

## Twitterにおける流言訂正情報の時間的推移の分析

紀本 雅大<sup>†</sup>

荒牧 英治<sup>‡</sup>

宮部 真衣<sup>†</sup>

<sup>†</sup>和歌山大学システム工学部

<sup>‡</sup>奈良先端科学技術大学院大学研究推進機構

### 1 はじめに

近年、Twitter<sup>\*1</sup>などのマイクロブログが急速に普及し、ユーザによるマイクロブログを用いた情報発信が活発化している。特にTwitterは140文字の制限により情報発信の敷居が大きく下がっており[1]、2011年3月11日に発生した東日本大震災においては、リアルタイムに情報を伝える情報インフラの1つとして活用された[2]。しかし、安否情報などの重要な情報の共有・伝搬が行われた一方で、多くの流言<sup>\*2</sup>も拡散されるという問題も生じた[3]。流言は適切な情報共有を阻害する要因となるため、流言の拡散を防止する必要がある。

我々はこれまでに、Twitterから流言であることを指摘するツイート（流言訂正情報）を収集することで、間接的に流言情報を収集する、流言情報クラウドを運用してきた[4]。本研究では、流言情報クラウドで収集された流言訂正情報を時系列に沿って分析し、流言情報の時間的推移を知る手がかりについて検討する。

### 2 関連研究

Web情報の信憑性を判断する研究はこれまでに多く行われており、特に近年はTwitterを対象としたものも多い。大和田らは返信ツイートに着目し、「同意」「反論」「疑問」といったツイートの態度から、ツイート間の論述的関係を認識する手法を確立した[5]。ツイート空間の論述的な構造を解析・可視化することで、情報の「裏」を取るツイートを提示し、ユーザによるツイートの真偽の判断を補助している。

しかし、訂正情報が増加した場合、ユーザは「反論」の情報を多く得ることになり、訂正情報が増加する前とツイートの真偽判断が異なる場合がある。そこで、本研究では流言に対して「反論」の態度を示す流言訂正情報の時間的推移に着目し、分析を行う。

### 3 分析1：流言の訂正数に関する分析

訂正数が多い流言は、広く拡散されていると考えられ、訂正情報の推移が流言の特徴の一つとなる可能性がある。そこで本章では、訂正数に着目して分析を行う。

表1: 合計訂正数が多い流言

| 流言                        | 合計(件) | 平均(件) |
|---------------------------|-------|-------|
| オスプレイの低周波でベースメーカーに異常が起きる  | 4663  | 14.2  |
| iPhoneを電子レンジでチンすると充電できる   | 3632  | 151.3 |
| デマが拡散するのは有害               | 2334  | 11.2  |
| 秋葉原には児童ポルノや児童買春が溢れている     | 2331  | 63.0  |
| オスプレイのために自衛隊のヘリは一日遅れさせられた | 2140  | 93.0  |

表2内にも出現している流言を太字で示す。

表2: 平均訂正数が多い流言

| 流言                             | 合計(件) | 平均(件) |
|--------------------------------|-------|-------|
| <b>iPhoneを電子レンジでチンすると充電できる</b> | 3632  | 151.3 |
| iPhoneが電子レンジで充電できる             | 1535  | 118.1 |
| オスプレイのために自衛隊のヘリは一日遅れさせられた      | 2140  | 93.0  |
| 秋葉原には児童ポルノや児童買春が溢れている          | 2331  | 63.0  |
| Facebookじゃ稼げない                 | 1006  | 62.9  |

表1内にも出現している流言を太字で示す。

#### 3.1 分析対象データ

流言情報クラウドによって収集された、2012年6月22日～2016年6月29日のTwitterにおける流言訂正情報を分析対象とする。期間中に訂正されていた流言情報は7557種類、合計訂正数は130948件である。分析対象データには、訂正された流言とその訂正数が1日ごとに記録されているため、流言ごとに日付と訂正数をまとめたリスト（流言リスト）を作成した。なお、本研究では訂正数の推移を分析するため、ある程度の日数以上訂正が出現しているものを分析対象とする必要がある。そこで、訂正数が9件以下または訂正の日数が9日以下の訂正情報については分析対象から除外することにした。除外後、分析対象となった流言は171種類、合計訂正数は58588件である。

#### 3.2 流言の訂正数

171種類の流言それぞれに対し、期間中の合計訂正数と、1日あたりの平均訂正数を求めた。また、合計と平均の大きい流言を上位5件ずつ抽出し、訂正数の時間的推移を確認した。合計訂正数が多い流言および平均訂正数が多い流言の上位5件を、それぞれ表1、表2に示す。

表1と表2より、“iPhoneを電子レンジでチンすると充電できる”や“オスプレイのために自衛隊のヘリは一日遅れさせられた”のように両方に出現している訂正情

Analysis of Temporal Variation of Rumor-Correction Information on Twitter

Masahiro KIMOTO<sup>†</sup> Eiji ARAMAKI<sup>‡</sup> Mai MIYABE<sup>†</sup>

<sup>†</sup>Faculty of Systems Engineering, Wakayama University

<sup>‡</sup>Institute for Research Initiatives, Nara Institute of Science and Technology

<sup>\*1</sup> <http://twitter.com/>

<sup>\*2</sup> 流言と関連した概念として、噂・風評・デマ等の研究がある。これらの定義の違いについては諸説あるが、本研究において流言とは“十分な根拠がなく、その真偽が人々に疑われている情報”とする。よって最終的に正しい情報であっても発生したときに十分な根拠がない場合は流言としてみなす。

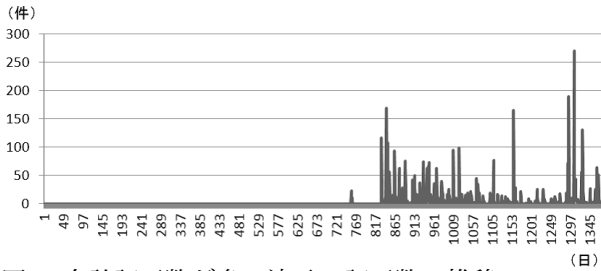


図 1: 合計訂正数が多い流言の訂正数の推移  
(流言内容: オスプレイの低周波でペースメーカーに異常が起きる)

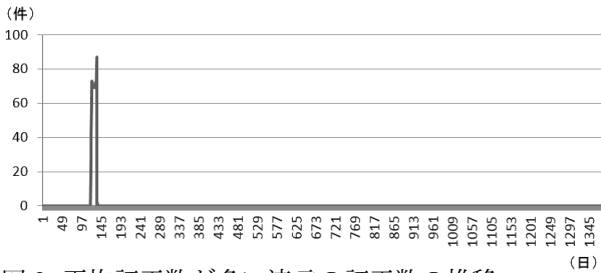


図 2: 平均訂正数が多い流言の訂正数の推移  
(流言内容: Facebook じゃ稼げない)

報と、片方のみに出現する訂正情報がある。すなわち、ある程度の訂正が発信される流言は、合計が多いもの、平均が多いもの、両方が多いものに分けられる。

図 1 に合計が多い流言の訂正数の推移の例を、図 2 に平均が多い流言の訂正数の推移の例をそれぞれ示す。図 1、図 2 のどちらにおいても、訂正数が大きく増加する箇所（以降、「山」と記す）がある。図 1 においては複数の山があるが、図 2 においては山が 1 つのみであり、山の数に違いが見られた。山の数は、流言を分類する特徴の 1 つとなる可能性がある。そこで、次章では山の数に着目した分析を行う。

## 4 分析 2: 訂正の時間的推移に関する分析

### 4.1 分析方法

分析対象とする流言リストから、訂正数の推移における山の数を調査する。訂正の出現初日から時系列に沿って訂正数を参照し、前日の 10 倍以上の訂正情報の出現を山とみなし、その回数を数える。なお、訂正数 0 の日については、計算の際に倍率が全て 0 となるため、訂正数 1 として扱う。

事前調査の結果に基づき、訂正数の推移を以下の 3 つに分類する。

1. 波型 (図 1): 山が 2 個以上であり、繰り返し山が出現する推移。
2. 山型 (図 2): 山が 1 個であり、訂正数の増加が 1 回しか起こらない推移。
3. 横ばい型 (図 3): 山の数が 0 個の場合であり、訂正数が大きく増加する箇所の無いなめらかな推移。

### 4.2 分析結果

表 3 に山の数による分類結果を示す。表 3 より、いずれの項目もある程度の数の流言が該当した。

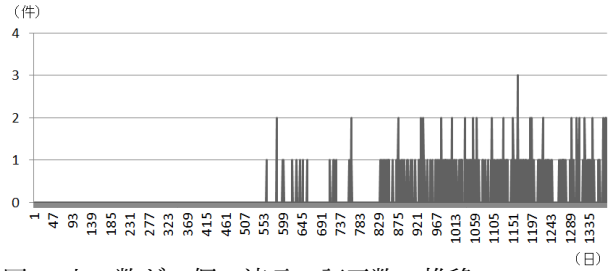


図 3: 山の数が 0 個の流言の訂正数の推移  
(流言内容: スラっとした美脚はカモシカ美脚)

表 3: 山の数による流言の分類

| 分類              | 該当数 (件) |
|-----------------|---------|
| 波型 (山の数: 2 個以上) | 42      |
| 山型 (山の数: 1 個)   | 64      |
| 横ばい型 (山の数: 0 個) | 65      |
| 合計              | 171     |

各項目に分類された流言を確認した結果、横ばい型に分類された流言は、平均訂正数が少ない傾向が見られた。また、横ばい型の流言の出現日数 (平均: 72.5 日) は山型 (平均: 54.0 日)、波型 (平均: 44.2 日) と比較して、多い傾向があった。山型と波型の流言については、訂正数の平均や合計に大きな違いは見られなかった。

各分類に該当した流言の内容を確認すると、横ばい型には雑学などの真偽の確認が難しいもの、山型と波型には事件が報道関係の流言が該当する傾向が見られた。今後、内容に関する詳細な分析を行う。

## 5 おわりに

本研究では流言訂正情報の時間的推移に着目し、分析を行った。訂正数が大きく増加している箇所を「山」として、その数に着目することで、訂正情報の推移は「波型」「山型」「横ばい型」に分類できる可能性があることを示した。ただし、山の数による分類結果において、グラフ化すると異なる推移をする訂正情報も一部見られたため、今後より詳細な調査が必要である。また、今後、本研究で得られた分類を元に流言訂正情報と流言情報の推移の関係を分析する。

### 謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 15H05317 の助成による。

### 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:“T”見聞録:Twitter 研究会, 情報処理学会誌, Vol.51, No.6, pp.719-724(2010).
- [3] 宮部真衣, 荒牧英治, 三浦麻子:東日本大震災における Twitter の利用傾向の分析, 情報処理学会研究報告, グループウェアとネットワークサービス研究会, Vol.2011-GN-81, No.17, pp.1-7(2011).
- [4] 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).
- [5] 大和田裕亮, 水野淳太, 岡崎直観, 乾健太郎, 石塚満:返信・非公式リツイートに基づくツイート空間の論述構造解析, 自然言語処理, Vol.20, No.3, pp.423-459(2013).