HOKKAIDO UNIVERSITY

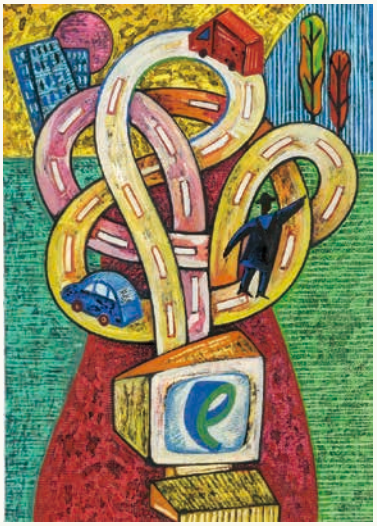
Title	東日本大震災時のTwitterにおける情報伝播ネットワーク
Author(s)	山本, 雅人; 小笠原, 寛弥; 鈴木, 育男 他
Description	特集　観光情報学9
Citation	情報処理, 53(11), 1184-1191
Issue Date	2012-10-15
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/51739
Rights	ここに掲載した著作物の利用に関する注意 本著作物の著作権は情報処理学会に帰属します。本著作物は著作権者である情報処理学会の許可のもとに掲載するものです。ご利用に当たっては「著作権法」ならびに「情報処理学会倫理綱領」に従うことをお願いいたします。
Type	journal article
File Information	IPSJ-MGN531112-1.pdf

Hokkaido University Collection of Scholarly and Academic Papers : HUSCAP

特集 観光情報学 9

応 専

東日本大震災時のTwitterにおける情報伝播ネットワーク



山本 雅人[1] 小笠原 寛弥[2] 鈴木 育男[3] 古川 正志[1]
1 北海道大学 2 新日鉄住金ソリューションズ（株） 3 北見工業大学

■ SNSとしてのTwitter

Twitterは2006年7月にObvious社（現Twitter社）が開始したソーシャルネットワーキングサービス（SNS）の1つで，個々のユーザが140文字以内の短文（ツイート）を投稿するマイクロブログである[1)]．ユーザはフォローしている複数のユーザのツイートを自身のタイムラインと呼ばれるスクリーン上で読むことができ，自身のツイートをフォロワー（自身をフォローするユーザ）のタイムラインに表示させることによってツイートで表現された情報をほかのユーザに伝えることができる．

現在ではアクティブ・ユーザ数が1億4千万人を突破しており，世界的にも知名度が高い．Twitterは自身の友人などとの双方向の交流の場としてだけでなく，著名人や興味のあるユーザのツイートを一方的に読むことや，自身のメモ代わりの日記などとして使用する場合もあり，その利用形態は多様性を増している．また，最近では，観光分野においても重要なツールとして注目されつつある．観光客が観光地を訪れた際の，その場所の天気や混雑状況のほか，観光した感想，または，飲食にかかわる情報などをリアルタイムにツイートする行為も積極的に行われている．そういったTwitterユーザが増えることによりTwitter上では観光に関する情報が蓄積し，ユーザが観光をする際，観光地のさまざまな情報を知るためにTwitterの情報検索を利用することが可能となる．

一方，Twitterが大きな注目を浴びるきっかけとなったのは，2009年に起きたハドソン川旅客機不時着事故である．ハドソン川でフェリーに乗っていたTwitterユーザが川面に不時着した旅客機をiPhoneで撮影し投稿を行った．この投稿はテレビなどが事故を伝えるより早かったとされ，その高いリアルタイム性が社会に大きな衝撃を与えた．また，2011年3月11日に起きた東日本大震災においてのTwitterの活躍も記憶に新しい．地震と津波の発生後，電話やメールが繋がらない状況の中で，多くの人がTwitterを利用し災害情報の収集を行い，家族や知人の消息を知った事例も報告されている．

このようにTwitterはSNSとしてのユーザ間の交流だけでなく，リアルタイムの情報発信手段としても多く利用されており，観光情報の発信や情報検索のみならず，災害時の情報発信や情報共有のためにも非常に重要なツールの1つとして位置づけられる．本稿では，このようなTwitter上での情報発信に関して，リツイートによる情報伝播の様子をネットワークで表現し，そのネットワークを分析した結果を報告することにより，災害や緊急時を含めた観光分野におけるリアルタイムな情報発信手段としての可能性について検討した結果を紹介する．

■ Twitterにおける情報伝播

▮ 基本用語・機能

本節ではTwitterにおける情報伝播ネットワークに



図 -1　フォロー関係による情報の流れ I



図 -2　フォロー関係による情報の流れ II

ついて説明する上で必要となる基本用語・機能について説明する．

【ツイート】

ツイート（tweet）とは，ユーザが投稿する 140 文字以内の短文のことである．「鳥のさえずり」という意味であり，日本では「つぶやき」とも呼ばれる．

【タイムライン】

タイムライン（TL）とは，ツイートが表示されるインタフェースのことである．時系列順に表示され，古いツイートは下へ流れていく．

【フォロー】

フォローとは，ほかのユーザの投稿を自身のタイムラインで表示できるようにユーザを登録することである．フォローは基本的に他人の許可なく自由に行うことができるだけでなく，他ユーザのフォローも自由に知ることもできる（相手が情報を非公開に設定している場合は許可が必要）．ただし，このフォロー関係は双方向ではないため，ユーザ A をフォローしているユーザ B がいた場合，必ずしも A が B をフォローしているとは限らない．

たとえば，図 -1, 2 の例のように，ユーザ A をフォローしているユーザ B はユーザ A のツイートを



図 -3　公式リツイートの例

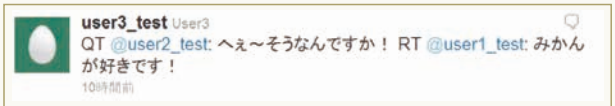


図 -4　非公式リツイートの例

知ることができるが，ユーザ B をフォローしていないユーザ A はユーザ B のツイートを知ることができない（ただし，あくまで“TL 上では”知ることができないということであり，フォローしていない相手でも，そのユーザのページを表示することでツイート内容を知ることはできる）．Twitter 上では，このような一方向的な情報の流れが多く存在する．

【フォロワー】

あるユーザ A をフォローするユーザをユーザ A のフォロワーと呼ぶ．フォローと同様，ユーザは他ユーザのフォロワーを自由に知ることができる（相手が情報を非公開に設定している場合は許可が必要）．またブロックという機能により，ユーザはフォロワーからのフォローを強制的に解除することができる（ブロックしたことは相手に通知されない）．

【リツイート】

リツイートとは，他人のツイートを自身のフォロワーに伝える行為であり，公式のものと非公式のものが存在する．前者の公式リツイートは，2009 年 11 月から導入されたものであり，インタフェース上では図 -3 のように表示される．この例は，*user1_test* のツイートを *user3_test* が公式リツイートしたときのものである．一方，非公式リツイートは，公式リツイートが実装される以前に，自然と生まれた行為であり，書式は，“RT @ 引用元アカウント : 引用元ツイート”，“ コメント RT @ 引用元アカウント : 引用元ツイート”，“ QT @ 引用元アカウント : 引用元ツイート ” など多様である（RT は *Retweet*，QT は *QuoteTweet* の略称）．図 -4 に非公式ツイートの一例を示した．これは，*user1_test* のツイートを *user2_test* が非公式リツイート，さらにそのツイートを *user3_test* が非公式リツイートしたときのものである．公式リツイートの使用率は高まっている

もののコメントを付加する機能がないこともあり，非公式リツイートも使用され続けているのが現状である．

【ハッシュタグ】

ツイートの内容を示すラベルであり，キーワードの前に＃をつけツイート内に記述する（ハッシュタグの前後には半角空白が必要）．以前は日本語に対応していなかったが，2011 年 7 月 13 日から利用できるようになった．ユーザがキーワードを自由に決められるうえ，1 つのツイートに複数のハッシュタグがつけられるため非常に自由度が高い．

■ Twitter におけるネットワーク

ここでは，Twitter 上でモデル化できる 2 つのネットワークについて紹介する．

▮ フォローネットワーク

ユーザのフォロー関係は，ユーザをノード，フォロー関係をリンクとするネットワークとして表現可能である．このネットワークをフォローネットワークと呼ぶ．mixi，Facebook 等の SNS では，ユーザ間の関係が互いの認証によって成立するが，Twitter ではフォローしたいユーザを相手の認証なしに自由にフォローできるため有向ネットワークとして表現する．一般には，著名人がハブ（出次数の高いノード）となる傾向にある．TL 上のツイートによって情報の取得や次に述べるリツイートによって情報伝播が起こるため，ユーザ間の情報伝播のベースとなるネットワークであるともいえる．

▮ リツイートネットワーク

前述のリツイートにより，Twitter 上ではフォロー関係を越えた情報伝播が生じる．この情報伝播はツイート内に情報の引用元が明記される特徴から，容易にその経路を抽出することが可能である．たとえば図 -3 の場合は，*user1_test* から *user3_test* への情報伝播である．また図 -4 の場合は，*user1_test* から *user2_test*，そして *user3_test* への情報伝播である．これにより，リツイートによる情報伝播は，ユーザをノード，情報の流れをリンクとする有向ネットワークにより表現可能となり，このネットワークを本稿ではリツイートネットワークと呼ぶ．生成されるリツイートネットワークのノード数は，その情報の伝播にかかわったユーザ数，リンク数はその情報に関するユーザ全体のリツイート回数である．生成されるリツイートネットワークの例を図 -5 に示す．ネットワークは木構造に近い形になるものの，入次数が 2 以上のノードもいくつか存在するため（同じ話題について別なユーザから 2 回以上リツイートするユーザも存在するため）木構造ではない．一般には，TL に表示された情報をリツイートしない場合でも，その情報が伝播したと考えることもできるが，リツイートしていない情報については，そのユーザが情報を実際に取得したかどうかは確認できないため，ここでは考慮しないものとする．Twitter 上での情報伝播ネットワークについてはほかにも手法が提案されているが [2]，本稿では，ユーザが情報を明らかに取得したと考えられるリツイートをベースとした分析を行うこととする．

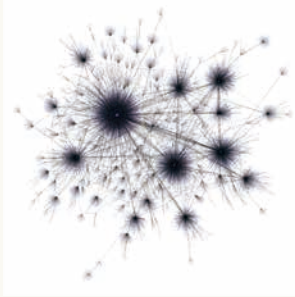


図 -5　リツイートネットワークの例

■ リツイートネットワークの抽出

東日本大震災発生日の 2011 年 3 月 11 日と震災後 1 週間経過後の 3 月 18 日，および，その 2 日後の 20 日のデータから生成されるリツイートネットワークについて，そのネットワークの特徴量を調査した結果について紹介する [3]．

▮ 使用するデータについて

本稿で紹介する分析データは，（株）ホットリンク [4] より提供を受けたデータに基づいている．データは，東日本大震災にかかわると思われる下記のハッシュタグかキーワードのどちらかが含まれるツイートについて，その投稿日時，ツイート本文，また，それらをリツイートしたユーザの過去最大 3,200 ツイートの投稿

日時とツイート本文からなり，それらを用いてリツイートネットワークを生成した．

- **収集対象ハッシュタグ**
  #jishin，#jisin，#hinan，#earthquake，#tsunami，#anpi，#jishin_e，#edano_nero，#toden_ganba，#kan_okiro，#jieitai_tabero，#save_ibaraki，#save_aomori，#save_yamagata，#save_akita，#save_tochigi，#save_gunma，#save_niigata，#save_nagano，#save_tokyo，#save_kanagawa，#save_chiba，#save_saitama，#save_kanto
- **収集対象キーワード**
  デマ，募金，義援金

抽出方法

2011 年 3 月 11 日，18 日，20 日のデータから，ツイート末尾に含まれる引用元ツイートの接頭部 20 文字をキーワードとし(同一話題に関すると思われるツイートを検索し)，各話題の発生から 24 時間分のツイートを抽出した．ここで，キーワードが 20 文字に満たないツイート，また，前述の非公式リツイート，公式リツイート以外で書かれるリツイートは棄却するものとする．その後，抽出データから話題ごとにリツイートネットワークを生成した．

ネットワークの抽出結果

各日のツイート数，抽出されたネットワーク数は**表 -1** の通りである．抽出した結果得られた最小ノード数 1 のネットワークは，ツイートしたユーザとリツイートしたユーザが同じである話題であった．平均的には 10 以下のユーザへの情報伝播が起こっているが，最大では 1 万以上のユーザへの情報伝播が起こっているものもあり，今回の東日本大震災が我が国において非常に大きな災害であったことを改めて物語っている．

リツイートネットワークの分析

前述のように抽出されたリツイートネットワークに対して，ネットワーク特徴量と呼ばれる値について分析を行った結果について紹介する．

対象日	ネットワーク数	最小ノード数	最大ノード数	平均ノード数
3 月 11 日	302,128	1	14,514	8.29
3 月 18 日	422,411	1	11,126	5.33
3 月 20 日	365,303	1	10,729	4.78

表 -1　抽出結果

ノード数分布

ある話題についてツイートされた内容は，リツイートによって複数のユーザへ伝播される．最終的に情報が伝播されたユーザ数がリツイートネットワークのノード数となる．すなわち，ある話題が伝播された規模を表すといってもよい．3 月 11 日は表 -1 のように 30 万以上のツイート（話題）がリツイートされ，ほかのユーザに伝播された（ただし同一ユーザがリツイートしたものも含まれる）．これらのリツイートネットワークのノード数とその頻度を表したものが**図 -6** である．図から分かる通り，この分布はおおむねベキ則に従っており，そのベキ指数は −1.34 であった．3 月 18 日，20 日についても同様のベキ則が確認でき，そのベキ指数はそれぞれ−1.70，−1.65 であった．震災当日は，その 1 週間後以降に比べてノード数の多いリツイートネットワークの存在割合が高く，震災直後には，Twitter 上で非常に大きな規模で情報伝播が生じたことを示している．

また，震災当日のデータから生成したノード数 1,000 以上のネットワークは，「拡散希望」や「拡散お願いします」など，「拡散」という言葉を含むキーワードが多く，18 日，20 日では 1% 未満であるのに対し，震災当日は約 25% であった．こうしたキーワードが拡散されるべき情報の伝播に寄与したと考えられる．ただし，一方でこういった「拡散」という言葉によって，デマの拡散に寄与してしまったことも事実であり，デマの拡散防止に対しては課題も浮き彫りになった．

ここで，各日においてネットワークサイズの大きかったキーワード（ユーザの特定を避けるために抽象化したもの）の例を以下に示す．震災当日の 11 日だけでなく，18 日，20 日に関しても大規模な情報伝播につながったものは，震災に関連したツイー

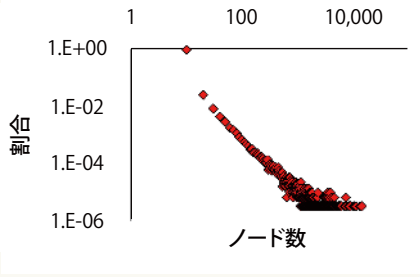


図 -6　ノード数の分布（3 月 11 日～ 12 日）

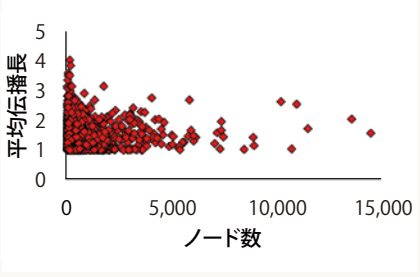


図 -7　ノード数と平均伝播長の関係（3 月 11 日～ 12 日）

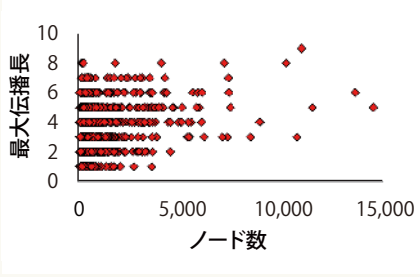


図 -8　ノード数と最大伝播長の関係（3 月 11 日～ 12 日）

トが多かったことが分かる．

• 3 月 11 日

避難場所の指示，津波情報，Skype の利用方法，阪神淡路大震災時の出来事，充電器が使用可能な場所，節電の呼びかけ，けが人情報，震災時の悪質な犯罪，災害時の心得，デマ情報

• 3 月 18 日

某施設の消費電力について，被災地の方々のためにできることについて

• 3 月 20 日

被災地を想う言葉，震災時に流れたテレビコマーシャルのパロディ

伝播長

3 月 11 日，18 日，20 日のデータから生成されたリツイートネットワークにおける平均最短伝播長（情報発信ノードからの平均最短経路長），および，最大伝播長（情報発信ノードからの最短経路長における最大値）について調査を行った．なお，規模の小さなネットワークによる影響を小さくするため，分析の際には 100 ノード以上のネットワークを調査対象とした．

図 -7 に 3 月 11 日のネットワークにおける平均伝播長の結果を示す．（本稿では示していないが）3 月 18 日，20 日のデータと比較した結果，震災当日は，同規模のネットワークでも平均伝播長が大きい傾向にあることを観察できた．また，図 -8 に示す最大伝播長のデータからも同様の傾向が得られたが，最大伝播長が 5 以上となるものも多数あり，Twitter における人と人のつながりには 4 次の隔たりがあることが示されていることを考慮すると [5]，震災当日は，非常に大規模な情報伝播が行われたことが分かる．

同類選択性

震災当日とその 1 週間後以降のリツイートネットワークで最も興味深い変化が見られたのが，同類選択性である．同類選択性は，ネットワーク内のリンクの両端のノードの次数相関を表す指標で，−1 から 1 の値をとる [6]．同類選択性が高いネットワークでは，次数の大きいノード間に比較的リンクが存在することを表し，同類選択性が低いネットワークでは，逆に，次数の大きいノードは次数の低いノードとリンクを持つ傾向が高いことを示している．

3 月 11 日，18 日，20 日のそれぞれのデータから生成されたリツイートネットワークにおいて同類選択性による分析を行った結果を紹介する．ただし，ここでも 100 ノード以上のネットワークを対象とした．

図 -9 ～ 11 に 3 月 11 日，18 日，20 日の結果を示す．全体的に負の値を示すものの，18 日，20 日はノード数が多いネットワークほど，同類選択性が−1 に近いネットワークとなる傾向があるのに対し，震災当日は −0.4 ～−0.2 のネットワークが多く生成されている．

この結果を直感的に理解するため，同類選択性が −0.22，−0.25，−0.87 のネットワークを可視化し，それぞれ図 -12 ～ 14 に示した．同類選択性が−0.87 のネットワークはハブノードが少なく，経路長の短い伝播が多く生じているのに対し，同類選択性が−0.22，−0.25 のネットワークはハブノードが多く，経路長の長い伝播が生じているのが観察できる．どのネットワークも木構造に近い構造ではあるものの，入次数が 2 以上のノード（同じ話題について複数のユーザからリ

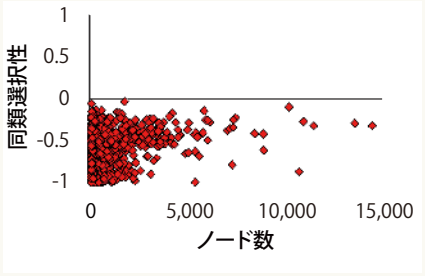


図 -9　ノード数による同類選択性の変化（3 月 11 日～ 12 日）

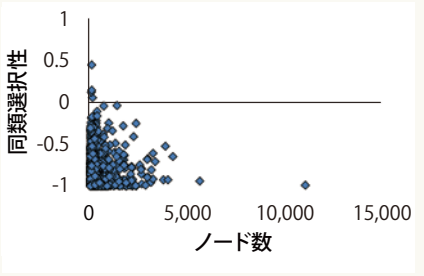


図 -10　ノード数による同類選択性の変化（3 月 18 日～ 19 日）

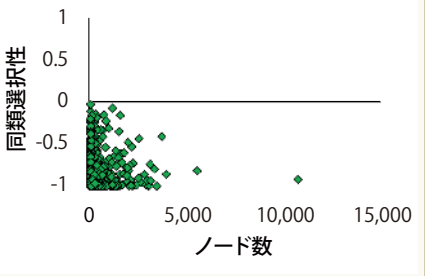


図 -11　ノード数による同類選択性の変化（3 月 20 日～ 21 日）



図 -12　同類選択性－0.22 のリツイートネットワーク（地震情報）



図 -13　同類選択性－0.25 のリツイートネットワーク（避難地情報）



図 -14　同類選択性－0.87 のリツイートネットワーク（Skype の利用方法）

ツイートしたユーザ）がいくつか含まれる場合があるため木構造ではない．

図 -12 や図 -13 のように同類選択性が比較的高いネットワークにおいてはハブとなるユーザが多数現れている．これは，多くのユーザが関心を持ち，緊急性があると判断したものについては，ユーザが積極的にリツイートすることで自身のフォロアーへ情報を伝えようとした結果であると考えることができる．一方，図 -14 のように同類選択性が低いネットワークでは，少数のハブユーザから情報を受け取ったユーザはそれ以降，情報を伝えない傾向がある．これは，Twitter では，自分がフォローしているユーザ間でもフォローの関係がある割合が比較的高いため，自分がフォローしているユーザからある情報を取得した際に，関心や緊急性があまりないと感じた情報については，すでに自分のフォロワーが知っている場合が多いと判断してリツイートすることをためらうことにも起因している可能性がある．

さて，リツイートによる情報伝播が起こる過程で徐々に成長していくリツイートネットワークにおいて同類選択性の値はどのように変化しているのであろうか．

図 -15 にある 3 つの話題についての同類選択性の時系列変化を示した．その変化は，話題 *A*, *B* のように成長の初期段階では小さいものの途中で大きくなり，その後また小さくなっているパターンや，話題 *C* のように成長の初期段階で大きくなり，その後小さくなっていくパターンが多く観察された．一般に，ある情報を取得してから，複数のユーザがその情報をリツイートする回数は情報を取得してからの時間経過とともに，ある段階でピークを迎え，その後減少していく特性があるため，そのピークの位置により，同類選択性が大きく変化する時間帯が存在すると考えられる．

■ リツイートネットワークの成長予測

ここまでの分析結果より，東日本大震災当日に発信された多くの情報は，多数のユーザにとって関心があり，また，緊急性があると判断されたため，より多くのユーザに情報を拡散しようとした結果，同類選択性が比較的高いリツイートネットワークを生み出している可能性が高いことが分かった．したがって，逆に同類選択性が比較的高いリツイートネットワークを生

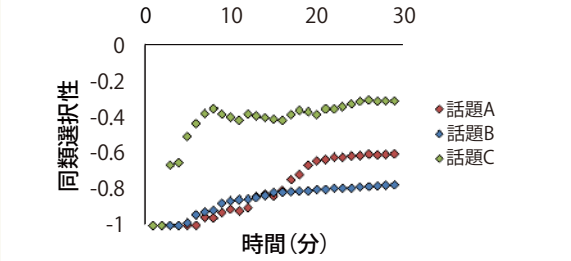


図 -15　同類選択性 R の時系列変化

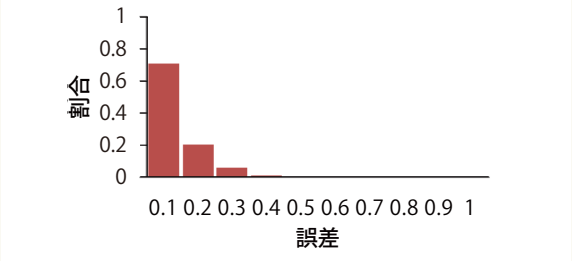


図 -16　予測誤差と割合

成する話題は，多くのユーザにとって関心が高く，より緊急性が高い有用な話題である可能性が高い．

もし，リツイートネットワークが成長している過程で，すなわち，ある話題についての情報が複数のユーザにリツイートされ情報伝播が起こっているときに，その話題に関するリツイートネットワークの同類選択性の値が予測できれば，Twitter 上での有用な情報を自動的に抽出できる可能性がある．

ここでは，ある情報がツイートされたときから，0.5 時間後（30 分後）までになされたリツイートに基づき作成したリツイートネットワークの同類選択性の時系列変化から，情報発信から 24 時間後に生成されるリツイートネットワークの同類選択性の値を予測することを試みる．

同類選択性の時系列変化の予測手法

図 -15 で示した例のように，リツイートネットワークの同類選択性はロジスティック曲線に近い変化をすることが明らかとなった．ここでは，以下の手順で示すように同類選択性の時系列変化をロジスティック曲線に当てはめることにより，どの程度の予測が可能かについて検証した結果を紹介する．

（1）話題が発生してから 0.5 時間分のリツイートネットワークを抽出．

（2）1 分ごとの同類選択性の変化を記録し，（時刻 t_i, 同類選択性 R_i）のデータを作成．

（3）（時刻 t_i, 同類選択性 R_i）のデータをロジスティック曲線（下式）により近似．

$$y=\frac{a}{1+b*exp(-c*x)}-1 \qquad \cdots (1)$$

（4）予測誤差（実測値と予測値の差）について調査．

- 実測値：話題が発信されてから 24 時間後のネットワークにおける同類選択性
- 予測値：近似式から導出される 24 時間後のネットワークにおける同類選択性

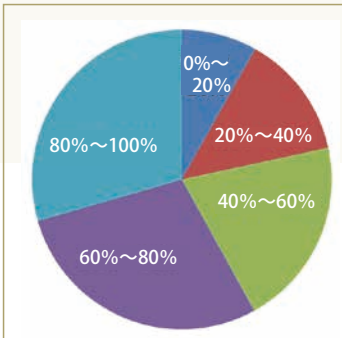


図 -17　完成率 CR (0.5) ごとの割合

なお，この分析では話題の発生から 0.5 時間以内に 100 ノード以上のサイズへ成長したネットワーク（991 種）を対象とした．

予測精度

図 -16 に予測した同類選択性の値と 24 時間後のリツイートネットワークの実際の同類選択性の値との誤差（予測誤差）とその割合を示す．この結果から，約 7 割が誤差 0.1 以内，約 9 割が誤差 0.2 以内に収まっているのが観察でき，0.5 時間のデータから 24 時間後の同類選択性の値を高い精度で予測していることは非常に興味深い．

ただし，この予測精度はある話題の情報発信から 24 時間後に生成されるリツイートネットワークのサイズのうち，0.5 時間までにどのくらいの割合が生成されているかという完成率に影響を受けると考えられる．そこで，以下のように t 時間後の完成率 CR (t) を定義し，対象とする 991 ネットワークについて，0.5 時間でのネットワークの完成率 CR (0.5) の値の存在割合を図 -17 に示す．

$$CR(t)=\frac{\text{話題の発信から}t\text{時間経過後のネットワークに含まれるノード数}}{\text{話題の発信から24時間経過後のネットワークに含まれるノード数}} \quad \cdots (2)$$

この図から，0.5 時間で生成されるネットワークに，24 時間後に生成されるネットワークの 6 割以上のノードがすでに含まれるものが全体の半分以上存在することが分かり，多くの話題について，急速に情報伝播が起こっていることがうかがえる．ただし，6 割以下しか完成していないネットワークが 40% 以上含まれることを考慮すると，図 -16 で示した同類選択性の予測精度はかなり高いことも分かる．

■ まとめ―Twitter によるリアルタイム情報発信

本稿では，東日本大震災の発生後に Twitter で起こった情報伝播について，リツイートネットワークを分析することによりその性質について解説した．災害直後の地震情報や避難地情報など，多くのユーザにとって有用で，緊急性のある情報については，ネットワークの同類選択性が比較的高くなることを示した．また，その時系列変化をロジスティック曲線によって近似することで，同類選択性の値を高精度で予測可能であることを示唆した．ただし，震災前やほかの時期のデータなどを詳細に分析してこの結果をさらに検証していく必要があると考えられる．

Twitter はその手軽さとリアルタイム性から，観光地の天気，混雑状況，耳より情報などを多くのユーザがつぶやき，それらを別なユーザが検索することで有望なリアルタイム情報の共有を可能にする手段として今後も注目されていくであろう．ハッシュタグなどの効果的な使用と合わせて，リツイートネットワークの同類選択性予測などを用いると，より有用な情報をリアルタイムに抽出することも可能となるかもしれない．また，デマ情報の自動抽出など困難なほかの課題にも取り組んでいかなければならないであろう．

本稿で扱った Twitter データは，（株）ホットリンクより提供いただいたものです．ここに改めて感謝いたします．

参考文献

1）Twitter，https://twitter.com/
2）風間一洋，今田美幸，柏木啓一郎：Twitter の情報伝播ネットワークの分析，In *The 24th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*（2010）．
3）小笠原寛弥，鈴木育男，山本雅人，古川正志：東日本大震災時の Twitter データに基づく情報伝搬ネットワークの解析，第 12 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会論文集，pp.413-415（2011）．
4）（株）ホットリンク，http://www.hottolink.co.jp/
5）Kwak, H., Lee, C., Park, H. and Moon, S.：What is Twitter, A Social Network or a News Media?, pp.591-600（2010）．
6）Newman, M. E. J. : Assortative Mixing in Networks, *Phys. Rev. Lett.*, Vol.89, p.208701 (Oct. 2002).

（2012 年 8 月 7 日受付）

▶ **山本 雅人（正会員）** masahito@complex.ist.hokudai.ac.jp
1968 年生．1996 年北海道大学大学院工学研究科システム情報工学専攻博士後期課程修了．同年日本学術振興会特別研究員（PD）．1997 年北海道大学大学院工学研究科助手．2000 年同大学院工学研究科助教授．同大学院情報科学研究科助教授を経て，2007 年同大学院情報科学研究科准教授．この間，科学技術振興機構さきがけ研究員，デューク大学客員研究員を兼務．博士（工学）．現在は，進化型計算にもとづく仮想ロボット開発，複雑ネットワークの研究に従事．電子情報通信学会，人工知能学会，日本オペレーションズ・リサーチ学会，精密工学会，日本機械学会等各会員．

▶ **小笠原 寛弥** ogasawara.hiroya@ns-sol.co.jp
1986 年生．2012 年北海道大学大学院情報科学研究科修士課程修了．2012 年より，現職の新日鉄住金ソリューションズ（株）勤務．複雑ネットワークの研究に従事．

▶ **鈴木 育男（正会員）** ikuo@mail.kitami-it.ac.jp
1973 年生．2004 年北海道大学大学院工学研究科博士後期課程修了．博士（工学）．同年室蘭工業大学サテライト・ベンチャー・ビジネス・ラボラトリー中核的研究機関研究員．2007 年北海道大学大学院情報科学研究科助教．2012 年北見工業大学情報システム工学科准教授となり現在に至る．複雑系，Web マイニングによる感性情報の抽出などに関する研究に従事．日本ロボット学会，精密工学会，日本感性工学会各会員．

▶ **古川 正志（正会員）** mach@complex.ist.hokudai.ac.jp
1948 年生．1971 年北海道大学工学部精密工学科卒業．1973 年同大学院工学研究科修士課程修了．同年旭川工業高等専門学校電気工学科助手，同機械工学科助教授，同制御情報工学科教授を経て 2006 年北海道大学大学院情報科学研究科教授．この間，コーネル大学 NSF 研究員，イーストアングリア大学客員教授，1981 年工学博士（北海道大学），自律分散システム，インテリジェント・エンジニアリング，複雑ネットワーク等の研究に従事．日本機械学会（フェロー），精密工学会各会員．