

ソーシャルメディアにおける情報共鳴のメカニズム

The Mechanism of Information Resonance in Social Media

石川 孝

Takashi Ishikawa

日本工業大学

Nippon Institute of Technology

The paper discusses the mechanism of information resonance phenomena in which the number of postings for a specific topic increases suddenly in social media such as Twitter. The author models Twitter's information propagation in its users' social network and information diffusion as news media, then proposes a simulation model to verify hypotheses for the mechanism of information resonance in social media.

1. はじめに

アラブの春や東日本大震災での情報メディアとしての役割から、Twitter や Facebook などのソーシャルメディアの社会的機能が注目されている。これらソーシャルメディアの重要な特徴はその情報伝播の速さである。Twitter においてはほぼリアルタイムで広範囲の情報伝播が起こる。この特徴によって Twitter は、オンラインソーシャルネットワークとしてだけでなく、リアルタイムのニュースメディアとして機能する。Twitter がニュースメディアとして機能するための重要なしくみとして Twitter フロントページのトレンドトピックがある。トレンドトピックは、現在話題になっているトピックに関する情報を発信するアカウントを紹介し、これによってユーザが注目されているニュースなどを得る。あるユーザがニュースを得ると、友人にこれをリツイートすることでユーザのパーソナルネットワークにニュースが伝播する。また、あるユーザがニュースを発信すると、それがパーソナルネットワークを通じて拡散し、そのトピックについて多くのツイート、リツイートが発信されることでトレンドトピックになる。これらのプロセスが Twitter における情報伝播の速さにつながると考えられる。

Twitter などのソーシャルメディアにおいては、特定のトピックについての情報発信が一時的に急増する情報共鳴現象が知られている[Zhou 2010]。この現象はまた、ユーザ集団の注目が特定のトピックに集中するために集団的注目とも呼ばれている[Asur 2011]。このことからわかるように、情報共鳴現象はオンラインソーシャルネットワーク外のニュースが拡散するだけでなく、情報伝播によってユーザの注目対象が変化することによって、さらに拡散が増幅されることで共鳴現象が起こると考えられる。さらに、Twitter においてはユーザのネットワークがフォロワー(フォローする人)・フォローイング(フォローされる人)関係によって形成されており、ユーザの注目対象の変化によってそのネットワーク構造が変化することも情報共鳴が起こる要因と考えられる。このように、ユーザの注目対象が変化するノードの状態変化と、ユーザのフォローイングが変化するネットワーク構造の変化が互いに影響し合っているため、情報共鳴のメカニズムの解明には適応的ネットワークモデル[Gross 2008]からのアプローチが必要である。本論文は、ソーシャルメディアにおける情報共鳴のメカニズムを解明するための適応的ネットワークモデルの設計について述べる。

2. 先行研究

[Zhou 2010]は、2009年のイラン選挙に関するツイートにおける情報共鳴現象を解析した。Twitter は他のソーシャルメディアとは異なる特徴をもち、フォロワー・フォローイング関係の有向ネットワークと公開タイムラインという2つの情報共有のモードが情報伝播の多重の経路を提供する。ここでの疑問は、あるメッセージがどのように Twitter 上のユーザに共鳴し広く伝播するのかである。この研究での発見は、Twitter のソーシャルネットワークがリツイートによる情報伝播に重要な役割を果たすこと、および Twitter のフロントページにある検索バーとトレンドトピックがソーシャルネットワーク外の情報伝播の別の経路となることである。また、リツイートの割合が高度にコンテンツに依存することを明らかにした。

[Asur 2011]は、ソーシャルメディアにおいて少数のトピックだけが注目を集めて一時的にトレンド(人気トピック)になる現象を解析した。ここでの疑問は、トレンドを作り持続させる要因は何かである。彼らは、Twitter 上のトレンドトピックを研究して、トレンドの成長、持続、減衰に対する理論的基礎を論じた。トレンドの成長を説明する確率モデルでは累積ツイート数が対数正規分布をもち、これは観測データと一致する。また、ほとんどのトレンドトピックが長続きせず、その寿命は幾何分布に従う。この特性に対するユーザの影響を考察して、トレンドを決定する要因がツイートの発信者のフォロワー数やツイート率ではなく、他のユーザによるリツイートであることを示した。トレンドになったコンテンツの多くは従来メディアからのニュースであり、それが Twitter のユーザによって増幅されてトレンドになると考えた。

[Wang 2011]は、ソーシャルメディアにおけるトレンドトピックの持続性を確率的ダイナミクスモデルによって解析した。Twitter では、少数のトピックが極端に人気になり、トレンドトピックとして長期間に渡って持続する。ここでの疑問は、トピックのあるものが他よりも長期間に渡って人気になるのはなぜかである。彼らは、トピックの注目度に対するダイナミクスモデルによってトピックのトレンド期間の分布を導き、さらにコンテンツのコミュニティ内での共鳴的性質を解析することによって、長期間持続するトレンドトピックを予測するユーザ活動に対する閾値を求めた。このモデルでは、あるトピックについてユーザが繰り返し関与する情報共鳴を考慮すると、トレンド期間が共鳴レベルと線形にスケールすることが示された。

[Lehman 2011]は、Twitter 上の集団的注目のスパイクに焦点を当て、特にハッシュタグの人気度を解析した。ハッシュタグは、

社会的注釈の一形式として使われており、特定のイベント、トピック、ミームに対する共有コンテキストを定義する。ハッシュタグの人気度の時間発展は4つのパターンに分類でき、ハッシュタグの社会的な意味と対応づけられる。Twitter ソーシャルネットワークにおけるハッシュタグの伝播を追跡した結果、伝播のほとんどは外的な要因によって駆動されていることを明らかにした。

3. 情報共鳴の現象論

前節であげた先行研究で明らかにされた情報共鳴現象に関する知見を整理してその現象論としてまとめる。

(1) ツイート数の時間的変化

イラン選挙のトピックについてのツイート[Zhou 2010]に典型的なように、あるトピックについてのツイート数/日(タイムゾーン調整後)の時間的変化には、緩やか増加・現象(ウェーブ)と短期間の急増(スパイク)が見られる(図1)。物理的な共鳴現象では、系の固有振動数に対応する振動数で振幅の増加が起こり、増加する振動数の範囲(ピークの鋭さ、Q 値)はエネルギーの散逸度合によって決まる。物理現象とのアナロジーを使うと、ソーシャルメディアでは、ユーザ(物理では振動子)がトピック(物理では振動する外力)に共鳴してツイート(物理では振幅)が多くなると見ることができる。また、同期現象という見方をすると、特定のトピックについてのツイートを発信する行動のタイミングが合うことでツイート数が増加すると見こともできる。本論文では、特定のトピックについての情報発信がある期間に集中して増加することを「ソーシャルメディアにおける情報共鳴」と呼ぶ。

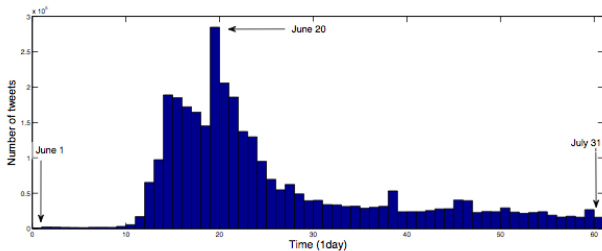


図1. ツイート数/日の時間的変化[Zhou 2010]

(2) 共鳴パターン

Twitter 上で注目を集めているトピック(ハッシュタグ)はトレンドトピックと呼ばれ、そのトピックについてのツイート数/日(タイムゾーン調整後)の時間的変化は、つぎの4種類の共鳴パターン(図2)を示す[Lehman 2011].

- a 型: ピークの後(after)だけにツイートがある。
- b 型: ピークの前(before)だけにツイートがある。
- ab 型: ピークの前後に対称的にツイートがある。
- p 型: ピーク(その1日)だけにツイートがある。

これらの共鳴パターンは、トレンドトピックがツイート数の閾値によって選択されていると思われることから、トピック一般ではなく、トレンドトピックに特有のものである。また、4つの共鳴パターンはハッシュタグの社会的な意味とつぎのように対応づけることができる。

- a 型: 予期せぬ出来事や広告キャンペーンなど。
- b 型: 社会的な出来事や期限のあるイベントなど。
- ab 型: 病気や機関などに関することなどがらなど。
- p 型: 短い期間に注目を集める出来事など。

さらに、これらの共鳴パターンについては、リツイートされる割合が異なっており(ab 型と p 型が高い)、情報伝播の要因(内因性、外因性)に違いがあることが示唆される。

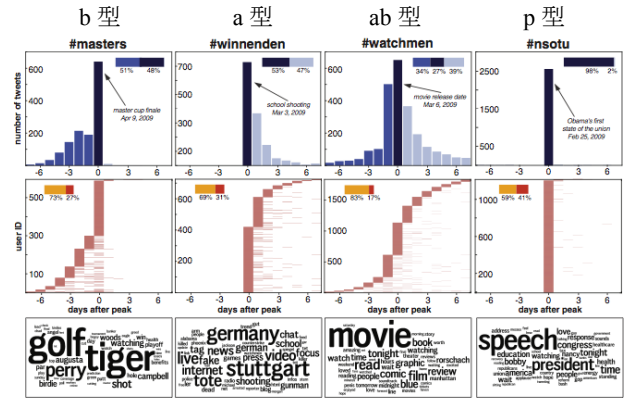


図2. 共鳴パターン[Lehman 2011]

(3) リツイート行動

イラン選挙のトピックについてのツイートにおいて、情報共鳴が起こる前は、ツイート数が少なく、リツイートのほとんどがフォロワーからのツイートのリツイートであり、リツイート率は高い(85%程度, 図3)[Zhou 2010]. ところが情報共鳴が起こると、つまりトピックが注目を集めると、リツイート率は低下し、最終的に64%程度に近づいた。また、発信されるツイート数が10,000を超えると、フォロワーのリツイートでない割合は10%増える(図4)。これは、イラン選挙がTwitter 上でより人気になると、その分だけフロントページからの投稿をリツイートして、このトピックをフォローするユーザが増えることを示唆する。

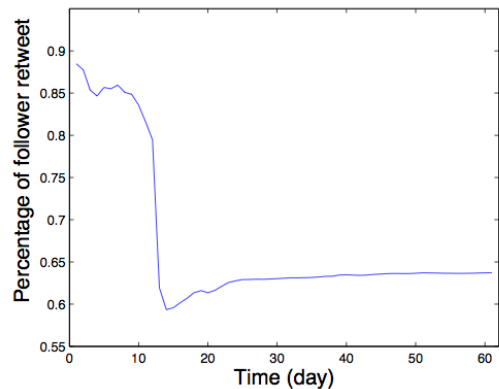


図3. リツイート割合の時間的変化[Zhou 2010]

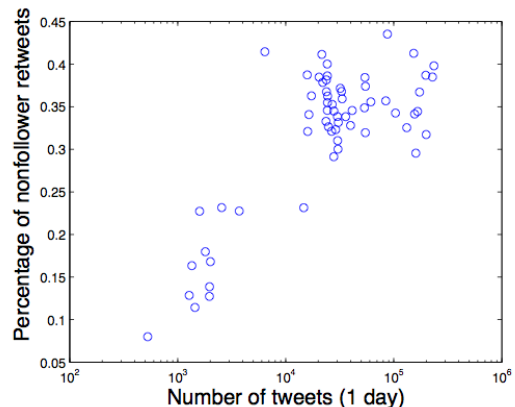


図4. 非リツイート割合とツイート数の相関[Zhou 2010]

(4) ツイート数の増加・減少

[Asur 2011]の解析では、あるトピックについてのツイート数は成長の初期において時間について線形に増加する(図 5)。しかし、時間が経つとそのトピックが人気を失ってトレンドトピックから削除されるためにツイート数は減少に転じる。このことは、あるトピックがトレンドトピックになって、それを見るユーザーが増えるほど、そのトピックについてツイートするまたはリツイートするユーザーが増えることを示唆する。ソーシャルネットワークを通じてや外部の駆動がなくて拡散するコンテンツはこのようなプロセスをたどると考えられる[Yang 2011]。

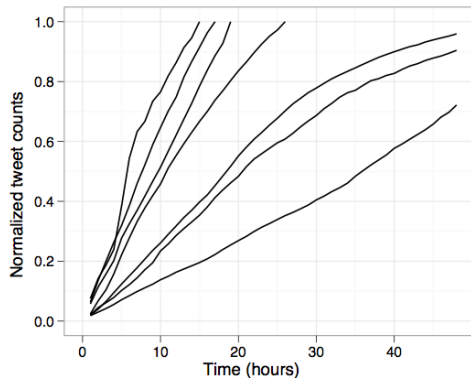


図 5. 初期のツイート数の時間的変化[Asur 2011]

(5) トレンドトピックの持続

なぜトレンドトピックのあるものが上位に残り、他はすぐに消えるのか[Asur 2010]。トレンドトピックの寿命はほぼべき乗則で分布しており、多くのトピックがユーザーの注目を求めて競争していることが示唆される。また、トレンドトピックの寿命はそのトピックについての発信者の数と強く相関しており、このことは発信者が増えると寿命が増加することを意味し、ソーシャルネットワークを通じての情報伝播がトピックをトレンドにすることを示唆する。ここで、トレンドトピックに寄与するユーザーは、トピックについてのツイートを発信するユーザーと、そのツイートをリツイートによって伝播させるユーザーの 2 種類である。さらに、トピックのリツイート数とトレンドトピックの寿命は強く相関しており、これはユーザーがリツイートしている間に情報共鳴が起こっていることを意味する。しかし、あるトピックが長い間トレンドであるためには、リツイートだけでは不十分で、そのトピックについて多くのユーザーがツイートする必要がある。

(6) ユーザ間のネットワーク構造

Twitter のユーザーは、フォローイング(発信者)とフォロワー(受信者)の関係によって有向ネットワーク(FF ネットワークと呼ぶ)を作る。イラン選挙のトピックについてツイートしたユーザーが作るネットワーク[Zhou 2010]では、入次数と出次数の分布がべき乗則に従い、相互性が高く(0.48)、多くのユーザーが相互につながりをもっている。また、クラスタ係数もやや高く(0.105)、強い局所クラスタの存在が示唆される。これらの特徴から、Twitter の FF ネットワークはスケールフリー・スモールワールドネットワークである可能性が高い。スケールフリー性は多くのフォロワーをもつ少数の情報源の存在を意味し、スモールワールド性は相互に知り合いであるユーザー同士のソーシャルネットワークの存在を意味する。

4. 情報伝播モデル

Twitter による情報伝播は、FF ネットワーク上のプロセスである。ユーザーによる情報発信(ツイート)はそのフォロワーに伝播し、フォロワーがリツイートすることによって情報が拡散する。またユーザーはトレンドトピックによって情報を発見し、同様にリツイートすることでトピックが拡散する。トレンドトピックには、ソーシャルネットワーク内でのユーザーの興味の高まりによる内因性のもと、ソーシャルネットワーク外での出来事に対するユーザーの注目による外因性のもつことがある。いずれにせよトレンドトピックは Twitter における情報共鳴に重要な役割をもつ。しかし、トレンドトピックに対するリツイートだけではトレンドトピックは持続せず、そのトピックについてのツイートが発信され続ける間、トレンドトピックは持続する。したがって、Twitter における情報共鳴は、あるトピックについてのツイートとリツイートが集団的に同期して起こる現象であると考えられる。

2 節であげた先行研究では、Twitter 上の情報伝播は、カスケードモデル[Zhou 2011]、時系列確率モデル[Asur 2011][Wang 2011]、伝染モデル[Lehman 2011]によって解析されている。この中で、ツイート数の時間的変化を解析できるのは時系列確率モデルである。このダイナミクスモデルは、時間フレーム t での累積ツイート数 $N(t)$ を式 $N(t) = [1 + \gamma(t)\xi(t)]N(t-1)$ で表す。ここで、 $\gamma(t)$ はトピックの新規性の減衰を表す因子で、 $\xi(t)$ はノイズを表すランダム変数である。上式のようなノイズのある累乗的な成長プロセスでは、成長度は対数正規分布をもつことが知られており[Mitzenmacher 2004]、Twitter のデータとよく合う[Asur 2010]。また、新規性の減衰率 $\gamma(t)$ の分布はデータから指数 -1 のべき乗則に従っており、 $\gamma(t) \sim 1/t$ であることを意味する。このことは成長の初期においてツイート数が線形に増加することを説明する。しかし、このモデルでは、Twitter における集団的注目の共鳴パターン[Lehman 2011]を説明することができない。一方、伝染プロセスはこの共鳴パターンの違いの一部を定性的に説明することができる。伝染プロセスに対する SIR モデルのパラメータである病気の感染率 β と回復率 γ は、共鳴パターンの a 型では γ が比較的高く、 β は 4 つの共鳴パターンで差がない。このことは、突発的な出来事に対しては、多くのユーザーがツイートし続けることが情報共鳴の要因であることを示唆する。

ネットワーク上の情報伝播については、先行研究の他にも多くのモデルが提案されているが[Easley 2010]、Twitter 上の情報共鳴の時間的変化の違いをうまく説明し、その情報共鳴のメカニズムを解明できるものはまだない。

5. シミュレーションモデルの設計

3 節の情報共鳴の現象論から、Twitter における情報共鳴のメカニズムに対する仮説はつぎのようになる。

- (i) Twitter の FF ネットワークは、ユーザーのパーソナルネットワークと、パーソナルネットワーク外の情報源へのリンクとからなる。
- (ii) パーソナルネットワークは、コミュニティ内の Twitter による情報交換によって維持される。
- (iii) パーソナルネットワーク外の情報源は、トレンドトピックによって発見され、パーソナルネットワークを通じて伝播する。
- (iv) 情報発信(ツイートとリツイート)の動機には、内因性(コミュニティ内のトピック)と外因性(コミュニティ外のトピック)がある。
- (v) 内因性の情報発信は、ab 型(対称な山型)の共鳴パターンを示す。

- (vi) 外因性の情報発信(特に突発的な出来事)は, a 型(後山型)の共鳴パターンを示す.
- (vii) トレンドトピックは, 一定期間のツイート数が閾値を超えると表示される.
- (viii) トピックに対するユーザの興味(注目度)には偏りがあり, 時間的に変化する.

仮説(i), (iii), (iv), (vii)は, 先行研究によってほぼ検証されており, 仮説(ii)は著者の従来研究[石川 2010, 2011a,b]によって考察されているので, 本論文では仮説(v), (vi), (viii)を検証するためのシミュレーションモデルについて考察する.

シミュレーションモデルの基本的な枠組みは適応的ネットワークモデル[Gross 2008]である. このモデルは, ネットワーク構造とノードの状態変化が相互に影響し合うことでネットワークダイナミクスを説明する. まず, 仮説(v)は, 特定のトピックについての共鳴パターンについては, SIR モデルなどの伝染プロセスによって説明されるが, 情報の拡散範囲の大きさがべき乗分布すること[Zhou 2010]については別の仮説が必要であり, 仮説(viii)はその候補である. なお, 上記の仮説において b 型と p 型の共鳴パターンを除外した理由は, これらの共鳴パターンが仮説(v)と(vii)の組合せによって説明できるためである.

シミュレーションモデルのパラメータをできるだけ少なくするため, ユーザの状態と行動をつぎのように単純化する.

- ユーザの状態は有限次元 n の興味ベクトル \mathbf{a} で表す. ベクトル \mathbf{a} のトピック i に対する成分 a_i は $[0, 1]$ の実数で, ユーザの興味を相対化するために a_i の総和を 1 に制約する. また, \mathbf{a} は時間 t の関数 $\mathbf{a}(t)$ とする.
- ユーザの行動は, ツイート(オリジナル情報)とリツイート(情報源の紹介)の送信とする. ツイートの送信は, あるトピックに対するユーザの興味の関数(例えば比例関係)として確率的に起こるものとする. また, リツイートの送信は, 同様に, 受信したツイートまたはリツイートのトピックに対するユーザの興味の関数として確率的に起こるものとする. 発信される情報は, 1 つだけのトピックについてとする.

ユーザの状態が情報によって時間的に変化することをモデル化するため, 興味ベクトル \mathbf{a} はつぎのように変化する.

- トピック i についての情報を受信すると, a_i は一定の比率 p_a で増加し, 単位時間にすべての a_i は一定の比率 p_d で減少する. ただし, a_i の総和が 1 に保たれるように成分全体を調整する.

また, FF ネットワークは, つぎのリンクつなぎ替えの規則によって時間的に変化する.

- リンクつなぎ替え(フォローイングの変更)は, ユーザが興味のあるリツイートを受信したときに起こる. リツイートのトピック k に対するユーザ i の興味 a_k^i が閾値 a_{\min} を超え,かつ i がリツイートのもとの情報源 j をフォローしていなければ, 新しいリンク $i \leftarrow j$ を生成し, i のフォローイングの中で興味ベクトルの類似度が最も小さいユーザとのリンクを削除する(総リンク数を保存するため).

上述のモデルは, 基本的に, 情報の送受信を社会的相互作用とする, リンクつなぎ替えのある Deffuant モデル[Kozma 2008] [石川 2009]である. このモデルによるシミュレーションは, 各サイクルにおいて, ユーザをランダムに選択して情報を発信し, 他のユーザが情報を受信し, さらにリンクつなぎ替えを行う. このシミュレーションによる仮説検証の方法は, 仮説(viii)を仮定として, 上述のモデルパラメータの一定の範囲において, 仮説(v)の現象が観察されることである. 仮説(viii)の検証には, 社会調査などの別のアプローチが必要である.

6. おわりに

ソーシャルメディアにおける情報共鳴現象は, その社会的機能の有効性につながる情報伝播のメカニズムによって起こると考えられる. 本論文は, 先行研究によって明らかにされた Twitter における情報共鳴の現象論から情報共鳴のメカニズムに対する仮説を導き, その仮説を検証するためのシミュレーションモデルを設計して, リンクつなぎ替えのある Deffuant モデルを提案した.

参考文献

- [Asur 2011] S. Asur, B. A. Huberman, G. Szabo, C. Wang: "Trends in Social Media: Persistence and Decay." In *the Proceedings of the 5th International Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM)*, 2011.
- [Easley 2010] D. Easley, J. Kleinberg: *NETWORKS, CROWDS AND MARKETS*. CAMBRIDGE, 2010.
- [Gross 2008] T. Gross, B. Blasius: "Adaptive coevolutionary networks: a review." *Journal of the Royal Society Interface*, Vol.5, No.20, pp.259-71, 2008.
- [Kozma 2008] B. Kozma, A. Barrat: "Consensus formation on coevolving networks: groups' formation and structure." *J. Phys. A: Math. Theor.* 41, 224020, 2008.
- [Lehman 2011] J. Lehmann, B. Gonçalves, J. J. Ramasco, C. Cattuto: "Dynamical Classes of Collective Attention in Twitter." arXiv:1111.1896v2, 2011.
- [Mitzenmacher 2004] M. Mitzenmacher: "A Brief History of Generative Models for Power Law and Lognormal Distributions." *Internet Mathematics*, Vol.1, No.2, pp.226-251, 2004.
- [Wang 2011] C. Wang, B. A. Huberman: "Long Trend Dynamics in Social Media." arXiv:1109.1852v2, 2011.
- [Yang 2011] J. Yang, J. Leskovec: "Patterns of Temporal Variation in Online Media." In *the Proceedings of the fourth ACM International Conference on Web Search and Data Mining (WSDM'11)*, pp.177-186, 2011.
- [Zhou 2010] Z. Zhou, R. Bandari, J. Kong, H. Qian, V. Roychowdhury: "Information resonance on Twitter: watching Iran." In *the Proceedings of the First Workshop on Social Media Analytics*, pp.123-131, 2010.
- [石川 2009] 石川 孝: "成長するネットワーク上の協調モデル—物理学と社会学の接点" JSAI 2009.
- [石川 2010] 石川 孝: "情報伝播による知人ネットワークの自己組織化—人はなぜつるむのか?" JWEIN 2010.
- [石川 2011a] 石川 孝: "コミュニティ構造の時間発展に対する Axelrod 文化モデルの拡張" JSAI 2011.
- [石川 2011b] 石川 孝: "Simmel の流行理論に基づくコミュニティダイナミクスモデル" JWEIN 2011.