Vol.2018-HCI-180 No.24
Vol.2018-UBI-60 No.24
2018/12/5

SNSユーザの情報拡散行動パターンの可視化

岩科 智彩[1,a)]　吉田 光男[2,b)]　伊藤 貴之[1,c)]

概要：情報発信ツールとして利用されている SNS (Social Networking Service) は，現在でも団体や個人による情報拡散を目的とした利用例が増加している．SNS の中でも特に Twitter は気軽に拡散（リツイート）できることで知られ，その日本国内での利用は著しい．本研究では，Twitter 上で影響力のあるユーザ (キーパーソン) のリツイートユーザ (リツイーター) に焦点を絞り，時間データを使用して情報拡散におけるリツイーターの行動パターンを可視化する．また，その可視化画像から観察されるキーパーソンごとの情報拡散の性質について，ツイート内容とリツイーターの側面から考察する．

Visualization of information diffusion behavior pattern of SNS users

1. はじめに

Twitter や Facebook，Instagram など多くの SNS (Social Networking Service) が普及し，多くの人にとって日常生活で欠かせないツールとなっている．SNS は気軽な情報収集手段として，コミュニケーション手段として，また国内・国外への情報発信手段として発達してきた．これらのツールの中でも特に Twitter は，簡素なユーザインタフェースにより短文で即時に情報を発信するのに向いており，かつ一方向的に他者をフォローできるのでフォロワーを増やしやすい．またリツイートという機能によりワンクリックで他者の発言を再配信できる．このことから Twitter は，ユーザが即時性の高い情報を気軽に発信・取得・拡散することができる手段として，世界中で多くのユーザが利用している．これらの特徴を活かし，情報拡散を目的として企業などの団体や個人が利用する例も多い．例えば．災害が起きた時現地の状況を Twitter で発信することで，迅速に物資調達ができる．また，著名人が自分のお気に入りのブランドやお店を紹介することで，知名度が上がることもある．このように Twitter が緊急情報や流行の発信元になることも少なくない．

[1] お茶の水女子大学
Ochanomizu University
[2] 豊橋技術科学大学
Toyohashi University of Technology
[a)] chisae@itolab.is.ocha.ac.jp
[b)] yoshida@cs.tut.ac.jp
[c)] itot@is.ocha.ac.jp

本研究では Twitter の「拡散」という役割に着目し，拡散されるツイートと拡散するユーザの行動パターンを可視化する．ここで本報告では，Twitter 上で影響力のある著名人や広告アカウントを「キーパーソン」と呼び，キーパーソンのツイートをリツイート機能によって拡散するユーザ群を「リツイーター」と呼ぶ．本報告ではキーパーソンとリツイーターの行動パターンとの関連性を可視化した結果を示し，キーパーソンごとの特徴を議論する．

2. 関連研究

2.1 SNS データの可視化

SNS 上でのコミュニケーション行動の可視化に関する研究は数多く報告されている．SNS の中でも Twitter は API が公開されているため，ユーザの属性や友人関係，発言内容や発言時の時刻や位置情報など，多様なデータを収集しやすい．可視化の題材の例として，ハリケーンや竜巻などの自然災害の前後に SNS から抽出されたデータの反応を分析することで，自然災害時の人の動きを可視化することが可能である．Chae ら [1] の手法では，ツイートの空間的および時間的特性を同時に分析するための単一のビュー表示を提供し，より視認性の高い可視化画面を実現している．

Bosch ら [2] は，インタラクティブで視覚的な方法でタスクに合わせたメッセージフィルタを構築することを可能にする新しいアプローチとして「ScatterBlogs 2」を開発した．この研究のように位置情報を用いた SNS 分析は従来から多数報告されているのに対して，本研究ではリツイート行動に焦点を当てて SNS ユーザの行動を分析している．

ⓒ 2018 Information Processing Society of Japan

また，Twitter ストリーム [3] から将来のイベントを自動的に特定し，ランク付けするための研究もある． この研究では，時間，場所，ソーシャルネットワーク，メッセージ情報に関する情報を使用して，将来の起こりうるイベントの概要をビジュアルインタフェースを通じて可視化している．

さらに，Marcus ら [4] は，ストリームに展開されたユーザ指定イベントに関するツイートを収集，集約，可視化できるインタフェースを開発した．位置情報を地図に反映させ，ツイートの内容が肯定的であるか否かを色分けして表示している．インターフェースとして，興味のあるツイートが画面上に配置されるのが特徴である．この研究との違いとして，SNS 全体で注目されているツイートやジャンルを特定するのではなく，ある程度影響力のあるユーザーに焦点を当て，そのキーパーソンを中心にトレンドを探索した．

また Twitter と同等の機能を有し中国で流行している Weibo のデータを使用した研究も多い [5] [6]．これらの研究では，Weibo 上の重要なユーザや情報の拡散経路，またコミュニティ間の相互作用を特定し，それらの可視化画面を一括表示させている．

2.2 SNS の拡散

本研究ではリツイート機能に着目しているが，Twitter の機能の一つであるメンション機能に着目し，Tweet の拡散相手を推薦する研究がある．メンション機能とは，「@ + ユーザ ID」という単語を加えることで情報発信相手を特定する機能である．Wang ら [7] は，推薦ユーザの Tweet 拡散能力を Social tie model や User influence model といった独自のモデルによって特徴量とし，Tweet の拡散率や拡散する範囲を細かく定義することで，「Tweet の拡散相手」として最適であるユーザを推薦する手法を提案している．

Kwak ら [8] はリツイートの経過時間を分析している．彼らは，1 時間以内にリツイートの半分，75 %がその日に発生し，リツイートの約 10 %が 1 ヶ月後に発生することを説明することでリツイートに対するツイートのタイムラグの統計を示した．さらに，ツイートは，直前のツイートのフォロワーの数に関係なく，平均 1,000 人にリツイートされることが分かっている．本研究では，このような傾向をさらに明確に詳細に可視化する方法を模索している．

3. 情報拡散行動パターンの可視化

我々は多様な業界からキーパーソンを選出し，各キーパーソンに対するリツイーターの拡散行動を収集し，その傾向の可視化を試みた．また，キーパーソンによってリツイーターの特性がどのように異なるか考察した．本章では，可視化するための 5 工程である，キーパーソンの選定，ツイートの選定，リツイートデータの収集，データ抽出と整理，可視化を順に説明する．

3.1 キーパーソンの選定

本研究では，キーパーソンとは Twitter 上で「影響力のある」ユーザを意味する．Twitter 上での影響力を定量的にはかることはある程度可能であるが，現時点での本研究ではキーパーソンを我々の主観により選定している．本研究では日本または日本人の公式アカウント（公式マークの有無は問わない）を対象として，各ジャンルから 1 人ずつキーパーソンを選定している．Twitter API[*1]呼び出しによるデータ収集上の制約を考慮して，ある程度の時間的間隔をおいてツイートを発信しているユーザを対象とした．

3.2 ツイートの選定

キーパーソンによる過去のツイートの中で，特に重要と思われる一定数のツイートを選定する．これについてもツイートの重要度を定量化することはある程度可能であるが，現時点での本研究ではツイートを我々の主観により選定している．

3.3 リツイートデータの収集

Twitter API を利用して選定したツイートのリツイートデータを収集する．リツイートされたツイートデータは本文の前に「RT」の記号が付与される．本研究ではこの特性を活かし，収集したい元ツイートの本文に「RT」を付けた上で検索する．また，API には 1 回の問い合わせにつき 100 件のリツイートデータしか収集できないため，日時を細かく設定し，時系列順に全てのリツイートデータを収集できるようにする．収集データ項目は，図 1 に示すように，Tweet id・Text・Created at（リツイート実行時間）・User id などである．

```
tweet_id:881863500963782656
text:フレンドパーク見てくれてありがとうございます！
我々カンナさーん！チーム。私たちなりに頑張りました！是非ともドラマも見てください！
2枚目は中岡さんと合間時間があったので顔入れ替えてみた。 https://t.co/1XHjWZW4JF
created_at:Mon Jul 03 13:13:37 +0000 2017
user_id:[redacted]
user_desc:29歳女の子。 158センチ。 42キロ。PUNYUSというS〜6Lサイズまでのお洋服ブランドをプロデュースしております。 J-WAVE 81.3 FM RADIO AVALON 毎週月〜木 22:00〜生放送 私は木曜日だお是非聞いてね
screen_name:[redacted]
user_name:[redacted]
----------
```

図 1 収集データ形式例

なお，Twitter API で収集できるリツイートデータからは，データ拡散の経路を完全に復元することは不可能である．例えば図 2 のように，ユーザ A が元ツイート発信者であるとすると，そのツイートを直接閲覧したリツイートしたユーザ B と，ユーザ B のリツイートを閲覧してリ

[*1] https://developer.twitter.com/en/docs/tweets/search/api-reference/get-search-tweets.html

ツイートを実行するユーザ C の存在が考えられる．しかし Twitter API で収集できるデータ上では，どちらのリツイートも同様に，「元ツイート発信者であるユーザ A の発言をユーザ B—C がリツイートした」という事実しか記述されない．そのため，本研究ではリツイーターは元ツイートをリツイートしたユーザとし，誰のリツイートからからのリツイートであるかという点は考慮しない．

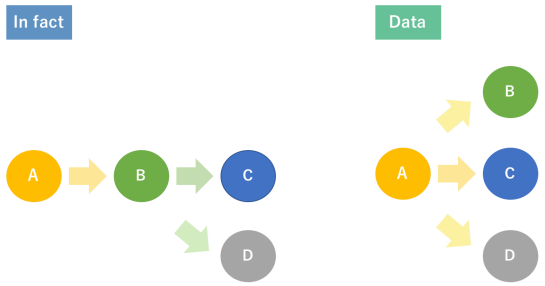


図 2 リツイートデータイメージ図

3.4 データ抽出と整理

収集したリツイートデータに記録されているリツイート履歴から，User id と Created at（リツイーターの ID とリツイート実行時刻）を抽出する．そして，元ツイートの発信時刻とリツイート実行時刻との差を求め，算出された時間差を各リツイートに付与する．これらの作業を 1 キーパーソンの各ツイートに対して実施する．同一リツイーターが同一ツイートを複数回リツイートしている場合には，これらのリツイートの中から最も時刻差が小さいものだけを残した．このような現象が生じる理由として，リツイートはワンクリックで解除が可能であることから，リツイートボタンを押すたびにリツイート履歴が記録されたものと考えられる．

続いて，1 人のキーパーソンについてあらかじめ選出された各ツイートに対するリツイーター群を統合し，ツイートとリツイーターを行および列とする行列（以下リツイート行列と称する）を形成する．そして，i 番目のツイートに対して j 番目のリツイーターによるリツイート実行の有無および時間差 d_{ij} を検索し、リツイート行列中の j 行 i 列の値 v_{ij} に以下の値を代入する．

$$v_{ji} = \begin{cases} d_{max} - d_{ij} & (A\ retweet\ execution) \\ -D & (Not\ a\ retweet\ execution) \end{cases}$$

なお $-D$ は負の定数（現時点での実装では-1）であり，d_{max} は全リツイータの時間差の最大値である．

以上の統合処理により非常に多くのリツイーターが抽出されるので，最後にリツイーターをサンプリングする．

3.5 可視化（リツイーター間の差分の選出）

本研究ではリツイーターの行動を分類するため，およびツイートの種類に応じてどのように反応が変化するかを観察するために，上述のリツイート行列にデンドログラムを適用した．Python のライブラリである seaborn を使用して，ヒートマップとデンドログラムを一度に可視化した．図 3 にその例を示す．

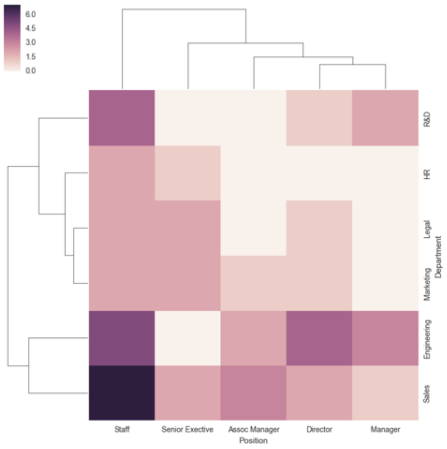


図 3 可視化イメージ図

4. 分析結果 1

この章では，実際の Twitter データセットを使った実験について紹介する．本報告では 5 つのジャンル（俳優，タレント，プロモーションアカウント，スポーツ選手，政治家）からそれぞれ 1 人のキーパーソンを選出した．次に，リツイーター数，引用ツイート数，画像や動画の有無に基づいて，キーパーソンごとに 5 つのツイートを手動で選択した． ただし Twitter API の制限により、データ収集対象期間を 1 か月間とし，その期間中のツイートを収集してその中から選択している．

サンプリングされたリツイーターデータセットを構築するために，キーパーソンの 5 つのツイートの中から 2〜4 つのツイートをリツイートしたリツイーターを抽出した．選択されたリツイーターの数が 500 を超える場合，代表的なリツイーターとして 500 ユーザをランダムに選択して可視化した．

本報告では，以下のジャンルに属するキーパーソンのツイートデータセットの可視化結果を紹介し、議論する．

- 俳優
- タレント
- プロモーションアカウント

可視化の前処理としてリツイート行列に標準化（スケールを 0.0–1.0 の間に調整）を実施している．この値が 1.0 に近いほどリツイートの時間差が小さく，可視化画面には濃い色で表示される (図 4)．

ⓒ 2018 Information Processing Society of Japan

Vol.2018-HCI-180 No.24
Vol.2018-UBI-60 No.24
2018/12/5

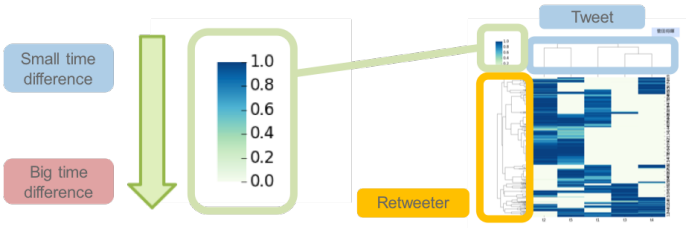


図 4 可視化結果の読み方：反応の早さは色の濃淡で表しており，色が濃いほど早い．縦軸にリツイーターが，横軸にツイートが並んでいる．デンドログラムは，先にツイート，続いてリツイーターの順に計算されている．

可視化結果であるヒートマップには，縦軸にリツイーターが，横軸にツイートが並んでいる．どちらの並び順もデンドログラムを構築した結果による．

4.1 俳優

各ツイートに関する集計結果を表 1 に示す。また，可視化結果を図 5 に示す．

表 1 俳優のツイートの特徴

no.	特徴	リツイート数（約）	ツイート時間
t1	画像，他の芸能人	5,000	3:36
t2	画像，他の芸能人が複数	13,000	21:19
t3	引用リツイート	2,000	22:41
t4	引用リツイート	3,000	19:17
t5	画像，他の芸能人が複数	12,000	23:32

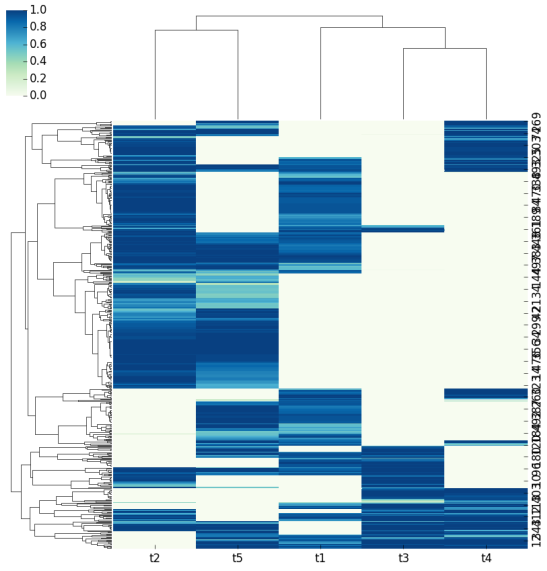
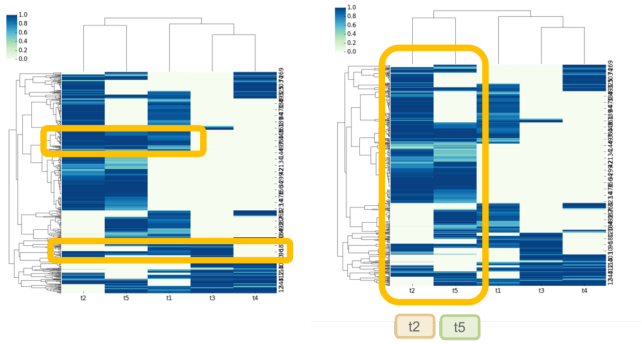


図 5 俳優の可視化結果

全体的にリツイートのリピーターが多く，5 つ全てのツイートに反応しているユーザも多く見られた．また，この



(1) (2)

図 6 俳優のリツイーター可視化の詳細：(1) あるツイートに対して反応時間が早いユーザは他のツイートに対しても早い．(2) t2,t5 について．ツイートの内容が似ているため，結果も似たものとなった．

可視化画像は 2〜4 つのツイートに反応したリツイーターのみを対象とし，さらに 500 リツイーターをランダムに抽出しているが，あるツイートに対して反応時間が早いリツイーターは他のツイートに対しても早いことがわかった．また，横軸に沿って可視化結果を眺めると，青い帯が横に続いていることがわかる．縦軸に沿って眺めると，ツイート t2 および t5 は同じクラスタに属するとみなすことができるが，可視化結果からも同等な時間差を有するリツイーター群が存在することがわかる．これら 2 つのツイートに共通する特徴を見てみると，画像付きであり，キーパーソンの他にも芸能人が写っているものだった．キーパーソンを取り巻くリツイーターだけでなく，画像に写っている他の芸能人を取り巻くリツイーターも反応したため，時間差が類似していてリツイート数が多かったのではないかと考えられる．逆にツイート t3 および t4 はどちらも引用リツイートだったため，全体として反応するリツイーターが少なかったのではと考えられる．5 つのツイート全体を通して，リツイートの時間差が小さくリツイーターの反応回数に多い傾向にある．その理由として，このキーパーソンのリツイーターには熱心なファンが多く，キーパーソン目的でツイートを追っていることが想像される．

4.2 タレント

各ツイートに関する集計結果を表 2 に示す。また，可視化結果を図 7 に示す．

表 2 タレントのツイートの特徴

no.	特徴	リツイート数（約）	ツイート時間
t1	動画	160	17:50
t2	引用リツイート	110	21:57
t3	特になし	130	16:20
t4	画像，他の芸能人が複数	100	19:40
t5	画像，共演者	530	22:04

ⓒ 2018 Information Processing Society of Japan

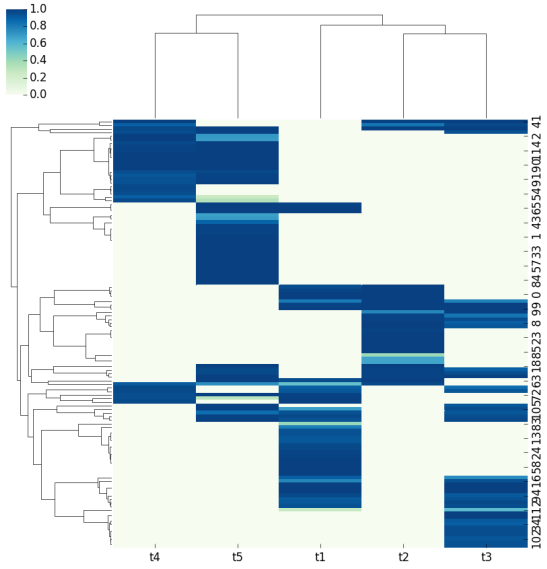
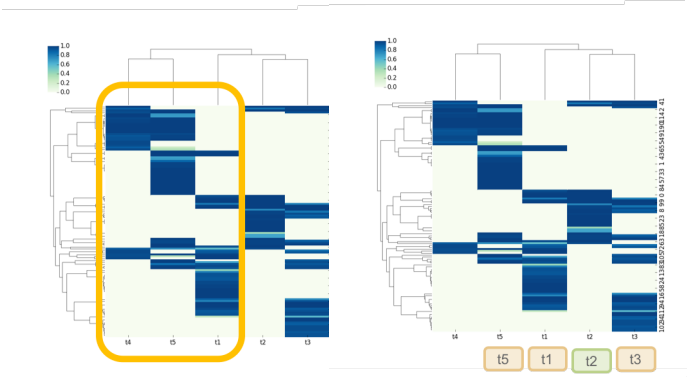


図 7 タレントの可視化結果：多くのリツイーターが時間差なくリツイートしている．ツイート発信時に放送されていたドラマに関する内容とそれ以外の内容で，リツイーター層が異なっている．



(1) (2)

図 8 タレントのリツイーター可視化の詳細：(1) 画像や動画付きのツイートは，ツイート発進時刻に関わらず反応時間が速い傾向にある．(2) t1, t3, t5 と t2 を比較．ドラマファンとそうでないタレントファンとで層が異なる．

俳優のリツイーターほどではないが，複数のツイートに反応しているユーザは一定数存在している．リツイーターの多くは時間差が全体的に小さい印象がある．また，動画や画像が付いているツイートの方がツイート時刻に関わらずリツイート数が多い傾向にある．収集時期に放送されていたキーパーソンが主演のドラマに関するツイートは反応人数は多く，時間差が小さかった．このドラマに関するツイートは t1・t3・t5 であり，これらの 3 つのツイートと t2 の両方をリツイートしているユーザが少ない．これはドラマファンのリツイーターとそれ以外の目的でのリツイーターとで注目しているツイート内容が異なっているのではないかと考えられる．

4.3 プロモーションアカウント

各ツイートに関する集計結果を表 3 に示す。また，可視化結果を図 9 に示す．

表 3 プロモーションアカウントのツイートの特徴

no.	特徴	リツイート数（約）	ツイート時間
t1	画像，グルメ	1,300	0:55
t2	画像，グルメ	600	22:45
t3	画像，美容	450	20:30
t4	画像，ファッション	100	7:45
t5	画像，ゲーム	280	8:15

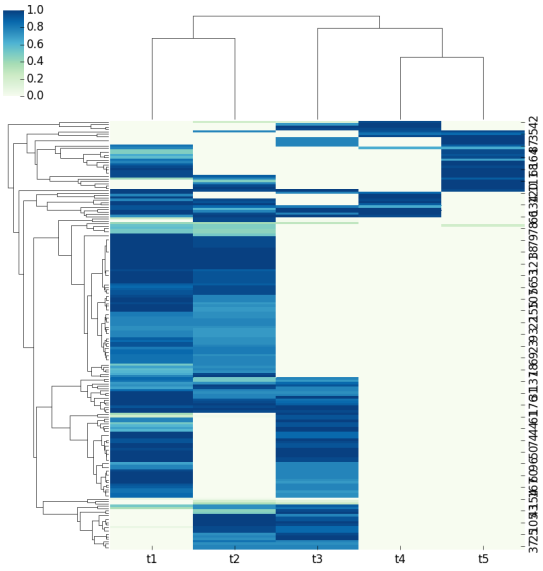
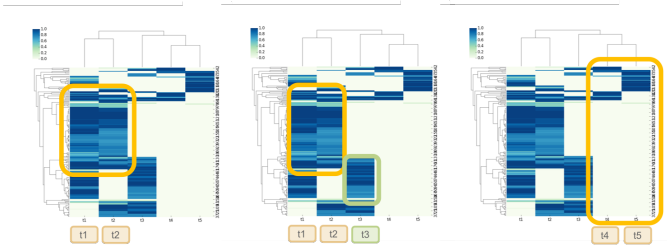


図 9 プロモーションアカウントの可視化結果：グルメに関する t1・t2 と美容に関する t3 ではリツイーターの層が大きく異なり，グルメと美容の両方に興味のあるリツイーターが少ないと考えられる．

横軸に沿って可視化結果を眺めると，各ツイートともに類似した色が見られる．このことから総じて，リツイーター個人の行動パターンはどのツイートに対しても同じ傾向にあると考えられる．t1・t2 は多くのリツイーターが両方ともリツイートしている．これはツイートの内容が 2 つともグルメであることから，同じテーマに興味を持っているリツイーター群であることが可視化画像から推察される．また，t1・t2 にはツイート時刻が夜遅くであるが，薄い色（時間差が大きいリツイート）が多いことから，夜遅い時刻のツイートに対して翌朝以降に反応するリツイーターの存在が伺える．一方で，グルメに関する t1・t2 と美容に関する t3 ではリツイーターの層が大きく異なり，グルメと

ⓒ 2018 Information Processing Society of Japan



(1) (2) (3)

図 10 プロモーションアカウントのリツイーター可視化の詳細：(1) t1,t2 について．どちらもグルメに関するツイート． 夜中にツイートされたもので，反応時間が一部遅い（薄い色）． (2) t1, t2（グルメ）と t3（美容）の比較．リツイーター層が異なる．(3) t4,t5 について． リツイートしているユーザが非常に少ない．元ツイートの発信時刻が朝であるためであると考えられる．

美容の両方に興味のあるリツイーターが少ないと考えられる．t4・t5 に関してはリツイーターの数が極端に少ない．これら 2 つのツイートの共通点としてツイート時刻が早朝であったことから，リツイーターの数が少なかった一番の要因はツイート時刻ではないかと考えられる．

以上の可視化結果から推察される点として，情報配信アカウントの多くは特定のユーザを対象にすることよりも幅広いユーザに情報を届けることを目的としているため，そのぶん内容も多岐にわたり，近い内容の話題でない限りは多くのツイートに反応するユーザは少ない傾向にあると考えられる．

5. 分析結果 2

前章では 1 人のキーパーソンに対して 5 つのツイートを厳選したデータを可視化した例を示した．それに対して本章では，各キーパーソンの 1 年間のツイートを全て収集して可視化した例を示す．

5.1 データ収集とその整理方法

ツイートの収集方法については，前章と同じく Twitter API を使用しているが，収集条件を以下の 2 点とした．

- retweeted_status->user->id がいずれかのキーパーソン ID である
- created_at が 2017 年のもの（JST 基準）

この条件で収集したデータは，リツイーターのさまざまな項目データを含んでいる．そのため，各リツイートについて「リツイート固有 ID」,「ユーザ ID」,「キーパーソンのツイート発信時刻」,「リツイート実行時刻」,「ツイート本文」を抽出した．キーパーソンのツイート数，それぞれのツイートに反応したリツイーター数は図 11 のようになった．ただし，リツイーター数が 50 人未満のツイートはデータから削除した．

データセットの作成にあたり，リツイーター情報のうち，同じユーザ ID を持つもの，同じツイートを持つものをそれぞれ結合させた．また，リツイーターの中から，全ツイートのうち 5 つ以上のツイートをリツイートしたユーザを抽出した．またリツイートについては時間差が 1 週間以内のものを抽出した．その後のリツイート行列の生成手順は前章と同様である．

```
リツイート数(>= 50)：
99,238,68,269,57,342,61,52,132,52,99,128,312,918,579,222,74,119,50,50,95,172,141,
1200,56,192,174,72,60,1633,194,112,837,180,342,662,1116,355,321,453,111,102,102,6
2,88,379,94,88,128,51,93,91,320,1308,251,158,232,323,243,556,194,339,1068,368,643
6,1049,93,176,177,153,354,354,184,831,296,77,306,114,689,166,301,182,507,620,434,
111,150,111,705,109,185,422,642,338,214,257,588,217,434,310,79,126,150,4657,97,45
4,131,307,141,101,251,215,74,119,330,142,70,153,256,3160,255,1601,319,369,92,155,
83,80,143,722,155,101,116,59,93,
ツイート数：135
リツイーター合計：52685
```

図 11 キーパーソンの 1 年間のデータ情報：あるツイートに反応したリツイーター数を「,」で区切って出力させている

本報告では，タレントの 1 年間のデータについて議論する．

5.2 タレント

可視化結果を図 12 に示す．

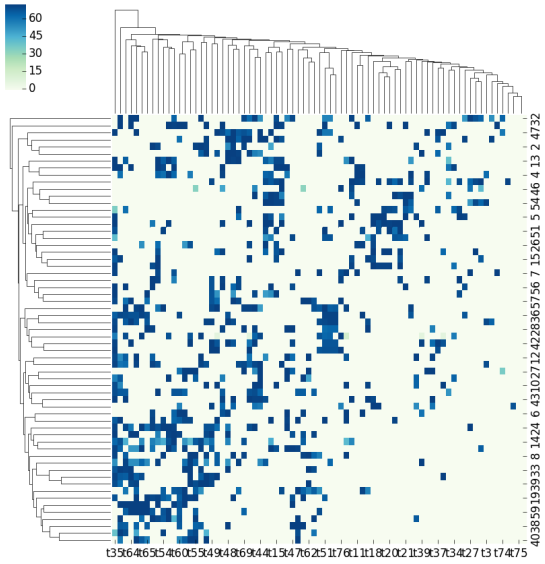


図 12 タレントの 1 年間のツイートにおけるリツイーターの行動パターン

個々のツイートに対するリツイート件数はさほど大きくはないが，その中で共通したリツイート行動を伴うリツイーター群を観察することができた．個々のリツイーターの拡散行動パターンを観察してみると，複数のリツイートに対して同様な行動を起こしていることがわかった．具体的に言うと，あるツイートにすばやく反応しているリツイータは，他のツイートに対しても同じ行動をとる傾向が見られた．また，リツイーターの人数が多いツイートには，文字だけでなく画像や動画を含んだツイートが多いことが

ⓒ 2018 Information Processing Society of Japan

わかった．

6. 結論と今後の課題

本報告では Twitter 上で影響力のあるキーパーソンとそのリツイーターに着目し，キーパーソンによるツイート群とそのリツイーター群を可視化した．これらの可視化結果から，ツイート内容やツイート時刻と関連して反応するリツイーター層やその人数が変化することがわかった．デンドログラムやヒートマップを用いた可視化により，キーパーソンを取り巻くリツイーターの全体像を観察することができたため，このような考察が可能となった．

今後はデンドログラム構築結果を詳しく分析し，リツイーターの興味分野なども考慮しながらキーパーソンとリツイーターとの関連性について考察を深めたい．また，キーパーソンとリツイーターの関係をさらに効果的に表現するために，必要に応じて新たな可視化手法を開発したい．

例えば，それぞれのユーザ情報の項目に含まれる「今までの発信ツイート数」や「フォロー数」,「フォロワー数」,「お気に入り数」などの傾向を，同じクラスターごとに比較し，拡散行動のパターンをさらに詳細に考察したいと考えている．

現在使用しているライブラリは可視化できるリツイーターの人数が限られているため，現段階の本研究ではサンプリングによりリツイーターの人数を調節している．キーパーソンの中には 20000 人以上のリツイーターが存在するが，サンプリングによってデータから発見できなくなった拡散行動があるかもしれない。全てのリツイーターの拡散行動を可視化できるようなプログラムを開発することで，本報告では紹介できなかった新たな拡散行動を発見できるかもしれない．加えて，拡散行動の時系列性も可視化し，ツイートごとの反応の波を示すことで，拡散行動パターンについてさらに詳細に分析を進めたい．

また，月単位や季節単位でリツイート情報を収集して可視化し，それらの比較をしたいと考えている．現在は日本のアカウントを可視化対象にしているが，世界のキーパーソンにも注目したいと考えている．ツイートの抽出については，現在の視覚的な違いによる判断だけでなく，ツイート時間やツイートの内容，引用リツイートの内容にまで詳細に分析することで，より適切なツイート抽出手段を検討したい．

謝辞

本研究の一部は，日本学術振興会科学研究費補助金の助成に関するものです．

参考文献

[1] J. Chae, D. Thom, Y. Jang, S. Kim, T. Ertl, and D. S. Ebert, “Public behavior response analysis in disaster events utilizing visual analytics of microblog data,” *Computers & Graphics*, vol. 38, pp. 51–60, 2014.

[2] H. Bosch, D. Thom, F. Heimerl, E. Puttmann, S. Koch, R. Kruger, M. Worner, and T. Ertl, “ScatterBlogs2: Real-Time Monitoring of Microblog Messages Through User-Guided Filtering” in *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 19, No. 6, pp. 2022–2031, 2013.

[3] I. Cho, R. Wesslen, S. Volkova, W. Ribarsky, and W. Dou, “CrystalBall: A Visual Analytic System for Future Event Discovery and Analysis from Social Media Data” in *IEEE Conference on Visual Analytics Science and Technology (VAST)*, 2017.

[4] A. Marcus, D. S. Bernstein, O. Badar, D. R. Karger, S. Madden, and R. C. Miller, “TwitInfo: Aggregating and Visualizing Microblogs for Event Exploration,” in *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 227–236, 2011.

[5] S. Chen, S. Chen, Z. Wang, J. Liang, X. Yuan, N. Cao, and Y. Wu, “D-Map: Visual Analysis of Ego-centric Information Diffusion Patterns in Social Media,” in *IEEE Conference on Visual Analytics Science and Technology*, 2016.

[6] S. Chen, S. Chen, L. Lin, X. Yuan, J. Liang and X. Zhang, “E-Map: A Visual Analytics Approach for Exploring Significant Event Evolutions in Social Media,” in *IEEE Conference on Visual Analytics Science and Technology*, 2017.

[7] B. Wang, C. Wang, J. Bu, C. Chen, W. V. Zhang, D. Cai, and X. He, “Whom to Mention: Expand the Diffusion of Tweets by @ Recommendation on Micro-blogging Systems,” in *Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web*, pp. 1331–1340, 2013.

[8] H. Kwak, C. Lee, H. Park, and S. Moon, “What is Twitter, a Social Network or a News Media?,” in *Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web*, pp. 591–600, 2010.

ⓒ 2018 Information Processing Society of Japan