

## 東日本大震災における Twitter の利用傾向の分析

宮部 真衣<sup>†1</sup> 荒牧 英治<sup>†1</sup> 三浦 麻子<sup>†2</sup>

2011年3月11日に発生した東日本大震災においては、Twitter に多くのメッセージが投稿された。これまで、緊急時におけるマイクロブログの有用性が示されているものの、地域を考慮したマイクロブログの利用傾向に関する分析は十分に行われていない。本研究では、マイクロブログとして Twitter に着目し、東日本大震災発生後に Twitter へと投稿されたツイートを分析した。分析の結果、以下の知見を得た。(1) 被害の大きかった地域では直接的なメッセージのやり取りが行われる傾向がある。一方、被害の小さかった地域では、ツイートされた情報が拡散される傾向が高い。(2) 特に被害の大きい地域で発信された情報については、他地域へと移動する傾向が見られた。

### Use Trend Analysis of Twitter after the Great East Japan Earthquake

MAI MIYABE,<sup>†1</sup> EIJI ARAMAKI<sup>†1</sup> and ASAKO MIURA<sup>†2</sup>

After the Great Eastern Japan Earthquake in Japan 2011, numerous tweets were exchanged on Twitter. Several studies have already pointed out that micro-blogging systems have shown potential advantages in emergency situations, but it remains unclear how people use them. This paper presents a case study of how people used Twitter after the Great Eastern Japan Earthquake. First, we gathered tweets immediately after the earthquake and analyzed various factors, including locations. The results revealed two findings: (1) people in the disaster area tend to directly communicate with each other. On the other hand, people in the other area prefer tend to rely on re-tweet; (2) information posted from the disaster area tends to spread in the other area.

<sup>†1</sup> 東京大学知の構造化センター

Center for Knowledge Structuring, The University of Tokyo

<sup>†2</sup> 関西学院大学文学部

Department of Psychological Science, Kwansai Gakuin University

### 1. はじめに

近年、Facebook<sup>\*1</sup>や Twitter<sup>\*2</sup>などのマイクロブログが急速に普及している。ユーザはマイクロブログを用いて情報発信を行っている。特に Twitter は、140文字という制限によりユーザの情報発信へのハードルが大きくなり下がり<sup>1)</sup>、大量の情報が投稿されている。また、様々な状況においてリアルタイムに情報を伝えるために利用されており、情報インフラの1つとなっている<sup>2)</sup>。

これまでに、様々な災害情報システムが提案されてきたが、2011年3月11日に発生した東日本大震災においては、Twitter に多くのメッセージが投稿され、重要な情報インフラの1つとして活用された<sup>3)</sup>。東日本大震災は、東日本を中心に甚大な被害をもたらした大規模地震災害である。今回の震災において活発に利用された Twitter の利用傾向を分析することは、今後の災害情報システムの設計などにおいて有用であると考えられる。先行研究において、地震や火災などの災害時におけるマイクロブログの有用性が示されているが、本邦での事例は乏しい。また、長期間のデータを分析対象として行われた研究は少ない。さらに、災害地域と非災害地域などの地域を考慮した分析は十分に行われていない。

そこで本稿では、東日本大震災発生後に Twitter へと投稿されたツイートを分析する。本研究のポイントは以下の2点である。

- (1) 先行研究よりも長期間のデータを用いた分析を行う。中国での地震発生時のBBSの利用について分析した研究<sup>4)</sup>では長期間のデータを用いているものの、チリ地震における分析を行った先行研究<sup>5)</sup>では分析対象となるデータが4日間分であるなど、数日に収まるものが多い。
- (2) 地域を考慮した分析を行う。先行研究では、マイクロブログの発言を一様に扱うものが多いが<sup>4)-6)</sup>、本研究では、地域別に発言を分析し、利用傾向を調査する。

これらを踏まえた分析により、大災害発生時における Twitter の利用傾向を明らかにする。

### 2. 関連研究

災害時におけるマイクロブログの利用に関する研究が行われている。Back や Cohn らは、9.11時のブログの書き込みについて分析を行っている<sup>7),8)</sup>。これらの研究においては、書き

\*1 <http://www.facebook.com/>

\*2 <http://twitter.com/>

込み内容から、人々の感情の変化を分析した。

Mendoza らは、2010 年のチリ地震における Twitter ユーザの行動について分析を行っている<sup>5)</sup>。この研究では、災害における情報源としての Twitter の信頼性を評価する目的で、デマの発信、拡散についての分類などを行っている。

Longueville らは、2009 年にフランスで発生した森林火災に関して、Twitter に発信されたツイートの分析を行っている<sup>6)</sup>。この研究においては、ツイートの発信者の分類や、ツイートで引用された URL の参照内容に関する分析などを行っている。

また、Vieweg らは、2009 年に発生したオクラホマの火事 (Oklahoma Grassfires) やレッドリバーでの洪水 (Red River Floods) における Twitter の利用について調査を行っている<sup>9)</sup>。Qu らは、災害時におけるオンラインフォーラム (BBS) の利用に関する分析を行っている<sup>4)</sup>。これらの研究においては、投稿されたツイートの内容を分類し、どのような情報が伝搬していったのかを分析している。

本研究では、メッセージの発信地に着目し、震災発生時における Twitter の利用傾向を分析する。

### 3. 検証仮説

新聞、テレビなどのマスメディアでは、情報はメディア運営者側から発信され、一般に情報発信者側からの一方通行の情報伝達となる。一方、ソーシャルメディアでは、各個人が情報発信者となり、情報を発信することができる。

東日本大震災の場合、被災地の範囲が広く、マスメディアでも被害の全体を報じきれないという事態が発生した。これにより、被害が深刻ではないものの、支援が必要とされる地域をカバーできないことも少なくないと指摘されている<sup>10)</sup>。このようなマスメディアでは対応しきれない被災地の現状を、ソーシャルメディアにより各個人が発信できる可能性がある。

これらのことから、ソーシャルメディアにおいて、被災地から発信される情報が重要になる可能性がある。震災時においては、災害地域からの情報に対する行動が促進される可能性があるのではないかと考えた。

そこで本研究では、以下のような二段階の仮説を立てる。

まず、地域によって Twitter での行動傾向が異なり (仮説 1) 、

より具体的には、被害の大きい地域から投稿された情報が他地域へと移動する (仮説 2) 。

Twitter での行動傾向 (仮説 1) については、4.1 節で述べるツイートの種類に基づき検証する。また本稿では、ある地域から投稿された情報 (ツイート) が異なる地域で引用され

表 1 各データセットの内容およびツイート数

Table 1 Number of tweets in each data set.

データセット	内容	ツイート数
震災時	「地震」というキーワードを含むツイート	1,612,074
平常時 A	震災以前 (2010 年 3 月) のツイートデータ	99,765,808
平常時 B	震災発生から約 4 か月後 (2011 年 7 月) の、地震以外のトピック (「風邪」および関連キーワードを含むもの) に関して収集したツイートデータ	493,597
平常時 C	震災発生から約 4 か月後 (2011 年 7 月) の、地震以外のトピック (「見え (る)」「聞こ (える)」を含むもの) に関して収集したツイートデータ	1,278,581
平常時 D	震災発生から約 4 か月後 (2011 年 7 月) の、地震以外のトピック (症例キーワードを含むもの) に関して収集したツイートデータ	4,238,627

平常時 B, D のデータは、風邪とその諸症状の推定<sup>11)</sup> のために抽出したデータである。  
また、平常時 C のデータは、書き間違いの分析<sup>12)</sup> のために抽出したデータである。

た場合に、情報が移動したと判断することとし、仮説 2 について検証する。

## 4. 対象データセット

本研究では、分析対象のデータとして、2011 年 3 月 11 日 16 時 10 分から 3 月 30 日 17 時 20 分までに投稿された日本語ツイートのうち「地震」というキーワードを含むツイートを取得した\*1。取得したツイート数は 1,612,074 件である。

また、震災時と比較する平常時のデータとして、4 種類のデータを用いる。それぞれのデータの内容およびツイート数を表 1 に示す。

各ツイートについて、以下の情報を抽出した。

- 投稿日時
- 投稿ユーザ名
- 発信地
- ツイート内容

### 4.1 ツイートの種類

Twitter には、「リツイート」と呼ばれる他者のツイートの引用機能や、「リプライ」と呼ばれる他者のツイートに対する返信機能がある。

リツイートには、Twitter 運営側が公式機能として提供している公式リツイートと、リツ

\*1 ツイッター社の API 制限のため、条件に該当する全ツイートを取得できてはいないが、それらを母集団としてランダムサンプリングしたものと見なせる。

ツイート機能が提供されるまでのローカルルールが適用された非公式リツイートがある。公式リツイートは、引用元ツイートに対してコメントなどの加筆を行うことができない。そのため、公式リツイートは、すべて同じ内容になると考えられるが、偶然内容が一致したツイートや、ポットによる同一内容のツイートなどとの区別が困難である。今回用いたデータについて、内容が一致したツイートを抽出したところ、全体の2.6%となっており、全体に占める割合が少ない。そこで、本研究では非公式リツイートのみをリツイートとして扱うこととする。

本研究では、ツイートを以下の3種類に分類し、分析を行う。

- (1) リツイート：ツイート内容に「RT @ユーザ名」が含まれるツイート
- (2) リプライ：ツイート内容が「@ユーザ名」で始まるツイート
- (3) 通常ツイート：リツイートおよびリプライに該当しないツイート

本研究では、リツイートを情報の拡散行動、リプライを対話行動、通常ツイートを情報の発信行動と見なすこととする。

#### 4.2 ツイートの発信地

各ツイートに付与された位置情報（ジオタグ）および投稿者のプロフィールから発信地情報を抽出した。ツイート投稿者の地域の特定手順を以下に示す。

- (1) 位置情報が付与されている場合、逆ジオコーディング<sup>\*1</sup>により都道府県を特定する。
- (2) 位置情報が付与されていない場合、ユーザのプロフィールから文字列マッチングにより住所（都道府県）を抽出する。

本研究では、都道府県を5つのエリアに分類する。エリアの分類を表2および図1に示す。また、各エリアにおけるユーザ数およびツイート数を表3に示す。発信地に基づく分析については、発信地情報が特定できたツイート（AREA1～AREA4のツイート）のみを対象として行う。また、平常時A（2010年3月）のデータについては、発信地情報を特定するためのデータを取得しておらず、発信地情報を抽出できなかったため、発信地による分析は行わない。

#### 4.3 引用関係の定義

4.1節で述べたように、Twitterでは他者のツイートの引用（リツイート）が可能である。また、リツイートをさらにリツイートすること（以降、複数回リツイートと呼ぶ）も可能である。本研究では、リツイートの投稿者と、引用されたツイートの投稿者（以降、被引用者

表2 本研究におけるエリア分類

Table 2 Area definition.

エリア	定義
AREA1	大災害地域 (宮城県, 岩手県, 福島県)
AREA2	災害地域 (AREA1に隣接した都道府県) (青森県, 秋田県, 山形県, 新潟県, 栃木県, 茨城県, 群馬県)
AREA3	間接的災害地域 (AREA2を除いた東京電力管内の都道府県) (東京都, 千葉県, 埼玉県, 山梨県, 神奈川県, 静岡県)
AREA4	非災害地域 (AREA1～3以外の都道府県)
AREA5	その他 (海外, 発信地情報取得不能)

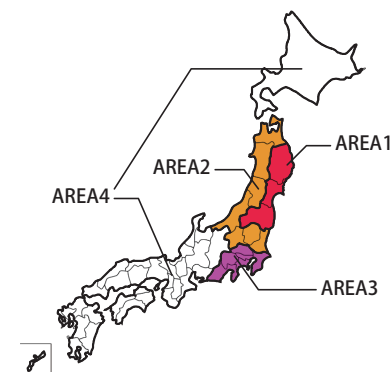


図1 エリア分類

Fig. 1 Area map of our definition.

表3 震災時の各エリアにおけるユーザ数およびツイート数

Table 3 Number of users and tweets in each area.

エリア	ユーザ数(人)	ユーザ比率(%)	ツイート数	1人当たりのツイート数
AREA1	18,964	2.7	51,791	2.73
AREA2	24,693	3.5	60,097	2.43
AREA3	216,741	30.8	497,831	2.30
AREA4	96,087	13.7	221,961	2.31
AREA5	346,418	49.3	780,394	2.25
合計	702,903	100	1,612,074	2.29

と呼ぶ)の発信地の対応関係を分析する。しかし、複数回リツイートについては、被引用者も複数存在する。例えば、ユーザDが「RT @ユーザC RT @ユーザB RT @ユーザA ツイート内容」というリツイートを発信した場合、リツイート内に含まれる被引用者はユーザA, ユーザB, ユーザCとなる。

本研究では、最も古いツイート投稿者を被引用者として扱う<sup>\*2</sup>。

<sup>\*2</sup> 直近のツイート投稿者を被引用者と考えることもできる。直近のツイート投稿者を被引用者と見なしてデータを抽出した結果、5.3節で示す結果と同じ傾向が得られ、統計的差異が見られなかった。そのため、今回は最も古いツイート投稿者を被引用者として扱うこととした。

<sup>\*1</sup> <http://www.geocoding.jp/>

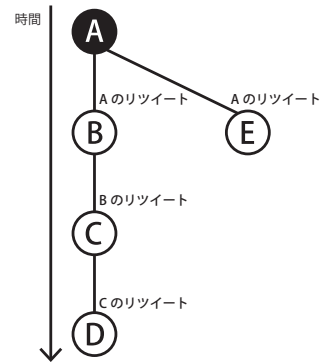


図2 複数回リツイートの例  
Fig.2 Example of re-tweet flow.

表4 被引用者の特定例  
Table 4 Example of re-tweet source.

投稿者	ツイート内容	被引用者
ユーザ A	地震がありました .	なし
ユーザ B	RT @ユーザ A 地震がありました .	ユーザ A
ユーザ C	RT @ユーザ B RT @ユーザ A 地震がありました .	ユーザ A
ユーザ D	RT @ユーザ C RT @ユーザ B RT @ユーザ A 地震がありました .	ユーザ A
ユーザ E	RT @ユーザ A 地震がありました .	ユーザ A

複数回リツイートの例と被引用者の特定例を図2および表4に示す。表4のユーザDの発言(「RT @ユーザ C RT @ユーザ B RT @ユーザ A 地震がありました。」)のような複数回リツイートの場合、最も古い投稿者であるユーザAを被引用者として抽出する。

### 5. 分析結果と考察

本章では、まず、地震にともなったツイートの変化を示し、次に、2つの仮説の検証を行う。

#### 5.1 震災時および平常時のツイート数、リツイート数とリプライ数

震災時および平常時のリツイート数、リプライ数を表5に示す。表5より、震災時のリツイート率(合計)は34.6%に及んでいる(平常時のリツイート率はそれぞれ7.6%, 16.4%, 7.9%, 13.1%である)。このことから、平常時と比較して、震災時には情報の拡散が多く行われていたことがわかる。逆に、震災時のリプライ率(合計)は16.8%にとどまり(平常時はそれぞれ35.6%, 27.5%, 31.6%, 22.1%)、震災時には対話行動が抑制される傾向がみとれる。

さらにこれを時系列で詳しく調査した結果(図3)、リツイート率については、地震発生直後が最も高くなっており(64.6%)、また、リプライ率も地震発生直後に最低値(9.1%)を示し、これらの変化は地震と関連するものであることがわかる。

#### 5.2 仮説1: 地域によってTwitterでの行動傾向が異なる

前節で観察されたリツイート率やリプライ率の変化が各地域によってどのように異なるか

表5 リツイート数およびリプライ数  
Table 5 Number of re-tweets and replies.

		リツイート数	リツイート率 (%)	リプライ数	リプライ率 (%)
震災時	AREA1	12,963	25.0	10,371	20.0
	AREA2	17,327	28.8	11,238	18.7
	AREA3	166,355	33.4	85,480	17.2
	AREA4	93,176	42.0	34,982	15.8
	AREA5	268,695	34.4	128,734	16.5
	合計	558,516	34.6	270,805	16.8
平常時 A	7,620,653	7.6	35,554,487	35.6	
平常時 B	81,037	16.4	135,914	27.5	
平常時 C	100,940	7.9	403,443	31.6	
平常時 D	554,182	13.1	937,908	22.1	



図3 リツイート率およびリプライ率

Fig.3 Rate of re-tweet and rate of reply.

3月11日から30日までのリツイート率(左図)およびリプライ率(右図)の変化。

(仮説1)を考察する。

都道府県別にリツイート率とリプライ率を可視化した結果を図4、図5にそれぞれ示す。図4より、岩手県、宮城県、福島県などの大災害地域や、その近隣の地域のリツイート率が低く、非災害地域のリツイート率が高いことがわかる。一方、図5を見ると、被災した地域のリプライ率が高いことがわかる。リツイート率とリプライ率の相関を検証したところ、負の相関があり(相関係数: -0.822)、情報の拡散行動が多い地域では、対話行動が減少する。

今回の結果では、災害地域と非災害地域ではリツイート率に違いが見られており、災害時のTwitterの利用傾向は地域によって異なると考えられる。したがって、特に被害の大きかった地域では直接的なメッセージのやり取りが行われ、被害の小さかった地域では、ツ

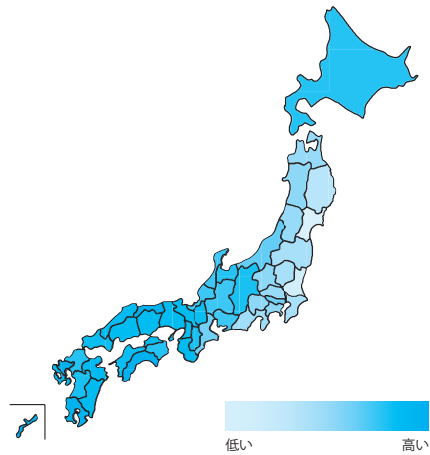


図 4 都道府県別リツイート率  
Fig. 4 Map of re-tweet rate.

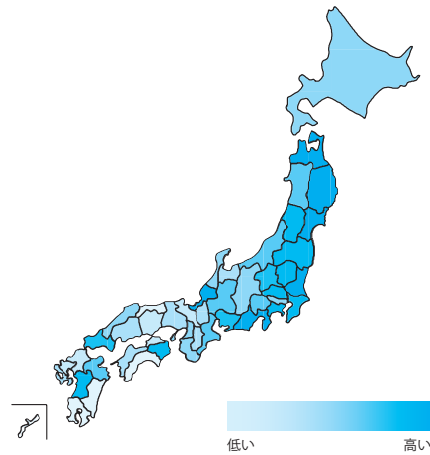


図 5 都道府県別リプライ率  
Fig. 5 Map of reply rate.

図 4, 図 5 においては, 色が濃いほど割合が高いことを意味する.

ツイートされた情報が拡散される傾向があったと考えられる.

### 5.3 仮説 2: 被害の大きい地域から投稿された情報が他地域へと移動する

本節では, 仮説 2 について検証する.

まず, ある地域から投稿された発言が, どこでリツイートされたかを調査した(表 6). 次に各地域の発言が, 他地域でどれだけリツイートされたかを計算した. これを, 本稿ではツイート移動率(TTR)と呼び, 以下のように定義した.

$$TTR = \frac{\text{他地域での引用数}}{\text{ある地域の被引用数}}$$

例えば, AREA1(大災害地域)についての他地域は AREA2, 3, 4 となり, これらの地域でリツイートされた割合を測っている. 震災時のツイート移動率を, 平常時(平常時 D<sup>\*1</sup>)と比較し, どのように変化したかを確認した<sup>\*2</sup>. 震災時の TTR 変化率(震災時の TTR /

\*1 発信地情報を抽出できた平常時 B, C, D のデータのうち, 平常時 B, C については, リツイート投稿者と被引用者のどちらの地域も取得できた数が少ないため, 今回は比較対象として平常時 D のデータを用いることとする.

\*2 ツイート移動率は, 各地域の大きさに依存する可能性がある. そこで, 平常時と比較することにより震災時の特性を明らかにする.

表 6 リツイート投稿者と被引用者の地域  
Table 6 Relation between original tweet area and re-tweet area.

		リツイート投稿者				
		AREA1	AREA2	AREA3	AREA4	計
被引用者	AREA1	12,470	3,136	26,323	14,989	56,918
	AREA2	1,430	10,517	19,527	13,160	44,634
	AREA3	26,239	45,042	527,516	280,054	878,851
	AREA4	6,047	10,778	99,789	110,062	226,676
	計	46,186	69,473	673,155	418,265	1,207,079

表中の値は, 各地域ペアに該当するリツイート数を示す.

表 7 震災時の TTR 変化率

Table 7 Change rate of tweet-transfer rate.

被引用者の地域	AREA1	AREA2	AREA3	AREA4
TTR 変化率	116.5%	88.9%	94.0%	95.6%

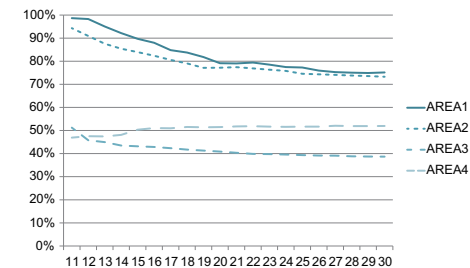


図 6 ツイート移動率の推移

Fig. 6 Time-line chart of tweet-transfer rate.

平常時 D の TTR)を表 7 に, 被引用者の地域別のツイート移動率の推移を図 6 にそれぞれ示す.

特に被害の大きい地域(AREA1)については, 平常時と比較してツイート移動率が高い傾向が見られており, 仮説 2 を支持する結果が得られ, 震災時には被害の大きい地域の情報が拡散されたと考えられる.

ただし, 表 6 を見ると, 災害地域(AREA1, AREA2)が被引用者となっているリツイートの合計は 101,152 件であり, 全体の 10%程度であった. そのため, 被災地からの重要な

表 8 引用 URL 出現数  
Table 8 Number of tweets with URL.

		全ツイート		リツイート		リプライ	
		出現数	出現率 (%)	出現数	出現率 (%)	出現数	出現率 (%)
震災時	AREA1	6,868	13.3	3,962	30.6	136	1.3
	AREA2	9,216	15.3	5,670	32.7	133	1.2
	AREA3	106,670	21.4	60,640	36.5	1,975	2.3
	AREA4	56,401	25.4	32,928	35.3	1,391	4.0
	AREA5	168,656	21.6	92,131	34.3	2,201	1.7
	合計	347,811	21.6	195,331	35.0	5,836	2.2
平常時 A	13,004,402	13.0	1,866,311	24.5	1,021,826	2.9	
平常時 B	50,194	10.2	14,649	18.1	1,621	1.2	
平常時 C	158,443	12.4	17,713	17.5	5,118	1.3	
平常時 D	675,788	15.9	132,400	23.9	11,021	1.2	

表 9 拡散フレーズ出現数  
Table 9 Number of tweets with spreading phrases.

		全ツイート		リツイート		リプライ	
		出現数	出現率 (%)	出現数	出現率 (%)	出現数	出現率 (%)
震災時	AREA1	958	1.8	810	6.2	28	0.3
	AREA2	1,458	2.4	1,320	7.6	21	0.2
	AREA3	11,757	2.4	10,237	6.2	242	0.3
	AREA4	9,420	4.2	8,498	9.1	176	0.5
	AREA5	25,426	3.3	23,187	8.6	508	0.4
	合計	49,019	3.0	44,052	7.9	975	0.4
平常時 A	40,752	0.04	22,930	0.3	6,055	0.02	
平常時 B	631	0.13	425	0.5	51	0.04	
平常時 C	3,141	0.25	2,073	2.1	143	0.04	
平常時 D	12,120	0.29	9,168	1.7	359	0.04	

情報が大量のデータの中に埋もれてしまい、適切に拡散されなかった恐れもある。今後、ツイート内容を含め、情報の拡散が適切に行われていたかを検証する必要がある。

また、今回比較に用いた平常時 D のデータは震災発生から約 4 か月後のものであり、震災の影響がないとは言えないと考えられる。今後、より震災の影響を受けにくいデータを用いて、検証する必要がある。

#### 5.4 その他の利用傾向：特定の表現が出現し、コメントの付加が減少する

本節では、その他の利用傾向について述べる。

先行研究において、ツイート中に含まれる引用 URL がリツイートと関連していることが示されている<sup>13)</sup>。また、今回用いたツイートを観察した結果「拡散希望」「RT してください」のような拡散を促す表現（以下、拡散フレーズと呼ぶ）が含まれる場合があることがわかった。

そこで、それぞれの出現数の確認を行った。各ツイートにおける URL 出現数を表 8 に、拡散フレーズ出現数を表 9 にそれぞれ示す。表 8 より、震災時、平常時のいずれも、リプライにおける引用 URL の出現率は低い。また、平常時と比較すると、震災時には引用 URL の出現率が高い傾向が見られた。また、表 9 より、拡散フレーズの出現率も引用 URL の出現率と同様に、リプライにおける出現率が低く、震災時の出現率が高い傾向が見られた。

また、今回は非公式リツイートをリツイートとして抽出した。そのため、引用されたツイートの内容の前にコメントが加えられている場合がある。そこで、リツイートにおけるコメント出現数の確認を行った。表 10 にリツイートにおけるコメント出現数を示す。表 10

表 10 リツイートにおけるコメント出現数

Table 10 Number of re-tweets with comment.

		コメントあり	コメント出現率 (%)
		震災時	AREA1
	AREA2	3,102	17.9
	AREA3	31,713	19.1
	AREA4	12,032	12.9
	AREA5	28,167	10.5
	合計	77,546	13.9
平常時 A		6,194,186	81.3
平常時 B		25,884	31.9
平常時 C		43,768	43.4
平常時 D		163,492	29.5

より、平常時と比較してコメント出現率が低い傾向が見られた。

以上のことから、今回の震災時の Twitter の利用においては、引用 URL および拡散フレーズがツイート中に出現し、コメントは加えられずに情報が拡散されるという傾向があったと考えられる。

## 6. おわりに

本研究では、メッセージの発信地に着目し、東日本大震災発生時における Twitter の利用傾向の分析を行った。震災時におけるデータセットとして、2011 年 3 月 11 日から 30 日ま

でに投稿された「地震」という言葉を含むツイートを用いた。また、2010年3月のツイートおよび2011年7月のツイートデータを平常時のデータとし、震災時と平常時との比較を行った。分析の結果、以下の知見を得た。

- (1) 地域によって Twitter での行動傾向が異なることがわかった。特に、被害の大きかった地域では直接的なメッセージのやり取りが行われる傾向があり、被害の小さかった地域では、ツイートされた情報が拡散される傾向が高い。
- (2) 特に被害の大きい地域で発信された情報については、他地域へと移動する傾向が見られた。

なお、今回分析に用いた震災時のデータは、「地震」というキーワードに基づいており、ツイート内容が「地震」に関連するものに限定されている。そのため、震災時の「地震」が含まれないツイートに関しては、異なる傾向を示す可能性もある。

また、今回用いたデータには、発信地を特定できなかったツイートも半数程度ある。地域の特でできなかったツイートの中に災害地域から発信されたものが含まれている可能性があるため、これらのツイートの分析について、今後検討する必要がある。

謝辞 本研究は、JST 戦略的創造研究推進事業による。貴重かつ膨大なデータ（平常時 A）を提供くださった兼山元太氏（クックパッド）に感謝いたします。

### 参 考 文 献

- 1) 垂水浩幸：実世界インタフェースの新たな展開：4．ソーシャルメディアと実世界，情報処理学会誌，Vol.51, No.7, pp.782-788 (2010).
- 2) 西谷智広：I 見聞録：Twitter 研究会，情報処理学会誌，Vol.51, No.6, pp.719-724 (2010).
- 3) 立入勝義：検証 東日本大震災 そのときソーシャルメディアは何を伝えたか？，ディスカヴァー・トゥエンティワン (2011).
- 4) Qu, Y., Huang, C., Zhang, P., et al.: Microblogging after a major disaster in China: a case study of the 2010 Yushu earthquake, In Proceedings of the ACM 2011 conference on Computer supported cooperative work (CSCW '11), pp.25-34 (2011).
- 5) Mendoza, M., Poblete, B. and Castillo, C.: Twitter under crisis: can we trust what we RT?, In Proceedings of the First Workshop on Social Media Analytics (SOMA '10), pp.71-79 (2010).
- 6) Longueville, B.D., Smith, R.S. and Luraschi, G.: "OMG, from here, I can see the flames!": a use case of mining location based social networks to acquire spatio-temporal data on forest fires, In Proceedings of the 2009 International Workshop

- on Location Based Social Networks (LBSN '09), pp.73-80 (2009).
- 7) Back, M.D., Kufner, A.C.P. and Egloff, B.: The Emotional Timeline of September 11, 2001, Psychological Science, Vol.21, No.10, pp. 1417-1419 (2010).
- 8) Cohn, M.A., Mehl, M.R. and Pennebaker, J.W.: Linguistic markers of psychological change surrounding September 11, 2001, Psychological Science, Vol.15, No.10, pp.687-693 (2004).
- 9) Vieweg, S., Hughes, A.L., Starbird, K., et al.: Microblogging during two natural hazards events: what twitter may contribute to situational awareness, In Proceedings of the 28th international conference on Human factors in computing systems (CHI '10), pp.1079-1088 (2010).
- 10) 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」~，毎日コミュニケーションズ (2011).
- 11) Aramaki, E., Maskawa, S. and Morita, M.: Twitter Catches The Flu: Detecting Influenza Epidemics using Twitter, Proceedings of the 2011 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP2011), pp.1568-1576 (2011).
- 12) 荒牧英治，宇野良子，岡瑞起：TYPO Writer: ヒトはどのように打ち間違えるのか？，言語処理学会 第 16 回年次大会，pp.966-969 (2010).
- 13) Suh, B., Hong, L., Pirolli, P., et al.: Want to be Retweeted? Large Scale Analytics on Factors Impacting Retweet in Twitter Network, Second IEEE International Conference on Social Computing (SocialCom), pp.177-184 (2010).