

# 緊急時の Twitter におけるデマ情報拡散を考慮した リツイートの意思決定モデルの提案

村山優子<sup>†1</sup> 向井未来<sup>†1</sup> 西岡大<sup>†2</sup> 齊藤義仰<sup>†1</sup>

2011年3月11日の東日本大震災では、ソーシャルネットワーキングサービス(SNS)による情報交換が活発に行われた。特に Twitter は、行政やマスメディア等の企業が迅速な情報発信のツールとして、ユーザからはリアルタイムな情報収集源として重宝された。しかし、根拠のない噂や悪意のある冗談などのデマ情報のツイートが広く拡散される問題も発生し、ユーザに無用な不安や混乱を招いた。本研究では、ユーザがデマ情報の拡散を防ぐため、リツイートに関する意思決定プロセスのモデル構築を行った。モデルでは、ユーザが興味を持つことがリツイートに非常に大きく関わっていることが示唆された。

## A Model for Decision Making in Retweet Which Caused Spreading of False Rumor in Emergencies

YUKO MURAYAMA<sup>†1</sup> MIKI MUKAI<sup>†1</sup> DAI NISHIOKA<sup>†2</sup> YOSHIA SAITO<sup>†1</sup>

### 1. はじめに

2011年3月11日の東日本大震災発生直後から、東北全域及び東日本太平洋側沿岸地域では、停電によりテレビやパソコン等の情報収集が可能な電子機器が利用できなかった。また、携帯電話での電話やメールは、電話網の障害や通信規制によりほぼ役に立たなかった。そのなかで、携帯電話のポケット通信が被災地域でも比較的安定していたことにより活躍したのがソーシャルネットワーキングサービス(SNS)等であった。特に Twitter は、行政や企業が迅速な情報発信のツールとして、ユーザからはリアルタイムな情報収集源として重宝された。しかし、根拠のない噂や悪意のある冗談などのデマ情報のツイートが広く拡散される問題も発生し、ユーザに無用な不安や混乱を招いた。

本研究では、ユーザがデマ情報を信じてしまうことやデマツイートをリツイートしないようにするための手法を提案するため、まず、ユーザがどのような場合にリツイートを行うのかに着目し、リツイートに関する意思決定プロセスのモデル構築を行った[1]。モデル化の事前調査として、デマ情報のリツイートにはどのようなものがあるのか収集し、それらのツイートの拡散傾向について考察した[2]。

さらに、質問紙調査を実施し、探索的因子分析を用いてユーザがリツイート時の根拠とする要因の抽出を行った。探索的因子分析では、質問項目を「リツイートを見る/見ないに関する項目」「リツイートする以外の行動に関する項目」「リツイートをする/しないに関する項目」の3つに分類して、それぞれ因子の抽出を行った。リツイートを見た後にユーザが取る行動として、「お気に入り登録因子」「更なる

情報探索への欲求因子」「URL アクセス因子」の3因子を抽出した。また、ユーザがリツイートを行う根拠の因子として、「リツイートの必要性因子」「興味を引く内容因子」「投稿者因子」の3因子を得た。

リツイートに関する意思決定プロセスモデルは、リツイートの根拠の3因子を軸に構築した。モデルでは、ユーザが興味を持つことがリツイートに大きく関わっていることが示唆された。

本論文では、リツイートに関する意思決定プロセスの構築に関して、実施した調査や分析について報告し、プロセスモデルを提案する。次節では、東日本大震災発生後の Twitter に着目した研究やユーザの心理状況に関する調査を実施した研究等の関連研究を紹介する。3節では、東日本大震災発生時に多くリツイートされたツイートについての調査結果を報告する。4節では、リツイートに関する意思決定プロセスに向けたモデルの構築のための、質問紙調査とその分析、モデル化の手法について述べる。5節では、今後の課題と展望、6節でまとめを述べる。

### 2. 関連研究

本節では、東日本大震災発生時の Twitter で発生した問題およびその問題についての調査や分析等の関連研究を取り上げ、東日本大震災発生時のリツイートの傾向について考察する。

#### 2.1 東日本大震災発生時のツイートの拡散傾向

宮部等は、東日本大震災発生時に投稿されたツイートについて、発信地に着目した分析を行った[3]。この研究では、都道府県を大被災地域、災害地域、間接的被害地域、非災害地域、その他の5つに分類した。その上で、ツイートの投稿者とそのツイートの引用者がどの地域で発信を行った

<sup>†1</sup> 岩手県立大学大学院 ソフトウェア情報学研究科  
<sup>†2</sup> 岩手県立大学 ソフトウェア情報学部

のか、地域ごとのリツイートと会話の比率を調査した。

分析の結果から、大被災地域や災害地域ではリツイートの割合が低く会話を行う割合が高いことが分かった。一方で、非災害地域ではリツイートの割合が高く、会話が少ない傾向があった。また、被害の大きい地域から投稿された情報が他地域のユーザによってリツイートされ拡散していることも判明している。「拡散希望」「RT してください」のような拡散を促す表現も、被災地域より非災害地域で多く出現していることが分かっている。

東日本大震災発生時におけるリツイートの傾向から、Twitter は大被災地域・災害地域の情報を非災害地域で拡散や共有に利用されていたと考えられる。また、被害の大きい地域では会話が多かったことから、リツイートから概要を得るよりも個々の情報に対し詳細な情報を得たいと考えていたのではないかと推測した。地震による停電が発生した東北地方においては、携帯電話のバッテリーを温存するためにタイムラインから情報を探るよりも、フォロワーと直接会話を行い現状確認を行っていた可能性も考えられる。

## 2.2 リツイート時の根拠

山本等は、首都圏の Twitter ユーザを対象に、東日本大震災発生時に Twitter を利用して感じた不安感について調査した[4]。そのなかで、使いたいときにいつでも使えると最も安心なネットサービスとして、Twitter はニュースサイトと並び最も回答率の高い 37.7% となった。その原因として、必要な情報を取得できたこと (32.5%) や安否確認ができたこと (23.0%) が上位に挙げられており、Twitter は情報取得ツールや安否確認ツールとして、安心して利用できるサービスとして認識されていると言える。また、Twitter は他者とのコミュニケーションツールとして利用されていることもあり、誰かと話すことが安心に繋がったのではないかと推測した。

リツイートする時の基準について聞いたところ、「なんとなく」リツイートしていると回答したユーザが最も多く 28.0% であった。次いで、「リツイートしようとしているつぶやきの内容が有用であると判断したから」が 22.5%、「自分に直接関係する事柄だから」が 21.5% となっている。このことから、デマ情報の拡散には、明確な基準を持たずにリツイートしてしまうことが原因である可能性が考えられる。また、ユーザが有用であると判断した時に、その内容が事実かどうか確認していない場合デマ情報を拡散してしまっている可能性もある。

リツイートする時に感じる不安についての質問では、余計な情報をリツイートすることやデマ情報をリツイートしてしまわないかどうかを挙げるユーザが多数いたことから、リツイートするかどうかとリツイートした情報が与える影響についてユーザが別々に捉えていることも考えられる。発言者を存じていることやリツイートしたフォロワーを信頼しているからというような、ツイート内容以外の要素を

リツイートの根拠にしている場合もあり、情報が拡散される要因には書かれている内容だけでなくユーザ同士のつながりも関連していることも判明した。

## 2.3 リツイートされやすいツイートの傾向

梅嶋等は、東日本大震災発生時に多くのユーザに拡散されたツイートの分析を行い、リツイート回数が多いツイートの内容に関する傾向を示した[5]。分析に用いたツイートは、東日本大震災発生時に役に立つ情報や震災にまつわる最新情報を記載したものが大多数を占めていた。

分析の結果、リツイートされやすいツイートとして、「ネガティブな内容が書かれている」もの、「不安を煽る表現が使われている」もの、「今すぐ行動しなければならぬと思わせる」ものが挙げられた。また、「【拡散希望】」「広めてください!」などの言葉が含まれているもの、詳細が書かれている Web サイトへの URL が書かれているものも多くリツイートされる傾向が見受けられた。

このことから、ユーザはツイート内に含まれている他者の意見を取り入れることもあると考えられる。ユーザに対して、他者のツイートに対する意見はリツイートするかどうかの判断の根拠になる可能性が高い。

## 3. デマツイートに関する調査

前節で述べた関連研究調査後に、本研究では、東日本大震災発生時のツイートについて調査した。東日本大震災発生時の Twitter の利用状況に関する調査では、顕著に見られた特徴が報告される傾向がある。しかし、多くリツイートされたツイートの全てが、その特徴に当てはまるとは限らない。そこで、事前調査として東日本大震災発生時に多くリツイートされたツイートの数件を対象とし、関連研究で述べた傾向が当てはまるかどうか調査した。また、それらのツイートの内容についても調査した。

### 3.1 事前調査

事前調査では、ツイートが元々保持している情報について調査した。Twitter の Web サイトやほとんどのクライアントでは、タイムラインでツイートを表示する際、140 字以内の内容とともに、発言者の情報としてアイコン、ユーザ ID (@ から始まるもの)、名前、投稿された時間を現時刻からの相対的表記 (何分前等) で表示する。さらに、各ツイートにはリツイート数とお気に入り登録数及びそれらをどのユーザが行なったのか記録されているので、タイムライン上ではどのフォロワーがリツイートしたのか分かるように表示されることが多い。

ツイートが持つ情報のうち、数値として取得できるものはリツイート数とお気に入り登録数の 2 つになる。今回の調査では、東日本大震災発生時に多くリツイートされたツイートを抽出し、リツイート数とお気に入り登録数の値を取得し、傾向を分析した。リツイート数の多いツイートを選んだ理由は、リツイートされた数だけ多くのユーザに関

覧されたツイートとなるからである。閲覧数が多いということは、多くのユーザに影響を与えた可能性が高くなる。

### 3.2 調査方法

ツイートの抽出方法は、ReTwitter![6]の日別ランキングからツイートとその発言者を取得し、favstar.fm[7]を用いてそのツイートのリツイート数とお気に入り登録数を得られたものを選別した。ReTwitter!では、ツイートごとのリツイート数が順位付けを行っている想定されるため、同じ内容のツイートが複数存在する。

また、引用形式で新しく投稿されたものを別なツイートとしてリツイート数を集計しているが、ツイート内容の種類と傾向について分析したいと考え、本調査では引用形式ではないオリジナルのツイートのみを抽出することにした。抽出期間は2011年3月11日から17日までの1週間とした。ツイートはデマツイート、非デマツイート、公式・公認アカウントのツイートに分類して、傾向を分析した。

### 3.3 ツイートの分析

調査により、デマツイート8件、非デマツイート6件、公式・公認アカウントのツイート6件計20件を抽出した。ここでは、各ツイートの概要、お気に入り登録、リツイート数をまとめ、傾向の考察を行う。

#### 3.3.1 デマツイート

デマツイートの一覧を表1に示す。デマ情報の抽出は、デマ情報ツイートについてのまとめサイト[8]を参考にした。ツイッターでは同じ情報を別々なユーザが発信する現象は珍しくないが、調査中リツイート数が多いものとして同じ内容に関するデマツイートが複数存在した。これは、リツイートを見たユーザがコピーまたは自分なりにまとめて再投稿をした可能性が考えられる。

デマツイートの内容の傾向としては、他者を騙す目的のもの、根拠のない噂のほか、特定の人物にのみ当てはまる情報が正しく伝わらなかったもの、過去の情報を最新情報として拡散されてしまったものがあることが判明した。

表1: デマツイート一覧

ツイート概要	Favorite	RT
千葉コンビナート火災による有害雨	19	750
同上	8	336
会社にてラック倒壊 腹部から出血	83	601
新宿文化学院開放	10	196
ワンピース作者 15 億円募金	24	470
同上	68	374
支援物資の空中投下不可について	210	1090
トルコから 100 億の義援金	206	329

(但し、Favorite: お気に入り登録数; RT: リツイート数)

#### 3.3.2 非デマツイート

非デマツイートを表2に示す。確実にデマではない情報を抽出するため、書かれている情報の正誤が確認しやすいツールや情報をまとめたポータルサイトなどの情報の拡散が目的のものを多く選んだ。

ここで挙げたツイートは、URLとその説明が書かれており、ユーザはリツイートの内容からどのようなものか容易に判断でき、リンク先を確認することで情報の正しさや有用性を判断することが出来る。このことから、URLを記載していることがユーザの信頼の要因になりうる事が推測できる。

表2: 非デマツイート一覧

ツイート概要	Favorite	RT
東京 23 区の避難場所まとめ	54	611
住友生命災害免責適用せず	39	183
茨城県炊き出しマップ	99	1055
停電エリア検索システム作ってみた	236	833
首都圏ツイッター鉄道情報	142	162
多言語対応地震マニュアル作成中	35	738

表3 公式・公認アカウントのツイート一覧

アカウント名	ツイート概要	Favorite	RT
@twj	地震ハッシュタグ一覧	1267	9247
@asahi_tokyo	東電「電力供給追いつかない」	90	1125
@twinavi	ヤシマ作戦・ウエシマ作戦	328	903
@nhk_muen	youtube で子供番組放送中	297	607
@NU_NERV	今後のヤシマ作戦	466	725
@gigazine	計画停電中鉄道運休予定	168	864

#### 3.3.3 公式・公認アカウントのツイート

調査のなかで、何度もリツイート数の多いツイートがランクインしているアカウントが存在していることに着目した。プロフィール情報を確認したところ、それらのアカウントの共通点として、マスメディアやインターネット上のコラムサイトの公式アカウント、アニメ番組の制作から認定を受けた公認アカウントなど、公的なアカウントであることが挙げられる。

表3にIDと抽出したツイートを示す。表1、表2と比較すると、リツイート数・お気に入り登録共に大きい値が多く、要因として元々のフォロワーが多いことや自分が知っているメディアであることが、正しい情報を発信しているという信頼に繋がったことが考えられる。

### 3.4 考察

抽出したツイートのなかでは、非デマツイートはほぼURLが記載されており、梅嶋等[5]の研究との相違は見受けられ

なかった。しかし、デマツイートは抽出数の少なさもあり、ネガティブであることや不安を煽るなどの内容の傾向を検証するには至らなかった。

内容は、根拠のない噂や悪意のある冗談のほか、古い情報が最新の情報として伝わってしまったもの、特定の人向けのものがそのように伝わらなかったものなどが存在することが判明した。リツイート数やお気に入り数についても明確な違いを見出すことはできなかった。公式アカウントのツイートはリツイート数、お気に入り登録数が多い傾向にあり、複数の情報が多くの Twitter ユーザの目に触れた可能性が考えられる。

調査の結果から、ツイートを見ただけでは、その情報が正しいかどうかを判断することはやはり難しい可能性が高いことが判明した。そこで、ユーザは適宜ツイートに関する情報を取得し判断を行う必要があると考える。そのためには、どのような情報が参考になるのか、またその情報をどう判断すべきなのか、ユーザが認知している必要がある。

## 4. リツイートにおける意思決定モデル

本節では、ユーザがなぜデマ情報を拡散してしまう理由についての調査を行い、要因を探る。要因の特定のため、Twitter において情報を拡散する際に利用するリツイート機能に着目した。ユーザがリツイート機能を利用しようとした時、タイムラインに表示されたリツイートを見てからユーザ自身がリツイートするまでにどのような意思決定プロセスをたどるのかを明らかにし、リツイートにおける意思決定のモデル化を目指す。

先ず、質問紙調査を行い、探索的因子分析により、ツイートの要因を抽出し、検証的因子分析により因子の妥当性を検証し、共分散構造分析によりモデル化を行った。以下に報告する。

### 4.1 質問紙調査

調査で用いる質問紙は、筆者を中心に何名かの Twitter ユーザの意見をもとに作成した。まず筆者が Twitter 利用時にリツイートを行う際意識する項目をリストアップし、その項目について数人の Twitter ユーザから足りない項目がないか意見を聞き質問項目を作成した。また、山本[9]らの、首都圏の Twitter ユーザを対象に、東日本大震災発生時に Twitter を利用して感じて不安感についての調査で利用した質問項目も本調査で利用し、最終的に48項目からなる質問紙を作成した。作成した質問紙では、タイムラインでリツイートを見る見ないに関する内容、リツイートする根拠に関する内容、リツイートを見た後のリツイート以外の行動に関する内容について尋ねている。また、本調査は、現在 Twitter を利用しているユーザまたは、現在は Twitter を利用していないが以前利用していたユーザを対象としている。そこで、対象者を選定するために、フォロワーやフォロワーの数、ツイート数などの Twitter の利用

状況に関する質問6問を尋ねた。

質問紙調査は、岩手県立大学の学生を対象に実施した。期間は12月10日、11日の2日間。回答者は224名であった。有効回答は、現在 Twitter を利用しているユーザまたは、現在は Twitter を利用していないが以前利用していたユーザの回答とし、有効回答136件を得た。回答者には、各質問項目に対し、Twitter 利用時にフォロワーのリツイートを見てそのリツイートをする場面を想定して、とても当てはまる(7点)~まったく当てはまらない(1点)の7段階で評定を求めた。

### 4.2 探索的因子分析

本調査では、リツイートにおける意思決定モデルを作成することを目標としている。そこで、モデルを作成するために、まず、リツイートする根拠に関する内容と、リツイートを見た後のリツイート以外の行動に関する内容についてそれぞれの要因を明らかにする。分析では、前述の調査結果を用いて探索的因子分析を実施する。

#### ・リツイートする根拠の要因

リツイートする根拠の要因を調査するために、リツイートする根拠に関する質問項目 17 項目を用いて因子分析を実施した。因子の抽出には最尤法を、回転方法は Promax 回転を用いた。因子分析の結果、3つの因子が抽出された。第1因子は、重要だと判断した場合や「拡散」と書かれている場合など、そのツイートを広める必要があると判断した場合にリツイートを行うという項目が含まれている。よって、「リツイートの必要性因子」を名付けた。第2因子は、笑いをとるような内容やポジティブな内容であることや、仲の良いフォロワーの発言であることなど、ユーザの興味を引く要素が含まれていることを示す項目が含まれていることから、「興味を引く内容因子」と名付けることにした。第3因子は、リツイートする場合に投稿者やリツイートしたフォロワーを重視する内容の項目など、リツイートに関わっているユーザを重要視する項目から成り立っていることから、「投稿者因子」と名付けた。

#### ・リツイート以外にユーザが取る行動の要因

リツイート以外にユーザが取る行動の要因を調査するために、リツイート以外にユーザが取る行動について尋ねた質問項目 10 項目を用いて因子分析を実施した。因子の抽出には最尤法を、回転方法は Promax 回転を用いた。因子分析の結果、3つの因子が抽出された。

第1因子は、お気に入り登録をするかどうかに関する3項目が高い負荷を示したことから、「お気に入り因子」と名付けた。第2因子は、リツイートを見て興味を持った、リツイートの内容に元々興味があったという理由から詳しい情報を知りたいと考えるという項目が高い負荷を示したことから、「興味による更なる情報の欲求因子」を名付けることにした。第3因子は、リツイートに記載されている URL にアクセスすることや、投稿者のプロフィールを調べるな

どの項目が含まれているなかで、URL アクセスに関する項目の因子負荷量が高いことから、「URL アクセス因子」と名付けた。

#### 4.3 検証的因子分析

因子分析の結果、3つのリツイートする根拠に関する要因と3つのリツイートを見た後のリツイート以外の行動に関する要因を抽出した。しかし、前述の調査で実施した因子分析は、明確な仮説を持たずに、観測変数に影響を及ぼす因子を探索的に求める探索的因子分析である。そのため、抽出した因子の妥当性の検証を行うため、検証的因子分析を実施する必要がある。検証的因子分析とは、探索的因子分析の結果を検証することを目的とした手法である。検証的因子分析では、共分散構造分析を用い抽出した因子の妥当性を検証する。

共分散構造分析とは、因果モデルを設定し、その仮説の妥当性を検討するための統計的手法であり、モデルがどの程度受容できるか適合度指標から判断する。共分散構造分析に用いられる適合度指標は、GFI, CFI, RMSEA等がある。GFI (Goodness-of-Fit Index) は0~1 までの値をとり、1 のときモデルが完全に適合していることを意味する。一般に0.9 以上であればモデルを受容できる。CFI (Comparative Fit Index) 値も同様に、1 に近いほどモデルの当てはまりが良いとされ、0.9以上であればモデルを受容できる。RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation) 値は0に近いほどモデルの適合度が高く、0.1 以上であればモデルを受容できない。受容の判定基準は0.08 以下とされている。

##### ・リツイートする根拠の要因に関する要因の妥当性の検証

リツイートする根拠の要因に関する要因の妥当性を検証するために、検証的因子分析を実施した。検証的因子分析では、探索的因子分析で得られた因子のそれぞれに高く負荷する上位3変数を観測変数とし、3因子間全てに共分散を仮定した。分析の結果、GIF=0.930, CIF=0.953, RMSEA=0.078であり、適合度指標はいずれも基準値を満たした。そのため、リツイートを見た後のリツイート以外の行動の3因子の妥当性を示した。

##### ・リツイートを見た後のリツイート以外の行動に関する要因の妥当性の検証

リツイートを見た後のリツイート以外の行動に関する要因の妥当性を検証するために、検証的因子分析を実施した。検証的因子分析では、探索的因子分析で得られた因子のそれぞれに高く負荷する上位3変数を観測変数とし、3因子間全てに共分散を仮定した。第2因子の「興味からの更なる情報欲求因子」は、各因子と相関のある変数が2項目しかないため、変数を2つとしている。分析の結果、GIF=0.950, CIF=0.971, RMSEA=0.078であり、適合度指標はいずれも基準値を満たした。そのため、リツイートを見た後のリ

ツイート以外の行動の3因子の妥当性を示した。

#### 4.4 モデル化

因子分析により抽出したリツイート以外の行動因子とリツイートの根拠因子をもとに、リツイートにおける意思決定モデルの構築を試みた。リツイート以外の行動因子の3因子がリツイートの根拠因子に影響を及ぼすと仮定し、共分散構造分析によりパス解析を行ったモデルの作成において、プロセスの始点としてリツイート因子を設定した。「リツイート因子」はタイムラインでリツイートを見る見ないに関する項目を利用した。

仮説として設定するモデルについて説明する。ユーザはリツイートを見たあとは、詳細を知りたいと考え、記載されているURL にアクセスするだろうと予想し、「リツイート因子」から「更なる情報探索への欲求因子」と「URL アクセス因子」に繋ぐ。次に、「更なる情報探索への欲求因子」と「URL アクセス因子」から、リツイートの根拠となる3因子の「リツイートの必要性」、「興味を引く内容因子」、「投稿者因子」の各因子にもパスを繋いだ。最後に、「リツイート因子」以外の5つの因子から「お気に入り登録因子」へパスを繋ぎ、分析を実行した。次に、分析結果の修正指数およびパラメータの推定値を用いてモデルの修正を実施し、これより妥当性の向上を図ることが難しくなるまで繰り返した。その結果得られたモデルを図1に示す。

しかし、因子に基づき意思決定プロセスモデルの妥当性の検証を試みたが、全ての指標の値において十分な妥当性があると言えるモデルの構築には至らなかった。そこで、リツイートを行う際の全体のモデルではなく、リツイートの根拠に関する要因と、リツイート後の行動との関係に絞り、モデルの作成を実施した。分析では、リツイート以外の行動因子の分析に用いた質問項目を変数としてモデルに利用し、新しくモデルの構築を実施した。作成したモデルを図2に示す。分析の結果、GIF=0.908, CIF=0.952, RMSEA=0.058であり、適合度指標はいずれも基準値を満たした。

モデル作成の結果、「興味を引く内容因子」が多くの因子や変数へのパスの起点になっていることから、ユーザがリツイートを行うかどうかを決める際に興味を引く内容であるかどうか非常に重要となっている可能性が高いことが示された。興味を持つことが、URL アクセスや投稿者の確認を促していると考えられる。また、「リツイートの必要性因子」に対するパスは、「興味を引く内容因子」からのもののみであり、負荷が0.73と高い値を示しているため、興味を持たない場合はリツイートをしたほうがいいかという思考には至らないことが推測できる。「投稿者因子」は自身へのパスがないことから起点となる可能性が高いことが分かる。また、「投稿者因子」は、投稿者を重視する傾向のあるユーザは、他の情報の探索を行う傾向が高い可能性も示唆した。

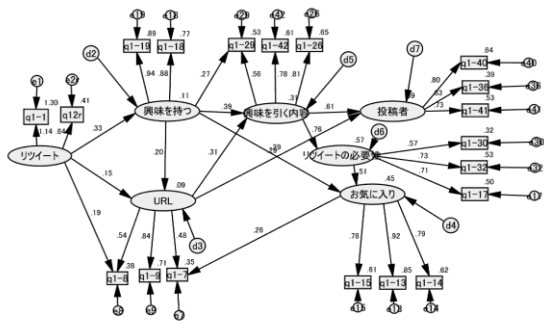


図1 リツイート全体に関する意思決定モデル

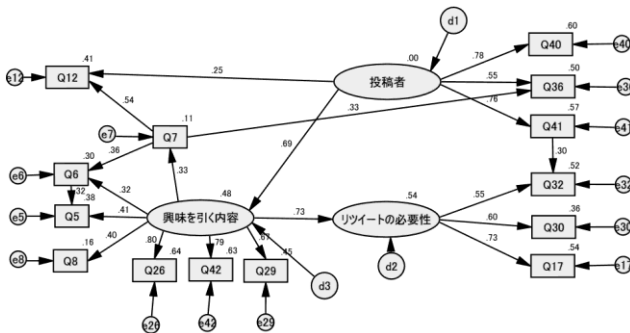


図2. リツイートする根拠とリツイート後の行動との関係

## 5. 今後の課題

今後のモデルの修正方法としては、質問項目の修正と標本数の増加が考えられる。質問項目の修正が必要である理由として、平均値の低い質問項目も複数あったことが挙げられる。今回作成した質問紙では、リツイートの根拠となると考えられる要因の考察を行い質問項目にした。調査結果として平均値が4を越える項目が多くなることを想定したが、実際は、半数以上が4を下回った。原因として、質問項目の作成者と回答者のズレが考えられる。

質問項目の作成者と回答者のズレとは、Twitterの利用傾向の違いを指す。質問項目の作成は、Twitterを頻繁に利用するユーザの意見を基にした。これらのユーザについては、フォロワー数フォロワー数ともに500人を超えており、平均で1日100ツイート程度である。しかし、被験者の多くはフォロワー数フォロワー数が100人以下、総ツイート数も1000以下であった。そのため、リツイート時に重視する要因として考えていた項目が、回答者に当てはまらなかった可能性がある。このことから、今後、質問項目を修正する場合、Twitterを頻繁に利用するユーザとあまり利用しないユーザなど利用傾向の異なるユーザを複数揃え、被験者それぞれが要因を追加するか必要がある。

また、本論文で提案したリツイートにおける意思決定モデルは、今回実施した質問紙調査から構築したモデルである。探索的因子分析を行うには標本数が少なくとも100程

度、目安としては質問項目数の5倍から10倍程度が妥当だとされる。本研究で分析に利用した標本数は136件であったが、質問項目が48項目であるため、240件から480件程度の標本数が妥当であると考えられる。

そのほかに、一般的な年齢や性別などの属性による分類以外のほか、Twitterの利用形態による分類も考えられる。例えば、フォロワーの人数とフォロー中の人数の比率から、そのユーザのTwitterの利用傾向を推測することが可能である。フォロワーの人数が多くフォロー中の人数が少ないユーザは、フォローを返すことが少ない有名人のアカウントのフォロワーなどが多い場合と考えられ、主に情報収集に用いていることが想定される。反対に、フォロワーの人数が少なくフォロー中の人数が多い場合には、リツイート数やお気に入り登録数を多く得るための投稿や、自身の情報のアナウンスを目的としている可能性が高い。その中間にあたるフォロワーの人数とフォロー中の人数にあまり差がないユーザでは、フォロワーとのコミュニケーションに重きを置いていると考えられる。そのようなユーザごとの利用傾向の違いから、リツイート時に重視する要因が異なる可能性がある。

本研究の目標は、デマツイートをリ拡散しないための手法の提案である。本調査は、この目標を達成するための初期調査として、「ユーザがリツイートをする時にどのような意思決定プロセスを辿るか」の調査を実施した。そのため、ユーザがデマツイートをリツイートしてしまう要因の特定や、デマツイートの拡散を防止するための手法について言及しておらず、モデルをそのままデマツイートの拡散防止に利用することはできない。そこで、ユーザの属性やTwitterの利用傾向によるリツイート時に重視する要因の差を利用し、デマツイートをリツイートするかどうかを調査し、デマツイートを拡散しないための手法について検証していく。

## 6. まとめ

本研究は、東日本大震災発生後のTwitterで起きたデマツイートによる情報混乱の問題を踏まえ、ユーザがデマツイートに惑わされないためにはどのような手法があるか考察し、ユーザの意識が重要だという結論に至った。そこで、ユーザがどのような情報に着目しているのか調査を行うことにした。まず、デマツイートに関する調査を行い、デマツイートには意図的に他者を騙すことが目的のものや根拠のない噂、特定の人物にのみ当てはまる情報が正しく伝わらなかったもの、過去の情報を最新情報として拡散されてしまったもの等種類が多く、一見ただけではデマの判断が難しいものも多く、デマツイートの対策にはユーザ自身が気を付けることが最も重要だという結論を出した。そこで、そのようなデマ判断がしにくいツイートをリツイートするとき、ユーザがどのような情報を用いてリツイートをするかどうかについての意思決定を行うのかに着目し、そのプ

ロセスのモデル化を行うことにした。

モデルの構築のために、探索的因子分析によりリツイートに関する因子の抽出を行い、その因子を用いてモデルの構築を行った。探索的因子分析は、最尤法、Promax 回転を選択した。リツイートを見た後のリツイート以外の行動の要因として「お気に入り登録因子」、「興味からの更なる情報欲求因子」、「URL アクセス因子」の3因子を、リツイートの根拠となる要因として「リツイートの必要性因子」、「興味を引く内容因子」、「投稿者因子」の3因子を抽出した。

リツイートに関する意思決定モデルは、リツイートの根拠となる3因子とリツイート以外の行動に関する質問項目を用いて構築した。モデルを見ると、「興味を引く内容因子」が多くの因子や変数へのパスの起点になっていることから、ユーザがリツイートを行うかどうかを決める際に興味を引く内容であるかどうか非常に重要となっていることが示唆された。また、投稿者を重視する傾向のあるユーザは他の情報の探索を行う可能性が高いことも考えられる。

今後の課題として、質問項目の修正や回答者の追加による因子の妥当性の向上が挙げられる。質問項目は、回答者が答えやすい内容にすることやリツイートの要因として考えられる項目の増加が考えられる。回答者を追加することで、属性や Twitter の利用傾向による因子の違いの検討も可能になると推測できる。また、モデルの有用性を検証するための実験も必要となろう。

## 謝辞

本研究は JSPS 科研費 21300026 の助成を受けたものです。

## 参考文献

- 1) 向井未来: 緊急時の Twitter におけるデマ情報拡散を考慮したリツイートの意思決定モデルに関する研究, 岩手県立大学大学院ソフトウェア情報学研究科博士課程前期平成24年度修士論文(2013).
- 2) 向井未来, 西岡大, 齊藤義仰, 村山優子: 緊急時の Twitter 利用ガイドライン作成のためのリツイートに関するモデルの検討, 2013年 暗号と情報セキュリティシンポジウム (SCIS2013) 論文集 (2013).
- 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 2011-GN-81(17), pp.1-7 (2011).
- 4) 山本太郎, 千葉直子, 関良明, 植田広樹, 高橋克巳, 小笠原盛浩, 関谷直也, 中村功, 橋元良明: Twitter 利用者の震災後の不安と安心, 2011-SPT-2 (3), pp. 1-8 (2011).
- 5) 梅嶋彩奈, 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, 情報処理学会研究報告 2011-DBS-152(4), pp.1-6 (2011).
- 6) ReTwitter!, ReTweet 数×Follower 数で発言の影響力をランキング <http://retweeter.unicco.in/> (2013).
- 7) favstar.fm, <http://ja.favstar.fm/> (2013).
- 8) 地震のデマ・チェーンメールその1, <http://hara19.jp/archives/4905> (2013).
- 9) 山本太郎, 千葉直子, 関良明, 植田広樹, 高橋克巳, 小笠原盛浩, 関谷直也, 中村功, 橋
- 10) 元良明: Twitter 利用者の震災後の不安と安心, IPSJ SIG Technical Report(2011).