

博士論文 平成 26 (2014) 年度

人を介したフィルタリングを活用する  
ソーシャルメディアの構築と評価

A dissertation  
submitted in partial fulfillment  
of the requirements for the degree of  
Doctor of Philosophy

慶應義塾大学大学院 政策・メディア研究科  
小島清信

## 論文要旨

インターネット上の検索エンジンや情報交換サービスを介した情報共有システムにおいては、データを蓄積して活用するストック型システムが広く利用され、利用者の履歴や状況に合わせて提供情報を変化させる個人化により利便性を向上してきた。一方で行き過ぎた個人化が情報の偏りを生じかねず、人を介した伝搬の課程で情報を収集、選択するフロー型システムが注目されている。本研究では、多様な視点に基づいた情報共有を目的として、フロー型のソーシャルメディアの構築と評価を行った。

フロー型における情報伝達の特徴は人に依存しており、例えば迎合的な行動をとれば多様化を阻害することになるため、人の行動分析を通じて多様性を検証した。まず、情報伝達のための最大規模のソーシャルネットワークを構成する Twitter について、ソーシャルグラフの動的変化を分析した。Twitter が急成長を始めた 2010 年から調査を始め、サンプリングした 172,000 個のアカウントから言語の属性が日本語に該当する 6,967 ユーザを抽出し、2 週間ごとのリンクの変化を観察することにより、それまで注目されなかったリンクのつなぎ換え行動を分析した。一般的なソーシャルメディアに見られる優先的選択に加え、利用者が習熟するにつれて高次数のユーザへのリンクを見直し、より低い次数を選択する「分散的選択」と、自分に適合する情報を伝達する中次数のユーザを選択する「探索的選択」を初めて発見した。前者は情報ソースの多様化を、後者はコンテンツの深さをもたらした。フロー型メディアがもたらす多様性を実証した。

次に、利用者の状況をふまえた多様なコンテンツの共有を動機づけるため、人を介して興味を集約するコンテキストランキング機構を開発し、新たなソーシャルメディアとしての TokenCast システムを構築した上で、企業や大学内の 12 イベントで検証を行った。興味のあるトピックを短い文字数で入力する仕組みと相互投票の仕組みを一体化することにより、本題から逸脱する投票の重複を防ぎ、多様な視点に基づく投票を把握できる集約効果を実証した。更に、参加者が多く、複数のテーマを扱う 6 イベントにおいて、探索的な投票の連鎖を通じて、興味を高めるのに時間がかかるトピックをあぶり出す「共振現象」を初めて発見し、投票数の上位にあるトピックのうち 22%がこの現象に該当することを確認した。

TokenCast の機構は、人を処理系の中心に置くことにより、言語解析や推薦エンジンと集合知の組み合わせでは実現できない広い範囲のトピック抽出と集約を可能とした。この機構と Twitter における分散的・探索的選択と組み合わせることにより、コンテンツの広さ、深さと情報ソースの広さを併せ持つフロー型の情報伝達メディアを構築できることを示した。

フロー型ソーシャルメディアに対する情報の多様性に関する期待はあっても、これまでその特性は明らかにされてこなかった。本研究は、Twitter および TokenCast を通じて多様性に関するユーザの行動を多面的に明らかにし、人が積極的に関わることで多様性をもたらす情報共有システムの発展に寄与する。

キーワード

ソーシャルメディア, フロー型情報伝達システム, Twitter, 共振現象, 探索的行動

## Title

# Development and Evaluation of Social Media Utilizing Social Filters

## Abstract

Many popular systems for retrieving and sharing information on Internet involve stock-type mechanisms, storing data on database. Although collective intelligence and context analysis improve the usability, they cause overemphasized personalization. Flow-type mechanisms, propagating data for someone, are expected to avoid this issue by filtering information through a social network of humans, not through algorithms. The purpose of this study is to realize and validate flow-type systems for sharing information on broader viewpoints.

Because humans are the center of the processing logic in flow-type systems, human behaviors may affect broadness. The author analyzed behaviors for rewiring links in Twitter forming the largest informational social graph. 6,967 users are selected based on the language preference of Japanese from 172,000 worldwide samples. Their behaviors were tracked every two weeks through a growth period of Twitter since 2010. In addition to the popular preferential attachment, the two novel models of decentralizing and explorative attachment, which maintain broadness, were discovered. The former brings varieties of information sources and the latter brings in-depth contents.

To motivate users to share various types of information with their followers, the author designed TokenCast, a novel social media sharing followers' interests in short words, and evaluated it in 12 conferences. Because the system guided attendees to refer to the list before posting new words, words of interest tended to be limited to a small namespace. Posts that deviated from main topics did not occupy the display space for important topics. Moreover, the system extracted hidden viewpoints, which may require a longer duration for attendees to find the value. This "social resonance" effect was discovered in 22% of the most popular topics in six of the 12 conferences.

TokenCast proved that the mechanism employing humans in the processing logic extracts and aggregates wider range of topics than the combination of analytical engines and collective intelligence. Flow-type systems have a big potential for preserving breadth and depth of contents and varieties of information sources by integrating the mechanism and the effects of decentralizing and explorative attachment.

Research in flow-type social media to bring broadness is still very limited. Through the pleiotropic behavioral analyses on Twitter and TokenCast, this research will contribute to further evolution of flow-type information systems encouraging users' passive behaviors.

**KEYWORDS**

Social media, Flow-type information system, Twitter, Social resonance, Explorative behavior

# 目次

第1章	序論	1
1.1	研究の動機	1
1.2	研究の背景	2
1.2.1	ストック型情報共有	2
1.2.2	フロー型情報共有	5
1.2.3	中間型および複合型の情報共有	7
1.2.4	フロー型ネットワークの分類	7
1.2.5	情報伝達における課題	8
1.3	研究の目的	9
1.4	用語の説明	10
1.5	本論文の構成	13
第2章	Twitterにおける非対称リンクの選択行動	14
2.1	はじめに	14
2.2	背景	14
2.3	調査対象	15
2.4	Twitter ユーザの選択行動分析	16
2.4.1	フォロワー先選択の次数分布	17
2.4.2	つなぎ換え行動の分析	18
2.5	つなぎ換えモデルとシミュレーション	19
2.5.1	つなぎ換えモデル	20
2.5.2	融合モデルによるシミュレーション	20
2.6	長期的変化の分析	22
2.6.1	静的特性の変化	23
2.6.2	今後の変化への考察	25
2.7	つなぎ換え行動に関するアンケートによる分析	25
2.7.1	対象者の特性	25
2.7.2	リンクの追加/削除	26
2.8	第2章のまとめ	29
第3章	興味の抽出を目的としたシステムの実装と評価	31
3.1	はじめに	31

3.2	背景	32
3.3	システムの設計・実装	33
3.3.1	イベントの登録と参加	33
3.3.2	コンテクストランキング機構が対象とする文字情報の設計方針	35
3.3.3	興味の継続	36
3.3.4	トピックの評価値	37
3.3.5	実運用上の仕様	38
3.4	システムの運用と分析	39
3.4.1	運用対象	39
3.4.2	投票されたトピックの文字列	39
3.4.3	投票トピックの内容	39
3.4.4	評価値およびランキングの変遷と投票の継続性	43
3.4.5	投票パターンの分類	45
3.4.6	定量的分類手法	47
3.4.7	投票行動に対する投票順位の影響	50
3.5	第3章のまとめ	51
<b>第4章</b>	<b>行動モデルの変化と共振現象</b>	<b>53</b>
4.1	はじめに	53
4.2	行動モデルの変化	53
4.3	共振現象を誘発する要素	54
4.3.1	アルゴリズム側の要素	54
4.3.2	ユーザ側の要素	55
4.3.3	イベントの特性	57
4.4	空間や時間を共有しない場における共振可能性	57
4.4.1	会場外への展開	58
4.4.2	長期のオンラインイベント	58
4.4.3	リアルタイムソーシャルメディア	58
4.5	第4章のまとめ	59
<b>第5章</b>	<b>関連研究</b>	<b>60</b>
5.1	はじめに	60
5.2	人を介したフィルタリング	60
5.3	ソーシャルグラフ分析	61
5.4	同調行動	62
5.5	コンピューティングのモデル	62
5.6	第5章のまとめ	63

第 6 章 今後の課題	65
6.1 TokenCast 利用によるイベントへの影響 . . . . .	65
6.2 共振の条件 . . . . .	65
6.3 オンラインのソーシャルメディアとしての活用 . . . . .	66
第 7 章 結論	67
謝辞	69
参考文献	70
付録	75

# 目次

1.1	情報共有サービスの変遷	2
1.2	文字を中心とした情報共有で用いられる機構の分類	3
1.3	Twitter における用語	11
2.1	言語属性が日本語にあたるアカウントの遷移	15
2.2	フォロワー数の次数分布の比較	16
2.3	フォロー先の次数による選択率の分布	17
2.4	ユーザのフォロー数で分類したフォロー先の次数による分布	18
2.5	フォロー先の次数ごとの追加/削除本数	19
2.6	つながり換えの基本モデル	19
2.7	成長プロセスとつながり換えプロセス	21
2.8	つながり換えによる次数分布変化	21
2.9	シミュレーションによるフォロワー数の分布	22
2.10	2010 年と 2012 年における分布比較	23
2.11	2010/5 以降に登録したユーザの選択特性	24
2.12	アンケート回答者の特性	26
2.13	直近 1ヶ月のフォローリンクの追加, 削除数	27
2.14	フォロー先の選択における行動モデルの変化	29
3.1	イベントの登録画面	34
3.2	参加者の登録画面	34
3.3	Twitter のハッシュタグ文字数の分布	35
3.4	主画面の構成	36
3.5	投票による評価値の変化	37
3.6	複数ユーザの投票の評価値	38
3.7	トピックの文字数の分布	42
3.8	トピックごとの評価値の遷移	43
3.9	トピックごとのランキングの遷移	44
3.10	最初の投票からの経過時間ごとの投票数	45
3.11	トピックごとの投票率の遷移	46
3.12	タイプごとの投票パターン	47
3.13	トピックごとの投票の経過時間の標準偏差	48

3.14	60 秒以上経過したトピックを投票した際の順位 . . . . .	50
4.1	行動モデルの変化の対比 . . . . .	54
4.2	従来手法との比較 . . . . .	56
5.1	人を含む処理系 . . . . .	64

# 表 目 次

2.1	直近でフォローした先の分類 . . . . .	28
2.2	直近でフォローした先の入手方法 . . . . .	28
2.3	直近で削除した理由 . . . . .	29
3.1	イベントの状況 . . . . .	40
3.2	トピックの分類 . . . . .	41
3.3	タイプ別のトピック数 . . . . .	49

# 第1章 序論

## 1.1 研究の動機

インターネットの発達によって、ネットワーク上の検索エンジンや情報交換サービスを介して情報を入手することが一般的になり、身近な人に聞いたり、教えたりすることが少なくなった。これまで社会人として企業内の情報伝達の変化を経験してきた実感として、コンテキストを共有しているコミュニティにおいて、聞かれた質問にかかわらず、質問者に必要な視点をもたらしたり、情報だけでなく有効な場作りをしたりする人の付加価値は大きかった。

80年代後半から90年代にかけて、社内に電子メールやファイル共有ツールが普及する課程で、指揮命令系統によらないカジュアルな情報伝達が拡大し、少しでも知っている人が必要とする人に知らせる習慣が一旦は拡大した。ところが、2000年代に多くの情報がインターネット上で入手可能になり、検索エンジンによる情報入手が一般的になると、社内でのカジュアルな情報伝達の機会は大きく減少した。組織の効率化が重視される中で、情報を受け取る側は、人を介さずフラットに情報が伝達されることに価値を求めるようになり、また、伝える側も、既知の情報と重複しかねない情報を伝達しないようになったためと考えられる。それまで、社内でカジュアルな伝達をしていた人の一部は、現在では個人的な立場で、社外のオープンコミュニティ活動やQ&Aサイトでのアドバイスなどを行っているが、社外で活動できる分野や人は限られ、社内の事業状況に合わせて必要技術を解釈、共有する場は多くはない。更には、参照され難い情報は検討も発信もされなくなることを筆者は危惧する。

インターネットを介して他とつながるようになった人々にとって、誰かに貢献を認めてもらえる場が重要になってきているが、システムをデザインする際に、人の役割を考慮することは多くはなかった。筆者はこれまで電子機器メーカーで開発・設計を行ってきたが、むしろ、機器利用者にとって煩雑な操作を避けて人の介入を減らすことを目指し、ユーザの様々な状況に自動適応する技術開発を行ってきた。しかし、アルゴリズムによる自動化に比べて、人の介入に付加価値があり、対価がなくても人々を動機づけるような役割がシステム上で定義し得ると考え、誰かに伝えようとする人の善意が連携するシステムづくりを動機として、この研究を開始した。

Lessig [27] は、“Code is Law”として、社会に対するソフトウェアの影響力を述べた。対価を伴う労働機会は政府や企業が関与するが、対価を伴わない人々の役

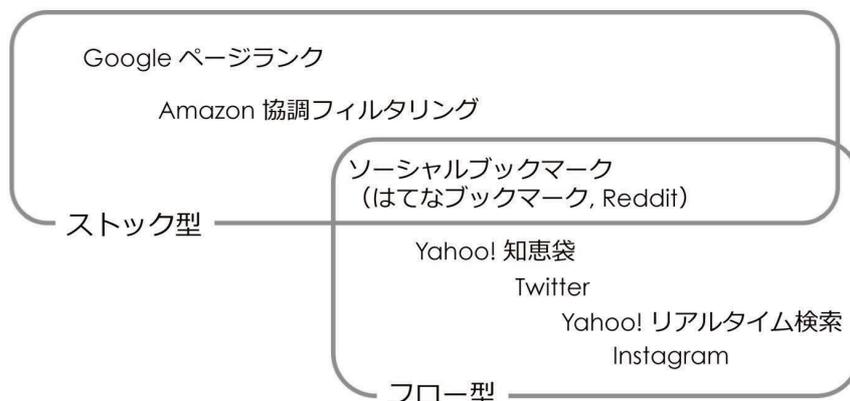


図 1.1: 情報共有サービスの変遷

割の創出を主体的に行う組織は多くなく，ソフトウェア開発者が意識して設計すべきものであると考える。社会の高齢化に伴い，仕事を引退しても元気で活動できる人たちにとっても，また，ネット上に居場所を求める若年層にとっても，自分にふさわしい役割を実感できる社会システムの構築への貢献を意図した。

## 1.2 研究の背景

本研究では人を介した情報共有をテーマにしているため，はじめに，情報共有を目的としたシステムを概観する。情報共有に関わる代表的なインターネットサービスを図 1.1 に示すが，集合知といわれる人の活動の利用や，ユーザのコンテキストへの適応が進み，ユーザに適する情報提供の精度を向上させてきた。この流れの中で，データベースを中心としたストック型サービスから，人を介して伝達するフロー型サービスへと注目が移るようになってきた。このストック型とフロー型に加え，コンテンツ主導型とユーザコンテキスト主導型の 2 軸を用いて情報共有システムで用いられている機構を分類し，背景ならびに本研究の位置づけを示す。情報共有システムは一般的に異なる複数の機構を含み，仕様の追加によって変化することが多いため，ここではシステムの構成要素である主たる機構を中心に分類する。

### 1.2.1 ストック型情報共有

ストック型システムは，利用を想定して情報を予め格納しておき，ユーザあるいはユーザに代わるシステムの要求により情報を提供するもので，再利用性が高い情報や，価値が長く継続する情報について多く利用される。ストック型システ

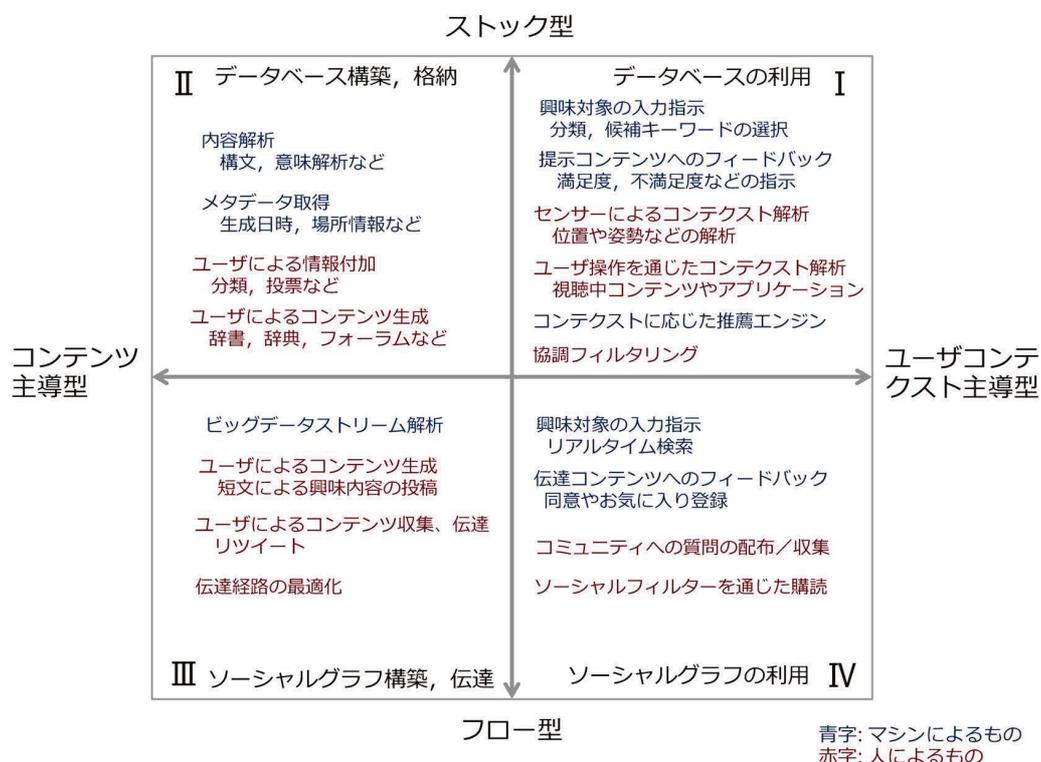


図 1.2: 文字を中心とした情報共有で用いられる機構の分類

ムではデータベースが構成要素の中心的役割を担うが、利用の利便性を確保するために格納する情報の粒度や形式を整えることが多い。

ストック型情報共有システムに用いられる機構について、更にコンテンツ主導型とユーザコンテキスト主導型に分類する。コンテンツ主導型の機構は、新たに生成もしくは登録されるデータに対して、ユーザやユーザの利用目的の変化に対応して多様に利用できるよう、意味を与えて整理し、データベースに格納するものである。ユーザコンテキスト主導型の機構は、情報を利用する際のユーザの環境や興味などのコンテキストに応じてデータベースから情報を取得し、提供するものである。ストック型とフロー型、コンテンツ主導型とユーザコンテキスト主導型の2つの軸を用いて、文字情報を中心とした情報共有システムで用いられている機構を図 1.2 に示す。

ストック型のコンテンツ主導型にあたる第 II 象限では、以下のような機構を用いて、情報をデータベース上に整理、格納する。

- 内容解析  
 構文解析や意味解析のようにコンテンツの解析機構を用いたキーワード抽出や分類

- メタデータ取得  
登録したユーザや機器の識別子，生成された日時，IP アドレス解析や GPS 情報による位置情報などの取得
- ユーザによる情報付加  
ブックマーク，タグ，リンク，投票などユーザによってメタデータとして付加
- ユーザによるコンテンツ生成  
辞書，百科事典，フォーラムと呼ばれる分野ごとのコミュニティ内でのノウハウ共有などコミュニティへの貢献として制作されたコンテンツ

ここでは，文字情報を中心とした例を示したが，写真であれば，被写体，配色などの内容解析やユーザによる情報付加として顔写真への人名のタグ付けなどがあるように，コンテンツ種別に応じて各々の機構に対応する技術が開発されている。ユーザコンテキスト主導型にあたる第Ⅰ象限では，第Ⅱ象限で構築されたデータベースに対して，以下のような機構を用いてユーザの指示による検索や，ユーザの状況に応じたシステムからの働きかけなどを行う。

- 興味対象の入力指示  
ユーザが興味対象とする分類や検索キーワードの指示階層構造の閲覧手段やキーワード候補の提示などの指示補助手段
- 提示コンテンツへのフィードバック  
システムが提示したコンテンツに対する満足度，不満足度など，ユーザのフィードバック入力手段
- センサーによるコンテキスト解析  
センサーによってユーザの位置や姿勢などの物理的状況の解析
- ユーザ操作によるコンテキスト取得  
ユーザが操作する機器やアプリケーションからの情報取得（聞いている音楽や用いているアプリケーション種別，撮影している映像など）
- コンテキストアウェアな推薦エンジン  
ユーザの現在，過去のコンテキスト情報を元にして，その場のユーザにとって価値が高いと判断されるものを推薦
- 協調フィルタリング  
ユーザが関係を登録した他のユーザや類似した行動を取る他のユーザの情報を用いた推薦情報の提示

ストック型システムの中心はデータベースであり，第Ⅱ象限は利用価値の高いデータベースを構築しデータを格納するための機構，第Ⅰ象限はデータベースに

対するトリガーを与え、また、ユーザの利便性を向上する機構に該当する。図 1.2 に凡例として色分けして示しているが、人の思考や行動を通じて得られる集合知といわれる情報とアルゴリズムによる処理ロジックとが密に組み合わせられ、また、第 II 象限と第 I 象限の機構が連携することによって、ストック型システムが構成される。一般ユーザの参加による百科事典である Wikipedia、Web 上の情報に対するユーザの参照度合いであるページランク [34] を用いた Google のキーワード検索、協調フィルタ [28] を用いた Amazon のインターネット販売、ソーシャルブックマークサービスとしての「はてなブックマーク」 [30] や Reddit [20] など、広く普及しているサービスがこれらの機構をベースとしている。

この時、群衆が発する情報は、

- コンテンツ充実 (第 II 象限に該当)
- インデックス充実 (第 II 象限に該当)
- 検索エンジン、推薦エンジン (個人化) への貢献 (第 I 象限に該当)

としてアルゴリズムによる処理ロジックをサポートする役割を担う。

### 1.2.2 フロー型情報共有

フロー型システムは、人 (もしくは人の代理としての伝達ロジック) の情報伝搬ネットワークを介して、必要とする可能性のあるユーザに情報を提供するもので、即時性の高い情報や、将来の有効性の判断が難しい非定型の情報で多く利用される。物理的なデータの移動を伴わなくても、論理的に複数の人を経由して伝搬する情報をフロー型に分類する。伝達経路のネットワークがフロー型システム構成要素の中心となる。

フロー型のコンテンツ主導型にあたる第 III 象限では、以下のような機構を用いて、情報の伝達経路としての人のネットワークの形成や、分類やタグ付けをした情報について人を介した伝達を行う。

- ビッグデータストリーム解析  
大量の投稿内容の意味やメタデータを分析して社会現象を解明
- ユーザによるコンテンツ生成  
短文による興味内容の投稿
- ユーザによるコンテンツ収集、伝達  
リツイートと呼ばれる再投稿や、他者から参照できるようにするためのお気に入り登録
- 伝達経路の最適化  
フォローと呼ばれる情報の購読登録、削除

ユーザコンテキスト主導型にあたる第 IV 象限では、第 III 象限で形成された人のネットワークを通じて以下のような機構を用いて情報の購読や検索を行う。

- 興味対象の入力指示  
ハッシュタグやキーワードを指定して随時投稿される中から該当するものを検索する。  
(Twitter における検索や Yahoo!リアルタイム検索)
- 伝達コンテンツへのフィードバック  
ソーシャルグラフを通じて提示されたコンテンツに対する満足度、不満足度など、ユーザのフィードバック入力手段  
(Twitter における「お気に入り」登録や Facebook における「いいね」ボタンによるフィードバック)
- コミュニティへの質問の配布/収集  
ユーザが質問した投稿の配布とそれに対する回答を収集するシステム (Q&A サイト) や、一般的な SNS に対するユーザの質問投稿  
(Yahoo! answers (英語) [1], Yahoo!知恵袋 (日本語) やエンジニアのための Q&A サイトである Stack Overflow [3] など)
- ソーシャルフィルタを通じた購読  
III 象限で形成されたソーシャルグラフを通じた情報取得 (Twitter や Facebook におけるタイムライン表示)

フロー型システムの中心は伝達経路としての人のネットワークであり、アルゴリズムによる処理ロジックがユーザをサポートする役割を持っている。第 III 象限は情報を収集し適切な人に伝達するためのソーシャルグラフを形成するための機構、第 IV 象限はソーシャルグラフに対する伝達のモチベーションを与え、また、ユーザの利便性を向上する機構に該当する。

コンテンツ主導型のシステムとしてはソーシャルネットワークサービス (SNS) が該当するが、友人間のやり取りに限らず広く情報伝達が行われているサービスには Twitter が挙げられる。Twitter では原則として一方的な登録操作によって片方向のリンクが設定され、指定した人の情報が購読されるようになり、自分に好ましい情報をもたらす人的ネットワークを形成しやすい特徴を持つ。他のユーザが発信したツイート<sup>1</sup>の中で気になるものについて、自分のフォロワー<sup>1</sup>に向けリツイート<sup>1</sup>が行われる。これにより、直接フォロー<sup>1</sup>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]。

<sup>1</sup>Twitter における用語は 1.4 節に説明する。

ユーザコンテキスト主導型では、Yahoo!知恵袋などの Q&A サイトが挙げられるほか、Twitter や Facebook 上で投稿として知人に質問する場合 [33] が該当する。また、Twitter 上の全投稿の中からハッシュタグやキーワードによって該当する投稿を検索することができる。ストック型に比べて、ユーザコンテキスト主導型に該当する機構の例は少ない。双方向のリンクを持つ一般の SNS の場合、コンテキストを共有する目的で各々のユーザが自分の状況の変化をコンテンツとして投稿することも多く、コンテキストを扱う専用の機構は必要とされなかった、Twitter の登場で非対称なリンクを持つようになり、この第 IV 象限の機構が重要になる。

### 1.2.3 中間型および複合型の情報共有

これまでストック型とフロー型の対比で説明したが、中間的な位置づけになるものや両者を複合した情報共有が存在する。図 1.1 中に示したソーシャルブックマークは、注目される情報を掲載する URL について、分類や評価などの付加情報を与えて管理するストック型のサービスであるが、他の参加者の掲載情報に対して情報を追加していく形で参加者間での行動の伝播が見られるのでフロー型の特性も合わせ持っている。本研究では情報伝達の特性を議論する上でストック型とフロー型の分類を行ったため、必ずしも全ての機構を明確に二分すべきものではない。

また、軸をまたがって連携する機構も存在し、フロー型として Twitter 上に投稿された内容を整理してストック型として参照可能にする「まとめサイト」と呼ばれるものや、ビッグデータストリームとして大量に発生する生のデータを活用しやすくするために、ストック型として参照できるようにするものや、解析した結果をストック型として整理し検索などに利用できるようにしたものがある。逆に、ストック型としてデータベース上にあるものから特定のアルゴリズムで検索した内容を Twitter 上に投稿してフロー型情報として扱うことを可能にする「ボット」と呼ばれるサーバ上のプログラムがある。

### 1.2.4 フロー型ネットワークの分類

本節では、ここまで図 1.2 の 2 軸で議論してきたが、フロー型を構成するソーシャルネットワークについては、更に友人型と情報伝達型の 2 つに分類することができる。友人型は実世界での友人関係をオンラインサービス上で登録したもののほか、オンライン上のコミュニティでできた友人関係を含み、一般的には対称性のあるリンクが結ばれ、会話的 (Conversational) な双方向のコミュニケーションが行われることが多い。情報伝達型は実世界やオンライン上のコミュニティにおいて、自分にとって興味のある情報を期待できる人や組織などの発信主体を登録することで作られるネットワークで、一般的には主に情報を発する側と受ける

側で非対称性のあるリンクが結ばれ、情報提供的 (Informational) な伝達が行われることが多い。

一般的なソーシャルネットワークサービスは友人型で構成されているものがほとんどで、情報伝達型で大規模なネットワークが構成されたものは 2006 年にサービスを開始した Twitter が最初である。Twitter においては、原則として情報購読のための片方向のリンクを相手の承諾を得ずに設定することができるが、相手が逆方向のリンクを設定すること (相互フォロー) により、友人間の双方向コミュニケーションを行うこともでき、実際のシステムとしては、友人型と情報伝達型は併存する。ただし、相互フォローは、情報伝達型においても、フォロワーがツイートする内容を日常的に把握する目的でも利用されるため、友人型を特定することに利用することは難しい。渡部らは、Twitter における相互フォロー率を分析しているが、通常の友人の数を超える 1,000 以上のフォロワーを持つユーザについて、相互フォロー率が 0% に近いユーザと 100% に近いユーザとに 2 極化し、特に 10,000 フォロワー以上になるとこの傾向が顕著に示されており、友人関係でなくても、一定数のユーザが相互フォローを利用していることを示している。

友人型と情報伝達型では、ソーシャルグラフの形だけでなく、内容にも影響し、Harper ら [17] は、Social Q&A サイトにおいて、会話的投稿と情報伝達的投稿を比較して、有用な情報が後者に多いことに着目して、有用性の抽出を提案している。本研究では、情報伝達型のソーシャルグラフに着目する。

### 1.2.5 情報伝達における課題

インターネット上で情報共有サービスを提供するプラットフォームは、特定の地域やコミュニティーを対象としたサービスは次第に淘汰され、特定勝者による市場の独占 (Winner Takes All) [12] が国ごと、あるいは世界規模で進んでいる。特にストック型のサービスの場合、統一的に利用できる巨大なデータベースは利便性が高く、巨大化した情報を各々のユーザが扱いやすいように、ユーザの履歴や状況を収集し、個人に最適化した情報提供を行うパーソナライズを進めてきた。その結果として、自分の過去の視点に基づいて、自分が検索しないような視点での情報が提供されなくなり、フィルタバブル [35] と呼ばれるバイアスがかかった情報に囲まれる懸念が指摘されてきた。さらに、Zuckerman [40] は、システム側に限らず人の行動にバイアスがかかり、欲しい情報ばかりを入手し、本来必要なものに目を向けなくなる懸念を指摘し、人、ソフトウェア、社会制度などを含めたネットワークシステムの再構成によって、セレンディピティを人工的にもたらす必要性を述べている。

これらの課題は従来から認識されていたものであるが、ストック型のシステムが広く社会に利用され、いくつかのサービスが集中して利用されるようになったことで顕在化してきた。これまでに、これら課題の解決のため、推薦エンジンに普段と違う視点での情報提供を組み入れたりセレンディピティといわれる偶発的に

価値のあるものを見つける仕組みを推薦エンジンに組み入れる研究が成されてきた [22]。また、フロー型では、システムを中心は人であるために多様性を提供する可能性がある。キュレーションと呼ばれる人手による情報の収集・整理を介した情報共有に注目し、システムがキュレーションをサポートする提案 [15] や、検索エンジンを利用するのではなく、SNS 上で友人に質問するフレンドソーシングと呼ばれる研究 [33]，異なるコミュニティの間で、理解できるように情報を変換するマルチリンガルユーザの行動に着目する研究 [16] などが近年行われるようになってきた。

一方、フロー型が必ずしも多様性をもたらすとは限らない。人が処理ロジックの中心を担うために、人の行動が処理の特性を左右する。情報のカスケード [38] と呼ばれる現象は、自分が持つ判断材料を無視して他人の多くの選択に従うもので、Cha ら [8] が Flickr におけるカスケード現象を分析しているが、ソーシャルなサービスで頻繁に観察される。この現象は情報の拡散に重要な効果を持つと同時に、他の目立たない情報の伝達を阻害し、多様性を損ないかねない。このため、フロー型において多様性を確保するには、システムにおける人の行動を分析することが重要である。また、人もアルゴリズムと同様に、過去の履歴に左右されやすい。Facebook における「いいね」ボタン [13] や Twitter における「ツイート」ボタンは Web 上のあらゆる場所に置かれ、発信した情報のフォードバックを常に受けとる結果、過去に評価の高かったテーマを発信、伝達することが多くなる。物理的に身近にいる人に伝える場合には、興味や環境の変化を踏まえた伝達が可能であるが、オンラインの場合には修正がきかず、情報が偏りやすい。前節で述べたように、友人関係でなくても相互フォローを行うことでフォロワーの興味的一端を知ることができるが、多くのフォロワーを持つユーザにとって、フォロワーの興味の変化を把握する負荷は高く、ユーザコンテキスト主導型の機構によってフォロワーの状況を把握できるようにすることが望まれる。

### 1.3 研究の目的

本研究では、多様な視点に基づいた情報をもたらすメディアとして、フロー型システムに注目し、特に、情報伝達型のソーシャルネットワークを介した情報共有をテーマとする。図 1.2 において、ストック型では、利用の変化を想定せずにコンテンツ主導で構築されることの多かったデータベースが、ユーザコンテキストの仕組みと連携することによって利便性を高め、更には人とアルゴリズムが密接に組み合わせて高度なシステムを実現してきたことを示した。一方のフロー型の第Ⅲ象限については、友人型のソーシャルネットワークについては 2000 年頃から研究されてきたものの、情報伝達型の研究は Twitter の登場以降であり、かつ、Twitter のソーシャルグラフに関する研究は、多くが友人型としての視点で行われてきたために、フロー型の中心になるべき情報伝達型のソーシャルグラフの分析はほとんど行われてこなかった。また、情報伝達に注目した研究は多くが情報拡

散の早さに注目したもの [25, 37] で、多様性についてはほとんど研究されてこなかった。第 IV 象限については、該当するシステムが少ないだけでなく、Twitter のような第 III 象限の機構と連携し、フォロワーの興味の把握に活用できる機構自体がほとんど存在しない。

そこで、本研究では、第 III 象限に分類される唯一の大規模システムである Twitter について、情報伝達型ソーシャルグラフを生成する人のリンク行動の分析を行うこととした。また、第 IV 象限については、人を処理ロジックの中心にすえて興味の集約を行う機構を新たに開発し、その評価を通じて、興味の表出や集約における行動分析を行うこととした。

これらの手法を用いて、本研究では、フロー型の情報共有システムにおいて中心的な役割を担う人に関して、情報伝達に関連する行動を明らかにし、人々が必要とする情報を多様な視点で収集、整理して共有するシステムの実現を目的とする。

### 1.4 用語の説明

本論文で使用するいくつかの用語について、本論文で利用する際の意味を説明する。

- SNS (Social Networking Service) とソーシャルメディア  
SNS はインターネット上で社会的ネットワークを構築するサービスを指し、人間の双方向のつながりをサポートする。ソーシャルメディアは、インターネット上の人のつながりを通じた情報伝達媒体を指し、情報の伝達とそのためにつなりの管理をサポートする。SNS の中には、有名人や企業体などからの情報を伝達し、友人の間で共有する機能を持つことも多く、ソーシャルメディアとしての特性が強いサービスやシステムをソーシャルメディアと呼ぶ場合が多い。
- ソーシャルフィルタ  
ソーシャルメディア上で、人を介した情報の収集や選択の伝播により伝達される情報を制御する機能をいい、一般的に、収集も含めて「フィルタ」と呼ばれることが多く、本論文でも収集と選択の両方の機能を指す。
- ソーシャルグラフ  
人のつながりをグラフ理論のトポロジーとして表し、人（ノード）の間を連結経路（エッジ、リンク）でつないだものをいう。本論文では、連結経路をリンクと呼ぶ。本論文ではつながりの実体をソーシャルネットワーク、トポロジーとして扱う対象を表すときにソーシャルグラフと呼ぶ。
- Twitter の用語  
基本的な用語を図 1.3 に示す。

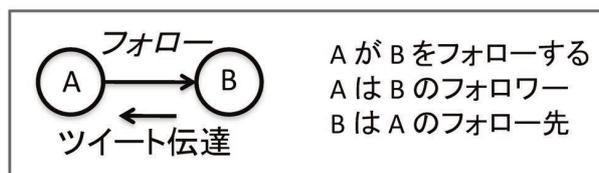


図 1.3: Twitter における用語

- フォロー  
図 1.3 においてユーザ B が発する情報をユーザ A が購読を登録すること、片方向の有向リンクとなる。このリンクをフォローリンクと呼ぶ。Twitter において、通常（非公開の設定をしない場合）は、ユーザ A はユーザ B の許可なく一方的に登録でき、B が A をフォローするかは任意である。B も A をフォローする状態を相互フォローと呼ぶ。フォローの削除をアンフォローと呼ぶことがある。Twitter 以外の多くのシステムでも同様に使用されるため、本論文では、Twitter に限らずフロー型の情報システムで「フォロー」を使用する。
- フォロワー  
フォローしている人をいい、図 1.3 では A は B のフォロワーである。フォロワーの数をフォロワー数と呼ぶ。
- フォロー先  
フォローされている人をいい、図 1.3 では B は A のフォロー先である。Twitter では、サービス開始の当初フレンドと呼び、現在ではフォローイングと呼ぶが、これらの呼称が使われることが多くないので、本論文ではフォロー先と呼ぶ。フォロー先の数はフォロー数とした。
- ツイート  
Twitter における情報発信をいい、テキスト 140 文字以内で行う。
- リツイート  
他のユーザがツイートした内容を自分のフォロワーに伝わるようにツイートすることをいう。元のツイートを行ったユーザはリツイートされたことを知ることができる。2010 年 1 月から公式リツイート機能が開始され、伝達者のアカウントではなく、元のツイートを行ったアカウントとして伝達されるようになった。ただし、コメントを追加する目的などのために、文字列のコピーによる引用ツイートも行われている。これは非公式リツイートと呼ばれる。
- プロテクト、非公開  
Twitter において、ツイートの内容やフォロワー、フォロー先などの情報を一般には公開しない設定を指す。非公開とも呼ぶ。通常、新規にア

アカウントを登録する場合はデフォルトで公開する設定になっており、公開しているユーザが多い。プロテクトしているユーザに対してフォロー登録を行おうとすると、そのユーザの許可を待って登録される。

- お気に入り登録  
ツイート内容を後日の参照用に登録する機能。ツイートしたユーザに通知されるので、フィードバックの目的で利用されることも多い。
- SUL (Suggested User List)  
Twitter に最初に登録する際や、登録が少ない時にフォローを勧められるアカウントのリストをいう。

- つなぎ換え

ソーシャルグラフ上のリンクを変更すること。Twitter ではフォローとフォロー削除との組み合わせで、本論文ではフォロー先を見直す意味で使用する。

- 次数

ソーシャルグラフ上のノードにつながるリンクの数をいう。Twitter のような有向リンクの場合には、入次数と出次数があり、一般にはフォローの向きを示すので、フォロワー数が入次数、フォロー数が出次数に該当する。「ユーザの次数」という場合、一般的にフォロワー数（入次数）をいう。

人間のコミュニティは Dunbar 数 [10] と呼ばれる 100 から 200 程度の数に制限されるという説について、Twitter でも密な関係を持つユーザ数がこの数に準拠していることが示されている [14]。本論文では次数の数字を明記していない場合、「低次数」は、このような一般の友人関係で構築される数百程度までのフォロワー数を指し、「高次数」は、その国や地域でベスト 1,000 に入るような有名人で数万から数百万のフォロワー数を指し、「中次数」は、高次数と低次数の間で、数百から数万のフォロワー数を指す。

- 有名人

大衆に広く注目されている人または発信主体として、ソーシャルグラフ上で次数の高い人を指す。英語では、Celebrity が該当する。

- システム、アルゴリズム

本論文では、一定の目的に合わせて機器やアルゴリズム、人によって構成される機構の集合をいう。本研究では人を含めたシステムを扱うため、人に対して、機械的に処理するロジックをアルゴリズムと呼ぶこととする。

- 選択行動、選択モデル

選択行動は、ソーシャルグラフでリンクを張る相手を選択する行動をいい、選択モデルは、選択行動のパターンをモデル化したものを指し、本論文では 4 つのモデルを扱う。

優先的選択モデルは Barabási が BA モデル [6] として提案したもので、次数の多いノードほど選択されやすいことをいう。集中的選択モデルは、高次数ノードが情報量や利便性を高めて、中次数ノードの価値が低下し、高次数へのリンクの集中が進むことをいい、分散的選択モデルは、高次数ノードから直接情報を入手する価値が低下し、より次数の低いノードにつなぎ換えをする現象をいう。探索的選択モデルは、より価値のある情報を求めて、つなぎ換えを行いながら中次数のユーザを選択する現象をいう。分散的選択モデルおよび探索的選択モデルは、本研究で発見した選択行動であり、分散的選択と対比される集中的選択と合わせて本研究で命名した。

### 1.5 本論文の構成

本論文は、フロー型情報共有システムのうち、情報伝達型ソーシャルネットワークを持つものを研究対象とし、以下の構成から成る。

第 2 章では、第 III 象限を代表する Twitter について、急成長を始めた 2010 年から、172,000 個のサンプルから言語の属性が日本語に該当する 6,967 ユーザについて 2 週間ごとのフォローリンクの動的変化を分析し、情報伝達型のリンクを生成するユーザへのインタビューを加えて、ユーザの選択行動について述べる。更には選択行動をモデル化し、シミュレーションを行うことにより、変化の要件やネットワーク成長時の可能性について論じる。

第 3 章では、第 IV 象限にあたる機構として、人を介して興味を集約するコンテキストランキング機構を開発し、TokenCast システムとして新たなソーシャルメディアを構築して企業内や大学内の 12 のイベントで運用、評価した結果について述べる。参加者の行動を分析することで得たトピックの集約効果ならびに、新たに発見した「共振現象」について明らかにする。

第 4 章では、第 2 章、第 3 章に述べたユーザの行動モデルの変化についての共通性を述べ、多様性を引き出す上で重要な「共振現象」を誘導する要因について、アルゴリズム側、人側、イベント側のそれぞれについて論じ、時空間を共有しない場への展開可能性について、現時点での仮説を含めて論じる。

第 5 章では関連研究について、人を介したフィルタリング、ソーシャルグラフ分析、同調行動、人を含む処理ロジックの 4 つの視点で本研究と比較し、論じる、

第 6 章に今後の課題をまとめ、第 7 章で結論を述べる。

## 第2章 Twitterにおける非対称リンクの選択行動

### 2.1 はじめに

本章では、情報伝達型ソーシャルネットワークを形成する代表的な大規模システムである Twitter について分析する。Twitter では知人でなくても情報収集目的でフォローすることで、発信者の情報をほぼリアルタイムで読むことができ、フォロワーの増加という形で情報発信の動機づけが強化される関係が連鎖しており、ソーシャルメディアとしての位置づけが確立した。Twitter では各ユーザがフォロー先を個々に登録することでのみソーシャルグラフが形成されるため、フォロー先を選択する行動がソーシャルグラフを決定づける。

この選択行動を分析することにより、Twitter のような非対称ネットワークを通じた情報伝達において多様性が確保できるのか、またソーシャルネットワークが成長したときに伝達の特性がどう変化するかを明らかにしていく。

### 2.2 背景

コミュニティのソーシャルグラフは 2000 年頃から多くの研究が成され [32]、特に SNS は実社会で観察し難い人間関係を定量化できる場として研究に活用されてきた。更に 2006 年にスタートした Twitter は、ユーザの多くが情報を公開する設定で利用しており、Web API を通じてリアルタイムにデータが取得できるため、新たな対象として研究が広がってきた。Twitter では原則として相手の承諾を得ることなくフォロー関係を登録、解除できるため、それまでの SNS で観察が難しかった関係解除に注目した分析も行われた [24]。また、ソーシャルグラフだけでなく、伝達情報も取得可能であるため、情報伝達メディアとしての拡散の分析 [25] や、地震情報など人をセンサーとしてとらえた分析 [37]、位置情報を用いて場のコンテキストを理解する応用 [51] も進んできた。

これら先行研究の多くでは、社会的関係はユーザ間のつながりを表す複雑ネットワークとして Newman [31] が示すような手法やモデルを基に分析され、情報伝達としての特性は発信内容の伝搬を基に分析されてきた。一方、筆者は、情報伝達メディアとしての分析をソーシャルグラフの変化の視点で行ってきた。Twitter では原則としてリンクのつなぎ換え（追加と削除）が自由に行えるため、自分に

好ましい情報を収集するために、動的にソーシャルグラフを変化させていると考えられる。従来の情報伝達では、例えば興味なくなったメーリングリストの場合、退会依頼を出す代わりにメールソフトウェアのフィルタリング機能を用いることも多かった。フォローという非対称関係にある Twitter においてリアルタイムに取得できる API を用いたトポロジーの変化によってユーザの行動を分析し、情報伝達の特徴を明らかにしようと考えた。

筆者は 2010 年に Twitter の調査を始め、サンプリングしたユーザを 2 週ごとに追跡調査することで、リンクのつながり換えを分析し、シミュレーションによってソーシャルメディア発展の要件を抽出して [23] に報告し、更に 2 年間の長期的変化とアンケートによるユーザ行動の分析を加え、情報伝達メディアとしての特性を [44] に報告した。

### 2.3 調査対象

Twitter の利用には、選挙やスポーツなどのイベントによる利用状況の変動やフォローを集める有名人の特性といった地域性があり、対象地域を分離して分析するのが望ましい。Twitter で取得できるユーザ属性のうち、最も適切に設定されている地域属性が言語であり、2010 年当時のサポート言語のうち日本語が最も地域の分離精度が高いと見込まれた。

2010 年 5 月までに発行された 1.4 億個のアカウント ID から 172,000 個をサンプリングし、言語の属性により日本語に該当する 6,967 ユーザについて、どういうユーザをフォローしているか、そのリンクがどう変化していくかを追跡調査し

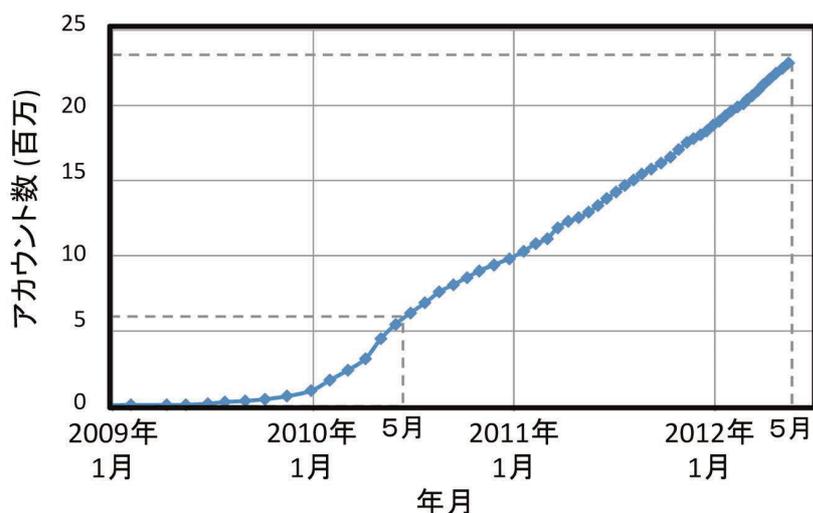


図 2.1: 言語属性が日本語にあたるアカウントの遷移

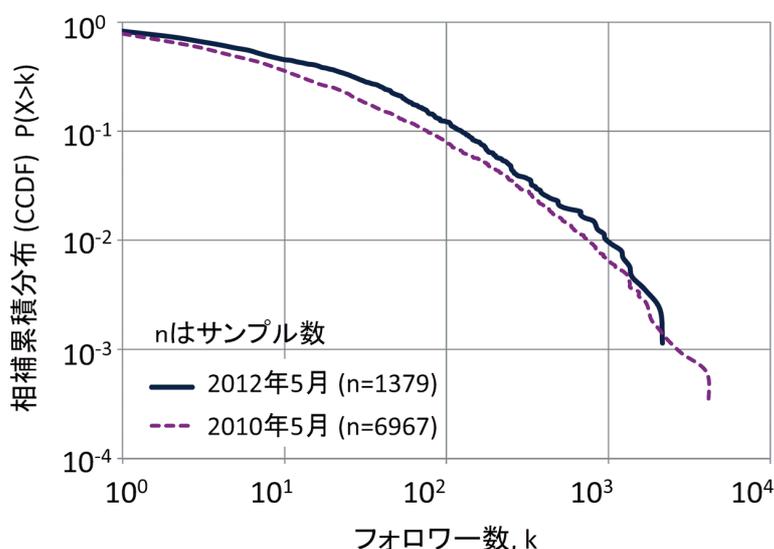


図 2.2: フォロワー数の度数分布の比較

た。また、その後 2012 年 5 月までに発行された 5.8 億個のアカウント ID との差分である 4.4 億個から 26,400 個を追加でサンプリングし、日本語に該当する計 1,379 ユーザについても調査した。2010 年の調査では、先行調査によって想定された複合要因を分析するためのサンプル数とし、追加調査については差分を分析するためのサンプリング数とした。図 2.1 に日本語言語に該当するサンプル数を発行 ID に換算して変化を示すが、この 2 年間でユーザ数は 4.1 倍になっている。

2010 年と 2012 年のフォロワー数の分布を図 2.2 に示す。一般に SNS では、成長とともに実社会の関係が相互リンクとしてマップされて低位の次数が増え、 $10^2$  程度以下の領域の分布が増加する [49, 26]。韓国の人口の 1/3 が加入していたといわれている Cyworld のピーク時には、知人同士が密に SNS 上でもつながっている状態で、 $10^{2.5}$  付近まで次数分布が膨らんでいた [2]。Twitter の普及率がそこまで及ばないにも関わらず  $10^3$  にかけて膨らんでいるのは、情報伝達のための独自のソーシャルグラフが構築されているためと考えられる。次節では、このような分布をもたらすユーザのフォローにおける選択行動を分析する。

## 2.4 Twitter ユーザの選択行動分析

Twitter においてはフォローする側に主体性があるので、ユーザがどういうユーザをフォローするかを調べる。フォロワー数が小さければ直接の知人である可能性が高く、大きければ有名人の発信を期待している可能性が高いと考え、フォロー先の次数によって傾向とその変化を調べる。

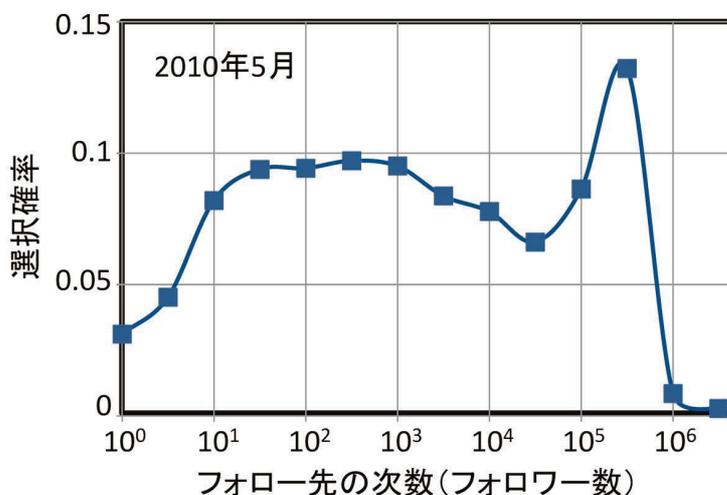


図 2.3: フォロー先の次数による選択率の分布

### 2.4.1 フォロー先選択の次数分布

図 2.3 に 1 ユーザからのフォロー先の分布を示す。横軸にはフォロー先の人気にあたる フォロワー数 (次数) を対数で示し、縦軸は 1 ユーザからのフォローリンクの本数の合計を 1 としたときのリンク数の確率分布 (次数ごとの選択率) を表す。ユーザがフォローする先の 13%が、32~100 万人のフォロワーを持つ当時の Twitter における有名人であることを示す。この図には二つのピークがあるが、以下のパラメーターで分類した結果、フォローする数が傾向を決定的にしていた。

- 時期の変化
- Twitter に登録してからの日数
- フォロー数
- フォローの増加率
- フォロー先のツイート頻度

図 2.4 にユーザのフォロー数で分類した選択傾向について、2010 年時点のデータを示す。図 2.4 の縦軸は 1 ユーザあたりの本数の絶対値を対数で示しているため、図 2.3 に比べて起伏が緩やかに見える。フォロー数が 32 ( $10^{1.5}$ ) 未満のユーザには数十万人付近のピークがあり、32 以上のユーザには数百付近のピークがあり、これらの大きく傾向の異なるものの平均として図 2.3 の分布になることを発見した。

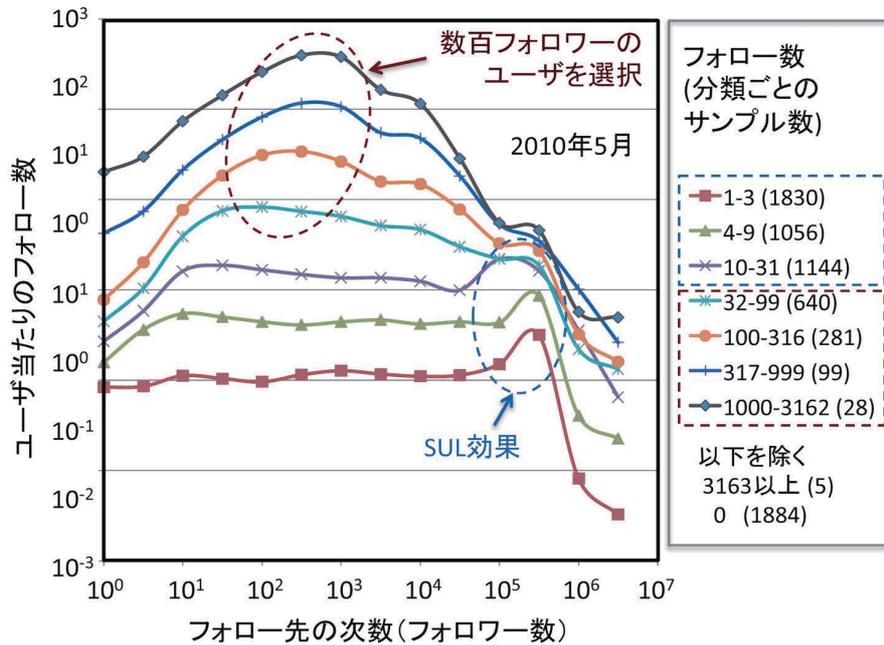


図 2.4: ユーザのフォロワー数で分類したフォロー先の次数による分布

$10^{5.5}$  にみられるピークは、初心者にはフォローを勧める SUL と呼ばれる仕組みの影響であると考えられるが、それ以外はフラットに近い。一方、フォロワー数が 32 以上の利用が進んだユーザになると、数百のフォロワーを持つ中次数の比率が増加することがわかる。

### 2.4.2 つなぎ換え行動の分析

この 32 を境にした変化を調べるため、時間を追って各々のユーザが追加したリンクと削除したリンクの分布を調べた。代表して 2010 年 6 月の 2 週間におけるリンクのうちフォロワー数が 32 未満のものを図 2.5 に示す。ユーザが 2 週間に追加した平均リンク数を縦軸の正数に、削除したリンクを負数で表す。フォロワー数が増え、10~31 になるとリンクの削除が活発になり、その中でも  $10^5 \sim 10^{5.5}$  付近については、追加と同程度に削除が行われているが、低次数から中次数にかけては削除が少なく、広く追加が行われている。フォロワー数が 32 を過ぎて、急に高次数への削除が進む訳ではなく、フォロー先を変えて試しながら結果として中次数のフォロー先を選ぶ傾向に変化することがわかる。この結果を基に次節でつなぎ換えのモデル化とシミュレーションを行う。

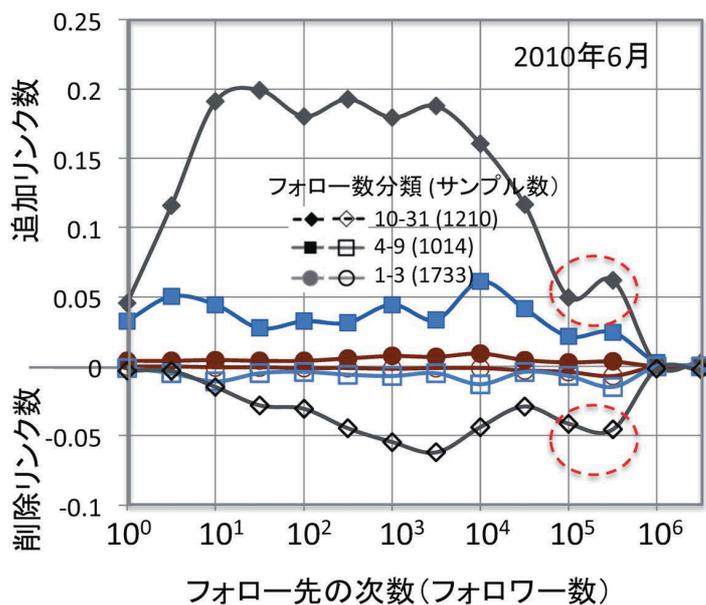


図 2.5: フォロワー先の次数ごとの追加/削除本数

## 2.5 つなぎ換えモデルとシミュレーション

前節の分析を踏まえてつなぎ換えについてモデル化を行い、シミュレーションによって特性を分析し、Twitter で起きている事象や今後の変化に関する知見を得る。

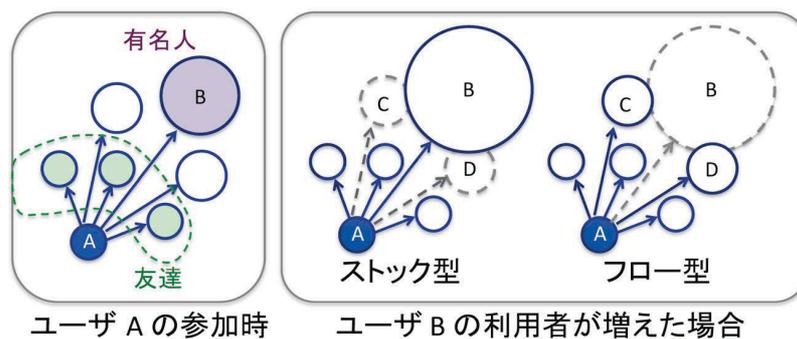


図 2.6: つなぎ換えの基本モデル

### 2.5.1 つなぎ換えモデル

図 2.6 に基本的な概念を図示する。ユーザにあたるノードを丸で表し、直径がそのノードの次数 (Twitter でいえばフォロワー数) を表す。ノード A がいくつかのノードにリンクを張り、そのうちのノード B の人気が上がって次数を更に成長させるとする。ストック型の情報伝達であれば、ノード A からの参照要求に回答する場合、利用者の多いノード B は情報収集の効率が向上し、集合知などの情報を蓄積して利便性が向上するため、ノード C、D といった同種ノードの二番手の魅力は低下していき、Winner Takes All [12] と呼ぶ現象が起きる。一方、フロー型では、リンクを通じてリレー式に各ノードが随時情報を伝達するため、ノード B が発信する情報は別経路で伝達する可能性も増え、1 次発信者に直接リンクを張る価値が低下し、ノード C、D などがノード B の情報を自分に合った形で伝えてくれる場合には、伝達者である B、C の価値が高まる。結果として、ストック型では高次数へのリンクが加速するが、フロー型では中次数へのリンクが加速する。つなぎ換えのモデルとして、前者を集中的選択 (Centralizing Attachment)、後者を分散的选择 (Decentralizing Attachment) と名づけた [23]。Twitter は、電子メールなど他のコミュニケーション手段で扱う情報に比べてカジュアルな内容を扱うことが多く、また、リツイートによって他ユーザの発言の再掲載や多重掲載が許されているために受信者の読み損ねが致命的にならず、分散的选择が上手く機能できる。

### 2.5.2 融合モデルによるシミュレーション

分散的选择を取り入れたネットワーク成長をシミュレーションし、特性を調査するため、Barabási らが提案した BA モデル [6] をベースとして、片方向リンクが増加する成長プロセスと分散的选择に基づいたつなぎ換えプロセスを組み合わせたシミュレーションを行った。モデルの詳細は [23] に示されているが、基本的な考え方を示す。図 2.7 に「成長プロセス」と「つなぎ換え」プロセスを示す。成長プロセスでは、相互にリンクされたノード 1 と 2 から始め、新規ノードが追加されるたびに既存ノードの入次数と出次数の合計が多いノードを優先して 2 本のリンクを追加する (優先的选择)。ノード 3 は 1 と 2 にリンクを張るが、ノード 4 は次数が 2 のノード 3 より次数が 3 のノード 1 や 2 にリンクを張る確率が高い。つなぎ換えプロセスでは、ノード B と D へのリンクを持っているノード A をつなぎ換え対象としたとき、1 本の新規リンクを優先的选择で追加 (たとえばノード C へのリンク: 破線) する。各リンクを調べ、例えばノード B のようにノード C という 1 ホップを介してもつながっている場合に直接リンク (1 点鎖線) を削除し、削除と同数のリンクを優先的选择に基づいて別のノードへのリンクする。

成長プロセスに従って追加するノード 1 つに対してつなぎ換えプロセスに従って見直すノード数  $M$  をパラメーターとして変化させて 1 万ノードまで成長させた

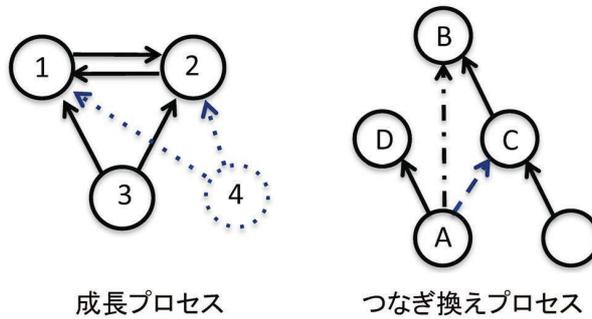


図 2.7: 成長プロセスとつなぎ換えプロセス

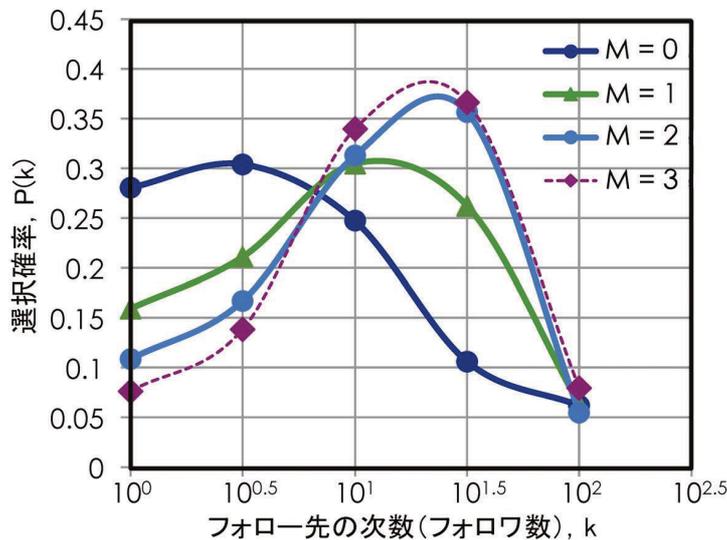


図 2.8: つなぎ換えによる次数分布変化

結果のフォローリンク分布を図 2.8 に示す。

M を増やすにつれ、中次数にピークができてくることがわかるが、ある程度以上増やしても分布が変化しなくなる現象が発見された。これは、つなぎ換えを頻繁に行うことで高次ノードの成長にブレーキをかけてしまうために発生する。Twitter のサービス開始当初は、フォロワーの増加に動機づけられた有名人のツイートを目当てに新規ユーザが増加するという正のスパイラルが起きていたが、分散的選択が縮小均衡をもたらしかねない。

この対策として、つなぎ換え先を全ノードに対する優先的選択ではなく、自分のフォロー先のフォロー先を対象とした優先的選択を行うと高次ノードの人气が伸びて全体が成長することがわかった。図 2.9 にこの「つなぎ換え対策」あり/な

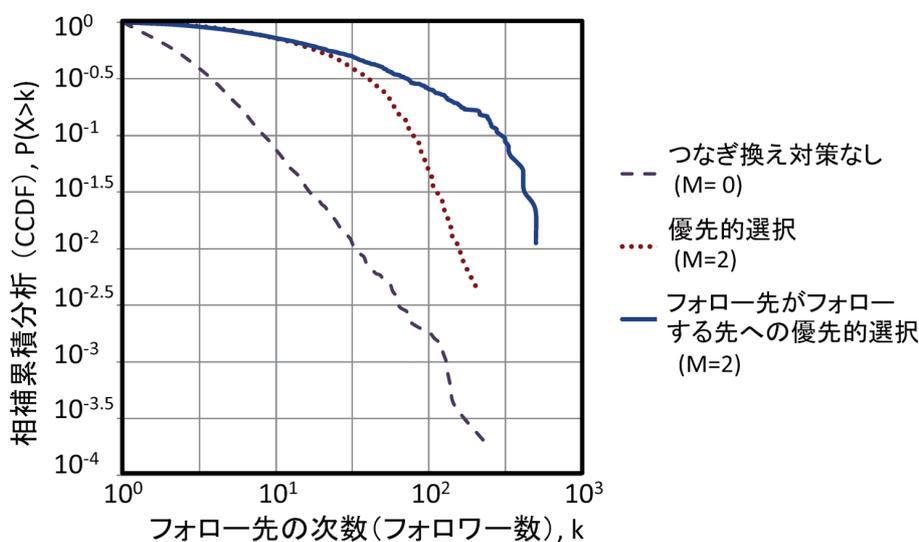


図 2.9: シミュレーションによるフォロワー数の分布

しと BA モデルだけの場合の全体のフォロワー数の次数分布を相補累積分布関数 (CCDF) で示す。スケールフリーを示す BA モデル ( $M=0$  に該当) に対して、分散的選択によって中次数の膨らみ (直線的分布に比べて存在確率が部分的に高い) を生み、つながり換え対策によって高次数が伸びることがわかる。

対策がない場合、つながり換えによって古くからあるノードの多くが中次数 (この場合  $10^1$  前後) として平均的にリンクを集めることになる。対策がある場合、複数の中次数からリンクを集めているノードへのリンクを集中的に加速するために、高次数 (この場合  $10^{2.5}$  前後) のノードが作られると考えられる。中次数のユーザが活性化する情報伝達システムには、分散的選択だけでなく、その上位の次数のユーザを活かす仕組みと組み合わせることによって全体を活性化することが必要であることが明らかになった。

## 2.6 長期的変化の分析

2010 年の分析に対してユーザ総数に関する依存性を明確にするとともに、モデルやシミュレーションを実環境と比較するため選択特性の長期的変化を観察した。2012 年 5 月までの 2 年間でユーザ数は 4 倍以上に増加しており、その間の変化を分析した。

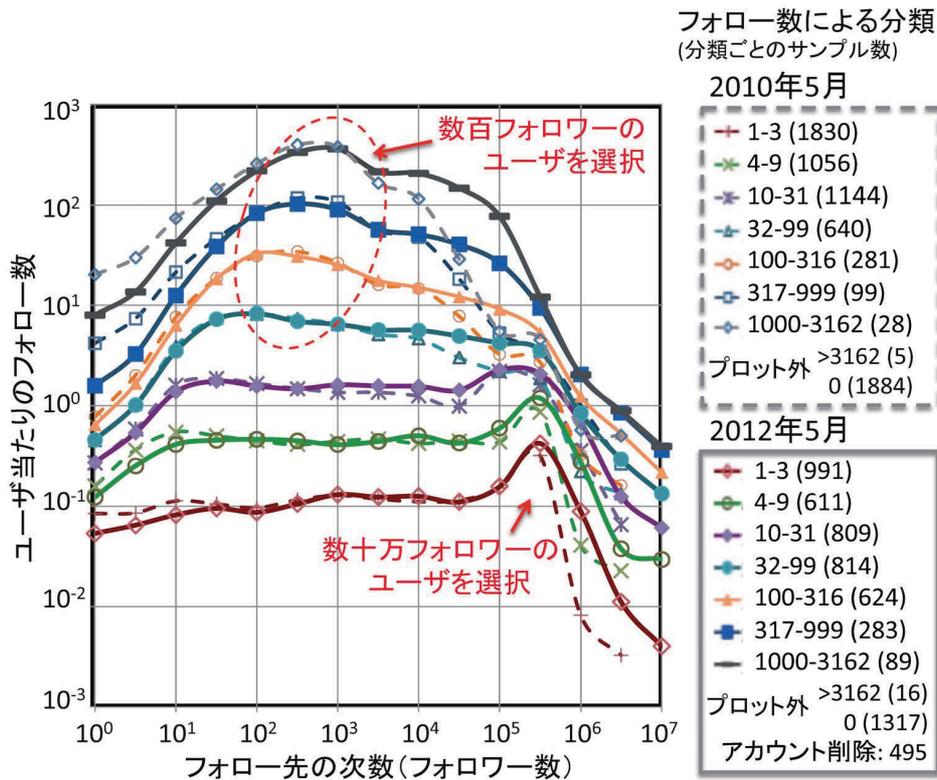


図 2.10: 2010 年と 2012 年における分布比較

### 2.6.1 静的特性の変化

2010 年 5 月にサンプリングしたユーザのフォロー先の分布について図 2.10 に 2012 年 5 月と 2 年前 (図 4) とで比較した。10<sup>2</sup> 以下のノードの比率が低下しているのは、普及率の増加により、現実のコミュニティにおける Twitter 参加者が増え、身近な友人同士で相互にリンクを張ることで全員の次数が増加することで起こる。当時アカウントだけ作ったと思われるフォローリンクがなかったユーザも相当数フォローを始め、リンク数が 0 のユーザは 1884 から 1317 に減少している。また、影響力のあるユーザの参加も増えて多様化したため上位次数が増えている。一方フォロー数が 100 を超えるユーザでは、数万フォロワー数を持つ層へのリンクが増加したが、必ずしもこの層を積極的に選択しているとは限らない。フォロー数の多いユーザはフォロワーへの影響力が大きいため注目先の次数をこれらフォロワーが育てた結果とも考えられ得る。この他は各チャートとも非常に良く一致している。この 2 年間に 4 倍以上ユーザが増え、2011 年 3 月の地震を境に Twitter の利用が変わったといわれるにも関わらず大きな変化のなかったことは、モデル活用の上で大きな知見である。また、分布傾向が変化する境はフォロー数 32 であり、低次の割合が大きく変化したにもかかわらずマジックナンバー

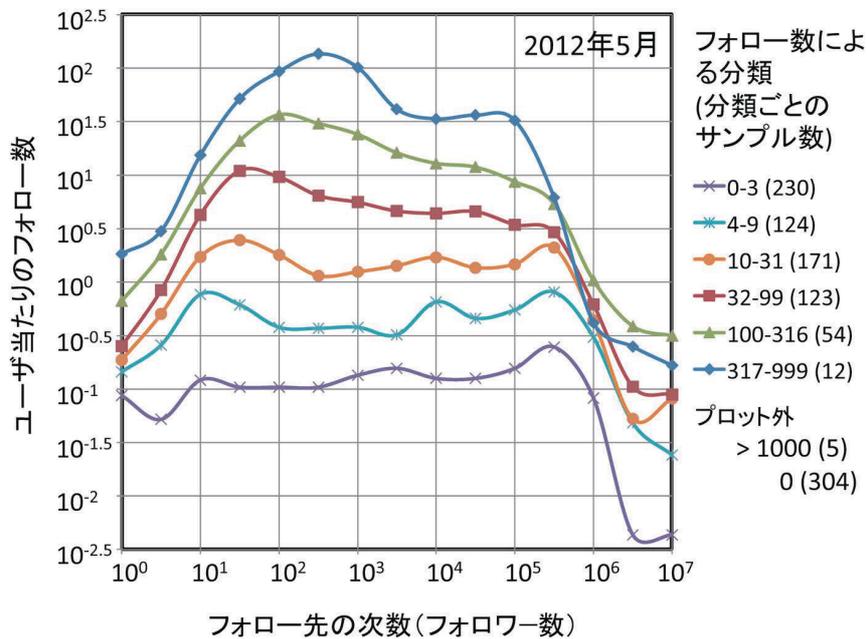


図 2.11: 2010/5 以降に登録したユーザーの選択特性

として変化しなかったことは特筆すべきである。従って、情報伝達メディアとしての選択行動を分析するには、フォロー数が32以上のユーザーを対象とすることが重要である。例えば、図 2.2 によれば、この層に該当するユーザーは2010年に11%であるため、ランダムにサンプリングしてしまうと友人関係とSULの選択を中心とした調査になってしまう。

次に2010年以降に新規に登録したユーザーの分布を図 2.11 に示す。2010年以前では加入時期による分布傾向の差は認められなかったが、2010年以降のユーザーでは $10^{5.5}$ に加えて $10^4$ や $10^1 \sim 10^{1.5}$ にピークが認められる。2010年当時は、SULとして数十万のフォロワーがいる国内の著名ユーザーを一律に推奨していた。その後、SULのカテゴリー分けやユーザー情報に基づいたSULが始まり、分野や組織内の有名人や身近な友達が勧められるようになった。その傾向が3つのピークに影響していると考えられるが、それでもフォロー数が32を超えるとこの影響がなくなり、図 2.10 と同じ傾向を示すのは、各々に対する分散的選択が成された結果と考えられる。

2.5.2 小節に示したシミュレーションでは、分散的選択が進むと次数を高めるユーザーが育たないために、高次数のユーザーが増えず、それを拡散する中次数も伸びないことがわかったが、SULはこれを防ぐ手段の一つである。今回のピークの $10^4$ や $10^{5.5}$ は、フォロー数が多いユーザーに選択されなくなる次数に一致しており、Twitterが意図して該当次数にSULを設定している可能性もあるが、SULにあがるようなユーザーだからこそ情報価値が下がりフォローしなくなるとも考えられる。

フォロワー数の多いユーザはサンプル数が少ないので注意が必要だが、図 2.10 が示す  $10^4$  にバイアスのかかっていないユーザ層において  $10^4$  は必ずしも選択率の低い次数ではない。いずれにしても意図的なピークは分散的選択により平滑化するため、特定のプロモーションを意図して強調すると、その情報の伝達を抑制する層を育て、意図とは逆の作用をもたらす可能性がある。ユーザから見れば、情報の氾濫をフィルタする作用を持つと捉えることができる。

### 2.6.2 今後の変化への考察

本章で使用してきた、図 2.10 に代表される 1 ノードからの選択分布のグラフと図 2.2 の関係を考察する。各ノードがどこを選択してフォローするかの総計が各ノードのフォロワー数の分布に当たるので、BA モデルで仮定するように次数 ( $k$ ) に比例する確率で接続先を選択する（優先的選択）として、その存在確率  $P(k)$  がスケールフリーになると両者の積がバランスして図 2.10 に代表されるチャートの分布がフラットになることになる。従って議論してきた選択性を示すチャートはスケールフリーからの乖離要因を示すチャートとしてとらえることができる。

2.4 節と本節を通じてまとめると、ユーザ総数によらず、フォロワー数が 32 を超えると分散的選択により、フォロワー数が数十から数百のユーザへのシフトが起き、更にフォロワー数が増えるとピークが徐々に高次側にシフトすることを示した。今後ユーザ数が拡大すると、選択行動のパターンに変化がないとしてもフォロワー数の多いユーザ比率が高くなること、また、普及が進み飽和に近づいて新規の増加が減少すれば、つなぎ換えの要素が支配的になることから、伝達型のネットワークを生成するこの層のユーザの行動が重要になってくる。次節ではこの層に注目して更なる分析を試みる。

## 2.7 つなぎ換え行動に関するアンケートによる分析

図 2.10 に見られるように、フォロワー数が 32 を超えて多くなるほど、中次数のユーザを選択する傾向があり、この現象を更に分析するため、アンケート調査を行った。

### 2.7.1 対象者の特性

2011 年 6 月に大学の関係者に呼びかけたうち、フォロワー数 32 以上のユーザ 44 人に対して調査を行った。これらのユーザは、自分が情報の受け手であると同時に伝達者・発信者であり、情報伝達型ソーシャルネットワークを構成する中核として、その行動を分析した。始めに 44 人のユーザに対してアンケートによる調査を

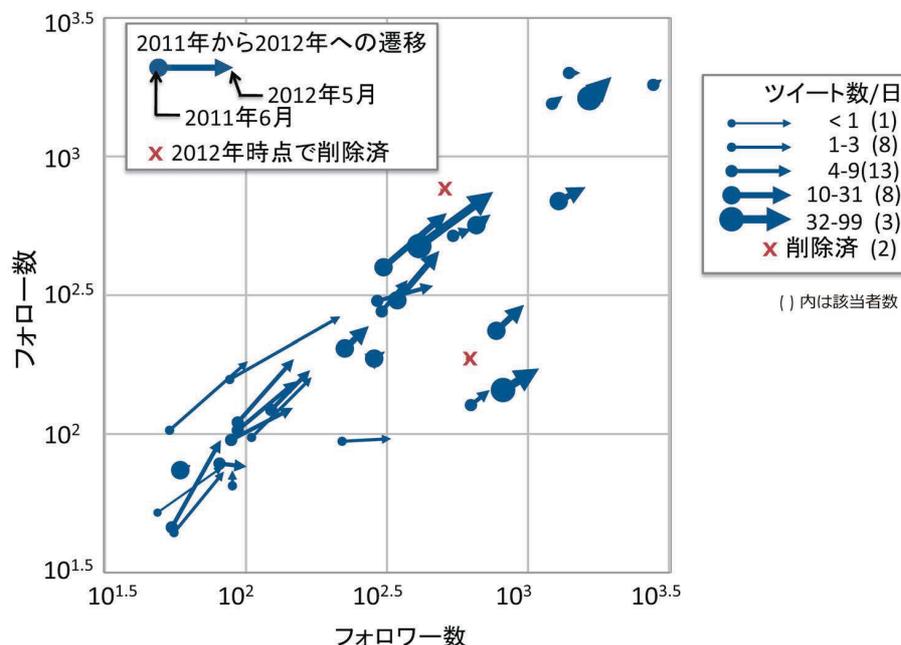


図 2.12: アンケート回答者の特性

行い、更にその際に同意したユーザ 35 人に対して、その後のリンクの変化を API 上で追跡調査した。

図 2.12 に、アンケート対象ユーザのフォロワー数を横軸に、フォロー数を縦軸にとり、11 ヶ月の変化を示す。また一日あたりのツイート数を線の幅で示した。どのユーザもフォロワー数に見合ったフォロワーとツイート数があり、フォロワー数を増やしている情報伝達の中核層である。ツイート数やフォロー/フォロワー比は、フォロー数やフォロワー数の変化に対して顕著な相関がなかったことから、本節では対象を分類せずに分析する。

### 2.7.2 リンクの追加/削除

直近 1 ヶ月間の追加リンク数/削除リンク数に関するアンケート回答の度数分布を図 2.13 に示す。追加も削除も多く、1 ヶ月の間に 6 割のユーザが 1 件以上削除し、追加したリンク数に対して削除したリンク数も半分に達していて、頻繁なつながり換えが行われていることがわかる。次に、直近にフォローした先と削除した先の各々について、表 2.1 にその相手の分類を、表 2.2 にフォローしたアカウントの入手方法を、表 2.3 に削除した理由を示す。表 2.1 の分類には各々の次数を代表すると考えられる選択肢を挙げたが、追加、削除とも「一般個人」が圧倒的に多く、かつ表 2.2 によれば Twitter 上で相手を探すことが大半である。入手先の 1 位に

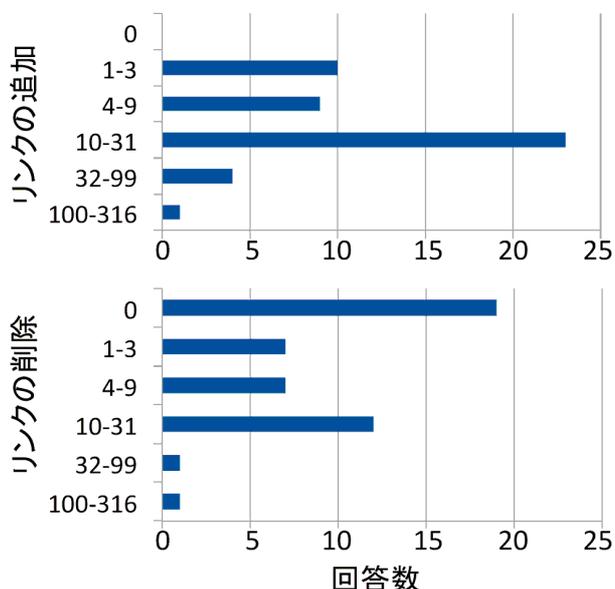


図 2.13: 直近1ヶ月のフォローリンクの追加, 削除数

挙がるフォロー先のリツイートと3位に挙がるフォロー先のフォロー先は、2.5 節で述べた縮小均衡回避の手法にあたる。フォロー先が増えるにつれて Twitter 上での探索力が向上するために、自分に好ましい中次数の発信/伝達者を発見できると考えられ、そのフォロワーによってツテが連鎖することで、発見された「興味深い個人」の情報が拡散し、中位次数のフォロワーを更に増やすことになる。後藤ら [47] は、上位のレイヤーにいる人がより多くの情報を持っている環境の中で3階層による情報流通について示しており、次数の層の上下をつなぐ階層的な伝達を想定していたが、Twitter 上の伝達においては、階層構造というよりネットワーク構造をとることがわかる。これは中次数に様々な組み合わせの伝達経路ができることを意味し、もたらされる情報の多様性に寄与する。

次に削除の理由を分析する。直近でリンクを削除した1件について3つまでの複合回答を許したアンケートを表 2.3 に示す。アンケート対象のこの層はフォロワーにとって有用な情報を取捨選択することが期待されるが、多くをフォローしているからこそ流入量が多くなり、自分が入手するツイート量や有用なツイート比率によって見直しをしていることがわかる。ソーシャルフィルタリング機能を担うといっても専任のキュレーターではない上に、Twitter 上に流れるものをすべて把握する訳にはいかないので、情報の入手経路を積極的に保守して効率化を図らなければいけないことになる。

既に分散的選択の経験のあるこの層は、皆が容易に発見できる手法ではなく、新しい相手を発見しては見直す繰り返しによって情報ソースの最適化を行っている。これを筆者は「探索的選択」と名付け、リンク主導権がフォロワー側にある非対

表 2.1: 直近でフォローした先の分類

フォローの分類	追加	削除
有名人: 芸能人, アーティスト, スポーツ選手, 政治家, 経済人など, 一般に知られている個人	2	2
ニュース: ニュース, 天気予報, 交通情報, 地震情報など	1	4
組織: 会社, 機関, 団体, 自治体や, それらが提供する商品/サービス, または代表する人	2	1
ジャーナリスト, ブロガー: 個人で活動するジャーナリストやインターネット上の発信者として認知されている人	2	2
ボット: プログラムが自動でツイートするサービス	3	3
一般個人	34	24
追加/削除なし	0	8

表 2.2: 直近でフォローした先の入手方法

フォローしたアカウントの入手方法	回答数
フォローしている人からのリツイートをきっかけに知った.	13
自分のフォロワーをフォローした.	9
フォローしている人のフォロー先やフォロワーのリストを見て知った.	7
本人から個人的に知らされた.	6
Web サイトやブログ, twitter 以外のソーシャルネットワークシステムで知った.	3
twitter が提示する「おすすめユーザ」や「似ているユーザ」で知った.	2
ハッシュタグなどによるツイートの検索をきっかけに知った.	1
展示会, 学会, パーティーなど交流の場で知った.	1
書籍などインターネット以外の情報ソースで知った.	0
自分のアドレス帳からの自動検索で知った.	0
その他	2

表 2.3: 直近で削除した理由

フォローを削除した理由（3つまで）	回答数
有用なツイートがない.	18
ツイートが多すぎる.	12
当初想定していた内容と違っていた.	7
削除したことはない【該当なし】.	7
ツイートが少なすぎる.	6
自分の興味が変わった.	4
その人との関係が変化した.	4
他の人のリツイートで入手可能だから.	2
当初フォローした目的が終了した.	2
twitter 以外から入手可能な情報だから.	0
その他	5

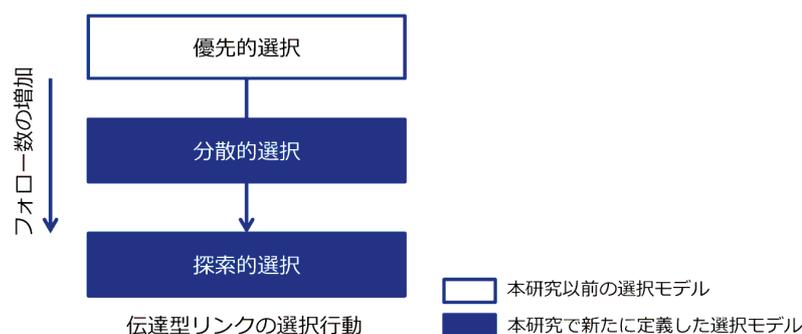


図 2.14: フォロー先の選択における行動モデルの変化

称ソーシャルメディアにおけるつなぎ換え特性の1つに位置づける。

一方で、表 2.2 によれば、双方向のフォローも一定数行われており、探索的選択のために頻繁にリンクを保守し、自分のフォロワーの状況も把握しながら、情報伝達を行っていることになる。ユーザ数の増加により双方向の把握や保守の負荷が増大していく可能性を考えると、ソーシャルフィルタリング効果を維持可能にするためには、この中位次数のユーザのサポートが非常に重要である。

## 2.8 第2章のまとめ

本章では、伝達型ソーシャルネットワークを構築するシステムの代表としての Twitter を対象とし、様々な手法を用いてソーシャルグラフを形成するユーザの選択行動について明らかにしてきた。選択行動のモデルの遷移を図 2.14 に示す。新

しく参加したユーザは従来のソーシャルグラフと同様に優先的選択を行うが、ユーザごとのフォロー数が32を超えると情報伝達型としての比重が大きくなり、分散的選択が行われるようになった。一極集中が起きやすいストック型と異なり、情報ソースが広く分散化することになるので、メディアとしての多様性に寄与する。更にフォロー数が増えると探索的選択が行われるようになり、試行錯誤的にリンクをつなぎ換えながら、容易に得られない情報を伝達する相手を見つけるようになった。情報ソースの広さに留まらず、コンテンツの深さを追求することになり、情報のカスケードとは全く逆の行動として多様性の向上に大きな役割を持つ。ユーザ数が増えてフォロー数が増加し、あるいは、システムの普及率が飽和に近づいて新規ユーザの割合が減少すると分散的選択や探索的選択が増加し、中次数のユーザ比率が増えながら、メディアの多様性が強化されていく可能性がある。

一方で、現実の Twitter は必ずしも多様性が認識されているとはいえず、これを改善するには、入手ソースの広さ、コンテンツの深さに加えて、コンテンツの広さが必要である。アルゴリズムと同様に、人も過去のフィードバックに左右されるため、人気のあった特定テーマに固執しかねず、次第に人々が必要とする内容と乖離していく。このために、フォロワーの興味の変化を把握することが有効であるが、数百以上のフォロワーを持つユーザが、相互フォローによってフォロワーの興味の変化を随時把握する認知負荷は高い。中次数のユーザ比率が高まるためには、このユーザの負荷をサポートすることが重要であり、次章では、この課題の解決を図る。

また、Twitter における探索的選択では、模索的に新規ユーザをフォローをしてみた後、違和感を感じたら頻繁につなぎ換えをする行動が明らかになったが、短期に判断して情報ソースを乗り換えていくと多様性を損ないかねない。フォロー先に自分の状況や興味を伝えることで内容が改善するのであれば、頻繁なつなぎ換えを削減することが期待できる。この課題については、第7章で述べる。

## 第3章 興味の抽出を目的としたシステムの実装と評価

### 3.1 はじめに

フロー型でコンテンツ主導型である Twitter のソーシャルグラフについて前章で分析したが、本章ではこれと対を成すユーザコンテキスト主導型の機構を扱う。

SNS のような友人関係のネットワークであれば、一般的に、日常のコンテキストを共有する別のコミュニケーションチャネルがあるが、情報伝達のために形成されたネットワークにおいて、フォロワーのコンテキストを知る手段がなければ一方的に発信することになる。リツイートやお気に入り登録によるフォロワーの反応がフィードバックとして利用されるが、過去のツイートに対する評価ではない。相互フォローすることで今のコンテキストを知ることができるが、断片的な把握になりやすく、特に情報伝達の中核を成す中次数のユーザにとってフォロワーのコンテキストを理解する認知負荷は高くなる。

この課題を解決すべく、コンテキストを共有するユーザ間で興味を持ったトピックを共有し相互投票によって共通性の高いトピックを抽出する機構として「コンテキストランキング機構」を開発した。フォロワーの興味を個別に追うのではなく、共通性のあるフォロワー同士で集約を行った結果を見ることでコンテキストを把握する認知負荷を低減することを目的とした。

この機構を Twitter のクライアントにあたる機構と組み合わせたシステムを試作したが、ユーザが通常利用している Twitter のクライアントを置き換えるまでに利用頻度を向上させるのは難しかった。コンテンツ主導型である Twitter における選択行動は  $10^{1.5}$  を閾値として変化したため、対となる機構を評価するにも一定のユーザ数を確保することが求められ、コンテキストを共有する多数のユーザを同時に確保できる環境として講演会や勉強会などイベントにおける利用に着目した。コンテキストランキング機構を組み込み、イベント参加者の興味を共有するシステムとして TokenCast<sup>1</sup> を開発し、学内や企業内で運用して評価した [45]。

講演会や勉強会等のイベントでは、Twitter やチャットシステムが用いられることがあるが、重要な投稿や全体の興味の遷移を把握する認知負荷はフォロワーのコンテキストを理解するのと同様の課題である。講演会の場合には参加者が講演者をフォローする構造であり、コンテンツ主導の機構は講演会場の発表スライドや

---

<sup>1</sup><http://tokencast.com/>

口頭にあたる。このため、イベントの環境で参加者の行動を分析し、コンテキストランキング機構を含むシステムの評価を行った。

### 3.2 背景

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ている。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事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 Atkinson [5] 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 [7]。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。

イベントなどの一時的な目的でフォロー登録をすることはリンク管理を煩雑にするため、一般的には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。フォロー登録が不要になるメリットは大きいですが、人を介した収集・選択が行われなくなるデメリットを抱えている。同一ハッシュタグのついた投稿が時間順に全て表示され、画面のスクロールによって古い投稿を押しよけるため、発表者や参加者には、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。

これらは、Twitter における中次数のユーザが、自分が関係するコミュニティや自分が扱うテーマにかかわるフォロワーの興味を把握するのと同様の環境である。相互フォローでは、全てのフォロワーのツイートが直接タイムラインに掲載され、人を介して内容が整理される機構がなく、課題も共通している。コンテキストランキング機構を評価するためのユーザ数の確保が容易で、多くの先行研究との比較が可能であることから、実験環境としてふさわしい。

Dork ら [9] はテレビで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 Twitter を利用する際に、個別に投稿を追うのは事実上不可能であ

るため、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 [29] 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、ブログの検索で多く用いられ、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する表現が模索され、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 [36] は一般に用いられる表現手法の効果を評価し、Hassan-Montero ら [19] 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。本システムでは、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。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こととした。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時は、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。

### 3.3 システムの設計・実装

TokenCast システムはイベントおよび参加者の管理とコンテキストランキング機構から成る。本節では各々について、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情報共有を目指す。

#### 3.3.1 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 3.1）。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 3.2）。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

### 第 3 章 興味の抽出を目的としたシステムの実装と評価

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予め把握する目的も持っている。

TokenCast Rankings of realtime interests

Top 使い方 ID発行 TokenCastについて

### イベントの登録とID発行

イベントを登録すると、指定の期間有効なIDが表示されます。

イベント名: Lightning Talk2013

イベント開催期間 (今から終了まで): 2時間

利用モード:

- 興味ランキング+タイムライン
- 興味ランキングのみ利用

(オプション) 参加者80名を超える場合/公開範囲を限定する場合

登録する

参加者にこのURLとIDを伝えてください。

<http://tokencast.com/>

ID: 95944

図 3.1: イベントの登録画面

TokenCast Rankings of realtime interests

Top 使い方 ID発行 TokenCastについて

### イベントIDを入力

95944

イベントの履歴をPC/スマホに記録する(共有PCではチェックを外してください)

図 3.2: 参加者の登録画面

### 3.3.2 コンテクストランキング機構が対象とする文字情報の設計方針

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、場を通じたコンテク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である。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（例えば、「#一度は言ってみたいセリフ」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。これに倣い、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、第 2 章で述べた 2012 年にサンプリングした Twitter ユーザの投稿に含まれるハッシュタグのデータを利用し、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 3.3）。

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。

図 3.4 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

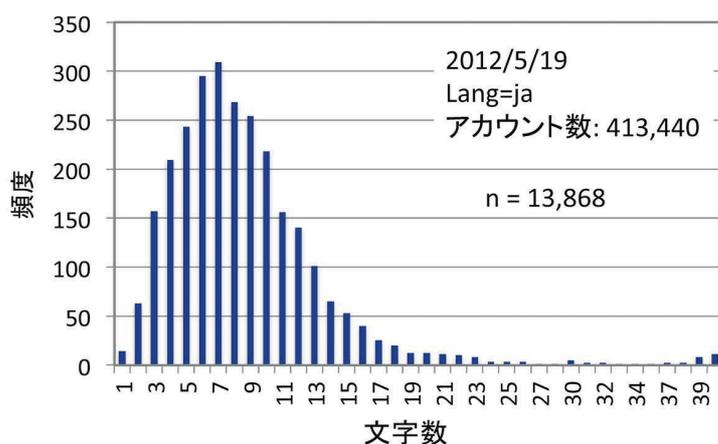


図 3.3: Twitter のハッシュタグ文字数の分布



図 3.4: 主画面の構成

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。本論文では、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、講演会の間順位や文字の大きさが随時変動しながら最大で10件のトピックを表示する。10件という件数は、ランキングが変化していく中でユーザが一瞥で内容を把握しやすく、かつ通念上で受け入れやすい「ベスト10」を選択した。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。

### 3.3.3 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、例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仮定を置き、興味が継続していれば何度

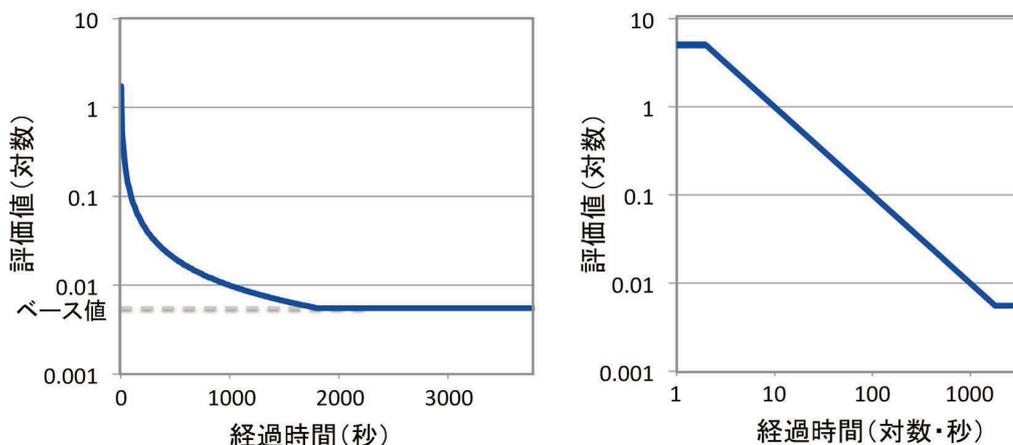


図 3.5: 投票による評価値の変化

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 3.4 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 (3.1) 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 3.5 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 3.5 右に示す)。

$$V(t, t_0) = \frac{10}{t - t_0} \quad (2 \leq t - t_0 < 1800) \quad (3.1)$$

$$V(t, t_0) = \frac{10}{1800} \quad (t - t_0 \geq 1800) \quad (3.2)$$

時間経過によらず一定の興味は残存すると考え、式 3.2 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。

### 3.3.4 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留まるので、違うユーザ ( $User_2, User_3, User_4$ ) が投票することで、図 3.6 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) について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  $V_{topic}$  は式 (3.3) で表される。

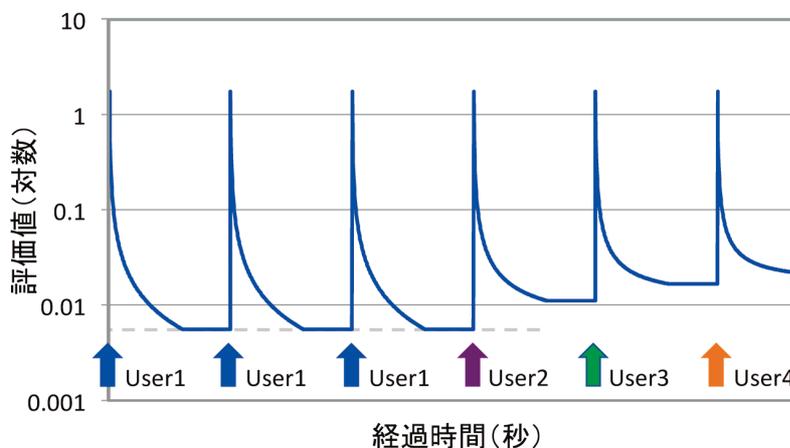


図 3.6: 複数ユーザの投票の評価値

$$V_{topic} = \sum_{i=1}^n V(t, t_i) \quad (3.3)$$

図 3.4 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 (3.1) の評価値は時間の逆数としたため、図 3.5 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 3.5 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。

### 3.3.5 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ン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踏まえ、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る機能もオプションとして提供している (図 3.1 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。

## 3.4 システムの運用と分析

第2章で述べた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。

### 3.4.1 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ン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、筆者が関係する大学と企業の内部イベントで運用を行い、表3.1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。

### 3.4.2 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3.7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3.3に比べて文字数が長いものが多くなった。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。

### 3.4.3 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3.2のように分類できた。Ebnerら[11]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。

表 3.1: イベントの状況

イベント 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	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	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 3.2: トピックの分類

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す」「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、マイク音量、資料について）	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）	54	241	2.48	1.80
計	521	1,775	2.16	1.58

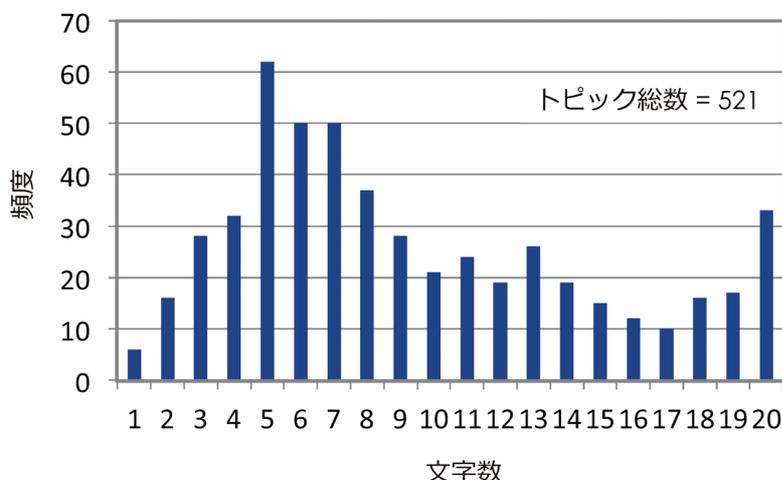


図 3.7: トピックの文字数の分布

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人あたり投票回数）として表 3.2 に示した。「トピック数」、「平均投票者」、「投票回数/人」を乗ずると「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、学生間で囁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 3.4 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

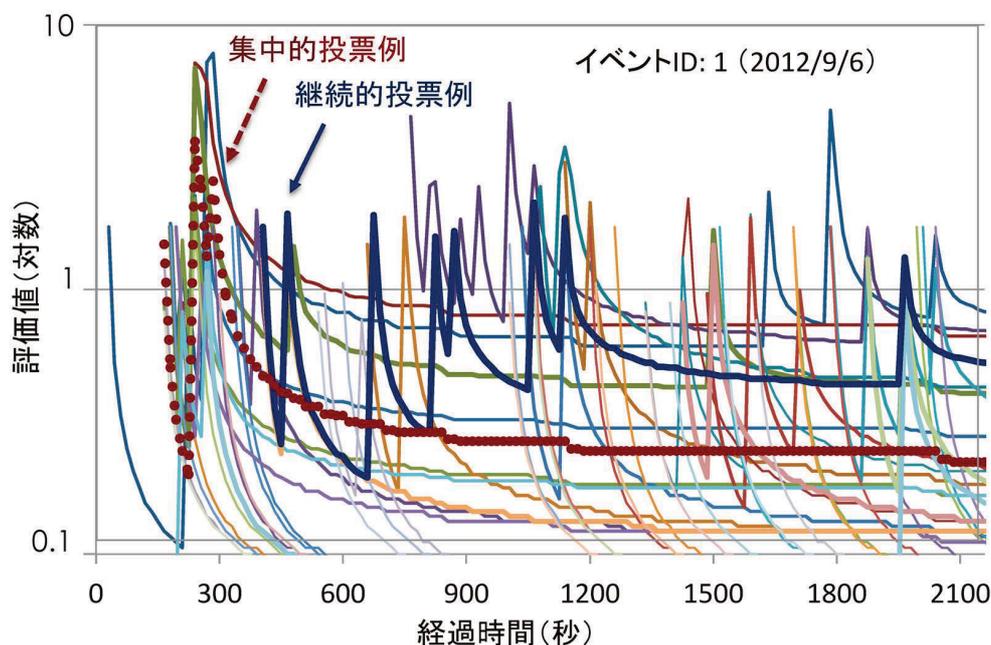


図 3.8: トピックごとの評価値の遷移

たトピックは必ずしも 3.2 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 3.2 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 件に留まり、「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分析が重要であり、次節以降に述べる。

### 3.4.4 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 3.8 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 分以上に渡って投票され続けるトピックが特徴的であった。また、図 3.8 に対応したランキングの遷移を図 3.9 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、

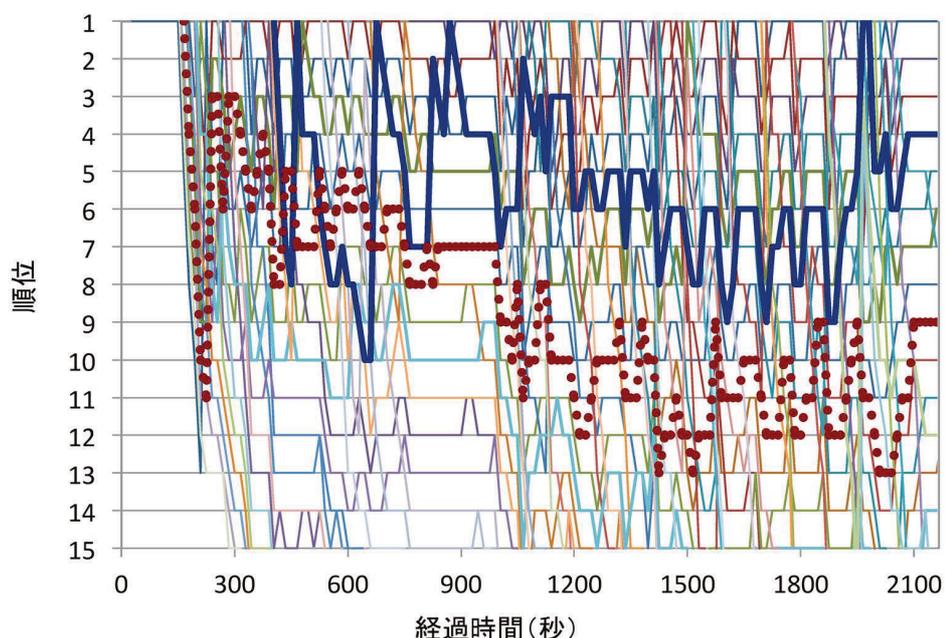


図 3.9: トピックごとのランキングの遷移

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伴って再びランキングに現れている。全ての投票がなくなってから 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、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ているように見える。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

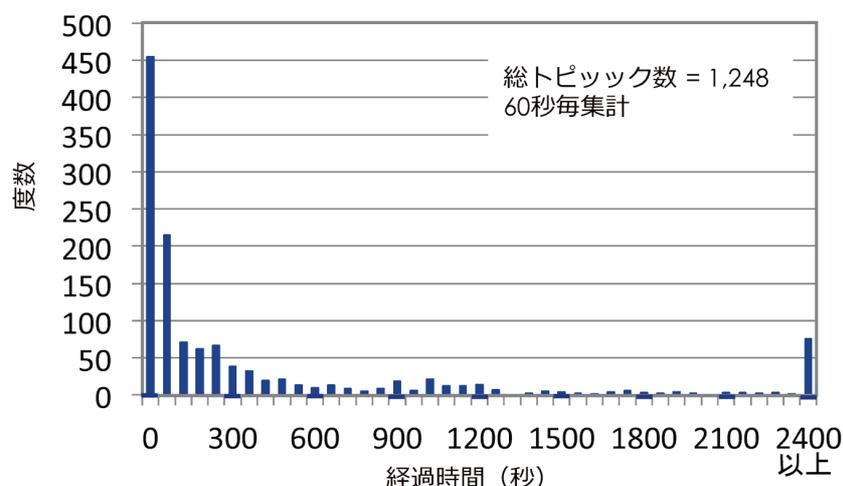


図 3.10: 最初の投票からの経過時間ごとの投票数

以降の投票までの時間について 60 秒ごとの分布を図 3.10 に示す。表 3.1 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 1248 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 1200 秒までの範囲で再び増加傾向が見られる。表 3.1 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、長く継続し得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。

### 3.4.5 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であるので、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 3.11 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 3.11 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 3.12 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。

「集中型」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

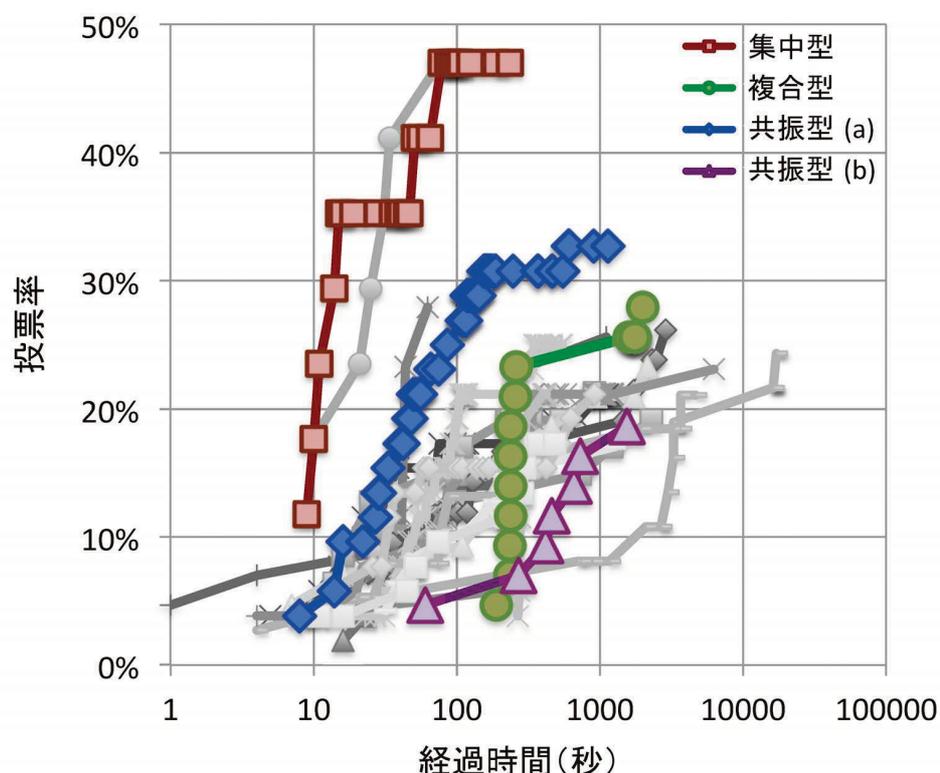


図 3.11: トピックごとの投票率の遷移

ものの短期で収束して数百秒を超えることは少ない。一方で更に長く続くようなトピックは、時々集中して興味が集まるもの（複合型）と継続的にゆっくり投票が続いていくもの（共振型）に分類され、共振型は更に、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るようになるもの (b: 図 3.12 の破線に該当) に分類できた。複合型は、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。

共振型には、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付きにくい視点を発見的に参加者が投票したものが挙げられる。(a) と (b) のどちらの

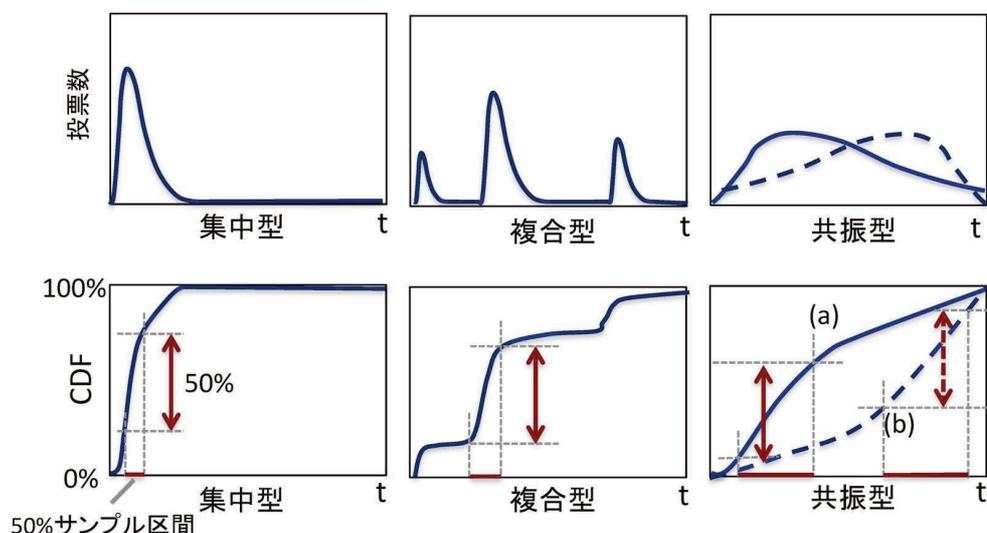


図 3.12: タイプごとの投票パターン

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達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共振型に該当する。3.4.3 小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留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。

### 3.4.6 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。ポイントとなる複合型と共振型の区別は分散分析を用いることにより可能になるが、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。例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  $[a, b, c], [b, c, d], [c, d, e]$  の組み合わせのうち標準偏差が最も少ない区間を求めた。図 3.12 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。複合型では、ヤマがいくつあっても、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 3.13 にプロットした（横軸1600以上、縦軸120以

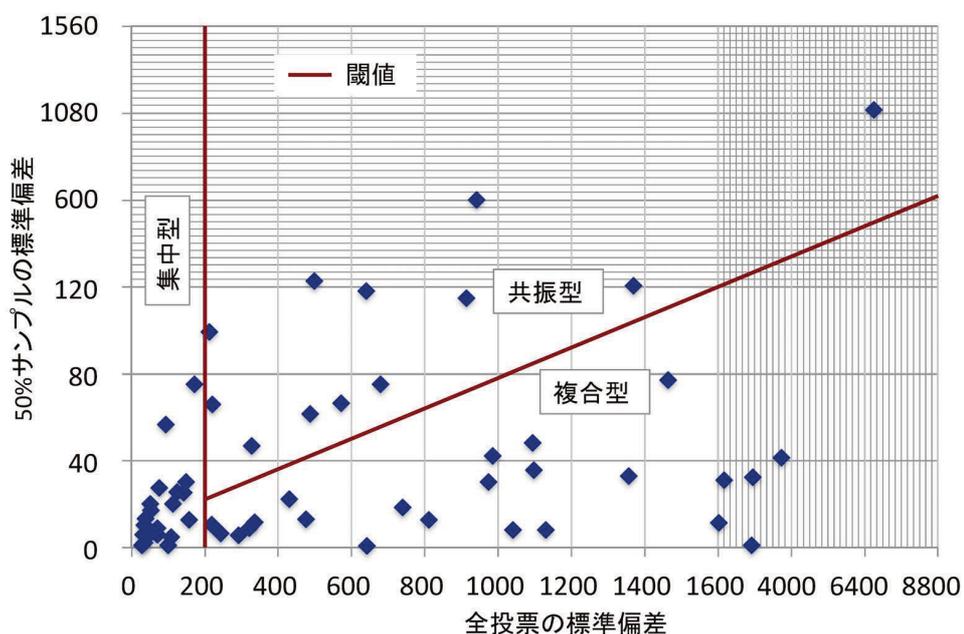


図 3.13: トピックごとの投票の経過時間の標準偏差

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 3.12 に示した投票パターンのタイプと図 3.13 にプロットした位置を比較することにより、集中型とそれ以外 (複合型, 共振型) の間は全投票の標準偏差 200 (秒) を閾値とし、複合型と共振型の間は全投票の標準偏差 ( $\sigma_{total}$ ) に対して式 3.4 で示す閾値  $s_{threshold}$  を決め、50%サンプルの標準偏差がこれを超えるものを共振型とした。設定した閾値と各タイプの領域を図 3.13 に図示する。

$$s_{threshold} = \sigma_{total} \times 0.07 + 8 \quad (\sigma_{total} > 200) \quad (3.4)$$

共振型の (a) と (b) の分類については、図 3.12 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 3.3 に、これらの分類によるイベントごとのトピック数を示す。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、複合型が分離できないため対象から外した。イベント ID の 3, 4, 7, 10 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、共振にあたる共振型のトピックが 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る。テーマに多様性があるイベントでは、同時に複合型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

表 3.3: タイプ別のトピック数

イベント ID	投票者数 ≤ 4	集中型	複合型	共振型	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

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、共振型に比べて複合型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発の場を提供する役割が期待できるといえる。

共振型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、3.4.3 小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 件が共振型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、共振型の (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。

今回はサンプル数が少ないので、共振型が一部の群に混在した複合型や 50% をカバーするような大きな群を持たない複合型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。

本節で述べた判断手法をイベントの場で逐次的に用いることで、共振する可能性のあるものを際立たせて表示し、共振の加速が可能となる。また、その場で参加者に反応させることによって、サンプル数が少ない場合でもタイプを見分けるための投票を促すことができるため、システムに組み込んでリアルタイムで分析することが有効である。

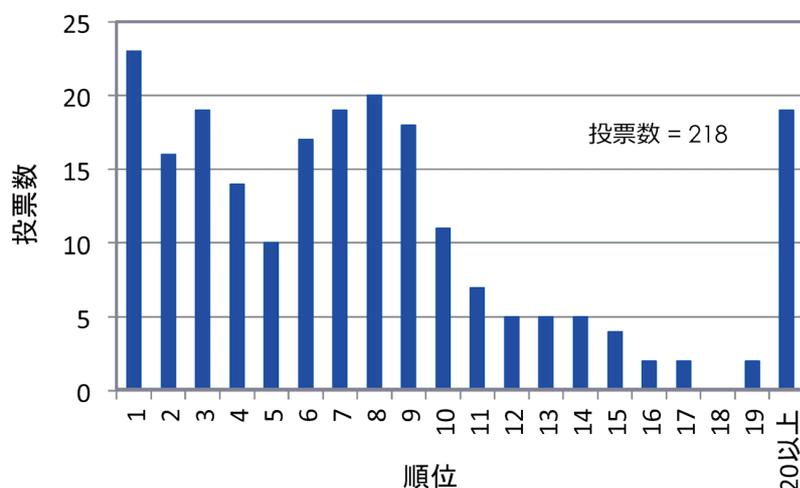


図 3.14: 60 秒以上経過したトピックを投票した際の順位

### 3.4.7 投票行動に対する投票順位の影響

共振型は複合型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、順位が変動した時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 3.14 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 3.4 ④）や 3.3.5 小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 位に投票するケースが多いが、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、3.3.2 小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、投票者が操作の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、競争が増えて 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わかるような設定になっている。この結果、本来気づきにくい小さい文字であっても、次から次へと順位を追い越され、小さくなった時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。

タグクラウドでは、フォントサイズを可変にすることによって一定スペースの中に多くの項目を配置しようとするが、本システムでは、表示画面やウィンドウがフォントサイズに比べて十分に大きい場合であっても10位までしか表示しない。これをタグクラウドのように一定のスペースの中に入りきるように可変数にしてしまうとランクを維持しようとする行動を阻害しかねない。

## 3.5 第3章のまとめ

講演会での参加者の興味や、Twitterにおけるフォロワーの状況、興味を把握するためには、これまで人を介した伝搬による情報整理が行われておらず、逐一把握する認知負荷は大きかった。そのため、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、相互投票に基づいたランキング表示を行うコンテクストランキング機構を開発し、イベントにおける参加者の興味を共有する新たなソーシャルメディアであるTokenCastとして構築し、評価を行った。

新規に登録する仕組みとランキング表示を一体化することにより、似た趣旨の新規投票を防ぎ、トピックを集約する効果を示した。イベントにおいてチャットシステムを利用する場合、議題から逸脱したトピックが大量に投稿されることが課題になるが、そうしたトピックが全体の投票の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。これは従来課題であったコンテクストを把握する認知負荷を低減し、主となるトピックから逸脱トピックまで、広い内容を共有することを可能にし、多様性の推進に貢献する。

更には、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」が観察された。この現象は、12イベントのうち、参加者が多く、複数のテーマを扱う6イベントにおいて観察され、投票数の上位にあるトピックのうち22%がこの現象に該当することを確認した。気づき難いトピックを探索的に発見する人と、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、重要なトピックを発見しやすくする。講演者やTwitterのフォロー先のような発信者、伝達者に伝えることで、新たなテーマへの気づきを与え、扱う内容を広げる効果が期待できる。

イベントにおいて、講演者にこのような影響を与えたかについて、Twitterやチャットシステムなど他のシステムと比較し、情報伝達（講演内容）の変化を検証

することが望ましいが，参加者の習熟レベルがツールごとに異なり，条件を合わせて比較することが難しく，評価できなかった。また，Twitter のようなコンテンツ主導型の機構とオンライン上で組み合わせた実験が難しかったため，展開可能性について共振現象と合わせて次章で論じる。

## 第4章 行動モデルの変化と共振現象

### 4.1 はじめに

フロー型ネットワークを通じて情報伝達を行うシステムとして、第2章では、コンテンツ主導型としてのTwitterにおけるリンクの選択行動を調べ、第3章では、ユーザコンテキスト主導型として筆者が開発したコンテキストランキング機構において、興味をもったトピックを共有する際の投票行動を調べた。本章では、まず両者の行動をモデルとして比較して論じ、更に、伝達メディアの多様性確保に大きな影響を与えるコミュニティの共振現象について考察した上で、空間、時間を共通しない場への展開可能性について検討する。

### 4.2 行動モデルの変化

第3章では、図3.11に典型例として示すように、逸脱表現を含む、すぐに同意しやすいトピックに対して反射的に投票し、短時間のうちに投票が収束する集中型の投票パターンと、皆が気づきにくいトピックを探索的に見いだす参加者と、時間をかけてその価値を見いだす共振型の投票パターンを見出した。ここでは、これらのパターンを導く参加者の行動モデルを前者について「集中的投票」、後者について「探索的投票」と呼ぶことにする。集中的投票は迎合的な行動という意味ではカスケードに近い現象であるが、カスケードは、局所的な同調が広い範囲に拡大した状態をいうことが多いため、ここでは「集中的」と表現する。第2章における行動モデルの変化を示す図2.14と対比させてこれら2つを表すと、図4.1のように示すことができる。

伝達型ネットワークにおけるリンクの選択特性においても、トピック抽出のための投票行動においても、はじめは単純な反応をしていた参加者の一部が、他の人が容易には発見しない情報を見つけようと探索的行動を取り、他の一部の参加者がその価値を発見して、リツイートや投票を行うことで探索的行動を強化している。この時、価値を発見する人の率が低いことから、ある程度の人数が参加していないと、この連鎖は起きない。例えば、一定のフォロワー数を持たないユーザが価値を発見しにくいツイートをを行ったとしても誰も気づかない可能性が高く、中次数以上のユーザの方が探索的な行動に移行しやすい。探索的行動を誘導するには、システムを構成するアルゴリズムと人、更に利用する場を加えて3つ

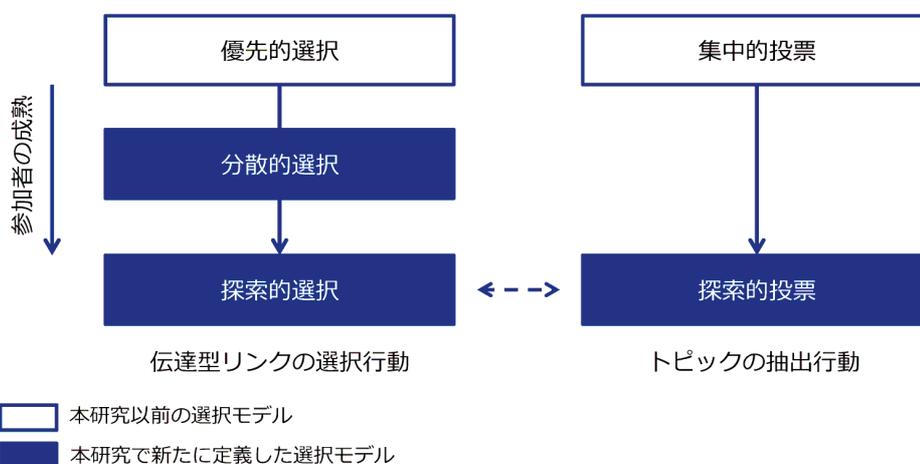


図 4.1: 行動モデルの変化の対比

の視点で条件が整うことが必要であり，TokenCast におけるこれらの要素を次節で考察する。

### 4.3 共振現象を誘発する要素

共振現象について，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，共振現象を誘発する理由を考察し，他のシステムでも共振現象を活用できるように，アルゴリズム側，ユーザ側，イベントの特性の各々について要素を整理する。

#### 4.3.1 アルゴリズム側の要素

図 3.10 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挙げる。

- 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ので，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、順位が入れ替わりながら下がっていくものの方が動きを伴うことで目立つ。Yuzono et al. [39] 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3.4.7小節に述べたように、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。

- ランキングを決める評価値の変化が適切であること  
本システムでは図 3.5 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、例え全体が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。講演中に興味をもったあるトピックが数時間に渡って価値を存続するのは現実的ではないと考えた。

減衰特性において、減衰が早過ぎれば、価値を認めるのに必要な時間の中にランキングから外れてしまい共振は起きないし、遅過ぎれば、ランキングの入れ替わりが起きにくく一度上位を獲得したものが独占しやすくなる。この中間に、共振を誘発する減衰特性があり、今回はそこに該当したことになるが、十分条件は明らかになっていない。

また、共振する場合であっても、減衰特性の変化が共振する内容に影響を与え得る。仮説としては、電気的な検波回路のように減衰率の変化に合わせて、人が想起するものの中から異なるものを引き出せる可能性があるが、人間の記憶や理解の特性を含めたテーマとして興味深い領域である。

これらの要件が満たされた上で、長期の反応を誘発するような最初の投票が必要で、更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、次にこれらのユーザ側の要素を検討する。

### 4.3.2 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、

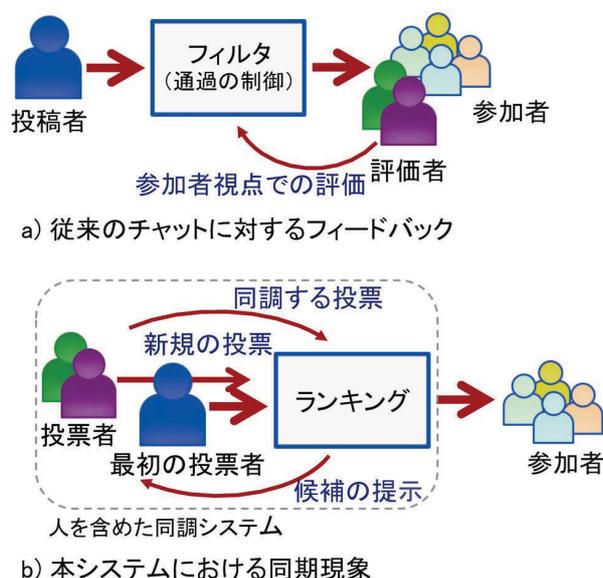


図 4.2: 従来手法との比較

受け取る立場での評価を用いていた。図 4.2 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。運用事例で挙げると、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挙げている状態で、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 4.2 (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、3.4.7 小節に示したように、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、3.4.5 小節に共振例のトピックとして挙げたように、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。4.2 に述べたように、多くの賛同が得られないとし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。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 Twitter で見られるソーシャルフィルタ [44] に該当する効果を導くことができる。

### 4.3.3 イベントの特性

3.4.6 小節に、12 件のイベント中で共振が観察された 6 件について述べた。価値を発見しにくいトピックに反応する参加者は多くはないので、一定数の参加者が必要なはずである。参加者が 21 人以下の 4 件のイベントでは共振現象が観察されず、参加者が 34 人以上のイベントでは、8 件中 6 件のイベントで共振現象が観察されているので、この間に閾値がありそうであるが、参加者が少ないイベントでは投票総数も少なく、分類に必要なサンプル数が確保できないために今回の結果からは判断できない。また、利用に習熟すれば、価値の発見に慣れたユーザが増えるために、閾値があるとしても変化する性質のものである。

イベントの種別でいえば、企業内／大学内の差異はなく、同一イベントの中で複数の講演者が多様なテーマや議論を行うイベントで共振が多く見られた。イベントと異なる場に応用する場合には、共通コンテキストを形作る入力情報について多様性に留意する必要がある。

## 4.4 空間や時間を共有しない場における共振可能性

TokenCast は検証に必要なユーザ数を確保するためにイベントに特化して運用し、空間や時間を共有する場で、共振現象が起きることを示したが、オンライン環境で空間を共有しない場合、また時間も共有しない場合の評価は実施していない。リアルな空間を共有する場合に比べて共振現象は起きにくくなるが、元々、価値判断をする十分な情報がない項目について、時間をかけて価値を発見する現象なので、情報量の不足や時間遅延を許容して共振する可能性はある、ただし、図 3.5 に示した減衰特性は、時間軸依存性の高いので、少なくとも減衰特性の調整は必要になる。本節では、展開可能性に関する考察について、時間を共有して場が離れる場合を「会場外への展開」に、時間も場も共有しないが設定されたテーマに関して参加者が長期に関心を持つ場合を「長期のオンラインイベント」に、共通テーマも設定されない場合を「リアルタイムソーシャルメディア」に各々述べる。

### 4.4.1 会場外への展開

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良い。今回いくつかのイベントで TV 会議を設定している場合があったが、場の情報量の異なる環境間での共有を支援することはできた。異なる場をまたがった共振は発見できなかったが、会場外の参加者が少数だったため、分析ができていない。会場外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更に難したため、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。会場の内外で共振効果を狙うには、会場内外のランキングを分けるなど、コンテキストを共有する範囲で分割することで、イベントごとの共振条件の課題に帰着する。

### 4.4.2 長期のオンラインイベント

長期のオンラインイベントにこの機構を適応する場合、期間が延びるだけでなく同時性が失われる。人によってアクセスする時間帯や頻度が大きく違うような環境の違いを吸収しながら共振を誘発することは今後の課題である。本システムでは図 3.5 で述べたように減衰特性は固定とした。長期の場合、減衰期間を長期にすべきであるが、新しく登場したトピックが古くからランキング上位を獲得したものより不利になりやすいため、人の活動サイクルに合わせて最初から 24 時間は減衰特性を異なるものにしたたり、ランキングの表示数を増加させるなどの変更が必要である。長期の場合にはイベント中と異なり、ランキングをゆっくり見る時間が取れるため、表示数を増やすという選択肢もある。また、トピックに関して調べる時間や検討時間も長くとることで、1 週間かけて行うオンラインブレストのような形で長期な共振の誘発を行い、通常とは異なる発想を引き出せる可能性がある。

### 4.4.3 リアルタイムソーシャルメディア

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、フロー型におけるコンテンツ主導型とユーザコンテキスト主導型の連携が実現する。フォロワーの興味が集約されて把握の負荷が下がれば、中次数、高次数のユーザであっても、過去のフィードバックに頼らず、広いトピックに目を向けることができる。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、フォロワー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。もしフォロワー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わからない情報は

発信されにくい、ユーザコンテキスト側の機構である本システムでユーザの興味を集約・抽出したトピックについて、コンテンツ側の機構である Twitter に伝達することにより、フォロワーから受け取る「お題」としての投稿が期待され、広い視点での情報共有だけでなく、人を介したフィルタが「今の興味」に動的に対応できるメディアが実現できる。

この場合、コンテキストランキング機構を用いた集約機能は活用できるが、中次数のユーザのフォロワーがお互いにコンテキストを共有している場合は多くないために、共振の条件は厳しく、条件の明確化や共振を導く機構の開発は今後の課題である。多くのコンテキストを共有していなくても、少なくともフォロー先としてのツイートは共有しているため、ツイート内容次第では共振を導く可能性はある。また、Twitter においては、友人型と情報伝達型の組み合わせによってソーシャルグラフが構成されているため、友人型で相互につながるコミュニティの中での共振を導き、それを他のフォロワーに伝播させる手法が有効である。

### 4.5 第4章のまとめ

本章ではまず、コンテンツ主導型とユーザコンテキスト主導型の両方における探索的行動の共通性について考察した。情報システムの利用において、利用者が成熟すれば知的好奇心を高めるのは自然だが、それに応えるシステムは多くはない。フロー型システムにおいて、探索的行動としてシステム上に表出させるには様々な要素が必要なため、時空間を共有する場での共振現象を誘発する必要条件として、アルゴリズム、人、場の3つの視点で整理した。更に時空間を共有しない場合の展開可能性について考察し、共振を誘発させる仮説として評価の減衰曲線や、ランキング数が果たす役割について論じた。

また、コンテンツ主導型とユーザコンテキスト主導型の双方の連携と、そこでの共振の可能性について考察した。第2章では、情報伝達の多様性のために、入手ソースの広さ、内容の深さに加えて内容の広さの確保を課題としたが、共振がなくても集約効果を活かした連携により、伝達する内容の偏りを修正する効果は期待できる。これに加えて共振現象を利用可能にすることで、ユーザコンテキスト主導型の機構が新たなテーマを探索的に引き出し、コンテンツ主導型の機構がその内容を探索的に深めて共有することにより、非対称であるが相互の連携関係が構築され、メディアとしての多様性に大きく寄与できる。

## 第5章 関連研究

### 5.1 はじめに

本論文で論じた主たるテーマである，人を介したフィルタリング，フロー型情報伝達の中心となるソーシャルグラフ，同期現象に類する現象としての同調現象，本研究の基本的な概念でなるコンピューティングのモデルの各々についての関連研究に関して述べ，論じる。

### 5.2 人を介したフィルタリング

2.2節で述べたように，集合知を扱う多くはストック型に属し，データベースを中心とした検索エンジンや推薦エンジンの精度を向上するために群衆が発したデータを処理して利用するもので，ページランクや協調フィルタリングなどに貢献している群衆の各々には，一般的に直接的なフィルタリングの意図はない。Twitterにおいても，世界中のツイートを集めて分析するような機能は分析エンジンの支援に該当し，Sakakiら [37] による地震や台風を検出する人的なセンサーとして利用する例がある。

これに対してフロー型情報伝達の中心となる「人」は，フォロワーを意図して伝達の是非を主体的に決めるものであり，Twitterにおけるリツイートが代表例である。Kwakら [25] は，人を介した多重のリツイートによる情報伝達を観察し，ニュースメディアとしての特性を明らかにしているが，これまでの情報伝達としての研究は，特定領域のツイート内容を抽出して拡散の速度に注目し，トラッキングするものがほとんどであった。筆者は，伝達される内容の多様性に注目したため，むしろ，コミュニティ外の人が見てもわからないような内容が重要かも知れず，ミクロに内容に踏み込むのではなく，ソーシャルグラフを形成する人の行動を観察することで特徴を分析しようとした。

一般のチャットシステムは，ユーザ間の連鎖的情報伝達が起き得るため，フロー型に近く，TokenCastが対象とした会議用途では，3.2節で述べたように，人々が付加したハッシュタグを用いた分類・優先度付け，可視化の研究は多く行われてきた。他の参加者による直接的な優先度付けはチャット併用会議のシステムで見られ，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。WISS という年次ワークショップでは、会場で運用実験するチャットなどのインタラクティブシステムを公募しており、このワークショップで発表される論文も多い [48, 52]。

RemoteWadamanV に実装されたセマンティック・チャット機能 [50] 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 [52], backchan.nl [18], Speakup [21] 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 [43] 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 [46] 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。

これら従来のシステムでは、不要なものを分離する手法を模索していたが、本研究では、目立たせて投票を集中させることで、逸脱投稿が占めるスペースを最小化する手法となり、新たな方向性を提示した。TokenCast 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、他のトピックと共に多様性を保ちながら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。

### 5.3 ソーシャルグラフ分析

2.2 節で述べたように、ソーシャルグラフの解析は 2000 年頃から多く行われている。ただし、リンクの追加、削除に関する分析やモデル化は少なく、特に削除に関しては筆者および Kwak ら [24] が最初である。Kwak らは筆者とほぼ同時期である 2010 年 6 月から 8 月に韓国ユーザに関するフォロー削除について日ごとの変化を調べ、また削除理由をインタビューによって調査している。相互リンク率が高いことが報告されているが、当時 Twitter は韓国向けにローカライズをしていなかったため Twitter による SUL がなく、フォロー数が少ないユーザが多かった。そのためか分散的選択に該当するような現象や削除理由は報告されていない。削除について、同日のうちに複数の削除が行われる場合が多いことが報告されているため、つなぎ換えはある程度まとまってから整理しようとする動機が関係すると考えられる。

Kwak らは男女 22 名ずつに削除理由のインタビューを行ったが、迷惑と感じるツイートが理由の大多数を占め、表 2.3 で上位にあるような有用ツイート数や、有用と無用の比率といった理由がなかったのが大きく異なっていた。2.6 節に述べたように、フォロー数を踏まえた上でのサンプリングが重要であり、本研究ではフォロー数 32 を超える層に注目し、分離して分析した影響が大きいと考えられる。

## 5.4 同調行動

コミュニティの参加者間での相互作用に関する現象としては、1.2節で述べた「情報カスケード」や「バンドワゴン」と呼ばれる他人の選択に引きずられる現象が挙げられる。この現象は自分が持つ判断材料を無視して他人の多くの選択に従うもので、各人が発見的に価値を認める本研究における「共振現象」とは異なるものである。前者は情報伝達の早さや強さを高め、後者は情報伝達の多様性を高める。Watts [38] は、カスケードを妨げる要因として、

- 参加者の反応する閾値が高すぎた場合
- 伝搬のリンクが断絶している場合
- 参加者間が密につながりすぎている場合

を挙げているが、現象は異なるものの、これらの要因は「共振現象」を妨げる十分条件として共通するものである。

ソーシャルブックマークサービスである「はてなブックマーク」や Reddit においては“Hot entry”と呼ばれる単位時間当たりのブックマーク登録数の大きい情報をランキング表示する機能がある [30]。この評価値の算定やアルゴリズムは詳細は公開されていないが、以前のアルゴリズム変更時の解説として、バンドワゴン効果による上位ランキングの固定化を防ぐため、掲載から時間が経過したものを入れ替える旨の記述がある。本研究の手法では、各々の投票ごとに減衰した評価値を合算するが、最初の掲載からの時間をパラメータとした減衰を行う場合、価値の判断に時間がかかるような共振現象は起きにくくなる。ソーシャルブックマークのアルゴリズムは今後も変化する可能性があり、場所や時間を共有しない環境での相互作用を観察できる場として有効である。

長期の興味の継続性の分析については、コンテンツの安定的な信頼性を抽出する目的で、上野が検索キーワードやソーシャルブックマークの上位にあたる項目について分析した [41]。ストック型を対象としているため、十分なサンプリングがある上で検出手法の比較を行っており、大規模になった場合に、本研究にも応用可能である。

## 5.5 コンピューティングのモデル

ソーシャルコンピューティングについて、増永 [42] は、ソーシャルコンピューティングエンジンの出力に対して群衆によるフィードバックをかけて入力に戻すモデルを提案しており、これは、図 4.2 (a) に相当する。ストック系の集合知にあたるものや、これまでの投票システムなどは、このモデルで説明できる。この方式では、エンジンが出力した内容にしか集合知が作用しないため、エンジンが群衆から集めた内容を解析して集計し出力する必要がある。

ストック型システムで用いられることが多い例を模式化し、図 5.1 (a) に示す。発信者が、場の特性を踏まえて、チャットシステム上で自由記述した投稿について、予め集合知などにより構築された辞書を用いて形態素解析や意味解析などを行う言語解析機を通して話題を抽出し、そのイベントの場の特徴（誰かが明示的に指定するか、参加者の情報などの集合知から抽出する）から、その場で重要な話題を判断し、参加者に提示する。辞書や与えられた情報が十分であれば、適切なものを提示するかも知れないが、それまでに類似のない内容の投稿の判断は難しい。

一方、5.2 節に示したチャットシステムにおける投票機構では図 5.1 (b) にあるように話題抽出をせずに個別の記述に対して、人が重要度を判断するシステムが多い。この場合、投票者が発信者の記述をすべて把握して判断する負荷が高い。投票者は自由投稿を解析し、自分が把握している場の特性に基づいて推薦する機能を発揮する。ここで、(a) の赤い破線部の代わりに (b) の赤い破線部を組み込むことによって、投票者は抽出された話題のみを把握すればいいので、認知負荷を低減することができるが、言語解析器が提示するものを越えた出力はできないし、過去の情報で蓄積した辞書が言語解析の性能を制限することも多い。

図 5.1 (c) に本研究における手法を図示する。ストック型では一般に発信者が発信した後から処理ロジックを作用させるが、その場で人が対応できるフロー型では、発信者自身が処理ロジックの中心になる。4.3.2 で述べたように、発信者と投票者に区別はなく、ランキングを提示された投票者が、新規の表現を登録するか、既存の表現に投票をするかを判断する。辞書は予め作るのではなく、リアルタイムに更新されるランキングリストがその場で生成される辞書にもなるし、参加者に提示される内容にもなる。コンテンツランキング機構は内容の解釈等はせず、人の行動をサポートする役目に徹する。これによって、(b) に比べて投票者の負荷も大きく低減し、かつ、その場での新たな視点での表現が辞書に制約されることなく扱える。(b) に比べて人が使用する機能は増えないが、アルゴリズムと人の界面を変えるだけで、扱う情報量は減って負荷が減り、アルゴリズムが担う処理も大きく減る。

### 5.6 第 5 章のまとめ

人を介したフィルタリング、ソーシャルグラフ分析、同調現象、コンピューティングのモデルの各々の関連研究と本研究の差異を論じたが、フロー型で、かつ情報伝達ネットワークに着目した領域が新しいために従来の研究との差異を生んでいる。また、従来、ソーシャルネットワークにおける人の分析は、既に存在するシステムに対する観察によるものがほとんどであったが、フロー型におけるユーザコンテキスト主導という開拓されていない領域で、必要とされる機構を新たに作り、運営することで、共振現象を発見し、人を中心とした処理ロジックがもたらす全体最適を実現することができた。

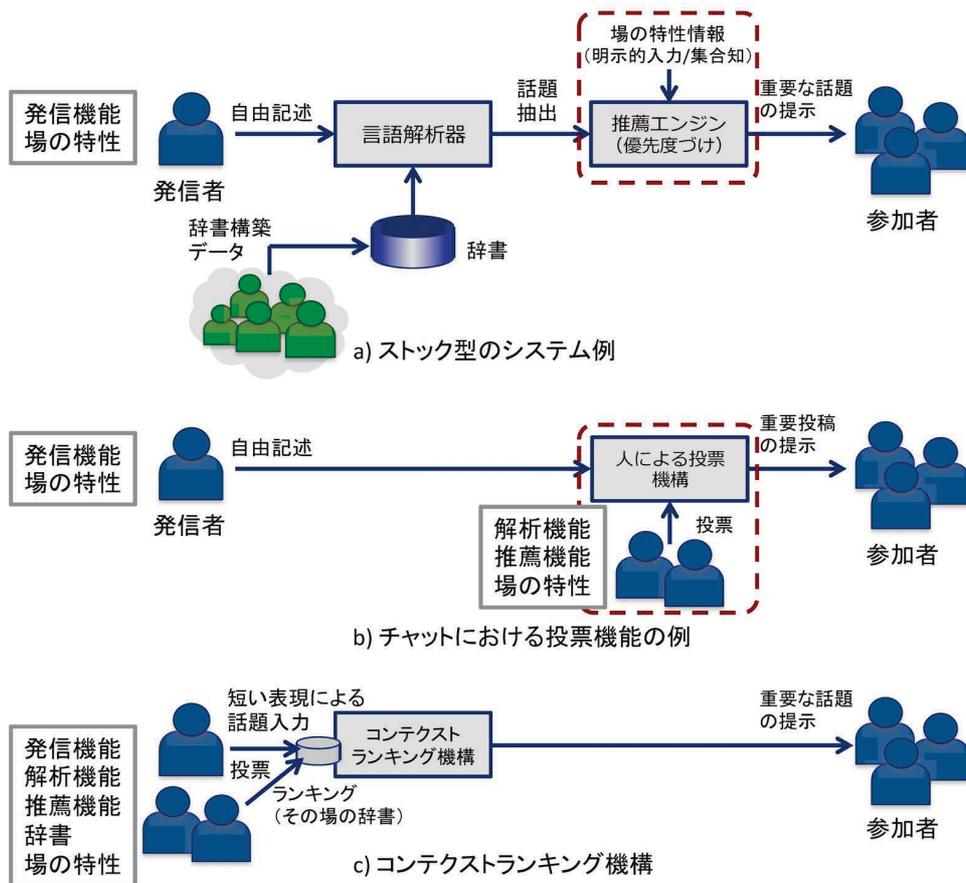


図 5.1: 人を含む処理系

## 第6章 今後の課題

本研究における今後の課題を整理する。

### 6.1 TokenCast 利用によるイベントへの影響

3.5 節に述べたが、TokenCast を大学内および企業内で運用した際に、イベントの講演者に作用し、内容を豊富にする効果について、従来のチャットシステムや Twitter と対比した検証ができていない。イベントの主催者（システムへの登録者）に効果に関するアンケートを依頼したが、参加者の反応は毎回異なり、また、実施時期によっても、参加者が Twitter をイベントで利用する傾向が異なっており、評価は難しかった。

講演会で会場を二分し、チャットシステムと TokenCast を同時並行で利用する実験も行ったが、講演者が両方把握する負荷が重く、効果の比較は現実的ではなかった。ただし、文字入力をせずに気軽に投票できる TokenCast の方が利用者の割合や利用頻度は高かった。ランキングに載るトピックやタイムラインの内容だけでなく、講演者が参加者の反応を感じる影響もありえる。

また、3.3.5 に述べたように、現在の TokenCast にはタイムラインを併用できる機能があり、ランキングに投票された内容の補足にも利用されるので、利用者の習熟によって、ランキングとタイムラインの使い分けが確立されるようになったところで、各々がイベントに与える影響を評価するのが現実的である。

### 6.2 共振の条件

共振現象について、空間と時間を共有するコミュニティでは、4.3 節で述べたような要素により共振が観察されたが、十分条件は明らかではない。また、仮説として、減衰曲線の形を変化させることで、共振の内容が変化することが想定され、時空間を共有しない環境での共振について、減衰曲線の変化により吸収する可能性が想定されるが、これらの検証には、数多くのイベントでの実験が必要である。次節で述べるオンライン上でのソーシャルメディアとして、条件を変化させながら多くのサンプルを得られやすい環境での実験が現実的である。

### 6.3 オンラインのソーシャルメディアとしての活用

本研究では、フロー型の情報共有として、人を介して必要な人に必要な情報を届けることが究極の目的であるため、実空間だけでなく、オンライン上での実験が今後のテーマである。当初、サービスを開始してみて利用が伸びなかったが、一定数のユーザ数に達しないとサービスとしての価値が高まらないことは、新規の SNS における共通の課題であり、特に、第 2 章で Twitter について見出した 32 という次数を超えるユーザを確保するのは難しく、一般的に SNS が行うように、特定のコミュニティ内で局所的な利用率を上げながら利用者を増やしていくことが必要である。

フロー型の情報共有のための部品としての Twitter や、コンテキストランキング機構の特性は明らかになったので、組み合わせた中での新たな課題や現象の発見を次のステップとする。

## 第7章 結論

本研究は、フロー型情報伝達のうち、情報伝達型のソーシャルネットワークに基づくものを対象とした。ストック型における初期のデータベースはコンテンツ主導で作られ、利用目的が変化するとデータベースを作り変えることが一般的であったが、ユーザコンテキスト主導の機構の充実により利用者や利用形態の変化に対応できるようになった。現在のフロー型システムでは、Twitterを除くと、写真やレストラン情報など、対象とする情報の分野ごとにソーシャルネットワークが作られることが多く、また、2.8節で、つなぎ換えの判断が頻繁すぎる懸念を述べたように、情報の分野や興味の一時的な変化ごとに別々なソーシャルネットワークを作る場合が多い。これは、その中間にある分野や新たな分野を扱うことができないことを意味し、情報の多様性を損なう大きな要因になる。フロー型においてもストック型と同様に、変化に耐えうるソーシャルネットワークを構築すべく、ユーザコンテキスト主導型に注目し、空白領域に近かったこの領域に新たなソーシャルメディアとしてのTokenCastを作った上で、ユーザの行動を分析した。興味を高めるのに時間がかかるトピックをあぶり出す共振現象を発見し、人を中心とした処理ロジックのストック型に対する優位性を見出した。この処理ロジックの概念は、ユーザコンテキスト主導型とコンテンツ主導型の間にも拡張可能である。ストック型の場合には、ユーザコンテキスト主導の機構からクエリーの形で要求がきても、データベースにないものには対応できないが、フロー型で相手が人の場合には、情報を適した形に加工したり、更に情報の上流を探りに行くことができ、柔軟に英知を集めることができる。

最後に、本研究の目的であるフロー型の情報伝達における多様性の観点で本研究を整理する。第2章で、Twitterにおける伝達特性を左右するフォロー先の選択行動を調べ、利用者が習熟するにつれて高次数のユーザへのリンクを見直し、より低い次数を選択する「分散的选择」と、自分に適合する情報を伝達する中次数のユーザを選択する「探索的选择」を初めて発見した。前者は情報ソースの多様化を、後者はコンテンツの深さをもたらし、高次数を選択しやすいストック型に比べて、フロー型は多様性を内包するが、現在のTwitterが必ずしも多様な情報を扱っているとは限らないため、第3章では内容の広さに着目した。過去のフィードバックに依存する伝達は内容が偏る場合が多く、フォロワーが現在またはこれから持つ興味を知ることが重要である。このため、興味を集約するコンテキストランキング機構を開発し、TokenCastシステムとして企業や大学内の講演会等の12イベントで実験した。ランキング上の既存のトピックへの投票と新規のトピッ

ク登録を一体化する UI 的な誘導によって同種トピックの重複を防ぎ、逸脱投票から建設的な提案まで幅広いトピックを一覧できる環境を提供した。更に、興味を高めるのに時間がかかる探索的トピックについて、参加者の興味をあぶり出す共振現象を発見し、12 イベント中で、複数テーマを扱い、参加者が多い6 イベントにおいて、投票の上位にあたるトピックの22%にこの現象が見られた。幅広いトピックを一覧できる機構と、その中の一定の割合に含まれる探索的なトピックは、伝達者を刺激し、内容の広さを担保し得る。これらを組み合わせることで、内容の広さと深さ、情報ソースの広さを併せ持つ多様な情報伝達メディアを構築できることを示した。

フロー型ソーシャルメディアにおける情報の多様性に関する期待はあっても、これまでその特性は明らかにされてこなかった。本研究は、Twitter および TokenCast を通じて多様性に関するユーザの行動を多面的に明らかにし、人が積極的に関わることで多様性をもたらす情報共有システムの発展に寄与する。

## 謝辞

慶應義塾大学大学院 政策・メディア研究科委員長 徳田英幸教授には、主査として、社会人学生として制限のある中で研究の環境を整えていただき、研究者としてのあるべき姿を教えてくださいながら、研究のご指導を賜りましたことに心より感謝致します。副査である慶應義塾大学 環境情報学部 安村通晃名誉教授には、湘南藤沢キャンパスの創立当時に非常勤として伺っていた頃からご指導を頂いておりましたが、本研究に関して大変に暖かく貴重なご指導を賜りましたこと、深く感謝致します。副査である慶應義塾大学 環境情報学部 清木康教授には、工学部在籍中に、学部、修士課程ともご指導を頂いたご縁があり、本研究に関しても大変に的確なご指導を賜りました。深く感謝致します。副査である慶應義塾大学 環境情報学部 中澤仁准教授には、日頃から鋭い視点でご指導を賜り、また本論文をまとめる上での細かいご指導を賜りました。深く感謝致します。慶應義塾大学 環境情報学部 高汐一紀准教授には、日頃から幅広い知見でご指導を頂きました。深く感謝致します。

徳田・高汐・中澤研究室の皆様には、暖かく迎えていただき、様々な経験を共有させていただきながら楽しく研究できましたこと、感謝しております。研究室秘書の松尾由佳さん、新田美智子さんには、会社業務との両立のために細かくサポートを頂きました。感謝しております。

ソニー株式会社と一緒に仕事をした皆さま、特に堀昌夫さん、佐藤真さんには、業務と並行して研究することを応援いただきましたこと、感謝致します。

最後に、これまで社会人として、また、社会人学生としての筆者を支え、心配しながらも背中を押してくれた妻に心から感謝致します。

## 参考文献

- [1] Lada A Adamic, Jun Zhang, Eytan Bakshy, and Mark S Ackerman. Knowledge sharing and yahoo answers: everyone knows something. In *Proceedings of the 17th international conference on World Wide Web*, pages 665–674. ACM, 2008.
- [2] Yong-Yeol Ahn, Seungyeop Han, Haewoon Kwak, Sue Moon, and Hawoong Jeong. Analysis of topological characteristics of huge online social networking services. In *Proceedings of the 16th international conference on World Wide Web*, pages 835–844. ACM, 2007.
- [3] Ashton Anderson, Daniel Huttenlocher, Jon Kleinberg, and Jure Leskovec. Discovering value from community activity on focused question answering sites: a case study of stack overflow. In *Proceedings of the 18th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pages 850–858. ACM, 2012.
- [4] Chris Anderson. Spiegel interview: Maybe media will be a hobby rather than a job. In *Spiegel online international 28/Jul/2009*. Spiegel, 2009.
- [5] Cliff Atkinson. *The backchannel: how audiences are using Twitter and social media and changing presentations forever*. New Riders, 2009.
- [6] Albert-László Barabási, Réka Albert, and Hawoong Jeong. Mean-field theory for scale-free random networks. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 272(1):173–187, 1999.
- [7] Tony Bingham and Marcia Conner. *The new social learning: A guide to transforming organizations through social media*. Berrett-Koehler Publishers, 2010.
- [8] Meeyoung Cha, Alan Mislove, Ben Adams, and Krishna P Gummadi. Characterizing social cascades in flickr. In *Proceedings of the first workshop on Online social networks*, pages 13–18. ACM, 2008.

- 
- [9] Marian Dork, Daniel Gruen, Carey Williamson, and Sheelagh Carpendale. A visual backchannel for large-scale events. *Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on*, 16(6):1129–1138, 2010.
- [10] Robin IM Dunbar. Neocortex size as a constraint on group size in primates. *Journal of Human Evolution*, 22(6):469–493, 1992.
- [11] Martin Ebner, G Beham, C Costa, and W Reinhardt. How people are using twitter during conferences. *Creativity and innovation Competencies on the Web*, page 145, 2009.
- [12] Robert H Frank and Philip J Cook. *The winner-take-all society: Why the few at the top get so much more than the rest of us*. Random House, 2010.
- [13] Carolin Gerlitz and Anne Helmond. The like economy: Social buttons and the data-intensive web. *New Media & Society*, page 1461444812472322, 2013.
- [14] Bruno Gonçalves, Nicola Perra, and Alessandro Vespignani. Modeling users’ activity on twitter networks: Validation of dunbar’s number. *PloS one*, 6(8):e22656, 2011.
- [15] Derek Greene, Fergal Reid, Gavin Sheridan, and Pdraig Cunningham. Supporting the curation of twitter user lists. *arXiv preprint arXiv:1110.1349*, 2011.
- [16] Scott A Hale. Global connectivity and multilinguals in the twitter network. In *Proceedings of the 32nd annual ACM conference on Human factors in computing systems*, pages 833–842. ACM, 2014.
- [17] F Maxwell Harper, Daniel Moy, and Joseph A Konstan. Facts or friends?: distinguishing informational and conversational questions in social q&a sites. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pages 759–768. ACM, 2009.
- [18] Drew Harry, Joshua Green, and Judith Donath. Backchan.nl: integrating backchannels in physical space. In *Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, pages 1361–1370. ACM, 2009.
- [19] Yusef Hassan-Montero and Víctor Herrero-Solana. Improving tag-clouds as visual information retrieval interfaces. In *International Conference on Multidisciplinary Information Sciences and Technologies*, pages 25–28. Citeseer, 2006.

- 
- [20] Paul Heymann, Georgia Koutrika, and Hector Garcia-Molina. Can social bookmarking improve web search? In *Proceedings of the 2008 International Conference on Web Search and Data Mining*, pages 195–206. ACM, 2008.
- [21] Adrian Holzer, Sten Govaerts, Andrii Vozniuk, Bruno Kocher, and Denis Gillet. Speakup in the classroom: anonymous temporary social media for better interactions. In *CHI'14 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pages 1171–1176. ACM, 2014.
- [22] Leo Iaquinta, Marco De Gemmis, Pasquale Lops, Giovanni Semeraro, Michele Filannino, and Piero Molino. Introducing serendipity in a content-based recommender system. In *Hybrid Intelligent Systems, 2008. HIS'08. Eighth International Conference on*, pages 168–173. IEEE, 2008.
- [23] Kiyonobu Kojima and Hideyuki Tokuda. Decentralising attachment: dynamic structure analysis in twitter as a flowtype information medium. In *Proc. IADIS International Conferences Web Based Communities and Social Media*, pages 65–72, 2011.
- [24] Haewoon Kwak, Hyunwoo Chun, and Sue Moon. Fragile online relationship: a first look at unfollow dynamics in twitter. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pages 1091–1100. ACM, 2011.
- [25] Haewoon Kwak, Changhyun Lee, Hosung Park, and Sue Moon. What is twitter, a social network or a news media? In *Proceedings of the 19th international conference on World wide web*, pages 591–600. ACM, 2010.
- [26] Jure Leskovec, Kevin J Lang, Anirban Dasgupta, and Michael W Mahoney. Statistical properties of community structure in large social and information networks. In *Proceedings of the 17th international conference on World Wide Web*, pages 695–704. ACM, 2008.
- [27] Lawrence Lessig. Code is law: On liberty in cyberspace. *Harvard Magazine*, 1, 2000.
- [28] Greg Linden, Brent Smith, and Jeremy York. Amazon.com recommendations: Item-to-item collaborative filtering. *Internet Computing, IEEE*, 7(1):76–80, 2003.
- [29] Zongyang Ma, Aixin Sun, and Gao Cong. Will this# hashtag be popular tomorrow? In *Proceedings of the 35th international ACM SIGIR conference on*

- 
- Research and development in information retrieval*, pages 1173–1174. ACM, 2012.
- [30] Takashi Menjo and Masatoshi Yoshikawa. Trend prediction in social bookmark service using time series of bookmarks. In *Proceedings of DEWS*, volume 2, pages 156–166, 2008.
- [31] Mark Newman. *Networks: an introduction*. Oxford University Press, 2010.
- [32] Mark EJ Newman. The structure and function of complex networks. *SIAM review*, 45(2):167–256, 2003.
- [33] Anne Oeldorf-Hirsch, Brent Hecht, Meredith Ringel Morris, Jaime Teevan, and Darren Gergle. To search or to ask: the routing of information needs between traditional search engines and social networks. In *Proceedings of the 17th ACM conference on Computer supported cooperative work & social computing*, pages 16–27. ACM, 2014.
- [34] Lawrence Page, Sergey Brin, Rajeev Motwani, and Terry Winograd. The pagerank citation ranking: Bringing order to the web. 1999.
- [35] Eli Pariser. *The filter bubble: How the new personalized Web is changing what we read and how we think*. Penguin, 2011.
- [36] A Walkyria Rivadeneira, Daniel M Gruen, Michael J Muller, and David R Millen. Getting our head in the clouds: toward evaluation studies of tagclouds. In *Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, pages 995–998. ACM, 2007.
- [37] Takeshi Sakaki, Makoto Okazaki, and Yutaka Matsuo. Earthquake shakes twitter users: real-time event detection by social sensors. In *Proceedings of the 19th international conference on World wide web*, pages 851–860. ACM, 2010.
- [38] Duncan J Watts. A simple model of global cascades on random networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99(9):5766–5771, 2002.
- [39] Takaya Yuizono, Akifumi Kayano, and Jun Munemori. Data selection interfaces for knowledge creative groupware using chat data. In *Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems*, pages 446–452. Springer, 2007.
- [40] Ethan Zuckerman. *Rewire: Digital cosmopolitans in the age of connection*. WW Norton & Company, 2013.

- 
- [41] 上野大樹. 長期的に利用する情報へのアクセスに関する研究. 慶應義塾大学政策・メディア研究科博士論文, 2013.
- [42] 増永良文. ソーシャルコンピューティングとは何か—ソーシャルコンピューティングはコンピュータサイエンスの一分野を表す一般用語にしか過ぎないのか. 日本データベース学会論文誌, 9(1):1-6, 2010.
- [43] 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イ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, 52(4):1608-1620, Apr 2011.
- [44] 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, 96(3):371-380, 2013.
- [45] 小島清信, 徳田英幸. 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. 情報処理学会論文誌, 56(1):148-160, 2015.
- [46] 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, 53(1):12-21, Jan 2012.
- [47] 後藤滋樹, 野島久雄. 人間社会の情報流通における三段構造の分析. 人工知能学会誌, 8(3):348-356, 1993.
- [48] 暦本純一. 学会でのチャット!? - wiss'97 での実験. *bit*, 30(6):8-17, 1998.
- [49] 湯田聡夫, 小野直亮, 藤原義久. ソーシャル・ネットワーキング・サービスにおける人的ネットワークの構造. 情報処理学会論文誌, 47(3):865-874, 2006.
- [50] 由井蘭隆也, 重信智宏, 梶野晶文, 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, 47(1):161-171, Jan 2006.
- [51] 荒川豊, 田頭茂明, 福田晃. Twitter におけるコンテキストと単語の相関関係分析. 情報処理学会研究報告. *EMB*, 組込みシステム, 2010(50):1-7, 2010.
- [52] 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, 28(2):183-192, 2011.

# 付録

TokenCast システムについての仕様の理解を助けるために、  
ユーザに向けた「TokenCast の使い方」を添付する。

## TokenCast の使い方

TokenCast は、参加者の興味をリアルタイムにランキングするシステムです。講演や会合の場でご利用ください。

スマホのブラウザや IE9 以上、Chrome、Safari、Firefox の最新バージョンのブラウザをご利用ください。JavaScript と Cookie を利用可能に設定してから、以下の URL にアクセスしてください。

<http://tokencast.com/>

イベントの参加者のための【参加者編】と、イベントでの利用を管理する主催者のための【主催者編】の2つに分けて、使い方を説明します。

説明に対応する画面中の該当部分を赤い矢印で示しています。

## 【参加者編】

1. 最初の画面で、イベントの主催者が提示する ID を入力します。



2. イベント毎に表示されるメインの画面 (ランキング画面) が表示されます。



- ① 自分を表す番号が表示されます。「ニックネーム登録」をクリックすると番号の代わりに名前を登録でき、タイムラインに投稿するときに投稿者として表示されます。トピックのランキングでは、無記名で投票が集計されニックネームは表示されません。
- ② 主催者が設定したイベントの名称、ID 参加者数が表示されます。
- ③ このイベントの主催者の場合のみ、「管理者専用メニュー」が表示されます
- ④ 最初の画面に戻ります。
- ⑤ トピックのランキングのリスト表示や投票を行う領域です。
- ⑥ タイムラインと呼ばれる投稿を時間順に投稿を表示する領域です。イベントの設定によっては表示されません。

3. 興味のあるトピックを 20 文字以内で入力します。入力したトピックはランキングのリスト中にハイライトされて表示されます。



4. リストの下の「チェックしたトピックに投票」ボタンをクリックするとハイライトされた（チェックのついた）トピックがサーバーに送られます。ボタンを忘れずにクリックしてください。  
トピックは新規に入力するだけでなく、リストの中からクリックしてハイライト（複数選択可能）してから「チェックしたトピックに投票」ボタンを押すことで投票されます。

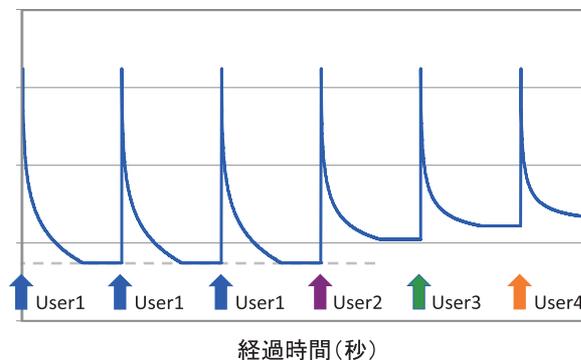


5. 投票した直後のトピックは優先度が高くなり、順位の上位に表示され、参加者の興味のうちトップ 10 までがリストに表示されます。参加者全員の画面の表示も更新されます。ただし、サーバー負荷の低減のため、参加者が増えると更新頻度は下がります。



6. 投票してから時間が経つと投票の効果（優先度）が減っていきませんが、投票者数の多いトピックほど優先度が減りにくくなります。下図は、同じユーザ(User1) が 3 回投票したあとに、違うユーザ (User2, 3, 4) が 3 人投票した場合の優先度の変化です。

文字の大きさもこの優先度を基にしますが、リスト中のすべてが大きな文字にならないように調整されます。文字の色は投票直後のものは赤く、投票者の多いものは青く表示され、両方を備えたものは紫色になります。



7. 過去に参加したイベントは、下図①のように、終了後 1 週間までリンクが表示され、クリックすることで、そのイベントに戻ることができます。また、過去 24 時間以内に自分が投票した項目が下図②のように表示され、新規に参加したイベントでも集計対象として用いられます。参加者がお互いのそれまでの興味を眺めることで、円滑にイベントをスタートすること（アイスブレイク）を意図しています。知らせたくない場合は、チェックボックスを外してからイベント ID を入力します。



8. 主催者がタイムライン機能を設定したイベントでは、140 文字までのメッセージを投稿できます。トピックを選んでから矢印で示したメッセージ欄に記入し、「投票」します。



9. 右側のタイムラインにメッセージが現れ、選択したトピックが [ ] 内に表示されます。同時にそのトピックに投票した扱いになるので、左側のランキング内で上位に表示されます。



10. 複数のトピックを選択し、メッセージに付加することもできます。



11. 投稿したメッセージの頭にある[] 内に、複数のトピックが並んで表示されます。



12. ランキング中のトピックを選択すると、自動的に検索対象として設定され、タイムライン中でそのトピックが付加されたメッセージだけが抽出されます。このため、あるトピックに対応した投稿を行おうとすると、そのトピックが付加された過去の投稿を参照した上で投稿を行うこととなります。



13. タイムライン上のいずれかの項目をクリックするか、「詳細」ボタンを押すと、投稿されたメッセージの詳細を表示するパネルが開きます。



14. メッセージ中のリンクをクリックしたり、「このメッセージを引用」を用いてコメントを加えたり、トピックを追加するために使用します。



## 【主催者編】

1. イベントを登録し ID の発行を受けるには、ページ上部にある4つのタブの中から「ID発行」を選択し、「イベント名」に、参加者が識別しやすい名称を入力します。「イベントの開催時間」には2時間、8時間、24時間が選択できます。登録操作を行った時点からの時間になりますので、イベントの終了時間までカバーする時間を設定します。開催時間設定が長いほど、発行されるIDのケタ数が増加します。

「利用モード」で「興味ランキング+タイムライン」を選択すると、そのイベントで、メッセージを投稿できるようになります。



The screenshot shows the 'TokenCast' registration page. The header includes the logo and navigation tabs: 'Top', '使い方', 'ID発行' (selected), and 'TokenCastについて'. The main heading is 'イベントの登録とID発行'. Below it, there are input fields for 'イベント名' (filled with 'Web勉強会'), 'イベント開催期間' (set to '2時間'), and '利用モード' (with '興味ランキング+タイムライン' selected). A '登録する' button is at the bottom.

2. 「登録する」をクリックするとイベント ID が表示されますので、TokenCast の URL と ID をイベント参加者に伝えてください。



This screenshot shows the same registration page after the '登録する' button has been clicked. The '登録する' button is now disabled. Below the form, the following information is displayed: '参加者にこのURLとIDを伝えてください。', the URL 'http://tokencast.com/', the ID 'ID: 86554', and the validity period '2015/1/16 10:55:22まで有効'.

3. クーポンを利用することで、参加者が多くなっても更新頻度を下げない優先モードで利用したり、公開範囲の制限を行ったりすることができます。参加者がおよそ 80 名を超えるイベントでは、クーポンを利用してください。クーポンは会社や組織ごとに発行していますので、お問い合わせください。クーポン利用時も IP アドレスで制限される場合がありますので、該当する組織内のネットワークからご利用ください。

The screenshot shows the 'TokenCast' website interface for event registration. The page title is 'Rankings of realtime interests' with a language toggle for 'Japanese' and 'English'. The navigation menu includes 'Top', '使い方', 'ID発行', and 'TokenCastについて'. The main heading is 'イベントの登録とID発行'. Below this, there is a sub-heading 'イベントの登録とID発行' and a note: 'イベントを登録すると、指定の期間有効なIDが表示されます。'. The form contains the following fields and options:

- 'イベント名:' followed by an empty text input field.
- 'イベント開催期間 (今から終了まで)': A dropdown menu currently set to '2時間'.
- '利用モード:': Two radio button options: '興味ランキング+タイムライン' (selected) and '興味ランキングのみ利用'.
- An expandable section '(オプション) 参加者80名を超える場合/公開範囲を限定する場合' containing a label 'クーポン番号を入れてください。' and a text input field with the value '35441'.
- A '登録する' button at the bottom.

4. クーポン番号を入力すると公開範囲を指定できます。

組織外から TV 会議などで利用する場合には、組織名称+ビジターを選択すると、外部からアクセスするための ID が別途発行されます。

メールアドレスを入力すると確認メールが送られ、確認のための URL をクリックすると ID が発行されます。

The screenshot shows the registration page for an event titled "Lightning Talk 2014". The form includes the following fields and options:

- イベント名:** Lightning Talk 2014
- イベント開催期間 (今から終了まで):** 2時間
- 利用モード:**  興味ランキング+タイムライン,  興味ランキングのみ利用
- 公開範囲 (オプション):**  Keio SFC 内限定 (IP制限),  Keio SFC 内 + ビジター,  一般に公開
- メールアドレス:** [redacted]@keio.ac.jp

At the bottom, there is a "登録する" button and a confirmation message: "20分以内にメール中のリンクをクリックしてクーポン利用者を確認するとIDを表示できるようになります。別の機器/ブラウザで確認処理を行った場合には、再読み込みしてください。"

This screenshot shows the registration page after the form has been submitted. The "登録する" button is now disabled, and the following information is displayed:

- 最近登録したイベント名:** Lightning Talk 2014
- 参加者にこのURLとIDを伝えてください。**
- URL:** <http://tokencast.com/>
- ID (組織内ネットワークから):** 1850
- ID (IP制限のないアクセス):** 1850-587111

The page also shows the date and time: "2015/1/16 10:36:41まで有効".

5. ランキング画面では、イベントを登録した主催者のみ「管理者専用メニュー」ボタンが表示されます。これを選ぶと、有効期間内であっても「イベントを終了」できます。



6. 「イベントを終了」すると、すべての投票ワードと投票数、タイムラインへの投稿内容を utf-8 または sjis の CSV フォーマットでダウンロードすることができます。また、イベントの履歴を時間順に追うことができる「リプレイ」が利用できます。「リプレイ」は暫定的にお試し機能として提供しています。



7. リプレイでは、等倍から 30 倍速までのスピードで、投票されたデータやメッセージの再現ができ、スクロールバーの操作で、任意の時点の状況を再現できます。

また、順位の基になる優先度に対応する評価値を表示し、チェックしたトピックの評価値の遷移をハイライトします。

