

# 「人工知能」の表紙に関するツイートの分析・続報

鳥海 不二夫<sup>†,a</sup> 榊 剛史<sup>†,b</sup> 岡崎 直観<sup>†,c</sup>

<sup>†</sup> 東京大学大学院工学系研究科 <sup>††</sup> 東北大学大学院情報科学研究科

a) [tori@sys.t.u-tokyo.ac.jp](mailto:tori@sys.t.u-tokyo.ac.jp) b) [sakaki@weblab.t.u-tokyo.ac.jp](mailto:sakaki@weblab.t.u-tokyo.ac.jp) c) [okazaki@ecei.tohoku.ac.jp](mailto:okazaki@ecei.tohoku.ac.jp)

**概要** 本論文は人工知能学会誌「人工知能」2014年1月号の表紙がどのようにWEB上で扱われたのか明らかにするため、ツイッターのデータを用いて分析を行った「人工知能」2014年3月号に掲載された記事の続報である。本研究では、「外部からの情報」がどのように流入し、情報の種類によって広がり方がどのように変わるのかを明らかにするため、ツイート内に存在するURL情報の分析を行った。クラスタリングの結果、外部情報の広がり方は情報の種類によって異なり、表層的な議論やまとめサイトの情報は短時間で爆発的に拡散した後、すぐに収束し、深い議論や表紙ネタについてのクラスタは長時間に渡って情報拡散が持続していた事が分かった。また表層的な議論や学会表紙ネタは様々なコミュニティにより拡散されていたが、深い議論やまとめサイトは特定のコミュニティにより拡散されていることが明らかとなった。

**キーワード** 人工知能, ツイッター, 炎上, 情報拡散

## 1 はじめに

人工知能学会では学会誌名を「人工知能学会誌」から「人工知能」に変更するとともに、表紙のデザインを大きく変更した(図1)。

しかしながら、この「人工知能」Vol.26 No.1の表紙デザインがジェンダー論的に問題点あることが指摘され、WEB上では表紙問題に関する多くの意見が投稿され話題となった。特に、ブログやTwitterといったソーシャルメディア上で多くの記事が投稿され注目を浴びた。投稿された記事は、ジェンダーと人工知能に関するものだけでなく、そこから様々な話題を派生させている。

これらを評判を受け、人工知能学会では「人工知能」表紙問題における議論と論点の整理」と題した小特集を組み、表紙問題に対する態度を表明している[7]。

その中で、我々はTwitter上に投稿されたツイートに関する分析を行った[9]。その結果、表紙問題に関する話題がどのように推移していったかが明らかとなった。一方で、ここで行われた分析は全体を俯瞰したものであり、個々の事象について詳細な分析までは行ってはいない。

そこで、本研究ではより詳細な分析を行うことで、議論を呼ぶ話題がTwitter上でどのように広がるのかについて分析を行う。特に、「外部からの情報」がどのように流入し、情報の種類によって広がり方がどのように変わるのかを明らかにする。

本稿では「外部からの情報流入」をツイート内に含まれるURLと仮定し、URLのクラスタリングを行うことで流入情報の分類を行い、当該問題に関心を持ったユーザクラスタにどのように広まり、どのように収束していったかを明らかにする。



図1: 人工知能 Vol.26 no.1 表紙

## 2 分析対象データ

### 2.1 データ収集 [9]

分析に当たり、株式会社ホットリンクの協力により、2013年12月16日から2014年01月08日までにツイッター投稿されたツイートの中で、「人工知能」というキーワードが含まれるものを収集した。以下本論文で用いるツイートデータは特に断りの無い限りこのデータを指す。

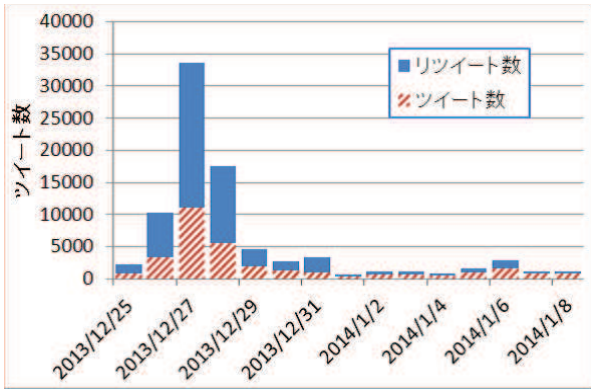


図2: ツイート数, リツイート数の日別変化

収集したツイートの基礎データは以下の通りである。本データには42,369人のユーザによる89,262ツイートが含まれている。このうち、公式リツイート<sup>1</sup>が54,509であり、全ツイートのうち61%がリツイートであった。また、通常のツイートのうちメンション(@ユーザ)が含まれるものは5770であり、通常ツイート全体の16.6%である。

なお、表紙問題が表面化した2013年12月25日以前のツイート(12月16-24日)においては、リツイートが32.1%であったことから、表紙問題が存在した期間はリツイートが多かったといえる。

次に、ツイッター上でいつ「人工知能」の表紙について話題となっていたかを見るため、図2に「人工知能」の表紙が発表された2013年12月25日以降の一日あたりのツイートとリツイート数を示す。これより、発表があった25日以降「人工知能」を含むツイート数は増加し、27日にピークを迎え、年明けには概ね収束していることが分かる。

以上を踏まえ、分析は12月25~31日のデータを中心に行うものとする。

## 2.2 データクレンジング

### 2.2.1 ボットの排除

ツイートデータを扱う上で、ボット<sup>2</sup>によるツイートはノイズとなることが多いため、分析の上では排除することが望ましい。

ボットの判定手法はいくつかも提案されている[4][2]が、本稿では簡単化のために先の分析[9]で提案されている手法を用いてボットを判別した。具体的には、

- 同じ内容をツイートするユーザ
- 利用単語に偏りのあるユーザ
- ボットアカウントを収集しているサイト<sup>3</sup>に登録さ

<sup>1</sup>ツイッターが提供する機能を使って行われたリツイート

<sup>2</sup>自動でツイートを行うアカウント。

<sup>3</sup><http://bot.cuppat.net/>

れているアカウント

さらに、本論文では、

- ボットクライアントから投稿されたツイート

をボットによる投稿とした。なお、ボットクライアントは、同一クライアントから投稿されたツイートから、明らかにボットであると判断できるものとした。

その結果、89,262ツイート中、3,977ツイートがボットによる投稿として排除された。

### 2.2.2 短縮URLの展開

本論文ではURLがどのようにツイートされていたかを分析する。しかしながら、Twitter上でツイートされたURLはすべて<http://t.co>による短縮URLに変換される。<http://t.co>はTwitter社が運営する短縮URLサービスであり、Twitter上に投稿されたツイートに含まれるURLはすべてこのサービスを使って短縮される。<http://t.co>で生成されたURLにアクセスすると、リダイレクトが書かれたhtmlを返すため、そのhtmlからリダイレクト先を抽出することで簡単に元のURLを獲得することが可能である。

ただし、元のURLがさらに<http://t.co>以外のURL短縮サービスを使って短縮されている場合もある。そのような場合は、さらにその短縮URLから実URLを獲得するまで随時展開を行った。

### 2.2.3 URLのクレンジング

最終的に得られたURLは、おおむね情報源となるWEBページを直接表すURLとなるが、一部のWEBページではクエリパラメータが付加されている。これらのクエリパラメータによって表示するWEBページを変更するページもあるが、クエリパラメータはアクセス解析などに使うために付加されたものも多い。このようなクエリはURLとしては異なるものの同じWEBページを参照しているため、同一URLとして扱いたい。

ここで、クエリパラメータを確認したところ、URLによってアクセスするWEBページが変化する場合、ほとんどの場合クエリ内に数字が含まれることが分かった。そこで、クエリパラメータに数字が含まれないURLについてはクエリパラメータを削除したものを利用することとした。

また、URLにはWEBページ内リンクを表すアンカーが含まれる場合もあるが、アンカーによらずWEBページは同一のものであると考え、アンカーも削除することとした。

このようにしてクレンジングしたURLを用いて分析を行う。

### 3 外部情報のクラスタリング

#### 3.1 外部情報の分類手法

Twitter における外部情報の流入は WEB ページの URL によって判断できる. 全ツイートの中に含まれた URL は 3,895 種類あり, 合計で 50,621 回出現している.

ところで, 数回しかツイートされていないような URL はあまり情報源としての価値が少ないと考えられる. そこで, 十分多くのユーザによってツイートされたことを示す閾値を 50 とし, 50 回以上ツイートされた URL のみを抽出する. その結果, 99 種類のツイートが 41,292 回ツイートされていた.

次に, これらの URL にどのような情報が含まれていたのか分類を行う. 分類には自然言語を用いた分類手法 [10] もあるが, Twitter の投稿は 140 文字以内という制限があるため, 単純な分類は困難である. また, URL が指す WEB ページから言語情報を獲得する手法 [5] もあるが, 今回得られた URL では画像を指す URL なども多く, WEB から言語情報を得ることも難しい.

そこで, リツイートを二部グラフによるネットワークによってクラスタリング手法 [8] を, URL の分類に拡張して用いる.

ある二つの URL を同時にツイートしたユーザが複数人いた場合, 二つの URL は共通した内容を有していると考えられる. そこで, ツイートしたユーザの重複度から URL はクラスタリング可能であり, それぞれのクラスタの内容から, 流入した情報の種類を明らかにできると考えられる. このように, ツイート関係のみを利用してクラスタリングを行うことで, 言語的なクラスタリングでは得られない「興味を示したユーザの類似性」によって URL を分類する.

本研究では二部グラフ [6] によって作られたネットワークを用いて URL のクラスタリングを行う. まず, 二つの URL  $l_i, l_j$  を取り出し, それぞれの URL を含むツイートを行ったユーザ群  $U_i, U_j$  の重複率が高い URL 同士を隣接 URL ととらえ, ネットワークを構築する. すなわち, URL をノード及び重複率の高い URL 同士をつなぐリンクによってネットワークが構築される.

このとき, ユーザ群の重複率  $J_{ij}$  は Jaccard 係数を用いて以下のように求める.

$$J_{ij} = \frac{U_i \cap U_j}{U_i \cup U_j} \quad (1)$$

重複率  $J_{ij}$  が閾値  $th$  以上のペアをリンクでつなぎ, ネットワークを構築する. ここで,  $th$  の取り方によってネットワークの構造が変化するが, 今回は  $th = 0.05$  とした.

さらに, 得られたネットワークについて, コミュニティ抽出を行い関係性の深いツイートの集合を獲得する. コミュニティ抽出には, Modularity を基準とする Newman

表 1: 主なクラスタ

No.	Name	URL 数	総ツイート数
1	学会表紙ネタ系	9	15796
2	浅い議論系	3	6146
3	深い議論系	13	1968
4	Togetter まとめ	3	284

法 [3] を用いた.

#### 3.2 クラスタリング結果

前節の手法でクラスタリングを行った結果, 55 のクラスタが得られた. ただし, そのうち 45 のクラスタは 1 つの URL からなるクラスタである.

これらのクラスタの中から, クラスタに含まれる URL が 3 以上のクラスタについて表 1 に示す. それぞれのクラスタについて詳細に見る.

クラスタ 1 は, 他の学会紙の表紙や, 表紙に描かれた女性の画像など各種学会の表紙や関連する小ネタに関連する URL が多く含まれたクラスタであった. 人工知能学会が表紙デザインを変更したことを知らせた WEB ページもこのクラスタに所属している. 直接表紙について言及すると言うよりも, そこから派生したネタをツイートしたものが多い.

クラスタ 2 は, 表紙に関して議論を行っているニュースサイト, まとめサイト, ブログへの URL であった. 議論系ではあるが, 後述するクラスタ 3 に比べると深い議論は行っていないことが特徴である.

クラスタ 3 には, 表紙に関する深い議論を行っているブログなどへの URL が主に含まれている. 特に, ジェンダー論をはじめとして人工知能の表紙に関して考察したブログが多く含まれており, 表紙の件を「真面目に」捉えたクラスタであるといえよう.

クラスタ 4 は Twitter のまとめサイトである togetter の URL である. したがって, クラスタ 4 の情報は Twitter の情報が見やすい形で再編集された情報であるといえる.

#### 3.3 外部情報流入とツイート数の関係

外部情報の流入時期とそれによるツイート数の変化を図 3 に示す. 横軸に時間を, 縦軸にツイート数を, また各クラスタに所属する URL が最初にツイートされた時間にポイントを示している.

これより, 表紙の話題が最も盛り上がっている前半には, クラスタ 1 に属する URL が多くツイートされている. クラスタ 1 には各種学会の変わった表紙を紹介した URL が多く, 表紙問題とは本質的には無関係な情報が

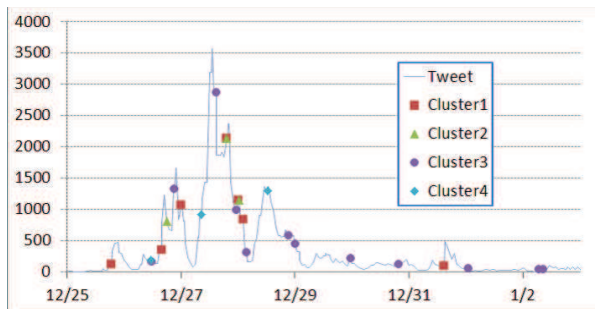


図 3: WEB サイトの登場とツイート数の関係

多く流入していたことが分かる。また、表紙問題について扱ってはいるものの、ネタ的要素を多く含んだクラスタ 2 も比較的早い時期に参照されている。一方、深い議論を行っているクラスタ 3 の WEB サイトは表紙問題が盛り上がっていた期間を通して参照されており、深い議論に興味を持つユーザは長期にわたって本問題に興味を示していたと推測される。

また、まとめサイト系のクラスタ 4 もツイートされた時期は大きく盛り上がっている時期と一致している。ここからも、これらのまとめサイトに興味を持ったようなユーザは盛り上がりの終了と同時に関連するツイートは行わなくなっていることが分かる。

次章では、具体的にどのようなユーザがどのような情報に興味を示し、ツイートを行ったかについて分析する。

## 4 ユーザコミュニティと WEB サイト

本章では、小特集 [9] の際と同様にコミュニティ単位での情報拡散の分析を行い、どのように情報が伝播したかを明らかにする。小特集の際は、分析対象データ全てを用いることで、当該期間に「人工知能」が含まれたツイートがどのように拡散したかを明らかにした。本稿では、話題毎の情報拡散の様子を明らかにするために、3 節で作成したクラスタの情報伝播を分析する。つまり、各クラスタの表す話題がコミュニティ間でどのように伝播したかを可視化し、明らかにする。

### 4.1 コミュニティの抽出

情報拡散を俯瞰するに先立ち、ユーザ全体をいくつかのコミュニティに分割する。コミュニティへの分割は、ユーザ全体をネットワークと捉えた上で、コミュニティ分割の手法を適用する。また各コミュニティを特徴づけるために、各コミュニティに特徴的な語（以下、コミュニティ特徴語）を抽出する。具体的な手順は以下のとおり。

**ネットワークの構築** 小特集のサイトと同様にユーザの相互 Reply ネットワークからコミュニティを構築する。ここではユーザ A とユーザ B がお互いにお

互いのスクリーンネームを含むツイートを 1 回以上行っている場合に、ユーザ A、ユーザ B 間にリンクを張る。2012 年 1 月から 2013 年 4 月までの間に投稿されたツイートから、ユーザごとに直近 1000 件の投稿を（当該期間の投稿数が 1000 件以下のユーザは全投稿）取得する。この新たなツイート集合から、相互メンション関係を抽出し、それを用いてノード数 42,369、リンク数 83,140 のネットワークを構築した。

**コミュニティの分割** 次に構築したネットワークをコミュニティに分割する。コミュニティ分割手法としては、代表的な手法である Louvain 法を適用する [1]。結果として、20,971 個のクラスターを取得することができた。

**コミュニティ特徴語の抽出** 抽出したネットワークを特徴づけるために、特徴語を抽出する。本研究では、ユーザのツイッタープロフィールに含まれる自己紹介文を用いる。各ユーザの自己紹介文を収集した後、各コミュニティを構成するユーザの自己紹介文を結合し、それを 1 文書とする。このように生成したコミュニティを特徴づける文書集合において、各コミュニティの文書ごとに語の tf-idf 値を算出する。そして各コミュニティの文書ごとに、tf-idf 値の上位 20 語を、コミュニティ特徴語とした。

以上のような手順により、ユーザ集合をコミュニティに分割した上で、各コミュニティを特徴づけるためのコミュニティ特徴語を抽出した。抽出したコミュニティのうち、代表的なコミュニティを表 2 に示す。

### 4.2 コミュニティ間での情報拡散

各クラスタ毎のコミュニティ情報拡散図を図 4 に示す。これらの情報拡散図より、各クラスタの情報拡散について定性的な議論を行う。

まず、情報拡散の時間的傾向を見ると、図 4 より、クラスタ 2：浅い議論系、4：Together まとめが同様の傾向を持っていることが見て取れる。すなわち、ある数時間のうちに爆発的に拡散し、その後急速に拡散が終息していった。これら 2 つの話題は、短時間しか情報拡散が持続しないと推測される。一方、クラスタ 1 とクラスタ 3 はいずれも爆発的では無いが、一定時間情報拡散が持続する傾向を持っている。また、一度情報伝播が収まった後、新たに情報格差が再開することもある。クラスタ 1 は学会表紙の話題、つまり「人工知能」の表紙に関する話題ではなく、表紙に関係するネタを話題としたクラスタである。またクラスタ 3 は深い議論についてのクラスタである。このように単純なエンターテイメントとしてのネタ及び深い議論は、長期間にわたって情報拡散が

表 2: 代表的なコミュニティの特徴語

コミュニティID	ユーザ数	特徴語					
9094	215	MoE	高専	TRPG	ポケモン	アイマス	プレイ
9205	1936	原発	放射線	福島	政策	経済	放射
5018	807	工作	マイコン	キット	ロボコン	電子	組み込み
5947	642	UTAU	ミク	MMD	初音	mylist	ボーカロイド
5260	1468	Haskell	Python	coins	インフラ	github	Emacs
951	1525	軍事	WoT	大洗	共産	ニコマス	模型
2383	971	アニメーター	ロケット	宇宙	戦艦	S F	コミックス

持続したり、終息しても再開する傾向を持つ可能性がある。この特徴の違いをより抽象的に捉えると、浅い議論や Together まとめは、人工知能の表紙問題を一時的な話題として捉えていると思われる。何か事件が起きたので、一時的に興味を持ち、表層的に見て意見を述べているという行動であるため、時間が経つにつれて話題が終息していくと推測される。それに対し、深い議論やネタとしての話題は、人工知能の表紙問題を、より一般的な話題として捉えていると思われる、深い議論は普段から考えるべき社会問題として、ネタは単なるエンターテイメントとしてこの話題をとらえているため、時間に影響されることなく、話題が持続すると推測される。

次にそれらのクラスタを拡散させたコミュニティについての傾向を見る。すると、クラスタ 1 とクラスタ 2 派、コミュニティ 9094, 5260, 5018, 5947 のように様々なコミュニティにより拡散されている。一方、クラスタ 3 とクラスタ 4 は特定のコミュニティ、主に 9205, 951 により拡散されている。情報拡散に大きく貢献しているコミュニティ 9205, 951 について表 2 の特徴語を見ると、9205 の特徴語には政治や社会問題に関する用語が並んでおり、951 の特徴語には軍事、思想に関する用語が含まれているこれより、9205, 951 はいずれも社会問題に興味の強いコミュニティであると推測される。この特徴の違いをより抽象的に捉えると、浅い議論やエンターテイメントである学会表紙ネタは特にコミュニティに関係無く、Twitter ユーザの多くが反応するような汎化された話題であると推測される。一方、深い議論や Together まとめに興味を持つ人は、ある特定のコミュニティに偏っている。このコミュニティは相互 Reply ネットワークに基づくため、社会問題に興味を持つユーザは Twitter 上で密にコミュニケーションしていると推測される。実際、Together まとめは Twitter 上での議論がまとめられる傾向にあり、深い議論についても議論を好むユーザによる投稿であることが推測されるため、それら

のユーザが Twitter 上で密にコミュニケーションをしていることは自然であると考えられる。

## 5 まとめ

本稿では、「人工知能」の表紙問題について、Twitter でどのように扱われていたかを分析を行った。特に、表紙問題が Twitter 上でどのような広がりを見せたのかをツイートされた WEB サイトを中心に分析を行った。

まず、ツイートを行ったユーザに基づいて URL のクラスタリングを行い、関連する WEB サイトをいくつかのクラスタに分類した。またそれらのクラスタ毎にコミュニティ間での情報拡散を可視化することで、各クラスタに対応する話題がどのように拡散したのか、またどのコミュニティがその拡散に貢献したのかを明らかにした。

その結果、表層的な議論、Together まとめについてのクラスタは短時間で爆発的に拡散した後、すぐに収束していたことが分かった。一方、深い議論や表紙ネタについてのクラスタは長時間に渡って情報拡散が持続していた。このような違いは、人工知能の表紙問題を一時的な話題と捉えているか、それとも時間の関係無いより一般的な話題と捉えているかに起因するのではないかと推測される。

また表層的な議論や学会表紙ネタは様々なコミュニティにより拡散されていたが、深い議論や Together まとめは特定のコミュニティにより拡散されていることが分かった。このような違いは、表層的な議論やネタはコミュニティに関係なく興味を持たれるのに対し、Together まとめや深い議論は、その話題についてよくコミュニケーションをしているユーザ群が興味を持ちやすいことから生じると考えられる。

このように Twitter 上における情報拡散は、ある話題を各コミュニティがどのように捉えるか、また、どのコミュニティがその話題に興味を持つかによって、情報拡

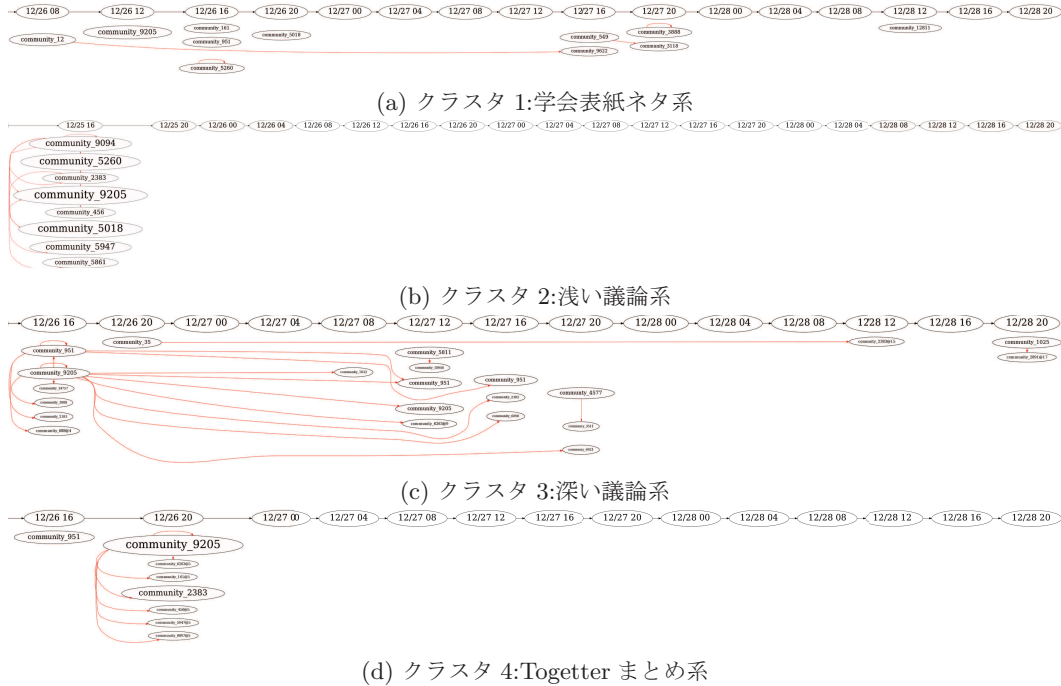


図 4: クラスタ毎のコミュニティ情報拡散図

散にいくつかのパターンがあることが示唆された。今後は、より多くの情報拡散の事例分析を行い、どのような情報拡散のパターンがあり得るのか、またその違いはどのような原因に起因するのかを明らかにしていく必要がある。

### 謝辞

本稿執筆に当たり、ツイッターのデータをご提供いただいた株式会社ホットリンクに感謝する。

### 参考文献

- [1] Vincent D Blondel, Jean-Loup Guillaume, Renaud Lambiotte, and Etienne Lefebvre. Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, Vol. 2008, No. 10, 2008.
- [2] Zi Chu, Steven Gianvecchio, Haining Wang, and Sushil Jajodia. Detecting automation of twitter accounts: Are you a human, bot, or cyborg? 2012.
- [3] Aaron Clauset, Mark EJ Newman, and Christopher Moore. Finding community structure in very large networks. *Physical review E*, Vol. 70, No. 6, p. 066111, 2004.
- [4] Rumi Ghosh, Tawan Surachawala, and Kristina Lerman. Entropy-based classification of 'retweeting' activity on twitter. *arXiv preprint arXiv:1106.0346*, 2011.
- [5] Kevin Dela Rosa, Rushin Shah, Bo Lin, Anatole Gershman, and Robert Frederking. Topical clustering of tweets. *Proceedings of the ACM SIGIR: SWSM*, 2011.
- [6] Stanley Wasserman and Katherine Faust. Social network analysis: Methods and applications. In *Struc-*

*tural Analysis in the Social Sciences*, Vol. 8, pp. 299–302. Cambridge University Press, 1994.

- [7] 栗原聡, 松尾豊. 小特集「人工知能」表紙問題における議論と論点の整理にあたって. *人工知能*, Vol. 29, No. 2, p. 166, 2014.
- [8] 鳥海不二夫, 篠田孝祐, 榊剛史, 風間一洋, 栗原聡, 野田五十樹. ネットワーク構造に基づく災害情報の分類. *人工知能学会全国大会 2013*, Vol. 2B4-NFC-02a-3, , 2013.
- [9] 鳥海不二夫, 榊剛史, 岡崎直観. 「人工知能」の表紙に関する tweet の分析. *人工知能*, Vol. 29, No. 2, pp. 172–181, 2014.
- [10] 青島傳隼, 福田直樹, 横山昌平, 石川博. マイクロブログを対象とした制約付きクラスタリングの実現. 第 2 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2010) 論文集, 2010.