

ソーシャルメディアにおける情報共鳴の エージェントベースシミュレーション

石川 孝^{1,a)}

受付日 2012年11月2日, 再受付日 2013年1月25日,
採録日 2013年3月27日

概要: Twitter や Facebook などのソーシャルメディアでは情報発信が一時的に急増する情報共鳴現象が起こっており, そのメカニズムの解明はソーシャルメディアにおけるユーザ行動の特性を明らかにする手がかりになると考えられる. 本論文は, 従来研究で明らかにされた Twitter における情報共鳴現象の特徴からユーザ行動についての仮説を導き, Twitter 上の情報伝播モデルを構成してそのエージェントベースシミュレーションによって, 情報共鳴が起こるメカニズムについての仮説を検証する. シミュレーションの結果は, この情報共鳴現象が情報伝播によるユーザの関心の変化に起因するソーシャルネットワーク構造の変化によって起こることを示唆する.

キーワード: ソーシャルメディア, ソーシャルネットワーク, 情報共鳴, エージェントベースシミュレーション

An Agent-based Simulation of Information Resonance in Social Media

TAKASHI ISHIKAWA^{1,a)}

Received: November 2, 2012, Revised: January 25, 2013,
Accepted: March 27, 2013

Abstract: In social media such as Twitter and Facebook, there exist information resonance phenomena in which information dissemination increases temporarily and it is expected that the investigation of the phenomena will provide the clue for understanding of the property of user behavior in social media. This paper describes the hypotheses for the user behavior from the findings about information resonance phenomena that have revealed in the previous work and verification of the hypotheses for the mechanism of information resonance in social media by applying Agent-based Simulation methodology. The results of the simulation suggest that the information resonance phenomenon is considered to be caused by the change of the online social network that is caused by the change of users' interest through information propagation.

Keywords: social media, social network, information resonance, agent-based simulation

1. はじめに

ソーシャルネットワークダイナミクスの研究対象として, Twitter などのソーシャルメディア上のオンラインソーシャルネットワークが, 人と人との相互作用についての詳細なデータが得られることから, 多くの研究者の関心を集めている. そして, ソーシャルメディアサイトで収集された多量のデータが解析されて, ソーシャルメディアに特有

な現象についての知見が蓄積されてきている. そのような現象の1つに, Twitter などにおいて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」[12]がある. この現象はまた, ソーシャルメディアの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」[1]とも呼ばれている. これらの特徴から分かるように, 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, さらに情報の拡散が増幅されることで共鳴現象が起きていると考えられる. さらに, Twitter においてはユーザのネットワークがフォロー (フォ

¹ 日本工業大学
Nippon Institute of Technology, Minamisaitama, Saitama
345-8501, Japan

^{a)} tisikawa@nit.ac.jp

ローするユーザ)・フォローイング(フォローされるユーザ)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 [3] からのアプローチが必要である。しかし、このアプローチによる情報共鳴のメカニズムの解明は著者の知る範囲では先行研究がなく、この現象を説明する適応的ネットワークモデルを構成することは、ソーシャルネットワークダイナミクスの研究において意義がある。

本研究の目的は、Twitter などのソーシャルメディアにおける情報共鳴のメカニズムを明らかにすることによって、ソーシャルネットワークダイナミクスにおけるミクロなユーザ行動の特性とマクロなネットワーク現象との因果関係を探求することである。従来、ソーシャルネットワークダイナミクスの説明原理として、似た人同士は接触しやすいという同質原理 [8] があるが、この原理だけで情報共鳴現象を定量的に説明することは難しい。そこで本研究では、従来研究の知見から得られた情報共鳴を引き起こすユーザ行動の具体的な特性についての仮説をモデル化し、エージェントベースシミュレーションによって検証することを試みる。

2. 従来研究

2.1 ツイート数の時間的変化

Zhou ら [12] は、2009 年のイラン選挙に関するツイート (Twitter 上で発信されるメッセージ) における情報共鳴現象を解析した。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 (ツイートの転送) 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も明らかにした。

Twitter では、イラン選挙のトピックについてのツイートに典型的なように、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、緩やかな増加・減少 (ウェーブ) と短期間の急増 (スパイク) という 2 種類の情報共鳴現象が見られる [12] (図 1, 横軸は日, 縦軸はツイート数)。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いによって決まる。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

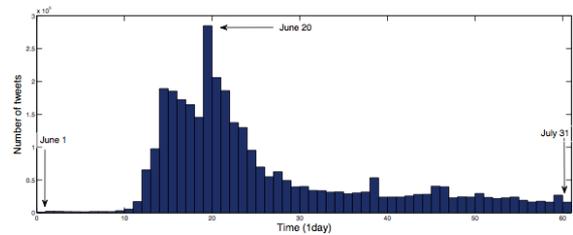


図 1 ツイート数/日の時間的変化 [12]
Fig. 1 Time evolution of tweet count per day.

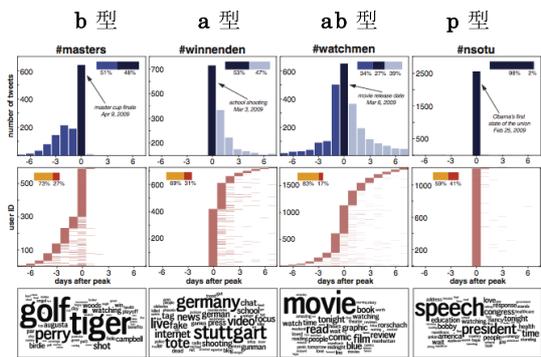


図 2 共鳴パターン [7]
Fig. 2 Resonance patterns.

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ることもできる。

2.2 ツイート数の時間的変化

Lehman ら [7] 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、社会的注積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下記の 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 の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。

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) の時間的変化を、次の 4 種類の共鳴パターン (図 2) で示す [7]。

- b 型: ピークの前だけにツイートがある。
- a 型: ピークの後だけにツイートがある。
- ab 型: ピークの前後にツイートがある。
- p 型: ピーク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次のように対応づけることができる。

- b 型: 社会的な出来事や期限のあるイベント

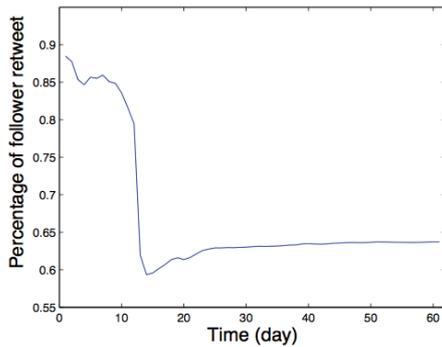


図 3 リツイート割合の時間的変化 [12]

Fig. 3 Time evolution of retweet fraction.

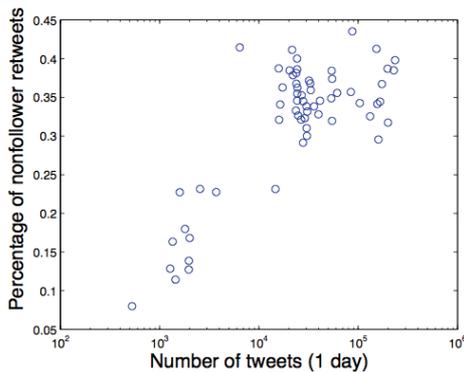


図 4 非リツイート割合とツイート数の相関 [12]

Fig. 4 Correlation between non-retweet fraction and tweet count.

- a 型：予期せぬ出来事や広告キャンペーン
- ab 型：病気や機関などに関することがら
- p 型：短い期間に注目を集める出来事

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。

2.3 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ーイング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) [12] (図 3)。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、フォローのリツイートでない割合は約 10%増える (図 4)。これは、あるトピックが Twitter 上で人気になると Twitter のトレンドトピックとして表示されるために、トレンドトピックから見つけた投稿をリツイートして、そのトピックをフォローするユーザーが増えることを示唆する。

2.4 ツイート数の増加・減少

Asur ら [1] は、ソーシャルメディアにおいて少数のト

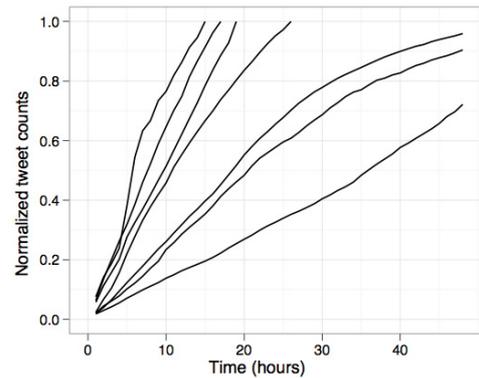


図 5 初期のツイート数の時間的変化 [1]

Fig. 5 Time evolution of tweet count in early stage.

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。トレンドの成長を説明する彼らの確率モデルでは、累積ツイート数が対数正規分布を持ち、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発信者のフォロワ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。

Asur ら [1] 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。外部の要因による駆動がなくてソーシャルネットワークを通じて拡散するコンテンツは上述のようなプロセスをたどると考えられる [11]。

2.5 トrendトピックの持続

Wang ら [10] 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わたって持続する。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わた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情報共鳴の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ことによ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相関することが示された。

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 [1]。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、これは多くのトピックがユーザの注目を求めて競争している結果であ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におけるユーザ行動の特性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は、トピックについてのツイートを発信するユーザと、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がツイートする必要がある。

2.6 ユーザ間のネットワーク構造

Twitterのユーザは、フォローイング（発信者）とフォロー（受信者）とのフォロー関係によって有向ネットワーク（F-F 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が作るネットワーク [12] 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）、多くのユーザが相互につながりを持っている。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F-F 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ーを持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同士のソーシャルネットワークの存在を意味する。

3. 情報伝播モデル

3.1 基礎モデル

ネットワーク上の情報伝播プロセスは、各ノードでの情報伝播が確率的に起こるICモデル（Independent Cascade Model）[6]などによって記述できる。ICモデルでは、隣接ノードから情報を受信したノードが情報には依存しない確率で他の隣接ノードに情報を伝播させる。ICモデルにおける情報伝播の範囲は、ノードの情報伝播確率と平均次数によって決まる。また、ネットワークの情報伝播の発生数が時間的に山型に変化するため、ICモデルは基本的に情報共鳴が起こる性質を持つ。

Twitterの情報伝播にICモデルを適用するためには、2つの点でICモデルの拡張が必要である。1つ目は、ノ

ードの情報伝播確率が伝播する情報すなわちメッセージに依存する点である。2章の従来研究で述べたように、Twitterの情報共鳴がトピックに依存して起こっていることが知られており、この特性をICモデルに組み込む必要がある。2つ目は、情報伝播によってノードの状態が変化することで起こるフォロー関係の変化である。一般にネットワーク上のプロセスによってノードの状態は変化し、ノードの状態変化によってリンク構造も変化する [3]。Twitterの場合は、ノードであるユーザの関心が情報の受信によって変化するためにフォロー関係のリンクが変化すると考えられ、このネットワークダイナミクスをICモデルに組み込む必要がある。

3.2 トピック依存情報伝播モデル

ソーシャルネットワークダイナミクスの原理は、ノードが隣接ノードに与える「影響」と、ノードが隣接ノードを選ぶ「選択」である [8]。Twitterなどのソーシャルメディアでは、「影響」はノード間の情報伝播によって起こり、「選択」は情報を入手するノード（Twitterではフォローイング）の選択に対応する。基礎モデルのICモデルに、トピックに依存して起こる「影響」と「選択」を組み込んだモデルをここではトピック依存情報伝播モデル（TDモデル）と呼ぶ。TDモデルの一般的な構成は以下のとおりである。

- ネットワーク：ネットワークは、 N 個のノードと M 個の有向リンクからなる。ネットワーク上のプロセスは、ノード間の情報伝播とする。情報は、 K 個のトピック i のいずれかについてのメッセージ m_i とする。
- ノードの状態：各ノードは、トピック i のそれぞれに対する関心の強さ a_i ($1 \leq i \leq K$)を成分とする関心ベクトル \mathbf{a} を持つ。また、ノードの情報伝播状態 s は、他から受信したまだ伝播させていないメッセージを持つアクティブ ($s = 1$)か、そうでない非アクティブ ($s = 0$)のいずれかである。
- 情報発信：各ノードは、関心ベクトルの成分 a_i の大きさに依存して、トピック i についてのオリジナルのメッセージ m_i を隣接ノードに確率的に伝播させ、非アクティブになる ($s \leftarrow 0$)。このノードをオリジナル発信ノードと呼び $o(m_i)$ と書く。
- 情報伝播：メッセージ m_i を受信したノードは、メッセージのトピック i に対する関心ベクトルの成分 a_i の大きさに依存して隣接ノードに m_i を伝播させ、非アクティブになる。
- 状態変化：ノードは、過去に受信していないメッセージ m_i を受信すると、そのトピック i に対する関心ベクトルの成分 a_i が Δ だけ増加し ($a_i \leftarrow a_i + \Delta$)、アクティブになる ($s \leftarrow 1$)。
- リンクつなぎ替え：受信したメッセージ m_i のオリジ

ナル発信ノード $o(m_i)$ に対して新たなリンクを確率的に生成し、代わりに既存のリンクの1つを削除する。これは、そのときに関心のあるトピックの情報源をフォローするユーザ行動を表す。

また、このモデルのダイナミクスは以下のアルゴリズムで定義される。

1. メッセージを伝播させるノード j を1つ選択する。
2. 選択されたノード j は、次のいずれか一方を確率的に選択して実行する。
 - a. オリジナルのメッセージを伝播させ、非アクティブになる。
 - b. アクティブならば、他から受信したメッセージを伝播させ、非アクティブになる。非アクティブならば、何もしない。
3. 選択されたノード j の隣接ノードは、次を実行する。
 - (1) j から伝播されたメッセージがまだ受信していないものならば、メッセージを受信してアクティブになり、そうでなければ、何もしない。
 - (2) 受信したメッセージのオリジナル発信ノードが隣接ノードでなければ、関心ベクトルに依存する基準（次節で説明）によって確率的にリンクをつなぎ替える。
4. ステップ1へ。

3.3 Twitter 情報伝播モデル

Twitter における情報共鳴現象を解析するため、従来研究で明らかにされている Twitter における情報伝播の特性を仮説として定式化し、上述の TD モデルに組み込む [17]。まず、Twitter のソーシャルネットワークはフォロー関係をリンクとするので、リンクはフォローイングからフォローワに向かう有向リンクとする。この制限は他のソーシャルメディアとは大きく異なる。次に、オリジナルのメッセージを伝播させることを Twitter のツイートに対応づけ、他から受信したメッセージを伝播させることをリツイートに対応させる。メッセージを伝播させるノードは、ツイートまたはリツイートを所定の割合（ツイート比率と呼ぶ）で伝播させる。そして、情報共鳴のメカニズムとして以下の仮説を仮定し、情報共鳴に対するその効果を調べる。

(1) 情報伝播のトピック依存性

- 発信するツイートのトピック i は、ノードの関心ベクトルの成分 a_i の大きさに確率的に決まる。ただし、 $\sum_i a_i = 1$ とする。
- リツイートは、他から受信したメッセージ m_i のトピック i に対する関心ベクトルの成分 a_i の大きさに確率的に伝播される。
- メッセージ m_i を受信すると、メッセージのトピック i に対する関心ベクトルの成分 a_i を一定の関心度増加率 r で $\Delta = a_i \cdot r$ だけ増加させる。ただし、関心ベク

トルの成分の総和が1になるように成分全体を規格化する。

(2) フォローイングの選択基準

次のいずれかのとき、受信したメッセージのオリジナル発信ノードをフォローイングとする新しいリンクを生成する。

- a. 受信したメッセージのトピック i に対する関心ベクトルの成分 a_i が最大であるとき（関心度最大と呼ぶ）。
- b. メッセージのオリジナル発信ノードの関心ベクトル A と受信したノードの関心ベクトル B の関心類似度 $sim(A, B)$ が基準値以上であるとき（類似度基準と呼ぶ）。ここで、関心類似度 $sim(A, B)$ は次式のコサイン類似度で定義する。ここで、「 \cdot 」は内積を表す。

$$sim(A, B) = A \cdot B / (|A| |B|)$$

(3) アンフォローイングの選択基準

新しいリンクを生成した代わりに次のいずれかのフォローイングとのリンクを削除する。リンクの削除によってフォローしなくなるフォローイングをアンフォローイングと呼ぶ。

- a. フォローイングの関心ベクトルと自分の関心ベクトルの関心類似度がフォローイング中で最小である（関心類似度最小と呼ぶ）。
- b. ランダムに選択する。

(4) ツイート比率依存性

外的な要因によってトピックに対する関心が変わると、伝播させるときのツイート比率（発信するメッセージ中のオリジナルなメッセージの割合）が変化する。ツイート比率を変化させて外的な要因の影響を間接的に調べる。

(5) リンクつなぎ替え確率依存性

リンクつなぎ替えによってフォローイングの変更がある程度頻繁に起こらないと、情報共鳴は起こらない。フォローイングの変更の生起確率をリンクつなぎ替え確率と呼ぶ。

4. エージェントベースシミュレーション

4.1 目的

シミュレーションの目的は、3.3 節の Twitter 情報伝播モデルにおける5つの仮定が情報共鳴に対して及ぼす効果を検証することである。それぞれの仮定をモデルに加えた場合と加えない場合で情報共鳴の大きさを定量的に比較して仮説を検証する。

4.2 方法

Twitter における情報共鳴を解析するための Twitter 情報伝播モデルは、基礎モデルの IC モデルとは違って、近似による数学的な解析が困難である。そのため、モデルのダイナミクスをエージェントの行動ルールで表現し、エー

表 1 シミュレーションのパラメータ設定
Table 1 Parameter settings of the simulation.

パラメータ	設定
エージェント数	300
平均次数	4
初期ネットワーク	制限つきランダムネットワーク
トピック数	3
初期関心ベクトル	ランダム
関心度増加率	0.5
トピック依存性	あり/なし
フォローイング選択	関心度最大/類似度基準
アンフォローイング選択	関心類似度最小/ランダム
関心類似度の基準値	0 ~ 1.0
ツイート比率	0 ~ 1.0
リンクつなぎ替え確率	0 ~ 1.0
1 試行の反復回数	100,000
1 設定の試行回数	10

エージェント集団の多数回の試行によって仮説を検証するエージェントベースシミュレーション ABS [2] が不可欠である。ABS による Twitter 情報伝播の解析は、NetLogo [9] を使って、予備実験によって妥当性を検証した表 1 のパラメータ設定により行う [5]。

初期ネットワークは、すべてのエージェントが影響しあえるように、入次数と出次数を 1 以上に制限したランダムネットワークを試行ごとに生成する。本研究は、図 1 の 2 種類の共鳴現象のうち、相対的にゆらぎの少ない「ウェーブ」に着目する。したがって、ネットワークのマクロな評価特性としての共鳴強度は、一定時間内（本研究では反復 1,000 回）の各トピックのツイート数（リツイートを含む）の増加・減少の「ウェーブ」の大きさによって評価し、トピック数で平均する。具体的には、増加または減少の傾向が連続する「ウェーブ」の形を、観測窓（本研究では反復 100 回）内の反復回数が 1 だけ違うツイート数の自己相関係数 ac で評価し、「ウェーブ」の大きさを観測窓内の反復ごとのツイート数の相対標準偏差 σ （標準偏差を平均値で割ったもの）で評価する。そして、情報共鳴の大きさを表す共鳴強度を $R = ac \cdot \sigma$ で定義する。ツイート数が観測窓と同じ周期のサインカーブ（最大 1.0、平均 0.5）の共鳴強度は約 0.7 で、ランダムなデータの場合はほぼ 0 である。

4.3 結果

(1) 情報伝播のトピック依存性

リンクつなぎ替え確率 0 でツイート比率 tweet-ratio を

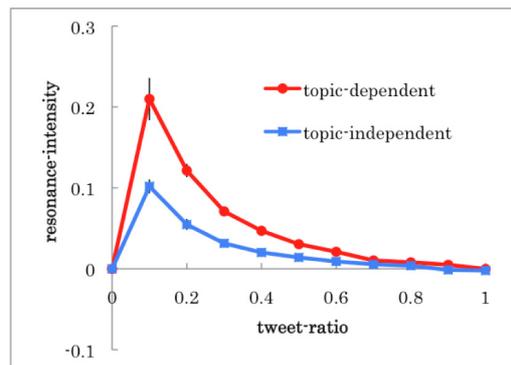


図 6 ツイート比率に対する共鳴強度 (1)
Fig. 6 Resonance intensity vs. tweet ratio (1).

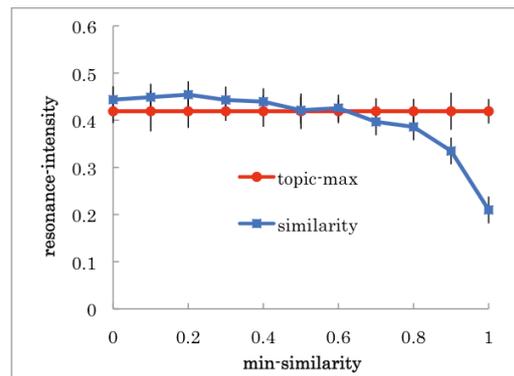


図 7 類似度基準値に対する共鳴強度 (1)
Fig. 7 Resonance intensity vs. similarity threshold (1).

変化させたときのトピック依存性がありの場合 (topic-dependent) となしの場合 (topic-independent) の共鳴強度 resonance-intensity を図 6 (誤差範囲は土標準偏差を表す) に示す。この結果から、Twitter において、ユーザの関心に依拠してツイート/リツイートが発信され、受信したツイートのトピックに対するユーザの関心が増加する「情報伝播のトピック依存性」によって、情報共鳴が増幅されることが確認された。また、この増幅が、ツイート比率が小さい、すなわちリツイートの割合が多いときに大きくなることが確認された。したがって、以下の実験では、すべてトピック依存性をありとする。

(2) フォローイングの選択基準

ユーザがリツイートを受信したときに、そのメッセージのオリジナル発信者をフォローするかどうかの選択基準として、メッセージのトピックに対する関心ベクトルの成分が最大である「関心度最大」(topic-max) と、オリジナル発信者の関心とユーザの関心の類似度が基準値以上である「類似度基準」(similarity) の 2 つの場合について、類似度基準値 min-similarity を変化させたときの共鳴強度を図 7 に示す。この実験では、ツイート比率を 0.1、リンクつなぎ替え確率を 0.1 とした。この結果から、フォローイングの選択基準にはよらずに、関心に基づくフォローイングの選択によって、情報共鳴がさらに増幅されることが確認さ

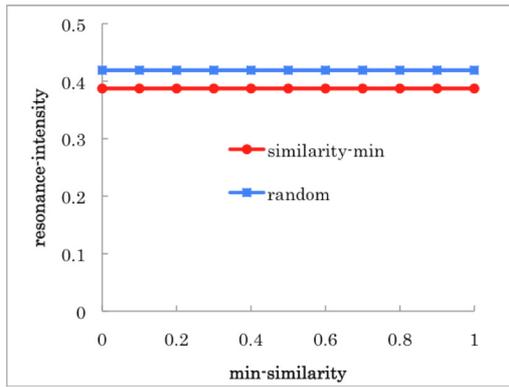


図 8 類似度基準値に対する共鳴強度 (2)

Fig. 8 Resonance intensity vs. similarity threshold (2).

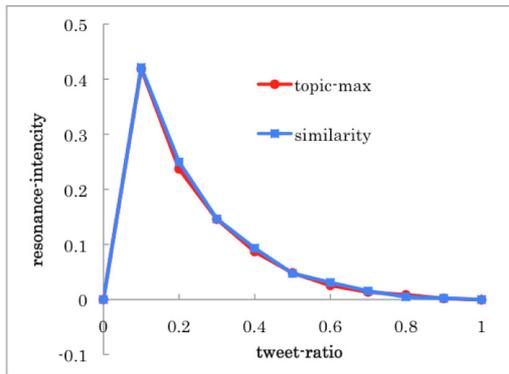


図 9 ツイート比率に対する共鳴強度 (2)

Fig. 9 Resonance intensity vs. tweet ratio (2).

れた。また、類似度基準による選択の場合は、類似度基準値が大きくなると共鳴強度が小さくなることから、そのときに興味のあるトピックのオリジナル発信者をフォローすることが情報共鳴を強めることが確認された。

(3) アンフォローイングの選択基準

新しいフォローイングを選択したときに代わりにフォローを止めるアンフォローイングの選択基準として、関心類似度最小 (similarity-min) とランダム選択 (random) について、ツイート比率を 0.1、リンクつなぎ替え確率を 0.1 として、類似度基準値を変化させたときの共鳴強度を図 8 に示す。この結果からは、アンフォローイングをランダムに選択する方が類似度最小を選択するよりもわずかに共鳴強度が高くなっているが、アンフォローイングの選択によってフォローイングとの関心類似度をより高くするように維持することは、情報共鳴に対しては有意な効果がないことが確認された。

(4) ツイート比率依存性

外的な要因によってユーザの関心が変わり、ツイート比率が変化したときの共鳴強度を、リンクつなぎ替え確率を 0.1 として、フォローイング選択が関心度最大の場合と関心類似度が基準値以上の場合について比較したものを図 9 に示す。この結果によって、Twitter 情報伝播モデルでは、

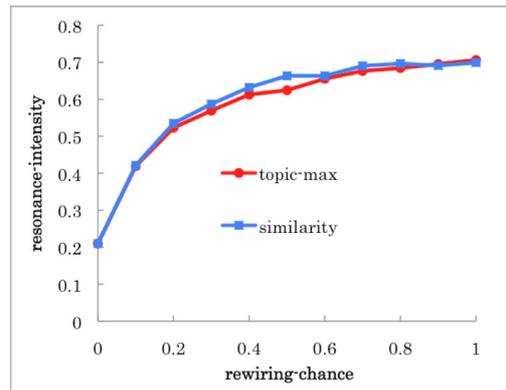


図 10 リンクつなぎ替え確率に対する共鳴強度

Fig. 10 Resonance intensity vs. rewiring chance.

一時的にツイートに比べてリツイートが多くなる (ツイート比率が小さい) トピックにおいて情報共鳴が起こることが確認された。ツイート比率が 0.1 より小さい領域について実験した結果、共鳴強度の最大はツイート比率の 10^{-3} 付近にある。

(5) リンクつなぎ替え確率依存性

フォローイングの選択が関心度最大の場合と関心類似度基準の場合について、ツイート比率を 0.1 として、リンクつなぎ替え確率 rewiring-chance を変化させたときの共鳴強度の変化を図 10 に示す。この結果は、フォローイングの選択によるリンクつなぎ替えがある程度頻繁に起こらないと情報共鳴が起こらないことを示している。

5. 議論

オンラインソーシャルネットワークに特有な現象について、実際の観測結果から導いた仮説に基づいてネットワーク上のプロセスをモデル化し、エージェントベースシミュレーションによって仮説を検証するという研究のシナリオは成功したといえるだろうか？ ここでは、情報共鳴現象の解明という目的に対するこの研究方法 [4], [13], [14], [15], [16] の妥当性について議論する。

まず、Twitter のリツイートによる情報伝播がメッセージのトピックに依存して起こっているという観測結果から導いた、情報共鳴がユーザ行動のトピック依存性に基づくという仮説は、エージェントベースシミュレーションによって確認することができた。特に、トピック依存性のあり/なしによる情報共鳴強度の違いがツイート比率によらずに存在することはモデルの妥当性を傍証している。

次に、Twitter ではユーザがトレンドトピックをフォローする傾向があるという観測結果から導いた、情報共鳴がユーザのフォローイング選択行動によって起こるとい仮説は、やはりエージェントベースシミュレーションによって確認することができた。リツイートを受信したときのフォローイングの選択基準として、トレンドトピックのようにそのときに興味のあるトピックのオリジナル発信者を

フォローする関心度最大による選択と、自分の関心に近いオリジナル発信者をフォローする類似度基準による選択のいずれもが、フォローイング選択をしない場合に比べて情報共鳴が大きくなることは、トレンドトピックのフォローだけでなく、同質原理に基づく選択によっても情報共鳴が起こりうることを示唆する。

第3のアンフォローイングの選択基準については情報共鳴に寄与しないことが確認されたが、このことはそのときに情報共鳴が起こっているトピックに対しては他のトピックの情報伝播が影響しないことを意味し、Twitter上でトピックがユーザの注目を集めることを競っているという見方 [1] を支持する。

さらに、ツイート比率依存性とリンクつなぎ替え確率依存性についても、従来研究における観測結果と整合しており、モデルのさまざまな側面についてエージェントベースシミュレーションの結果が実際の観測事実と整合することから、本論文における研究のシナリオは成功したといえる。

6. おわりに

本論文は、Twitterにおける情報共鳴現象の解析によって、ソーシャルメディアにおけるユーザ行動の特性を明らかにすることを目的として、ICモデルを拡張した情報伝播モデルによる情報共鳴のエージェントベースシミュレーションについて述べた。シミュレーションの結果、情報共鳴現象が情報発信のトピック依存性、ユーザの関心によるフォローイングの選択、および外的要因によるツイート比率の変化というユーザ行動の特性によって生じているという仮説が確認された。今後の課題は、これらのユーザ行動の特性をより一般的な同質原理から導出し、ソーシャルメディアなどにおけるソーシャルネットワークダイナミクスの一般モデルとして構成することである。

参考文献

- [1] Asur, S.S., Huberman, B.A., Szabo, G. and Wang, C.: Trends in Social Media: Persistence and Decay, *Proc. 5th International Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM)* (2011).
- [2] Gilbert, N. and Troitzsch, K.: *Simulation for the Social Scientist*, 2nd edition, Open University Press (2005).
- [3] Gross, T. and Blasius, B.: Adaptive Coevolutionary Networks: A Review, *Journal of the Royal Society Interface*, Vol.5, No.20, pp.259-271 (2008).
- [4] Ishikawa, T.: The Effect of Transitive Linking on Information Diffusion in Dynamic Acquaintance Networks, *Proc. International Workshop on Computational Social Networks, IWCSN 2010* (2010).
- [5] Ishikawa, T.: An Agent-Based Simulation of Information Resonance in Social Media, *ASNA 2012* (2012).
- [6] Kempe, D., Kleinberg, J. and Tardos, E.: Maximizing the Spread of Influence through a Social Network, *Proc. KDD '03*, pp.137-146 (2003).
- [7] Lehmann, J., Gonçalves, B., Ramasco, J.J., and Cattuto, C.: Dynamical Classes of Collective Attention in Twit-

- ter, arXiv:1111.1896v2 (2011).
- [8] McPherson, M., Smith-Lovin, L. and Cook, J.M.: Birds of a Feather: Homophily in Social Networks, *Annual Review of Sociology*, Vol.27, pp.415-444 (2001).
- [9] NetLogo, available from (<http://ccl.northwestern.edu/netlogo/>).
- [10] Wang, C. and Huberman, B.A.: Long Trend Dynamics in Social Media, arXiv:1109.1852v2 (2011).
- [11] Yang, J. and Leskovec, J.: Patterns of Temporal Variation in Online Media, *Proc. 4th ACM International Conference on Web Search and Data Mining (WSDM '11)*, pp.177-186 (2011).
- [12] Zhou, Z., Bandari, R., Kong, J., Qian, H. and Roychowdhury, V.: Information Resonance on Twitter: Watching Iran, *Proc. 1st Workshop on Social Media Analytics*, pp.123-131 (2010).
- [13] 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，2009年度人工知能学会全国大会 (2009).
- [14] 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？，日本ソフトウェア科学会ネットワークが創発する知能研究会 JWEIN10 (2010).
- [15] 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，2011年度人工知能学会全国大会 (2011).
- [16] 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，日本ソフトウェア科学会ネットワークが創発する知能研究会 JWEIN11 (2011).
- [17] 石川 孝：ソーシャルメディアにおける情報共鳴のメカニズム，2012年度人工知能学会全国大会 (2012).



石川 孝 (正会員)

1976年東北大学理学部物理学科卒業，1976～1994年ぺんてる株式会社電子研究所ほか，1994～2000年木更津工業高等専門学校情報工学科助教授，2000年より日本工業大学情報工学科教授．博士（工学）．専門は機械学習．人工知能学会会員．日本ソフトウェア科学会ネットワークが創発する知能研究会プログラム委員．