

マイクロブログにおける 流言マーカー自動抽出のための特徴分析

梅島 彩奈[†] 宮部 真衣[‡] 荒牧 英治[‡] 灘本 明代[†]

[†] 甲南大学知能情報学部 〒658-8501 兵庫県神戸市東灘区岡本 8-9-1

[‡] 東京大学知の構造化センター 〒113-8655 東京都文京区本郷 7-3-1

E-mail: [†] si871026@center.konan-u.ac.jp, nadamoto@konan-u.ac.jp

[‡] mai.miyabe@gmail.com, aramaki@hcc.h.u-tokyo.ac.jp

あらまし Facebook や Twitter 等, マイクロブログの普及により, ユーザはインターネット上でリアルタイムなコミュニケーションを容易に行う事が可能になっている. マイクロブログを用いることで様々な情報を瞬時に取得することができるが, 流言の拡散も容易であることが懸念されている. また, これらの流言はユーザ自身が流言であるか判定することが非常に困難である. そこで, 流言の拡散を効率良く防止するシステムを構築するために, 平常時と災害時の流言をそれぞれ分析し, 流言マーカーを用いた流言拡散防止の仕組みについて考察する.

キーワード マイクロブログ, Twitter, 流言, 災害

1. はじめに

普段人々は, 情報伝達手段としてテレビ・電話・メールなどを用いることが頻繁にある. これらのメディアは大きく2つに分けることができると言われている. テレビ・電話・チャットのような情報を発信するタイミングと閲覧するタイミングが同じものは『同期型メディア』, 新聞・手紙・メールのようなタイミングが異なるものは『非同期型メディア』と呼ばれている. そして現在, これら双方の特徴をもった『選択同期型メディア』が登場した[1].『選択同期型メディア』とは, 例えばマイクロブログのような, ユーザが同期・非同期を自由に選択できるメディアのことである. 新たなメディアの登場により, ユーザは互いにより自由に情報交換を行うことが可能となった.

この『マイクロブログ』の一番の特徴は, 電話やメール等の主要メディアと違い, 災害時でも使用可能であることが挙げられる. 実際に, 2011年3月の東日本大震災において, 緊急速報や救難物資要請等大いに役立った. 一方で, 情報漏洩や流言の拡散等の問題も抱えている. 特に流言の拡散は, その大半が善意や勘違いから情報の真偽を確認されことなく発信されることで生まれる. 日常の膨大な情報の中で, 情報の真偽を正確に判断することは, ユーザにとって非常に困難である. ここで言う流言とは, 例えば「放射線対策にはうがい薬を飲むと良い」の様な間違った情報のことを指している. 震災のような災害時に間違った情報を得ることは, ユーザにとって非常に深刻な問題である. しかしながら, このような流言情報は他の有益な情報と共に大量に拡散される. また, 一部でこれらの流言情報を訂正するユーザも存在するが, 既に様々な形で

拡散されてしまったすべての情報を訂正することは現実的に不可能である. 流言情報の拡散を阻止するためには, 情報を発信する前にユーザ自身が情報の真偽を確かめることが必要不可欠であるが, 実際には善意や安易な気持ちから真偽を確かめることなく情報を発信することの方が多い. そこで我々は, 情報を発信する前にユーザに流言を訂正する情報を提示することは, 流言情報拡散防止に非常に有効であると考え, 流言情報クラウドシステムを提案する. 本論文ではそのはじめの一歩として, 平常時と災害時のツイートについて特徴分析を行った.

マイクロブログの代表ともいえるツールに Twitter がある. Twitter はこれまでの1対多のコミュニケーション形態である掲示板やウェブログと違い, 投稿する文章(以下, ツイート)は140字以内という情報発信の敷居の低さとリツイート(以下, RT)という情報拡散機能から流言が拡散されやすくなっている. 最近では流言に対するユーザの意識が高まり, 流言を知らせる専用のアカウントが多数存在する. しかし, これらは流言を人手で収集しているに過ぎず, 全ての流言拡散を抑制することは難しい. そこで, 本論文では分析の対象を Twitter 上の流言に絞る.

以下, 第2章では関連研究について, 第3章では災害時流言の分析について, 第4章では流言自動抽出のための分析について, 第5章では流言情報クラウドサービスの提案について述べる, そして第6章ではまとめと今後の課題について述べる.

2. 関連研究

2.1. 流言についての関連研究

流言については多くの研究が多方面からなされている。また、流言と関連した概念として噂／風評／デマなどの研究がある。これらの定義の違いについては諸説あり、文献毎にゆれているのが実情である。本研究では、根拠がない情報を流言と定義し、その発生過程（捏造か自然発生か）は問わないものとする。

流言の分類としては、ナップ[2]による第2次世界大戦時の流言の分類がある。

- (1) 不安や恐れへの投影としての流言（恐怖流言）
- (2) 願望への投影としての流言（願望流言）
- (3) 憎しみや反感への投影としての流言（分裂流言）

また、オルポートら[2]は流言の発生を支えているのは、「不安、不満下での緊張を緩和したい」や「他人がまだ知らない情報を他人に知らせたい」という心理的メカニズムによるものとし、流言の伝播量は当事者に対する問題の重要性と、その問題についての根拠のあいまいさとの積に比例していると述べている。ロスノウらは「あいまいさ」のほかに流言の伝播に影響する要因として「不安」（その流言を聞いて不安を喚起される程度）や「信用度」（その流言の真実への確信度）をあげている。近年では、ソーシャルメディア上の噂の検知を中心に多くの研究がなされている。Qazvinianら[3]は、マイクロブログ上における特定の噂に関する情報を網羅的に取得することで、噂の信頼度の推定を行った。本研究では、これらの分析を、ソーシャルメディアを用いて災害時と平常時双方において定量的に行う。

2.2. ソーシャルメディアと災害について

Twitterをはじめとするソーシャルメディアと災害との関係については、近年、多くの研究がなされている。Sakakiら[4]は、地震や台風の位置をTwitterを用いて推定した。Aramakiら[5]、Paulら[6]はTwitterを用いてインフルエンザの把握を行っている。これらの研究は平常時から、つねにソーシャルメディアをウォッチしておき、災害時にいち早くその情報を伝えるという警告型のサービスという点ではアイデアを同じくする。

一方、災害時におけるソーシャルメディアの利用を定量的に分析した研究も多い。Back[7]やCohnら[8]は、9.11時のブログの書き込みを分析し、人々の感情の変化を分析した。Quら[9]は四川地震における中国のオンラインフォーラム（BBS）の利用のされ方を分析している。Viewegら[10]は、2009年のオクラホマの火事（Oklahoma Grassfires）やレッドリバーでの洪水（Red River Floods）でのTwitterの利用を調査している。これらの研究では情報の発信の方法（情報発信か

返信か）や、その位置関係について議論されているが、情報が流言かどうかといった観点からの分析は行われていない。

3. 災害時流言の特徴分析

3.1. 災害時 RT の分類

Twitter上では、RTという情報拡散機能を用いることで、ユーザは気軽に情報を拡散することができる。本研究では、より流言が拡散されやすい環境である災害時に焦点を絞り分析を行う。分析データは、2011年3月11日から30日の間に収集されたツイートの内、RT数が多いもの上位1000件のツイートである。収集したツイートの内、流言は3.4%あった。これらのRTの内容は、「実用的な特徴か」「私情を含むか」「実話か」「経験情報を含むか」の4つの特徴をもとにして、以下の5つに分類することができた（図1参照）。

- **情報発信系**：災害時において実用的な情報であり、且つ私情や経験情報を含まない。ニュースや注意喚起等、大勢のユーザに伝達することを目指した情報。
- **経験談**：災害時において実用的な経験情報であり、且つ私情を含まない。災害被害に関する経験談や伝聞情報、助言。
- **私見**：災害時において実用的な情報であり、且つ私情を含む。ある情報について個人の意見が述べられているもの。
- **小話**：災害時において実用的な情報ではない実話。災害被害以外の経験談や伝聞情報。
- **ジョーク**：災害時において実用的な情報ではない虚構。ユーザを笑わせる目的で作られたもの、冗談。

これら5種類のツイートの中でも特に「情報発信系RT」は、全体の74.9%と非常に多い（表1参照）。さらに、不特定多数に向けられた情報や注意喚起、緊急性の高い情報を含むため、ユーザに影響を与える可能性が非常に高い。その為、これらの情報の中に流言が含まれることは、ユーザを不安に陥れるだけでなく、時にはユーザに間違った行動を促す可能性が考えられる。以上のことから、本研究では「情報発信系RT」を対象とし、さらに分析を行った。その結果、「情報発信系RT」は以下のような情報を含んでいることがわかった。

- **拡散希望**：他のユーザにRTを希望する旨を記載することで、ツイートの拡散を助長するもの。ここでは、「拡散希望」「RTしてください」等と記

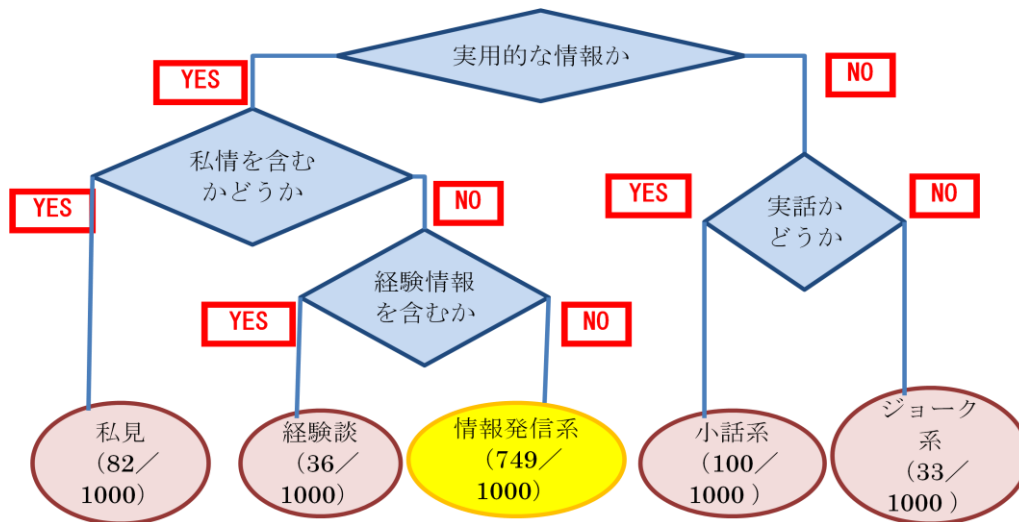


図 1 TwitterRT の分類

表 1 TwitterRT の種類別件数

種類	ツイート 件数	割合 (%)	RT 数	割合 (%)
情報 発信系	749	74.9	130711	62.3
経験談	36	3.6	8916	4.3
私見	82	8.2	22902	10.9
小話	100	10.0	39514	18.8
ジョーク	33	3.3	7706	3.7
合計	1000		209749	

表 2 TwitterRT の特徴別件数

特徴	全 RT 内 件数	情報発信 系内件数	割合 (%)
拡散希望	103	89	88.3
URL	361	333	92.2
ハッシュ タグ	193	171	89.1
詳細情報	46	41	91.3

載されていることが多い。

- **URL**：そのツイートに関連する情報が得られる web ページの URL を記載しているもの。
- **ハッシュタグ**：そのツイートに関連するハッシュタグを記載しているもの。ハッシュタグとは、ツイートでキーワードや話題を明示的に表現するために用いられる#で始まる文字列のことである。ハッシュタグの前後にはスペースを必要とする。
- **詳細情報**：そのツイートに関する詳細情報を記載しているもの。詳細情報とは、情報の詳細を知るために必要な情報のこと。住所や電話番号等。

これらの特徴を持つツイートの内、情報発信系 RT は 8 割以上を占めている(表 2 参照)。このことから、これら 4 つの特徴は情報発信系 RT 特有の特徴であることがわかる。これらの特徴に注目することで、より有益な情報を抽出できる可能性が高まる。また、これらの特徴を含む情報の中に流言が含まれている場合、流言を抽出することで、効率良く風評被害等を抑制することができる。

3.2. 流言情報の印象評価属性

次に、拡散されやすい流言はどのような印象を持つのかを分析する。2.1 節でのオルポートらやロスノウの提唱を元に、本研究では拡散しやすい流言の印象評価属性として以下の項目を挙げ、印象評価実験を行った。

- **行動促進強**：そのツイートに影響され、すぐに行動しなければならないと感じる。
- **行動促進弱**：すぐに行動するほどではないが、心を動かされる。
- **ネガティブ**：後ろ向きになる、落ち込む。
- **不安を煽る**：不安になる。

実験には 3.1 節で分類した 749 件の情報発信系 RT を用いた。20 代男女 6 名の被験者に各々のツイートを見てもらい、どのような印象を持ったか評価してもらった。

表 3 より、「行動促進」「ネガティブ」「不安を煽る」については、流言における割合がそれぞれ、24.8%、31.2%、43.2%なのに対し、非流言における割合は、8.4%、17.9%、18.5%で流言の方が高い割合を示して

表 3 RT 数と印象評価属性の比較

	行動促進強		行動促進弱		ポジティブ		ネガティブ		不安を煽る	
	RT 数	割合 (%)	RT 数	割合 (%)	RT 数	割合 (%)	RT 数	割合 (%)	RT 数	割合 (%)
情報発信系 130711RT	12325	9.4	31867	24.4	36999	28.3	24295	18.6	26120	20.0
非流言 121575RT	10222	8.4	29479	24.3	35215	29.0	21700	17.9	22523	18.5
流言情報 7177RT	1780	24.8	1993	27.8	1322	18.4	2239	31.2	3101	43.2
流言訂正情報 1959RT	322	16.4	394	20.1	462	23.6	356	18.2	496	25.3

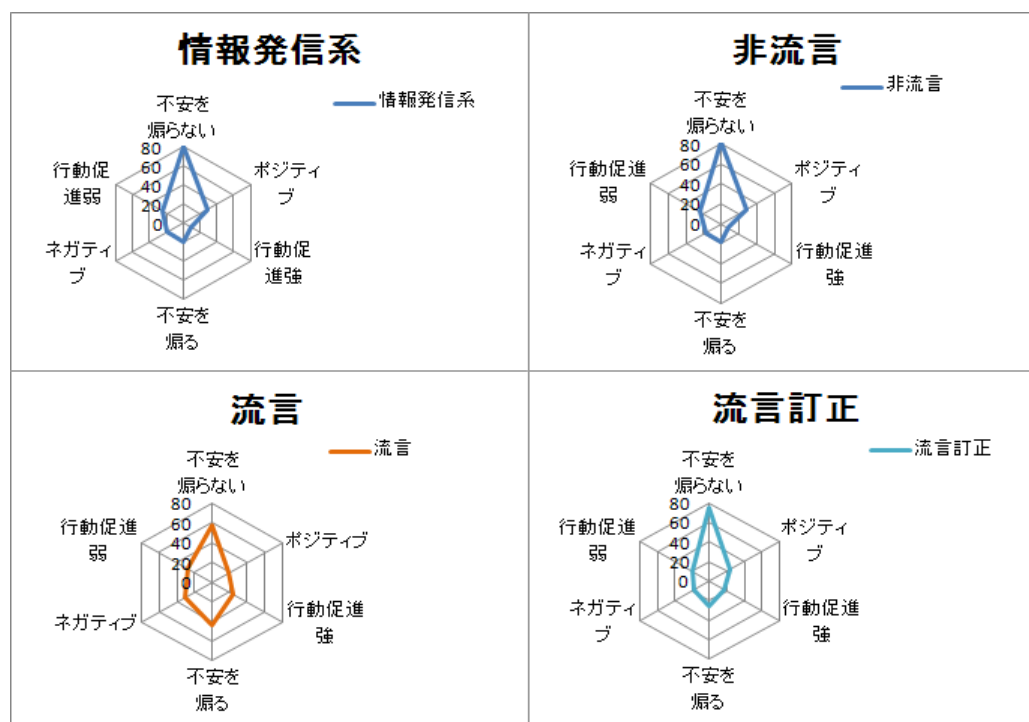


図 2 印象評価属性の比較

いることがわかる。一方「ポジティブ」については、流言は 18.4%なのに対し、非流言は 29.0%で非流言の方が高い割合を示している。このことから、流言情報は「行動促進強・弱」「ネガティブ」「不安を煽る」印象評価属性をもつことがわかる。また、表 3 の割合をレーダーチャートに表したものが図 2 である。これら 4 つのグラフはどれも形が類似している。このことから、ユーザは情報が流言であるか否かを判断できていないことがうかがえる。さらに、非流言、流言、流言訂正においてグラフを比較してみると、流言は「不安を煽る」の割合が他に比べて高くなっていることがわかる。また、今回分析を行う中で、流言訂正情報には“デマ”や“ガセ”のような訂正に関わるキーワードが含まれていることが多いことを発見した。

4. 流言自動抽出のための分析

4.1. 流言マーカーとは

ユーザに流言を訂正する情報を提示することは、流言情報拡散防止に非常に有効である可能性がある。しかし、流言の内容は多種多様であり、これを自動で収集することは難しい。一方で、流言を訂正する情報には流言に関わるキーワードが含まれていることが多く、これを自動で収集することは容易であると考えられる。また、Twitter には情報を拡散する機能として RT がある。これにより拡散された情報は連結しているため、訂正された情報から遡ることで情報発信源、つまり流言を突き止められる可能性がある (図 3, 図 4)。本研究ではこの流言に関わるキーワードを「流言マーカー」と呼び、流言自動抽出のための分析を行う。

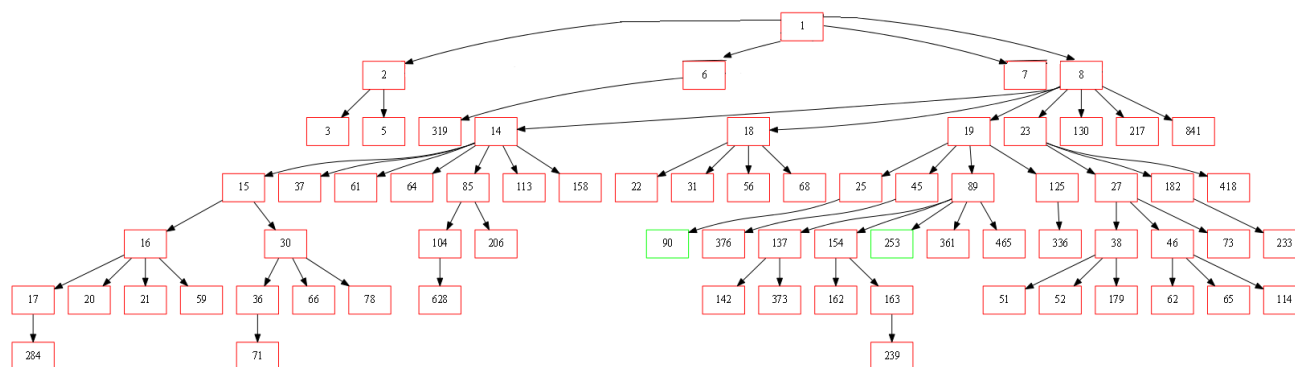


図 3 平常時流言情報の拡散例

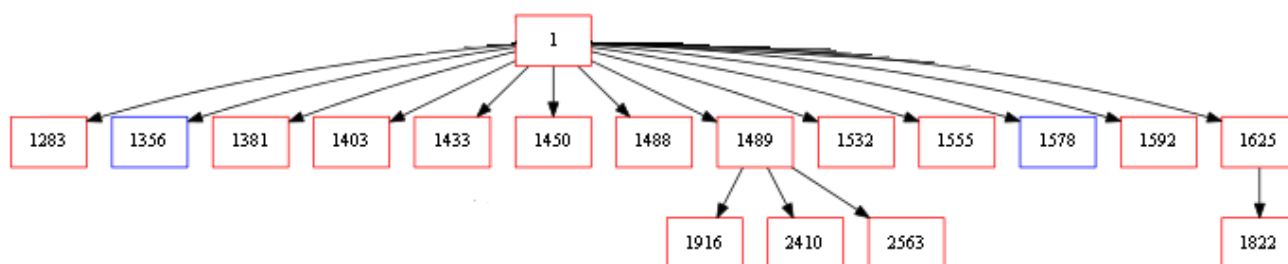


図 4 災害時流言情報の拡散例

表 4 流言及び流言訂正情報例

平常時	流言情報	社内ツイッター禁止情報 ○○テレビは一昨日より twitter.com への社内からのアクセスを禁止にした模様。
	流言訂正情報	RT @user_b: デマみたいですよ http://・・・ RT @user_a ○○テレビは社内から twitter や facebook にアクセスすることを禁止にした模様
	疑問	誤報なのかな？ RT @user_a ○○テレビは社内から twitter や facebook にアクセスすることを禁止にした模様
災害時	流言情報	地震が起きた時、社内サーバールームにいたのだが、ラックが倒壊した。腹部を潰され、血が流れている。
	流言訂正情報	【デマです】この文字列から始まる情報は全部デマです。RT @○○ 地震が起きた時、社内サーバールームにいたのだが、ラックが倒壊した。腹部を潰され、血が流れている。
	疑問	この人マジなの？ネタなの？ RT @○○ 地震が起きた時、社内サーバールームにいたのだが、ラックが倒壊した。腹部を潰され、血が流れている。

4.2. 分析概要

流言自動抽出を行うにあたり、我々は流言の拡散について以下 2 点の分析を行った。

- (1) 流言訂正情報が持つ流言拡散抑止力
- (2) 流言マーカの有効性

分析したツイートは平常時と災害時の 2 種類である。平常時ツイートは 2010 年 3 月 1 日から 26 日に収集したデータの内“某テレビ局社内 Twitter 使用禁止”に関する流言 1307 件で、災害時ツイートは 2011 年 3 月 11 日から 30 日の間に収集したもの内“サーバールームからの救難要請”に関する流言 2848 件である。その例を表 4 に、分析データの詳細を表 5 に示す。これら 2 つの話題は、

- (1) 流言の発信源が一人のユーザである
- (2) 複数のユーザが流言訂正情報を発信した
- (3) 全体に占める流言・流言訂正の割合が同水準である

と拡散状況が類似しているため、本論文では比較対象のデータとする。

4.3. 流言訂正情報が持つ流言拡散抑止力

取得した情報が事実とは異なる場合、ユーザの手によって情報が訂正され再発信される場合がある。そこで我々は、ユーザによって再発信された流言訂正情報は、流言拡散をどれほど抑制する効果があるかを計るため、4.2 節のデータを用いて拡散傾向を分析した。

図 3、図 4 のグラフは流言情報がどのように拡散さ

表 5 分析データの詳細

	流言情報		流言訂正情報		疑問		全体	
	データ数	割合 (%)	データ数	割合 (%)	データ数	割合 (%)	データ数	割合 (%)
平常時	1153	88.2	109	8.3	45	3.4	1307	100
災害時	2550	89.5	283	9.9	15	0.5	2848	100

表 6 流言マーカー例

デマ	いたずら	狂言	都市伝説
ガセ	騙され	間違い	嘘
釣り	ネタ	誤報	偽情報

表 7 流言訂正情報と流言マーカーの関係

	流言情報		流言訂正情報		疑問		全体	
	マーカーあり	割合 (%)	マーカーあり	割合 (%)	マーカーあり	割合 (%)	マーカーあり	割合 (%)
平常時	7	14.3	39	79.6	3	6.1	49	100
災害時	1	0.4	242	98.4	3	1.2	246	100

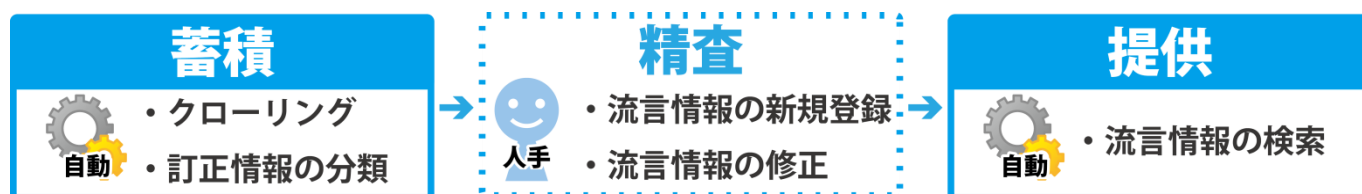


図 5 流言情報クラウドにおける流言情報蓄積の流れ

れたかを示す。これらのグラフではノードはツイートを示し、ルートノードのツイートを RT しているツイートがその子ノードである。また、赤は流言情報、青は流言訂正情報、緑は疑問形のツイートを表す。例えば図 4 では、ツイート 1 の流言情報をツイート 1356 とツイート 1578 によって訂正している。今回取得したデータを分析した結果、平常時において流言情報 1153 件の内、訂正されたのは 2.0% で 23 件だった。災害時においては流言情報 2550 件の内、訂正されたのは 1.2% で 31 件と、どちらも非常に少ないことがわかった。このことから、平常時、災害時に関わらずユーザ自身の力のみでは流言拡散を完全に阻止することは難しいことがわかる。

4.4. 流言マーカーの有効性

次に我々は、表 6 に示すような流言マーカーを用いることでどれほど効率的に流言訂正情報を収集することができるのか分析を行った。表 7 に表したとおり、平常時・災害時における流言マーカーを含むツイート数はそれぞれ 49 件、246 件だった。流言マーカー中に占める流言訂正情報の割合は、それぞれ 79.6%、98.4% と高い数値を示していることがわかる。また、流言訂正情報中に占める流言マーカーの割合は、それぞれ 35.8%、85.5% であった。

ともに平常時の値が低くなっているが、この原因として平常時は流言を訂正する際に流言マーカーを用いずにその情報が流言である根拠を提示することが多かったからだと考えられる。一方、災害時のような一刻の猶予も許されない状況においては、シンプルに流言であることを指摘し、一刻も早く正確な情報を伝達しようという意識から、比較的理解の容易である流言マーカーを使用したのではないかと考えられる。

5. 流言訂正情報に基づく流言情報クラウド

5.1. 流言情報クラウド

我々はこれまで、東日本大震災における Twitter の流言に関する分析を行った。それらをもとに、流言訂正情報に基づいた流言情報クラウドの提案を行っている [11]。流言情報クラウドの機能は大別して 2 つある。まず、あらかじめ流言訂正情報からリアルタイムに流言情報を蓄積する「情報蓄積フェーズ」と蓄積した情報をユーザに提供し、流言の拡散を防ぐ「拡散防止フェーズ」である。流言情報クラウドにおける流言情報蓄積の流れを図 5 に示す。提案サービスは、以下の 3 つの機能により構成される。

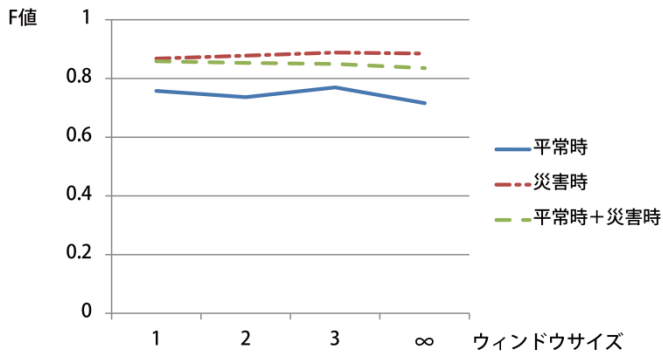


図 6 各データの 10 分割交差検定結果

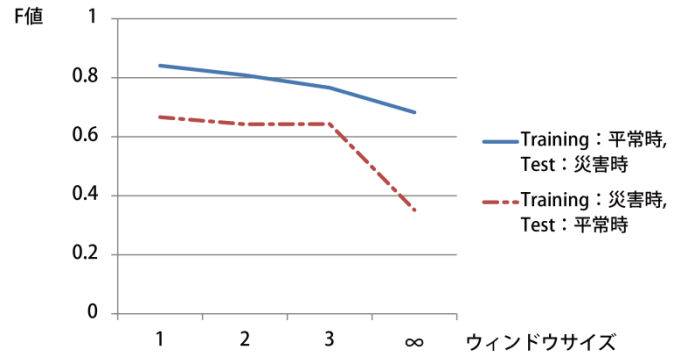


図 7 各データによる判定精度

- (1) **クローリング機能** Twitterからテキストを収集する
- (2) **流言訂正判定機能** 我々の提案する流言訂正情報分類器を用いて、テキストが流言訂正情報かどうかを判定する
- (3) **流言情報管理機能** 流言情報データベースの管理（検索，登録，修正）を行う

提案する流言情報クラウドにおいてその情報が流言訂正かどうかを判定するために，SVM（2 次多項カーネル）を用いた流言訂正判定機能を提案する．

5.2. 訂正情報分類器の構築

今回の流言訂正情報分類器の構築においては，不正確さを含む記述が含まれていた場合，不正確さに関する確信度の高さに関わらず，流言訂正情報と判定することとする．コーパスには，2010 年 3 月の平常時データと 2011 年 3 月の災害時データを流言訂正情報かどうかを手で判定し，用いている．ツイートが訂正情報である場合は正例，そうでない場合は負例とした．平常時データにおける正例の数は 1000 件中 187 件，災害時データにおける正例の数は 1000 件中 602 件である．これらのコーパスを，発言内容が訂正情報であるかを判定する分類器に用いる．

また，素性として以下の項目を用いた．

- 流言マーカー「デマ」の周辺文脈
- 形態素数
- URL の有無
- 引用（RT @）の有無

5.3. 実験

構築した訂正情報分類器の精度を検証するため，5.2 節で述べたデータを用いて以下の 2 つの実験を行う．

実験 1：各データの 10 分割交差検定

実験 2：一方のデータをトレーニングデータにした精度検証

なお，実験 1 では，2 種類のデータ（平常時，災害

時）と併せて，2 つを統合したデータ（平常時＋災害時）も用いた．

10 分割交差検定（実験 1）の結果を図 6 に示す．図 6 より，各データにおいて概ね良好な結果が得られた．一方のデータをトレーニングデータにした場合の精度（実験 2）を図 7 に示す．図 7 より，平常時データをトレーニングデータとした災害時の訂正情報の判定は比較的高精度にできることがわかる．一方，災害時のデータに基づく平常時の訂正情報の判定精度は，平常時のデータに基づく判定精度を下回った．これらの結果から，災害時の訂正情報は平常時のデータをもとに判定可能であり，平常時を含めたデータを用いることで，平常時・災害時のどちらでも高精度な判定が期待できる．

5.4. 流言情報の判定精度との比較

本節では，既知の流言情報を用いた分類器による，異なる流言情報の判定精度を検証し，提案手法（訂正情報の判定）との比較を行う．流言情報として，東日本大震災発生後に Twitter 上で拡散された 6 種類の流言情報（表 8）を用いて，流言情報の分類器を構築した．なお，それぞれの流言情報に含まれる内容は異なるため，学習時の素性として，ツイートに含まれる全ての形態素および 5.2 節で述べた素性（流言マーカーの周辺文脈は除く）を用いた．6 種類の流言情報のうち，5 種類を学習データとし，残りの流言を判定できるかどうかを検証した結果，F 値の平均は 0.283 となり，訂正情報を用いた場合の精度を大きく下回った．したがって，訂正情報は流言情報よりも高精度に抽出可能であると考えられる．今後 3 章，4 章で分析した結果を流言訂正判定機に利用する予定である．

6. まとめと今後の課題

本論文では，災害時の流言に注目することで，拡散されやすい特徴を明らかにした．また，流言訂正情報には流言拡散抑止力があるものの，ユーザ自身の力のみでは流言拡散を完全に阻止することは難しいことを

表 8 流言情報の例

流言の種類	ツイート例	ツイート数
1	地震が起きた時、社内サーバールームにいたのだが、ラックが倒壊した。腹部を潰され、血が流れている。	21
2	命の三角形、ためになりました。地震では机の下にすぐ入る事を考えがちだけど、机等のすぐ横のほうがつぶされない三角形の空間になり、助かる可能性が高いんだね。	84
3	【関西地区の皆さん】関西電力が電力の提供を始めたようなので、コチラで節電すれば立派な支援になります。出来るかぎり節電を心がけましょう。	86
4	ワンピースの作者 尾田栄一郎氏、地震の被害者救済に 15 億円を寄付「自分が幸せになったということは、世の中から受けたひとつの借りだ」	5
5	「菅さんはとてもラッキーな人」民主党の仙谷良人前・官房長官が東北大地震を「ラッキー」と表現。	15
6	近畿のプレートが小さくなっている模様。これが元に戻ろうとすれば次は近畿に大きな地震が起きる可能性が非常に大きいので明日、明後日は注意してください。	5

グラフを用いて示した。さらに、流言訂正情報に含まれる流言マーカに注目することで流言自動抽出が有効であることを証明した。しかしながら、平常時における流言マーカについては今後さらに改善し、精度をあげる必要がある。

また、流言拡散を防ぐための仕組みとして、流言訂正情報に基づいた流言情報クラウドを提案し、流言情報クラウドを構成する機能の1つである、訂正情報分類器を構築した。平常時および災害時のデータを用いてコーパスを作成し、分類器の精度について検証を行った結果、災害時の訂正情報は平常時のデータをもとに判定可能であり、平常時を含めたデータを用いることで、平常時・災害時のどちらでも高精度な判定が期待できることを示した。また、流言情報自体の判定精度と比較して、訂正情報の判定精度が高いことを示した。訂正情報には流言情報が含まれている場合が多く、提案手法は、流言情報の抽出において有効であると考えられる。

今後は、流言情報クラウドを実現するために、流言情報を提供する機能など、流言訂正判定機能以外の機能を構築する。また、実際に運用を行い、蓄積される流言情報の検証や流言情報の提供によるユーザへの影響、課題などを明らかにする。

参 考 文 献

- [1] 濱野智史, “アーキテクチャの生態系—情報環境はいかに設計されてきたか”, エヌティティ出版(2008).
- [2] 川上善郎, “うわさが走る 情報伝搬の社会心理”, サイエンス社(1997).
- [3] V.Qazvinian, E.Rosengren, Dragomir R. Radev, Qiaozhu Mei. "Rumor has it: Identifying Misinformation in Microblogs." In Proceedings of EMNLP'2011. pp.1589-1599.
- [4] M.Sakaki, Y.Okazaki and Y.Matsuo. "Earthquake shakes Twitter users: real-time event detection by social sensors", in Proc. international

conference on World Wide Web (WWW), 2010.

[5] E. Aramaki, S. Maskawa and M. Morita. Twitter Catches The Flu: Detecting Influenza Epidemics using Twitter, in Proc. Conf. on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), 2011.

[6] MJ. Paul and M. Dredze. You Are What You Tweet: Analyzing Twitter for Public Health. To appear in Proc. Fifth Int'l. AAAI Conf. on Weblogs and Social Media (ICWSM), 2011.

[7] Back, M. D., Küfner, A. C. P., & Egloff, B. (2010). The emotional timeline of September 11, 2001. Psychological Science, 21(10), 1417-1419.

[8] Cohn, M.A., Mehl, M.R., & Pennebaker, J.W. (2004). Linguistic markers of psychological change surrounding September 11, 2001. Psychological Science, 15, 687-693.

[9] Y. Qu, PF. Wu and X. Wang. Online Community Response to Major Disaster: A Study of Tianya Forum in the 2008 Sichuan Earthquake. Proc. Hawaii Int'l. Conf. on System Sciences (HICCS), 2009.

[10] S. Vieweg, AL. Hughes, K. Starbird and L. Palen. Microblogging during two natural hazards events: what Twitter may contribute to situational awareness. In Proc. Conf. on Human Factors in Computing Systems (CHI), pp. 1079-1088, 2010.

[11] 宮部真衣, 梅島彩奈, 灘本明代, 荒牧英治, “流言訂正情報に基づいた流言情報クラウドの提案”, 第4回楽天開発シンポジウム, pp.1-4, Nov.2011.

[12] 宮部真衣, 梅島彩奈, 灘本明代, 荒牧英治, “流言情報クラウド: 人間の発信した訂正情報の抽出による流言収集”, 言語処理学会 第18回年次大会, 2012.