

リアルタイムランキングシステムで観測された コミュニティの共振現象

小島 清信^{1,a)} 徳田 英幸¹

受付日 2014年4月14日, 採録日 2014年10月8日

概要: 講演会などイベント活性化のため、口頭によるコミュニケーションと並行して Twitter のハッシュタグを利用したオンライン上の会話が利用されている。一方、時間順に各々の投稿を同等に扱うため、件数が増加すると、投稿を逐一確認する認知負荷が高くなる。この問題を解決すべく、興味のあるトピックを参加者が短い文字数で入力し、リアルタイムで相互投票によるランキングを集計する TokenCast システムを設計・実装し、講演会や勉強会などで運用した。その結果、傾向を把握しやすくする効果にとどまらず、興味を高めるのに時間がかかるようなトピックについて参加者の興味をあぶり出す効果が観測され、投票者数の多い 55 件のトピック中の 22% が該当した。この現象を本稿では、“コミュニティの共振現象”と名付けて分析を行い、共振の要件を示した。参加者間で価値の発見が連鎖することにより、後から重要なものを見落とさないだけでなく、イベント自体を創発的な場に変化させる効果を持つ。

キーワード: TokenCast, Twitter, 認知負荷, ソーシャルフィルタ, 共振現象

Social Resonance in Community Observed by A Real-time Ranking System

KIYONOBU KOJIMA^{1,a)} HIDEYUUKI TOKUDA¹

Received: April 14, 2014, Accepted: October 8, 2014

Abstract: Recent open conferences sometimes use Twitter to establish supplemental communication channel identified by hashtags. Still, many posts may cause a heavy cognitive load to track them for both speakers and participants because each post has the even priority and is listed in chronological order. We designed a real-time ranking system, TokenCast, which allows participants to post and vote their interests in short words as hashtag. Through experimental operation in some lectures, the trends of topics were aggregated even if spams exist. In addition, the system helps participants to extract their hidden interests by taking longer time than their straight interests. We found that 22% of top 55 topics were brought by this effect, which we name as social resonance, and discuss the requirement to bring the effect. The chain of discoveries by some participants helps others to find important topics and will help the conference to increase innovative interaction.

Keywords: TokenCast, Twitter, cognitive load, social filter, social resonance

1. はじめに

1.1 背景

ソーシャルメディアは、オンライン上にとどまらず、実環境のコミュニケーションと組み合わせて、コミュニケー

ションに影響を与えている。2007年に登場した Twitter は、講演会や勉強会の場で、口頭による主たるコミュニケーション（主チャンネル）と並行して、参加者から発表者、もしくは参加者間のオンライン上の文字による補助的なコミュニケーションの場（副チャンネル）を提供するツールとして利用されるようになった。参加者の意識を高め、発表者がコメントを把握しながら内容を提供することで参加者と発表者の関係を強め、活性化効果をもたらしてきた [1]。

¹ 慶應義塾大学
Keio University, Fujisawa, Kanagawa 252-0882, Japan
^{a)} jima@ht.sfc.keio.ac.jp

Twitterの一般的な利用は、興味のある投稿者をあらかじめ登録（“フォロー”と呼ぶ）し、オンライン上で投稿された内容を時間順に閲覧する。Atkinson [1] が利用例を記述しているように、イベントなどで利用する場合には、開催者や発表者がハッシュタグと呼ばれる“#”から始まる文字列を決めることが多く、参加者はその文字列を検索キーとして指定したり、投稿時に文字列を付加したりすることで、他の参加者のフォロー操作を行わなくても相互に投稿を参照できるようになる。モバイルインターネット環境が整ってきたために、参加者が持参したPCやモバイル機器を用いて、開催者がサーバやクライアントアプリケーションなどを準備することなく、その場で副チャンネルを構築できるメリットは大きい。また、インターネット上のサービスであるため、遠隔地などへのビデオ配信先からでも容易に参加できる。

一方で、参加者が多数になると、発表者や参加者がメッセージを逐一読んで把握する負荷は高い。発表者がその場で対応する必要がないメッセージも多く流れ、スムーズな運営のために発表者への質問などを整理する第三者を置く場合もある [2]。また参加者にとっても講演と並行して副チャンネルを読み、反応する負荷は小さくない。特に近年、PCではなくタブレットやスマートフォンを利用する場合も多くなり、小さい画面での閲覧やキー入力の負荷は増加している。

1.2 研究の目的

筆者らはこれまで、ソーシャルフィルタと呼ばれる効果に注目してきた [3]。Twitterでは、他のユーザが発信した投稿の中で気になるものについて、自分の購読者に向けた再発信（“リツイート”と呼ぶ）が行われる。これにより直接フォローしていない発信者の情報であっても、重要なものはフォローしている誰かが拾い上げて何度でも伝達される。このようなフォロー関係で成り立つ人的ネットワークを介して、価値のある情報が収集・選択される“ソーシャルフィルタ効果”によって、Twitterは重要なニュースを容易に入手できるメディアとして認識されるようになった [4]。受信した履歴情報をすべて把握しなくても、随時閲覧することで自分に役立つ情報を得られるメディアとして利用されている。

一方で、Twitterユーザは自分に適した情報を得るために継続的にフォロー先を見直すことが多く [3]、一時的な目的でフォロー登録をすることは見直す負荷を増加させるため、好ましくない。イベントでTwitterを利用する場合に、ハッシュタグを付加したメッセージを機械的にフィルタリングすることで、フォロー登録が不要になるメリットは大きい。人を介した収集・選択が行われなくなるデメリットをかかえている。同一ハッシュタグのついた投稿が時間順にすべて表示され、画面のスクロールによって古い

投稿を押しよけるため、重要な投稿を見逃さないように投稿を確認する認知負荷が高い。本研究は、ソーシャルフィルタ効果に発想を得て、講演会などの一時的なイベントにおいてオンラインコミュニケーションツールを利用する際に、発表者や参加者が投稿を逐一確認する認知負荷を低減させながら、主題を把握し、かつ大事な投稿を見逃さないようにすることを目的とする。

1.3 関連研究と本研究の位置づけ

Twitterの登場以前から、会議や授業におけるチャットシステムの併用やオンライン上での議論の際に、重要な投稿を抽出する研究が行われ、発信者や他の参加者、機械による分類やタグ付けが提案されてきた。RemoteWadamanVに実装されたセマンティック・チャット機能 [5] では、発信者が投稿する際にタグを付加することにより会話の遷移の分析とタグの活用を提案している。On-Air Forum [6]、backchan.nl [7]、Speakup [8] では、投稿に対して他の参加者による同意/非同意などを入力し、評価の高い投稿について表示を際立たせる提案をしているが、参加者は議題から外れた投稿（逸脱投稿）にも高い評価を行うことが多く、会議の活性化には寄与しても認知負荷の軽減には課題がある。Kairos Chat [9] は表示継続時間の異なる複数の表示領域を提供し、議題との関係に応じて発信者が表示先を選ぶことによる逸脱投稿の分離を提案している。Chatplexer [10] では、学生のゼミ内での発表のように参加者から意見を収集する場では、受益者が発表者であることに着目し、参加者の評価を用いずに発信者の指定する属性に基づいて発表者にとっての重要度を推定しようとしている。

一方、Twitterはテレビ放送されるような政治家のスピーチやスポーツなどの大きなイベントでも用いられるが、個別に投稿を追うのは事実上不可能である。Dorkら [11] は傾向を把握するために、発信者が内容のテーマやコンテキストとして付加するハッシュタグを用いて集約し、写真のサムネイルと合わせた可視化表現を提案している。Maら [12] はハッシュタグが人々の興味の変遷を集約的に分析するために有効であるとし、ハッシュタグを分析し、人気が続く期間の予測を提案している。

ハッシュタグは、Twitterの検索以外にもWeb上のブックマーク、ニュース、ブログの検索でよく用いられ、ハッシュタグの利用頻度や関連性によって、フォントの種別、サイズ、色を変えたり、表示の配置を工夫したりすることで、一覧性と探しやすさを両立させる表現が模索され、タグクラウドとして普及している。同時に、眺めているだけで内容の傾向を把握できる効果があり、可視化の表現手段として有効と考えられる。Rivadeneiraら [13] は一般に用いられる表現手法の効果を評価し、Hassan-Monteroら [14] は検索目的に合わせた配置表現を提案している。

従来、会議におけるチャットやTwitterの併用では、自

由に投稿された内容に対して、人々の興味対象や重要度を推定しようとしていた。本研究では、ハッシュタグのようなメタ情報のみを参加者が直接投稿することにより、参加者の興味を集約しやすくし、ハッシュタグで行われる可視化手法が利用できると思った。このため、興味の対象を20文字以内で発信し、相互に投票した結果をランキングとして表示するシステム TokenCast を開発した。講演会など、口頭でのコミュニケーションと並行して利用されるときは、表現の自由度よりも認知負荷の低減が重要であり、文字数制限が認知負荷の低減に直接寄与すると同時に、短い表現で上位概念の投稿を促すことで、逸脱発言を抑える効果を期待した。

このシステムの運用の結果、皆の興味が高いトピックを抽出する効果にとどまらず、コミュニティにおける共振現象と呼べるような、各自の興味をあぶり出し、盛り上げる効果を観測した。他の参加者が価値を発見することで、後からでも重要なものを見落とさないシステムを実現できた。本稿ではこの現象に特に注目して報告する。システム設計方針を次の2章で述べ、3章で運用とその結果の分析を論じ、4章では共振現象を引き起こす要件を考察し、5章では今後の展開可能性について述べる。

2. TokenCast システムの設計・実装

TokenCast システムについて、設計方針と仕様を述べる。各参加者が興味を持ったトピックを随時入力（投票）し、投票を基にしたランキング表示によって、参加者が共通して興味を持ったトピックが継続して表示されるようにする。参加者が多数になることで大量の投稿を生むのではなく、参加者にとって重要なものをより明確にするコミュニケーションシステムを目指す。

2.1 イベントの登録と参加

講演会などのイベントでシステムを利用するには、名称や期間などを入力し、イベントを識別する ID を発行する（図 1）。開催者は Web アプリケーションである本システムの URL と ID を参加者に伝え、ブラウザで URL を開き、指定された ID を入力して参加する（図 2）。参加を容易にするため ID はなるべく短い桁数の数字を発行するが、同時に開催する他のイベントが多数の場合や、イベント開催期間が長い場合は桁数を増やして発行の余地を増やしている。イベント開催期間はシステムのリソース確保やイベントの特性をあらかじめ把握する目的も持っている。

2.2 共有する文字情報の設計方針

講演では、言語による情報が中心であるため、Twitter や一般のチャットシステムと同様に文字により情報共有することにした。Twitter を副チャンネルとして利用する場合、講演前後の利用や非参加者への伝達など多面的な活用が考



図 1 イベントの登録画面

Fig. 1 Screen shot for registering the event.



図 2 参加者の登録画面

Fig. 2 Screen shot for joining to the event.

えられるが [1]、提案するシステムではまず、発表者、参加者による講演中の活用に狙いを絞ることにした。講演の場では、実際のスピーチや質問、拍手や頷きなどの主チャンネルを持っていること、場を通じたコンテキストの共有を行っていることから、オンラインコミュニティと同等の情報量は不要と考えた。むしろ情報量を抑えることで認知負荷を減らして議論のきっかけを与え、足りなければ主チャンネルを利用するというバランスを重視した。

Twitter におけるハッシュタグは元々、発信するメッセージの補助情報として付加していたが、これとは逆に、人気のあるハッシュタグ（たとえば、「#1度はいってみたいセリフ」や「#女子校あるある」）を「お題」としてそれに合ったメッセージを発信することもある。これにならない、参加者の興味のあるテーマや視点（トピック）をハッシュタグ程度の文字数で共有し、そこで表現しきれない情報は主チャンネルと組み合わせることとした。意図的に文字数を限定することで参加しやすくなり、同時に集約しやすくすることを狙った。Twitter 上に流れるハッシュタグの文字数を参考にするため、筆者らの以前の研究 [3] においてフォロー関係の変化を分析するためにサンプリングしていたユーザのデータを利用した。2012年5月までに登録された Twitter 全アカウントからランダムにサンプリングし、ユーザの言語属性が日本語である 413,440 アカウントについて、各々の最新の投稿にハッシュタグのついていた 13,868 件について、ハッシュタグの文字数の分布を求めた（図 3）。

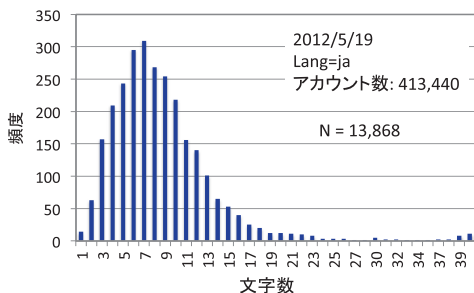


図 3 Twitter のハッシュタグ文字数の分布

Fig. 3 Distribution of character length of hashtag in Twitter.



図 4 主画面の構成

Fig. 4 Screen shot of the main screen.

一定期間の投稿をサンプリングする手法を用いると、その期間に流行したトピックや投稿頻度が高かったユーザによる偏りを生む可能性がある。サンプリングしたユーザの最新の投稿から抽出する手法では、各々投稿間隔は異なるため、抽出期間の設定が生む偏りを少なくできると考えた。この分布を参考に 96% をカバーする文字数として 20 文字とした。

図 4 に主となる画面例を示すが、参加者が興味を持ったトピックについて領域 ① に文字入力するか、他の参加者が登録することで一覧表示されている領域 ② のトピックの中から選択するかその後、③ で示すボタンで「投票」することでシステムに登録される。本稿では、トピックの登録操作を「投票」、そのイベントで登録されていないトピックを文字入力して最初に登録する操作を「最初の投票」と呼ぶ。参加者の興味を集めたトピックが領域 ② の一覧の中で上位に大きな文字で表示され、講演会の間に順位や文字の大きさが随時変動しながら最大で 10 個のトピックを表示する。この際に位置が変動するリストから項目を選択する操作はユーザに負荷を与えるので、順位が上がるトピック、下がるトピックは変動する前に振動するアニメーションによって変化を予告し、操作ミスを防ぐようにした。

2.3 興味の継続

参加者の興味は、本来ある程度の期間継続する性質のものであるが、たとえばトグルボタンのように興味の始まった時点でオン操作し、オフ操作をするまでオン状態が継続するような UI はそぐわない。興味がなくなってもオフ操

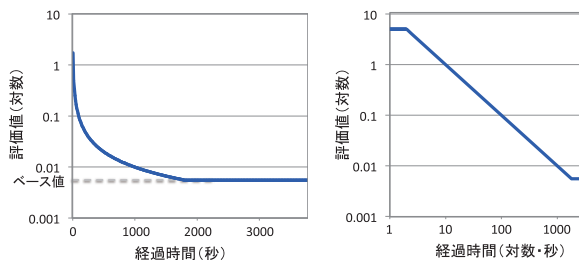


図 5 投票による評価値の変化

Fig. 5 Transition of score for each vote.

作をし損ねる懸念に加え、興味は有か無かの二値ではなくアナログ量で変化するため、ユーザによってオフ操作をする時点での興味の度合いがまちまちになる。そこで「投票」操作の後、一定の期間で興味が漸減するという仮定をおき、興味が継続していれば何度でも「投票」操作をすることでユーザの継続的な興味をシステムに伝える仕様とした。自分が投票したトピックは呼び出しやすいように図 4 領域 ④ に履歴を残す仕様とした。

1 ユーザが時間 t_0 に投票してから、そのトピックについての興味の度合い $V(t)$ を時間 t (秒) における評価値として、式 (1) のような逆数として設定した。この評価値の遷移を図示すると図 5 に示すような減衰曲線となる (両対数でプロットした図を図 5 右に示す)。

$$V(t, t_0) = \frac{10}{t - t_0} \quad (2 \leq t - t_0 < 1800) \quad (1)$$

$$V(t, t_0) = \frac{10}{1800} \quad (t - t_0 \geq 1800) \quad (2)$$

時間経過によらず一定の興味は残存すると考え、式 (2) のようにベース値を設け、投票開始から 1,800 秒でこの一定量に達するように設定した。講演などで 1 つのトピックが継続する時間と、興味が続いている間ユーザに何度も投票してもらう操作の煩雑性のバランスを考え、30 分 (1,800 秒) とした。同じユーザが同じトピックに投票すると、経過時間が 0 からのカウントに戻る。

2.4 トピックの評価値

ユーザごとの興味の評価値を合算してトピックの評価値とする。同じユーザ ($User_1$) の投票は経過時間のリセットにとどまるので、違うユーザ ($User_2, User_3, User_4$) が投票することで、図 6 のように変化することになる。このとき $User_i$ がそのトピック (topic) に最後に投票を行った時間を t_i とすると n ユーザが投票した場合の評価値は式 (3) で表される。

$$V_{topic} = \sum_{i=1}^n V(t, t_i) \quad (3)$$

図 4 ② におけるランキングは、この評価値でソートした上位 10 トピックを表示している。また、順位が変わらなくても変化する評価値をユーザに伝えるために、この評価

値の対数を用いてフォントのポイント数を変化させて表示するようにした。変化していることを認識しやすくするためにポイント数は連続量でなく整数値で離散的に変化させている。式 (1) の評価値は時間の逆数としたため、図 5 右図に示したように、文字のポイント数が時間の対数に対して線形に減少する。1 段下がるまでの時間が倍々で延びていくことになり、ユーザにとって評価値の変化を把握しやすくなっている。

講演会の時間が経過するとある程度の評価値を獲得したトピックが上位を占めて、誰かが投票したとしてもランキング上で表示されない可能性がある。新規の投票が他の参加者の目に触れることで賛同する投票を集める機会を提供するため、投票直後は十分大きな値になるように図 5 の減衰曲線には経過時間に対する逆数を用いた。更新の間隔を細かくすれば十分大きな値をとることができる。

2.5 実運用上の仕様

実システムとしては、リモートからの参加者など主チャネルに制限のある参加者の利便性や Twitter など既存システムの置き換えとしての要望をふまえ、140 文字までのメッセージを送信し、タイムラインと呼ばれる逐次表示す

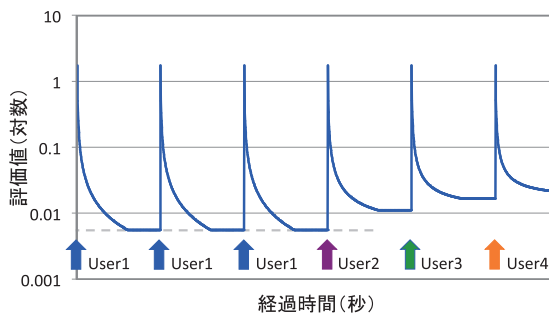


図 6 複数ユーザの投票の評価値

Fig. 6 Transition of score for multiple voters.

る機能もオプションとして提供している (図 1 の「利用モード」)。このオプションを利用した場合、ランキングが 11 位以下になったトピックであってもタイムライン上で参照することができる。

3. TokenCast システムの運用と分析

2 章で述べた TokenCast システムの狙いを検証するための実証実験について報告する。

3.1 運用対象

講演会・勉強会に習慣的に PC やモバイル機器を持参し、Twitter やチャットシステムによる副チャネルの利用に違和感を持たないユーザを対象とするため、筆者らが関係する大学と企業の内部イベントで運用を行い、表 1 に示す 12 回のイベントでデータを取得した。イベント内での最初の投票から最後の投票までの時間を“期間”とした。イベント内で本システムにアクセスしたユーザ数を“システムへの参加者”としているが、授業や会議にはほとんど全員が PC を持参する環境であり、ほぼ会場の参加者数に近い。最初の 2 回は筆者らが直接主催するイベントで個別に運用したが、2013 年 10 月からは実験サービスとして継続的に運用し、一般のユーザでも利用できるようになった。筆者らが同席しないイベントについては、その場の意図を理解するのが困難な言葉について、主催者へのインタビューを行って発信内容の分類を行った。

3.2 投票されたトピックの文字列

トピックには、ハッシュタグのような単語を中心とした短い表現を想定していたが、実際には長い表現も多く見られた。今回の運用におけるトピックの文字数分布を図 7 に示す。ハッシュタグは検索用途を意図して付加することが多いが、TokenCast ではトピック自体が内容の表現であり、実際には文の形式も多く、図 3 に比べて文字数が長いもの

表 1 イベントの状況

Table 1 List of all events.

ID	日付	場所	形式	期間 (秒)	トピック数	システムへの参加者	投票者	最初の投票者
1	2012/9/6	企業内	Lightning Talk	6,492	74	43	42	28
2	2013/6/17	企業内	複数の講演	5,526	25	43	21	10
3	2013/10/17	企業内	会議中のアイデアだし	273	13	16	14	9
4	2013/10/24	大学内	グループミーティング	3,469	19	16	10	8
5	2013/11/7	大学内	授業 (パネルディスカッション)	6,710	64	51	38	22
6	2013/11/14	大学内	授業 (パネルディスカッション)	21,906	79	46	31	23
7	2013/11/14	大学内	グループミーティング	2,782	12	5	5	4
8	2013/11/28	大学内	授業	5,887	72	41	22	13
9	2013/11/30	大学内	学生の発表会	31,312	70	36	21	17
10	2013/1/31	大学内	学生の発表会	25,144	22	21	8	8
11	2014/3/19	企業内	講演	97,012	20	34	16	9
12	2014/3/28	企業内	講演 + 長時間質疑	4,749	51	37	21	12
計				211,262	521	389	249	163

表 2 トピックの分類
Table 2 Classification of topics.

トピック分類	トピック数	投票回数	平均投票者	投票回数/人
講演や発表資料に関するトピック	355	989	2.01	1.38
講演者に関するトピック	4	21	3.25	1.62
あいさつ (「はじめます」「ありがとうございました」「楽しかった」など)	7	17	2.14	1.13
運用上のメッセージ (発表順や議事録の注意, マイクの音量, 資料の見やすさ)	12	29	1.33	1.81
会場の様子 (会場の温度やにおい, 満席具合, 参加者の服装)	14	74	3.93	1.35
このシステムへのコメント	18	50	2.33	1.19
参加者に関するトピック (学生間での話題)	26	222	2.69	3.17
意味を持たない投票 (試しに入力した文字や絵文字)	31	132	2.13	2.00
講演や参加者と無関係なトピック (「おなかすいた」「眠い」や流行語, 飲食物)	54	241	2.48	1.80
計	521	1,775	2.16	1.58

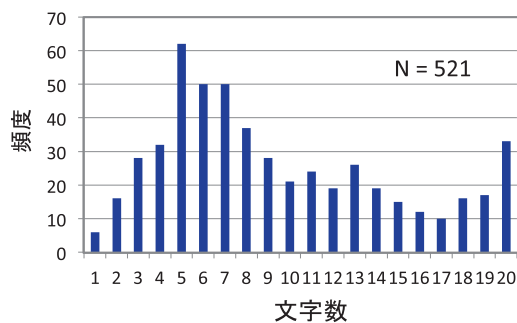


図 7 トピック文字数の分布

Fig. 7 Distribution of character length for each topic.

が多くなった。最大の 20 文字になったトピックが約 30 件あるが、このうち明らかに途中で文字数が足りなくなったものは 2 件、逆に「・・・」や「www (笑いの意)」を使って 20 文字まで埋めたものが 2 件あるほかは、20 文字以内に収まるよう表現を工夫したものが多かった。

3.3 投票トピックの内容

利用に際しては、講演に関係ないトピックであっても参加者を知るヒントになると考え、特にシステムの利用目的を限定せずに、興味のあるトピックを投票するよう案内した。投票されたトピックは、表 2 のように分類できた。Ebner ら [15] が分類した一般の副チャンネルとほぼ同様の投稿がされたが、講演内容の記録にあたる投票がなかったことが特徴的であった。時間軸を持たないこと、イベント外との直接のつながりを持たないこと、文字数制限が厳しいことが原因であると考えられる。

本システムでは同じトピックに何度でも投票できるので、重複投票の平均値を“投票回数/人”(1 人あたりの投票回数)として表 2 に示した。“トピック数”, “平均投票者”, “投票回数/人”を乗ざると“投票回数”になる。“運用上のメッセージ”は、投票する人が限られるので投票者数は少ないが、注意事項がリマインドされるので 1 人あたりの投票回数は多い。“会場の様子”に関しては、講演などの内容が始まる前に投稿されることも多く、同調者(平均投票者)

が多い。“参加者に関するトピック”は、学生間で囃し立てる傾向があったために 1 人あたりの投票回数は多い。

講演者にとって必ずしも好ましくない、“講演や参加者と無関係なトピック”, “意味を持たない投票”, “参加者に関するトピック”に関して、トピック数は多くはなかったが、投票回数は多かった。本システムでは既投稿から選択して投票できるため、Twitter に比べて投稿が容易であり、自分たちの興味を表現する場としてこのような逸脱投稿にあたるものを積極的に利用しているように見える。ただし、各自が気ままに表現するのでなく、似た意図のものが 1 つの表現に集約されるために、ランキングの上位を獲得しやすくなる代わりに、ランキング中の 10 件が同じような投稿によって独占されることはなかった。このシステムでは、講演者の意図に沿わない投稿の遮断は期待できないが、むしろ投稿自体が集約することで、他のトピックがランキング内に共存でき、その中からゆっくりと大事なものを拾い出すことができる。これは、従来の参加者による評価システムにおける、不要なものを分離する手法と異なり、目立たせて集中させることで、逸脱投稿が占めるスペースを最小化することになる。

本システムでは図 4 にあるように、ランキングに並んだトピックの一覧が、入力の手間を減らすための候補文字列であるような UI 配置になっている。入力されたトピックは必ずしも 2 章で想定していたハッシュタグのような単純なものではないが、文字数が短いことで一覧性は高く、こなれた表現が上位にくるので、トピックという名前空間の中で投票を集約させやすい。もし表 2 の投票回数にあたる投稿が時間順に表示されれば、3 件に 1 件 (1775 件中 595 件) が逸脱トピックにあたるが、トピック数で見ると 10 位のうち 2 件にとどまり、“講演や発表資料に関するトピック”が 68% を占める。この結果から、認知負荷を低減させながら、議題に沿った興味の傾向も逸脱トピックの傾向も把握し、かつ大事なものを発見しやすくするという研究目的を満たす状況を提供している。一方で、逐一確認しなくても重要なものを発見できるためには評価値の時間遷移の

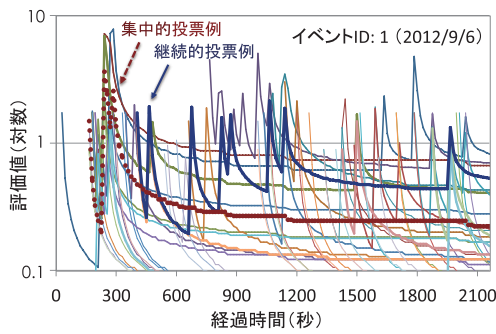


図 8 トピックごとの評価値の遷移

Fig. 8 Transition of value for each topic.

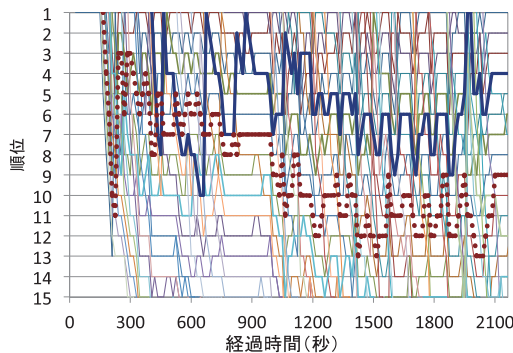


図 9 トピックごとのランキングの遷移

Fig. 9 Transition of ranking for each topic.

分析が重要であり、次節以降に述べる。

3.4 評価値およびランキングの変遷と投票の継続性

運用例における各トピックの評価値の変遷を図 8 に示す。「集中的投票例」(赤色で示す太い点線)に示すように多くのトピックへの投票が数分のうちに収束していくのに対して、「継続的投票例」(紺色で示す太い実線)で示すように 10 分以上にわたって投票され続けるトピックが特徴的であった。また、図 8 に対応したランキングの遷移を図 9 に示す。同様に、集中的投票例を太い点線(赤色)で、継続的投票例の遷移を太い実線(紺色)で示す。投票の少ない他のトピックは、評価値が早期に下がりランキング圏外になるが、集中的投票例では、開始直後に集中して票を得ているのでランキングが下がる速度は遅く、新たなトピックが上位に登場しても、すぐにそのランキングが下がることで、順位が上下しながらランキング内に長い間残った。また、ランク外である 11 位以下になって表示されなくなったとしても、他のトピックのランキング低下にともなって再びランキングに現れている。すべての投票がなくなつてから 30 分(1,800 秒)経つと、最終的にはベース値の合算となり、投票者数でランキングが決まることになる。

継続的投票例にあげたトピックは、発表者の自己紹介のページに書いてあったものの言及されなかったものであった。最初の投票のあと、すぐには投票の反応がなかったが、

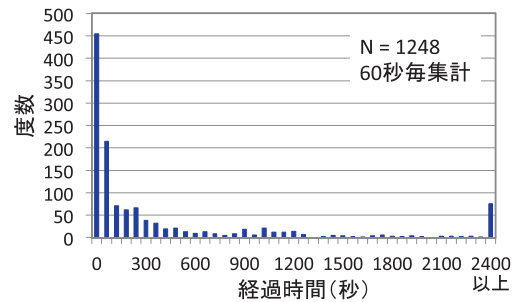


図 10 最初の投票からの経過時間ごとの投票数

Fig. 10 Frequency of durations after first vote.

ランキング中に出ているのを他のユーザが見て、徐々に興味を引き立てた例と考えられる。興味のきっかけを与えた発表内容が変化していく中で、誰かが投票したタイミングでは高まらなかった興味が、時間をかけて引き出されるように見える。投票数が少なくても、投票され続けて順位をキープしているうちに、別の参加者の興味が追いつき、これが連鎖していく。従来であれば新しい投稿によってかき消されてしまいがちなトピックであり、重要なトピックを長期に保持する現象として注目していく。人によって興味を高める時間が異なる場合でも、このように相互作用によって共通の興味として表出する現象を“コミュニティの共振現象”と名付けた。

継続的な投票の特徴を調べるため、まず、各トピックの最初の投票から 2 番目以降の投票までの時間について 60 秒ごとの分布を図 10 に示す。表 1 にある 521 件のトピックのうち、2 つ以上の投票のあった 213 件に対する 1,248 投票について分析した。最初の投票の直後に続く投票が多く、その後漸減していくが 900 秒から 1,200 秒までの範囲で再び増加傾向が見られる。表 1 にある開催期間を超えることはなく、またイベントの終了直前に初めて投票される場合もあるため、長く継続しうるトピックが途中で中断されている可能性もあるが、いずれにしても、このように最初の投票から 900 秒を超えて継続していく投票に注目して、この後詳しく見ていく。

3.5 投票パターンの分類

900 秒以上継続するトピックが必ずしも前節で述べた共振現象によるものとは限らない。共振現象に該当する投票パターンを抽出するために投票の遷移について分類を試みる。投票の傾向を見るにはある程度の投票数が必要なので、全イベントの中から投票者数が 8 以上のトピック 24 件について、図 11 に投票率(累積投票者数 ÷ 参加者数)の時間遷移を示した。横軸は対数で表示しているため、 $t=0$ である最初の投票はプロットしていない。重複して投票された場合にはプロットするが投票率は上がらない。これらの遷移を大きく 3 つ(詳細で 4 つ)のパターンに分類し、図 11 中に各々の典型例を強調して凡例で表示した。この分類を

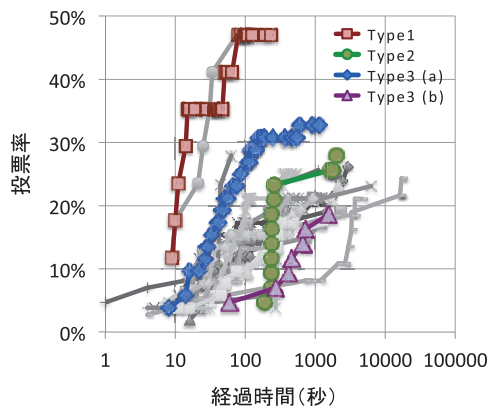


図 11 トピックごとの投票率の遷移

Fig. 11 Transition of voting rate for each topic.

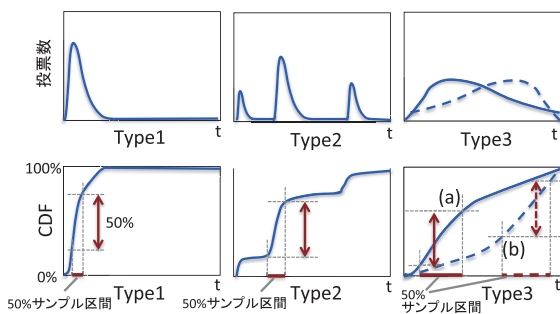


図 12 タイプごとの投票パターン

Fig. 12 Classification of vote.

図 12 に模式化し、経過時間による投票数の分布を上部に、累積分布関数 (Cumulative Distribution Function, CDF) を下部に示した。

Type1 は講演内容に直結して理解しやすいトピックや無意味のトピックの場合に多く、ユーザの反応が短期間に集中し、その後若干の追加的な投票があるものの短期で収束して数百秒を超えることは少ない。一方でさらに長く続くようなトピックは、ときどき集中して興味が集まるもの (Type2) と継続的にゆっくり投票が続いていくもの (Type3) に分類され、Type3 はさらに、投票がすぐには収束せずに継続するもの (a) と理解が進むにつれ徐々に投票を得ようになるもの (b: 図 12 の破線に該当) に分類できた。Type2 は、1つのトピックが講演中の違う文脈で何回か登場し、いくつかの投票群 (投票が集中するヤマ) に分かれる場合が該当し、各々が新規の投票と同様に数百秒以内で収束するのが特徴である。長期には継続するものの、外部環境の変化で生じたものであるため、参加者による共振現象と呼ぶのはふさわしくない。

Type3 には、イベントの基本テーマや参加者共通の問題意識など発表内容の変化に左右されにくいトピック (推薦技術系の講演会での“インタレストグラフ”)、発表に関連した投票者の提案 (ビッグデータの講演中での“スモールデータってないのだろうか”や生体電池の講演中での“人間を生体電池化しよう (提案)”), 発表資料にはあったが

説明がスキップされたトピック (注目している技術の資料中にあった“FireBreath”) など、発表の中で直接言及されなかった言葉や気づきにくい視点を発見的に参加者が投票したものがあげられる。(a) と (b) のどちらの型に近いかはこれらの種類とあまり関係がなく、“スモールデータってないのだろうか”は (a) だが、“人間を生体電池化しよう (提案)”は (b) に近かった。共振度合いは (b) の方が高いと考えるが、前者であっても当初は投票しなかった人々を徐々に投票に導いた点で共振と考えている。副チャンネルに投票されたトピックと主チャンネルである講演内容が離れて行く中で、両者を並行して解釈するのに時間がかかるようなものがこの Type3 に該当する。3.3 節に述べたように皆の興味がいくつかのトピックに集約するため、注目を得る以前のトピックにもランキング中にとどまる期間が与えられ、その間に参加者の理解が追いつくと考えられる。

3.6 定量的分類手法

次にタイプごとの分類を定量的に行う方法を検討する。ポイントとなる Type2 と Type3 の区別は分散分析で可能になるが、投票総数が少ないために各々の群において十分なサンプル数が存在しない。このため簡易的に、投票総数の半数 (小数点以下繰り上げ) を集中して投票する領域を抽出することとした。たとえばあるトピックへの投票数が 5 で各々の投票経過時間を a, b, c, d, e とすると、連続する 3 票である [a,b,c], [b,c,d], [c,d,e] の組合せのうち標準偏差が最も少ない区間を求めた。図 12 に矢印で示したように、投票の 50% が集中している区間 (50% サンプル区間) にあたる。Type2 では、ヤマがいくつかあっても、投票数の半分が集中するような大きなヤマが 1 つあったため 50% を基準とした。投票者数が 5 以上の 55 件のトピックについて、全投票の経過時間の標準偏差と 50% サンプルの標準偏差の対応を図 13 にプロットした (横軸 1,600 以上、縦軸 120 以上の区間を 1/12 に圧縮して表示している)。各トピックについて、図 12 に示した投票パターンのタイプと図 13 にプロットした位置を比較することにより、Type1 とそれ以外 (Type2, 3) の間は全投票の標準偏差 200 (秒) を閾値とし、Type2 と Type3 の間は全投票の標準偏差 (σ_{total}) に対して式 (4) で示す閾値 $\sigma_{threshold}$ を決め、50% サンプルの標準偏差がこれを超えるものを Type3 とした。設定した閾値と各タイプの領域を図 13 に図示する。

$$\sigma_{threshold} = \sigma_{total} \times 0.07 + 8 \quad (\sigma_{total} > 200) \quad (4)$$

Type3 の (a) と (b) の分類については、図 12 右図にあるように、(a) と (b) で 50% サンプル区間の位置が変化するため、全体の平均値と 50% サンプル区間の平均値を比較することにより、投票初期に投票が多い (a) か、徐々に投票を集める (b) かのいずれかを判断することとした。

表 3 に、これらの分類によるイベントごとのトピック

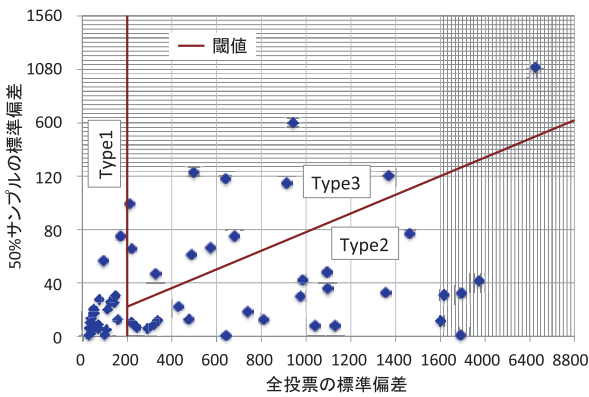


図 13 トピックごとの投票の経過時間の標準偏差

Fig. 13 Standard Deviation of elapsed time for each topic.

表 3 タイプ別のトピック数

Table 3 Number of topics for each type.

ID	4 投票者以下	Type1	Type2	Type3	計
1	66	3	3	2	74
2	21	0	1	3	25
3	9	4	0	0	13
4	19	0	0	0	19
5	52	8	2	2	64
6	69	3	6	1	79
7	12	0	0	0	12
8	68	1	3	0	72
9	63	0	4	3	70
10	22	0	0	0	22
11	18	1	0	1	20
12	47	0	4	0	51
計	466	20	23	12	521

数を示す。投票者数が4以下のトピックは遷移を分析するためのサンプル数が少なく、Type2が分離できないため対象から外した。ID(表1に対応するイベントのID)が3, 4, 7, 10のイベントは参加者数が少なく、投票者数5以上のトピックが少ないが、その他の8件のイベントのうち6件で、共振にあたるType3のトピックが1件以上該当した。大学内/企業内の別よりイベントの特性の影響が大きいと考えられ、Lightning Talkと呼ばれる短いプレゼンテーションが連続する講演会や、パネルディスカッションなど、テーマや議論の多様性が共振現象を増やす要因と考えられる。テーマに多様性があるイベントでは、同時にType2に該当するトピックも多いが、これはテーマ間で共通するトピックに離散的に投票されるためと考えられる。逆に、授業や単一テーマによる講演などでは、講演者が主チャンネルで特定テーマについて繰り返し言及して議論を深めることが多く、参加者が発見的に投票するよりも主チャンネルのトピックに直接反応する結果として、Type3に比べてType2に該当するトピックが多くなると考えられる。共振現象は、特に複数テーマを題材に多様な価値観を持った人たちが参加するイベントにおいて、参加者にとっての創

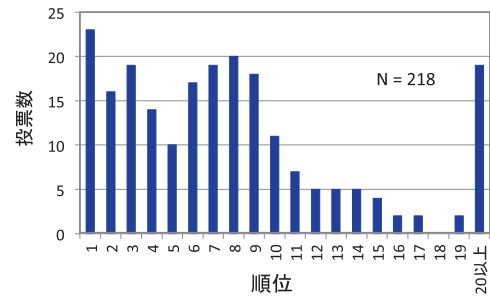


図 14 60秒以上経過したトピックを投票した際の順位

Fig. 14 Distribution of rank when re-voting after 60 seconds.

発の場を提供する役割が期待できるといえる。

Type3に該当するトピックは、12イベントの合計で12件と絶対値としては多くはないが、投票者数で上位にある55件を母数とする中の22%にあたる、3.4節に述べたように投票者数が多いものがランキング上位に残るため、平均するとランキングの上位4.6(55/12)件中の1件がType3に該当するトピックとなり、今回判定対象外であったものも同率と仮定するとランキング10件中に2件以上あぶり出されてくることになる。また、Type3の(a)と(b)の分類のため、50%サンプル区間の平均と全体の平均を比較すると、全体平均より50%サンプル区間の平均が大きく(b)に近いと判断できるものは12件中5件であった。

本節で述べた判断手法を用いることで、今後の自動分析や、分析をふまえたユーザへの提示により共振現象の強化が可能になると考える。今回はサンプル数が少ないので、Type3が一部の群に混在した“Type2”や50%をカバーするような大きな群を持たないType2は想定していないが、サンプル数が多くなる大規模イベントでは分散分析を用いて詳細に分析が可能である。

3.7 投票行動に対する投票順位の影響

Type3はType2と違って投票のきっかけになる環境変化がないため、共振現象を誘発するには、連続的には投票されていないトピックを取り上げるきっかけが重要になる。実際のイベントでは、順位が下がったものを応援するような動きを感じられたため、順位が変動したときに注意が主チャンネルから一時的に副チャンネルに向けられ、それがきっかけになるのではないかと考えた。この仮説を確認するため、投票した際に、そのトピックに対する最後の投票から60秒以上経過していたものを選び、その際のランキング中の順位を図14に示す。

新規入力したものが登録済みのトピックに偶然該当する場合、また、自分の投票履歴(図4④)や2.5節で述べたオプション設定による履歴を参照する場合により、11位以下のトピックへの投票も存在している。人気が集まる1位に投票する機会が多いが、2-3位、あるいは6-9位が多く、5位と10位が少ない。本システムでは、2.2節で示し

た仕様によりアニメーション表現でランキング変化を伝えているために、順位の入替わりが目立つ。上位では1位から下がったタイミング、下位ではランク外に下がる前のタイミングでそのトピック順位をキープしようとする動機が再評価のきっかけを与える一因になっていると考えられる。この際に、投票者が操作するための時間的余裕を意識するためにランク外直前の10位より6–9位が多いと考えられる。

一般のタグクラウドでは、閲覧性を考慮して項目数を増やせるようにフォントサイズを変えているが、本システムでは時間経過によって変化していく様子をユーザに把握してもらうために文字の大きさを変化させている。順位が変わらなくても評価値が下がっていけば文字は小さくなり、競合が増えて10位のトピックの評価値との相対値が下がればやはり小さくなる。ユーザがあるトピックの順位をキープしようとしたときに状況が分かるような設定になっている。この結果、本来気がつきにくい小さい文字であったとしても、次から次へと順位を追い越され、小さくなったときこそ注目を集めるようになったともいえる。Twitterを利用すると、新規の投稿が行われるたびに表示全体がスクロール表示されていくため、変化のポイントを把握しにくい。それに対してTokenCastでは、主チャンネルである講演に注意を注いでいるときでも順位の変化を把握しやすく、ランキングを保持すべきタイミングで投票行動を誘発していると考えられる。

4. 共振現象の考察

3章では、従来のシステムでは時間経過とともに画面外に追い出されてしまうトピックがあぶり出される共振現象を示したが、本章では従来のチャット併用会議における参加者評価と比較して共振現象が起きる理由を考察し、今後他のシステムでも共振現象を活用できるように要素を整理する。

4.1 共振現象を起こすシステム側の要素

図10にあるように、最初の投票から何分も経過してから投票が行われるためのシステム視点での要件をあげる。

- 投票候補が見えていること
 - 候補の閲覧性が良いこと

本システムでは、文字長を20文字に制限していることで、一定の画面サイズの中でスクロール操作することなく多くの項目を一覧できる。また、画面構成がシンプルで1つの表示領域で基本操作が完了できる。
 - リスト中の項目数が安易に増えないこと

一般にチャットシステムは、投稿の時間を基準として表示されるので、内容が似ていても、投稿タイミングや発信者ごとに似たような内容が独立して投稿される。本システムでは、同じユーザが重複して投

票することを許し、また、新たな投票時にはランキング内のトピックを候補として参照しながら入力することになるので項目数が発散しない。

- 投票するきっかけがあること

時間経過を表現するために、投票されていない項目の表示色を薄くするなど目立たなくする手法は従来から用いられてきた。本システムでは、人気のあるものは大きく目立つ一方で、上位に張り付いたトピックよりも、順位が入替わりながら下がっていくものの方が動きをとまなうことで目立つ。Yuizononoら[16]はチャットデータをスクロール表示することで気付きを高める提案を行っており、同様に動きの効果は大きいと考えられる。一方で3.7節に述べたように、ランキングから外れるタイミングが予想でき、内容を再考して投票を行う時間的な余裕があることが重要である。チャットシステムの場合には、新しい投稿が行われるたびにスクロールし、内容を評価する時間的な余裕がない場合も多い。

これらの要件が満たされたうえで、長期の反応を誘発するような最初の投票が必要で、さらに投票するきっかけと参加者の興味の高まりのタイミングが合うことで共振が起こると考えられるので、これらのユーザ側の要素を次節で検討する。

4.2 共振現象を起こすユーザ側の要素

- 参加者視点でなく発信者の視点で評価を行うこと

従来のチャットシステムにおける相互評価では、チャットが先に発信されて、受け取る立場での評価を用いていた。図15の(a)に模式的に示す。基本的には投稿者がフィルタに入力した後の仕組みである。最初に投稿を受け取ったうちの誰かがすぐにその価値に気がつかない場合、表示の優先度が上がらず、過去の投稿を改めて参照する動機は乏しい。一方で、本システムでは発信者の立場で過去の投票トピックを参照し、同調

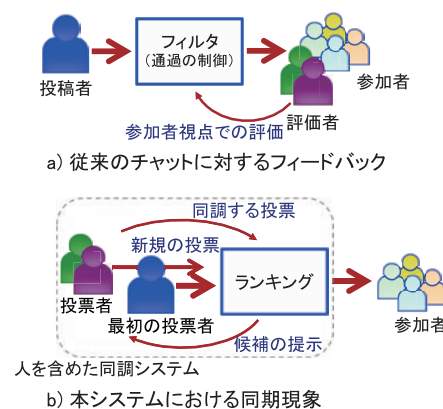


図15 従来手法との比較

Fig. 15 Comparison with prior work.

するか別のトピックでそれまでのトピックと争うかを決めることになる。運用事例であげると、笑顔を推進するシステム作りの講演で「笑顔じゃないと通れない改札」が3票を得て上位のトピックにあがっている状態で、絵文字による笑顔表現と「←笑顔で改札」を足したトピックを新規に投票した例があった。新規の投票は一時的に順位を上げるので、先行するトピックとの間で順位変動を繰り返し、どちらが好ましいかという比較の中で投票が進み、この例では前者への投票は止まり、後者が9票を集めた。一方で、「プロモーション重要」という先行投票に対して「プロモーション!」を新規投票した例では誰も同調せず、その後の投票者は先行投票に同調した。このように発信者の立場で先行する投票を評価する必然性があることで、過去の投票に対する投票も動機づけられるし、トピックという名前空間で集約が進む特性を持つ。

図 15 (b) に模式的に示すが、投票者は発信者の立場でシステムから提供される候補に敏感になり、同調して投票するか、新規投票を発信するかを選択する。上の例は名前空間が対象であったが、3.7 節に示したように、順位の変動する候補に刺激されて自分の興味が高まる場合は時間的な同調が起き、投票のタイミングが揃うようになる。

- 長期の反応を誘発するような投票を動機づけること
本システムのユーザの中には、皆の評価を得るというより、3.5 節に共振例のトピックとしてあげたように、皆が気づくことが少ない情報や視点を発見的に発信する例が見られた。多くの賛同が得られなくても誰かが価値に気づき、連鎖する可能性がこのような投票を増やすと考えられる。

Twitter で数千人規模のフォロワー（フォロワ）を持つ、ソーシャルグラフ上で中位な回数にあたるユーザは、皆が容易に入手できる情報に興味を持たずに独自の入手ルートを模索し、一定のフォロワー数を得ている [3]。このような多様な視点を持ったユーザ層が Twitter におけるソーシャルフィルタリングの中核を担っている。共振現象の活用によって、イベントのような一時的な場においても多様な価値観で情報を発見することで、ソーシャルフィルタ効果を導くことができると考える。

5. 今後の展開

5.1 会場外への展開

2.2 節では、本システムの狙いを発表者、参加者による講演中の活用に絞った旨を述べたが、会場外に対しては講演内容をビデオストリーミングや Twitter を通じて流した上で、逆向きの伝達チャンネルとして本システムを利用すればよい。会場外の人数の方が多い場合には全員が同じタイ

ムラインを共有するのはさらに難しい。本システムを用いて集約されたトピックを伝えることで、会場外も含めた参加者の興味を把握しながら進行することが期待できる。一方で、会場内外では受け取る情報量の違いから興味を高める時間が大きく異なる可能性がある。会場外も含めて共振効果を狙うには、会場内外のランキングを分けたいうえでさらに集約する仕組みが必要と考えられる。

5.2 長期のオンラインイベント

本システムでは図 5 の減衰特性は固定とした。参加者が実際に集合するイベントでは、たとえ全体が 8 時間のイベントであっても、発表者や内容は分割されるのが一般的である。講演中に興味を持ったあるトピックが数時間にわたって価値を存続するのは現実的ではないと考えた。しかし、1 週間かけて行うオンラインプレストのような形であれば、このパラメータを変化させることで、興味が高まる時間が異なる別の興味を引き出せる可能性があり、オンラインならではの創作的な活動の場として展開を検討している。

5.3 リアルタイムソーシャルメディアとして

主チャンネルを Twitter として、本システムを組み合わせることにより、通常のオンラインソーシャルメディアとして利用する際に、自分のフォロワの興味をリアルタイムに把握して発信ができるようになる。従来も双方向のフォローをすることで、ある程度の把握ができたが、フォロワの多い有名人にとってはフォロワの興味は把握しきれなかった。Twitter においてリアルタイム性の高い話題が多く取り上げられるのは、即時性メディアの特性である一方、フォロワのことを理解していなくても、皆が共通して興味を持ちやすい無難な話題であるという側面もある。もしフォロワにとって役に立つ情報を持っていたとしても、皆の興味にヒットするか分からない情報は発信されにくい。

本システムでユーザの興味を集約・抽出したトピックを Twitter で情報が伝わる経路に対して逆方向に伝達すれば、フォロワから受け取る“お題”としての投稿が期待され、“今の興味に対応できる”ソーシャルフィルタリング効果が実現できると考える。Twitter で情報伝達の中核を担うユーザが、自分のフォロワが属するコミュニティの興味と、外部から入手した知見とをマッチさせて発信できる場を作り、今まで Twitter に載りにくかった創発的なコミュニケーションを提供することを目標に、現在システムの開発を進めている。

従来オンラインメディア単独では、購読者の興味を高め流行を起こすことが難しく、マスメディアを通じて皆の興味が高まったトピックを対象とすることが多かった。本稿で報告した共振効果を利用し、皆の興味を集中させることで流行を起こせるソーシャルメディアを目指す。

6. 結論

講演会などの一時的なイベントでは、Twitter の通常利用で行われるような人を介した情報整理が行われてこなかった。参加者の興味をハッシュタグのような抽象度の高いレベルで 20 文字以内で記述し、投票によるランキング表示を行う TokenCast システムを開発・運用した。ランキング表示により、似た趣旨の新規投票を防ぎ、既存のトピックへの集約効果を示した。議題から逸脱したトピックについては、全体の投票の 1/3 を占め、該当トピックをランキング上位に押し上げた一方、少数のトピックに投票が集約したために、10 件のランキング中で、本来のトピックと共存することができた。従来課題であった、投稿を把握する認知負荷を低減し、議題に沿ったトピック、逸脱トピック両方の傾向を把握し、かつ大事なものを発見しやすくするという研究目的を満たした。

さらには、時間遷移を分析することにより、解釈に時間がかかるために従来は埋もれがちであったトピックが、参加者間で抽出される“共振現象”を観測した。気づき難いトピックを提供する人と、時間をかけてもその価値を見いだす人の連鎖によるこの現象によって、重要な投票を後からでも閲覧できるようにした。この現象はテーマや議論の多様性のあるイベントで多く発生し、共振現象がイベント自体を創発の場として活性化する効果を示した。

最後に、この現象を他のシステムで活用するための要件を 4 つあげた。一覧性の良い情報を提示し、投票するきっかけを与え、新規の投票も先行トピックへの投票も同一手順にすることで、皆が気づくことが少ない情報や視点を発見的に発信するユーザを動機づけることが重要である。

7. むすび

雑誌の編集では、読者から記事に対するフィードバックのみを受けていると内容が偏るために、読者層が潜在的に持っている興味を先に把握するフィードフォワードが重要といわれている。ここで観測された共振現象をソーシャルメディアに取り入れ、フィードフォワードとして導入することで、多様な価値観で英知を交流させるサービスへと展開していきたい。

参考文献

- [1] Atkinson, C.: *The backchannel: how audiences are using Twitter and social media and changing presentations forever*, New Riders (2009).
- [2] Bingham, T. and Conner, M.: *The new social learning: A guide to transforming organizations through social media*, Berrett-Koehler Publishers (2010).
- [3] 小島清信, 徳田英幸: 非対称ソーシャルメディアにおける分散的及び探索的選択特性, 電子情報通信学会論文誌 D, 情報・システム, Vol.96, No.3, pp.371–380 (2013).
- [4] Anderson, C.: SPIEGEL interview: Maybe media will be

- a hobby rather than a job, *Spiegel online international* 28/Jul/2009, Spiegel (2009).
- [5] 由井蘭隆也, 重信智宏, 榎野晶文, 宗森 純: リアルタイムなコミュニケーション行為であるチャットへの意味タグ付加と電子ゼミナールへの適用, 情報処理学会論文誌, Vol.47, No.1, pp.161–171 (2006).
- [6] 西田健志, 栗原一貴, 後藤真孝: On-Air Forum: リアルタイムコンテンツ視聴中のコミュニケーション支援システムの設計とその実証実験, コンピュータソフトウェア, Vol.28, No.2, pp.183–192 (2011).
- [7] Harry, D., Green, J. and Donath, J.: Backchan.nl: integrating backchannels in physical space, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.1361–1370, ACM (2009).
- [8] Holzer, A., Govaerts, S., Vozniuk, A., Kocher, B. and Gillet, D.: Speakup in the classroom: Anonymous temporary social media for better interactions, *CHI'14 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pp.1171–1176, ACM (2014).
- [9] 小倉加奈代, 松本遥子, 山内賢幸, 西本一志: 発言者の主観的判断に基づき発言のエージング速度を個別選択可能とするチャットシステム, 情報処理学会論文誌, Vol.52, No.4, pp.1608–1620 (2011).
- [10] 小林智也, 西本一志: Chatplexer: チャットを併用する口頭発表における発表者のための重要発言選択支援の試み, 情報処理学会論文誌, Vol.53, No.1, pp.12–21 (2012).
- [11] Dork, M., Gruen, D., Williamson, C. and Carpendale, S.: A visual backchannel for large-scale events, *IEEE Trans. Visualization and Computer Graphics*, Vol.16, No.6, pp.1129–1138 (2010).
- [12] Ma, Z., Sun, A. and Cong, G.: Will this #hashtag be popular tomorrow?, *Proc. 35th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, pp.1173–1174, ACM (2012).
- [13] Rivadeneira, A.W., Gruen, D.M., Muller, M.J. and Millen, D.R.: Getting our head in the clouds: toward evaluation studies of tagclouds, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.995–998, ACM (2007).
- [14] Hassan-Montero, Y. and Herrero-Solana, V.: Improving tag-clouds as visual information retrieval interfaces, *International Conference on Multidisciplinary Information Sciences and Technologies*, Citeseer, pp.25–28 (2006).
- [15] Ebner, M., Beham, G., Costa, C. and Reinhardt, W.: How people are using Twitter during conferences, *Proc. 5th Edumedia Conference: Creativity and innovation Competencies on the Web*, pp.145–156 (2009).
- [16] Yuizonno, T., Kayano, A. and Munemori, J.: Data selection interfaces for knowledge creative groupware using chat data, *Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems*, pp.446–452, Springer (2007).



小島 清信 (学生会員)

1982年慶應義塾大学工学部卒業。1984年同大学大学院工学研究科修士。1984年ソニー株式会社入社。2009年慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科後期博士課程入学。現在、ソーシャルメディアの研究に従事。電子情報通信学会会員。

報通信学会会員。



徳田 英幸 (正会員)

1975年慶應義塾大学工学部卒業。同大学大学院工学研究科修士。ウォータールー大学計算機科学科博士 (Ph.D. in Computer Science)。米国カーネギーメロン大学計算機科学科研究准教授を経て、1990年慶應義塾大学環境情報学

部に勤務。慶應義塾常任理事を経て、現職。専門は、ユビキタスコンピューティングシステム、OS、Cyber-Physical Systems等。情報処理学会フェロー、日本ソフトウェア学会フェロー。現在、情報処理学会副会長、日本学術会議会員、情報通信審議会委員等を務める。