期間の組み合わせにおけるユーザーの重複率 (ヨウ素)	123

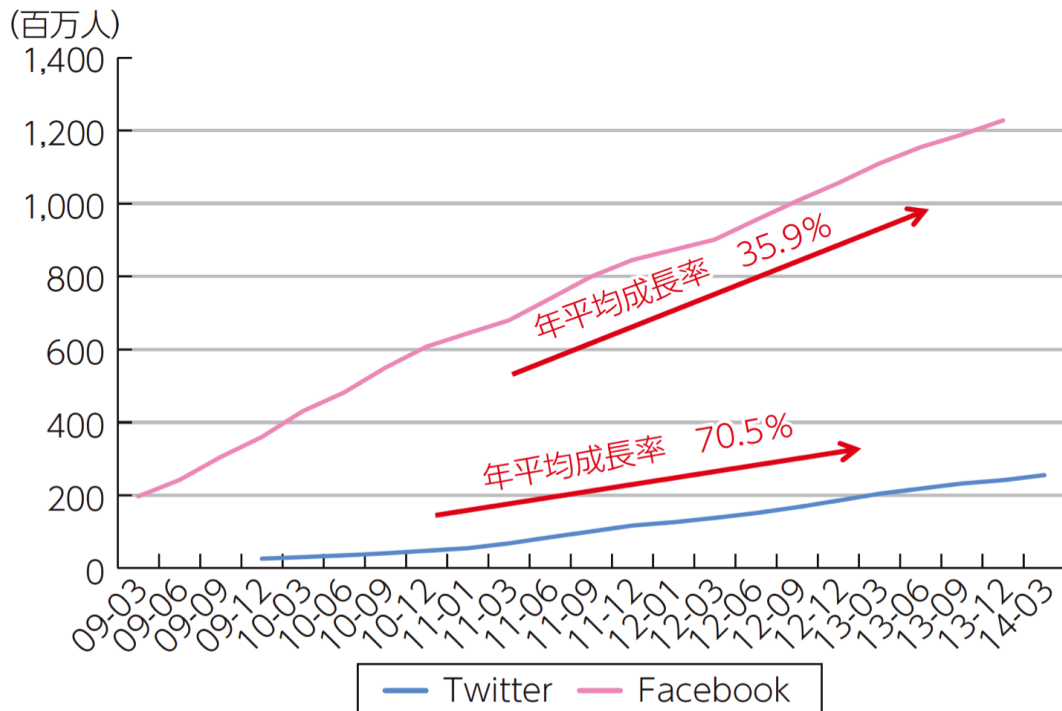
第1章 序論

1.1 研究背景

私たちは、日々他者とコミュニケーションをとっている。例えば、近所にできた新しい店のオープニングキャンペーンや数週間後に迫った衆議院議員選挙の動向、友人の恋愛事情など内容は多岐にわたる。社会学者のアンソニー・ギデンズ [1] によれば、コミュニケーションとは「一方の個人ないし集団から他方の個人や集団への情報の伝達。」¹とされる。このような情報の伝達は、口伝えであったり、テレビやラジオ、インターネットなど様々な方法によってなされている。情報の伝達が繰り返されることによって、より多くの人に情報が伝わる。例えば、テレビドラマの主題歌が人気を博して大きなブームとなったり、カップ焼きそばの中にゴキブリが混入していたという情報が拡散し、そのカップ麺の販売が停止したりするなど情報の伝達により社会に大きな影響を与える。本研究では、このような情報の伝達が複数回繰り返され、多くの人に情報が伝わる現象を「情報拡散」と呼ぶ。このような情報拡散は古くから起こっていたが、近年の各種情報伝達技術の登場と発展によって、より簡単に情報拡散が発生するようになった。ここ十数年で特筆すべき技術といえばインターネット、とりわけ Twitter などのソーシャルメディアが挙げられるであろう。

インターネットは、もともと研究者や専門家など一部のユーザーしか利用できないものであったが、1990 年前半より一般にも使用可能となった [2]。そして、2000 年頃より、ブロードバンドインターネットの普及や携帯電話からのインターネット

¹出典:社会学, アンソニー・ギデンズ著, 松尾精文ら訳, 第五版, 而立書房, 用語解説 p.12



(出典) 各社データ等をもとに作成

図 1.1: Twitter と Facebook のユーザー数の推移.²

利用が可能となったことから、インターネットはより一般的に使用されるものとなった。インターネットからの情報発信の例として、ブログが挙げられる [3]。ブログは、「web」 + 「log」という造語に由来する言葉であるという。各種専門ツールの登場によって、ブログの公開が簡単にできるようになったことで多くの人が利用するようになった。各ツールには様々なコミュニケーションを支援するための機能が搭載されており、ブログを読んだ人がコメントを書き込むこと等も可能である。また、日本では 2ちゃんねるに代表される掲示板も人気である。

さらに、2000 年代半ばからはインターネットを利用したサービスの一つとして Twitter³や Facebook⁴、mixi⁵といったソーシャルメディアが登場した。特に Face-

²出典：平成 26 年版情報通信白書 [4]，総務省，p.22 より転載

³<http://twitter.com/>

⁴<http://www.facebook.com/>

⁵<http://mixi.jp/>

book と Twitter は世界規模でサービスが利用され、ユーザー数も増加し続けている (図 1.1). これらのサービスでは、知人や友人らと繋がることにより社会ネットワークが構築され、コミュニケーションが行われている. また、個人間のコミュニケーションに限らず、現在ではマーケティングなどを目的としたコミュニケーションなど様々な用途で利用されている. 例えば、多数の企業、芸能人、政治家らが様々な告知や広報活動を行うために、ソーシャルメディアの公式アカウントを作成している [5]. また、2013 年の第 23 回参議院議員選挙より、選挙運動時にソーシャルメディアを利用することが可能となり、政策の伝達などにも利用されている [6, 7].

ソーシャルメディアの中でも特に Twitter はフォローやリツイート機能により、利用者同士でコミュニケーションが容易に行えるため、不特定多数の Twitter ユーザーに情報が急速に拡散されるといった特徴を持つ [8, 9]. さらに、Twitter は日常生活だけでなく、震災などの災害時にも有用なコミュニケーションの場として利用された. 2011 年 3 月に発生した東日本大震災においても、携帯電話の音声通話が利用できない中 Twitter から避難情報や被災地の情報が発信され、自治体やテレビ局だけでなく一般人も積極的に Twitter を通して情報を伝達した. これにより、Twitter は単なるコミュニケーションツールとしてだけではなく、緊急時にも使用できる重要なコミュニケーションツールとして認識されるようになった [8, 10]. また、2016 年 4 月に発生した熊本地震の際にも活発に利用された. 以上のことから、Twitter は今後の災害時にも利用されることが予想される.

一方、伝達される情報が常に正しい情報であるとは限らず、情報拡散が大きな問題となることがある. 特に、Twitter で発信された情報は、リアルタイムに不特定多数の人に拡散されるという性質から、一度デマ情報が拡散されると、その情報が瞬く間に広まる. なお、本研究におけるデマ情報の定義は Okada ら [11] の定義と同様に「根拠がなく、後に誤りを指摘する内容が発表された情報」とする. 実際に東日本大震災や熊本地震では Twitter 上にデマ情報が流れ、その後訂正情報が

拡散されるという事象が複数回確認された [8, 12, 13]. 実際に各震災で拡散したデマ情報の例を以下に記す.

1. 石油タンクが爆発, 炎上した結果, 有害物質が雨に混じって降ってくるので注意せよ (東日本大震災)
2. 関東地域において不足する電力を補うため, 関西地区においても節電を行ったほうが良い (東日本大震災)
3. ライオンが逃げ出した (熊本地震)
4. 被災地にてバーベキューが振る舞われる (熊本地震)

災害時は情報が錯綜しており, 被災者らは受け取った情報の真偽を確認することは極めて困難である. そのため, デマ情報によりさらなる混乱や深刻な被害の発生が懸念される. 実際, 例 (3) ではこのデマ情報により動物園の業務が妨げられたとしてデマ情報の投稿者が逮捕された [14]. デマ情報の拡散は大きな社会問題であり, 災害大国である日本ではデマ情報の拡散を早期に収束させる手法の確立が急務である.

1.2 研究目的

前節にて, 災害時におけるデマ情報の拡散が問題となっており, デマ情報の拡散を制御する方法が求められていることを指摘した. そこで, 本研究は「有益な情報は早く拡散させ, 有害な情報は抑制する情報拡散制御手法を構築する」ことを目的とする. デマ情報の拡散を防ぐには, 投稿される情報がデマ情報か否かを推測し, その旨をユーザーに伝えるといった方法が考えられる. ところが, あとから間違いが指摘されることもあり, このような予測を行うことは現実的ではない. そのため, その情報が間違っているとわかり次第, 可及的速やかにその情報

が間違っていることを周知する必要がある。本研究では、間違っている情報を訂正する情報を速くかつ多くの人々に届ける手法を明らかにする。しかし、デマ情報がどのように人々の間で伝達され、大きな拡散現象となるかという拡散メカニズムは明らかになっておらず、有効な制御手法の提案・検証の障害となる。そこで、本研究では拡散メカニズムを同定することも目的とし、人の情報伝達行動に着目した情報拡散モデルを提案する。

情報拡散は、「伝達される内容 (情報)」, 「情報の送り手と受け手」, そして「伝える手段 (メディア)」によって構成されており、本研究では、「情報の送り手と受け手」という人が担う部分に着目する。なぜなら、情報の伝達という行為の主体は常に「人」であり、内容や伝える手段は時代や状況によって変化するものだからである。

上記の目的を達成するため、以下二つのステップにより研究を遂行する。まず、第1ステップでは、拡散メカニズムを同定する。現在、Twitter上でどのように情報が拡散するかという拡散メカニズムが不明なため、どのように拡散を制御すれば良いかはわからない。そこで、本研究では実際のデマ情報の拡散を再現可能な情報拡散モデルを構築することで、拡散メカニズムの同定を行う。そのため、まずは実際の拡散現象を分析し、得られた知見をもとに情報拡散モデルを構築する。その後、提案モデルの妥当性を検証し、拡散メカニズムを同定する。第2ステップでは同定した拡散メカニズムをもとに拡散制御手法の構築と検証をする。制御手法の検証では、第一ステップにて提案した情報拡散モデル上で拡散シミュレーションを行い、多くの訂正情報を迅速に拡散させることができる手法を探る。

なお、本研究で対象とするのは、東日本大震災時に拡散したデマ情報である。東日本大震災で拡散したデマ情報には大きく分けて2つのタイプが存在する。一つは、デマ情報や訂正情報の拡散が各1回のシングルバースト型デマ拡散であり、もう一つは拡散が複数回存在するマルチバースト型デマ拡散である。これまで、Okadaら [11] は感染モデルとして有名な SIR モデル [15] を情報拡散に対応させた拡張 SIR

モデルを提案している。本モデルは、デマ情報及び訂正情報をウィルスとみなし、Twitter 上での情報拡散をモデル化している。しかし、単純にデマ情報とウィルスを同一のものとして考えることはできないため、情報拡散の特徴を参考にし、モデリングをしている。拡張 SIR モデルを用いることで、東日本大震災で拡散したシングルバースト型デマ拡散を再現することができた。しかしながら、マルチバースト型デマ拡散の再現はなされていない。マルチバースト型デマ拡散は、同種のデマ情報の拡散が複数回発生し、その都度デマ情報を訂正する情報が拡散する現象である。そのため、デマ情報の発生タイミングや情報源となるユーザーの組み合わせ方などがシングルバースト型デマ拡散と異なると考えられ、シングルバースト型デマ拡散の再現結果からマルチバースト型デマ拡散の拡散メカニズムを推定することは難しい。また、デマ情報の制御方法を構築する際、マルチバースト型デマ拡散はなぜ複数回情報が拡散するのか、どのタイミングで訂正情報を拡散させると効率よく抑制させられるかといったことを考えなければならない。そこで、本研究では従来の拡張 SIR モデルをベースとし、シングルバースト型デマ拡散とマルチバースト型デマ拡散の両方を再現可能な新たな情報拡散モデルである Agent-based Information Diffusion Model(AIDM) を提案する。AIDM では、Twitter を利用するユーザーを趣味嗜好の概念を持つエージェントとして扱い、各エージェントが相互作用することで情報拡散現象のシミュレートする。さらに、「複数回のつぶやき」や、「情報経路の多重性」、「人の生活パターン」、「複数情報源からの情報発信」を考慮することによって、マルチバースト型デマ拡散を再現する。

そして、災害時にも利用可能なデマ情報の制御手法について検証を行う。

1.3 本論文の構成

本論文の構成について述べる。

第 2 章では、本研究が対象とする情報拡散についてより詳しく論じる。情報拡

散を、「伝達される内容」、「情報の送り手と受け手」「伝える手段(メディア)」という視点で俯瞰する。より具体的な内容として、震災時において実際に伝達された内容とそれらの情報がどのような影響を与えたかを整理する。そして、それらの影響を正負の立場から捉えることで、本研究の意義を述べる。

第 3 章では、関連研究を紹介する。まず、本研究で取り組む「実データ分析」、「情報拡散モデルの構築」、「拡散制御手法の検証」という 3 つの項目に関する研究を整理することで、本研究の立ち位置を明確にする。その後、本研究で構築する情報拡散モデルのベースとなる Okada ら [11] により提案された拡張 SIR モデルを紹介し、課題を整理する。

第 4 章では、実際のデマ情報拡散の実態を把握するための分析について述べる。まず、本研究にて取り上げる実際のデマ情報の詳細を述べ、その後各種分析方法及び結果について論じる。なお、本研究で実施する多くの分析ではこれまでの研究において再現に取り組まれていなかったマルチバースト型デマ拡散を再現するために必要な手がかりを探るという視点で分析を行う。

第 5 章では、本研究で提案する新たな情報拡散モデルである AIDM:Agent-based Information Diffusion Model について述べる。また、AIDM の妥当性を評価するための実験設定や手順、評価指標についても述べ、実験を実施する。実験では、実際に東日本大震災時に拡散した「コスモ石油に関デマ情報」及び「節電に関するデマ情報」、「ヨウ素に関するデマ情報」の 3 種類のデマ情報を再現する。上記 3 つの再現結果より、AIDM が妥当な情報拡散モデルであるかを論じる。

第 6 章では、デマ情報の拡散を制御する手法について述べる。そして、制御手法が、シングルバースト型デマ拡散とマルチバースト型デマ拡散の両方に対して有効な手法であるかを検証する。

最後に第 7 章で本研究のまとめ及び今後の展望について述べる。

第2章 情報拡散

本章では、情報拡散についてより詳細に述べる。まず、情報拡散のもととなる情報の伝達について俯瞰し、次に近年登場したソーシャルメディアの一つであり、本研究が対象とする Twitter について述べる。その後、災害時の情報拡散について論じる。

2.1 情報の伝達

情報拡散とは情報が広く伝達される現象、つまりコミュニケーションが繰り返された結果の現象である。前章で述べたように情報の伝達を構成する要素は、「伝達される内容(情報)」、「情報の送り手と受け手」、「伝える手段(メディア)」の3つからなる。本節ではこれらの要素について述べ、情報の伝達を概観する。また、実社会において情報拡散現象と類似する現象である感染症の伝播についても併せて述べ、情報拡散の理解を深める。

2.1.1 伝達される内容(情報)

本節では伝達される内容、つまり情報に着目する。人が伝達しあう情報について考えたとき、我々が伝達する情報は事実や直接的に有益な内容(明日の天気や自分が今必要としている物品等)はもちろん、根拠のない内容や時には間違った内容(故意であるかは問わない)など多岐にわたる。本項では、根拠のない内容や間違った内容に着目する。これらは巷では噂やデマなどと呼ばれており、このような情

報は時として大規模に拡散することが知られている。噂やデマの伝播について知ることは情報拡散メカニズム同定に必要であると考えられる。

2.1.1.1 うわさ及びデマ情報の定義

うわさ及びデマ情報の定義について述べる。うわさやデマ情報に関する広く一般的な定義はなく、研究者によって様々な定義が存在するという [16]。そこで、様々な研究や辞書による定義を述べ、その後本研究における定義を述べる。多くの文献では単に「噂」や「デマ」と記載されているが、本研究ではそれらと区別し、本研究における独自定義であることを示すため「うわさ」及び「デマ情報」と記載する。「噂」や「デマ」の類語として「流言」、「流言飛語」、「流説」などが挙げられるため、これらの定義についても併せて述べる [17]。

まず、研究者の立場からの定義について述べる。竹中 [18] によると、うわさは伝播現象と情報内容という2つの側面を持つという。前者は「対人的コミュニケーションによる情報伝達を介して、人間関係のネットワークの中を伝播していく情報」¹である。後者は「不確実であいまいである反面、人々に信じられている情報」¹である。また、噂に類似するものとして「クチコミ」という現象も存在するため、クチコミについても整理する。池田 [19] によれば、クチコミはジャーナリストの大宅壮一により造られた造語であり、社会心理学者の南博によって「くちコミュニケーション」として学术界に紹介されたと述べている。池田によるクチコミの定義は『インフォーマルな対人的コミュニケーションという手段によって、何らかの対象(たとえば商品やうわさ)の情報や評価に関わる発言がソーシャル・ネットワーク内を伝わる現象』²である。宮部ら [16] によるデマの定義は、「十分な根拠がなく、その真偽が人々に疑われている情報を流言と定義し、その発生過程(悪意

¹出典:対人心理学研究の最前線(第5回)人から人へ伝わる情報、竹中一平著、日本繊維製品消費科学会、p.39

²出典:クチコミとネットワークの社会心理:消費と普及のサービスイノベーション研究、池田謙一著、東京大学出版会、p.11

を持った捏造か自然発生か)は問わないもの³としている。三浦 [20] による定義は「ここでいう流言とは、正確さを証明できる具体的なデータがないままに口から耳へと伝えられ、次々に人々の間に言いふらされ、信じられていくような、ある出来事に関する命題のことをいう。発信源が意図的に虚偽の情報を流す「デマ」よりも広い概念である。」⁴という。

次に、各辞典における各定義を示す。類語新辞典における各定義を以下に引用する [17]。なお、各定義の出典は全て以下の通りである。出典:三省堂類語新辞典, 中村明ら編, 三省堂, p.1384

噂 「世間で言われている確証のない話。」

デマ 「流言。意図的に流す中傷。」

流言 「根拠のないでたらめなうわさ。デマ。」

流言飛語 「世間に言い触らされる確証のないうわさ。」

流説 「どこから広まったとも分からない、まことしやかに言い触らされる根拠のない話。」

広辞苑における各定義を以下に引用する [21]。なお、各定義の出典は全て以下の通りであり、該当ページ番号は各用語の後に記載する。出典:広辞苑, 新村出編, 岩波書店, 第六版

噂 「①ある人の身の上や物事についてかげで話すこと。また、その話。②世間で根拠もなく言いふらす話。風説。世評。」 (p.289)

デマ 「①事実と反する煽動的な宣伝。悪宣伝。②根拠のない噂話。流言飛語。」 (p.1930)

³出典:人間による訂正情報に着目した流言拡散防止サービスの構築, 宮部真衣ら著, 情報処理学会学会誌, p.564

⁴出典:東日本大震災とオンラインコミュニケーションの社会心理学: そのときツイッターでは何が起こったか, 三浦麻子著, 電子情報通信学会誌, p.222

流言 「根拠のない風説。うわさ。浮言。流説。」(p.2954)

流言飛語 「根拠のないのに言いふらされる、無責任なうわさ。デマ。」(p.2954)

流説 「①言い広められた説。②流言に同じ。」(p.2977)

このように噂やデマの定義は研究者や辞典によって様々であり、類語による包含関係も様々である。また、デマの定義にみられる「事実と異なる」や「でたらめ」という表現から、その情報の根拠の有無や事実と異なっているかどうかが重要であるが、これは後から真偽を確かめた結果としてはじめて間違っていることが分かるものである。よって、本研究におけるうわさ及びデマ情報の定義を以下の通りとする。

うわさ 「人と人のコミュニケーションにより伝わり、それらの伝達を担う人々の中で対象とする物事への認識が共有された情報あるいは現象」

デマ情報 根拠がなく、後に誤りを指摘する内容が発表された情報(文献[11]と同様)

ここで重要なのは、本研究におけるデマ情報は公的に真偽が明らかになった情報だけを指す点である。なぜなら、流れている情報が本当に確証のない情報であるか等を判断することは現実的には不可能であり、誤っていることがわからないことには対処しようがないためである。

また、川上[22]は一口に噂といっても以下3つの異なるタイプが存在すると指摘している。

社会情報としての噂(流言) 常に流れている噂ではない。ある特定の社会状況下において発現する。また、時に社会問題化することもある。

おしゃべりとしての噂(ゴシップ) 会社の同僚や、クラスの友人など他人に関する内容の噂である。私たちは日々他者の噂話をしている。なお、川上のいうゴシップは、有名人の噂としてのゴシップではなく、他人の噂程度の意味でゴ

シップとしている。噂の広がりには社会情報としての噂よりも狭い。なぜなら、対象の人物を相互に知っている集団の中でしか意味をなさないためである。

楽しみとしての噂 都市伝説と言われている種類の噂である。社会情報としての噂と比べ、語ること自体に意味がある。情報の伝達という側面よりも、物語を語る楽しみを持つという。そのため、物語としての構造的なテーマよりは一般的なテーマを主題とするという。また、時間が経過することで同じ噂が再び拡がることもある。

2.1.1.2 うわさが拡散する要因

このようなうわさがなぜ広く拡散してしまうのだろうか。ここでは、うわさが拡散する要因について整理する。

まず、人がうわさをやる意味や重要性についてロビン・ダンバー [23] は以下のように述べている。人はその場にはいない人の話をし、そのうわさの対象となる人が他者とどのような関係を築き、どのような行動をしているのかを知ることで、自らの集団内での立ち位置を効率的に決めるといふ。これは、現代のような大規模で分散した集団においては特に重要であり、うわさをせずにはいられないのだといふ。

うわさが拡散する要因として、さらに次の 2 点が挙げられる [22]。まず一点目は、内容の影響である。より伝わりやすいうわさは、内容がもっともらしく、人々の不安をまきおこし、信用される情報である程良いといふ。二点目は、うわさが流れる状況の影響である。人は、現状をあらわす情報に何らかの欠落があり、あいまいな状況下に置かれると情報に駆り立てられ、うわさを伝達してしまう。

これらの要因は、本研究が対象とする震災時における情報拡散においても当てはまると考えられる。三浦 [20] は、東日本大震災時にツイート数が増加した理由を探るため、東日本大震災時のツイート内容を分析した。その結果、震災時にツイート数が増加した理由は、ストレスに対処するための行動の結果であると報告

している。また、ネガティブ表現の増加が、流言の増加要因であると述べている。梅島ら [12] は、実際のツイートの分析によりデマ情報を含むツイートが持つ特徴を明らかにしている。その結果、デマ情報は「行動を促す」、「ネガティブな」、「不安を煽る」といった内容のツイートが多い。また、「行動を促す」、「ネガティブな」、「不安を煽る」といった内容のツイートはリツイートされやすい事から、デマ情報は拡散されやすいものであると述べている。

以上のことから、本研究で対象とする東日本大震災においては、そもそもデマ情報が流れる素地が形成されていたことが窺える。

2.1.1.3 デマ情報とその他の情報の拡散の違いに関する議論

これまでうわさ及びデマ情報の定義とそれらの情報が拡散する要因について述べた。本項では、デマ情報とその他の情報の拡散の違いについて議論する。また、悪意の有無が情報拡散に与える影響についても併せて議論する。

まず、デマ情報の拡散とその他の情報の拡散のされ方に関しては、違いはないと考える。本研究におけるデマ情報とは、後から誤りであることが分かった情報のことであり、誤りが指摘されるまでは一般情報と同じ様に拡散されるはずである。また、人が情報を伝達させる際は、それが間違っているものだと分かっている拡散させることはほとんどない。これは文献 [22] でも指摘されている。特に今回対象としている震災時においては、各ユーザーは正しいと思っている情報を伝達することが推測される。但し、パニックに陥り、正常な判断ができない場合、正しいと思い込んでいるがために誤情報の拡散に繋がることも考えられる。このため、今後各ユーザーのメディアリテラシーの向上等を図る必要がある。もちろん愉快犯のようなユーザーも一部には存在する可能性は否定できないが、そういったユーザーを排除することは現実的には難しく、このことからデマ情報であると分かった段階でより速く訂正情報を通知する必要がある。

次に、近年問題となっている悪意のある情報発信について述べる。悪意がある情

報とそれ以外の情報の拡散に差はないと考える。情報拡散は多くの人が情報の伝達に関わり、そして、多くの人に情報が伝わる現象である。そのため、悪意を持った人が悪意のある情報を発信したとしてもそれが広く拡散するか否かは情報の受け手の判断による。このことは、各種文献 [20, 22] でも指摘されている。よって、本研究で提案する情報拡散モデルは、情報の受け手が情報を伝えるか否かを決定するようモデリングするものとする。但し、「情報を伝達するかどうかを決定するのは受け手である」という状況は誤った情報や悪意のある情報が拡散するという問題とは異なる問題も孕んでいる。近年、正しい情報であっても必ずしも広く伝達され、多くの人に受け入れられるかはわからないという問題の存在が指摘されており、これはポスト・トゥルースやエコーチャンバー [24] という問題として知られている。ポスト・トゥルースは、オックスフォード英語辞典が選ぶ 2016 年を象徴する単語に選ばれており、2016 年頃から世界的に大きなインパクトを与えた現象である [25]。ポスト・トゥルースの定義を、オックスフォード英語辞典が公開している web ページから引用する⁵。“post-truth - an adjective defined as ‘relating to or denoting circumstances in which objective facts are less influential in shaping public opinion than appeals to emotion and personal belief’.” これを訳すと、ポスト・トゥルースとは「大衆の意見形成に影響を与えるのは客観的な事実よりも個人の信念や感情の方がより影響を与える状況」という意味である。エコーチャンバーとは、「人は異質のものよりも、自分の考えと同じだったり、似ていたりするものに賛同する傾向がある。そのため同じ考えや思想が共鳴する部屋 (エコーチャンバー) にこもり、時には他を排除してしまう。」⁶というものである。これらは、正しい情報や自身と相反する意見等を受け入れるためのチャンネルを閉ざしたものであると考えられ、デマ情報の拡散とは異なる問題である。しかし、これらの問題も重大な問題であるため、本研究では取り扱わないが今後の課題とする。また、

⁵出典:Oxford Dictionaries WORD OF THE YEAR[26], Oxford University Press

⁶出典:サイバースペースとセキュリティー: 第 1 回 「人間とは何か」 が変わる時代, 東浩紀著, 科学技術振興機構, p.628

悪意を持った情報の拡散 - 例えば, 2016 年のアメリカ大統領選挙のあたりから広く問題化したフェイクニュース等 - は世界的に見ても大きな問題であり, この問題への対処も必要である. よって, フェイクニュースについても今後の課題とする.

2.1.2 情報の送り手と受け手

コミュニケーションとは, 情報が個人 (あるいは集団) から個人 (集団) に伝わることである. そこで本項では情報を伝えている「人」に着目する.

この情報の伝達という現象には情報を伝える人 (送り手) と情報を受け取る人 (受け手) という二つの存在が必要不可欠である. また, 送り手と受け手は個人の場合もあれば, 集団の場合もあるため人数という軸でこの現象を捉えることも可能である. 図 2.1 に, 上記の内容を図示する. この図において, 上段はマスコミュニケーションを指す. マスコミュニケーション [2] とは, 「大量の情報が一方向的に一般大衆に向けてまき散らされる社会現象を指す。」⁷とされる. マスコミュニケーションによる情報の伝達はそれだけで情報拡散を形成すると考えられる. 下段左において, 特定の個人間だけで完結した場合は, 単なる情報の伝達である. よって, 本研究では下段右の個人から集団に情報が拡散する現象を対象とする. この部分のメカニズムを解き明かすことがデマ情報の制御に重要であると考えられる. なぜなら, デマ情報の制御を考えた場合マスコミュニケーションであれば送り手である集団側のコンプライアンス強化などによって対処できると考えられるためである. また, 個人間だけでの情報の伝達の場合は, 関係者の中で閉じている分には影響がないためである.

⁷出典:21 世紀メディア論, 水越伸著, 放送大学教育振興会, p.27

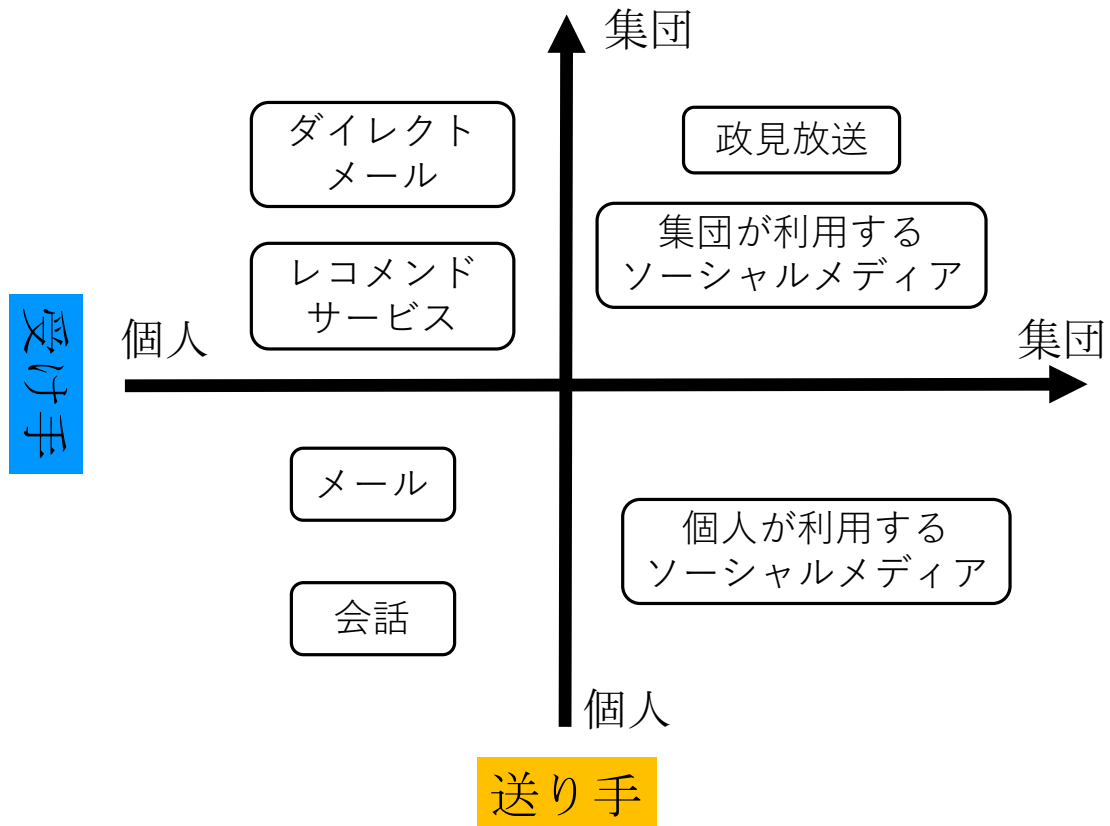


図 2.1: 情報の送り手と受け手の関係

2.1.3 伝える手段(メディア)

情報を他者に伝える手段は、古くは口伝えや、ジェスチャー、文字などが用いられていた。また、一度に多くの人に情報を伝える手段としては中世ヨーロッパで発明されたグーテンベルクの活版印刷や、近代のテレビ、ラジオなどが挙げられる。そして、今日ではインターネットや携帯端末の普及により、新たな情報伝達手段も登場している。本節では、ここ数年注目され始めたソーシャルメディアの定義と例を簡潔に述べ、その後本研究が対象とする Twitter の詳細を述べる。なお、Twitter に関する内容は Twitter 社のホームページ [27] 及び風間の文献 [9] を参考とする。

本研究では、ソーシャルメディアの定義を小林の文献 [28] より「インターネット

上で個人と個人との交流を可能にするサービス⁸とする。このようなソーシャルメディアの例として、Twitter, Facebook, mixi, youtube 等が挙げられる。

本項では、本研究が対象とする Twitter について述べる。Twitter は 2006 年にアメリカにてサービスが開始されたマイクロブログサービスの一種である。2008 年には日本語化され、日本でも多くのユーザーが利用している。2016 年 6 月 30 日の時点では、全世界で 3 億 1000 万人のアクティブアカウントが存在しており、うち 82% がモバイル端末から利用している [27]。

Twitter ユーザーは、「ツイート (Tweet)」あるいは「つぶやき」と呼ばれるテキストを Web 上に公開する (以降「ツイート」と表記する。)。このツイートには、最大 140 字までという字数制限がある。ツイートは web 上に公開されており、ブラウザ上から誰でも閲覧可能⁹である。但し、より一般的な使用方法は、閲覧したいユーザーを登録 (Twitter では「フォロー (follow)」と呼ばれる。) し、ユーザー自身のタイムライン (TL) 上に表示させる方法である (図 2.2)。このフォローには特別な許可は必要なく、ユーザーが自由にフォローしたり、フォローを解除したりすることが可能である。他のソーシャルメディアと異なり、ユーザーがフォローしたからといって、閲覧対象のユーザーもそのユーザーをフォローするとは限らない。よって、Twitter で形成されるネットワークは有向グラフとなる。このような気軽な利用形態から、芸能人や直接会ったことのないユーザーからの情報を得ることも可能である。また、Twitter では他者のツイートを気軽に再投稿したり、引用したりすることができる。これはリツイート (RT) と呼ばれており、Twitter 社が公式に提供するものとユーザーが独自に引用するものが存在する (詳細は次章で述べる。)

Twitter の基本的な機能について述べた。次に、これらの機能より得られる Twitter の特徴について述べる。Twitter は、「リアルタイム性」と「速報性」という二

⁸出典:災害とソーシャルメディア 混乱、そして再生へと導く人々の「つながり」(Kindle 版)[28], 小林啓倫著, マイナビ出版, p.142

⁹閲覧制限を設けているユーザーのツイートを除く。



図 2.2: Twitter のタイムライン
タイムライン上には自身のツイートやフォローした相手のツイート等が表示される。

つの特徴を持つ。

「リアルタイム性」は、ツイートが 140 字以内に制限されていることが影響している。他のソーシャルメディアには字数制限がないため、ある程度まとまった内容を書くことができる。しかし、Twitter では、Twitter のホーム画面に表示される「いまなにしてる？」という問いかけからも、今現在のユーザーの状況や感情などをツイートすることが想定され、リアルタイムな情報発信がなされている。

「速報性」に関しては前述の字数制限に加え、他者のツイートを気軽に閲覧で

きる点と RT 機能が備わっている点が影響している。ユーザーは、検索により好きなツイートを閲覧可能であり、RT 機能を用いてそのツイートを簡単に他者に共有することが可能である。そのため、三浦 [20] は他のソーシャルメディアはコミュニティが閉じているが、Twitter はより一般性の高いメディアであると指摘している。

この「リアルタイム性」と「速報性」の例としては、以下のものが挙げられる。2009 年 1 月に US Airways の飛行機がニューヨークのハドソン川に不時着した事故の様子が他のメディアよりも早く伝えられたり、2011 年 1 月には、エジプトで始まった「アラブの春」と呼ばれる民主化運動の様子が伝えられたりした [29]。Twitter はブログサイトの一種でありながら、このように世界的な出来事を伝えるメディアとしての性質を持っている。

また、Twitter には日々膨大な情報が投稿されている。そのため、膨大な情報の存在によって、従来までとは異なる新たな形態の情報収集方法の研究も行われている [30]。Sakaki ら [31] は、地震などのイベント発生時に Twitter 上で情報発信が行われることに着目し、ツイートを監視しながらキーワード抽出を行うことで、リアルタイムに災害を発見・報告するシステムの開発と評価を行っている。開発したシステムを用いることにより、テレビ等の地震情報より早く地震発生をユーザーに知らせることが可能であると報告している。Vieweg ら [32] は、2009 年の春に発生した米オクラホマ州の山火事と、レッド川の洪水の際につぶやかれたツイートの分析を行い、状況判断力を向上させる情報が持つ特徴を明らかにした。また、緊急時において収集した情報から有用な情報を抽出し、それらの情報を発信するシステムを開発している。

2.1.4 感染症の伝播

ネットワーク科学分野において、情報の拡散に類似する現象として感染症の伝播が議論されている [33, 34]。感染症の予防や治療は人類にとって重要な問題であり、古くから研究されている。そのため、感染症と情報の伝達の類似点と差異を整

理することで、デマ情報を制御するための手がかりが得られると考えられる。よって、本節では感染症について述べる。

まず、感染症とは何かを定義するため、首相官邸が公開している情報 [35] を以下に引用する。「ウイルスや細菌などの病原体が体内に侵入して増殖し、発熱や下痢、咳等の症状が出ることをいいます。感染症には、人から人にうつる伝染性の感染症のほかに、動物や昆虫から、あるいは傷口から感染する非伝染性の感染症も含まれています。感染してもほとんど症状が出ずに終わってしまうものもあれば、一度症状が出るとなかなか治りにくく、時には死に至るような感染症もあります。感染症は、原因となる病原体や感染経路が異なるため、予防方法はそれぞれ異なりますが、基本的な予防方法は同じです。」¹⁰

上記の内容では、非伝染性の感染症の存在が指摘されているが、本研究では情報の伝達に着目しているため、非伝染性の感染については対象としないものとする。よって、本研究が着目する感染症は「ウイルスや細菌などの病原体が体内に侵入して増殖し、発熱や下痢、咳等の症状がみられ、人から人にうつる伝染性の病気」とする。

この感染症の定義と情報の伝達について考えてみると、両者には「人によって伝達される」という大きな共通点がある。そして、人によって伝達された感染症は過去に大規模な拡散 (ペストや天然痘など) をしており、多くの人を死に至らしめた。さらに、感染症の流行は複数回繰り返される点もうわさと共通している。例えば、日本では季節性のインフルエンザの流行は毎年起きており、冬の風物詩とも言える。

このように、感染症と情報拡散には共通点があり、感染症の予防方法は有害な情報の拡散を制御するためにも利用できるのではないかと考える。そこで、感染症の予防法を述べる。前述した首相官邸が公開している感染症の予防法は、「(1) 感染経路を経つこと, (2) 予防接種を受けること, (3) 免疫力を高めること」である。

¹⁰出典:感染症対策特集～様々な感染症から身を守りましょう～, 首相官邸 HP, 首相官邸

しかし、これらの予防方法は有害な情報の拡散を止めるためには利用できないと考えられる。なぜなら、情報拡散と感染症には共通点もあるが、違いも当然ながら存在するためである。まず、予防法 (1) に関して、情報の伝達は人にとって重要な意味を持っており、他者との関わりは簡単には避けられない。

次に、予防法 (2) に関して本研究が対象とするデマ情報は後から誤りであると分かった情報である。よって、事前にデマ情報を予防することはできない。

最後に、予防法 (3) に関して、感染症は体力などの健康状態によって感染・発症が起きるため、免疫力を高めることは有効である。しかし、情報の伝達について考えてみると、受け取った情報を他者に伝えるかどうかは受け手の意思次第であり、誤った情報を知ったからと言って受け手が伝えようと思わなければ、それ以上は伝わらない。また、前述したようにデマ情報は後から誤りが分かった情報であるため、事前に耐性をつけることは不可能である。

以上のことから、感染症と情報拡散にはいくつかの共通点があるものの、感染症に対する予防法が情報拡散にそのまま利用できる訳ではない。もちろん多種多様な知識を持ち、受け取った情報が正しいかどうかの判断力を高めたり、むやみやたらに情報を伝達したりしない等のリテラシーを身につけることはデマ情報を広めないためにも有効であると思われる。本研究では、情報拡散と感染症の違いを考慮して情報拡散モデルの構築と拡散制御手法の検討を行う。

2.2 災害時における情報拡散

東日本大震災や熊本地震の際、Twitter が有用なコミュニケーションの場として積極的に利用された。本節では災害時、とりわけ震災時において Twitter が果たした役割と「デマ情報の拡散」というデメリットについて整理する。そして、このデメリットを解決するための本研究での方法論を述べる。

2.2.1 東日本大震災

日本において、Twitter 等のソーシャルメディアがテレビやラジオ等の既存メディアと同様な役割を果たしたと広く認識されたきっかけは、2011 年 3 月に発生した東日本大震災以降である [13]。そこで、まず東日本大震災の概要を述べる。東日本大震災の規模や被害状況等を概観する (表 2.1)。なお、これらの情報は内閣府防災情報ページ [36] にて公開されている「緊急災害対策本部とりまとめ報「平成 23 年 (2011 年) 東北地方太平洋沖地震 (東日本大震災) について」(平成 29 年 3 月 8 日 14:00 現在)」 [37] をもとに著者が作成した。

図 2.3, 2.4 に津波や捜索活動の様子を示す。また、この地震の発生により福島県に立地する東京電力福島第一原子力発電所においても事故が発生した。この事故は、運転中の原子炉が地震により停止したが原子炉を冷却するための設備が地震に伴う津波による浸水で故障したため、炉心溶融や原子炉建屋の爆発等が発生したものである [38, 39]。図 2.5 には、福島第一原子力発電所各号機の事故経過の概要を引用して示す。福島原子力発電所の事故当時、放射性物質による影響がテレビ等で積極的に取りあげられ、大きな話題となった。後に、この原子力発電所における事故は、原子力発電所事故の深刻度を示す国際評価「国際原子力事象評価尺度 (INES)」においてレベル 7 とされた [40]。このレベル 7 は、この評価指標において最も深刻なものであり、1986 年に発生した旧ソ連のチェルノブイリ原発事故と同レベルである。

上記のように、東日本大震災は地震と津波、そしてそれらによって発生した原子力発電所事故が重なった未曾有の大災害であった。

表 2.1: 東日本大震災の規模及び被害状況 11

発生日時	2011年3月11日(金)14時46分
震源及び規模(推定)	三陸沖(北緯38.1度、東経142.9度、牡鹿半島の東南東130km付近) 深さ24km, モーメントマグニチュード Mw9.0
各地の震度(震度6弱以上)	震度7 宮城県北部 震度6強 宮城県南部・中部, 福島県中通り・浜通り, 茨城県北部・南部, 栃木県北部・南部 震度6弱 岩手県沿岸南部・内陸北部・内陸南部, 福島県会津, 群馬県南部, 埼玉県南部, 千葉県西北部
津波	3月11日14時49分 津波警報(大津波)を発表 津波の観測値(検潮所) ・えりも町庶野 最大波 15:44 3.5m ・宮古 最大波 15:26 8.5m以上 ・大船渡 最大波 15:18 8.0m以上 ・釜石 最大波 15:21 420cm以上 ・石巻市鮎川 最大波 15:26 8.6m以上 ・相馬 最大波 15:51 9.3m以上 ・大洗 最大波 16:52 4.0m
人的被害	死者 19,533名 行方不明 2,585名 負傷者 6,230名
建築物被害	全壊 121,768戸 半壊 280,160戸 一部破損 744,396戸
避難者	123,168名

出典:緊急災害対策本部とりまとめ報「平成23年(2011年)東北地方太平洋沖地震(東日本大震災)について」(平成29年3月8日14:00現在)[37], 内閣府, p.1-2の内容をもとに著者が作成



図 2.3: 東日本大震災の津波の様子 ¹²

出典:東日本大震災記録集写真集 [41], 総務省消防庁, p.26
より転載



図 2.4: 東日本大震災での搜索活動の様子¹³

出典:東日本大震災記録集写真集 [41], 総務省消防庁, p.29
より転載

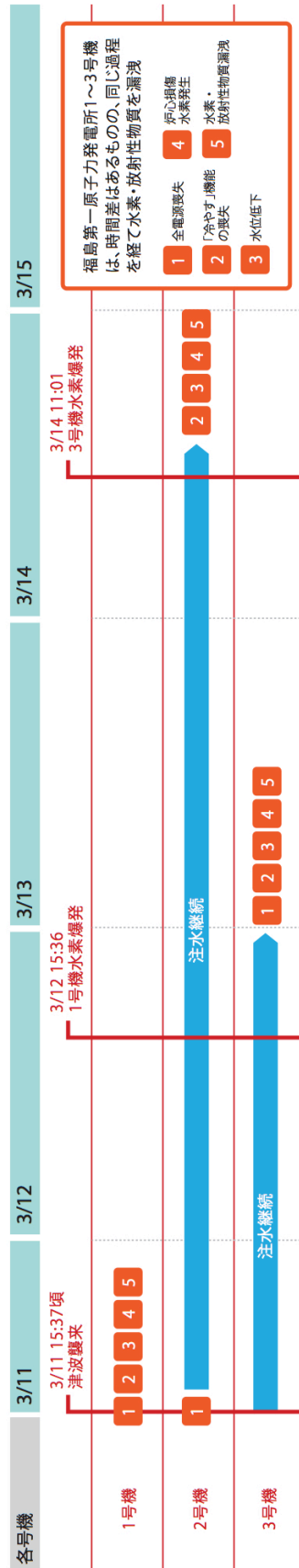


図 2.5: 福島第一原子力発電所事故の概要 14

2.2.2 震災時 Twitter にてやり取りされた情報

前節で述べたように東日本大震災は未曾有の大災害であり、人々は様々な情報を求めた。そのため、テレビやラジオ等のメディアが情報取得のために積極的に使用された。また、同様に Twitter 等のソーシャルメディアも積極的に利用された。これは、インターネットや携帯機器が普及 [42] していたことに加え、電話回線は規制されていたがインターネットを利用するための IP 回線の規制は比較的すぐに解除されたことによる [8, 43]。これらのことから、東日本大震災は Twitter 等のソーシャルメディアが災害時における重要なコミュニケーションの場となり得ると認識されるきっかけとなった災害である [13]。本節では東日本大震災時に実際に Twitter でやりとりされた情報についてまとめる。また、なぜ Twitter が震災において積極的に利用されたかについても述べる。

震災時、被災者は Twitter を通して、ライフライン情報や家族・友人・知人の安否情報、地震や余震の情報をやり取りした [10]。また、その他にも多数の情報が Twitter 上で拡散した。以下に一部の例を記す。

NHK の Ustream 配信 当時中学生の少年が、Ustream と呼ばれるライブストリーミングサービスで NHK の震災番組を再配信した [44]。NHK の放送が Ustream で視聴できるという情報は Twitter で拡散し、多くの人がこの再配信を視聴した。また、テレビ番組を無断で再配信する行為は違法であるものの、Twitter でこの状況を知った NHK の担当者が独断で許可を出し、大きな話題となった [45]。

猪瀬副知事 (当時) への救助要請 Twitter を通した通報により、子供たちが救出された。概要を奥村の文献 [43] から引用する。「気仙沼の施設の子供たちが公民館に取り残されているというツイート (施設の園長のメールを受信したイギリス在住の長男が発信した) を受けて、猪瀬副知事はヘリでの救助を手配

¹⁴出典:福島第一原子力発電所事故の経過と教訓 [38], 東京電力, p.9-10 より転載

し、12日に全員救助された。」¹⁵

anpi レポート 「#anpi」というハッシュタグをつけたツイートを投稿することで被災者の安否を確認した [46]。この「anpi レポート¹⁶」は、情報を整理し、安否が確認できた人・できていない人の名前・住所・性別などを公開するまとめサービスである。

ヤシマ作戦 電力不足を補うための活動が Twitter を通して呼びかけられた。概要を一戸の文献 [47] から引用する。「地震の影響で、電気の供給能力が不足し、東京電力管内では一時停電のおそれもあるとして節電が呼びかけられた。Twitter 上でこの呼びかけは、アニメ「新世紀エヴァンゲリオン」のストーリーになぞらえて、「ヤシマ作戦」と名付けられた。」¹⁷

それでは、Twitter が積極的に利用された理由について考察する。この背景には、前節で述べた Twitter の持つ「リアルタイム性」と「速報性」という特徴が影響していると考えられる。被災者は自分の今の状況をいち早く把握したいと思っていると推測され、上記のような特徴を持つ Twitter はうってつけのメディアである。また、この他の要因としてユーザーが求める情報と各メディアが伝える情報に差があったことが指摘されている。例えば、キー局が放送するテレビ番組で提供される情報は、地震の規模や津波の様子に関するものが主であった。これらの情報は、確かに正確かも知れないがマクロな情報であり、被災者が求めるミクロな情報(居住地近辺の被害情報、個人の安否、避難所の場所など)ではなかった [10]。図 2.6 に被災地の情報ニーズと各メディアの位置づけを示したものを引用する。このようなミクロな情報かつ既存メディアが提供できない広範囲な各被災地の情報を得るために Twitter 等のソーシャルメディアが利用された [42]。表 2.2 に被災者

¹⁵ 出典:東日本大震災 危機発生時の対応について考える: 6. 震災とソーシャルネットワーク, 奥村晴彦著, 情報処理学会, 情報処理 52 巻 9 号, p.1072

¹⁶ 2017 年 10 月 1 日現在, このサイト (<http://anpi.yusukebe.com/>) の内容を直接確認することはできない。

¹⁷ 出典:2011 年ソーシャルメディアの動向, 一戸信哉著, 敬和学園大学人文学部, 敬和学園大学研究紀要, p.87

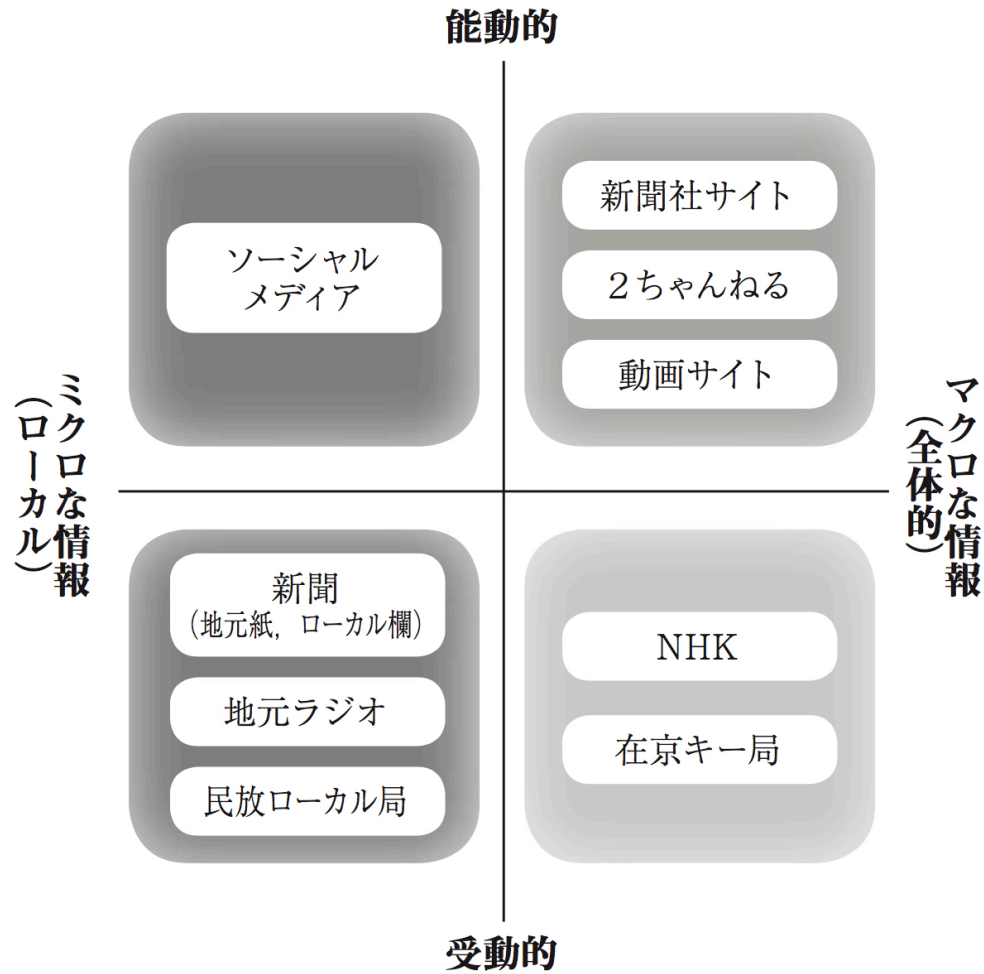


図 2.6: 被災地の情報ニーズとメディアのポジショニング¹⁸

が見いだした各メディアの価値を引用して示す。この表から、ソーシャルメディアは信頼性や正確性という点ではテレビ等より低いですが、被災者が求めた地域の情報等をすぐに得られたことが判る。

また、ソーシャルメディアは優れた情報検索性をも兼ね備えている。この検索性の背景には、震災後すぐに「#jishin」, 「#hinan」等の公式ハッシュタグ [43] が普及し、より検索し易くなったことが影響したと考えられる。さらには、図 2.7 に

¹⁸出典:東日本大震災・被災者はメディアをどのように利用したのか: ネットユーザーに対するオンライングループインタビュー調査から、執行文子著, NHK 放送文化研究所, 放送研究と調査 Vol.61 No.9 p.27 より転載

表 2.2: 被災地のユーザーにとってのメディアの価値¹⁷

	信頼性 正確性	即時性	地域性	検索性	安否 確認の 有効性
テレビ	○	○	低い	なし	△
ソーシャル メディア	低い	○	○	○	○
ラジオ (地方局)	○	○	○	なし	△
新聞 (地元紙, ローカル欄)	○	低い	○	低い	○

示すように震災後、被災地の各自治体のアカウントが多数作成された。そのため、各ユーザーが欲する情報をより多く得ることができたと考えられる。

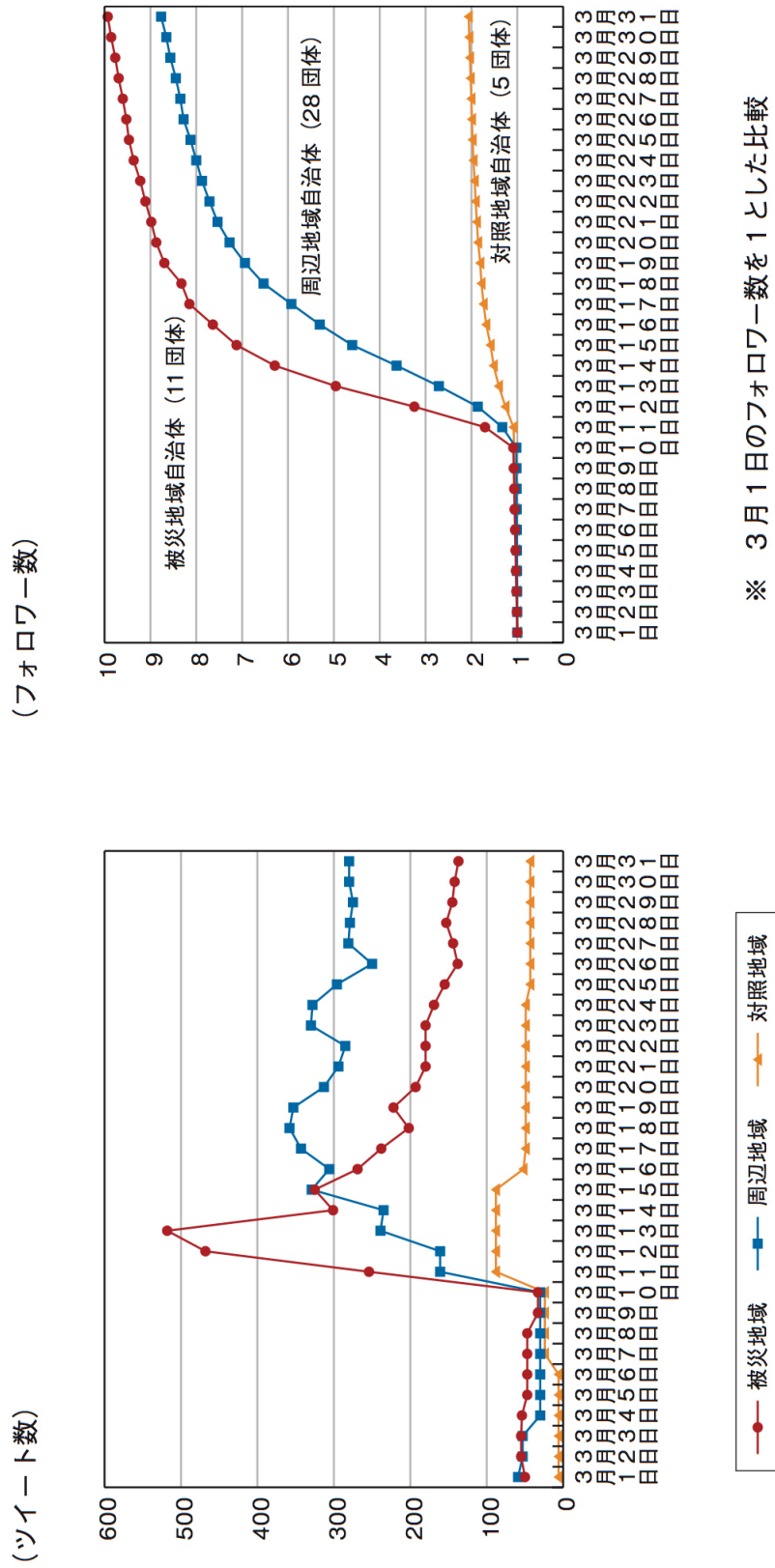


図 2.7: 被災地域の自治体アカウントのツイート数等の推移¹⁹

2.2.3 震災時に拡散したデマ情報

前節で述べたように Twitter は他のメディアが提供できない細かな被災地の情報を伝える等、有用なコミュニケーションの場であった。しかし、その一方でデマ情報のような誤った情報が拡散したことも指摘されている。本節では、東日本大震災で拡散したデマ情報について述べる。また、なぜデマ情報の拡散を制御する必要があるかについても述べる。

実際に東日本大震災で拡散したデマ情報を以下に記す。

コスモ石油に関するデマ情報 震災直後、千葉県にあるコスモ石油製油所にて火災が発生した。この際、有害物質の混ざった雨が降るといった内容のデマ情報が拡散した。

節電に関するデマ情報 福島第一原子力発電所の事故により、東京電力管内での電力不足が懸念された。この際、「関東地区の電力を融通するために、関西地区でも節電する方が良い」といったデマ情報²⁰が流れた。

ヨウ素に関するデマ情報 福島第一原子力発電所の事故により、放射性物質が大気中に放出され、放射性物質による健康被害が懸念された。その際、「放射性ヨウ素の被害を防ぐため、ヨウ素を含むものを摂取することが有効である」というデマ情報が流れた。

トルコに関するデマ情報 震災後、各国より救助隊派遣や各種支援表明、哀悼の意等が届けられた。トルコからは「100 億円を寄付する」という情報が拡散した。しかし、これはデマ情報であった。

台湾に関するデマ情報 震災後、各国より救助隊や各種支援表明、哀悼の意等が届けられた。その際、「日本政府が台湾からの義援金を拒否した」というデマ

¹⁹ 出典:平成 23 年度情報通信白書 [8], 総務省, p.23 より転載

²⁰ 西日本と東日本では使用される電力周波数が異なり、関西から関東に送電できる電力には限界がある。

情報が拡散した。

ポケモンに関するデマ情報 「ポケモン²¹のクリエイターが津波の犠牲になり、亡くなった」というデマ情報が拡散した。

これらの情報は、最初からデマ情報であると分かっていたわけではなく、情報が拡散し、ユーザーが真偽を確認することによって間違いが指摘された。

このようなデマ情報はなぜ問題なのだろうか？ 荻上 [48] はデマ情報には 3 つの問題があると述べている。一つ目は、デマ情報によって「人が死ぬ」という点である。これは、関東大震災の時、「朝鮮人が井戸に毒をいれた」というデマ情報が拡散した。その結果、多くの人々が殺されるという悲劇が発生した。東日本大震災においても、ヨウ素に関するデマ情報ではうがい薬であるイソジンを飲むように指示するデマ情報が拡散した。しかし、イソジンを多量に飲むことは健康への影響が懸念される行為である。

二つ目は、救助活動や支援活動の機会損失が発生するという指摘である。例えば、本当は救援物資を必要としていない避難所で救援物資が不足しているという情報が拡散した場合、物流の圧迫や避難所での無駄な作業が増える。そして、無駄な作業が増えることにより、救援や支援活動に支障を来してしまう。

3つ目は、被災者の心的負担が増加してしまうという指摘である。被災者が携帯電話が使えるようになった途端、チェーンメール等の無駄な情報が大量に届いたという。そのため、貴重なバッテリーや回線を圧迫してしまい、必要な情報(安否情報など)が入手できず、余計なストレスを与えることとなったという。

このようにデマ情報の拡散はいくつもの問題点を抱えており、二次被害の発生を防ぐためにもデマ情報の拡散を制御する手法が必要である。

²¹ ポケットモンスターという人気ゲームソフトの略。

第3章 関連研究

情報拡散に関する研究は様々な角度から行われている。そこで、これらの内容に関連する研究について述べ、本研究の位置づけを明らかにする。

3.1 情報拡散に関する研究

本節では情報拡散全体を俯瞰するため、「情報拡散の実態把握」,「情報拡散のモデル化」,「情報拡散の制御」という3つの視点で関連する研究について述べる。

3.1.1 情報拡散の実態把握に関する研究

まず、デマ拡散の実態を把握するための分析を行った研究を紹介する。

Twitter 上での情報拡散に関して、前章で述べた RT 機能が重要な役割を果たしたことが予想される。RT に関する研究は多数行われており、それらの研究について述べる。山本ら [49] は、東日本大震災時の RT ネットワークについて、ノードの次数分布、伝播長、同類選択性といった指標を用いて分析を行った。その結果、より多くのユーザーに伝播される情報、つまり多くのユーザーが関心を持つ重要な情報の RT ネットワークの同類選択性は比較的高いことが明らかになった。また、ある情報に関する RT ネットワークの同類選択性の予測にも取り組んでおり、高い予測精度を達成した。よって、著者らは同類選択性を用いた予測手法を使用することで、多くのユーザーが必要とする重要な情報を推測できる可能性を指摘した。鳥海ら [50] は、東日本大震災前後のツイートデータをもとに RT 傾向につい

て分析した。その結果、震災前より震災後の方が全ツイートに占める RT の割合が増加し、情報が拡散しやすくなったと報告している。また、情報拡散の起点となるユーザーも震災前に比べて増えており、それぞれのユーザーが情報源となり得ることも報告している。これらの研究により、震災後には RT による情報伝播が確かに重要であることが判った。しかし、山本らや鳥海らの研究では、RT によらない情報拡散については触れられていない。そのため、情報拡散は RT だけで形成されているかはわからない。本研究での分析は、RT とそれ以外の方法による情報拡散が発生しているかを分析により明らかにすることが特徴的である。

情報拡散に関与したユーザーがどのような特徴を持っていたかを明らかにする研究について述べる。Cheong ら [51] は、2010 年から 2011 年にかけてオーストラリアで発生した洪水の際にツイートされたつぶやきの分析を行い、アクティブユーザーを見つける方法について述べている。また、どのような情報が重要であるかも分析により明らかにしている。Stefan ら [52] は、選挙期間中に Twitter 上で行われた政治的コミュニケーションについて、情報発信源となるアカウントや、どのような内容が含まれるツイートがより拡散されやすいかを分析した。石原ら [53] は、東日本大震災前後のツイートを用い、情報拡散の起点となるアカウントや情報の仲介役となるアカウントを次数中心性と媒介中心性を用いて分析した。また、重要なアカウントがどのようなコミュニケーションを行っていたのかというコミュニケーション形態についても分析した。これらの研究から得られた知見は、本研究での制御に用いる手法の選定に有用である。上記の研究から得られた知見のうち、制御手法の選定に役立つ知見は、多くのフォロワーを持つユーザーが情報源となることである。しかし、この特徴により実際のデマ情報の拡散が再現できるかや、制御が可能であるかは議論されていない。そこで、本研究ではこの特徴を踏まえた制御手法を採用し、有効性を検証する。

ユーザーの特徴に関する別の視点として実際にユーザーが生活している生活圏、居住地域という観点も重要であると推測する。なぜなら、震災時 Twitter 上でユー

ザーが求めた情報は地域に関するものが多数を占めていたためである。そこで、ユーザーの地域性に着目した研究についてもまとめる。これまで、Twitter 上の情報には地域性があるという前提のもと、ユーザーに有用な情報を抽出する方法やユーザーの居住地域を推定する研究が行われてきた。山本 [54] らは、イベントや交通情報など Twitter ユーザーの居住地に関する情報を提供するため、ツイートからユーザーの居住地域に関する情報を抽出する方法を提案している。この研究では、ある地域での生活に関連する特徴的な語をもとに辞書を作成し、その辞書を用いて関連する情報を抽出した。その結果、サポートベクターマシンを用いた手法より有効であることが分かった。堂前 [55] らは、地域ごとに特徴的なトピックが存在するという仮定をもとにユーザーに関連する地域を推定した。具体的には、トピックモデルを利用し、特定の地域ごとのトピックを作成し、そのトピックとユーザーのツイートが持つトピックを利用して、ユーザーに関連する地域を推定するという方法である。上記はあくまで、ユーザーの居住地の推定や地域特有のトピックが存在するかを明らかにする研究であり、情報拡散において地域性が存在するのかを明らかにするための研究ではなかった。本研究では震災という緊急事態における情報拡散においても地域性が存在するのかを分析する。

人が情報を他者に伝えるという観点からはクチコミによるマーケティングも関連している。実際、マーケティング分野では従来のマスメディアを用いたマーケティング手法の効果が低下していることから、ソーシャルメディア上でのクチコミに注目が集まっている [56, 57]。稲葉 [58] は、ソーシャルメディア上でのクチコミがマーケティングにおいてどの程度効果的かを定量的に測るための方法を提案した。この研究では、消費者をエージェントとして定義し、このエージェントが商品を購入し、評価を SNS に投稿するという一連の動作をマルチエージェントシミュレーションとして実装し、検証を行った。定量評価のための指標としては、商品の情報が他の消費者に正しく伝わったか、商品の情報が消費者の目にどの程度の期間触れていたか、消費者がどの程度の割合で SNS に投稿したかといったものを

用いた。そして、これらの指標を変更し、販売数に及ぼす影響を調べた。このモデルは、小規模な拡散現象を対象としており、今回我々が取り組むような大規模な拡散現象は扱われていない。

3.1.2 情報拡散のモデル化に関する研究

情報拡散をモデル化する研究も複数行われており、それらについて述べる。

代表的な情報拡散モデルとして、Independent Cascade (IC) モデルと Linear Threshold (LT) モデルが存在する [59]。IC モデルでは、ノードとノードを結ぶリンクに固有の確率が付与されており、情報を送るノードがそのリンクの確率のみに従って情報の伝達の成否を決定する。つまり、IC モデルは情報の送り手が主体となり、情報を拡散させるモデルである [60]。LT モデルでは、ノード間のリンクに重みを付与している。なお、この重みは、全リンクの重みの合計が 1 以下となるように設定されている。受け手のノードは同一時刻に情報を送ってきた送り手側のノード間のリンクに設定されている重みを合計し、その値がしきい値を超えていれば受け手は情報を受け取るというものである。つまり、LT モデルは情報の受け手が主体となり、情報を拡散させるモデルである [60]。Saito ら [61] は、Independent Cascade (IC) モデル と Linear Threshold (LT) モデルという 2 つの情報拡散モデルを拡張した CTIC (Continuous Time-delay IC) モデルと CTLT (Continuous Time-delay LT) モデルの違いについて報告している。比較にあたり、各モデルのパラメータを推定するために EM アルゴリズムを用いる手法の提案を行っている。また、両モデルの比較には実データから抽出したネットワークを用い、影響力の強いノードの抽出実験を行い、トピックが拡散する様子を分析した。この結果、両モデルにそれほど大きな差異はないと述べている。

前章で述べたように情報拡散は、受け手が主体となる現象である [20, 22]。そのため、受け手が主体となるような情報拡散モデルが適していると考えられ、よって LT モデルが参考となる。しかし、後述する Takeuchi ら [62] の研究でも示され

ているように、情報源の影響も無視できない。よって、本研究では、LT モデル及び IC モデルの良い部分をそれぞれ考慮するハイブリッドな情報拡散モデルを提案する。

情報の受け手に着目した研究の例として、Takeuchi ら [62] の研究について述べる。Takeuchi らは、コンピューターネットワーク上において情報のフィルタリングシステム構築のため、人が情報をフィルタリングしているということを考慮した情報拡散モデルを提案した。この研究は、クチコミで伝わる情報は人々が価値があり、相応しいと判断した情報であるという仮定から、クチコミを利用した情報のフィルタリングが可能であるかを検証したものである。検証では、現実の人間同士で構成された小規模な友人ネットワークを用いて実験を実施した。その結果、被験者はそれぞれに適した情報を受け取ることができた。Takeuchi らの研究は実際に人が情報を取捨選択していることを利用したシステムであり、言い換えれば本研究におけるユーザーの多様性により情報が取捨選択されていることを裏付けるものである。また、情報に価値付けをする際には情報がどのルートで伝達されたかも重要であるとしており、本研究における情報源の影響力も重要な要素であることも示している。さらに、実験設定として本研究で提案する情報拡散モデルの要素の一つである複数情報源からの情報発信も可能であり、やはり現実社会を再現する要素として必要な要素であると判断する。しかし、本研究と比べて被験者の数は 22 人と極めて小規模であり、目的も人が情報のフィルタリングを行うことの検証であった。そのため、複数情報源からの情報発信が大規模な拡散現象となるかやデマ情報の拡散についての検証はなされていない。

次に、本研究で提案する情報拡散モデルが持つ特徴を考慮している研究について述べる。Serrano ら [63] は、デマ情報をつぶやいたユーザー、デマ情報であると知っているユーザー、デマ情報を否定する情報を拡散したユーザーを設定し、これらのユーザーの状態遷移を遷移確率を用いることにより情報拡散現象を表現した。また、モデルの評価にあたり、実データを用いた評価を行った。このモデル

では Twitter 以外からの情報の流入を考慮し、情報拡散現象を表現している。しかし、一度デマ情報をつぶやいたユーザーはデマ情報を否定するツイートをしないうことを前提としていたり、ユーザーの多様性を考慮したりはされていない。また、初期値として、複数ユーザーからの情報発信を行うことは可能であるが、本研究のように時間を経る毎に新たな情報発信者が増えていくことは考慮されていない。さらに、実データとの比較の際にも時間毎の変化や、シングル・マルチバースト型デマ拡散といった現象自体の考察などもなされていない。

小松ら [64] は、人の生活パターンを考慮した情報拡散モデルを提案した。このモデルでは、人の生活パターンとして睡眠時間を考慮し、情報を取得する時間に偏りを持たせていた。しかし、状態遷移に関しては本稿で提案している様な一人ひとりのユーザーの違いに着目したものではなかった。また、同様に実際の情報拡散現象との比較も行われていない。

このように情報拡散のモデル化に関する研究においては、本研究で提案するモデルの各特徴を持ったモデルが存在する。しかし、本研究で提案する全ての特徴を併せ持つモデルとはなっていない。本稿では、複数の特徴を併せ持つ統一的な情報拡散モデルを構築する。また、シングルバースト型デマ拡散やマルチバースト型デマ拡散といった現実の現象への着目もなされていなかった。本研究は、実際のデマ情報の再現性という視点からモデルを評価する点も特徴的である。

3.1.3 情報拡散の制御に関する研究

最後に、本研究の目的であるデマ情報の制御に関する研究について述べる。デマ情報の制御方法として、デマ情報を訂正する情報をより多くの人に伝えるという方法が挙げられる。このような情報を効果的に拡散させるための研究課題は「影響最大化問題」と呼ばれる。影響最大化問題は NP 困難な問題であることが知られており、近似解を高速に求める研究がなされている [60, 65]。しかし、災害時のような緊急時に実ネットワークを取得し、影響力の強いユーザーを特定するのは現

実的ではない。そのため、災害時であっても容易に実行できる手法が必要である。

また、デマ情報の発信自体を控えさせる手法も研究されている。宮部ら [16] は、流言の拡散を防ぐための流言情報クラウドを提案した。このシステムは流言情報を収集し、ユーザーがつぶやこうとしている情報がこのシステム上に登録されていれば、その旨をユーザーに伝えることにより流言の拡散を防止しようとするものである。しかし、多くのユーザーに使用してもらうためには本システムの存在を十分に周知し、ユーザーに導入してもらう必要がある、実運用までのハードルが高いと考えられる。本稿で用いる制御手法は、多くのユーザーに本手法を導入してもらうためのコストがかからない。

3.2 拡張 SIR モデル

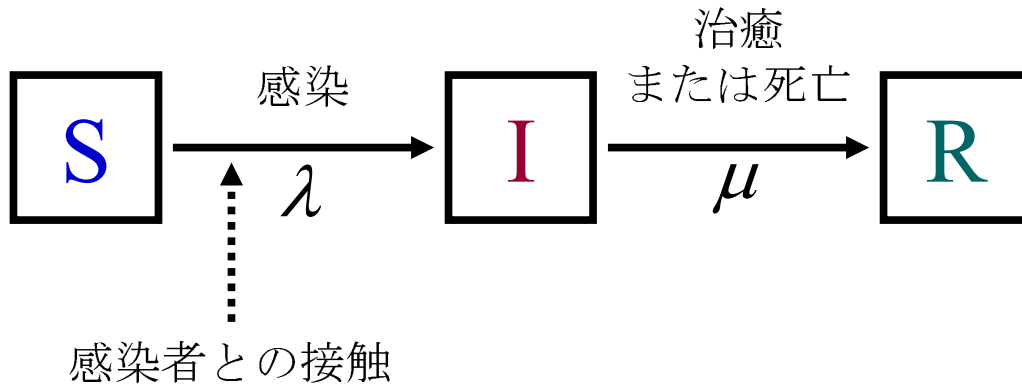
本研究では、先行研究 [11, 66] で提案された拡張 SIR モデルをベースとする新たな情報拡散モデルである AIDM を提案する。そこで、本節では拡張 SIR モデルについて先行研究を引用しつつ述べ、課題を明らかにする。

3.2.1 SIR モデルと情報拡散の差異

拡張 SIR モデルは、感染症の伝播を数理的に表現した SIR モデル [15, 33] をもととした情報拡散モデルである。しかし、単に SIR モデルを使用するだけでは情報拡散を表現できないとの理由により、感染症と情報拡散の違いが考慮されている。そこで、本項では拡張 SIR モデルのもととなる SIR モデルについて先行研究 [66, 11] を引用して述べる。

SIR モデルは、対象とする集団内の人を 3 つに分類している。以下に、SIR モデルにおける各状態に属する人は以下の様な区分がなされる。

Susceptible(S): まだ感染症にかかっていない、健康な人

図 3.1: SIR モデル¹

Infectious(I): 感染症に罹り，発症した人

Recovered(R): 感染症が完治した人または，死亡した人

SIR モデルでは，状態 S の人が状態 I の人と接触すると一定の確率で感染し，状態 I となる．その際，感染するかどうかは感染率 λ に従うという．状態 I の人が，感染症を克服したり，死亡したりすることで状態 R となる．この際の状態遷移は，治癒速度 μ に従う．これら感染状態の変化を模式的に表した図を図 3.1 に引用して示す．

時刻 t における状態 S の人数を $S(t)$ ，状態 I の人数を $I(t)$ ，状態 R の人数を $R(t)$ とした場合，時間経過による各 3 状態の人数変化を記述する式を引用して記す²．

$$\begin{cases} \frac{dS(t)}{dt} = -\lambda I(t)S(t) \\ \frac{dI(t)}{dt} = \lambda I(t)S(t) - \mu I(t) \\ \frac{dR(t)}{dt} = \mu I(t) \end{cases} \quad (3.1)$$

¹Twitter ネットワークにおけるデマの拡散とデマの拡散防止モデルの推定 [66]，白井崇士著，p.10 より転載

²Twitter ネットワークにおけるデマの拡散とデマの拡散防止モデルの推定 [66]，白井崇士著，p.11

なお、集団内の全人数は変化しないものとされ、全人数が N であれば $N = S(t) + I(t) + R(t)$ と表される。SIR モデルでは、状態 S の人は状態 I の人数に比例し、感染速度に関しても状態 S の人数に比例する。これは、状態 S は感染している人からの影響を受けるためであるという。しかし一方で、状態 I から状態 R への変化、つまり完治 (あるいは死亡) するかは、他者の影響を受けないものとされている。よって、状態 R の人数変化は状態 I にのみ依存する。

集団全員が状態 S から感染症が伝播する場合、以下のように感染が広まる。

$$\frac{dI(t)}{dt} = \lambda NI(t) - \mu I(t) \quad (3.2)$$

感染する際の条件は、

$$N > \frac{\mu}{\lambda} \quad (3.3)$$

となる²。

次に、先行研究 [66] にて SIR モデルを情報拡散のモデルとするため、考慮された感染症の拡散と情報拡散の違いについて述べる。しかし、その前に感染症と情報拡散の共通点について述べる。先行研究では、感染症が人から人へ伝播されるように、情報も人から人へと伝達されることから、情報を感染を媒介するウィルスと見做した。よって、SIR モデルにおける各状態をそれぞれ、情報を知らない人 (状態 S)、情報を知った人 (状態 I)、正しい情報を知った人 (状態 R) とした。ここで、正しい情報を知った人について以下のような補足がなされている。拡散している情報がデマ情報である場合、伝達されるにつれ、その情報が誤っていることを知り、訂正する人が現れると考えられる。そのため、先行研究では状態 R を正しい情報を知った人であるとした。しかし、情報拡散と感染症の伝播を等価であ

ると考えるには課題があったため、拡張 SIR モデルではそれらの違いを考慮している。以下に、先行研究で主張された情報拡散と感染症の 3 つの違いを要約して記す。

一つ目は、デマ情報の拡散の場合、感染症のように自然に誤りに気づき、正しい情報を知ることはないという点である。SIR モデルでは、病気は時間経過とともに自然に治癒 (あるいは死亡) し、拡散が収束すると仮定していた。しかし、デマ情報の場合、デマ情報を受け取った段階ではその情報が誤りであることに気づかない可能性がある。そのため、誤った情報を誤ったまま伝達すると予測される。よって、先行研究ではデマ情報がデマ情報だと分かるのは、その情報が間違っていると分かる人に伝わった場合だけであるとし、状態 I の人が時間経過とともに自然に状態 R に変化することはないものとした。

二つ目は、正しい情報もまた拡散するという点である。SIR モデルの場合、状態 R の人は周囲の人に影響を与えないと仮定されていた。しかし、情報拡散の場合は、正しい情報を伝えたい人も存在する。そこで、デマ情報のみをウィルスと考えるのではなく、正しい情報、つまり訂正情報もウィルスであると見做した。また、この仮定により、状態 S から直接的に状態 R となる人が存在するとし、これを考慮した。

最後は、 S, I, R という 3 状態以外の状態の存在である。先行研究では、状態 I と R に関してそれぞれさらに場合分けしている。単純に情報を知っている状態と、その情報を広めてしまった場合の 2 つである。SIR モデルでは、感染者と接触した人は、確率的に発症するか (状態 I)、発症せずに健康なまま (状態 S) のどちらかに振り分けられた。しかし、情報の伝達を考えた場合、一度でもその情報を知ってしまえば、その情報を知らない状態に戻ることはできない。そのため、情報は知っているが何もしていないという状態を考慮する必要がある、これを考慮した。

3.2.2 拡張 SIR モデル

先行研究では前述した 3 つの違いを考慮し、情報拡散に対応したモデルである拡張 SIR モデルを提案した。まず、拡張 SIR モデルにおける状態の定義を以下に記す³。

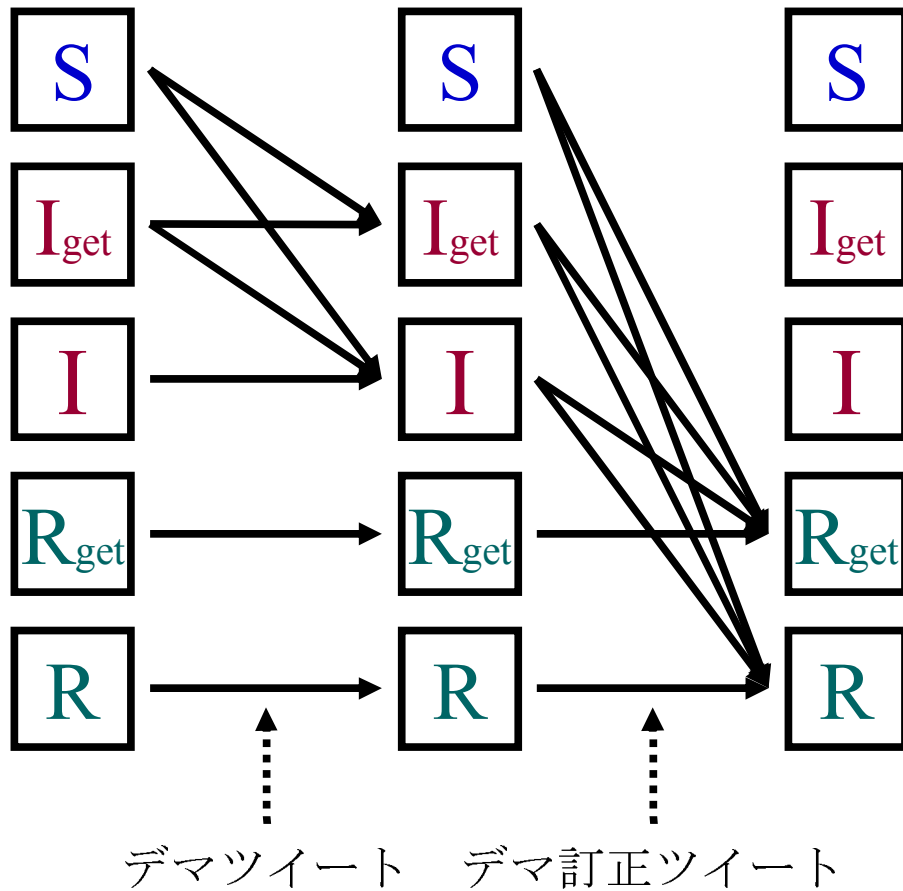
- 「 S : デマ情報, 訂正情報の両方を見たことがない状態。」
- 「 I_{get} : デマ情報のみを見たことがある状態. 訂正情報はまだ見ていない。」
- 「 I : デマ情報を投稿した状態. 訂正情報はまだ見ていない。」
- 「 R_{get} : 訂正情報を見たことがある状態。」
- 「 R : 訂正情報を投稿した状態。」

各状態の遷移について述べる。状態 S から状態 I を経由せずに状態 R となることも可能である。但し、訂正情報を既に受け取った人、つまりその情報がデマ情報であると既に知っている状態 R_{get} や状態 R の人が状態 S あるいは状態 I_{get} , 状態 I に遷移することはないものとされている。図 3.2 に、拡張 SIR モデルにおける感染状態の変化を引用して示す。状態 S の人がデマ情報を受け取った場合に、状態 I となる感染率を $\rho_{(S \rightarrow I)}$ と記述され、以下同様にその他の状態間の感染率についてもそれぞれ $\rho_{(I_{get} \rightarrow I)}$, $\rho_{(S \rightarrow R)}$, $\rho_{(I_{get} \rightarrow R)}$, $\rho_{(I \rightarrow R)}$, $\rho_{(R_{get} \rightarrow R)}$ と記述される。

全てのユーザー数は N と表され、全ユーザーの友人（フォロワーなど）数の平均は F と表される。また、これらの友人はユーザーが投稿した情報を全て閲覧すると仮定されている。ある時刻 t における 5 つの状態の各人数を $S(t)$, $I_{get}(t)$, $I(t)$, $R_{get}(t)$, $R(t)$ とする。SIR モデルでは集団内の全員が接触する可能性があるものの、基本的には状態 S の人と状態 I の人が 1 対 1 で接触する状況においての状態

³Twitter ネットワークにおけるデマの拡散とデマの拡散防止モデルの推定 [66], 白井崇士著, p.13

⁴Twitter ネットワークにおけるデマの拡散とデマの拡散防止モデルの推定 [66], 白井崇士著, p.14 より転載

図 3.2: 拡張 SIR モデルにおける感染状態の変化⁴

変化を考えていた。しかし、ソーシャルメディアでの情報拡散を想定した拡張 SIR モデルでは、あるユーザーが投稿したツイートは基本的にそのユーザーのフォロワーの目にしか触れないものとし、デマ情報への感染速度は状態 I 以外のフォロワー数に比例するものとした。時刻 t において、ユーザー 1 人あたりに対する状態 S である友人の人数の期待値は $\frac{FS(t)}{N}$ と表され、状態 I_{get} である友人の人数の期待値も同様に $\frac{FI_{get}(t)}{N}$ と表される。よって、訂正情報が投稿されていない場合の各感染状態は以下の様に記述される⁴。

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dS(t)}{dt} = -\frac{F}{N}I(t)S(t) \\ \frac{dI_{get}(t)}{dt} = (1 - \rho_{(S \rightarrow I)})\frac{F}{N}I(t)S(t) - \rho_{(I_{get} \rightarrow I)}\frac{F}{N}I_{get}(t)I(t) \\ \frac{dI(t)}{dt} = \rho_{(S \rightarrow I)}\frac{F}{N}I(t)S(t) + \rho_{(I_{get} \rightarrow I)}\frac{F}{N}I_{get}(t)I(t) \end{array} \right. \quad (3.4)$$

また、デマ情報及び訂正情報の両方が拡散している場合の各感染状態は記述される⁵。

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dS(t)}{dt} = -\frac{F}{N}I(t)S(t) - \frac{F}{N}R(t)S(t) \\ \frac{dI_{get}(t)}{dt} = (1 - \rho_{(S \rightarrow I)})\frac{F}{N}I(t)S(t) - \rho_{(I_{get} \rightarrow I)}\frac{F}{N}I_{get}(t)I(t) - \frac{F}{N}I_{get}(t)R(t) \\ \frac{dI(t)}{dt} = \rho_{(S \rightarrow I)}\frac{F}{N}I(t)S(t) + \rho_{(I_{get} \rightarrow I)}\frac{F}{N}I_{get}(t)I(t) - \frac{F}{N}I(t)R(t) \\ \frac{dR_{get}(t)}{dt} = (1 - \rho_{(S \rightarrow R)})\frac{F}{N}R(t)S(t) + (1 - \rho_{(I_{get} \rightarrow R)})\frac{F}{N}I_{get}(t)R(t) \\ \quad + (1 - \rho_{(I \rightarrow R)})\frac{F}{N}I(t)R(t) - \rho_{(R_{get} \rightarrow R)}\frac{F}{N}R_{get}(t)R(t) \\ \frac{dR(t)}{dt} = \rho_{(S \rightarrow R)}\frac{F}{N}R(t)S(t) + \rho_{(I_{get} \rightarrow R)}\frac{F}{N}I_{get}(t)R(t) \\ \quad + \rho_{(I \rightarrow R)}\frac{F}{N}I(t)R(t) + \rho_{(R_{get} \rightarrow R)}\frac{F}{N}R_{get}(t)R(t) \end{array} \right. \quad (3.5)$$

⁵Twitter ネットワークにおけるデマの拡散とデマの拡散防止モデルの推定 [66], 白井崇士著, p.15

3.2.3 拡張 SIR モデルで可能なこと及び課題

拡張 SIR モデルを使用することで、シングルバースト型デマ拡散を再現可能であることが分かっている [11]。しかし、マルチバースト型デマ拡散については先行研究では考慮されていなかった。本項では、マルチバースト型デマ拡散を再現する上で考えられる拡張 SIR モデルの持つ 5 つの課題を整理する。

1 つ目は、エージェント毎に差異がなく、実際の人間の様な多様性が表現されていないということである。拡張 SIR モデルでは、エージェントの状態遷移は全エージェントが同じ状態遷移確率によって行われている。拡張 SIR モデルが、IC モデル型の情報拡散モデルであるためである。これを実際の人間に置き換えて考えた場合、全ユーザーの趣味嗜好が同じであるということであり、一律な判断基準に従っているということである。しかし、人間は多様な趣味嗜好を持ち、拡散させたいと思う情報はユーザー毎に異なるはずである。そのため、情報拡散メカニズムを解明するためには、現実のようにユーザー毎の趣味嗜好に差異を持たせてシミュレーションを実施する必要がある。また、Okada ら [11] はデマ情報と訂正情報を分けて状態遷移を考えていたが、訂正情報はデマ情報を否定する情報であり、全く異なる情報ではないため両方の情報に関してユーザーの興味関心の度合いが異なることはない。そもそもデマ情報の定義は、「後に誤りが指摘された情報」である。つまり、訂正情報を受け取っておらず、なおかつその情報が間違っていると分からなければ、その情報は受け手にとっては真実であり、デマ情報と訂正情報は全く異なるものではないため、この点についても考慮する必要がある。

2 つ目は、一人のユーザーがデマ情報あるいは訂正情報を複数回つぶやくことを考慮していないことである。人は「以前、つぶやいたことを忘れてしまう」、「大事な情報なので多くの人に知って欲しい」等の理由により複数回同じトピックをつぶやくことが考えられる。しかし、SIR モデルがベースとなっている Okada ら [11] の手法では再度つぶやくことはできないため、この点においても新たな状態遷移を考慮する必要がある。

3つ目は、一度デマ情報または訂正情報を受け取ってしまった場合、もしその時情報を拡散させなければそれ以降何度デマ情報や訂正情報を受け取ってもその情報を拡散させないことである。しかし、実際には一度デマ情報を受け取るだけではデマ情報の拡散に寄与しなかったユーザーも、周囲のユーザーが次々にデマ情報をつぶやき、影響を受けることによりそのデマ情報を拡散させることが考えられる。そこで、複数のルートから情報を受け取ることができるよう情報経路の多重性を考慮する必要がある。

4つ目は、人の生活パターンを考慮していないことである。人は、1日中 Twitter だけを利用しているわけではなく、時間帯やその日の予定などに応じて様々な活動を行う。例えば、あるサラリーマンの一日の活動を考えてみる。朝起きて、朝食を食べ、出社の準備をする。会社に出社すると、日中は仕事をする。仕事が終われば自宅に帰宅し、夕食を食べる。時には、終業後に友人と遊びに行ったりもする。そして、夜は睡眠をとる。このように様々な活動を行っているが、拡張 SIR モデルではこのような人の生活パターンを考慮できていない。

そして、最後の5つ目は、複数の情報源からの情報発信を考慮していないことである。次章で述べるように、実際のデマ情報の拡散は単一の情報源からの情報発信ではなく、複数の情報源から情報発信がなされた結果である。しかし、拡張 SIR モデルでは、デマ情報及び訂正情報の発信はそれぞれ単一であるとし、モデル化しており、複数情報源からの情報発信は考慮されていない。

拡張 SIR モデルは上記のような課題が存在しており、これらの改善に取り組む必要がある。しかし、拡張 SIR モデルの重要な要素である、デマ情報や訂正情報を知っているがそれを伝達させていない状態という部分は情報拡散のモデル化を考える上で極めて重要である。よって、本研究ではこの部分は活かしつつ、各課題の解消に取り組む。

第4章 デマ情報の分析

本章では、前章で述べた拡張 SIR モデルの持つ課題を解決するため、実際に東日本大震災時に拡散したデマ情報の分析を行い、新たな情報拡散モデル構築の手がかりを探る。まず、本章では実際に拡散したデマ情報と訂正情報の収集及び分析方法を述べる。その後、「拡散したデマ情報のタイプ」、「マルチバースト型デマ拡散における重複ユーザー」、「情報拡散のされ方」、「拡散した情報の種類」、「拡散に寄与したユーザー」、「情報拡散とユーザーの居住地域の関係」という観点から、実際のデマ拡散の実態を把握する。

4.1 デマ情報の収集及び分析

本研究では、鳥海ら [67] によって収集されたツイートデータを使用する。これらのツイートデータは以下の方法によって収集されており、以下にその手法を引用する¹。

1. 「当該期間までに 200 件以上 Tweet を行ったユーザーを列挙する。」
2. 「各ユーザーについて 200 件ずつ Tweet を収集する。」
3. 「全ユーザーの収集が終了した時点で、はじめのユーザーに戻り改めて未収集の Tweet を最大 200 件収集する。」

この手法により、概ね網羅的にツイートが収集可能であるという。但し、上記手法を試みている間に 200 件以上ツイートしているようなユーザーに関しては、取

¹出典:震災がもたらしたソーシャルメディアの変化, 鳥海不二夫ら著, JWEIN11, p.1

表 4.1: 各日のツイート件数 (2011 年 3 月 11 日 24 日)

日付	ツイート数
2011 年 3 月 11 日	23,412,446
2011 年 3 月 12 日	16,365,240
2011 年 3 月 13 日	14,426,839
2011 年 3 月 14 日	17,036,622
2011 年 3 月 15 日	18,246,496
2011 年 3 月 16 日	17,688,258
2011 年 3 月 17 日	15,736,640
2011 年 3 月 18 日	16,456,983
2011 年 3 月 19 日	17,125,320
2011 年 3 月 20 日	16,793,213
2011 年 3 月 21 日	14,822,535
2011 年 3 月 22 日	18,197,419
2011 年 3 月 23 日	19,613,136
2011 年 3 月 24 日	13,833,894

集されていない。そのため、本データに Twitter に投稿された全ツイートが含まれてはいない。

収集したツイートの概要について述べる。収集されたのは、2011 年 3 月 5 日～2011 年 3 月 24 日までの間に日本語で投稿されたツイートである (以降、全ツイートデータ)。本研究では、東日本大震災以降に投稿されたデマ情報の拡散を対象とするため、3 月 11 日～3 月 24 日のツイートを使用する。収集したツイートデータに含まれる情報は、ユーザー名、ツイートの内容、投稿時刻である。全ツイートデータにおける 1 日あたりのツイート投稿件数を表 4.1 に示す。

第 2 章で述べたように Twitter の一般的な利用方法は、ユーザーが他のユーザーをフォローしてツイートを閲覧することであり、これによりネットワークが形成されている。このネットワーク (以降、フォロー・フォロワーネットワーク) も併せて収集された (注: 2011 年 1 月 30 日現在のデータ)。このフォロー・フォロワーネットワークには、896,775 ユーザーの情報が含まれている。全ツイートデータ同様、Twitter を利用する全てのユーザーのフォロー関係を収集できてはいない。ま

た、フォロー・フォロワーネットワークは静的なものではなく、日々変化する動的なネットワークであり、その点に注意が必要である。特に、東日本大震災の発生後、多くのユーザーが正確な情報を取得するため NHK や総務省、被災地域の自治体、地震速報等の公的な機関あるいは信頼のおける Twitter アカウントを積極的にフォローしたため、震災以降のフォロー・フォロワーネットワークには大きな変化が生じたと推測できる [8, 67]。

4.1.1 デマ情報・訂正情報の抽出

本研究で分析及び再現の対象とするデマ情報及び訂正情報の抽出方法について述べる。本手法は、文献 [11] にて用いられている手法である。対象とするデマ情報に関するツイートは複数の固有キーワードを含んでいる。よって、本研究でのツイートの分類はデマ情報毎に適切なキーワードを指定し、対象とするデマ情報及び訂正情報を抽出する手法を採用する。デマ情報および訂正情報の抽出手順を表 4.2 に引用する²。なお、この表 4.2 中の各用語は以下の様に定義されている³。

- 「必須キーワード: ある特定のデマ情報に言及するために、必ず含まれているべきキーワード」
- 「ネガティブキーワード: ある特定のデマ情報について、デマ情報を拡散させるツイートに含まれるキーワード」
- 「ポジティブキーワード: ある特定のデマ情報について、デマ訂正情報を拡散させるツイートに含まれるキーワード」
- 「候補ツイートデータ: 全ツイートデータのうち、必須キーワードを含み、ある特定のデマ情報に言及している考えられるツイート集合」

²Twitter ネットワークにおけるデマの拡散とデマの拡散防止モデルの推定 [66], 白井崇士著, p.20

³Twitter ネットワークにおけるデマの拡散とデマの拡散防止モデルの推定 [66], 白井崇士著, p.19

表 4.2: デマ情報ツイートおよびデマ訂正ツイートの抽出手順⁴

Step1: インターネットの Web ページ上に公開されているデマ情報をひとつ選択する.

Step2: ツイートがそのデマ情報について言及しているかどうかを判別する基準として, デマ情報の内容から必須キーワードを設定する.

Step3: 必須キーワードでツイートの検索を行い, デマ情報に関する情報を含むと思われるツイート (候補ツイートデータ) を全て抽出する.

Step4: 候補ツイートデータから, RT 数が多いデマツイートとデマ訂正ツイートを複数選択する.

Step5: 選択したデマ情報ツイート, デマ訂正情報ツイートから, ネガティブキーワード, ポジティブキーワードを設定する.

Step6: 必須キーワード, ネガティブキーワード, ポジティブキーワード全てを用いて検索を行い, 候補ツイートデータから, デマ・デマ訂正情報ツイートデータを抽出する.

Step7: 必須キーワード, ポジティブキーワードを用いて検索を行い, デマ・デマ訂正情報ツイートデータから, デマ情報ツイートデータとデマ訂正情報ツイートデータを分離する.

- 「デマ情報・デマ訂正ツイートデータ:候補ツイートデータのうち, ネガティブキーワード, ポジティブキーワードを含むツイート集合」
- 「デマ情報ツイートデータ:デマ情報・デマ訂正情報ツイートのうち, ポジティブキーワードを含んでいないツイート集合」
- 「デマ訂正情報ツイートデータ:デマ情報・デマ訂正情報ツイートデータのうち, ポジティブキーワードを1つ以上含むツイート集合」

⁴Twitter ネットワークにおけるデマの拡散とデマの拡散防止モデルの推定 [66], 白井崇士著, p.19 より転載

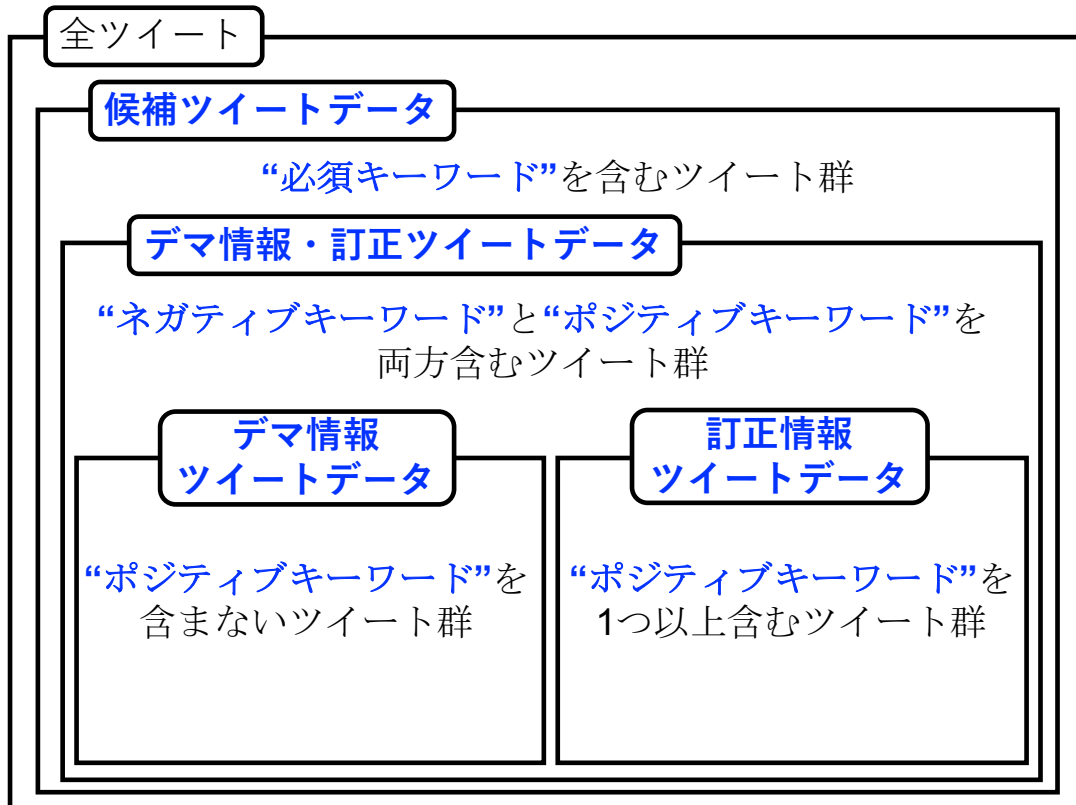
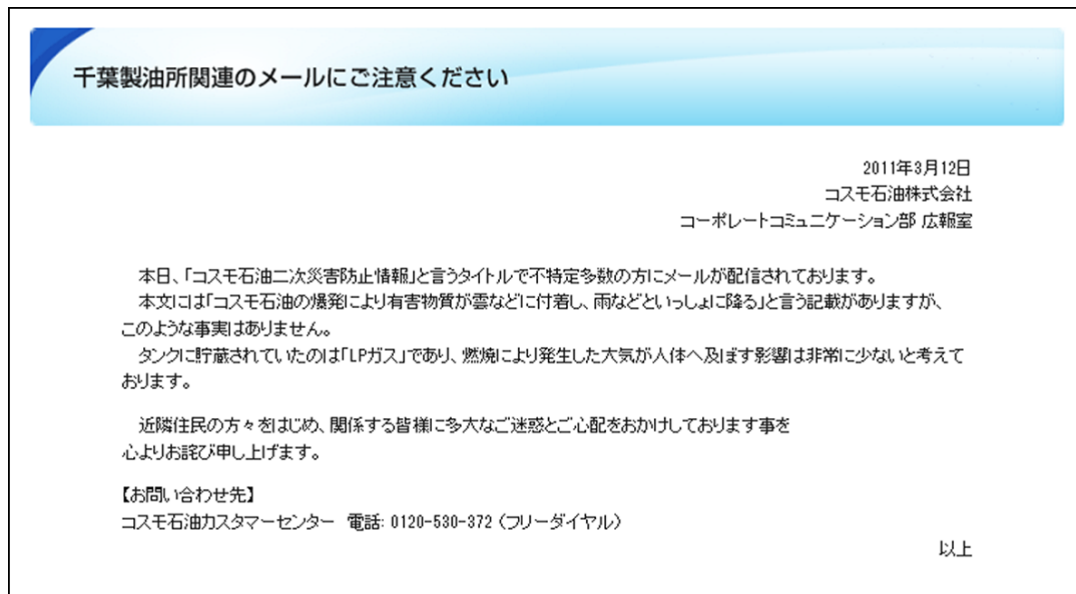


図 4.1: 表 4.2 中の用語の包含関係

これらの用語の関係性をより理解してもらうため、包含関係を図 4.1 に示す。また、これらの用語は先行研究からの引用のため修正できないが、デマ情報ツイートデータは本論文におけるデマ情報の集合と同義であり、同様にデマ訂正情報ツイートデータは訂正情報の集合を指す。以降、単にデマ情報および訂正情報と記載する。

4.1.2 対象とするデマ情報

本研究で対象とするデマ情報について述べる。今回、シングルバースト型デマ拡散として「コスモ石油に関するデマ情報」、マルチバースト型デマ拡散として「節電に関するデマ情報」及び「ヨウ素に関するデマ情報」を対象とする。本節では、これら 3 つのデマ情報について述べる。なお、これらのデマ情報についての

図 4.2: コスモ石油の公式発表⁵

ツイートの抽出結果は白井の研究 [66] で得られたものを使用する。

4.1.2.1 コスモ石油に関するデマ情報

本デマ情報は、東日本大震災直後に千葉県市原市のコスモ石油地千葉製油所で火災が発生した際、「コスモ石油の爆発により有害物質が雲などに付着し、雨などと一緒に降る」という内容のものである。本デマ情報はまずチェーンメールにて拡散し、その後一部のユーザーがこのメール内容を Twitter にも投稿したことにより Twitter 上でもこのデマ情報が拡散した。3月12日にコスモ石油の公式ホームページに、「火災が発生したタンクに貯蔵されていたものはLP(液化天然)ガスであり、人体に及ぼす影響は非常に少ない」と発表され、デマ情報であることが判明した⁶ (図 4.2)。

このデマ情報に関するツイートを検索するための必須キーワードは「コスモ石油」と「有害物質」である。この必須キーワードを用い、3月11日～3月24日ま

⁵Twitter ネットワークにおけるデマの拡散とデマの拡散防止モデルの推定 [66], 白井崇士著, p.21 より転載

⁶<http://www.cosmo-oil.co.jp/information/110312/index.html>

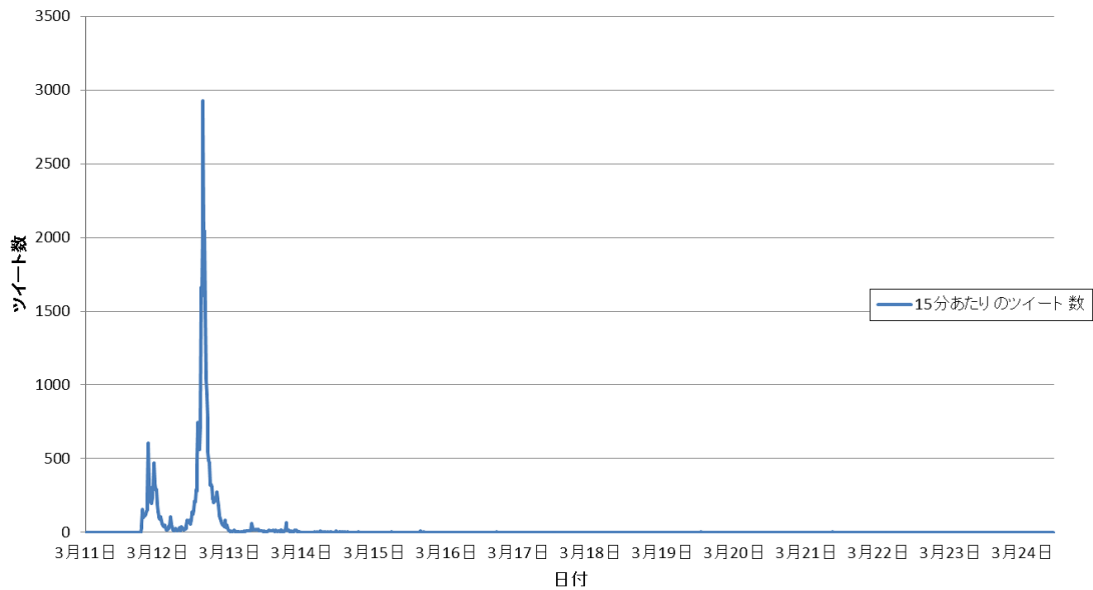


図 4.3: 「コスモ石油」および「有害物質」を含むツイート数の変化⁷

でのツイートデータを検索した結果、候補ツイートデータとして 39,613 件が得られた。候補ツイートデータの、15 分毎の変化を図 4.3 に引用して示す。

次に、必須キーワードを用いた検索により得られたツイートのうち、RT 数の多いデマ情報・訂正情報の例を表 4.3 に引用して示す。

表 4.3: コスモ石油に関するデマ情報: デマ情報・訂正情報ツイートの一部⁹

デマ情報ツイート	千葉県近辺に在住の方!コスモ石油の爆発により有害物質が雲などに付着し、雨などといっしょに降るので外出の際は傘かカッパなどを持ち歩き、身体が雨に接触しないようにして下さい!
デマ訂正情報ツイート	コスモ石油が否定「火災で有害物質降る」のメール連鎖 http://t.asahi.com/1l6s

⁷Twitter ネットワークにおけるデマの拡散とデマの拡散防止モデルの推定 [66], 白井崇士著, p.22 より転載

市原市のコスモ石油千葉製油所 LPG タンクの爆発により、有害物質が雨などといっしょに飛散するという虚偽のチェーンメールが送信されています。千葉県消防地震防災課に確認したところ、そのようなことはないと確認できました。

コスモ石油株式会社から「コスモ石油の爆発により有害物質が雲などに付着し、雨などといっしょに降る」という情報について、「このような事実はありません」との発表。 <http://www.cosmo-oil.co.jp/information/110312/index.html>

不特定多数の方にメールが配信されております。本文には「コスモ石油の爆発により有害物質が雲などに付着し、雨などといっしょに降る」と言う記載がありますが、このような事実はありません

コスモ石油火災は現在鎮火されています。時々見かける有害物質が降るので傘を?と言った RT についてですが、昨夜 NHK ニュースで無害であると発表がありました。コスモ石油関係者として皆様に安心をお届けしたいので、拡散して頂ければ、と思います

表 4.4: ネガティブキーワードおよびポジティブキーワード:
コスモ石油に関するデマ情報

ネガティブキーワード	ポジティブキーワード
傘	デマ
カップ	ガセ
レインコート	嘘
	誤
	偽
	否定
	無害
	チェーンメール
	チェンメ
	事実ない
	事実ありません

これら RT 数の多いツイートをもとにデマ情報及び訂正情報を検索するためのネガティブキーワード及びポジティブキーワードを表 4.4 に引用して記す。

必須キーワード、ネガティブキーワード、ポジティブキーワードを用いて抽出した結果、デマ情報・デマ訂正ツイートデータは 35,535 件存在した。そのうち、デマ情報は 9,652 件、訂正情報は 25,883 件であった。デマ情報及び訂正情報が拡散する様子を図 4.4 に示す。

4.1.2.2 節電に関するデマ情報

福島第一原子力発電所の事故により、東京電力管内の電力不足が懸念された。この際、「関東地区に電力の融通を行うため、他の地域でも節電をするのがよい」といった内容のデマ情報が拡散した。特に「関西電力の社員からの情報である」といった内容のチェーンメールが広まったことで、Twitter においても関西地区での節電が呼びかけられた。このデマ情報には、関東地区に電力を融通するという正しい情報も含まれていた。しかし、関東と関西では電力周波数が異なるため、送

⁹Twitter ネットワークにおけるデマの拡散とデマの拡散防止モデルの推定 [66], 白井崇士著, p.23 より転載

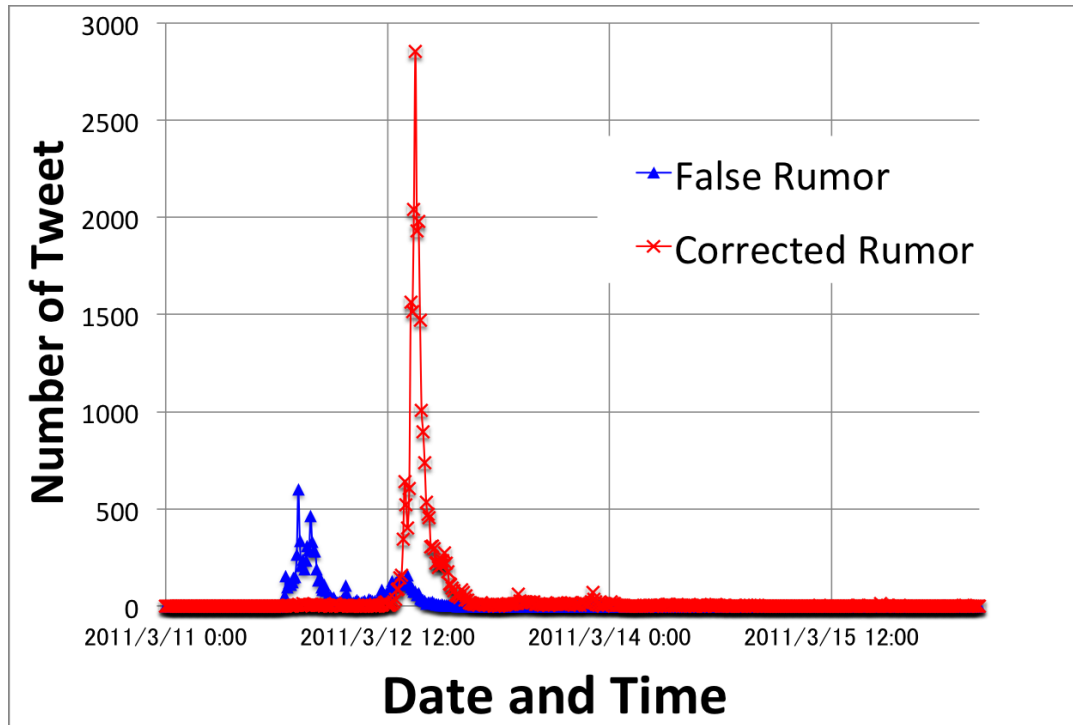


図 4.4: 実際の拡散の様子 (コスモ石油に関するデマ情報)

電可能な電力には限界があり，特別な節電は必要なかった．また，関西電力から「当社名でお客さまに節電に関するチェーンメールを送ることはございません」との発表もあり，本情報は公式に否定された．

このデマ情報に関するツイートを抽出するの必須キーワードは「関西」と「節電」である．全ツイートデータのうち，必須キーワードを全て含む候補ツイートデータは 69,133 件で存在した．候補ツイートデータの，15 分毎の変化を図 4.5 に引用して示す．

次に，必須キーワードの検索により得られたツイートのうち，RT 数の多いデマ情報・訂正情報の例を表 4.5 に引用して示す．

¹⁰Twitter ネットワークにおけるデマの拡散とデマの拡散防止モデルの推定 [66]，白井崇士著，p.27 より転載

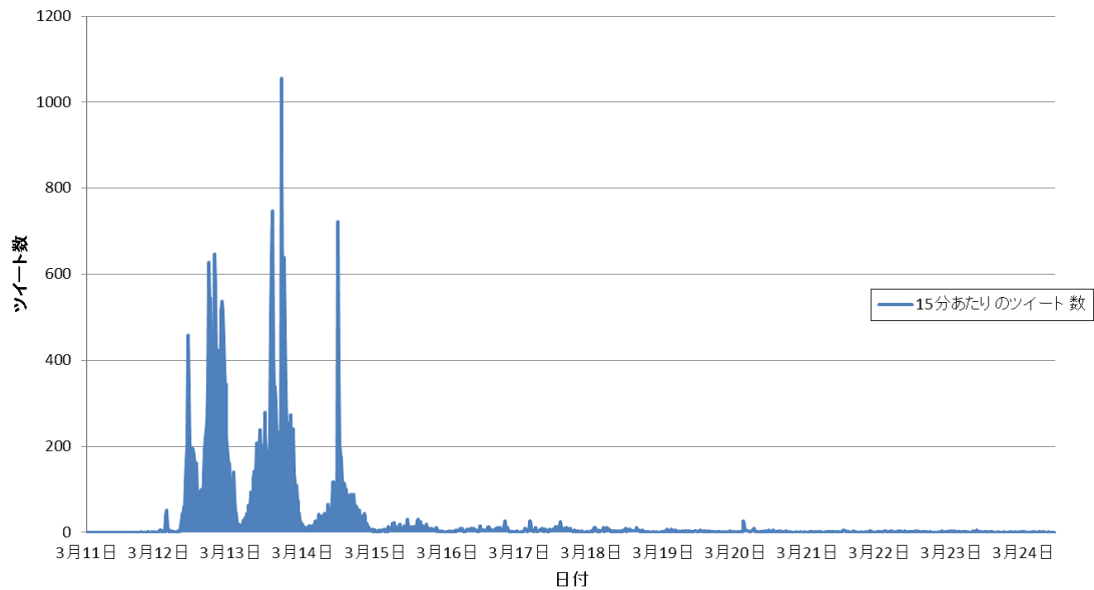


図 4.5: 「関西」および「節電」を含むツイート数の変化¹⁰

表 4.5: 節電に関するデマ情報:デマ情報・訂正情報の一部¹²

デマ情報ツイート	<p>関西電力で働いている友達からのお願いなのですが、本日 18 時以降関東の電気の備蓄が底をつくらしく、中部電力や関西電力からも送電を行うらしいです。一人が少しの節電をするだけで、関東の方が情報を得たり、病院にいる方が医療機器を使え救われます！</p>
----------	---

	<p>関西地区にお住まいのみなさん。東北三陸沖大地震に伴い、関西電力が東北電力への電力提供を始めました。少しの節電でも立派な支援になります。電子レンジや炊飯器など、普段さしっぱなしのコンセントを今日だけでも抜き、一人一人が出来る節電のご協力をお願い致します。</p>
デマ訂正情報ツイート	<p>関西電力に聞いてみた。関西電力から東京電力への送電は行っているものの、予備電力を送電しているため、関西地域で節電しても意味が無い。また節電をお願いすることはないとのこと。忙しい中対応していただいた関西電力本店の方ありがとうございました</p> <p>不謹慎だと思ったけど関西電力に問い合わせた。周波数の関係で限界量決まっているので関係ないのだそうだ。周波数の同じ関東での節電はするべきなんだと。</p> <p>関西電力トップページにチェーンメールに関するコメントがアップ。中段以降に「今のところお客さまに特別に節電をお願いするような状況にはなく、当社名で震災に関連してお客さまにチェーンメールを送ることはございませんので、ご注意ください。」</p>

関西電力がウェブで「お客さまに特別に節電をお願いするような状況にはなく、当社名で震災に関連してお客さまにチェーンメールを送ることはない」と注意喚起。東日本と西日本では電気の周波数が違い、関西電力の周波数変換施設の容量は上限が決まっているという理由も示している。

「関西電力から、節電のお願い」に関するまとめ
<http://htn.to/DdG3BE>

節電について。関西電力とも協議しました。関西においては、これまでの節電努力以上に、過度に節電する必要はありません。技術上の観点から、関西から関東・東北に送電できる量には限りがあり、今の関西電力の供給能力からすると、皆さんの節電がなくても、この限界量まではきちんと送電できます。

電力の不足してる首都圏はともかくとして関西以西とか過剰な自粛ムードは意味無し。節電したって何の意味もない。出来る事は被災地の為に祈る事と募金する事だけだ。だから普通の生活をして経済をどんどん回して納税してくれ！

¹²Twitter ネットワークにおけるデマの拡散とデマの拡散防止モデルの推定 [66], 白井崇士著, p.28 より転載

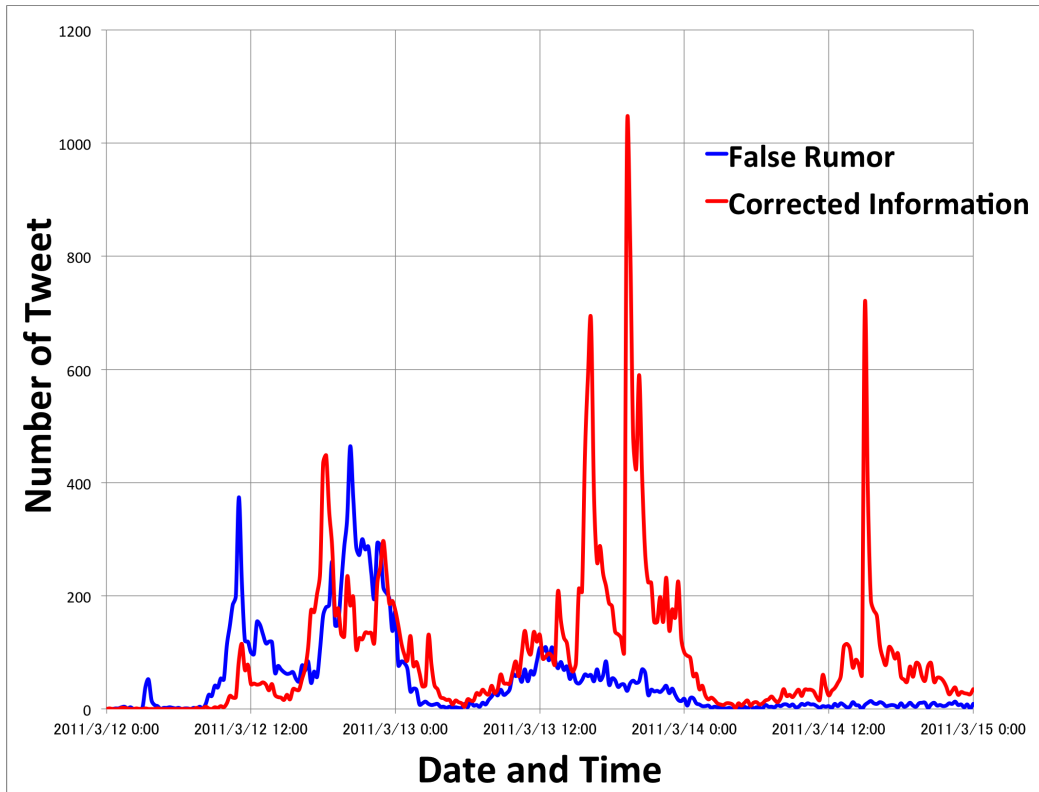


図 4.6: 実際の拡散の様子 (節電に関するデマ情報)

これら RT 数の多いツイートをもとにデマ情報及び訂正情報を検索するためのネガティブキーワード及びポジティブキーワードを表 4.6 に示す。ここで、ポジティブキーワードの一部に付与された記号は各キーワードの組合せを表している。a1 及び a2 それぞれに b1~b4 までのキーワードが組み合わされる。例：a1 と b1 という組み合わせであれば「意味ない」となり、a2 と b1 であれば「必要ない」となる。c1 及び c2 と d1~d5 の組み合わせについても同様である。

各キーワードを用いた抽出の結果、デマ情報・デマ訂正情報ツイートデータは 45,192 件存在し、そのうちデマ情報は 15,373 件、訂正情報は 29,819 件含まれていた。デマ情報及び訂正情報が拡散する様子を図 4.6 に示す。

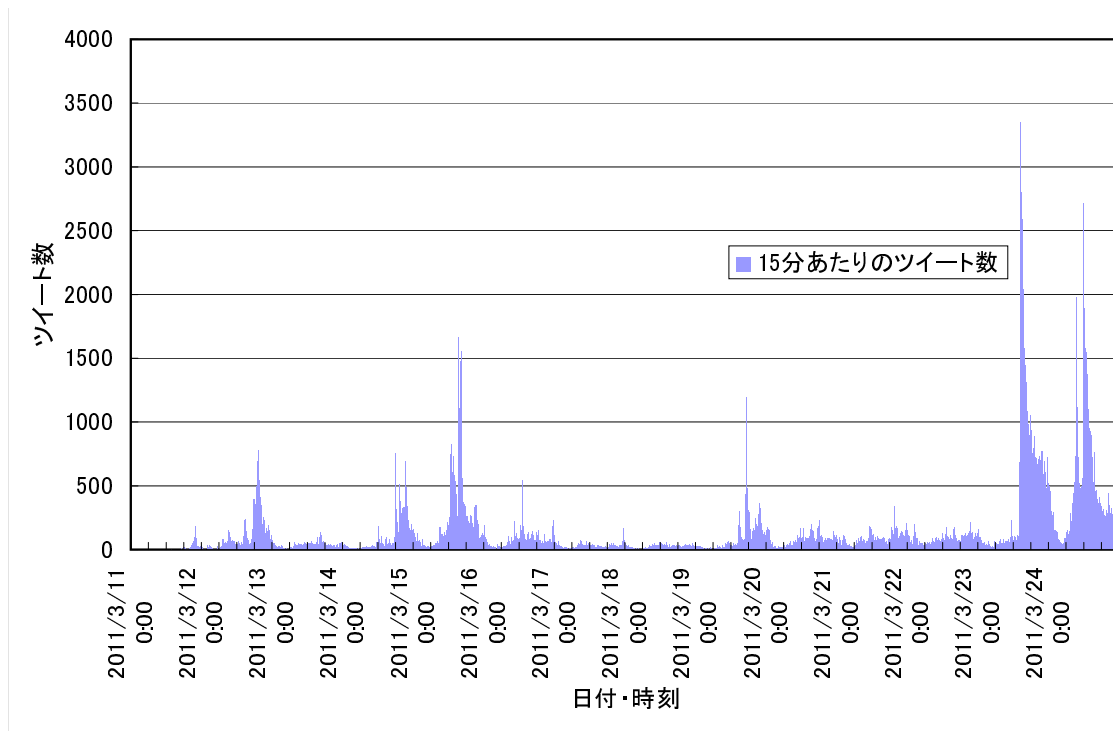


図 4.7: 「ヨウ素」を含むツイートの数¹³

4.1.3 ヨウ素に関するデマ

福島第一原子力発電所の事故により、原子炉建屋から放射性物質が大気中に放出された。この事故は多くの人に放射能汚染の恐怖を与え、「放射性ヨウ素の被害を防ぐため、うがい薬やとろろ昆布などに含まれるヨウ素が良い」という内容のデマ情報が広まった。このデマ情報は放射性ヨウ素による被害を防ぐために、安定ヨウ素剤を飲むという治療法を誤解あるいは曲解したためと思われる。しかし、放射線医学総合研究所から、うがい薬を飲むと有害な影響が出る可能性があること、昆布などを摂取しても効果があるかは不明であるということが発表され、デマ情報であると判明した。

このデマ情報を検索するための必須キーワードを「ヨウ素」である。その結果、必須キーワードを含む候補ツイートデータは 187,418 件存在した。候補ツイートデータの 15 分毎の変化を図 4.7 に示す。

本デマ情報の必須キーワードによる抽出では、他のデマ情報と比べ多くのツイートが選出された。これは原発の事故によって放射性物質の検出への興味が高まったことから、放射性ヨウ素に関するツイートが多数投稿されたためである。本拡散は、2011年3月11日頃厚生労働省のアカウントより本デマ情報に対する注意喚起の投稿があった後に拡散が収まっている。よって、3月14日前後のツイートから、本デマ情報に関する代表例を選択した。表 4.7 にその例を引用して示す。

表 4.7: ヨウ素に関するデマ情報:デマ情報およびデマ訂正ツイートの一部¹⁵

デマツイート	<p>福島原発が危険です。冷却水を回すポンプが止まると高温になり過ぎて原子炉が溶解する。もしも原発事故が起こったら「とろろこんぶ」を食べて。放射性ヨウ素を体内に貯めない予防措置です。内部被ばくを防ぐために外に出ない事。換気扇切る。避難の際は着替えを持ち、ビニール被り、マスク、ゴム手袋</p> <p>福島1号基，中央制御室，通常の1000倍。放射能漏れと東京電力発表。炉の格納容器内破損の可能性。子供に飲ませるヨウ素，イソジンで代用，コップに3滴たらして水で薄めて，1日一回。大人はとろろ昆布。空気を吸い込まないこと。念のため，東京でも。</p>
--------	---

¹⁵Twitter ネットワークにおけるデマの拡散とデマの拡散防止モデルの推定 [66]，白井崇士著，p.32 より転載

デマ訂正ツイート	<p>放射線被曝の予防や治療のために、ヨウ素を含む消毒剤などを飲んではいけません。インターネット等に流れている根拠のない情報に注意してください。詳しくは放射線医学研究所HPをご覧ください。 #jishin #311care</p> <p>放射性ヨウ素による被害を防ごうとネットには市販のうがい薬やヨードチンキなどを飲むことを勧める根拠のない情報が見られますが絶対にやめてください。放射線医学総合研究所サイトをご覧ください http://www.nirs.go.jp/index.shtml</p> <p>ヨウ素剤が現在手に入らないからといって、イソジン飲むなどという誤報を目にしました。イソジンは大変刺激の強い外用消毒剤です。嘔気／呼吸困難、浮腫、蕁麻疹等のショック症状／口腔および食道、胃粘膜のびらん、潰瘍等の副作用を起こす可能性がある ...</p> <p>「ヨウ素剤の代わりにうがい薬」根拠ない情報</p>
----------	---

表に例示したツイートをもとにネガティブキーワードおよびポジティブキーワードを設定した。各キーワードを表 4.8 に記す。ここで、キーワードの一部に付与さ

¹⁵Twitter ネットワークにおけるデマの拡散とデマの拡散防止モデルの推定 [66], 白井崇士著, p.33 より転載

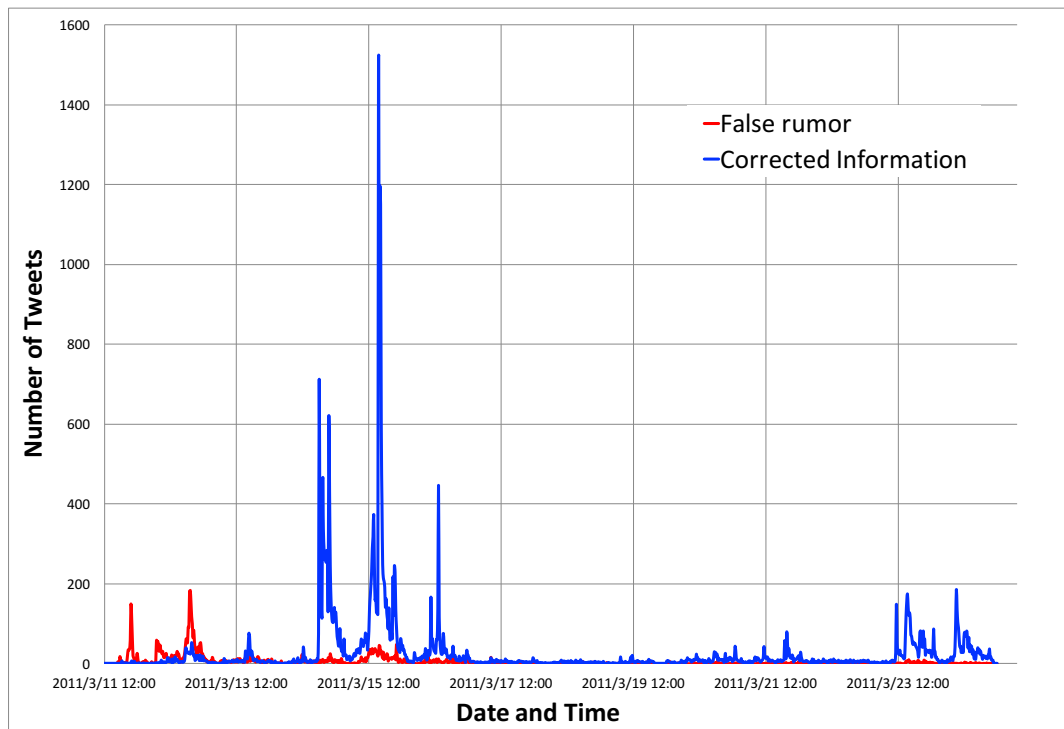


図 4.8: 実際の拡散の様子 (ヨウ素に関するデマ情報)

れた記号は節電に関するデマ情報と同様に各キーワードの組合せを示している。

これらのキーワードによる抽出の結果、デマ・デマ訂正ツイートデータの全ツイート数は 40,413 件存在し、うちデマ情報は 7,105 件、訂正情報は 33,308 件含まれていた。デマ情報および訂正情報が拡散の様子を図 4.8 に示す。

表 4.6: ネガティブキーワードおよびポジティブキーワード:
節電に関するデマ情報

ネガティブキーワード	ポジティブキーワード
友達	関西
送電	節電
らしい	デマ
少し	チェーンメール
お願い	チェンメ
	注意
	意味 (a1)
	必要 (a2)
	ない (b1)
	なし (b2)
	なか (b3)
	ありません (b4)
	波数
	Hz
	不可能
	関西電力 (c1)
	関電 (c2)
	限界 (d1)
	HP(d2)
	サイト (d3)
	ホームページ (d4)
	ウェブ (d5)
	「お願い」に関

表 4.8: ネガティブキーワードおよびポジティブキーワード:ヨウ素に関するデマ

ネガティブキーワード	ポジティブキーワード
とろろ (e1)	誤
昆布 (e2)	デマ
イソジン (e3)	根拠ない
うがい薬 (e4)	いけません
飲 (f1)	いけない
良い (f2)	害
食 (f3)	飲まないで
	やめ

4.2 シングルバースト型・マルチバースト型デマ拡散

前述した各デマ情報の拡散の様子(図4.4, 4.6, 4.8)をみると, 同一のデマ情報が拡散しているにも関わらず, デマ情報や訂正情報が拡散しては収束するということを繰り返しているデマ情報の拡散もあれば, 一度の拡散だけで収束したデマ情報の拡散も存在している. この違いはデマ情報の拡散を制御する際に重要な要素となると考える. なぜなら, 一旦収まったと思われたデマ情報の拡散が再び繰り返すということはデマ情報に影響を受けてしまう人が増えることを意味する. 本節では, 同一デマ情報における各情報の拡散と収束に着目し, デマ情報拡散の分析を試みる.

類似した研究として, 先行研究 [68] では東日本大震災時に拡散したデマ情報をデマ情報・訂正情報の拡散期間と拡散時期という2つの観点からデマ情報の拡散を4種類に分類していた.

本研究では, デマ情報及び訂正情報が拡散した期間に着目し, その違いにより以下の分類を新たに定義する.

- シングルバースト型デマ拡散

同一内容のデマ情報拡散において, デマ情報や訂正情報の拡散ピークがそれぞれ一度だけのものを指す. 概ね, バーストは1日程度で収束する. なお, デマ情報や訂正情報の拡散が同時期に始まるかは考慮しない. 本論文中で扱うデマ情報では, コスモ石油に関するデマ情報がこれに該当する.

- マルチバースト型デマ拡散

同一内容のデマ情報拡散において, デマ情報や訂正情報の拡散ピークが複数回存在するものを指す. 多くの場合, 数日間にわたってデマ情報の拡散と収束が繰り返され, 複数のバーストが形成される. シングルバースト型デマ拡散同様にデマ情報と訂正情報の拡散が同時期に始まるかは考慮しない. 本論文中で扱うデマ情報では, 節電に関するデマ情報, ヨウ素に関するデマ情

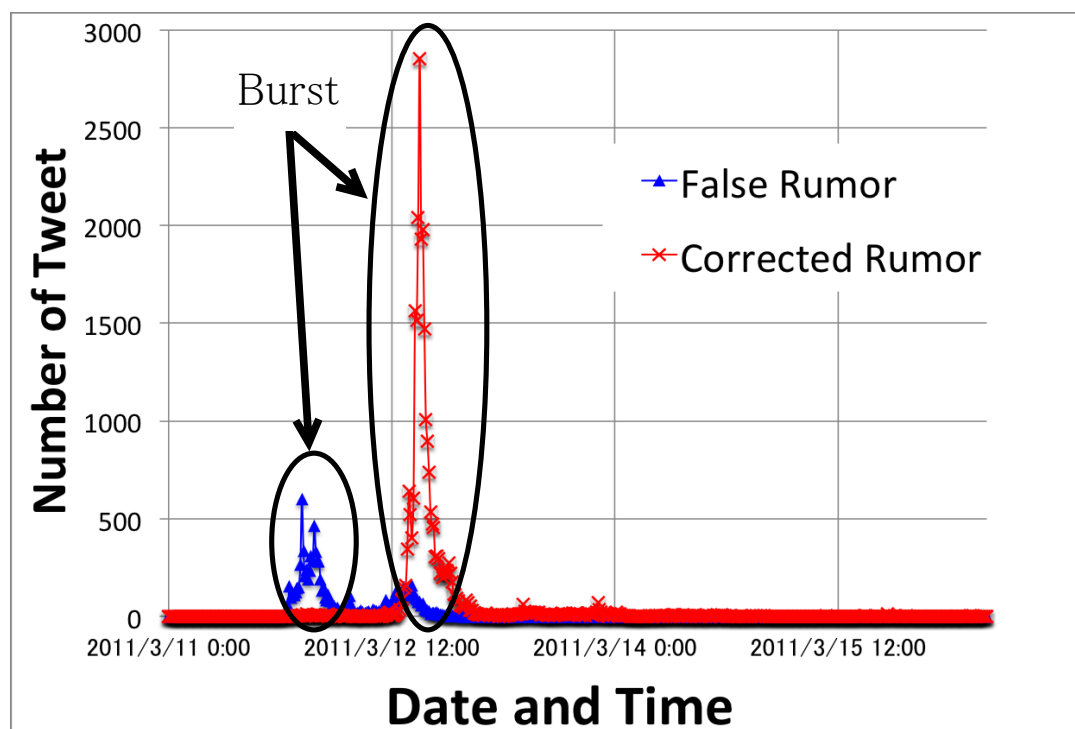


図 4.9: 本研究におけるバースト（コスモ石油に関デマ情報をもとに図示）

報がこれに該当する。

本研究における拡散ピーク，つまりバーストが実際のデマ拡散のどの部分にあたるかを図 4.9 に示す．その他のデマ情報に関しても同様である．

マルチバースト型デマ拡散は，上記定義より同種のデマ情報の拡散が複数回起こり，その都度デマ情報や訂正情報が拡散する現象であり，シングルバースト型デマ拡散とは異なるメカニズムが働いていると推測する．よって，先行研究において取り組まれていないマルチバースト型デマ拡散の実態を把握することは拡散メカニズムの同定に必要であると考えられる．

では，なぜこのようにシングルバースト型デマ拡散とマルチバースト型デマ拡散のような異なる現象が発生するかを考察する．現実社会においてマルチバースト型デマ拡散となるかどうかは伝達される情報の性質によると考えられる．例えば，コスモ石油に関するデマ情報は震災に伴う火災により，有害物質が混じった

雨が降るというものである。これは火災直後に降る雨という限られた期間・地域を対象としたデマ情報であり、雨が降ってしまえばその情報の持つ意味はなくなり、その後話題となることはないと考えられ、シングルバースト型のデマ拡散となったと推測する。つまり、デマ情報が示す内容が時間的・空間的にも限定されている場合は、シングルバースト型デマ拡散となる可能性が高い。また、火災時に燃えたのはLPガスという普段料理などで日常的に使用することのある物質であり、燃焼後の物質に危険性がないことを理解しやすかったことも影響していると予想される。しかし、節電に関するデマ情報について考えてみると、節電は長期的かつ広範囲での協力が必要とされるものである。実際、関東での計画停電が多数報道[69]されたこともあり、デマ情報の収束には日数を要し、マルチバースト型デマ拡散となったと推測する。つまり、デマ情報が示す内容が時間的な制約もなく、空間的にも広範囲を対象とする場合は、マルチバースト型デマ拡散となる可能性が高い。また、節電をすること自体は悪いことではないという情報の間違いとは関係のない要素も収束にかかる時間が伸びた理由であると推測できる。実際のツイートの中には、節電の協力自体は良いことであり、このデマ情報を否定する必要があるのかという意見も多数みられた。

以上の様に、デマ情報の拡散がシングルバースト型デマ拡散となるかマルチバースト型デマ拡散となるかは情報の鮮度や緊急性、継続性、内容自体の有用さ等、デマ情報の持つ意味的な要素によって決まるものと考えられる。

4.3 マルチバースト型デマ拡散における重複ユーザー

前節において、デマ情報をバースト回数によって分類した。本節では、各バーストに何らかの関係性があるかを分析する。具体的には、バースト毎のツイートを分析し、重複してツイートしたユーザーが存在するのか、また重複ユーザーが存在した場合の存在割合について分析する。もし重複したユーザーが存在する場

合、それらのユーザーによって連鎖的に拡散が発生したのではないかと推測する。

分析方法について述べる。まず、図4.6より、節電に関するデマ情報は3回拡散しており、バーストが3回であることが判る。これ以降は、これらのバーストをそれぞれ表4.9に示す期間で区切る。そして、各期間のユーザーリストを作成し、ユーザーの重複の有無を調べる。

結果を表4.10, 表4.11に示す。この結果より、各期間において重複するユーザーは極めて少数ではあるものの存在することが分かった。現実の様々なネットワークはスモールワールド性を持つことが広く知られている。スモールワールド性を持ったネットワークには、ネットワークの別々の場所を結ぶショートカットが存在しており、そのため一見離れた位置にいるノード同士が実際は近くにいるということがある [33, 70]。

また、現実のネットワークには「弱い紐帯」というものも存在している [33, 70, 71]。「弱い紐帯」とは、ネットワーク内のノード間の繋がりが弱いことを示している。つまり人間関係で言えばあまり親密な関係ではない場合を指している。しかし、この「弱い紐帯」もショートカット同様に異なるユーザー群を結ぶ橋渡しとなり、情報拡散において重要な役割を果たしている。

以上のことから、この数%の重複したユーザーによって、より大きな情報の伝達、つまり拡散現象が発生したと推測する。

4.4 情報拡散のされ方

本節では、Twitterにおける情報の拡散はどのように行われているのかについて分析する¹⁶。

会話による情報の伝播を考える時、ある話題が拡散する際はその内容が人づてに順々に広まると予想する。これをTwitterに置き換えて考えると、ある話題=ツイートがリツイートされ、そしてそのリツイートがさらにリツイートされること

¹⁶注：本分析は全ツイートデータのうち、2017年3月11日~17日までのツイートを対象とする。

表 4.9: 対象とする期間の設定 (実データ)

デマ情報	
第1期間	2011年3月12日0時00分00秒～ 2011年3月12日14時59分59秒
第2期間	2011年3月12日15時00分00秒～ 2011年3月13日5時59分59秒
第3期間	2011年3月13日6時00分00秒～ 2011年3月13日23時59分59秒
デマ訂正情報	
第1期間	2011年3月12日9時30分00秒～ 2011年3月13日5時59分59秒
第2期間	2011年3月13日6時00分00秒～ 2011年3月14日5時59分59秒
第3期間	2011年3月14日6時00分00秒～ 2011年3月15日23時59分59秒

と同様であると考えられる。つまり、大規模な拡散現象は、RTが繰り返されることにより発生していると推測する。また、この推測はバースト回数が異なることに対する理由となるのではないかと考える。つまり、シングルバースト型デマ拡散であれば、バーストの回数が一つのためタネとなるツイートが一つであり、そのツイートに関心のあるユーザーに伝わりきったため拡散が一度だけで止まるのではないかという予測である。

以上のことを検証するため、本研究では「情報拡散は特定のツイートがRTされ、それが繰り返されることにより発生する」という仮説を立てる。本節では、この仮説を検証するため、情報拡散のされ方という観点で各デマ拡散の分析を試みる。

4.4.1 情報拡散の形態

Twitter上での情報拡散の形態としては、大きく分けて以下の2つが考えられる。なお、本項での各説明の記述は文献[9]を参考とする。

1. RTによる拡散

表 4.10: 各期間におけるユーザー数 (実データ)

デマ情報	人数 (人)
第 1 期間	2693
第 2 期間	7134
第 3 期間	2880
訂正情報	人数 (人)
第 1 期間	7865
第 2 期間	11218
第 3 期間	4479

表 4.11: ユーザーの重複率 (実データ)

デマ情報	第 1 と第 2 期間	第 1 と第 3 期間	第 3 と第 2 期間
重複ユーザー数 (人)	189	60	175
重複率 (%)	1.96	1.09	1.78
訂正情報	第 1 と第 2 期間	第 1 と第 3 期間	第 3 と第 2 期間
重複ユーザー数 (人)	1053	289	486
重複率 (%)	5.84	2.40	3.20

2. 通常ツイート¹⁷による拡散

ここで、RT による拡散とは、公式 RT と非公式 RT、リプライを用いたものである。なお、リプライは本来は RT ではないが後述する理由により本稿では RT として扱う。本稿中での公式 RT、非公式 RT、リプライそれぞれの定義を述べる。

公式 RT Twitter 社が公式に提供している RT 機能。2010 年 1 月 22 日より日本語でも使用可能となった。

非公式 RT 公式 RT 機能が提供される以前から利用されていた他者のツイートを引用するための手法。この非公式 RT には、非公式 RT を行うユーザーが任意でコメントを追加することができる。

¹⁷通常ツイートとは、RT やリプライを用いず、単に Twitter にテキストを投稿することである。

リプライ (Reply) ツイート中に「@ユーザー名」を含むツイート¹⁸。リプライ先のユーザーへのコメントや返答を行うために用いられるが、他者からも閲覧可能で有る。本研究で用いるデータでは非公式 RT もリプライと同様の表記をされる。よって、本稿ではリプライも非公式 RT とみなし、RT による拡散として扱う。

表 4.12 に、上記の定義をもとにした包含関係と分類名を記す。デマ情報やそれに関する訂正情報であると判断されたツイートを表 4.12 の分類名毎に分類する。なお、本稿で使用するツイートデータには RT に関する情報は本文中の記号しかなく、正規表現を用いて抽出・分類する。分類の手順を表 4.13 に記す。

前節で述べた 2 つのデマ拡散のそれぞれのツイートを分類した結果を表 4.14, 表 4.15 に記す。また、表 4.16 には、各デマ拡散に関わったユーザー数を記す。

¹⁸なお、厳密には「@ユーザー名」のツイート中の位置により、メンションと呼ばれる場合もあるが、本稿では区別しない。詳しくは文献 [9] を参照されたい。

表 4.12: 情報拡散の分類名

分類名	内容
RT による拡散	公式・非公式 RT 及びリプライによるツイートの集合
公式 RT による拡散	RT による拡散のうち, 公式 RT されたツイートの集合
非公式 RT による拡散	RT による拡散のうち, 非公式 RT, リプライによるツイートの集合
通常ツイートによる拡散	公式・非公式 RT 及びリプライによらないツイートの集合

表 4.13: 情報拡散の形態によるツイートの分類手順

手順 1:
ツイートを 1 つ選択する.

手順 2:
ツイート中に “RT” や “QT” を含むものを “RT による拡散” とし,
含まないものを “通常ツイートによる拡散” とする.

手順 3:
“RT による拡散” のうち, 文頭に “RT @ username:” を含み,
かつ “@ username” を複数個含まないものを “公式 RT による拡散” とする.
それ以外のツイートは, “非公式 RT による拡散” とする.

表 4.14: “RT による拡散” と “通常ツイートによる拡散” のツイート数

コスモ石油に関するデマ情報	RT による拡散	通常ツイートによる拡散
デマ情報	7759 件 (80.53%)	1876 件 (19.47%)
訂正情報	22875 件 (88.55%)	2959 件 (11.45%)
節電に関するデマ情報	RT による拡散	通常ツイートによる拡散
デマ情報	9910 件 (67.76%)	4716 件 (32.24%)
訂正情報	21593 件 (74.82%)	7390 件 (25.28%)

表 4.15: “公式 RT による拡散”と“非公式 RT による拡散”のツイート数

コスモ石油に関するデマ情報	公式 RT による拡散 (件)	非公式 RT による拡散 (件)
デマ情報	3845	3914
訂正情報	18538	4337
節電に関するデマ情報	公式 RT による拡散 (件)	非公式 RT による拡散 (件)
デマ情報	5181	4729
訂正情報	15825	5768

4.4.2 分析結果の考察

表 4.14 から情報拡散の大半は RT によるものであることが明らかとなった。

しかし、節電に関するデマ情報では、約 3 割のデマ情報が通常ツイートにより拡散されている。よって、「情報の拡散は特定のツイートが RT され、それが繰り返されることにより発生する」という仮説は否定された。拡張 SIR モデルでは RT による拡散を想定しており、本研究で提案する情報拡散モデルにおいてはこの点を考慮する必要がある。

また、表 4.15 から、デマ情報においては公式 RT による拡散と非公式 RT による拡散がほぼ同数であり、無視できない。これは非公式 RT を使用した場合は、後にその情報がデマ情報であるとわかった後に削除できず、デマ情報の収束に影響すると考えられるからである。

ただし、東日本大震災からは 6 年が経過し、ニュースなどで災害時の Twitter の利用についてのアナウンス [72] もされていることから、Twitter の利用のされ方には変化が起こっていることが考えられる。そのため、今後は現在の Twitter の利用形態についても分析を行う必要がある。

表 4.16: 拡散に関わったユーザー数

コスモ石油に関するデマ情報	全体	通常ツイートによる拡散	RT による拡散	公式 RT による拡散	非公式 RT による拡散
デマ情報 (人)	9261	1830(19.76%)	7503(81.02%)	3791(40.94%)	3799(41.02%)
訂正情報 (人)	22409	2826(12.61%)	19966(89.10%)	16825(75.08%)	3767(16.81%)
節電デマに関するデマ情報	全体	通常ツイートによる拡散	RT による拡散	公式 RT による拡散	非公式 RT による拡散
デマ情報 (人)	13080	4473(34.20%)	8947(68.40%)	7891(60.33%)	4355(33.30%)
訂正情報 (人)	22919	6722(29.33%)	17307(75.51%)	13023(56.82%)	5160 (22.51%)

4.5 拡散した情報の種類

前節での分析結果から、情報拡散は単一のツイートが RT されることにより発生した現象ではないことが判った。そこで、本節では実際に拡散したデマ情報の中に何種類の情報源となるツイートがあるかを分析¹⁹し、各デマ拡散の情報源の種類を特定する。

対象は、前節において“公式 RT による拡散”と“通常ツイートによる拡散”と分類されたツイートデータに関してである。“非公式 RT による拡散”を対象としないのは、非公式 RT 中には拡散させたユーザーが独自にコメントなどを挿入したり、本文を改変したりする可能性があるため、本研究で用いる単純なキーワードマッチングではツイートが同一であるかを判断できないためである。なお、本節中にて記す Twitter アカウント名は、プライバシー保護の観点から架空のものに変更する。

4.5.1 “公式 RT による拡散”の種類

“公式 RT による拡散”における情報源の種類の方法について述べる。手順を表 4.18 に記す。表 4.18 の手順にもとづき、得られた各公式 RT の情報源のうち RT 回数が最も多かったものを表 4.18 に記す。また、それぞれのデマ拡散における情報源の数を表 4.19 に記す。

¹⁹注：本分析は全ツイートデータのうち、2017 年 3 月 11 日～17 日までのツイートを対象とする。

表 4.17: “公式 RT による拡散”における情報源の種類の分析手順

手順 1:

“公式 RT による拡散”と分類されたツイート集合から、ツイートを取り出す。

手順 2:

ツイートの文頭 30 文字を取り出し、重複が起きないようにしてリストに格納する。
なお、ツイート本文が 30 文字に満たない場合は、全文を取り出す。

手順 3:

作成されたリストを、“公式 RT による拡散”の情報源となった
ツイート集合とする。

表 4.18: “公式 RT による拡散”における情報源

コスモ石油に関するデマ情報	アカウント	ツイート内容	RTされた回数
デマ情報	アカウント A	RT @アカウント A: お願いします 【転載】千葉市近辺に在住の方！コスモ石油の爆発により有害物質が雲などに付着し、雨などといったしよに降るので外出の際は傘かカッパなどを持ち歩き、身体が雨に接触しないようにして下さい!!! コピペとかして皆さんに知らせてください!!	339回
訂正情報	アカウント B	RT @アカウント B: 市原市のコスモ石油千葉製油所 LPG タンクの爆発により、千葉県、近隣圏に在住の方に有害物質が雨などと一緒に飛散するという虚偽のチェーンメールが送られています。千葉県消防地震防災課に確認したところ、そのようなことはないと確認できました。正確 ...	7843回
節電に関するデマ情報	アカウント	ツイート内容	RTされた回数
デマ情報	アカウント C	RT @アカウント C: 関西のみなさん！節電に協力しましょう！ほんの少しでもみんながすれば大きな力になります。僕たちでも出来ることやりましょう！	237回
訂正情報	アカウント D	RT @アカウント D: 節電についても協議しました。関西においては、これまでの節電努力以上に、過度に節電する必要はありません。技術上の観点から、関西から関東・東北に送電できる量には限りがあり、今の関西電力の供給能力からすると、皆さんの節電がなくても、この限界 ...	1789回

表 4.19: “公式 RT による拡散”による情報源の数

コスモ石油に関するデマ情報	種類数
デマ情報	944
訂正情報	891
節電に関するデマ情報	種類数
デマ情報	1499
訂正情報	911

4.5.2 “通常ツイートによる拡散”の種類

“通常ツイートによる拡散”はそれぞれが独立した内容であると考え、各ツイートがそれぞれ情報源であるとみなす。よって、表 4.14 中の“通常ツイートによる拡散”のツイート件数を、そのまま“通常ツイートによる拡散”の情報源の数とする。しかし、“通常ツイートによる拡散”に関わったユーザーのうち、一部のユーザー間にはフォローフォロワー関係が存在した。そのため、“通常ツイートによる拡散”を行ったユーザーも、フォローフォロワー関係があるユーザーは自身がフォローしている相手からの影響を受けている可能性がある (表 4.20)。

4.5.3 分析結果の考察

本節での分析結果から、コスモ石油に関するデマ情報におけるデマ情報の情報源数は 2820 件、訂正情報の情報源数は 3850 件であることが判った。節電に関するデマ情報におけるデマ情報の情報源数は 6215 件、訂正情報の情報源数は 8301 件であることが判った。本研究では分析ができなかった“非公式 RT による拡散”においての情報源も存在するため、実際にはさらに多くの情報源があると予想される。以上のことから、同一トピックの情報拡散現象であっても拡散を詳細に分析すると単純に一種類のデマ情報が拡散したとは言えず、複数の情報源が存在していたことが明らかになった。

表 4.20: “通常ツイートによる拡散”におけるフォローフォロー関係のあるユーザー数及びフォローフォロー関係のないユーザー数

コスモ石油デマ拡散	フォローフォロー関係のあるユーザー	フォローフォロー関係のないユーザー
デマ情報	89	1741
訂正情報	440	2386
節電デマ拡散	フォローフォロー関係のあるユーザー	フォローフォロー関係のないユーザー
デマ情報	560	3913
訂正情報	1435	5287

4.6 拡散に寄与したユーザー

これまでの分析により、実際の拡散現象は複数の情報源からの情報発信とそれらの一部が RT されることによる複雑な現象であることが明らかになった。そこで、本節ではそのような複雑な現象においてどのようなユーザーからの情報発信が拡散に寄与したかを分析する²⁰。具体的には、複数回つぶやいたユーザーが公式 RT に与えた影響と公式 RT の情報源となったユーザーの特徴について調査する。なお、本節中にて記す Twitter アカウント名は、プライバシー保護の観点から架空のものに変更する。

4.6.1 複数回つぶやいたユーザーが公式 RT に与えた影響

表 4.16 中の各拡散に関わったユーザーと表 4.14、表 4.15 中の各ツイート数を比較すると数が合わないことがわかる。これは、各情報を複数回つぶやいたユーザーが存在するためであり、複数回つぶやくほど RT されるのではないかと予想する。複数回つぶやいたユーザーが拡散に影響を与えたかを知るために、各ユーザーのフォローフォロワー数及び媒介中心性と公式 RT の情報源となっていたかどうかについて分析を行う。ここで、本稿で用いる媒介中心性の値は石原ら [53] によって計算された 2011 年 3 月 12 日から 14 日までの各ユーザー (1754921 人) の媒介中心性の平均値である。表 4.21 に分析結果を記す。なお、複数回つぶやいたユーザーが多いため、10 回以上ツイートを投稿したユーザーのみを対象とする。

4.6.2 公式 RT の情報源となったユーザーの特徴

公式 RT の情報源となったユーザーは拡散に影響を与えたユーザーであるといえる。そこで、これらのユーザーの特徴を分析し、どのようなユーザーが情報拡散の起点となったかを明らかにする。対象とするのは、公式 RT の情報源となった

²⁰注：本分析は全ツイートデータのうち、2017 年 3 月 11 日～17 日までのツイートを対象とする。

ユーザーである。これは、“非公式RTによる拡散”の起点ユーザーを特定することが困難なためである。表4.22に各公式RTの情報源となったユーザーの特徴を記す。なお、表4.19に示したように公式RTの情報源の種類は非常に多いため、本稿では各公式RTにおいてRTされた回数の上位3ユーザーのみを対象とする。

4.6.3 分析結果の考察

表4.21から、10回以上つぶやいたユーザーの媒介中心性のランキングは、多くのユーザーが上位10%以内であった。しかし、この表に記載されたユーザーで公式RTの起点ユーザーとなったユーザーはごく一部であり、さらに公式RTされた回数も数回であった。このことから、つぶやきの回数が多いユーザーが必ずしも公式RTの情報源となる訳ではないことがわかった。

表4.22の公式RTの情報源となったユーザーと表4.21のユーザーを比べてみると、公式RTの情報源となったユーザーの媒介中心性のランキングは概ね上位1%以内と非常に中心性の高いユーザーであることがわかる。また、表4.21のユーザーの多くが一般ユーザーであるが、公式RTの情報源となったユーザーは有名人や自治体、企業などの公式アカウントが多い。以上のことより、つぶやき回数の多さがデマ情報の大規模な拡散に繋がるわけではないことがわかった。また、震災時の情報拡散においても、誰からの情報であるかが重要であることを改めて確認した。

表 4.21: 複数回情報をつぶやいたユーザーとその特徴 (注: 情報取得できなかった部分は“_”と記載.)

Account	Follow	Follower	媒介中心性	媒介中心性の ランキング	公式RTの 情報ソース	ツイート回数
アカウントE	-	-	4.82×10^6	5371(上位 $3.06 \times 10^{-1}\%$)	×	12
アカウントF	4722	2645	6.30×10^5	105286(上位 6.00%)	○	12
コスモ石油に関するデマ情報 (訂正情報)						
アカウントF	-	-	1.56×10^7	1224(上位 $6.97 \times 10^{-2}\%$)	×	217
アカウントG	31	22	4.11×10^6	6784(上位 $3.87 \times 10^{-1}\%$)	×	32
アカウントH	128	104	8.03×10^5	77528(上位 4.42%)	×	11
アカウントI	718	934	1.88×10^6	22108(上位 1.26%)	×	10
節電に関するデマ情報 (デマ情報)						
アカウントJ	-	-	1.02×10^5	346691(上位 19.76%)	×	13
アカウントK	24	10	5.61×10^4	483786(上位 27.57%)	×	13
アカウントL	45	51	8.30×10^6	2557(上位 $1.46 \times 10^{-1}\%$)	×	11
節電に関するデマ情報 (訂正情報)						
アカウントM	118	51	1.79×10^6	23963(上位 1.37%)	○	37
アカウントN	281	82	1.21×10^6	46265(上位 2.64%)	○	18
アカウントO	-	-	1.43×10^6	34104(上位 1.94%)	×	15
アカウントP	49	43	5.36×10^6	4611(上位 $2.63 \times 10^{-1}\%$)	×	14
アカウントQ	72	24	3.36×10^5	185419(上位 10.57%)	×	13
アカウントR	-	-	6.53×10^6	3517(上位 $2.00 \times 10^{-1}\%$)	○	13
アカウントS	-	-	1.93×10^4	662646(上位 37.76%)	×	12
アカウントT	-	-	-	-	×	12
アカウントU	668	416	1.89×10^6	22082(上位 1.26%)	○	10
アカウントV	243	186	6.12×10^5	108713(上位 6.19%)	×	10

表 4.22: 公式 RT の情報源となったユーザーの特徴 (RT された回数の上位 3 人)
(注: 情報取得できなかった部分は “-” と記載.)

コスモ石油に関するデマ情報 (デマ情報)					
Account	Follow	Follower	媒介中心性	媒介中心性の ランキング	RT された回数
アカウント A	-	-	1.83×10^5	254781 (上位 14.52%)	339
アカウント W	33	2459	2.51×10^8	63 (上位 $3.59 \times 10^{-3}\%$)	271
アカウント X	98	56	1.76×10^7	1068 (上位 $6.09 \times 10^{-2}\%$)	132
コスモ石油に関するデマ情報 (訂正情報)					
アカウント B	-	-	3.00×10^8	48 (上位 $2.74 \times 10^{-3}\%$)	7843
アカウント Y	-	-	1.08×10^9	7 (上位 $3.99 \times 10^{-4}\%$)	1364
アカウント Z	14	56731	5.06×10^8	28 (上位 $1.60 \times 10^{-3}\%$)	1055
節電に関するデマ情報 (デマ情報)					
アカウント C	66	13208	4.52×10^7	387 (上位 $2.21 \times 10^{-2}\%$)	237
アカウント 00	654	177	2.61×10^6	13604 (上位 $7.75 \times 10^{-1}\%$)	17
アカウント C	66	13208	4.52×10^7	387 (上位 $2.21 \times 10^{-2}\%$)	157
節電に関するデマ情報 (訂正情報)					
アカウント D	-	-	1.01×10^8	181 (上位 $1.03 \times 10^{-2}\%$)	1789
アカウント 01	138	80066	1.13×10^9	6 (上位 $3.42 \times 10^{-4}\%$)	1718
アカウント 02	24	25	2.18×10^7	845 (上位 $4.82 \times 10^{-2}\%$)	1656

4.7 情報拡散とユーザーの居住地の関係

本研究で取り上げるデマ情報のうち、「コスモ石油に関するデマ情報」及び「節電に関するデマ情報」は特定の地域を対象としたものである。そのため、情報拡散には地域性があるのではないかと推測する。情報拡散現象と情報が拡散した地域に関連性があるかを知ることが、今後デマ情報の拡散を抑えるための重要な知見を得られるのではないかと考える。

そこで、本稿では地域性があることが予想されるデマ情報のうち、マルチバースト型デマ拡散である節電に関するデマ情報に着目し、それらの情報を拡散させたユーザーの地理的な分布を分析する。

4.7.1 デマ情報の拡散地域に対する仮説

4.3 節で述べたように、節電に関するデマ情報はデマ情報及び訂正情報それぞれが3回ずつ拡散したと考えられる。そのため、各期間において拡散に関わったユーザーの居住地にも偏りがあるのではないかと推測する。このデマ情報は関西地方に居住する人々に節電を訴える内容のものであるため、関西地方を中心に拡散したと考えられる。さらに、3回の拡散はそれぞれのデマ拡散は関西地方の別々の場所で拡散したのではないかと予想する。そこで、「Twitter ネットワーク上でデマ情報の拡散に関わったユーザー分布は各ユーザーの実際の居住地の分布に影響される」という仮説を立てる。

4.7.2 ユーザー居住地の推定方法

Twitter ユーザーの居住地の推定方法を以下に述べる。

- デマ情報を拡散させたユーザーのプロフィール情報を Twitter API を用いて取得する。

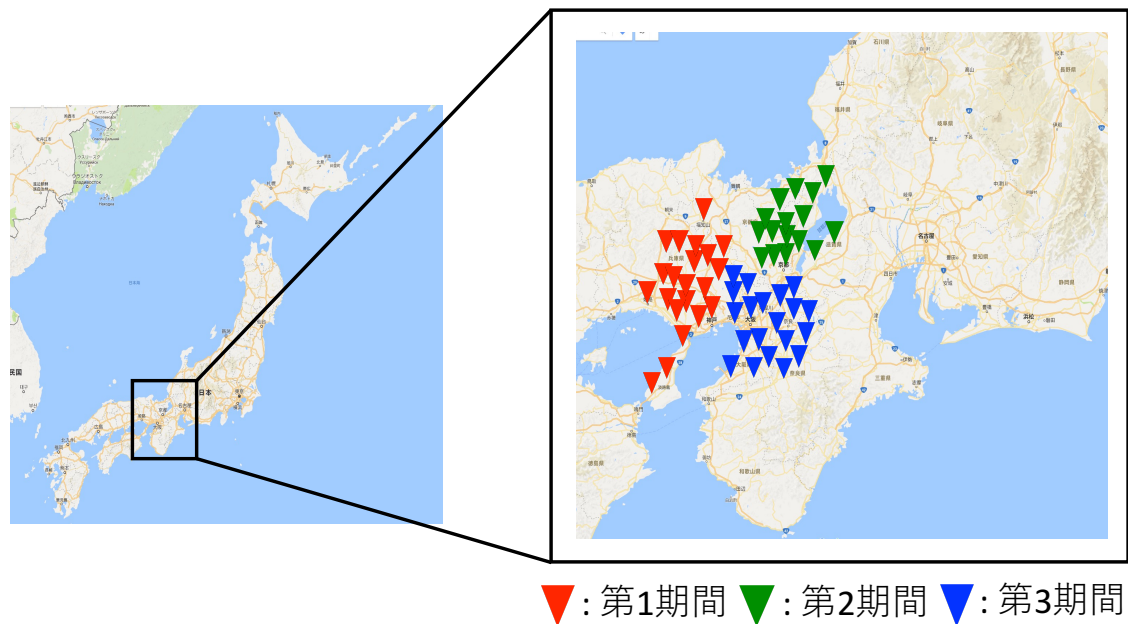


図 4.10: デマ情報が拡散した地域の予想図
(地図データ提供:©2017 Google, SK telecom, ZENRIN)

- 取得したプロフィール情報から地名を取得し、その地名を居住地とする。
- 取得した地名を Google Maps API を用いて緯度経度情報に変換し、地図上にプロットする。

なお、プロフィール情報から地名を抽出する際、プロフィール情報の文脈から居住地を推定するのではなく文中に含まれる地名を居住地とする。また、デマ情報が実際に拡散した 2011 年 3 月時点でのプロフィール情報を所有していなかったため、改めて 2015 年 8 月に取得した情報を使用する。

4.7.3 推定結果及び考察

実際にデマ情報を投稿したユーザーの居住地を推定した結果を図 4.11 に示す。この図から、デマ情報の拡散に関与したユーザーの居住地は日本全域に渡っていることが判った。しかし、図 4.12, 4.14, 4.14 より関西電力管内(大阪府・京都府・

兵庫県・滋賀県・和歌山県・福井県)における各期間のユーザー割合は、それぞれ41.1%, 48.5%, 27.8%であった。また、訂正情報に関しても同様に54.7%, 40.9%, 33.5%であった(図4.15, 4.16, 4.17)。この結果から、節電に関するデマ情報に関わったユーザーと各ユーザーの居住地には関連性があることが明らかになった。よって、「Twitter ネットワーク上でデマ拡散に関わったユーザー分布が、各ユーザーの実際の居住地の分布に影響されている」という仮説は成立する。しかし、東京や愛知等でも拡散しており、関西のみでの拡散ではない。このような結果となった理由について考察する。今回使用したユーザー情報は東日本大震災時の情報ではなく、2015年に改めて取得し直したものであり、この期間に転居したユーザーがいたことによる影響が考えられる。また、デマ情報に関わったユーザーのうちプロフィール情報を取得できたのは5891人、さらに居住地を推定できたのは2523人とかなり少ない。地域毎のユーザー数の差や、他のメディアの影響、震災時の全ツイートが取得できていない等不十分な点も存在するため、この点は注意して扱う必要がある。

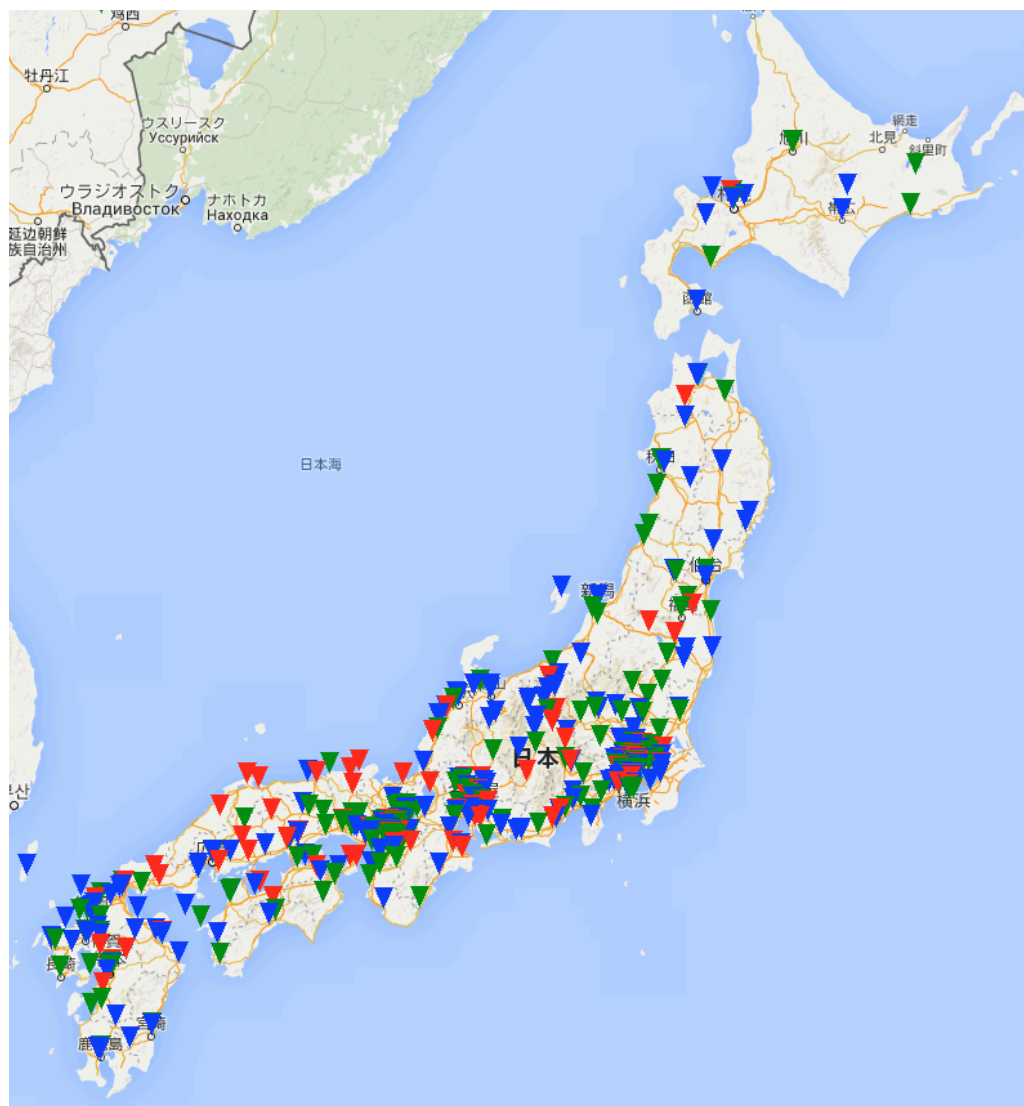


図 4.11: 実際にデマ情報を投稿したユーザーの居住地 (デマ情報)
(地図データ提供:©2015 Google, SK telecom, ZENRIN)

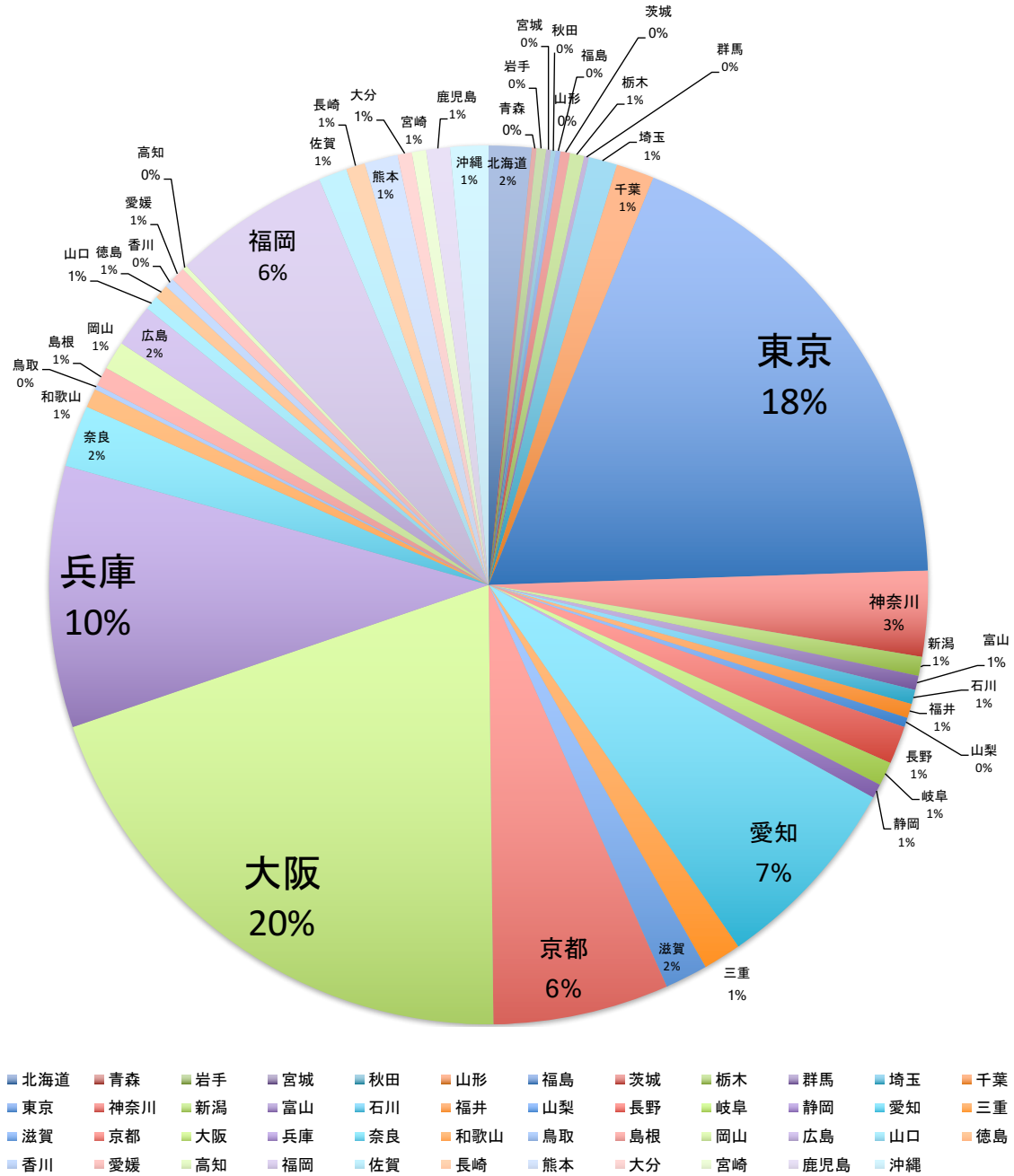


図 4.12: 第 1 期間における都道府県毎のデマ情報投稿ユーザーの割合 (地図データ提供:©2017 Google, SK telecom, ZENRIN)

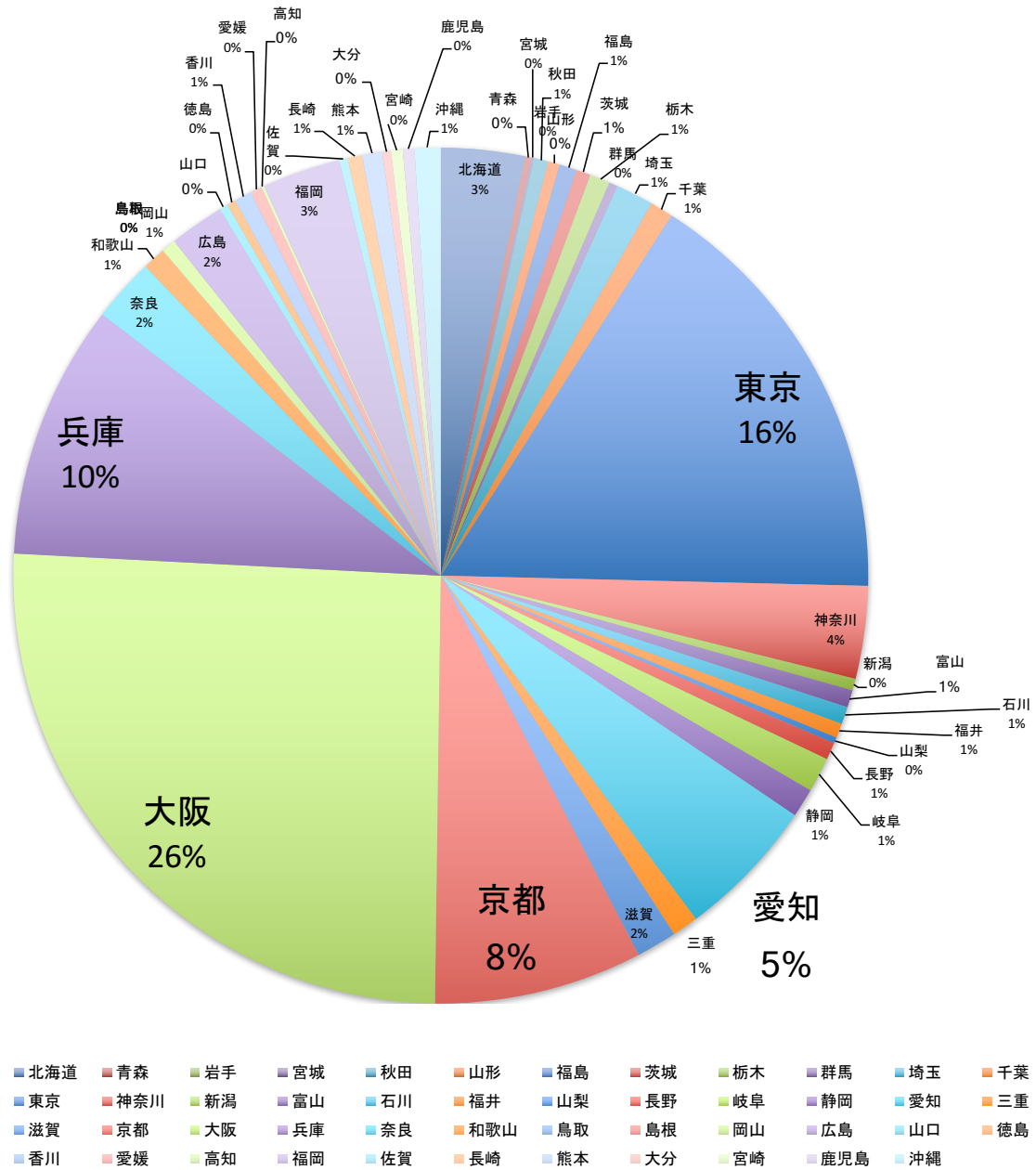


図 4.13: 第 2 期間における都道府県毎のデマ情報投稿ユーザーの割合 (地図データ提供:©2017 Google, SK telecom, ZENRIN)

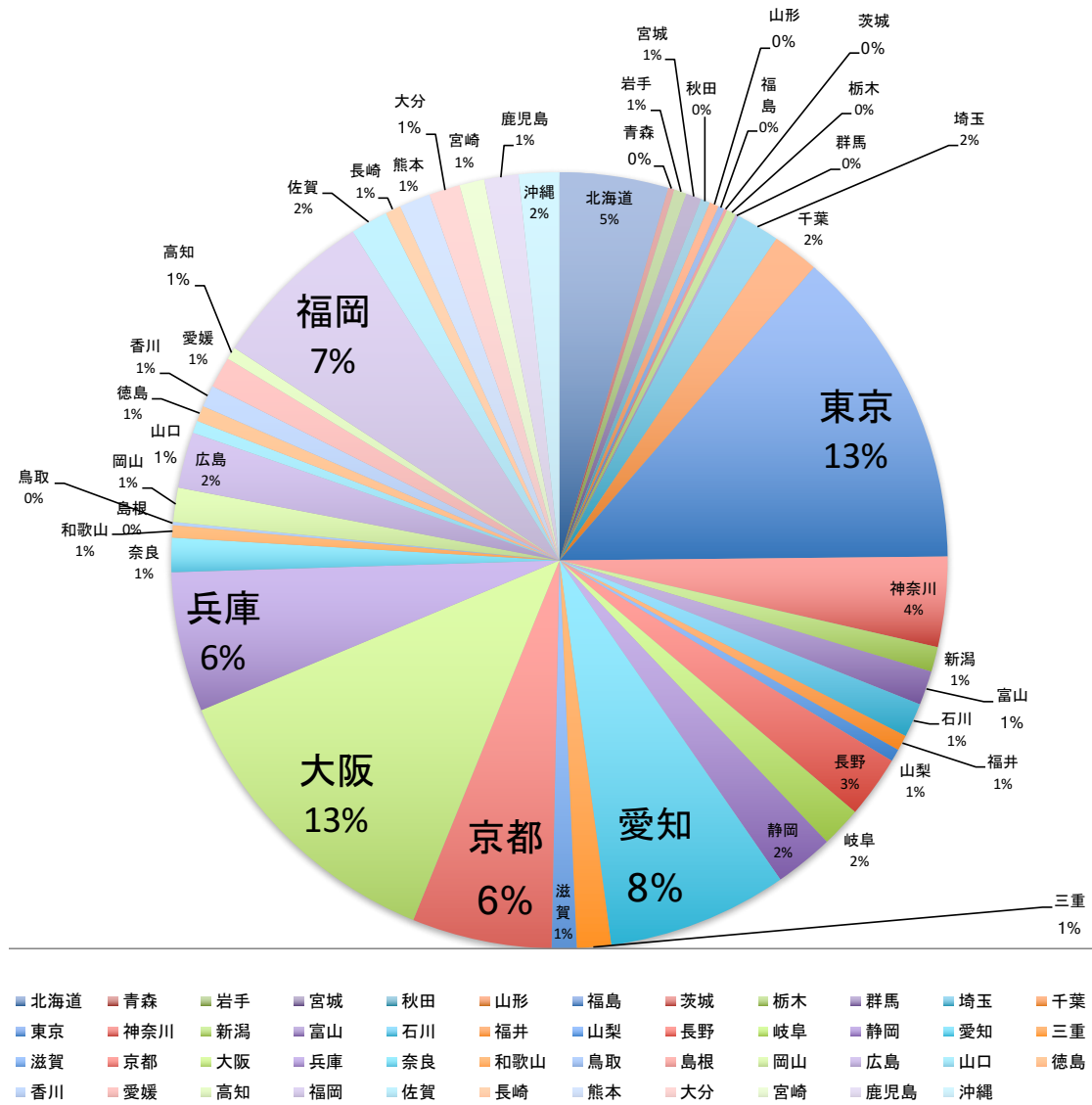


図 4.14: 第3期間における都道府県毎のデマ情報投稿ユーザーの割合
(地図データ提供:©2017 Google, SK telecom, ZENRIN)

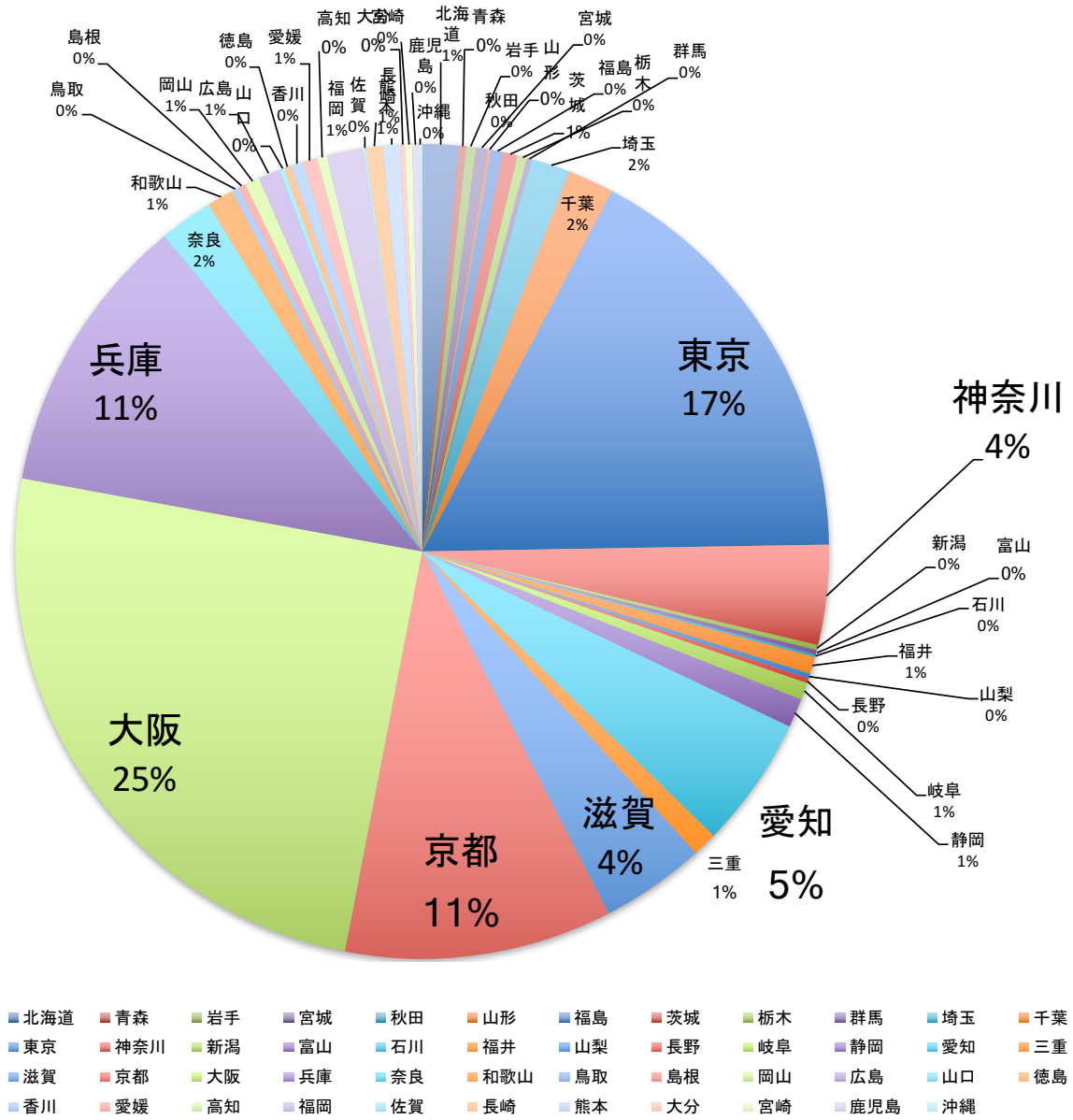


図 4.15: 第 1 期間における都道府県毎の訂正情報投稿ユーザーの割合 (地図データ提供:©2017 Google, SK telecom, ZENRIN)

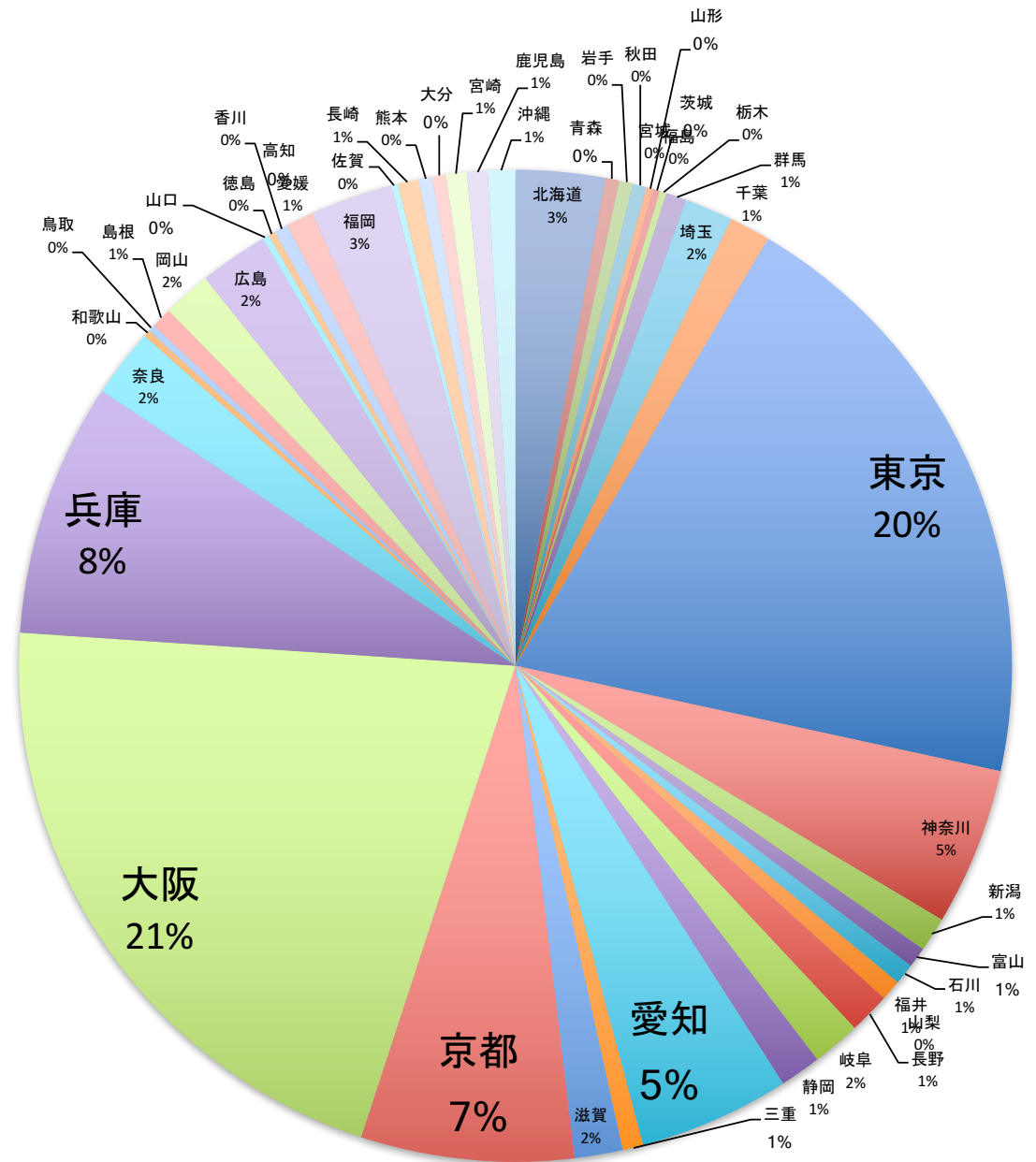


図 4.16: 第2期間における都道府県毎の訂正情報投稿ユーザーの割合 (地図データ提供:©2017 Google, SK telecom, ZENRIN)

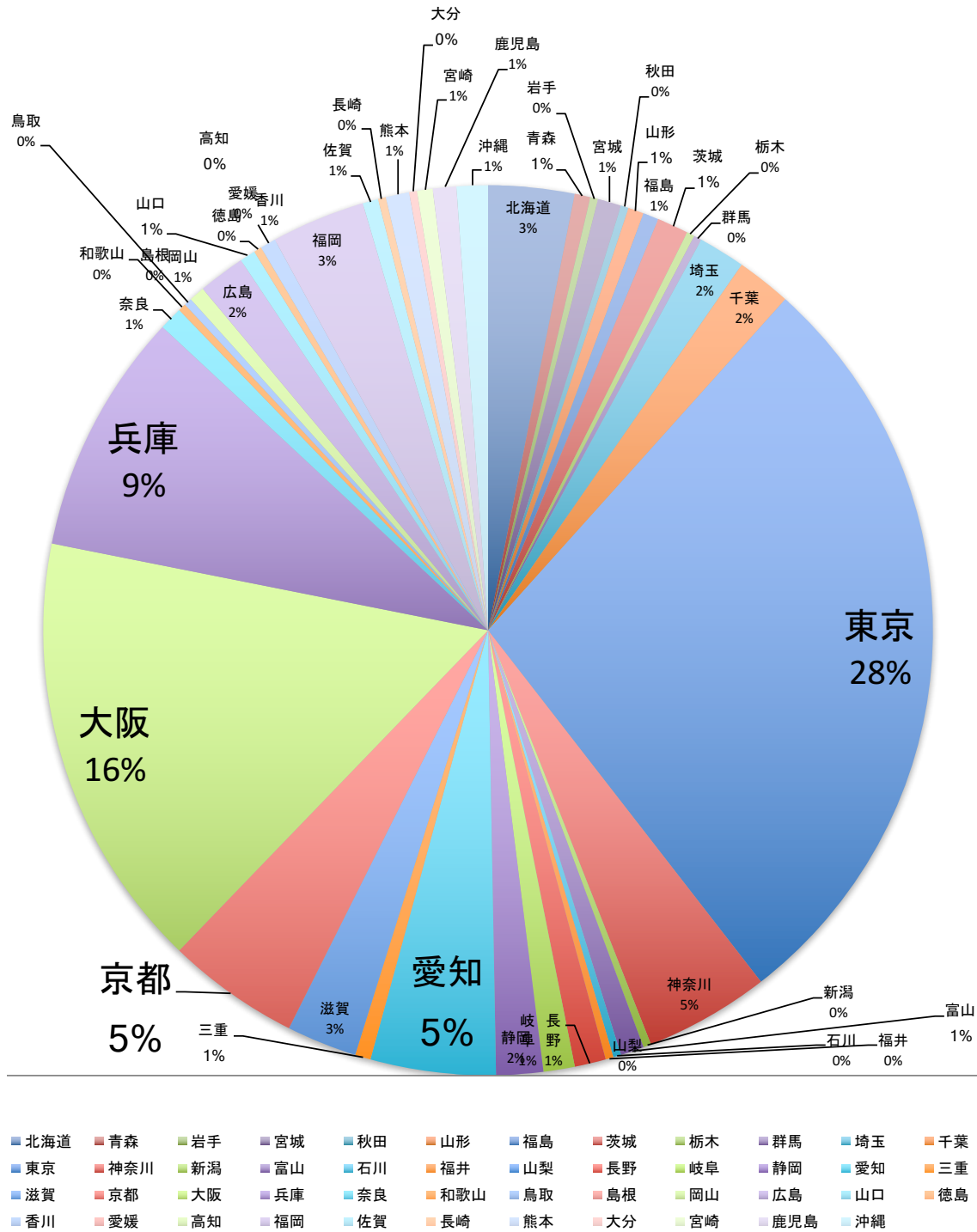


図 4.17: 第3期間における都道府県毎の訂正情報投稿ユーザーの割合 (地図データ提供:©2017 Google, SK telecom, ZENRIN)

第5章 情報拡散のモデル化

本章では、本研究で提案する人の情報伝達行動に着目した情報拡散モデルの提案と本モデルの妥当性を確認するための実験について述べる。

5.1 Agent-based Information Diffusion Model の提案

本節では、第3章で述べた拡張 SIR モデルの課題を改善する新たな情報拡散モデルである AIDM: Agent-based Information Diffusion Model を提案する。AIDM は、エージェントを Twitter のフォロワー・フォロワーネットワークを模したネットワーク上に配置し、情報拡散現象をシミュレートするマルチエージェントシミュレーションモデルである。AIDM は5つの特徴を持ち、これらにより現実世界でのユーザーの振る舞いや Twitter 上での情報拡散を再現する。まず現実のユーザーを模してシミュレーションを行うため、個々のエージェントを構成するための特徴である「エージェントの多様性」、「複数回のつぶやき」について述べる。次に、現実世界での情報伝達を模すため「情報経路の多重性」、「人の生活パターン」、「複数情報源からの情報発信」というシミュレーション環境全体の特徴について述べる。そして、実際に複数のエージェント同士が相互作用し、情報拡散現象を表現するための各エージェントの振る舞いについて述べる。

5.1.1 エージェントの多様性

提案モデルでは、エージェントの多様性を表現するため Endo ら [73] の口コミに関する研究から得られた知見を用いる。この研究では、情報源の信頼性及び情報の価値が重要な要素であり、その情報を信じるかどうかは受け手が持つ知識や経験により判断されると述べられている。ここで、情報の価値とは情報の鮮度（新しさ）や情報を受け取ったエージェントの趣味趣向にあっているかによって評価されるものである。提案モデルでは、エージェントに以下に記す新たなパラメータを導入する。

- 影響度: a

影響度 a は、情報源となるユーザーが持つパラメータである。このパラメータにより、情報発信者がどの程度他者に影響度を与えるかを表現する。実際の例として、一般人よりも著名人（芸能人、政治家等）の方が信頼されやすく影響を与えやすいと考えられる。また同時にこれら著名人ユーザーは情報を仲介するハブユーザーと見なすことが可能である。本研究では、この値をインターネットにおけるウェブページの重要度を表す PageRank アルゴリズムを用いて定義する。これにより、フォロワー・フォロワー数が多いハブユーザーが強い影響を与えることを表せ、影響力の強いユーザーほど値が大きくなる。

- 興味度: i

興味度 i は、情報を受け取ったユーザーがそのツイート内容を表すトピックにどの程度興味を持っているかを表すパラメータである。これにより、各ユーザーの趣味嗜好の違いを表現することが可能となる。ユーザーがツイート内容に強く興味関心を持つほど、この値は大きくなる。

- 感度: s

感度 s は、情報を受け取ったユーザーがどれほど情報を信じやすいかを表

すパラメータである。Endo ら [73] の知見より、情報の真偽判断基準はユーザーの知識と経験によるということから、ユーザー毎に考慮する必要がある。情報に感化されやすいユーザーほど値が大きくなる。

- MoT: Motivation of Tweet

提案モデルは、前述した 3 つのパラメータをもとにユーザーのツイートしたいという欲求を表す指標である MoT (Motivation of Tweet) を計算し、その値がしきい値を越えるとユーザーがつぶやき情報が拡散されるというしきい値モデルとなっている。以下に、MoT の計算式を示す。

$$MoT_{k\beta t} = MoT_{\beta(t-1)}e^{-\lambda(t-FG)} + i_{k\beta} s_{\beta} \sum_n a_n \quad (5.1)$$

なお、 β は情報を受け取りつぶやくかどうか迷っているユーザー、 a_n はユーザー β の情報元となるユーザーの集合、 λ は忘却率、 k は受け取った情報のトピック、 t は現在の時刻、 FG は最初にデマ情報を受け取った時刻を表すものとする。

5.1.2 複数回のつぶやき

新たなエージェントの状態遷移モデルとして、ORS (Outsider - Receiver - Sender) モデルを導入する。ORS モデルを使用することで、複数回つぶやくことを考慮でき、さらにデマ情報と訂正情報を統一的に扱うことができるようになる。ORS モデルの状態遷移のイメージを図 5.1 に示す。

Outsider はまだデマ情報も訂正情報も知らない状態であり、拡張 SIR モデルの状態 S に相当する。Receiver はデマ情報・訂正情報のどちらかあるいは両方を受け取った状態であり、拡張 SIR モデルの状態 I_{get} , R_{get} に相当する。Sender はデマ情報や訂正情報を拡散させた状態であり、拡張 SIR モデルの状態 I , R に相当する。拡散させた情報がデマ情報であればデマ情報発信者、訂正情報であれば訂正

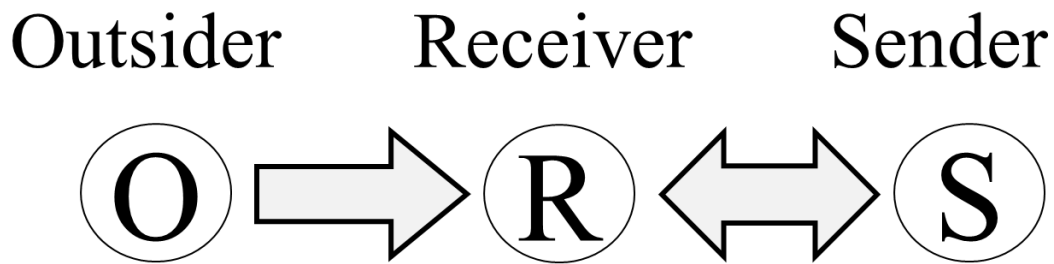


図 5.1: ORS モデルにおける状態遷移

情報発信者とする。さらに、一度状態が Sender となっても、新たに情報を受け取ることで Receiver に戻り、再度つぶやくことが可能となる。

なお、エージェントがデマ情報あるいは訂正情報のどちらをつぶやくかの選択は、様々な方法が考えられる。例えば、受け取った回数が多い方をつぶやく、最初に受け取った方をつぶやく等が挙げられる。本研究では、最後に受け取った情報をつぶやくこととする。

5.1.3 情報経路の多重性

Twitter では、ユーザーは様々な人物をフォローしたり、フォローされたりしている。そのため、ユーザー毎にタイムラインに表示される情報は異なる [20]。フォローしているユーザーが一齐に同じ内容をつぶやくことは考えにくく、タイムラインにはその時々で様々な情報が表示される。そのため、フォローしている人物によって各ユーザーが受け取る情報は様々であり、同じ内容でも受け取るタイミングが異なると考えられる。このように、Twitter には様々な情報経路が存在するため、AIDM ではこれを考慮する。

5.1.4 人の生活パターン

Shahzad ら [74] の研究により, Twitter がよく利用されている時間帯には偏りがあることがわかっている. この研究は日常生活における Twitter 利用について研究したものである. しかし, 本研究が対象としているのは震災という非常事態における Twitter 利用である. そこで, 震災時の Twitter 利用状況を分析した. 図 5.2 は, 2011 年 3 月 11 日から 3 月 17 日までの 7 日間の各時間における平均ツイート数と投稿割合を示す. この図より, 日中では 12 時頃や 15 時頃にツイート数が増えていることが分かる. これは, 昼食や休憩の時間にあたり, ツイート数が増えたと考えられる. また, 17 時頃から再びツイート数が増えはじめ, 22 時頃に 1 日の最大ツイート数となっている. この時間帯は終業後からの余暇の時間帯であるためだと考えられる. 23 時頃からはツイート数が減少しはじめ, 早朝 5 時頃にはツイート数が 1 日の最小投稿数となっている. これは, 23 時から 5 時は多くのユーザーが睡眠を取る時間帯であるためであると考えられる. 上記より, 震災時もツイート数はユーザーの生活パターンにより時間帯毎に異なっていたことが明らかになった.

デマ情報の拡散に関しても時間帯による変化がみられるか分析した. 図 5.3 は, コスモ石油に関するデマ情報の時間帯毎のツイート数である. この図から, デマ情報の投稿件数が増える時間帯は全体のツイート投稿数が増えるタイミングと一致している. また, 全体的にツイート数が落ち込む深夜帯にはデマ情報に言及するツイート数も減少していることが分かる. 図 5.4 は, 節電に関するデマ情報の投稿状況である. これもコスモ石油に関するデマ情報同様にツイート数の変化が全ツイートの投稿数に応じて変化していることが分かる. 以上のことより, シングルバースト型デマ拡散・マルチバースト型デマ拡散の両方において, 人の生活パターンによりツイート数が変化することが明らかになった.

そこで, AIDM では時間帯毎のツイート割合をもとにエージェントが情報を確認するか否かを決定する. つまり, 時間帯毎に Twitter を利用するエージェント数

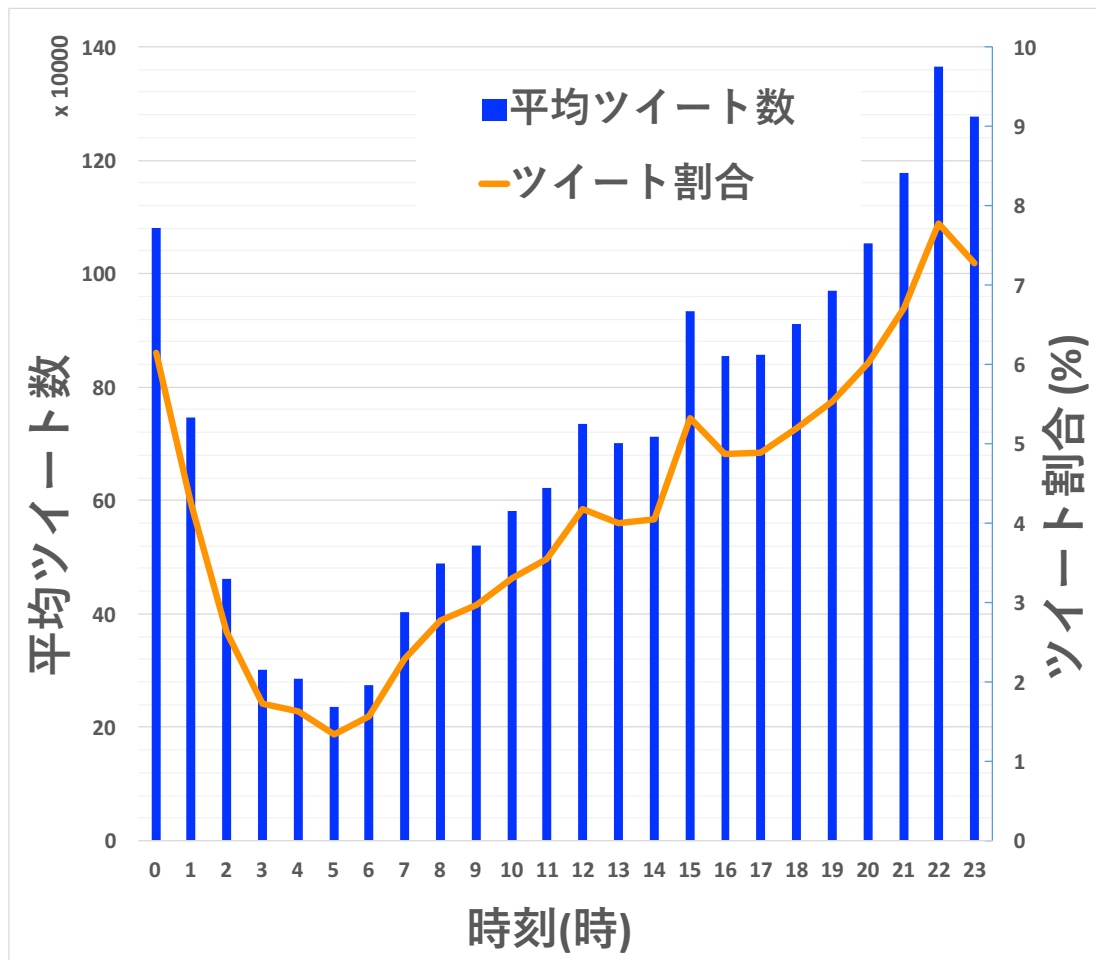


図 5.2: ツイート数に基づく時間帯毎の Twitter の利用状況

を変化させることで、人の生活パタンの考慮が可能となる。実データ分析の結果明らかになった各時間帯におけるツイート割合を表 5.1 に記す。本シミュレーション環境では、この表の割合に応じてエージェントが行動する。

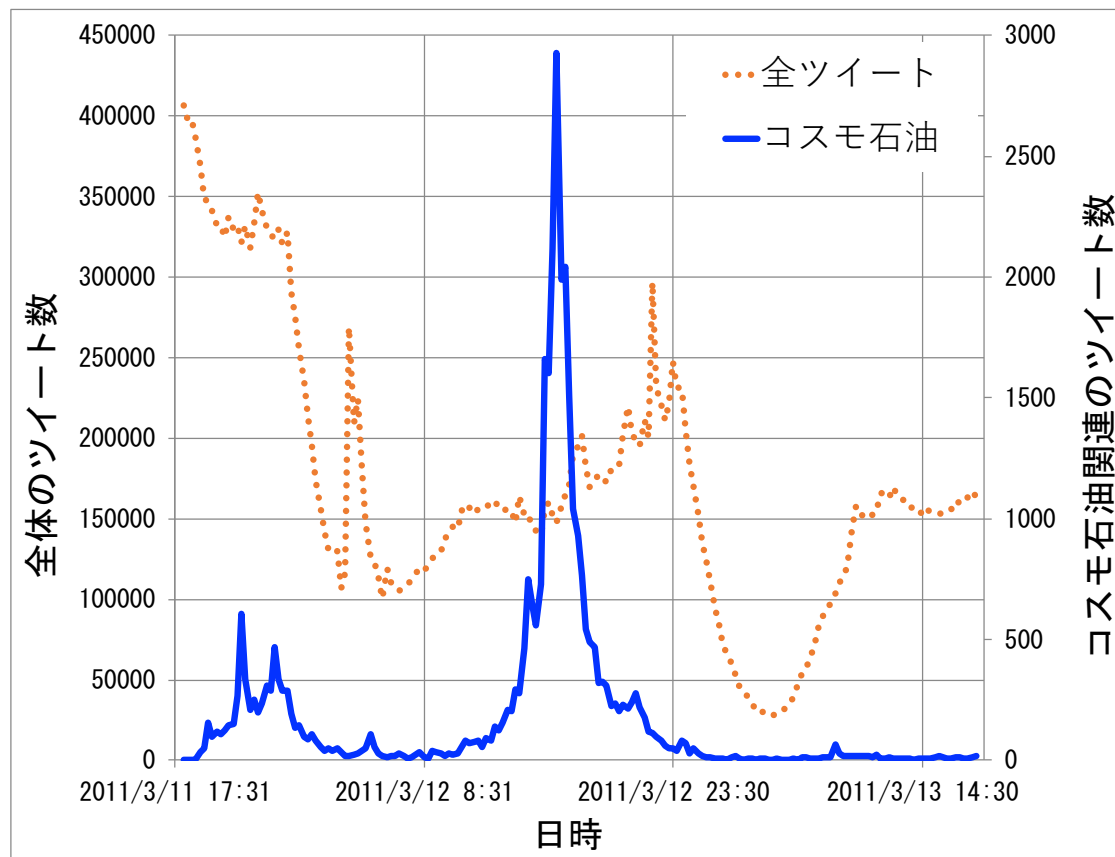


図 5.3: コスモ石油に関するデマ情報の拡散と Twitter 利用状況の関係

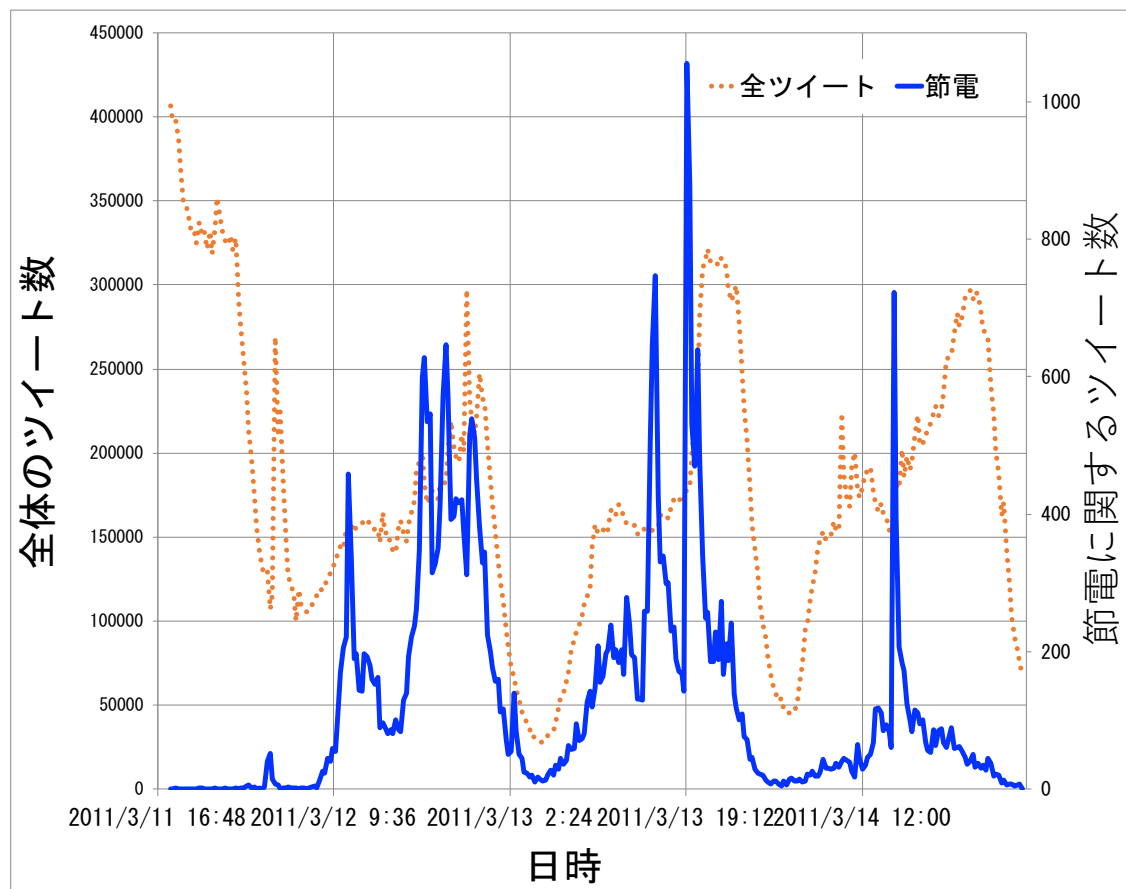


図 5.4: 節電に関するデマ情報の拡散と Twitter 利用状況の関係

表 5.1: 時刻毎の Twitter 投稿割合

時刻 (時)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
投稿率 (%)	6.15	4.26	2.67	1.72	1.62	1.34	1.56	2.29	2.78	2.96	3.31	3.55
時刻 (時)	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
投稿率 (%)	4.18	4.00	4.06	5.32	4.87	4.89	5.20	5.53	6.01	6.71	7.78	7.28

Algorithm 1 AIDM におけるエージェントの振る舞い

- 1: **if** 現在時刻における表 5.1 の割合に応じてエージェントがデマ情報を受け取る
かつ
同じデマ情報を拡散していない場合 **then**
 - 2: 式 5.1 に従い, MoT を計算
 - 3: **if** MoT > しきい値 **then**
 - 4: 状態を *Sender* に遷移し, そのエージェントのフォロワーにデマ情報を拡散
 - 5: **else**
 - 6: 状態を *Receiver* に遷移
 - 7: **end if**
 - 8: **end if**
 - 9: **if** 状態が *Sender* かつ 新たなデマ情報を受け取る **then**
 - 10: 状態を *Receiver* に遷移
 - 11: **end if**
新たにデマ情報を受け取ったら, 同様に繰り返す
-

5.1.5 複数情報源からの情報発信

AIDM では複数の情報源からの情報発信を考慮する. そのため, 各シミュレーションステップ時に一定の条件 (ノードが持つフォロワー数が 100 以上) を満たしたノード群, つまりエージェント群から無作為に選択し, 新規のデマ情報を発信させる. その際, 人の生活パターンを考慮し, 時間帯毎にデマ情報を発信するノード数を変化させる. なお, シミュレーションの全ステップにおけるデマ情報の最大投入数は実際のデマ情報の情報源数と実際のユーザー数及びシミュレーションで使用するノード数をもとに決定する. また, 訂正情報の発信に関しても同様とする.

5.1.6 AIDM における各エージェントの振る舞い

AIDM における各エージェントの振るまいを擬似コード (Algorithm1) として示す. この擬似コードを, ユーザー β がデマ情報を受け取った場合を用いて説明する. まず, ユーザー β は現在時刻における表 5.1 の割合に応じてデマ情報を受け取

るかを決定する。なお、表 5.1 は実データ (図 5.2) から取得した時間帯毎のツイート投稿割合をもとに作成した。ユーザー β がデマ情報を受け取った場合は、式 (5.1) に従い MoT を計算する。もし、MoT がしきい値を超えていれば、ユーザー β はデマ情報をリツイートし、デマ情報をユーザー β のフォロワーに伝達する。この際、MoT を 0 にするのではなく、4 割だけ残すこととする¹。もし、MoT がしきい値を超えていなければ、ユーザー β はそのデマ情報をリツイートしない。その後、ユーザー β が新たなデマ情報を受け取ると再度 MoT を計算し、しきい値以上であればその情報がリツイートされ、情報が伝播する。ユーザー β が一度デマ情報を拡散していたとしても、異なるデマ情報を受け取った場合であれば同様に振る舞う。訂正情報を受け取った場合も、同様である。

5.2 AIDM の妥当性検証実験

本節では、AIDM の妥当性を検証するための実験について述べる。妥当性検証のため、東日本大震災にて拡散した 3 種類のデマ情報を再現する。対象とするデマ拡散は、「コスモ石油に関するデマ情報」(シングルバースト型デマ拡散)、「節電に関するデマ情報」(マルチバースト型デマ拡散)、ヨウ素に関するデマ情報(マルチバースト型デマ拡散)である。

5.2.1 実験環境

本研究で行う「シングルバースト型デマ拡散」と、「マルチバースト型デマ拡散」の再現シミュレーションで共通する条件を述べる。

まず、シミュレーションで使用するネットワークの生成方法について述べる。前節で述べたように、本研究では AIDM を用いて Twitter ネットワークを模したネットワーク上に Twitter ユーザーを模したエージェントを配置し、シミュレーション

¹人は全てのことを忘れることはないと仮定する。

を実施する。ネットワークは、各エージェントをノードとし、フォロワー・フォロワー関係に相当するリンクを各ノードに結ぶことによって作成したものを使用する。ネットワークの生成は、成長しないスケールフリーネットワークを生成するモデルの1種である隠れ変数モデル [75] を使用する。以下に、生成方法を文献 [75] から引用して示す²。

1. 「頂点数 N を固定する。」
2. 「各頂点 $v_i (1 \leq i \leq N)$ は重み w_i をもつ。 w_i の分布は $f(w)$ であるとする。つまり、 $f(w)$ に比例する確率で重みが w となる。」
3. 「各 $1 \leq i < j \leq N$ について、 v_i と v_j を確率 $G(w_i, w_j)$ で結ぶ。」

ここで、頂点数はノード数を表し、 i, j は各ノードのことである。ノード i がノード j をリンクするかどうかは、ノード i のリンク数の期待値 (上記の生成法における重みに相当) と、ノード j のリンクされやすさ (上記の生成法における重みに相当) によって決定する。リンク数の期待値、リンクされやすさの2つのパラメータは、パレート分布に従う乱数により生成する (上記、生成法の $f(w)$ に相当)。ノード数及びノードの重みを計算するための各パラメータを表5.2に記す。この表のリンク数及びリンクされやすさの設定は、Okadaら [11] の手法と同様である。作成したネットワークのリンク数の分布を図5.5及び図5.6に示す。

次に、AIDMで使用するパラメータについて述べる。各ノードは、ORSモデルにおける状態、興味度、感度、影響度、 MoT を持つ。各エージェントの初期状態は状態0とする。表5.3はAIDMで用いる各パラメータの設定を示している。AIDMでは、時間の単位としてシミュレーション実行ステップ数 t を用いる。人の生活パターンを考慮するため各時刻においてタイムラインを読むことのできるユーザーは表5.1の割合とし、シミュレーション1ステップは実時間の15分とする。本実験での複数情報源からの情報発信の最大数は、デマ情報・訂正情報共に200件までと

²出典:複雑ネットワーク 基礎から応用まで, 増田直紀・今野紀雄著, 近代科学社, p.143

表 5.2: ネットワークの設定

ノード数	100,000
リンク数 (次数) の期待値	最大値 = 3000 下限 = 10 パレート指数 = 0.5
リンクされやすさ	上限 = 15.0 下限 = 0.05 パレート指数 = 0.5

表 5.3: 各パラメータの設定

興味度 i	0~1 の範囲のランダム値
感度 s	0~1 の範囲のランダム値
影響度 a	ノード毎の PageRank 値
忘却率 λ	1/8
しきい値	0.00003

する。また、1ステップに投入できる情報数は10件までとする。これは、シミュレーションで用いるネットワークが実際のネットワークよりも小さいため、際限なく情報発信が行われるのを防ぐためである。

5.2.2 実験手順

本実験で想定する各デマ拡散再現実験のストーリーを述べる。実データ分析より、コスモ石油に関するデマ情報は2011年3月11日19時頃から拡散し始め、訂正情報は同日20時頃拡散し始めたことが分かった。その後、3月13日18時頃には拡散は落ち着き、ほぼ収まったものとみなす。節電に関するデマ情報は2011年3月11日18時45分頃拡散し始め、訂正情報も同一時刻に拡散し始めたことが分かった。収束はコスモ石油のデマ情報よりも遅く、拡散し始めてから数日後の3月15日23時59分頃には拡散が落ち着いたため、ほぼ収束したとみなす。ヨウ素に関するデマ情報は、2011年3月11日17時頃から拡散し始め、訂正情報は同日19

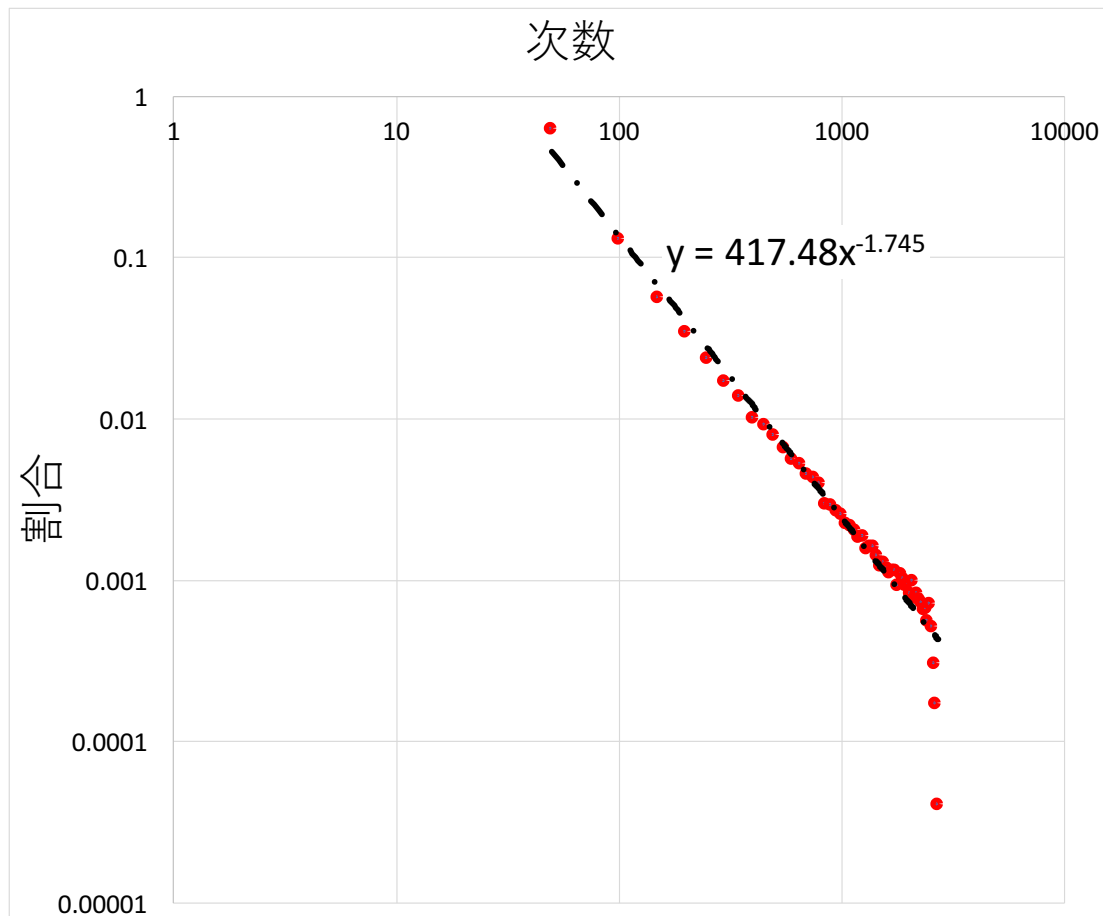


図 5.5: 作成したネットワークのリンク数の分布 (フォロー数)

時 30 分頃から拡散し始めたことが分かった。その後，3 月 17 日 23 時 59 分頃には拡散は落ち着き，ほぼ収まったものとみなす。上記より，コスモ石油・節電・ヨウ素に関するデマ情報の実験手順をそれぞれ表 5.4, 5.5, 5.6 に記す。

本実験でのシミュレーション回数は，各デマ情報の再現をそれぞれ 5000 回ずつ実行するものとする。つまり，本研究では 3 種類のデマ情報の再現を行うため，異なる実験条件でのシミュレーションを 3 セット，計 15000 回実行する。各デマ情報の再現での違いは，以下の 2 点である。

- 各ユーザーが持つ興味度はデマ情報毎に異なるため，変更する。
- 各デマ情報の再現実験 5000 回の試行それぞれにおいて情報発信者となるユー

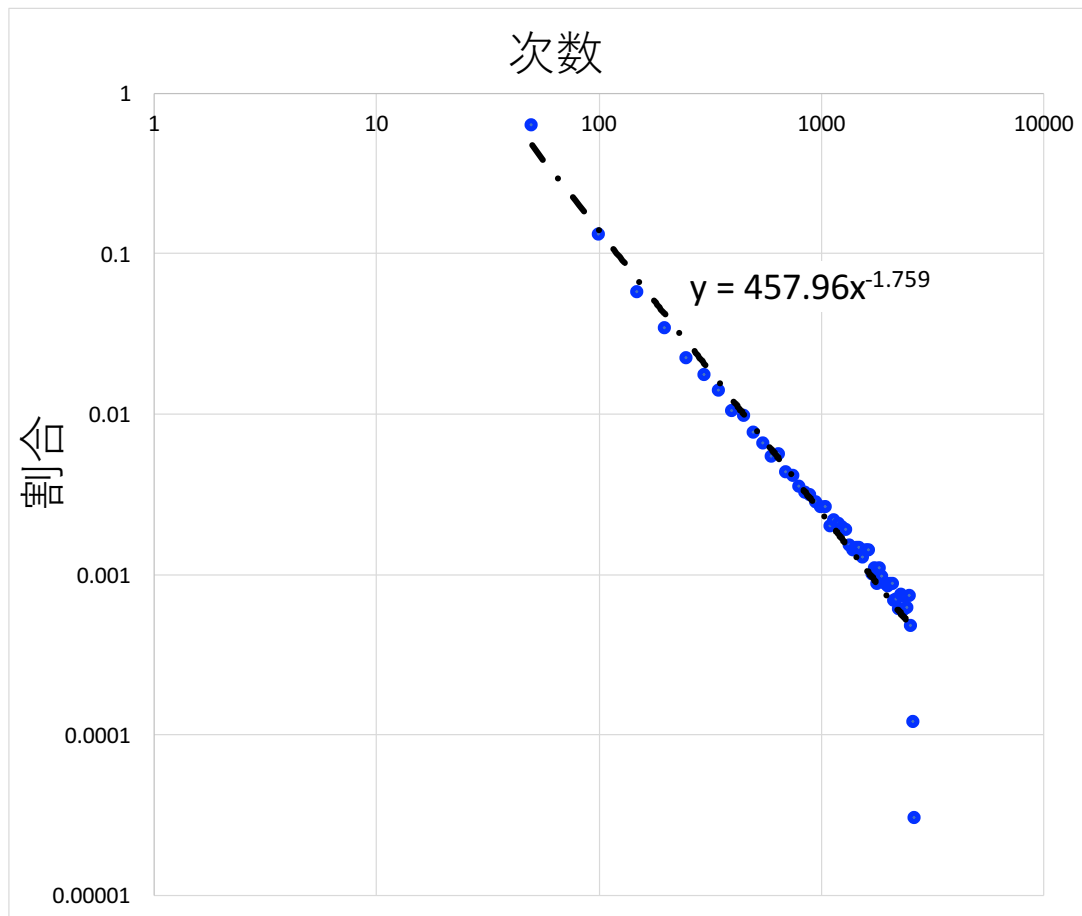


図 5.6: 作成したネットワークのリンク数の分布 (フォロワー数)

ザーの選択や情報発信するタイミングは異なる。

各デマ情報の再現実験の結果は、5000回のシミュレーションでもっとも実際のデマ拡散を再現できた場合のものとする(もっとも再現できたかの評価指標は次節で述べる)。よって、上記の2点を変更することで、もっとも実データを再現可能な状態を探索する。これは、実世界での拡散現象は一期一会であるためであり、仮に本研究で取りあげた各デマ拡散に関わったユーザーを用い、同じ条件で再現を実施しても全く同様の規模や関係者によるデマ拡散が再現できることはありえない。そのため、本研究におけるAIDMの評価は複数のデマ拡散の再現性を有することを示すことにより、妥当かどうかを判断する。また、このようにすること

表 5.4: シングルバースト型デマ拡散の実験手順

ステップ1: 表 5.2 のネットワークを読み込む

ステップ2: シミュレーション実行ステップ $t=0$ のとき、
無作為に1つのノードを選択し、感染状態を“デマ情報発信者”に変更する
その後、表 5.1 の割合に応じ、新たなデマ情報を投入する

ステップ3: $t=4$ のとき、無作為に1つのノードを選択し、
感染状態を“訂正情報発信者”に変更する
その後、表 5.1 の割合に応じ、新たなデマ情報を投入する

ステップ4: $t=188$ のとき、シミュレーションを終了する

で各デマ情報を再現できた場合の条件が、実際のデマ拡散においてもそのような特徴を持つユーザーからの情報発信であったと推測できる。

以上のことから、結果には5000回のシミュレーションの平均を用いない。

5.2.3 妥当性の評価方法

実験結果の評価方法について述べる。本研究では、「類似度」と「重複率」という2つの指標を用いて提案モデルの妥当性を評価する。

5.2.3.1 類似度による評価

本研究でシミュレータから得られる結果は、各シミュレーションステップにおける各状態の人数である。また、比較対象となる実データの値は、実際のツイート内容を分析し、収集した時刻における各状態の人数をカウントしたものである。そこで、提案モデルが現実のデマ情報の拡散を再現できているかを評価するため、シミュレーション結果と実データの比較を行う。比較には、各ステップの対応する点間のユークリッド距離から計算される類似度を用いる。

表 5.5: マルチバースト型デマ拡散 (節電) の実験手順

ステップ 1: 表 5.2 のネットワークを読み込む

ステップ 2: シミュレーション実行ステップ $t = 0$ のとき、
無作為に 1 つのノードを選択し、感染状態を “デマ情報発信者” に変更する
その後、表 5.1 の割合に応じ、新たなデマ情報を投入する

ステップ 3: $t = 0$ の時、無作為に 1 つのノードを選択し、
感染状態を “訂正情報発信者” に変更する
その後、表 5.1 の割合に応じ、新たなデマ情報を投入する

ステップ 4: $t = 404$ のとき、シミュレーションを終了する

シミュレーション結果及び実データを各時刻における 3 状態 (*Outsider*, デマ情報発信者, 訂正情報発信者) の人数で表す. また, それぞれの時刻における各状態の人数の合計を分母として人数比を算出し, それをもとに各点間のユークリッド距離を計算する. そして, このユークリッド距離が 0 に近いほど, シミュレーション結果が実データに類似しているとみなす. 具体的に, 各シミュレーションステップのある状態の人数比を $\mathcal{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ とし, 実データのある状態の人数比を $\mathcal{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ と表す場合, ユークリッド距離 d は, 以下の様に計算される.

$$\begin{aligned} d &= \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2} \\ &= \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \end{aligned} \quad (5.2)$$

この類似度がもっとも 0 に近いものを本研究におけるデマ情報の再現結果とする.

また, シングルバースト型デマ拡散であるコスモ石油に関するデマ拡散の再現では拡張 SIR モデルとの比較も併せて行う. 拡張 SIR モデルの実験設定は文献 [11] と同様である. 但し, 類似度を比較する際は, AIDM と拡張 SIR モデルでのシミュレーションステップ数が異なるため, 各実験のステップ数で類似度を割った値を

表 5.6: マルチバースト型デマ拡散 (ヨウ素) の実験手順

ステップ1: 表 5.2 のネットワークを読み込む

ステップ2: シミュレーション実行ステップ $t=0$ のとき、無作為に1つのノードを選択し、感染状態を“デマ情報発信者”に変更する
その後、表 5.1 の割合に応じ、新たなデマ情報を投入する

ステップ3: $t=10$ の時、無作為に1つのノードを選択し、感染状態を“訂正情報発信者”に変更する
その後、表 5.1 の割合に応じ、新たなデマ情報を投入する

ステップ4: $t=507$ のとき、シミュレーションを終了する

比較する。

5.2.3.2 重複率による評価

4.3 節において述べたように、マルチバースト型デマ拡散はデマ情報または訂正情報のバーストが複数回に渡るものであり、各バーストにおいて重複するユーザーが存在する。そこで各バースト期間の組み合わせにおいて、重複するユーザーの割合をシミュレーション結果と実データで比較する。

対象とするバースト期間を表に示す。表 5.7 が節電に関するデマ情報の期間であり、表 5.8 ヨウ素に関するデマ情報の期間である。

5.2.4 実験結果

図 5.7 にコスモ石油に関するデマ情報の再現結果を示し、表 5.9 に類似度、表 5.10 に1ステップあたりの類似度を記す。この図より、デマ情報発信者は実データよりも拡散が少し遅れており、ステップ 80 辺りで階段状に発信者数が増えているものの概ね実データに即していることが分かる。また、訂正情報発信者はほぼ実データに即して増加していることがわかる。よって、AIDM はシングルバースト型デ

表 5.7: 対象とする期間の設定 (節電)

デマ情報	実データ (2011 年 3 月)	AIDM
第 1 期間	12 日 0 時 00 分 - 12 日 14 時 59 分	Step21 - 80
第 2 期間	12 日 15 時 00 分 - 13 日 5 時 59 分	Step81 - 140
第 3 期間	13 日 6 時 00 分 00 秒 - 13 日 23 時 59 分	Step141 - 212
デマ訂正情報	実データ (2011 年 3 月)	AIDM
第 1 期間	12 日 9 時 30 分 - 13 日 5 時 59 分	Step57 - 140
第 2 期間	13 日 6 時 00 分 - 14 日 5 時 59 分	Step141 - 237
第 3 期間	14 日 6 時 00 分 - 15 日 23 時 59 分	Step238 404

マ拡散であるコスモ石油に関するデマ情報の再現性を有することが明らかになった。また、1ステップあたりの類似度に関しても、Outsider、デマ情報発信者、訂正情報発信者ともに拡張 SIR モデルよりも距離が短くなっている。この結果より拡張 SIR モデルによる再現よりも AIDM の方が類似性が増すことも判った。

節電に関するデマ情報の再現結果を図 5.8 に示す。この図から、デマ情報発信者、訂正情報発信者の増加の様子は一部実データと乖離している部分もあるが、概ね再現できている。また、マルチバースト型デマ拡散の重要な特徴である階段状に情報発信者が増える現象を再現できた。表 5.9 に記した類似度の比較では、訂正情報発信者の距離が従来型 AIDM よりも大きくなってしまっている。しかし、Outsider やデマ情報発信者は距離が短くなっており、平均的には類似性が増加している。

ヨウ素に関するデマ情報の再現結果を図 5.8 に示す。この図から、デマ情報発信者、訂正情報発信者の増加の様子は、実データに即して変化したと言え、各情報発信者が階段状に増加している。表 5.9 に類似度を示す。この類似度の値からも実

表 5.8: 対象とする期間の設定 (ヨウ素)

デマ情報	実データ	AIDM
	(2011年3月)	
第1期間	11日17時00分 - 12日5時59分	Step0 - 51
第2期間	12日6時00分 - 13日6時00分	Step52 - 148
第3期間	15日8時00分 - 16日6時00分	Step348 - 436
デマ訂正情報	実データ	AIDM
	(2011年3月)	
第1期間	14日15時00分 - 15日4時59分	Step280 - 335
第2期間	15日5時00分 - 16日3時59分	Step336 - 427
第3期間	16日4時00分 - 16日23時59分	Step428 - 507

データとシミュレーション結果が類似していることがわかる。

次に、マルチバースト型デマ拡散である節電に関するデマ情報とヨウ素に関するデマ情報の各期間における重複率による評価について述べる。節電に関するデマ情報の重複率は、表5.11の通りである。この表から、AIDMによる再現では、各期間において同一のユーザーが投稿していることがわかる。実データと比較すると、重複率は大きくなってしまっている。これは実際のネットワーク構造よりもシミュレーションで使用したネットワークが小さく、同一ユーザーに情報が伝播しやすいことが原因として考えられる。ヨウ素に関するデマ情報に関する重複率を表5.12に示す。実データにおけるデマ情報の重複は、全期間で重複がみられるが、AIDMによるシミュレーションでは第1と第2期間でしか重複はみられなかった。また、訂正情報に関しても、実データでは重複は全く存在しなかったが、AIDMによる再現ではそれぞれ20%前後の重複がみられた。このことから、AIDMを用いることで重複を発生させることは可能であるが、実データと同じタイミングで

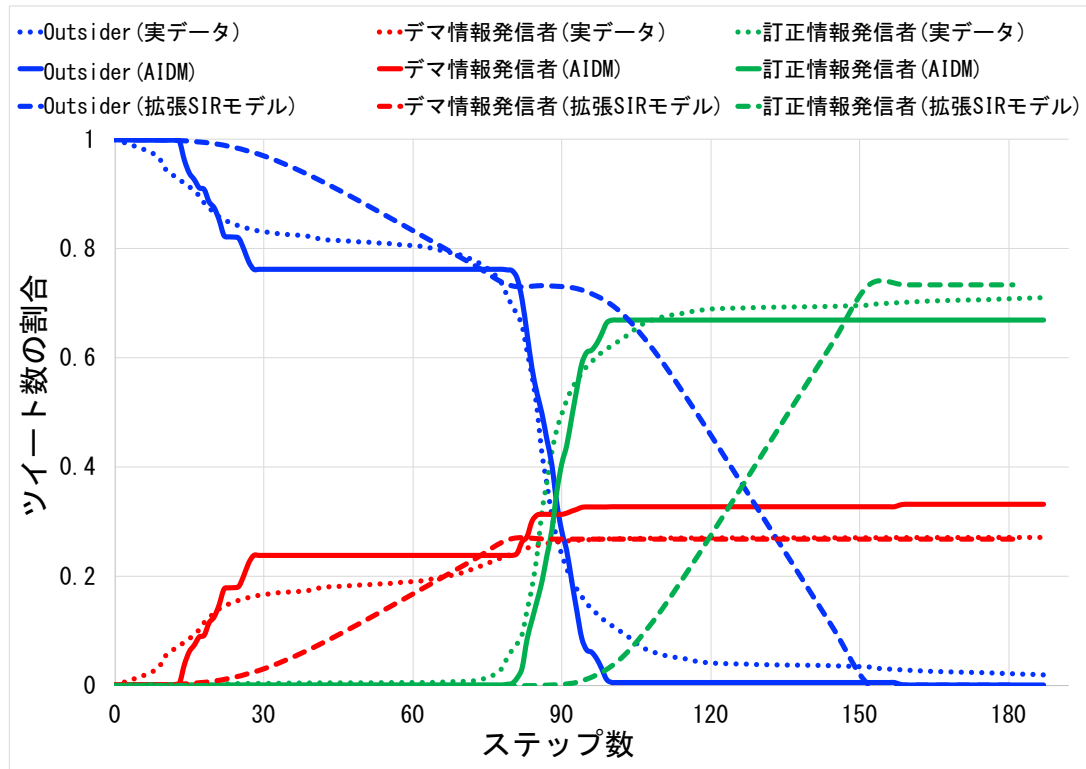


図 5.7: コスモ石油に関するデマ情報の再現結果

の重複を再現することはできないことが明らかになった。これは、節電に関するデマ情報同様、シミュレーションに用いたネットワーク構造によると考えられる。今後、他のネットワークや実際のネットワークを使用して検証を進める予定である。しかし、課題はあるものの、AIDMを用いることで、マルチバースト型デマ拡散の特徴である重複を再現できたことは事実である。よって、AIDMはマルチバースト型デマ拡散の再現性を有することが明らかになった。

以上の結果より、AIDMはシングル型デマ拡散及びマルチバースト型デマ拡散の両方を再現可能な情報拡散モデルであることが明らかになった。ここで、AIDMを用いることで、マルチバースト型デマ拡散の再現ができる理由について考察する。マルチバースト型デマ拡散の特徴は、複数回のバーストが発生するため各情報発信者は階段状に増え、そして各バーストには一部重複するユーザーの存在という2点である。本研究では、この2つの特徴を再現できれば、マルチバースト

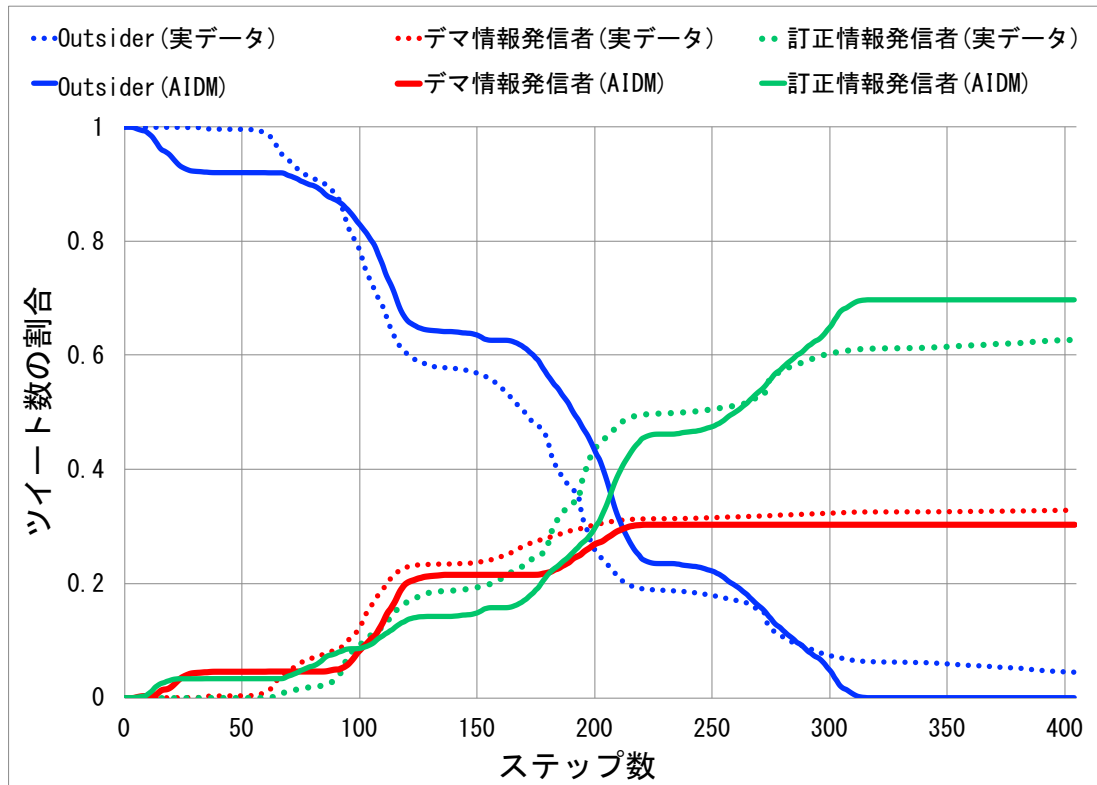


図 5.8: 節電に関するデマ情報の再現結果

型デマ拡散の再現ができたものと判断する。

本研究で提案した AIDM は、「エージェントの多様性」、「複数回のつぶやき」、「情報経路の多重性」、「人の生活パターン」、「複数情報源からの情報発信」という 5 つの特徴を有している。これまでの研究 [76] では、まず「エージェントの多様性」、「複数回のつぶやき」、「情報経路の多重性」だけを考慮した情報拡散モデルを提案していた (以降、従来型 AIDM)。従来型 AIDM を用いることにより、情報発信者が階段状に増えるという特徴を再現することができた。しかし、ユーザーの重複はみられなかった。その後、この従来型 AIDM に「人の生活パターン」、「複数情報源からの情報発信」という特徴を付与し、本項における情報拡散モデルを提案したことにより、ユーザーの重複を再現することができる様になった。よって、エージェントが情報を取捨選択し、かつ複数回つぶやくことで階段状に情報発信者が増える現象を再現し、複数の情報から生活パターンを考慮しつつ情報発信すること

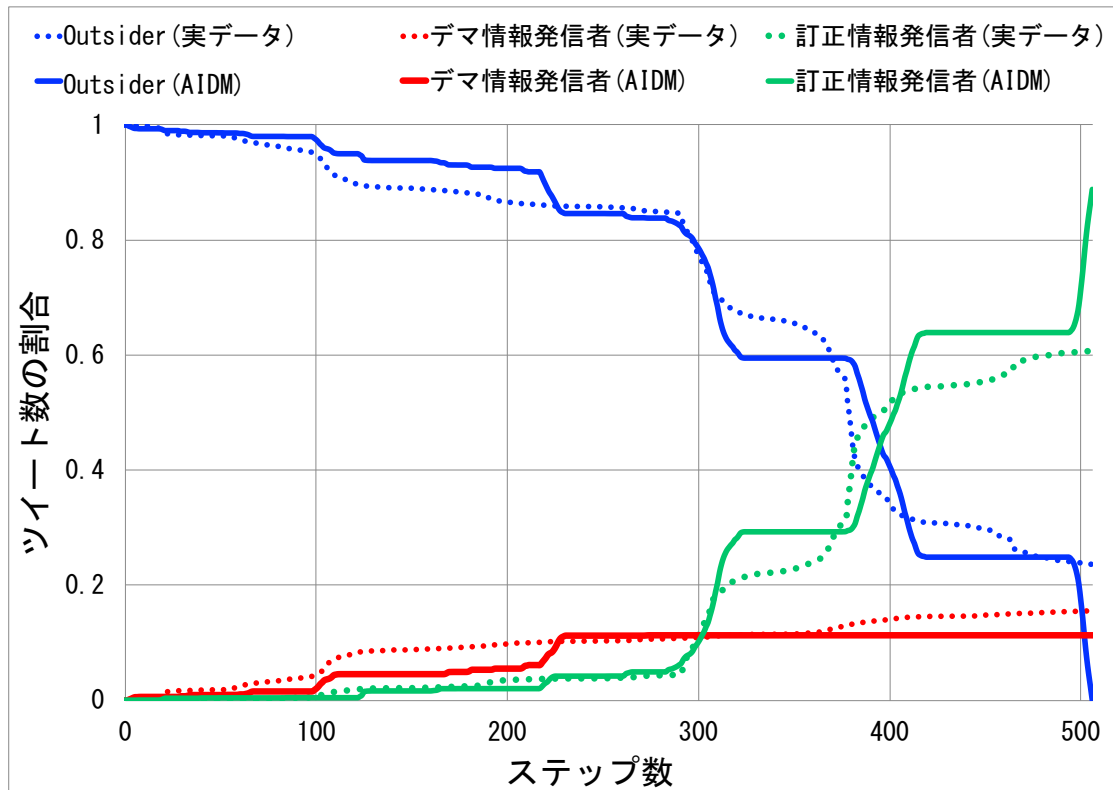


図 5.9: ヨウ素に関するデマ情報の再現結果

により、重複するユーザーからの情報発信という現象を再現できたと考えられる。しかし、重複に関しては不十分な部分もあることが分かったため、今後はネットワークの構造により着目した研究に取り組む必要があると考えられる。例として、ネットワーク内のショートカットの存在を考慮するネットワークを作成することが挙げられる。

表 5.9: 類似度

コスモ石油	Outsider	デマ情報発信者	訂正情報発信者	平均
AIDM	0.613	0.713	0.440	0.589
拡張 SIR モデル	1.106	0.461	1.271	0.946
節電	Outsider	デマ情報発信者	訂正情報発信者	平均
AIDM	1.371	0.582	1.151	1.035
ヨウ素	Outsider	デマ情報発信者	訂正情報発信者	平均
AIDM	1.0989	0.615	1.108	0.941

表 5.10: 1 ステップあたりの類似度

コスモ石油	Outsider	デマ情報発信者	訂正情報発信者	平均
AIDM	0.00326	0.00379	0.00234	0.00313
拡張 SIR モデル	0.0425	0.0177	0.0489	0.0364

表 5.11: 各期間の組み合わせにおけるユーザーの重複率 (節電)

実データ	第 1 と第 2 期間	第 1 と第 3 期間	第 3 と第 2 期間
デマ情報 (%)	1.96	1.09	1.78
訂正情報 (%)	5.84	2.40	3.20
AIDM	第 1 と第 2 期間	第 1 と第 3 期間	第 3 と第 2 期間
デマ情報 (%)	8.39	7.39	16.54
訂正情報 (%)	22.8	21.8	35.0

表 5.12: 各期間の組み合わせにおけるユーザーの重複率 (ヨウ素)

実データ	第 1 と第 2 期間	第 1 と第 3 期間	第 3 と第 2 期間
デマ情報 (%)	3.350	0.755	3.282
訂正情報 (%)	0	0	0
AIDM	第 1 と第 2 期間	第 1 と第 3 期間	第 3 と第 2 期間
デマ情報 (%)	4.08	0	0
訂正情報 (%)	25.9	18.7	18.3

第6章 デマ情報の制御

本章では，デマ情報の拡散を制御するための手法について検証する．

6.1 制御手法

本研究では，災害時を想定した制御手法を用いる．災害時に利用可能な制御手法に必要な要件として，「制御手法の導入・実行に特別なコストが必要ない」ことが挙げられる．災害時，政府や地方自治体，企業等は震災自体の状況把握を行い，必要な救助活動及び避難活動等を行う必要があり，混乱が予想される．そのため，デマ情報の制御手法としては，収束させるためのコストが可能な限り低く，そして，より効果的な手法が望ましい．Okada ら [11] は，これまで訂正情報拡散の起点となるユーザーに焦点を当て，あるユーザーに訂正情報を投稿するように依頼するという仮定のもと3種類の抑制手法を提案した．以下に，Okada らの手法を引用して記す¹．

- “Strategy A: User who first diffused a false rumor and then diffuses its correction tweet becomes the originator of diffusion.”(訳 制御手法 A:デマ情報拡散の起点となったユーザーに，訂正情報拡散の起点になってもらう．)
- “Strategy B: User who has the most followers among all users and diffuses the correction tweet becomes the originator of diffusion.”(訳 制御手法 B:全ユーザーのうち，ネットワークのハブとなっているユーザー1人に，訂正情

¹出典:SIR-Extended Information Diffusion Model of False Rumor and its Prevention Strategy for Twitter, Yoshiyuki Okada ら著, Journal of Advanced Computational Intelligence & Intelligent Informatics, vol.18No.4, p.604

報拡散の起点になってもらう。) ※なお、本研究ではハブユーザーを 2000 人以上のフォロワーを持つユーザーとする。

- “Strategy C: User who has the most followers among users who diffused the false rumor and diffused its correction tweet becomes the originator of diffusion.” (訳 制御手法 C:デマ情報を投稿したユーザーのうち、もっともフォロワーが多いユーザーに、訂正情報拡散の起点になってもらう。)

しかし、これらの手法の検証はシングルバースト型デマ拡散のみでしか検証されておらず、マルチバースト型デマ拡散に対しても有効であるかはわかっていない。本研究では、Okada らの制御手法がシングルバースト型デマ拡散及びマルチバースト型デマ拡散の両方に有効であるかを検証する。

これらの手法に加え、AIDM の特徴を考慮した 2 つの手法を新たに提案する。新たな手法は、エージェントのパラメータの一つである感度に着目したものである。この感度は、現実の Twitter ユーザーにおける RT や情報伝達のしやすさを表すものであり、伝達しやすいユーザーに依頼することで、より効果的にデマ情報を訂正することができるのではないかという推測からである。以下に 2 つの手法の詳細を記す。

- 制御手法 D: 全ユーザー中もっとも感度が高いユーザーに、訂正情報拡散の起点になってもらう。
- 制御手法 E: デマ情報を投稿したユーザーのうち、もっとも感度が高いユーザーに、訂正情報拡散の起点になってもらう。

6.2 制御手法の評価方法

制御手法の評価は、本来であれば実世界にて実際にデマ情報を拡散し、その後訂正情報を伝達してもらう方法により評価をすべきである。しかし、この方法は

倫理的にも実験のコストや手法の比較の面においても問題がある。そこで、本研究では複数のデマ拡散を再現可能なモデルである AIDM を使用し、各制御手法による訂正情報の拡散効果を検証する。この際、複数の異なるデマ情報を想定したシミュレーションを行うことにより、制御手法の信頼性を確かめる。実験の設定及び手順は、前章の妥当性検証実験と同様である。但し、各制御手法により選択されたユーザーからの訂正情報発信は、実際のデマ情報の拡散においてデマ情報に関する注意を促す公式アナウンスがあった日時に各手法の選択基準により訂正情報の投稿を依頼するものとする。また、実データ分析により公式アナウンス以前にも訂正情報の発信が確認されているため、各エージェントの自発的な訂正情報の発信はそのまま続けるものとする。各デマ情報の公式アナウンスのあった日時は、3月12日14時頃(コスモ石油に関するデマ情報)と3月15日15時頃(節電に関するデマ情報)、3月14日17時頃(ヨウ素に関するデマ情報)である。よって、コスモ石油に関するデマ拡散のシミュレーションでは76ステップ目、節電に関するデマ拡散のシミュレーションでは177ステップ目、ヨウ素に関するデマ情報では289ステップ目に公式情報の投稿を依頼する。各手法との比較のため、各公式情報の投入タイミングで無作為に100人以上のフォロワーを持つユーザーを選び、訂正情報をつぶやいてもらうランダム選択手法も同様にシミュレーションする。シミュレーション回数はOkadaら同様100回行い、平均の訂正情報発信者の増加をみる。

6.3 制御手法の評価結果

図6.1にコスモ石油に関するデマ情報における各制御手法の実験結果を記す。この図より、ランダム選択よりも各制御手法の方が短時間により多くの訂正情報を拡散可能であることが分かった。また、より訂正情報を拡散できたのは制御手法B及び制御手法Cであることが分かった。

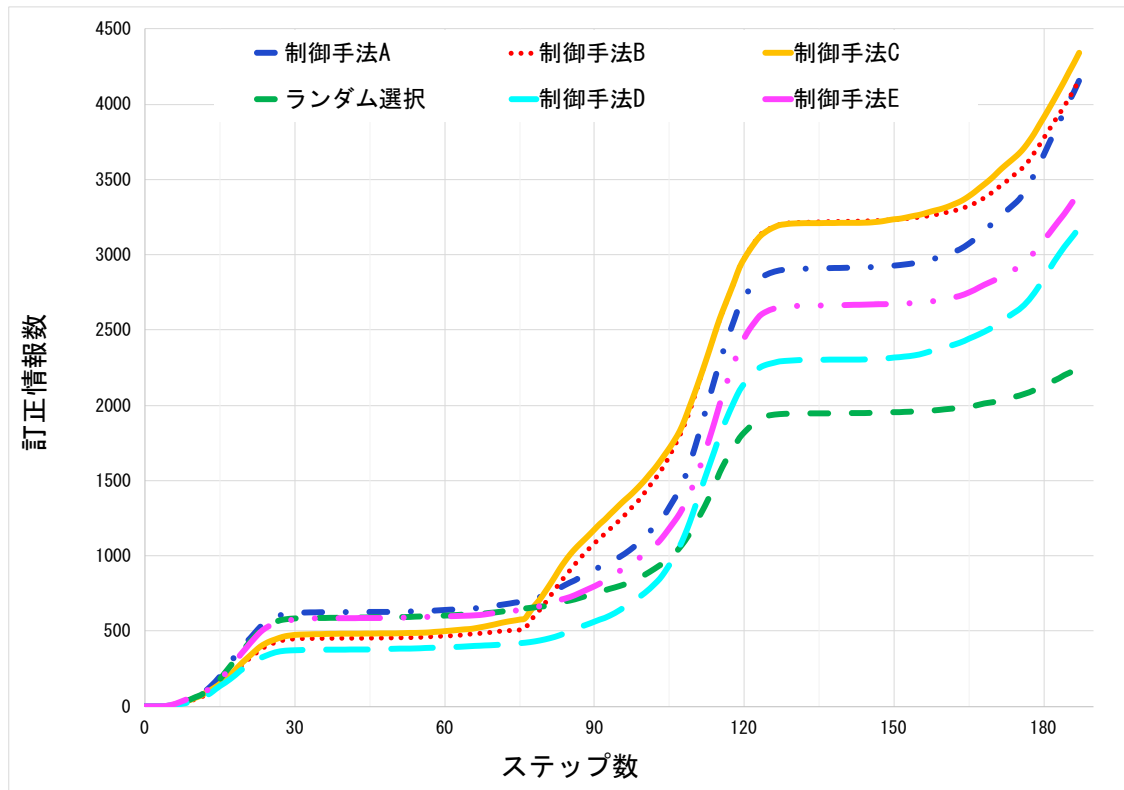


図 6.1: 各制御手法毎の訂正情報発信者数(コスモ石油に関するデマ情報)

次に、節電に関するデマ情報における各制御手法の実験結果を図 6.2 に示す。この図より、ランダム選択よりも各制御手法の方が素早くかつ多くの訂正情報を拡散できた。コスモ石油に関するデマ情報同様、より多く訂正情報を拡散できたのは、制御手法 B 及び制御手法 C であった。ただし、マルチバースト型デマ拡散では制御手法 B よりも制御手法 C の方がやや良い結果であった。

ヨウ素に関するデマ情報における各制御手法の実験結果を図 6.3 に示す。この図から、ランダム選択を除く、各制御手法の拡散力はほぼ同程度であることが分かる。しかし、やはり制御手法 B 及び制御手法 C の方がより多くの訂正情報を拡散可能であった。

以上のことから、今回検証を行った手法の中で多くの訂正情報を素早くかつ多く拡散可能な手法は、シングルバースト型デマ拡散及びマルチバースト型デマ拡散に関わらず制御手法 B 及び制御手法 C であることが明らかになった。なお、本

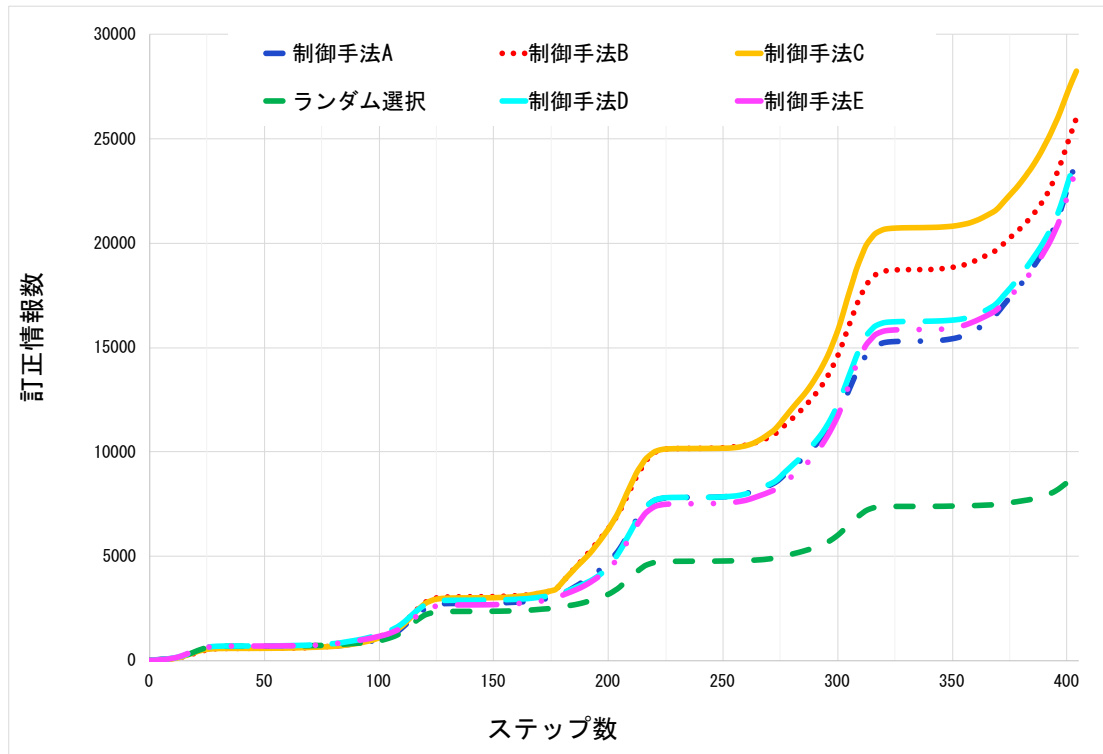


図 6.2: 各制御手法毎の訂正情報発信者数(節電に関するデマ情報)

研究で提案した制御手法 D 及び制御手法 E はあまり効果的ではなかった。これは、依頼したユーザーが感度が高いユーザーであっても、その周りのユーザーの感度も高いとは限らないためだと考えられる。つまり、本実験によって訂正情報をより早くかつ多くの人に伝えるためには、情報が流れる先にどのようなユーザーが存在するかが関係していることを改めて確認できた。

ここで、なぜ訂正情報が増加することがデマ情報の制御に繋がる理由について述べる。訂正情報の増加は、多くのユーザーに訂正情報を周知でき、デマ情報への警戒に繋がる。そのため、制御手法 B 及び C はデマ情報の制御に有効である。また、制御手法 B は必ずしもハブユーザーに訂正情報の発信を依頼していないに関わらず、ハブユーザーに依頼した場合と同等以上の結果を得た。この結果は実際の災害での利用を想定する場合、極めて重要である。なぜなら、ネットワーク全体のハブユーザーに訂正情報の拡散を依頼する際、必ずしもハブユーザーが

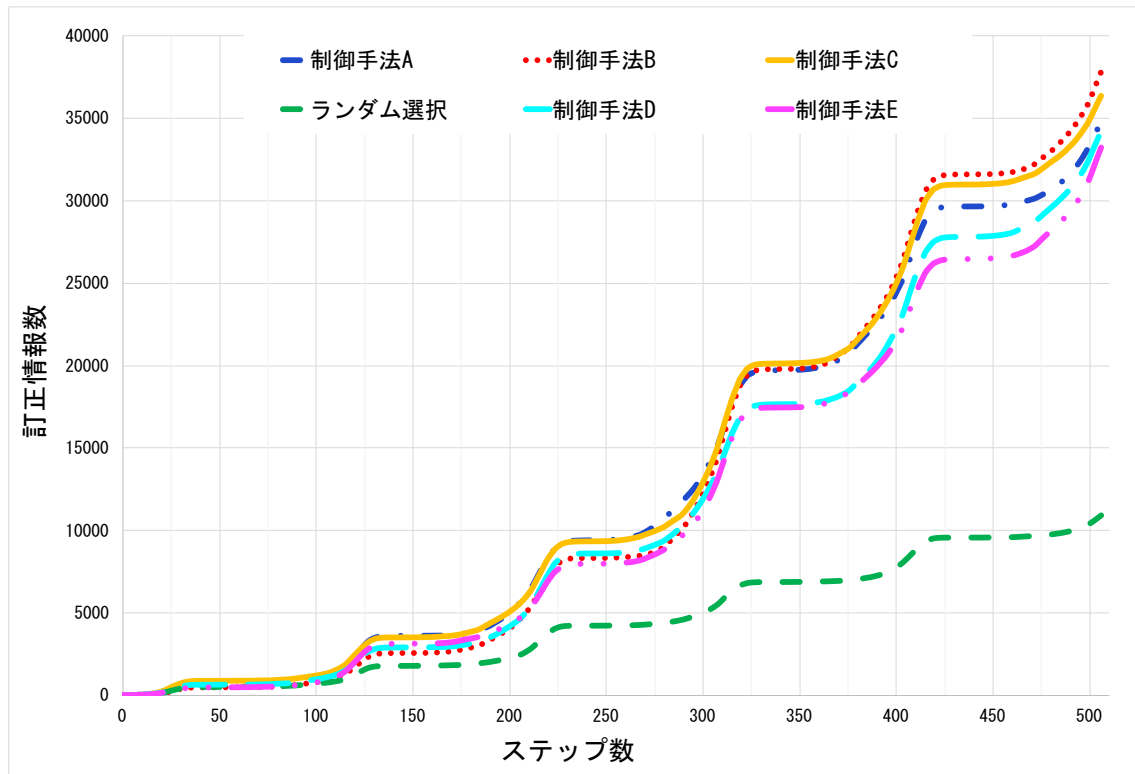


図 6.3: 各制御手法毎の訂正情報発信者数(ヨウ素に関するデマ情報)

そのデマ情報を知っているとは限らず、デマ情報の詳細を説明し、訂正情報を拡散してもらうまでにコストがかかる。しかし、デマ情報を一度でもつぶやいたことのあるユーザーであれば、デマ情報の内容を理解しているため、その分コストが低いことが推測される。別の理由として、複数のデマ情報が拡散している状況を考えた場合、手法 B ではハブユーザーの協力を得られない恐れもある。これは様々な情報がハブユーザーに集まることで、ハブユーザーの処理能力を超えてしまい、デマ情報の訂正依頼に気づいてもらえないことが推測されるためである。

以上のことから、災害時におけるデマ情報の制御手法として「制御手法 C: デマ情報を投稿したユーザーのうち、もっともフォロワーが多いユーザーに、訂正情報拡散の起点になってもらう。」という方法を提案したい。

6.4 議論

本研究では，東日本大震災で観測された一部のデマ情報の再現及び制御手法の検証に取り組んだ。しかし，現実世界は複雑で多種多様なデマ情報が存在している。また，それらを全て観測することにも限界がある。本研究では，ボトムアップな視点から現実世界の特徴を組み込んだ情報拡散モデルを構築した。本モデルを用いることで一部ではあるものの実際のデマ拡散を再現できたため，現実世界を表現するための一つの例であると考えている。今後，本モデルを用いて再現できないデマ拡散も存在することは当然予測される。また，実際に制御手法を運用するためには Twitter 社や地方自治体あるいは政府等との連携も視野に入れるべきであろう。

実際にデマ情報の制御に取り組むためには，このように様々な課題が想定される。しかし，デマ情報の拡散はいままさに問題となっていることであり，完璧な方法論が登場するのをただ待つことはできない。よって，現在考え得る方法の一つを示すことができたことこそが，本研究の重要な意義であると考えている。さらに，本研究はシミュレーションという方法をとっており，シミュレーションの結果を比較検討することで拡散させやすいユーザーやさせにくいユーザーなど，情報拡散に寄与する特徴の理解を深められる可能性がある。今後はそのようなことにも着目し，研究に取り組みたい。

第7章 結論

7.1 本研究のまとめ

人は、絶えずコミュニケーションをとりあっている。本稿でのコミュニケーションとは「一方の個人ないし集団から他方の個人や集団への情報の伝達」である。伝達される情報にはもちろん重要な内容も含まれているが、近所に新しくできるお店の話や友人の恋愛話のような取るに足らないうわさが大部分を占めているという。このようなうわさの伝達が繰り返されることで、情報拡散という現象が発生する。近年では、携帯電話やインターネットなどをはじめとした情報伝達技術の登場と発達によって、情報拡散現象の発生しやすいさや規模、拡散のスピードは過去に類をみない程速いものとなっている。

このような情報拡散に寄与しているものとして、特に注目を集めているのはTwitterなどのソーシャルメディアである。ソーシャルメディアは、インターネットを利用したサービスの一つであり、友人や知人と繋がることで社会ネットワークを形成し、そこでコミュニケーションが行われている。その中でも、Twitterは「リアルタイム性」と「速報性」という特徴を持っており、また世界的にも利用者が多いサービスである。さらに、Twitterは日常生活だけではなく、災害のような非常時においても有用なコミュニケーションの場として利用された。

日本においてTwitterが災害時のコミュニケーションの場として認識されたきっかけは2011年3月に発生した東日本大震災である。この震災は、地震の規模が大きかったのはもちろんであるが、地震の影響により原子力発電所で事故が発生したことと併せ、日本における未曾有の災害であった。このような大規模災害が起

こった際、いち早く状況を知ることが望んだ人々は、Twitter を活用した。この背景の一つとして、テレビやラジオなどは地震の規模や津波の様子等のマクロ的な情報がやり取りされたにもかかわらず、Twitter 上ではローカルな情報(避難所や支援物資等の情報)がやりとりされたためである。そして、Twitter 上で伝達された情報によって救助活動がなされるなど Twitter は重要な役割を果たした。しかし一方で、デマ情報のような誤った情報が Twitter 上に拡散し、大きな社会問題となった。そのため、デマ情報の拡散メカニズムを解明し、デマ情報の制御手法を確立することは急務である。

本研究では、デマ情報を早期に収束するための制御手法を確立することを目的として研究に取り組んだ。しかし、デマ情報がどのように人々の間で伝達され、大きな拡散現象となるかという拡散メカニズムは明らかになっていない。そこで、本研究では拡散メカニズムを同定することも併せて目的とした。まず、実際にデマ情報が拡散した実態を把握するために、実データを分析した。そして、Twitter における情報拡散メカニズムを探るために、人の情報拡散行動に着目した新たな情報拡散モデルとして AIDM:Agent-based Information Diffusion Model を提案した。本モデルは、Twitter を利用するユーザーを趣味嗜好の概念を持つエージェントとして扱い、各エージェントが互いに相互作用することで情報拡散現象をシミュレートするモデルである。さらに、「複数回のつぶやき」や、「情報経路の多重性」、「人の生活パターン」、「複数情報源からの情報発信」を考慮した。また、これらの特徴により AIDM は先行研究で提案された拡張 SIR モデルの持つ課題を解決した。

AIDM の妥当性を測るため、東日本大震災時に確認されたシングルバースト型デマ拡散と、マルチバースト型デマ拡散の 2 種類のデマ情報拡散について再現実験を行った。その際、提案モデルの評価指標として、「類似度」、「重複率」を用いた。この結果、提案モデルを用いてシングルバースト型デマ拡散及びマルチバースト型デマ拡散を再現でき、AIDM の妥当性を確認した。

また、AIDM を用い、災害時に利用されることを想定した拡散制御手法につい

でも検証した。本研究では、デマ情報の制御を「訂正情報を短時間でより多くのユーザーに届ける」ことと考え、実験を行った。その結果、ネットワークのハブとなっているユーザーや、デマ情報をつぶやいたユーザーの中でもっとも多くのフォロワーを持つユーザーに訂正情報をつぶやいてもらうことが有効であると判明した。この結果から、実際の災害時に運用することを考えると、デマ情報をつぶやいた中でもっともフォロワー数が多いユーザーに協力してもらう手法が良いと考えられる。これはデマ情報を知らないユーザーに依頼するよりも、デマ情報を知っているユーザーに依頼した方がコストを低くできると予想できることや、ハブユーザーには多数の情報が集中するため協力を得られない恐れがあるからである。

7.2 今後の展望

本研究により明らかになった今後の課題を述べる。

1つ目の課題は、提案した AIDM の持つ各パラメータをどのように推定するかという点である。AIDM ではエージェント毎の多様性を考慮するため、影響度・興味度・感度といったパラメータを導入した。しかし、現状ではこれらのパラメータを実データからは推定できていない。実際の影響度は各ユーザーの次数などをもとに計算可能であると考えられ、興味度や感度に関しては被験者実験により推定する方法や、Twitter ユーザーの行動ログやアクセスログを解析することにより推定する方法があると考えられる。今後、このような手法をもとにパラメータ推定を行い、より現実的なシミュレーションを実施する。そして、これらのパラメータを活かした制御手法の提案も行う予定である。

2つ目は、ネットワーク構造の考慮である。本研究で用いたネットワークは単にスケールフリー性を持つネットワークを使用していた。しかし、実世界のネットワークは様々な特徴を持っており、これらの特徴を踏まえたネットワークを用いての検証を実施することで、より情報拡散という現象の理解に繋がると推測でき

る。また、ヨウ素に関するデマ情報の再現では、各バーストで重複するユーザーは存在したが、その重複の割合やパターンが実データと異なっていた。これもネットワーク構造による影響が考えられるため、多様なネットワークでの再現は極めて重要であると考ええる。

3つ目は、東日本大震災以外のデマ情報への対応である。デマ情報の拡散は今回取りあげた東日本大震災以外の災害や日常生活においても存在する、極めて身近な課題である。そこで、今後は東日本大震災以外のデマ拡散にも AIDM が適用可能かを検証する。また、前述した2つの課題への対処から得られる知見をもとに、より有効性の高い拡散抑制手法を提案し、デマ情報による被害を少なくするための研究にも取り組みたい。

最後は、フェイクニュースやエコーチャンバーへの対処である。悪意をもって発信された情報や自身の主張やそれに類する意見以外を受け入れないユーザーの存在は、正しい情報を伝達する上で非常に大きな問題である。今後は、これらの課題の解決にも取り組みたい。

謝辞

本研究を行うに辺り、主査である栗原聡教授には、日頃から熱心に御指導並びに多くの御助言を頂いたこと、また複数の国際会議や国内学会、研究会で発表の機会を頂いたことを心より感謝致します。研究に対する取り組み方や考え方等、多くのことを学ばせて頂きました。また、論文審査委員会の大須賀昭彦教授、田中健次教授、坂本真樹教授、和泉潔教授にはお忙しい中論文審査を快く引き受けてくださり、多数のご助言をいただきましたことに心より感謝致します。

東京大学の榊剛史研究員、鳥海不二夫准教授、白井翔平特任助教、和歌山大学の風間洋一教授、産業技術総合研究所の野田五十樹グループ長には、研究の遂行にあたり、多数の御支援を頂きましたことを心から感謝致します。電気通信大学の篠田孝祐助教、奈良先端科学技術大学院大学の諏訪博彦助教、NTT研究所の松林達史氏、ドワンゴ人工知能研究所の山川宏所長、大阪大学の鬼塚真教授には研究の方向性や手法、研究生活について多くの御意見・御協力を頂き、有意義な研究生活を送ることができましたことを深く感謝いたします。研究に関するアドバイス・御支援を頂きましたNTT東日本の白井崇士氏、NTTドコモの岡田佳之氏に感謝致します。

修士の二年間苦楽を共にし、時には研究のアドバイスや技術的な支援もして頂いた、同期の高橋光紀氏、楡井泰行氏、藤田真康氏、布施太章氏には精神的にも支えて頂きました。また、坪井一晃氏には修士及び博士5年間という長期にわたり、研究の議論や普段の生活での支援をして頂きました。共に有意義な時間を過ごしてくれた栗原研究室の後輩たち、そして、お忙しい中事務手続き等日頃のサ

ポートを快く引き受けて下さった秘書の赤石尚代氏に深く感いたします。

そして、博士への進学を快く認め、支えてくれた両親、祖父母にも感謝いたします。

本研究は、皆様の御指導、御協力なしには完成し得なかったものであります。改めて、心より御礼申し上げます。

参考文献

- [1] アンソニー・ギデンズ. 社会学. 而立書房, 2009.
- [2] 水越伸. 21世紀メディア論. 放送大学大学院教材. 放送大学教育振興会, 2014.
- [3] 武田英明, 大向一輝. Weblogの現在と展望 -セマンティック web およびソーシャルネットワークワーキングの基盤として-. 情報処理, Vol. 45, No. 6, pp. 586-593, jun 2004.
- [4] 総務省. 平成 26 年度情報通信白書. 総務省, 2014.
- [5] 吉田光男, 松本明日香. ソーシャルメディアの政治的活用: 活用事例と分析事例から (<特集 >twitter とソーシャルメディア). 人工知能学会誌, Vol. 27, No. 1, pp. 43-50, 2012.
- [6] 総務省. インターネット選挙運動の解禁に関する情報, 2013.
- [7] 杉山あかし. 「第 1 回ネット選挙」-2013 年参議院選挙-の実証的研究. 比較社会文化: 九州大学大学院比較社会文化学府紀要, Vol. 20, pp. 11-29, 2014.
- [8] 総務省. 平成 23 年度情報通信白書. 総務省, 2011.
- [9] 風間一洋. Twitter における情報伝播. 人工知能学会誌, Vol. 27, No. 1, pp. 35-42, 2012.
- [10] 執行文子. 東日本大震災・被災者はメディアをどのように利用したのか: ネットユーザーに対するオンライングループインタビュー調査から. 放送研究と調査, Vol. 61, No. 9, pp. 18-30, 2011.

- [11] Yoshiyuki Okada, Keisuke Ikeda, Kosuke Shinoda, Fujio Toriumi, Takeshi Sakaki, Kazuhiro Kazama, Masayuki Numao, Itsuki Noda, and Satoshi Kurihara. Sir-extended information diffusion model of false rumor and its prevention strategy for twitter. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, Vol. 18, No. 4, pp. 598–607, 2014.
- [12] 梅島彩奈, 宮部真衣, 荒牧英治, 灘本明代. 災害時 Twitter におけるデマとデマ訂正 RT の傾向. 研究報告 情報基礎とアクセス技術 (IFAT), Vol. 2011, No. 4, pp. 1–6, 2011.
- [13] 吉次由美. 東日本大震災に見る大災害時のソーシャルメディアの役割: ツイッターを中心に. 放送研究と調査, Vol. 61, No. 7, pp. 16–23, 2011.
- [14] 安藤健二. 「ライオン逃げた」熊本地震のデマ情報を拡散した疑い 20 歳男を逮捕. http://www.huffingtonpost.jp/2016/07/20/lion-escape_n_11081056.html (2017 年 8 月 23 日アクセス).
- [15] William O Kermack and Anderson G McKendrick. A contribution to the mathematical theory of epidemics. In *Proceedings of the Royal Society of London A: mathematical, physical and engineering sciences*, Vol. 115, pp. 700–721. The Royal Society, 1927.
- [16] 宮部真衣, 灘本明代, 荒牧英治. 人間による訂正情報に着目した流言拡散防止サービスの構築. 情報処理学会論文誌, Vol. 55, No. 1, pp. 563–573, 2014.
- [17] 三省堂類語新辞典. 三省堂, 2005.
- [18] 竹中一平. 対人心理学研究の最前線 (第 5 回) 人から人へ伝わる情報. 繊維製品消費科学, Vol. 49, No. 7, pp. 467–476, 2008.
- [19] 池田謙一. クチコミとネットワークの社会心理: 消費と普及のサービスイノベーション研究. 東京大学出版会, 2010.

- [20] 三浦麻子. 東日本大震災とオンラインコミュニケーションの社会心理学: そのときツイッターでは何が起こったか. 電子情報通信学会誌, Vol. 95, No. 3, pp. 219–223, 2012.
- [21] 広辞苑 第六版. 岩波書店, 2009.
- [22] 川上善郎. うわさが走る: 情報伝播の社会心理. うわさが走る: 情報伝播の社会心理. サイエンス社, 1997.
- [23] ロビン・ダンバー. 友達の数は何人?: ダンバー数とつながりの進化心理学. インターシフト, 2011.
- [24] 東浩紀. サイバースペースとセキュリティー: 第1回 「人間とは何か」が変わる時代. 情報管理, Vol. 59, No. 9, pp. 624–628, 2016.
- [25] 渡辺志帆. 今年の単語に「ポスト・トゥルース」 英辞典が選定. <http://www.asahi.com/articles/ASJJCJ6F2CJCUHBI03S.html> (2017年11月16日アクセス).
- [26] Oxford dictionaries word of the year. <https://en.oxforddictionaries.com/word-of-the-year/word-of-the-year-2016> (2017年11月16日アクセス).
- [27] Twitter, inc. について. <https://about.twitter.com/ja/company> (2017年9月30日アクセス).
- [28] 小林啓倫. 災害とソーシャルメディア: 混乱、そして再生へと導く人々の「つながり」. マイコミ新書. 毎日コミュニケーションズ, 2011.
- [29] Twitter のマイルストーン. <https://about.twitter.com/ja/company/press/milestones> (2017年9月30日アクセス).

- [30] 風間一洋. ソーシャルネットワークによる web からの情報収集 (<特集>『検索』のゆくえ). 情報の科学と技術, Vol. 63, No. 1, pp. 28–33, 2013.
- [31] Takeshi Sakaki, Makoto Okazaki, and Yutaka Matsuo. Earthquake shakes twitter users: Real-time event detection by social sensors. In *Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web, WWW '10*, pp. 851–860, New York, NY, USA, 2010. ACM.
- [32] Sarah Vieweg, Amanda L. Hughes, Kate Starbird, and Leysia Palen. Microblogging During Two Natural Hazards Events: What Twitter May Contribute to Situational Awareness. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '10*, pp. 1079–1088, New York, NY, USA, 2010. ACM.
- [33] 増田直紀, 今野紀雄. 「複雑ネットワーク」とは何か: 複雑な関係を読み解く新しいアプローチ. ブルー バックス. 講談社, 2006.
- [34] 林幸雄. 噂の拡がり方: ネットワーク科学で世界を読み解く. Dojin 選書. 化学同人, 2007.
- [35] 首相官邸. 感染症対策特集～様々な感染症から身を守りましょう～. <http://www.kantei.go.jp/jp/headline/kansensho2013.html> (2017年10月11日アクセス).
- [36] 内閣府. 内閣府防災情報ページ 東日本大震災. <http://www.bousai.go.jp/2011daishinsai/index.html> (2017年9月29日アクセス).
- [37] 内閣府. 緊急災害対策本部とりまとめ報「平成23年(2011年)東北地方太平洋沖地震(東日本大震災)について」(平成29年3月8日14:00現在). <http://www.bousai.go.jp/2011daishinsai/pdf/torimatome20170308.pdf> (2017年9月30日アクセス).

- [38] 東京電力株式会社. 福島第一原子力発電所事故の経過と教訓. <http://www.tepco.co.jp/decommission/accident/pdf/outline01.pdf> (2017年9月29日アクセス).
- [39] 東京電力ホールディングス. 地震発生と事故. <http://www.tepco.co.jp/decommission/accident/index-j.html> (2017年9月29日アクセス).
- [40] 日本経済新聞. 福島原発、最悪のレベル7 放射性物質を大量放出 (2011年4月12日付け電子版). https://www.nikkei.com/article/DGXNASGG12002_S1A410C1MM0000/ (2017年9月29日アクセス).
- [41] 総務省消防庁. 東日本大震災記録集 写真集. http://www.fdma.go.jp/concern/publication/higashinihondaishinsai_kirokushu/ (2017年9月7日アクセス).
- [42] 樋地正浩. 東日本大震災における情報通信技術の利用と課題. 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 95, No. 5, pp. 1070–1080, 2012.
- [43] 奥村晴彦. 東日本大震災 危機発生時の対応について考える: 6. 震災とソーシャルネットワーク. 情報処理, Vol. 52, No. 9, pp. 1072–1073, 2011.
- [44] 野呂智哉. 東日本大震災 危機発生時の対応について考える: 5. ライブストリーミング-ライブストリーミングによる震災発生後の情報配信. 情報処理, Vol. 52, No. 9, pp. 1070–1071, 2011.
- [45] 地震時に NHK 放送の UST 再送信を独断許可! @NHK_PR の中の人、超かっけー判断とアクション. <https://togetter.com/li/110472> (2017年10月1日アクセス).
- [46] ITmedia. 安否情報「#anpi」をリスト化 「anpi レポート」. <http://www.itmedia.co.jp/news/articles/1103/15/news038.html> (2017年10月1日アクセス).

- [47] 一戸信哉. 2011年ソーシャルメディアの動向. 敬和学園大学研究紀要, No. 21, pp. 85–102, 2012.
- [48] 荻上チキ. 検証東日本大震災の流言・デマ. 光文社新書. 光文社, 2011.
- [49] 山本雅人, 小笠原寛弥, 鈴木育男, 古川正志. 東日本大震災時の twitter における情報伝播ネットワーク. 情報処理, Vol. 53, No. 11, pp. 1184–1191, 2012.
- [50] 鳥海不二夫, 篠田孝祐, 榊剛史, 風間一洋, 栗原聡, 野田五十樹. 東日本大震災時におけるリツイートの分析. Technical Report 3, 東京大学, 理化学研究所, 東京大学, NTT 未来ねっと研究所, 大阪大学, 産業技術総合研究所, sep 2012.
- [51] France Cheong and Christopher Cheong. Social media data mining: A social network analysis of tweets during the 2010-2011 australian floods. *PACIS*, Vol. 11, pp. 46–46, 2011.
- [52] Stefan Stieglitz and Linh Dang-Xuan. Political communication and influence through microblogging—an empirical analysis of sentiment in twitter messages and retweet behavior. In *System Science (HICSS), 2012 45th Hawaii International Conference on*, pp. 3500–3509. IEEE, 2012.
- [53] 石原裕規, 諏訪博彦, 鳥海不二夫, 太田敏澄. 東日本大震災前後における重要アカウントの抽出とコミュニケーション形態の変容. 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 99, No. 5, pp. 501–513, 2016.
- [54] 山本修平, 佐藤哲司. Twitter からの実生活情報の抽出法の提案. 電子情報通信学会, 第 4 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM 2012), F3-4, 2012.
- [55] 堂前友貴, 関洋平. 地域に偏りのあるトピックを用いた twitter ユーザの生活に関わる地域推定. Technical Report 8, 筑波大学大学院図書館情報メディア研究科, 筑波大学図書館情報メディア系, jul 2013.

- [56] 安藤和代. クチコミと感情伝播” リアル・クチコミと e クチコミの異質性の考察”. 商学研究科紀要, Vol. 66, pp. 137–148, 2008.
- [57] 佐々木俊尚. キュレーションの時代 - 「つながり」の情報革命が始まる. 筑摩書房, 2011.
- [58] 稲葉達也. マルチエージェントシミュレーションを用いた sns の口コミ効果の評価手法の提案. 経営情報学会 全国研究発表大会要旨集, Vol. 2012f, pp. 76–79, 2012.
- [59] David Kempe, Jon Kleinberg, and Éva Tardos. Maximizing the spread of influence through a social network. In *Proceedings of the Ninth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, KDD '03*, pp. 137–146, New York, NY, USA, 2003. ACM.
- [60] 大原剛三, 齊藤和巳, 木村昌弘, 元田浩. 情報拡散モデルに基づく社会ネットワークの影響度分析. オペレーションズ・リサーチ:経営の科学, Vol. 60, No. 8, pp. 449–455, 2015.
- [61] Kazumi Saito, Masahiro Kimura, Kouzou Ohara, and Hiroshi Motoda. Behavioral analyses of information diffusion models by observed data of social network. *Advances in Social Computing*, pp. 149–158, 2010.
- [62] Susumu Takeuchi, Junzo Kamahara, Shinji Shimojo, and Hideo Miyahara. Human-network-based filtering: the information propagation model based on word-of-mouth communication. In *Applications and the Internet, 2003. Proceedings. 2003 Symposium on*, pp. 40–47. IEEE, 2003.
- [63] Emilio Serrano, Carlos Ángel Iglesias, and Mercedes Garijo. A novel agent-based rumor spreading model in twitter. In *Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web*, pp. 811–814. ACM, 2015.

- [64] 小松琢也, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志. 時間遅れを考慮した情報伝播におけるトポロジーの影響について. 精密工学会学術講演会講演論文集 2013 年度精密工学会春季大会, pp. 285–286. 公益社団法人 精密工学会, 2013.
- [65] 大澤翔吾, 村田剛志. 動的ネットワークにおける影響最大化. 人工知能学会論文誌, Vol. 30, No. 6, pp. 693–702, 2015.
- [66] 白井崇士. Twitter ネットワークにおけるデマの拡散とデマの拡散防止モデルの推定. 大阪大学大学院情報科学研究科情報数理学専攻, 2012.
- [67] 鳥海不二夫, 篠田孝祐, 栗原聡, 榊剛史, 風間一洋, 野田五十樹. 震災がもたらしたソーシャルメディアの変化. *JWEIN11*, pp. 41–46, 2011.
- [68] 岡田佳之, 榊剛史, 鳥海不二夫, 篠田孝祐, 風間一洋, 野田五十樹, 沼尾正行, 栗原聡. 拡張 SIR モデルによる Twitter でのデマ拡散過程の解析. 人工知能学会全国大会論文集, 2013.
- [69] 沼田宗純, 目黒公郎. 2011 年東日本大震災のテレビ報道を用いた「計画停電・電力不足・節電」に関する課題の時系列分析. 平成 24 年度土木学会年次学術講演会, 9 月 2012.
- [70] 松尾豊. スモールワールドとチャンス発見. 人工知能学会誌, Vol. 18, No. 3, pp. 288–294, 2003.
- [71] ネットワーク分析: 何が行為を決定するか. ワードマップ. 新曜社, 1997.
- [72] ITmedia. Twitter 公式が推奨する「ツイートでの緊急救助の求め方」. <http://www.itmedia.co.jp/mobile/articles/1604/15/news168.html> (2016 年 7 月 24 日アクセス).
- [73] Hiroto Endo and Masato Noto. A word-of-mouth information recommender system considering information reliability and user preferences. In *Systems*,

-
- Man and Cybernetics, 2003. IEEE International Conference on*, Vol. 3, pp. 2990–2995. IEEE, 2003.
- [74] Basit Shahzad and Esam Alwagait. Best and the worst times to tweet: an experimental study. In *WSEAS, 15th International Conference on Mathematics and Computers in Business and Economics (MCBE'14), Proceedings of 15th International Conference on Mathematics and Computers in Business and Economics*, pp. 122–126, 2014.
- [75] 増田直紀, 今野紀雄. 複雑ネットワーク: 基礎から応用まで. 近代科学社, 2010.
- [76] 池田圭佑, 榊剛史, 鳥海不二夫, 風間一洋, 野田五十樹, 諏訪博彦, 篠田孝祐, 栗原聡. マルチエージェント型情報拡散モデルの提案. 人工知能学会論文誌, Vol. 31, No. 1, pp. NFC–C_1, 2016.

研究業績一覧

論文誌

[i] 池田圭佑, 榊剛史, 鳥海不二夫, 栗原聡, “口コミに着目した情報拡散モデルの提案及びデマ情報拡散抑制手法の検証”, 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, 未掲載・採録済 (2017年11月17日付)
(第5章及び第6章に関連)

[ii] 池田圭佑, 榊剛史, 鳥海不二夫, 風間一洋, 野田五十樹, 諏訪博彦, 篠田孝祐, 栗原聡, “マルチエージェント型情報拡散モデルの提案”, 人工知能学会論文誌, vol.31(1), NFC-C.1, pp.1 - 13, 2016
(第5章に関連)

[iii] Yoshiyuki Okada, **Keisuke Ikeda**, Masayuki Numao, Fujio Toriumi, Takeshi Sakaki, Kousuke Shinoda, Kazuhiro Kazama, Itsuki Noda, and Satoshi Kurihara, “SIR-Extended Information Diffusion Model of False Rumor and its Prevention Strategy for Twitter”, Journal of Advanced Computational Intelligence & Intelligent Informatics, vol.18No.4, pp. 598 - 607, 2014
(第3章及び第6章に関連)

国際会議 (査読付き)

[i] **Keisuke Ikeda**, Takeshi Sakaki, Fujio Toriumi, and Satoshi Kurihara, “An

Examination of a Novel Information Diffusion Model: Considering of Twitter User and Twitter System Features ” , International Workshop on Emergent Intelligence on Networked (WEIN), pp.1 - 6,May. 2016

(第5章に関連)

- [ii] **Keisuke Ikeda**, Yoshiyuki Okada, Fujio Toriumi, Takeshi Sakaki, Kazuhiro Kazama, Itsuki Noda, Kosuke Shinoda, Hirohiko Suwa, and Satoshi Kurihara, “Proposal of Multi-Agent Information Diffusion Model for Twitter”, The 2014 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence, Warsaw, pp.1 - 6, Aug.2014

(第5章に関連)

- [iii] **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, Paris, pp.1 - 13, May.2014

(第5章に関連)

書籍

- [i] **Keisuke Ikeda**, and Satoshi Kurihara, “An Examination of a Novel Information Diffusion Model for Social Media ” .

Reconstruction of the Public Sphere in the Socially Mediated Age, Springer, pp.93 - 117, 2017

(第3章及び第5章に関連)

- [ii] **Keisuke Ikeda**, Takeshi Sakaki, Fujio Toriumi, and Satoshi Kurihara, “An

Examination of a Novel Information Diffusion Model: Considering of Twitter User and Twitter System Features ”. Autonomous Agents and Multiagent Systems AAMAS 2016 Workshops, Best Papers, Springer, pp.180 - 191, 2016 (注:国際会議 [1] の内容がワークショップベストペーパーに選出され、書籍化されたもの)
(第5章に関連)

国内会議 (査読付き)

- [i] 池田圭佑, 榎剛史, 鳥海不二夫, 栗原聡, “東日本大震災時のデマ情報拡散の分析”, ネットワークが創発する知能研究会国内ワークショップ (JWEIN2016), pp.1 - 8, 2016年8月
(第4章に関連)
- [ii] 池田圭佑, 岡田佳之, 榎剛史, 鳥海不二夫, 風間一洋, 野田五十樹, 篠田孝祐, 諏訪博彦, 栗原聡, “マルチバースト型デマ拡散モデルの検討”, ネットワークが創発する知能研究会国内ワークショップ (JWEIN2014), pp.1 - 7, 2014年8月
(第5章に関連)

国内会議 (査読なし)

- [i] 池田圭佑, 榎剛史, 鳥海不二夫, 栗原聡, “複数情報源からの情報発信を考慮した情報拡散モデルの検討”, 社会システムと情報技術研究ウィーク in ルスリゾート, pp.1 - 7, 2017年3月
(第5章に関連)

- [ii] 池田圭佑, 榑剛史, 鳥海不二夫, 栗原聡, “情報拡散モデルにおける生活パターン導入による拡散再現性向上の検討”, 社会システムと情報技術研究ウィーク in ルスツリゾート, pp.1 - 8, 2016年3月
(第5章に関連)
- [iii] 池田圭佑, 岡田佳之, 榑剛史, 鳥海不二夫, 風間一洋, 野田五十樹, 諏訪博彦, 篠田孝祐, 栗原聡, “AIDMを用いたデマ情報拡散再現への試みと検討”, 社会システムと情報技術研究ウィーク in ルスツリゾート, 北海道, pp.1 - 6, 2015年3月
(第5章に関連)
- [iv] 池田圭佑, 岡田佳之, 榑剛史, 鳥海不二夫, 風間一洋, 野田五十樹, 篠田孝祐, 諏訪博彦, 栗原聡, “マルチエージェントによるデマ情報拡散メカニズムのモデル:AIDM Agent-based Information Diffusion Model”, 第21回社会情報システム学シンポジウム, 東京, pp.1 - 6, 2015年1月
(第5章に関連)
- [v] 池田圭佑, 岡田佳之, 榑剛史, 鳥海不二夫, 風間一洋, 野田五十樹, 篠田孝祐, 諏訪博彦, 栗原聡, “マルチエージェントによるマルチバースト型デマ拡散モデルの構築”, 人工知能学会合同研究会2014 データ指向構成マイニングとシミュレーション, 神奈川, pp.1 - 8, 2014年11月
(第5章に関連)
- [vi] 池田圭佑, 岡田佳之, 榑剛史, 鳥海不二夫, 風間一洋, 野田五十樹, 篠田孝祐, 諏訪博彦, 栗原聡, “AIDMによるマルチバースト型デマ拡散の再現と考察”, 社会システムと情報技術研究ウィーク in ニセコ・甘露の森, 北海道, pp.1 - 7, 2014年3月
(第5章に関連)

- [vii] 池田圭佑, 岡田佳之, 榑剛史, 鳥海不二夫, 風間一洋, 野田五十樹, 篠田孝祐, 諏訪博彦, 栗原聡, “マルチエージェント型拡張 SIR モデルを用いた情報拡散シミュレーションの評価”, 情報処理学会知能システム研究会, 東京, pp.1 - 7, 2014 年 1 月
(第 5 章に関連)
- [viii] 池田圭佑, 岡田佳之, 榑剛史, 鳥海不二夫, 風間一洋, 野田五十樹, 篠田孝祐, 諏訪博彦, 栗原聡, “ABM に基づく情報拡散シミュレーション”, 情報処理学会知能システム研究会, 東京, pp.1 - 7, 2013 年 11 月
(第 5 章に関連)

全国大会 (査読無し)

- [i] 池田圭佑, 榑剛史, 鳥海不二夫, 栗原聡, “災害時におけるデマ拡散のモデル化から得られた知見の報告”, 2017 年度人工知能学会全国大会 (第 31 回), pp.1 - 4, 2017 年 5 月
(第 5 章に関連)
- [ii] 池田圭佑, 榑剛史, 鳥海不二夫, 栗原聡, “生活パターンを導入した情報拡散モデルにおける拡散再現性の考察”, 2016 年度人工知能学会全国大会 (第 31 回), pp.1 - 4, 2016 年 6 月
(第 5 章に関連)
- [iii] 池田圭佑, 岡田佳之, 榑剛史, 鳥海不二夫, 風間一洋, 野田五十樹, 篠田孝祐, 諏訪博彦, 栗原聡, “マルチエージェント型情報拡散モデル (AIDM) の妥当性の検証”, 2015 年度人工知能学会全国大会 (第 30 回大会), pp.1 - 4, 2015 年 6 月
(第 5 章に関連)

- [iv] 池田圭佑, 岡田佳之, 榑剛史, 鳥海不二夫, 風間一洋, 野田五十樹, 篠田孝祐, 諏訪博彦, 栗原聡, “マルチエージェント型情報拡散モデル (AIDM) の提案”, 2014 年度人工知能学会全国大会 (第 29 回), pp.1 - 4, 2014 年 5 月 (第 5 章に関連)

ポスター発表 (査読無し)

- [i] 池田圭佑, 榑剛史, 鳥海不二夫, 栗原聡, “東日本大震災におけるデマ拡散の分析と拡散過程の可視化システムに関する報告”, 合同エージェントワークショップ&シンポジウム 2016 (JAWS2016), pp.1 - 3, 2016 年 9 月 (第 4 章に関連)
- [ii] 池田圭佑, 岡田佳之, 榑剛史, 鳥海不二夫, 風間一洋, 野田五十樹, 篠田孝祐, 諏訪博彦, 栗原聡, “情報拡散とユーザーの地域情報の関連性”, 合同エージェントワークショップ&シンポジウム 2015 (JAWS2015), pp.1 - 2, 2015 年 9 月 (第 4 章に関連)
- [iii] 池田圭佑, 諏訪博彦, 栗原聡, “Twitter における情報拡散モデルの提案¹”, 合同エージェントワークショップ&シンポジウム 2013 (JAWS2013), 2013 年 9 月 (第 5 章に関連)

その他の業績

- [i] 佐藤圭, 池田圭佑, 坂井栞, 伊藤千輝, 栗原聡, “ソーシャルセンシングによる能動的な地域密着イベント情報抽出手法の検討”, 社会システムと情報

¹発表原稿の提出なし

技術研究ウィーク in ルスツリゾート, pp.1 - 8, 2017年3月(査読なし)

- [ii] 梁木俊冴, 加藤慶彦, 池田圭佑, 服部太一郎, 樽本祐助, 篠田孝祐, 栗原聡, “サトウキビ育種家の新種選抜における知見抽出と年代毎の比較”, 社会システムと情報技術研究ウィーク in ルスツリゾート, pp.1 - 8, 2017年3月(査読なし)
- [iii] 篠田孝祐, 池田圭佑, 服部太一郎, 樽本祐助, 栗原聡, “サトウキビ選抜過程における育種従事者の判断の特徴抽出に関する一考察”, 情報処理学会知能システム研究発表会, pp.1 - 8, 2016年8月(査読なし)
- [iv] Muhammad Fadlil, **Keisuke Ikeda**, Kasumi Abe, Tomoaki Nakamura, and Takayuki Nagai, “Integrated Concept of Objects and Human Motions Based on Multi-layered Multimodal LDA”, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 2256-2263, Nov.2013.(国際会議)
- [v] Muhammad Fadlil, 池田圭佑, 阿部香澄, 中村友昭, 長井隆行, “多層マルチモーダル LDA を用いた人の動きと物体の統合的概念の形成”, 2013年度人工知能学会全国大会(第28回), pp.1 - 4, 2013年5月(査読なし)
- [vi] 池田圭佑, 阿部香澄, 中村友昭, 荒木孝弥, 長井隆行, “多層マルチモーダル LDA に基づく物体と動作の統合モデル”, 電気学会研究会計測研究会, pp.61 - 66, 2012年12月(査読なし)

著者略歴

池田 圭佑 (いけだ けいすけ)

1990 年	愛媛県に生まれる
2009 年 4 月 1 日	電気通信大学電気通信学部 入学
2013 年 3 月 31 日	電気通信大学電気通信学部 卒業
2013 年 4 月 1 日	電気通信大学大学院情報システム学研究科 社会知能情報学専攻修士課程 入学
2015 年 3 月 31 日	同上 修了
2015 年 4 月 1 日	電気通信大学大学院情報システム学研究科 社会知能情報学専攻博士課程 入学 現在に至る
2016 年 4 月 1 日	日本学術振興会 特別研究員 (DC) 採用