

# マルチエージェントを利用した Twitter における人間関係の可視化

## Multi-Agent Based Visualization of Human Relationship on Twitter

本庄由佳<sup>†</sup> 高嶋恵子<sup>†</sup> 向直人<sup>†</sup>

Yuka HONJYO Satoko TAKASHIMA Naoto MUKAI

### 1. はじめに

ソーシャル・ネットワークキング・サービス (SNS) の利用者は年々増加の一途を辿っている。株式会社 ICT 総研が実施した 2015 年度の調査[1]によると、SNS の利用者は 2015 年末に 6,451 万人に上ると報告されている。SNS の大きな特徴の一つは、口コミによる情報の拡散が期待できることにあり、口コミを利用して販売促進や製品開発に繋げる企業も多く存在している。例えば、電気機器メーカーのダイソン (<http://www.dyson.co.jp/>) は、Facebook を利用して「Dyson Relay」というキャンペーンを実施した。5 人 1 組のチームを Facebook で作成し、新商品のレビューをリレー形式で投稿してもらう。友人同士で商品を体験することにより、今までダイソンの商品を購入した経験が無い顧客にも、商品をアピールすることができる。加えて、率直な顧客の声を集めることで、新製品の開発にフィードバックすることも可能となる。一方で、SNS が原因と考えられる個人情報の流出などの問題も大きな話題となっている。例えば、SNS 上で安易に自宅や旅行先の写真を公開してしまうと、画像に付与されたジオタグなどの情報から、住所などの個人情報を流出させることになってしまう。このように、SNS が社会の一部として機能している現状において、SNS における人間関係や発言内容を分析・可視化することは、口コミ効果を期待しているユーザーや企業にとって重要であることに加え、個人情報の管理などセキュリティの向上にも有益である。

多種多様な SNS の中でも、世界で広くユーザーを獲得しているサービスの一つが「Twitter (<https://twitter.com/>)」である。Twitter は 140 文字以内の“つぶやき”を共有するサービスであり、Twitter 社によると月間のアクティブユーザー数は 3 億 2000 万人 [2] に上ると報告されている。Twitter の特徴は、チャットなどの既存サービスとは異なり、ユーザーが発言した“つぶやき”が特定のユーザーだけではなく、不特定多数に対して公開されることにある。リアルタイムでテンポよく“つぶやく”ことにより、気軽にユーザー間で情報共有することができる。

そこで、本研究では、この Twitter を舞台とした人間関係に注目し、マルチエージェントの特徴を活かしてソーシャル・グラフを可視化することを目的とする。Twitter ユーザーをエージェントと捉え、テーマに沿った独自の動きを設定することで、従来のタイムライン形式とは異なったインターフェイスで、楽しみながら人間関係を読み取ることが可能となる。マルチエージェントの開発環境には株式会社

構造計画研究所が提供している「Artisoc (<http://mas.kke.co.jp/>)」を採用した。

### 2. Twitter の可視化を目的とした先行研究

Twitter における“つぶやき”を解析するには、「Twitter アナリティクス (<https://analytics.twitter.com/>)」が存在するが、数値や棒グラフで可視化されるだけであり、ユーザー間の人間関係などを把握することはできない。そこで、Twitter における人間関係や発言内容を可視化する研究が進められている。西村らは「一般ユーザーの観点に基づく Twitter からの人物関係の可視化」[3]において、Twitter ユーザーの発言内容を基に、多次元尺度構成法により人物関係を可視化した。2 次元平面上に関連性の高いユーザーを配置することで、ユーザーがどのような人物や話題に感心があるかを視覚的に捉えることができる。村上らは「Twitter 上で任意の検索語句に対するネガポジ度を判定し可視化するアプリケーションの開発と研究」[4]において、Twitter ユーザーの発言のネガポジ度を推定し、インタラクティブに可視化する手法を提案している。ネガポジ度を表す“棒グラフ”が生き物の形状をしており、視覚的にも楽しめる工夫が施されている。また、オーストラリア連邦科学産業研究機構(CSIRO)が開発した「We Feel ...」[5]は、Twitter の発言を基に世界の感情を可視化している。図 1 に示すように「joy」や「sadness」などの感情の割合をグラフで表現している。その他にも、小山らの「Twitter のつぶやきからのユーザー特徴の抽出と可視化」[6]、小川らの「Twitter におけるツイートの関連性可視化システム」[7]など、ソーシャル・グラフの可視化を目的とした研究は多く存在する。

しかし、これらの研究の多くは、人物やツイートの関係性の分析を主な目的としているため、簡素で静的な表現に留まることが多い。一方、本研究はマルチエージェントの概念を導入することで、ユーザー間の関係性をダイナミックな楽しい表現で可視化することを特徴とする。

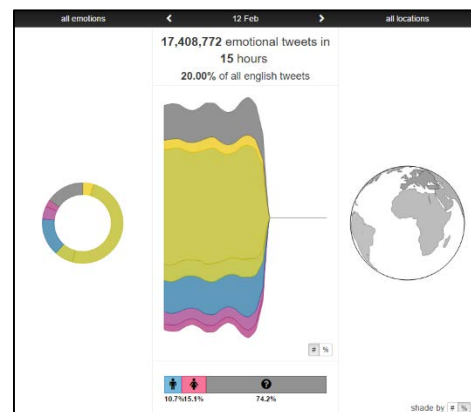


図 1 「We feel ...」のスクリーンショット

<sup>†</sup> 椋山女学園大学 文化情報学部 文化情報学科  
〒464-8662 名古屋市千種区星が丘元町 17 番 3 号

### 3. Twitter API を利用したユーザ情報の収集

Twitter における“ユーザ情報”や“つぶやき”は、Twitter 社が開発者向けに公開している「Twitter API」を利用して収集することができる。本研究では、椋山女学園大学の飯塚恵理人教授の協力を得て、飯塚氏の Twitter アカウント (@ikenofuna) を中心とした情報を収集することとした。飯塚氏の Twitter アカウントは、1000 人以上のフォロワーを抱えており、“つぶやき”の頻度も非常に高く、可視化の対象として適切と考えた。また、実装には山本裕介氏が開発する「Twitter4J (<http://twitter4j.org/ja/index.html>)」を採用した。Twitter4J は Twitter API の Java 向けのラッパーである。最初に、飯塚氏の Twitter アカウント (@ikenofuna) と、そのフォロワー100 人をランダムに選出し、「プロフィール画像」と「つぶやき (最大 100 件)」を取得した。取得した飯塚氏の“プロフィール画像”を図 2、“つぶやき”を表 1 に示す。“プロフィール画像”は 48×48 ピクセルの JPEG 画像として取得される。また、“つぶやき”は、その投稿時刻 (タイムスタンプ) と共に取得する。



図 2 飯塚氏のプロフィール画像

表 1 飯塚氏の“つぶやき”の例

タイムスタンプ	つぶやき
2015/12/29 20:20:12	やらなければならないことが多いので、とりあえずネットで長唄聴きながらお茶飲んでおります。無能の至りです。
2015/12/29 21:35:00	お茶飲んでも仕事する元気が出なかつたので寝ます。おやすみなさい。お前はもう死んでいると言われてからひでぶと言って死んだ世代が僕の高校教師時代です。。おやすみなさい
2015/12/31 20:04:45	今年お世話になりありがとうございました。病気休講無しで過ごせたこと感謝します。病気と事故に気をつけて来年も休講無しを目指します。支えて下さる周囲の方々に感謝しつつおやすみなさい。来年が良い年でありますように。

次に、取得した“つぶやき”に対して、形態素解析を適用し、単語列に分割する。ここでは、Java 用の形態素解析器である「kuromoji (<http://www.atilika.org/>)」を採用した。これにより、飯塚氏の Twitter アカウント (@ikenofuna) を中心としたソーシャル・グラフにおいて、どのようなキーワードが用いられているかを把握することが可能となる。ここでは、品詞が“名詞”の単語のみを対象のキーワードとみなした。

さらに、抽出した各キーワードの出現頻度を算出し、TF-IDF 値を求める。TF-IDF 値は文書中の単語の重み付けの一種であり、TF (文書中のある特定の索引語の出現頻度) と IDF (索引語が出現する文書数) を同時に考慮した計算方法である[8]。表 2 は“つぶやき”に含まれる TF-IDF 値が上位の 20 単語である。飯塚氏の研究テーマに関連する「歌舞伎」というキーワードが 10 位、その他にも、「がん」「医療」「長寿」などの健康に関連するキーワード、「受験」「教育」など教育に関連するキーワードが上位に含まれていることが分かる。

本研究では、TF-IDF による単語の重要性を考慮しながら、ソーシャル・グラフにおける“つぶやき”の関係性を、ダイナミックに可視化することに重点を置く。次章では、これらの情報を基に、どのように可視化するかを示す。

表 2 “つぶやき”に含まれるキーワードの TF-IDF 値

単語	出現頻度	TF-IDF 値
自分	417	706
人	696	696
お願い	339	573
がん	126	562
消滅	101	494
月	286	484
癌	108	482
楽天	126	475
名古屋	161	474
歌舞伎	101	451
医療	105	438
商品	148	435
サイト	147	410
長寿	81	396
受験	100	394
妖怪	87	388
衆議院	69	385
ミャンマー	78	381
ビジネス	118	377
教育	95	374

## 4. ソーシャル・グラフの可視化

本章では、前章で述べた Twitter アカウントの情報を基に、マルチエージェントの概念を利用して可視化する手法を提案する。可視化表現は「渦潮モデル」「時計モデル」「ニコ動モデル」の3種類であり、それぞれ特徴が異なる。「渦潮モデル」は、対象ユーザを囲むようにフォロワーを配置し、類似性の高いユーザを検出することができる。「時計モデル」は、“つぶやき”を時計の針の動きに合わせて表示することで、時間的な関係性を可視化する。「ニコ動モデル」は、対象ユーザの“つぶやき”に対し、他のユーザがどのような反応をしたかを可視化する。各モデルの詳細を下記に述べる。

### 4.1. 渦潮モデル

渦潮モデルは、うずを巻いて流れる海水の様子をヒントに、類似しているユーザが中心に引き寄せられる様子を再現した。図3が渦潮モデルの初期状態である。中心には注目するユーザのプロフィール画像を配置し、その周辺にフォロワーを円形にランダムに配置した。注目するユーザはコントロールパネルで自由に変更が可能である。各ユーザはエージェントとして実装されており、ユーザの“つぶやき”に含まれるキーワードの情報を保持している。シミュレーションを実行すると、注目ユーザのつぶやきに含まれる“キーワード”がTF-IDFの高い順に表示される。フォロワーは注目するユーザを中心に時計回りに動いており、注目ユーザの“キーワード”と自身の“キーワード”が一致すると、注目ユーザに近づくことを繰り返す。結果的に、キーワードが一致する頻度が高く、傾向が類似していると思われるフォロワーは中央に集まることになる。図4が渦潮モデルの最終状態である。中央への移動を繰り返した類似のフォロワーを残して、他のフォロワーは消える。類似フォロワーは注目ユーザとの間に共通の趣味・趣向などの傾向があると推測される。

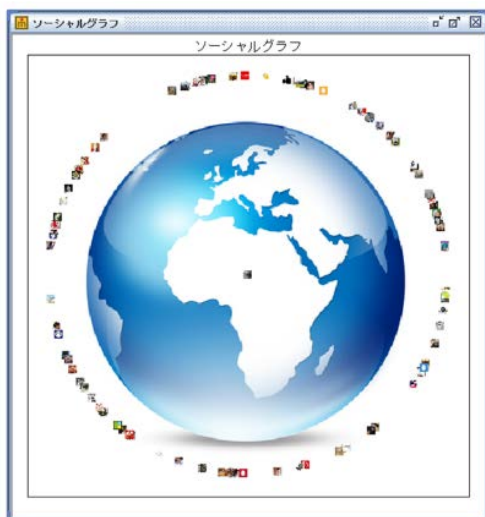


図3 渦潮モデル（初期状態）



図4 渦潮モデル（最終状態）

### 4.2. 時計モデル

時計モデルは、Twitter や Facebook のタイムラインをヒントに、情報が流れていく様子をアナログ時計に当てはめて再現した。“つぶやき”のタイムスタンプを利用して、背景に設定した時計盤の針の動きに合わせて、“つぶやき”が針の先端に出現する。図5が時計モデルの初期状態である。注目ユーザの“つぶやき”は12時の方向に配置されている。図6は一定時間経過後の状態である。シミュレーションを開始すると、時間経過と共に他のユーザの“つぶやき”が時計盤上に表示され、一定時間が経過すると消える。注目するユーザや単位時間はコントロールパネルにより自由に変更可能である。このモデルでは、注目ユーザに対する、他のユーザの「レスポンスの速度」を確認できる。時計モデルは渦潮モデルとは異なり、キーワードの類似性ではなく、時系列関係に視点を置いている。

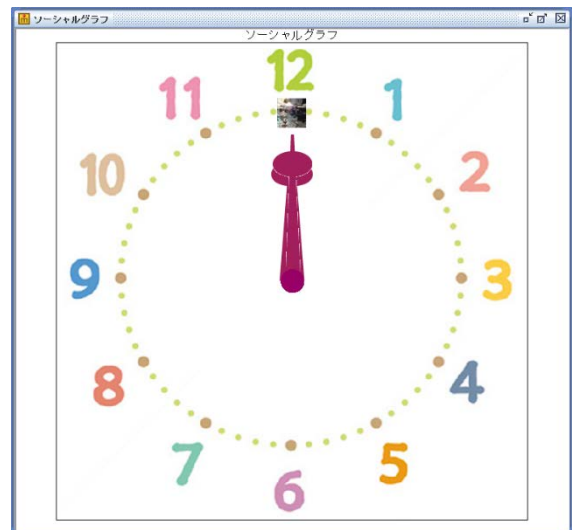


図5 時計モデル（初期状態）

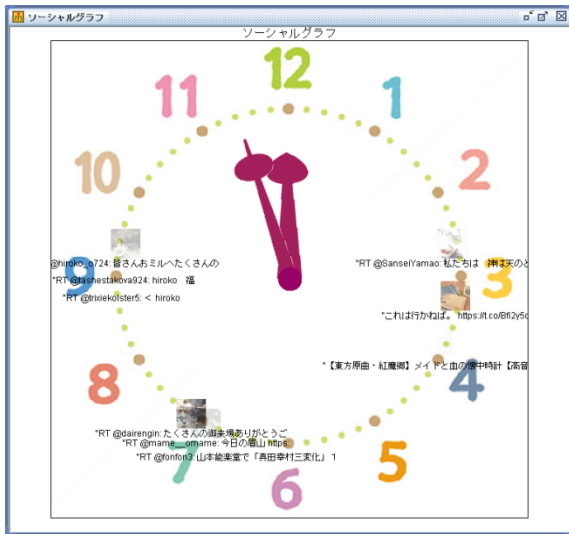


図6 時計モデル (経過状態)

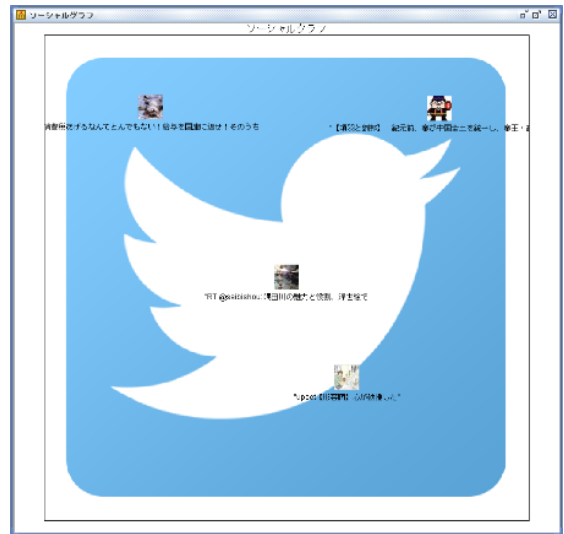


図8 ニコ動モデル (経過状態)

### 4.3. ニコ動モデル

ニコ動モデルでは動画共有サービス「ニコニコ動画(<http://www.nicovideo.jp/>)」のコメント共有の仕組みをヒントに、注目ユーザの“つぶやき”と、フォロワーの“つぶやき”との関係性を再現した。図7がニコ動モデルの初期状態であり、注目ユーザが中央に配置されている。図8は一定時間経過後の状態である。シミュレーションを開始すると、フォロワーの“つぶやき”が右から左へ流れるように表示される。注目するユーザと“つぶやき”の流れる速度はコントロールパネルで自由に変更が可能である。時系列に沿って“つぶやき”が表示されるデザインは時計モデルと同様であるが、ニコ動モデルでは、注目ユーザの“つぶやき”が常時表示されるため、他のフォロワーの“つぶやき”との関係性を把握しやすいという特徴がある。



図7 ニコ動モデル (初期状態)

### 4.4. TF-IDF 値を利用したキーワードの強調

上記の全てのモデルにおいて、TF-IDF 値が上位 30 までのキーワードが“つぶやき”に出現すると、キーワードを強調するための効果を付与する。Artisoc の仕様では文字列の強調が難しいため、全てのキーワードは図9に示すような画像に変換して扱う。キーワードもエージェントとして実装されており、シミュレーション中に、キーワードと一致する“つぶやき”があると、キーワードの画像が出現し、ユーザを中心にランダムな方向へ移動する。図9が時計モデルにおけるキーワードの強調の様子である。TF-IDF 値が上位の「長寿」と「クイズ」というキーワードを発言すると、対応するキーワード画像が表示されることが分かる。



図9 キーワードを強調するための画像

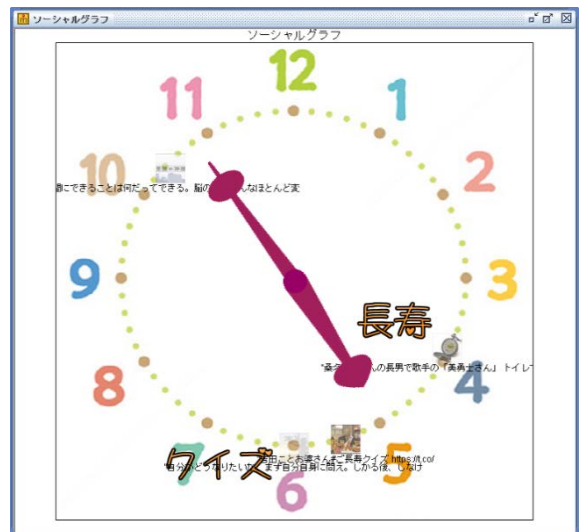


図9 時計モデルにおけるキーワードの強調



## 5. アンケートによるモデルの評価

提案した上記の3つのモデルの特徴を評価するためアンケートを実施した。評価基準として「面白さ」「見やすさ」「わかりやすさ」「情報の流動性」「ユーザ同士の関係性」を採用し、それぞれ5段階で13人の被験者に評価してもらった。ここで、「情報の流動性」とは、リアルタイムに情報が更新される様子の把握しやすさを意味する。また、「ユーザ同士の関係性」とは、ユーザ間の類似性を把握できるかどうかを意味する。

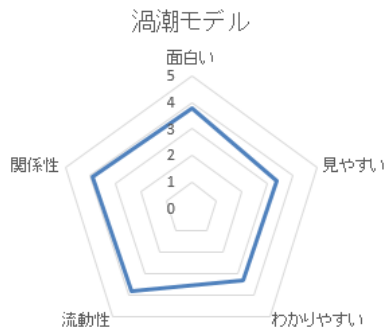


図 10 渦潮モデルの平均スコア

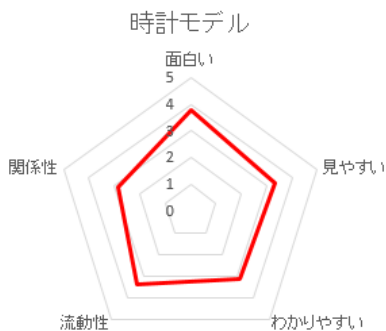


図 11 時計モデルの平均スコア

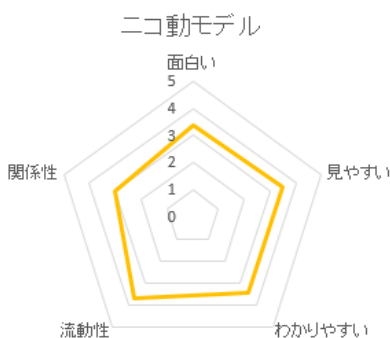


図 12 ニコ動モデルの平均スコア

図 10 は渦潮モデルの平均スコアである。他のモデルとは異なり、「ユーザ同士の関係性」が高い評価を得たことが特徴的である。同じキーワードを利用するユーザが集まる動きを取り入れたことが、この結果に繋がったと考えられる。図 11 は時計モデルの平均スコアである。このモデルでは、時系列変化に着目したものの、ユーザ同士の関係

性は把握しにくい。このため、「ユーザ同士の関係性」は低い評価となったものの、逆に「情報の流動性」は高い評価を得た。図 12 はニコ動モデルの平均スコアである。他のモデルに比べ、「わかりやすさ」で高い評価を得た。ニコニコ動画を参考にしたことから、親しみやすいデザインであったことが要因と考えられる。

## 6. まとめ

本研究では、SNS の中でも特に多くのユーザが存在する Twitter に注目し、ユーザ間の関係性を3種類のモデルで可視化する手法を提案した。「渦潮モデル」は“つぶやき”の類似性を基に、ユーザの関係性を視覚的に示した。「時計モデル」は、情報の流動性を時計に当てはめて再現した。「ニコ動モデル」は、ニコニコ動画のコメント共有機能を基に、“つぶやき”の関係性を可視化した。いずれのモデルも、マルチエージェントの概念を利用することで、オリジナルの Twitter とは異なった“デザイン”や“動き”で、Twitter の醍醐味であるユーザ同士の繋がりを楽しみながら確認することができる。

本手法をさらに発展させ、ユーザが発信した情報が他のユーザへ拡散されていく様子を可視化することで、個人情報保護などを目的とした“情報教育”に応用できるのではないかと考えている。近年、Twitter などの SNS による個人情報の流出などのトラブルが絶えない。今後、若年層への情報リテラシーを考えるうえで、情報の可視化は重要な鍵と成り得ると考えている。今後は、Twitter だけでなく他の SNS も視野に入れ、情報が拡散する過程を可視化し、正しく情報を発信するための教材ツールへと発展させることが今後の課題である。

## 謝辞

Twitter アカウントの情報を提供して頂いた椋山女学園大学の飯塚教授に深く感謝致します。

## 参考文献

- [1] “2015 年度 SNS 利用動向に関する調査”, ICT 総研, <http://ictr.co.jp/report/20150729000088-2.html>, 2016 年
- [2] “Twitter, Inc.について”, Twitter, <https://about.twitter.com/ja/company>, 2016 年
- [3] 西村彰浩, 土方嘉徳, 三輪祥太郎, 西田正吾, “一般ユーザの観点に基づく Twitter からの人物関係の可視化”, 研究報告情報基礎とアクセス技術 (IFAT), pp.1-6, vol. 2014, no.14, 2014
- [4] 村上奈緒, 尼岡利崇, “Twitter 上で任意の検索語句に対するネガポジ度を判定し可視化するアプリケーションの開発と研究”, エンタテインメントコンピューティングシンポジウム 2014 論文集, pp. 261-265, vol. 2014, 2014
- [5] “We Feel ...”, CSIRO, <http://wefeel.csiro.au/>, 2016 年
- [6] 小山徳奈美, 恩田憲一, 櫻村雅章, 須藤智, “Twitter のつぶやきからのユーザ特徴の抽出と可視化”, 第 76 回全国大会講演論文集, pp. 659-661, Vol. 2014, No.1, 2014
- [7] 芝田圭佑, 小川真平, 藤井友紀子, 濱川礼, “Twitter におけるツイートの関連性可視化システム”, 第 76 回全国大会講演論文集, pp. 147-148, Vol. 2014, No.1, 2014
- [8] 奥村学, 『自然言語処理の基礎』, コロナ社, 2010 年