

マイクロブログにおける社会的影響力を持つ情報カスケードの早期検知に向けて

川本 貴史^{1,a)} 豊田 正史^{2,b)} 吉永 直樹^{2,3,c)}

概要：マイクロブログではユーザ間での情報共有が連鎖することによる情報カスケードがしばしば観測され、その中には商品の回収につながり得る風評の拡散や災害への対処方法の共有など社会的影響力を持つものも存在する。このような情報カスケードに迅速に対応するために、社会的影響力を持つ情報カスケードを早期検知することは重要である。本稿では Twitter の公式リツイートから抽出した情報カスケードに対して、その社会的影響力の有無を分類する手法を提案する。分類器を学習・評価するデータセットとして、情報カスケードに社会的影響力に着目したアノテーションを行う。提案手法では、本文に含まれるテキスト情報や情報カスケードのグラフ構造の特徴量、情報カスケード毎のユーザ分布など、社会的影響力の有無の早期検知に有効であると考えられる多様な特徴量を用いる。実験では検知する対象の情報カスケードの観測されたサイズ（リツイート数）を変化させて実験を行い、早期検知の可能性を探ると共に、提案した特徴量の有効性を評価する。

1. はじめに

近年、Twitter や Facebook といったマイクロブログが出現し、その上で友人関係をバーチャルに表すソーシャルネットワークが大規模化している。このソーシャルネットワークでは友人間でのコミュニケーションが行われるが、単なる友人間でのやりとりにとどまらず、友人から受け取った情報をさらに他の友人へと発信することが日常的に行われる。このような情報共有が連鎖することによって引き起こされる情報拡散を情報カスケードという [3]。

近年では、商品を批判する意見が拡散し、商品の回収につながるようなケースや、事故や災害への対処方法を共有する動きなど社会的影響力を持つ情報カスケードも観測されている。特にマイクロブログにおける情報カスケードにはマイクロブログのリアルタイム性の高さによって急速に広く広がるという特徴があるため、政府、マスメディア、企業などにとって社会的影響力の高い情報カスケードを早

期に発見することは風評被害に対する未然の対処、世論動向、報道、商品に対するフィードバックとして重要である。

以上のように、マイクロブログにおける情報カスケードには早期に対応、あるいは認知すべき情報が含まれるが、一方でアフェリエイトリンクへと誘導するスパムやジョーク、有名人の日常のつぶやき、広告など社会的影響力の少ない情報も多い。注目すべき情報カスケードを検知するための研究としては、将来的に広く拡散する可能性のあるカスケードを検知する手法 [7] や、スパムツイートを検知する手法 [6] があるが、前者は広く拡散する情報カスケードが必ずしも社会的影響力があるとは限らない点で、また後者はスパム以外にも社会的影響力のない情報カスケードが存在するという点で、社会的影響力のある情報カスケードを検知する上では不十分である。

そこで本研究では社会的影響力のある情報カスケードを 1) 個人、組織、業界、社会への意見に対する共感・反感 2) 影響力のある出来事 (事実) の周知として定義し、その早期検知を試みる。3.3.3 節で明らかにするように社会的影響力のある情報カスケードは全体の二割程度しか含まれないという難しさと、投稿内容のみからでは分類のための手がかりが十分には得られないという難しさが存在する。そこで本稿ではテキスト特徴量に加えカスケード毎のユーザ分布やカスケードのグラフ構造を特徴量として用いることで社会的影響力を持つ情報カスケードの自動検知を試みる。

実験ではまず、Twitter API を使い、公式リツイートに

¹ 東京大学大学院 情報理工学系研究科
Graduate School of Information Science and Technology,
The University of Tokyo

² 東京大学 生産技術研究所
Institute of Industrial Science, The University of Tokyo

³ 独立行政法人 情報通信研究機構
National Institute of Information and Communications
Technology

a) kawamoto@tkl.iis.u-tokyo.ac.jp

b) toyoda@tkl.iis.u-tokyo.ac.jp

c) ynaga@tkl.iis.u-tokyo.ac.jp

よる情報カスケードを抽出し、それらに対して社会的影響力に基づいたアノテーションを行う。その後そのデータセットを基に SVM を用いて分類器を学習し、その分類器の示す F 値によって評価を行った。

2. 関連研究

関連研究としてはマイクロブログにおけるカスケードの予測に関する研究 [8][2][14][7]、マイクロブログにおけるカスケード分類の研究 [13][5][10]、マイクロブログにおけるスパム検出などが挙げられる [6][9]。これらの研究で予測に用いられる特徴量としては大きく分けてカスケードの内容の特徴量、時間変化に関わる特徴量、構造の特徴量が用いられている。以下で本研究との差異について順に述べる。

2.1 カスケード予測に関する研究

カスケード予測に関する研究としては、カスケードの大きさを予測する研究に限らず、実際につぶやくユーザを予測する研究 [8] や、ユーザの影響力を定量化する研究 [2] など幅広く存在する。また、対象とするカスケードもミームをハッシュタグ [14] や URL とする研究 [8][2] や Facebook の投稿拡散機能であるシェアによる研究 [7] など多岐に渡る。

カスケードの成長を予測する研究 [7] は、社会の中で広く拡散される投稿を当てるという問題を解いており、ある意味では社会的に影響力の高い投稿を当てているともいえる。しかしながら、1 節で見た通り、広く拡散される投稿だからといって、社会的影響力を持つ投稿とは限らない。一方で我々の研究は、カスケードが成長するかどうかという問題自体は解いておらず、その点において、彼らの研究は我々の研究と相補的に用いられるべき研究であると考えられる。

2.2 カスケード分類に関する研究

マイクロブログにおけるカスケード分類の研究にはトピックによる意味的分類やグラフパターンによる構造的な分類の他にツイートの信頼性判定を行うものなどがある。Sriram らはユーザが読むツイートを絞るための手助けとしてツイートを News, Opinions, Deals, Events, Private Messages の 5 つに分類する手法を提案している [13]。その際、分類の特徴量として Bag of words を用いている。また、Ren らは各ツイートに対し Web Forum や質問応答システムなどで一般的なラベル付けである複数の階層的な意味ラベル付けを行うことを提案している [11]。しかし、これらの手法ではツイートの持つ情報の社会性については考慮されていない。

また、Castillo らはあるトピックのツイート集合において News クラス、Chat クラス、判断できない、のどのクラスに属するかを判定した後、自動でそのトピックの信頼性を判定している [5]。その際の特徴量としてはユーザの特

微量、トピックの特徴量、リツイートの特徴量を用いている。この研究においては、ツイートの信頼性判定ということに重点が置かれており、前段階の News クラス分類においても、特定の出来事に関するニュースかどうかということで判定が行われている。そのため、本研究の社会的に影響力があるかどうかという判断基準とは異なる。

話題の早期検知を行う研究も存在する。このような研究は Topic Detection and Tracking と呼ばれ [1]、特に SNS においては自然言語処理による LDA を拡張した Dynamic Topic Models などが用いられ、ユーザ毎のトピックや話題の時間変化をモデル化する研究が盛んに行われ [4]、近年では SNS 上でのイベント検知を行う研究 [15] など存在する。これらの研究で対象としている話題やイベント自体の抽出は本研究での情報カスケード自体の抽出という観点で関連があるが、どの研究も情報の社会性は考慮していない。重要な話題の早期検知という観点では SNS 上で長期間流行する話題の早期検出を行う研究 [16]、ツイッターにおける政治的なトピックの発生を早期発見する研究 [12] など存在するが、これらと本研究とは注目する情報カスケードの性質が異なるといえる。

2.3 マイクロブログにおけるスパム検出に関する研究

近年マイクロブログでは悪意のある投稿を自動で行うやスパムユーザ・投稿が増加しており、これらを自動検出することが広く求められている。Chen らはインタラクションの構造に着目し、クラスタリング係数や推移性等の指標が有効であるとしている [6]。Gao らは投稿に注目し、投稿毎にスパム判定をするシステムを提案している [9]。

1 節で述べた通り、社会的影響力の有無を判定するに際しては、カスケードがスパムでないと判定するだけでは不十分である。また、スパム検出は基本的にユーザや投稿に対して行っておりカスケードは対象としていない。

3. 情報カスケードへのアノテーション

本節では本研究の実験に際して行った社会的影響力の有無のアノテーションについて述べる。アノテーションに際して、まず Twitter API によるツイートの収集を行い、そのツイートを基にインタラクショングラフの復元、情報カスケードの抽出を行った。その後抽出した情報カスケードに対して社会的影響力の有無に基づくアノテーションを行った。

3.1 ツイッターデータセット

本研究では、著者らの研究室において 2011 年 3 月より継続的に収集を行っているツイッターのデータセットを用いて実験を行った。本データセットは、150 万人程度の公開ユーザからタイムラインを継続的に収集し、2015 年 8 月時点で約 250 億のツイートが蓄積されている。収集対象の

表 1 情報カスケードの統計量

	1 月	2 月
カスケード数 (600RT 以上)	1,147	487
カスケードへの参加総ユーザ数	155,081	103,049

表 2 インタラクショングラフ

ユーザ数	1,066,870
Mt	58,627,341
エッジ数	RT
	114,848,093
Mt or RT	153,711,945

ユーザは、2011 年 3 月に 30 名程度の著名な日本人ユーザを選択し、それらのユーザに対してメンション (Mt) やリツイート (RT) を行ったユーザをさらに収集対象として順次拡大していったものである。本実験では、2012 年 1 月から 2013 年 2 月の間につぶやかれたツイートをを用いて実験を行っている。

3.2 情報カスケードの抽出

本稿における情報カスケードは Twitter API による公式 RT によって拡散されたツイート (元ツイート) とその公式 RT の集合とする。分析対象となる情報カスケードは次で述べるインタラクショングラフに含まれるユーザを観測対象のユーザセットと限定した上で 2013 年 1 月、2 月のツイートそれぞれで 600 回以上 RT が観測された日本語を含む元ツイートとその RT を抽出することによって作成した。また、非公式 RT が起点となって RT され拡散した情報カスケードは今回分析対象から外した。今回対象とした情報カスケードの統計量は表 1 の通りである。

インタラクショングラフの構築

情報カスケードを抽出する期間以前の 2012 年 1 月から 12 月のユーザ間の投稿のやり取りを元にユーザ間の関係を表す有向グラフ (インタラクショングラフ) G を作成し、情報カスケードの経路を推定する。なお、推定した経路は次節で述べる提案手法で分類の手がかりの一つとして用いる。

RT と Mt はどちらもユーザ間の情報のやり取りを表しており、このようにして得られるユーザ間のつながりはカスケードの情報伝播の主要な経路となると考えられる。そこで各ユーザをノードとして (過去に) 情報が流れる方向と同方向となるよう、RT に関しては RT 元から RT したユーザへ情報が流れるため同方向のエッジを、Mt に関しては Mt を送る際は送り先のユーザの投稿を見て送ったと考えられるため Mt の方向とは逆向きのエッジを追加しインタラクショングラフ G を得る。今回作成したインタラクショングラフの統計量を表 2 に示す。今回分析の対象としたユーザはこの期間に一度はインタクション元となっているユーザでありおよそ 100 万ユーザ存在した。

表 3 意見の対象の事例

	明確	曖昧
個人	A 教授, B ちゃん, C 知事	渉外部 10 人のオヤジ, スポーツ記者, D 社社員
組織	E 社, F 新聞, G 番組	ある大手企業, テレビ, 学校, 朝の情報番組
業界	飲食業, マスコミ, ゲーム業界, 日本の IT 企業	
社会	高校大学生, 中高年, 韓国, 世論, 素人, 同性愛者	

3.3 情報カスケードへの注釈付け

前節で抽出した情報カスケードに対し、社会的影響力の有無を手でラベル付けした。本研究で取り組むタスクは社会的影響力の有無の二値分類であるが、1) 影響力の有無の判断の客観性を担保し、さらに 2) 具体的に社会的影響力を持つカスケードにどのようなものが存在するか分析するため、社会的影響力の種別についても分類を行う。

本研究では社会的影響力のある情報カスケードを 1) 個人, 組織, 業界, 社会への意見に対する共感・反感 2) 影響力のある出来事 (事実) の周知, として分類を行った。個人, 組織, 業界, 社会への意見に対する共感・反感は、その意見に対し個人, 組織, 業界が対応する必要がある場合重要であり、社会に対する意見では、そのカスケードが世論を反映していると考えられる場合重要である。一方、影響力のある出来事 (事実) の周知には、事件・事故の速報や知られていない問題の周知が含まれ、それぞれ、世論動向や注意喚起、啓蒙やデマ訂正、問題提起として重要である。

本研究で最終的に用いるのは社会的影響力の二値ラベルであるが、まず前段階として情報カスケードの分析を行うために、アノテータは元ツイートの本文, 画像, 元ツイートに含まれる URL のリンク先の情報を基に以下のアノテーション基準を用いて分類を行った。なお、以後引用する事例では、特定の人名や企業名などが含まれるため、著者の判断で <人名> や <企業名> のように匿名化を行った。

3.3.1 個人, 組織, 業界, 社会への意見

個人, 組織, 業界, 社会への意見に対する共感・反感に対しては、その意見がポジティブなものか、ネガティブなものか、中立な立場からの意見からラベル付けをし、その後その意見の対象が何なのかラベル付けする。また対象が個人, 組織のレベルである場合、対象の明確性によって情報カスケードに対する対応が変化すると考えられるため、対象が明確かどうかもラベル付けした。まず表 3 にそれぞれの対象の事例を列挙する。次からそれぞれの対象の粒度毎に、元ツイートの例と社会的影響力があると判断される理由を列挙する。

明確な個人 人名やスクリーンネームなど明確な個人に対して名指しで意見を述べている元ツイートが該当する。特に人数は一人とは限らず、グループで活動している場合はグループが対象にもなりうる。

きょうのシンポジウムの質疑応答で「自身の発言をどう考えているのか」という質問が<人名>に対して出て、匿名質問には答えないとつっぱねた。質問者は名乗り、それでも<人名>は答えず、きいていて思わず泣いてしまった。

上記の例では、本文に人名が出現しており、明確な個人の粒度であると判断される。その上で批判をされているため、謝罪や釈明が必要になると判断されるため重要である。

不明確な個人 意見の対象が個人であると判断できるものの、具体的な人物の特定まではできない元ツイート。この区分に分類された場合、その意見の影響しうる範囲を考え、重要性の有無を判定する。

<人名>が授賞式に行くのにご本人の飛行機はエコノミー、ホテルは一泊12000円だったのに、必要もないのについてった英語もしゃべれない渉外部10人のオヤジらの飛行機はビジネス、ホテルは一泊5万円だったんだと！（´・`）言いふらしてやってくれと言われたので、言いふらすわ！

上記の例では、対象は渉外部10人（不明確な個人）であるが、この行動に対して対応するのはこれらの人物が所属する組織であると考えられるため、その規模で悪評が広まることが問題となる。

明確な組織 特定の企業や政府組織などが名指して意見を述べられているもの。

<URL> 2月3日の記事からご覧ください。全国チェーン、<社名>の対応です。私は許すことは出来ませんし、今後、関わることは一生ないでしょう。こんな会社が拡大することを望みませんし、全国のライダーにこの事実が届くことを切に願う。

上記の例では対象は<社名>であり、業務中の不手際を指摘されたものである。この情報が拡散し、社会的批判になると営業に支障がでる可能性があるため重要である。

不明確な組織 明確な企業名などは明らかにされていないが、意見の対象が組織であるもの。この区分に分類された場合、この組織の属する業界における影響を考え、重要性を判断する。

1985年の日本航空123便墜落事故で、事故からしばらくたった時、生存者の当時12歳の女の子がテレビの取材で「これから望むことは？」みたいなことを聞かれ、泣きながら「もうテレビが取材に来ないでほしい」と言ったのはいまだによく覚えています。

上記の例では対象はテレビ局であり、具体的な局名はわからないため区分としては不明確な組織である。この意見はテレビ局全体の報道業界として対応する必要があると考えられるため重要である。

業界 同じ産業、商売などに携わる組織、個人の集合が意見、批判の対象となっているもの。およびそこで共有される価値観や体制が意見、批判の対象となっているもの。業界全体として対処する必要のある問題である場合、重要であるといえる。

<業界名A>に転職したら人間として扱われるようになったのでカルチャーショックに驚いている。仕事前に上司や先輩が怪我するなよって声かけてくる。やばい。熱でたら心配される。やばい。2時間睡眠で動ける体になれって言われない。やばい。<業界名B>勤務時代と全然違う。やばい。

上記の例では、本文で業界の勤務体制が批判されているため、この区分に分類される。また、対象の業界全体として勤務体制の改善の必要があるため重要である。社会 国や年代などでくられた人の集団や、その間で共有されている価値観や体制が意見、批判の対象となっているもの。およびそこで共有される価値観や体制が意見、批判の対象となっているもの。

「ゲームでなら人殺しができる！」という人と、「ゲームの中でも人殺しはちょっと……」という人では、明らかに後者の方が「ゲームと現実の区別がついていない」のだが、世間的には何故か前者こそが「ゲームと現実の区別がつかなくなって殺人を犯す！」と囁し立てられる。

上記の例では、ゲームによって犯罪が助長されるという風潮が批判されているため、社会の粒度に分類される。この問題は今後ゲーム規制などに発展する可能性があり、ゲーム業界にとって世論として重要である。

3.3.2 影響力のある出来事(事実)の周知

(2)の影響力のある出来事(事実)の周知に分類されるカスケードに対しては、周知している出来事の事件性、その周知している出来事がどのような人、集団に対して重要なのかをもとに、速報、注意喚起・デマ訂正、啓蒙のいずれかにラベル付けを行った。

速報 周知している出来事の事件性が高いもの。また、社会全体に対して大きな影響を及ぼすと考えられる出来事の周知。

【北朝鮮核実験情報】本日11時19分頃、気象庁が北朝鮮を震源とする地震波を観測、自然地震ではない可能性があります。北朝鮮による核実験の可能性もあるので、官邸対策室を設置しました。今後も随時情報をお知らせします。

この元ツイートは北朝鮮が核実験をした可能性があるという事件性の高い出来事を周知しているため、速報ラベルに分類される。

湘南新宿ライン、6日午前の運転取りやめ
<http://t.co/CEV7gUL9>

この元ツイートは翌日の鉄道の運行予測を周知するものだが、この運行予測によって影響が大きくなると思われるため速報ラベルに分類する。

注意喚起・デマ訂正 周知している出来事が特定のユーザに対しての警告や対処法であったり、大きな影響を与える誤った情報の訂正である元ツイート。

【重要】昨日辺りから流行ってる「日頃の行いおみくじ」、どうやら勝手にフォローを行ったりツイートをする権限も解放してしまうスパムらしい。使ってしまった人は承認アプリリストから速やかに削除した方がいい。削除ページは公式サイトのココ < URL >

この元ツイートは「日頃の行いおみくじ」というスパムに対する対処法を拡散するもので、対処法を知らないユーザに対して広めることは重要であると考えられる。そのため、注意喚起・デマ訂正ラベルを付与する。

本日、18歳以下の方が<サービス名>を利用できなくなるというデマが出ていますが、そのような事実はありません。18歳以下の方も引き続きご利用いただけますのでご安心下さい。公式情報はこのアカウントや公式ブログでご提供致します。< URL > < ハッシュタグ >

この元ツイートは<サービス名>の利用制限が始まるというデマを訂正する元ツイートであり、サービスの18歳以下のユーザにたいして大きな影響力があると考えられるため重要である。

啓蒙 事件性のあまりない出来事、問題であるが、社会にあまり知られていない事実の周知。社会に対して有益な情報が拡散される場合や、問題の周知自体が目的のものが存在する。

表4 個人、組織、業界、社会への意見に対する共感・反感の分布

	明確	不明確
個人	33	32
組織	48	16
業界	36	
社会	46	

表5 影響力のある出来事(事実)の周知の分布

速報	32
注意喚起・デマ訂正	42
啓蒙	33

ちなみに一番上のレイヤーに、254.254.254 くらいの色で作者の名前を連呼しておく、万が一転載があったときに「閾値ゼロで範囲選択したら一発で分かるだろwww」ってプギャー出来ます。チケットとかにある技術やね。ウォーターマーク(透かし)といえます。自衛にはもってこいです。

この元ツイートは転載対策の方法を啓蒙するもので、イラストレーターなど絵を描くユーザに対して有益な情報であるといえる。

職場のイギリス人に「女子力ってなに?」と聞かれたので説明したら凄く驚いていた。英語圏にも「Girl Power」という言葉があるが、Girl Powerは「男や他人に媚びず、自立した生き方を貫く若い女性」を指す言葉で、日本の女子力とは正反対の意味だそう。色々と考えさせられる。

この元ツイートでは日本と英語圏の女子の考え方を比較しており、女性団体にとって世論として重要な情報だと考えられる。

3.3.3 アノテーション結果

個人、組織、業界、社会への意見に対する共感・反感の個数の合計は211、影響力のある出来事(事実)の周知の個数の合計は107、社会的影響力の無いカスケードの数の合計は1316となった。詳細な分類の結果は表4,5に示す。

4. 提案手法

本研究では、RBFカーネルのSVMを用いて社会的影響力の有無の二値分類器を学習する。以下でSVMで用いる特徴量を提案する。分類には、どのような内容の情報を、どのような過程で、誰が広めているかが手がかりとなると考えられる。本研究では、これらについて、それぞれカスケードした元ツイートから抽出したテキスト統計量、インタラクショングラフを利用して抽出したカスケードのグラフ特徴量、及び拡散に参加したユーザに関するユーザ特徴量で捉えることを考えた。以下で、順に説明する。

	双方向エッジのみ	片方向エッジ
全ユーザ	$G'(R)$	$\hat{G}(R)$
直前ユーザ	$G'_2(R)$	$\hat{G}_2(R)$

4.1 テキスト特徴量

テキスト特徴量としては (1) 出現する単語 (2) 固有表現が含まれるかどうか (3) URL が含まれるかどうかの三種類を利用した。まず、本文に出現する単語の特徴量としては、Bag of words を用い、具体的には、元ツイートの本文を MeCab^{*1} で mecab-ipadic-NEologd^{*2} を辞書に用い形態素解析し、自立語の動詞、名詞^{*3}、形容詞を用いた。

また、固有表現が含まれる場合、社会的影響力が高くなる可能性が高いと考えられる。そこで、固有表現抽出を行い、ツイート中の固有表現の有無を特徴量として用いた。固有表現抽出は CaboCha^{*4} を用いて行い、組織名 (ORGANIZATION)、人名 (PERSON)、地名 (LOCATION)、固有物名 (ARTIFACT) のいずれかの固有表現が含まれているかどうかで特徴量とした。

4.2 グラフ特徴量

カスケードの伝播経路構造を特徴量として捉えることを目的にしてカスケードのグラフ構造を作成する。カスケードのグラフ構造はインタラクショングラフ G の RT したユーザの集合による部分グラフから作成されるが、親密なユーザ間でのやりとりに注目すること、仮想的な伝播経路を定めることを目的とし、エッジの残し方を変えることで 4 種類のグラフ構造を得る。まずエッジの残し方を 1) 以前に RT したユーザで、インタラクショングラフ上でエッジがあるユーザ全てからのエッジを用いる場合 2) インタラクショングラフ上でエッジがあるユーザのうち直前に RT したユーザからのエッジのみを用いる場合の二種類を用いることでインタラクショングラフ G の情報をそのまま残したグラフ \hat{G} と仮想的に伝播経路を定めたグラフ \hat{G}_2 を作成する。さらにそれぞれに対し双方向のエッジのみを残すことで得られるグラフ G', G'_2 を用いることでユーザ間の親密性を捉えたグラフを作成した。以上の 4 種類のグラフをまとめると表 6 のようになる。

今回用いたグラフ特徴量は表 7 に示す。大きく分けて、ルートユーザに関する特徴量、RT したユーザに関する特徴量、グラフ構造に関する特徴量を提案する。前者 2 つは、ユーザ自身の特徴とインタラクショングラフ上で直接接続しているユーザとの関係を表し、グラフ構造に関する特徴量はカスケードの伝播の特徴を捉えることを目的としている。

*1 <http://taku910.github.io/mecab/>

*2 <https://github.com/neologd/mecab-ipadic-neologd/>

*3 ただし接尾辞、数は除く

*4 <http://taku910.github.io/cabocho/>

表 7 グラフに関する特徴量
(a) ルートユーザに関する特徴量

$G(V_0), \hat{G}(V_0), \hat{G}_2(V_0)$ の outdegree
 $G'(V_0), G'_2(V_0)$ の degree

(b) RT したユーザに関する特徴量

G, \hat{G}, \hat{G}_2 の outdegree の分布

G', G'_2 の degree の分布

G' のクラスタリング係数の平均

(c) グラフ構造に関する特徴量

G' の最大の連結成分の大きさ

G' の総エッジ数

G' の深さの平均

G' の深さの分布

RT したユーザに関する特徴量としては、インタラクショングラフ上での度数の分布を用いた。この分布は度数の逆累積度数分布を度数の軸において対数軸で 10 個の bin に分け、特徴ベクトルの各次元に対応させるという手法で特徴量とした。また、グラフ構造に関する特徴量としては連結成分、総エッジ数についてはどれだけ密なグラフであるかという指標として、深さはどれだけルートユーザから遠くまで伝播したかという指標として用いた。

4.3 ユーザ特徴量

マイクロブログではユーザごとに RT するツイートの内容に偏りがあり、社会的影響力のあるカスケードばかりを RT するユーザや、ネタなど社会的影響力のないツイートばかりを RT するユーザが投稿を拡散しているかどうか分類の手がかりとなる。そこで、テキストに対する Bag of Words を参考に、カスケードに参加するユーザを、いわば Bag of Users として特徴量にした。

このユーザの特徴量の次元は、それぞれカスケードサイズ 600 の学習データに含まれるユーザで 5 回以上学習データのカスケードをつぶやいたユーザに対応しており、次元数はカスケードサイズ 600 のもので 40059 次元、50 のもので 21765 次元となった。そして、あるカスケードのユーザ特徴量を作る際にはそのカスケードをつぶやいたユーザの対応する次元を 1、それ以外の次元を 0 にすることでユーザの特徴ベクトルとする。

5. 実験

本節では 2013 年 1 月のカスケードによって分類器を学習し 2 月のカスケードを自動で分類することによって、提案した特徴量でどれだけ正確に分類することができるかを評価する実験について述べる。

表 8 カスケードサイズの変化に伴う精度の変動

特徴量	カスケードサイズ						
	50	100	200	300	400	500	600
User	0.510	0.504	0.632	0.691	0.664	0.672	0.709
Text	0.575	0.575	0.575	0.575	0.575	0.575	0.575
Graph	0.511	0.511	0.545	0.509	0.535	0.549	0.547
User+Text	0.634	0.659	0.697	0.705	0.691	0.700	0.720
Text+Graph	0.631	0.606	0.612	0.602	0.613	0.607	0.631
Graph+User	0.536	0.562	0.635	0.686	0.646	0.662	0.694
All	0.664	0.656	0.697	0.720	0.690	0.696	0.718
Baseline	0.395	0.395	0.395	0.395	0.395	0.395	0.395

5.1 実験手順

本研究の目的は早期の、つまりカスケードが広がらない段階でのカスケードの社会的影響力の有無の判断であるため、学習・評価の各カスケードから初期の RT を先頭から n 件を取り出し、これを初期カスケードとみなして分類器の学習・評価を行った (n=50, 100, 200, 300, 400, 500, 600)。カスケードが広がるにつれ、グラフ及びユーザ特徴量については手がかりとしての有効性が増すと期待できる。

分類器の学習の際、グラフ特徴量は各次元が実数値を取るため、0 から +1 の間の値へ正規化を行い、分類器は RBF カーネルの SVM、SVM のライブラリには LIBSVM^{*5} を用いて二値分類器を作成した。また、分類のラベルに偏りがあるため、学習の際に正例側に重みをかけることで対応した。なお、パラメータチューニングは学習データにおいて 5 分割交差検定を用いて最大の F 値を取るパラメータを用いた。

5.2 実験結果

実験結果を表 8 に示す。この表から分かる通り、ユーザ特徴量とテキスト特徴量を同時に用いた時 (User+Text)、カスケードサイズが最も大きい 600 の時点で 0.710 と最大値を取ることが分かった。この値に最も貢献している特徴量はユーザ特徴量 (User) であり、カスケードサイズ 600 の時点では全ての特徴量を同時に用いた場合 (All) とほぼ変わらない 0.709 という値を示している。一方でこのユーザ特徴量はカスケードサイズ 50 の時点では単独の F 値は 0.510 とかなり低くなっており、カスケードサイズが小さいと効果が薄れることも分かる。しかし、全ての特徴量を同時に用いた場合では F 値 0.664 と低下が抑えられている。このことから、カスケードサイズが小さい状態ではグラフ特徴量、本文特徴量が分類に大きく寄与し、カスケードサイズが大きくなるほどユーザ特徴量が分類に大きく寄与しているということが出来る。また、これらの値はどれも、全てのカスケードが影響力有りとした場合 (Baseline) の F 値 0.395 と比較して顕著な改善である。

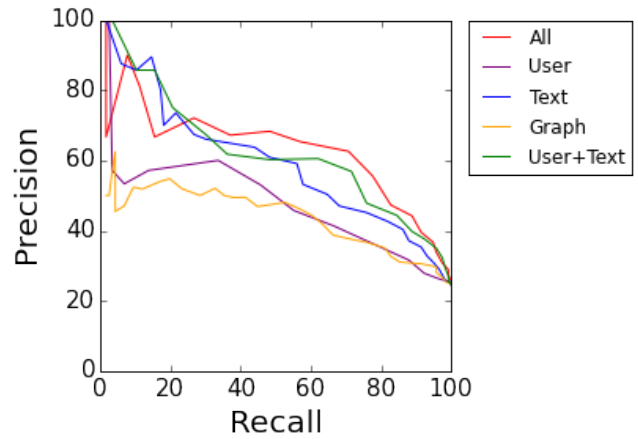


図 1 先頭 50 ユーザによる分類の結果

表 9 カスケード分類の間違い分析

特徴量		カスケードサイズ				
		50		600		
		User	User+Text	All	User	User+Text
FN	意見	22	11	9	5	5
	事実	14	19	18	18	18
FP		110	63	61	48	45

5.3 考察

5.3.1 カスケードの早期検知

次に、各カスケードを SVM で分類する際の判断基準である、分離超平面からのマージンを 0 から動かすことで、分類器の精度と再現率のトレードオフを調査した。図 1 にカスケードサイズが 50 の時の適合率と再現率のトレードオフを示す。カスケードが広がらない段階では、グラフ特徴量やユーザ特徴量は、精度が低いことが分かるが、これらをテキスト特徴量と合わせて用いることで (All)、F 値 0.7 程度と比較的高い値を保ったまま半数以上の社会的影響力のあるカスケードを検知できていることが確認された。

5.3.2 分類の誤り分析

最後にどのようなカスケードを間違える傾向があるのか調査し、それを表 9 にまとめる。カスケードサイズが 50 の時点において、ユーザ特徴量単体で用いた場合と比べて、それにテキスト特徴量を加えることで、False Positive (FP) の数を 110 から 63 と大きく抑えることができています (User+Text vs User)。この中で特に改善が見られたのは宣伝や Spam、タレントの日常についてのカスケードである。タレントの訃報や結婚の報告のようなエンタメニュースを社会的影響力があると誤分類する傾向はカスケードサイズが 600 の時点でもユーザ特徴量の傾向として見られ、今回の判定基準では社会的影響力が無いとしたこれらのカスケードは社会的影響力のあるカスケードを共有するユーザに共有されることが多いと推測できる。

一方で誤って影響力がないと分類した、事実に関する情報カスケードの項目の数 (False Negative (FN), 事実) はユーザ特徴量単体にテキスト特徴量を加えた場合、増加する結果になった (User+Text vs User)。誤った事例を分析した結果、URL を

*5 <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>

含むカスケードを主に誤って社会的影響力の無いカスケードと判断していることが観測できた。この原因を推測すると、学習データに多く含まれる動物などの写真や、面白い画像の URL と速報などの URL を同一視して学習してしまっていることであると考えられ、これは現在テキストの URL に関する特徴量を単に URL の有無としているが、これを URL のホスト毎に異なる特徴量として学習することで解決できると考えられる。

また、更にグラフの特徴量を加えることで、全体としてより誤りを減らすことに成功している (All vs User+Text)。主に早期検知することができるようになったカスケードは速報に分類されるカスケードで、グラフ特徴量により親密なユーザ間での情報伝播が捉えられたと考えられる。一方で啓蒙の項目で新たな誤分類が見られた。特にコミュニティ内で流行するカスケードを誤分類してしまった可能性があるため、グラフ特徴量とカスケードが流行するコミュニティの関係をより詳細に分析する必要がある。

最後に、今回カスケードサイズ 600 の時点まで観測しても獲得することが難しかったカスケードは主に啓蒙を行うものや速報を伝えるものであった。特に速報を伝えるものは URL のホスト毎に学習することで改善することが期待できるが、投稿者が撮影した写真を添付して事件や事故を伝えるものは難しい。今回の実験設定とは異なるが、Mt を含めたカスケードを考えることで、ユーザの反応を特徴量として加えることで対処することができると考えられる。

6. まとめと今後の課題

本研究では社会的影響力を持つ情報カスケードの早期検知というタスクを提案した。本文のもつ情報の社会的影響力に着目したアノテーションを行いデータセットを作成し、その後、本文に含まれる単語情報やカスケードのグラフ構造の特徴量、カスケード毎のユーザ特徴量を用い、カスケードの自動検知を行い、カスケードサイズが 50 の段階で、F 値として 0.66 で検知が可能であることが示された。これは全てのカスケードが影響力有りだとした場合 (Baseline) の F 値 0.395 と比較して顕著な改善である。さらに特徴量についてカスケードサイズの変化に伴って効果がどう変化するかを調べる詳細な分析を行った結果、カスケードサイズが小さい初期においてはユーザ特徴量の性能が下がり、テキスト特徴量とグラフ特徴量など、多様な特徴量を組み合わせることによって性能が向上することが確認された。

今後の課題としては、訓練データの拡充とより小さなカスケードに対する実験の二点が挙げられる。訓練データの拡充については今回のデータセットは訓練セット 1147、テストセット 487 とかなり小さいものであったため、よりデータセットを大きくすることが求められる。しかし、データのアノテーションを行う限り大規模化することは難しいという問題点がある。そのためこれを解決するために自動で訓練データを取得する方法を検討したい。二点目の小さなカスケードに対する実験については今回の実験は社会的影響力の有無による判別が主眼だったため、成長しきったカスケードのスナップショットを元に検知を行った。しかし、広まらずに収束するような批判を早期に見

するというニーズも考えられるため、小さな情報カスケードに対する実験も試みたい。

謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 25280111 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Allan, J., Carbonell, J., Doddington, G. et al.: Topic Detection and Tracking Pilot Study Final Report, *Proc. the DARPA Broadcast News Transcription and Understanding Workshop*, pp. 194–218 (1998).
- [2] Bakshy, E., Hofman, J. M., Mason, W. A. and Watts, D. J.: Everyone’s an Influencer: Quantifying Influence on Twitter, *Proc. WSDM*, New York, NY, USA, ACM, pp. 65–74 (online), DOI: 10.1145/1935826.1935845 (2011).
- [3] Bikhchandani, S., Welch, I. and Hirshleifer, D. A.: A Theory of Fads, Fashion, Custom, and Cultural Change as Informational Cascades, *Proc. Journal of Political Economy*, pp. 992–1026 (1992).
- [4] Blei, D. M. and Lafferty, J. D.: Dynamic topic models, *Proc. ICML*, pp. 113–120 (2006).
- [5] Castillo, C., Mendoza, M. and Poblete, B.: Information credibility on twitter, *Proc. WWW*, pp. 675–684 (2011).
- [6] Chen, P.-C., Lee, H.-M., Tyan, H.-R., Wu, J.-S. and Wei, T.-E.: Detecting spam on Twitter via message-passing based on retweet-relation, *Proc. TAAI*, pp. 56–65 (2014).
- [7] Cheng, J., Adamic, L., Dow, P. A., Kleinberg, J. M. and Leskovec, J.: Can cascades be predicted?, *Proc. WWW*, pp. 925–936 (2014).
- [8] Galuba, W., Aberer, K., Chakraborty, D., Despotovic, Z. and Kellerer, W.: Outtweeting the twitterers-predicting information cascades in microblogs, *Proc. WOSM* (2010).
- [9] Gao, H., Chen, Y., Lee, K. et al.: Towards Online Spam Filtering in Social Networks, *Proc. NDSS* (2012).
- [10] Geerajit Rattananitnont, Masashi Toyoda, M. K.: Characterizing Topic-Specific Hashtag Cascade in Twitter Based on Distributions of User Influence, *Proc. APWeb*, pp. 735–742 (2012).
- [11] Ren, Z., Peetz, M.-h., Liang, S., Dolen, W. V. and Rijke, M. D.: Hierarchical Multi-Label Classification of Social Text Streams, *Proc. SIGIR*, pp. 213–222 (2014).
- [12] Rill, S., Reinel, D., Scheidt, J. and Zicari, R. V.: PoliTwi: Early detection of emerging political topics on twitter and the impact on concept-level sentiment analysis, *Proc. Knowledge-Based Systems*, pp. 24–33 (2014).
- [13] Sriram, B., Fuhry, D., Demir, E., Ferhatosmanoglu, H. and Demirbas, M.: Short text classification in twitter to improve information filtering, *Proc. SIGIR*, pp. 841–842 (2010).
- [14] Tsur, O. and Rappoport, A.: What’s in a Hashtag?: Content Based Prediction of the Spread of Ideas in Microblogging Communities, *Proc. WSDM*, pp. 643–652 (2012).
- [15] Zhou, X. and Chen, L.: Event detection over twitter social media streams, *Proc. VLDB J*, pp. 381–400 (2013).
- [16] 斎藤翔太, 富岡亮太, 山西健司: ソーシャルネットワークにおける長期間流行する話題の早期検出, 電子情報通信学会技術研究報告. *IBISML*, 情報論的学習理論と機械学習, Vol. 111, No. 480, pp. 77–84 (2012).