

マイクロブログ中のリスクコミュニケーションに関する有益な意見を自動的に抽出する手法の提案と評価

安藤 駿¹ 猪瀬 裕介¹ 増田 英孝¹ 佐々木 良一^{1,a)}

受付日 2013年11月29日, 採録日 2014年6月17日

概要: 近年, テレビ番組や WEB 放送などで Twitter などを用いて視聴者の意見を取得し反映するケースが多い. このような場合にはリアルタイムで有益な意見を抽出し, 放送に活かすことが望ましい. 著者らが開発中の IT リスク問題に関する合意形成支援システム Social-MRC においても, 数千人規模の参加者の合意形成を支援するために USTREAM を用いて放送し, Twitter を改良したものを用いて意見の収集を図っている. しかし意見の数が膨大になり, 人の力だけでリアルタイムに意見を分類することは困難である. そこで自動的に有益な意見を抽出する必要があるが, 放送を見ながら実時間で意見を記入する場合は, Twitter に限らず投稿される意見は短い文章が多く自然言語処理だけでは満足な結果を得ることが難しい. 一般的に機械学習の素性として名詞を用いることが多いが, 名詞は議論の内容に依存することが多く, 学習時には出てこなかった未知の話題を含む有益な意見が出てくることが多い. このような問題を解決するため, 投稿者に選択してもらった意見の対象および意見の種類の項目を素性として用いるとともに未知の名詞の出現頻度を素性に用いる MAUOS 方式を開発した. この方式を Social-MRC を用いた「青少年への情報フィルタリング問題」の合意形成に適用することによって, 短い文章において新しい傾向を持つ意見を高い精度で分類することができたので報告する.

キーワード: 意見分類, マイクロブログ, 動向分析, 合意形成, Social-MRC

Proposal and Evaluation of Automatic Extraction Method of Useful Opinion for Risk Communication from Micro-blogging

HAYAKI ANDO¹ YUSUKE INOSE¹ HIDETAKA MASUDA¹ RYOICHI SASAKI^{1,a)}

Received: November 29, 2013, Accepted: June 17, 2014

Abstract: Discussion using Twitter on the Internet for TV programs or WEB broadcasting is performed widely in nowadays. Useful opinions extracted from the discussion in real time should be used in broadcast. However there are many cases that several thousand participants attend the discussion. Social-MRC which we are developing has the function to collect opinions using the improved Twitter for the support of the formation of the discussion of several thousand stakeholders who are watching Ustream. However it is difficult to classify the enormous opinions only in human hands. Although there is a demand that a computer extracts useful opinions automatically, it is difficult for only the natural language processing to analyze the short sentence posted to twitter. General words are included in the feature of the machine learning. Although the set of words depend on the argument, useful opinion including unknown topics which did not appear at the time of learning phase. We developed the method named MAUOS using appearance frequency of unknown words and opinion target and type which a contributor can choose. We report this method and the applied result for obtaining consensus for “Information filtering problem for children” using Social-MRC. This result shows that this method can classify the short sentence opinion correctly even if the sentence includes new tendency.

Keywords: opinion classification, micro-blogging, trend analysis, consensus formation, Social-MRC

1. はじめに

近年, テレビ番組や WEB 放送などで Twitter などを用いて視聴者の意見を取得し反映するケースが多い. このよ

¹ 東京電機大学
Tokyo Denki University, Adachi, Tokyo 120-8551, Japan
^{a)} sasaki@im.dendai.ac.jp

うな場合にはリアルタイムで有益な意見を抽出し、放送に活かすことが望ましい。著者らが開発中の IT リスク問題に関する合意形成支援システム Social-MRC [1], [2] においても、数千人規模の参加者の合意形成を支援するために Ustream を用いて放送し、Twitter を改良したものをを用いて意見の収集を図っている。

しかし、このような場合には意見の数が膨大になることから人の力だけでリアルタイムに意見を分類することは困難になり、意見を放送や議論に活かすことが難しい。そのためコンピュータが自動的に有益な意見を抽出することが望まれるが、以下の 2 点の問題点が考えられる。

- Twitter やニコニコ動画など放送を見ながら実時間で意見を記入する場合、投稿される意見は短い文章が多い。またくだけた文章や文法的に誤った文章、顔文字、誤字などが多く、従来の機械学習を用いた手法をそのまま適用することが難しい。
- 一般的に名詞は話題における重要な手掛りとして用いられているため、機械学習の素性においても同様に名詞を使うことが考えられる。しかし 1 つの議題について様々な視点からの意見があり、今までの議論ではなかったような未知の話題に関する意見が投稿されることがある。したがって固定された名詞セットを素性として使うだけでは未知な話題に関して述べている有益な意見について分類することが困難になると考えられる。

本研究ではリスクコミュニケーションに関連する短い文章において意見の対象および意見の種類を項目を投稿者に選択してもらうことで、その意見の傾向を掴み短い文章を高い精度で分類することができ、また未知の名詞の出現頻度を素性に用いることで新しい傾向を持つ意見を高い精度で分類することを可能にする。投稿者に選択してもらった意見の対象および意見の種類を項目を素性として用いるとともに未知の名詞の出現頻度を素性に用いる MAUOS 方式 (Method for Automatic Extraction of Useful Opinions from Short Sentences with Unknown Words) を開発した。この方式を Social-MRC を用いた「青少年への情報フィルタリング問題」の合意形成に適用することによって、短い文章において新しい傾向を持つ意見を高い精度で分類することができた。

本論文では上記 2 つの問題点を解決する MAUOS 方式について述べるとともに数千人規模の人たちの合意形成を支援するため著者らが開発した Social-MRC に適用し、交差検定や実験による評価を行った結果について報告する。

2. MAUOS 方式と関連研究との比較

2.1 関連研究

議論における重要な発言を抽出する研究として、backchan.nl [3] や Chatplexer [4], 村上らの研究 [5], Galley らの研究 [6] といった研究が行われている。

Chatplexer では決定木によってチャットにおける重要な発言を抽出している。チャットに投稿された意見について返信関係や文字数、入力時間などの情報を元に重要な意見かどうか分類している。Chatplexer では文字が 30 文字以下かどうかによって重要な意見かどうか分岐しているが、Twitter のような短い文章が投稿される議論においては文字数が 30 文字以下の意見が多く、そのような意見の中にも重要な意見が含まれている。

また Chatplexer や村上らの研究、Galley らの研究では発言の返信構造を利用し分類を行っている。テレビ番組や WEB 放送を利用した Twitter やニコニコ動画における議論では放送に対する意見が多いため発言者同士の議論は少ない。そのため発言の返信構造が少ないことから Twitter やニコニコ動画における議論に適用することは困難だと考えられる。

議論における重要な発言を抽出する研究ではないが、江村らの研究 [7] は機械学習を用いてモブログテキストから感情を抽出する研究を行っている。素性に絵文字を用いることで 5 文字以下の短い文章に対しても感情を抽出している。このように短い文章について特徴を抽出するには記号 (タグ) によって意味付けすることが有効だと考えられる。

また Twitter 上の意見を単語を素性として機械学習を利用し分類する研究として藤川らの研究 [8] や小坂らの研究 [9], Sriram らの研究 [10] が行われている。

藤川らの研究では Twitter 上の真偽不明の意見の真偽を判定するために機械学習を用いて、単語や品詞、文字数などの素性とし意見の分類を行う。根拠を示しているかどうかやその根拠の説得性を判別するため単語に重みを付けて、それを素性としている。しかし様々な話題について分類する上で出現する単語が異なることなどがある。そのため様々な話題を持つ意見らに対して、単語を素性として機械学習に適用すると誤分類が増加する可能性があると報告している。

小坂らの研究や Sriram らの研究では機械学習を用いて Twitter の意見をカテゴリごとに分類する研究を行っている。各カテゴリごとにそのカテゴリを表すいくつかの単語集合を作成し、それを素性として用いている。しかし単語集合に設定されていない語が含まれる発言については 0.70 程度と低い結果を報告している。

以上のことから重要な発言を抽出する研究では、ある程度の文字数を前提に意見を分類しており、短い文章の意見を分類する試みは我々の知る限り存在しない。またテレビ番組や WEB 放送を利用した Twitter やニコニコ動画における議論では返信構造が少なく、返信構造を利用するものでは分類は困難だと考えられる。単語を素性として機械学習を用いる場合、素性に設定されていないが分類するうえで必要な単語が出現する意見に対して誤分類が増加する傾向がある。

表 1 MAUOS 方式と関連研究の比較表
Table 1 Comparison with related studies.

	MAUOS 方式	関連研究
短い文章の意見への対応	短い文章の意見も高い精度で分類可能	30 文字以下では困難であり対応不可
テレビや WEB 放送を利用した議論への対応	返信構造を素性として利用しないため対応可能	返信構造を利用し分類しているため対応不可
未知な話題 (名詞や単語) への対応	未知な名詞を含む意見も高い精度で分類可能	未知な単語が増加すると精度が低下し対応不可

2.2 MAUOS 方式との比較

MAUOS 方式では 6 章にて後述する手法を用いることで以下のような問題を解決することができる。

- 投稿された意見に意見の対象および意見の種類を付与することで、30 文字以下の短い文章の意見を高い精度で分類することができる。
- 過去に投稿されたことのない名詞の出現頻度を用いることで、未知な話題の意見を高い精度で分類することができる。

また MAUOS 方式と 2.1 節で述べた関連研究の比較を以下の表 1 に示す。

このように MAUOS 方式では従来対応できなかった短い文章の意見や未知な話題を含む様々な話題の中から有益な意見を抽出するシステムである。

3. 社会的合意形成支援システム Social-MRC

提案手法の具体的なニーズを明確にするため、最初に著者らが開発中の Social-MRC [1], [2] について紹介しておく。Social-MRC では関与者が数千人を超える社会的合意形成問題について適用し合意形成を支援する。そのため Social-MRC では中心となって議論を行う人たちであるオピニオンリーダー間のリスクコミュニケーションと一般関与者参加型のリスクコミュニケーションを総合的に支援する機能が求められる。

3.1 Social-MRC の概要

Social-MRC の関与者は以下のとおりである。

- (1) オピニオンリーダー
実際に議論を行う、議論に関する問題の専門家達
- (2) ファシリテータ (司会者)
議論を進行しつつ、一般関与者の意見をオピニオンリーダーへ伝える人
- (3) MRC の専門家
オピニオンリーダーやファシリテータの議論を受けて、3.2 節で述べる MRC を用いて最適解を演算する
- (4) 意見分析者

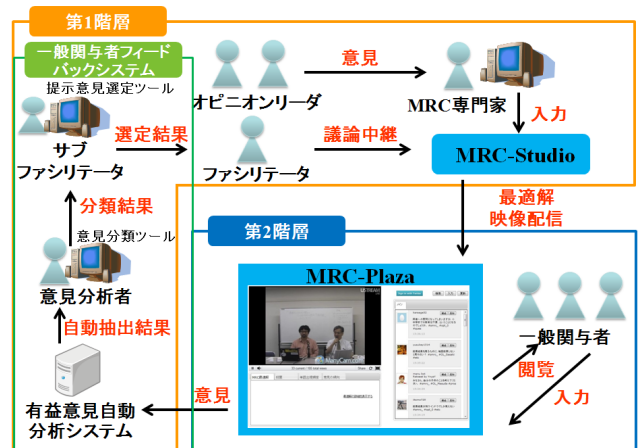


図 1 Social-MRC の概要

Fig. 1 Overview of Social-MRC.

有益意見自動分析システムが有益と抽出した意見の中から、人手によって有益な意見に分類する人

(5) サブファシリテータ

ファシリテータとオピニオンリーダーの議論を聞きつつ、意見分析者が有益と分類した意見の中から議論に必要な意見を選定する人

(6) 一般関与者

意見を投稿することで議論に参加する一般の人

第 1 階層 (オピニオンリーダー間のリスクコミュニケーション) では 3.2 節で述べる MRC をベースに必要な機能を追加することとし、これを MRC-Studio と呼ぶこととした。また第 2 階層 (一般関与者の議論参加) では、新しく開発する MRC-Plaza を用い一般関与者にオピニオンリーダーたちの討議の様態を中継したり、MRC-Studio の最適解を提示したりする。これにより一般関与者の意見を Twitter を改良したものから取り込みオピニオンリーダーたちに反映できるようにする (図 1 参照)。

3.2 多重リスクコミュニケータ MRC の概要

MRC の開発背景と目的は以下のとおりである [11], [12]。

- (1) 多くのリスク (セキュリティリスク, プライバシリスクなど) が存在する。したがって、リスク間の対立を回避する手段が必要になる。
- (2) 対策を考える際に、1 つの対策だけでは目的の達成が困難である。したがって、対策の最適な組合せを求めるシステムが必要になる。
- (3) 多くの関与者 (経営者・顧客・従業員など) が存在する。したがって、多くの関与者間の合意が得られるリスクコミュニケーション手段が必要である。

このような目的のために考案した MRC は、下記に示すような評価指標を考慮しつつ、対策案の最適な組合せを求める機能を持ち、関与者の合意が得られるまで制約条件値を変えつつ、求解を行う。

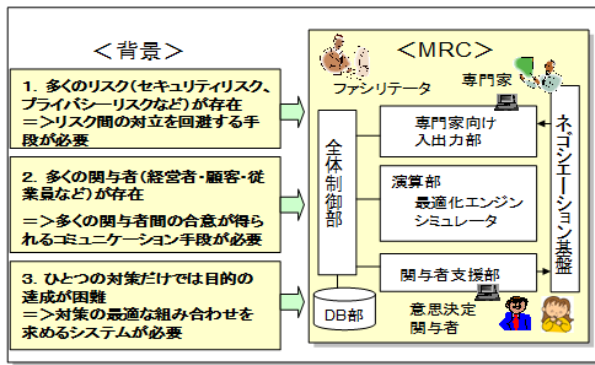


図 2 MRC の概要
Fig. 2 Overview of MRC.

(1) 目的関数

最適な対策案を決定する際に用いられる

(2) 制約条件

組合せの中から許容できるものを決定するための条件

(3) 対策案

問題に対して考えられる対策

このような機能を持たせるために、MRC では図 2 に示すように専門家が利用する専門家向け入出力部や演算部、全体制御部、DB 部などから構成されている。

4. 一般関与者フィードバックシステム

一般関与者フィードバックシステムとは数千人の一般関与者が Twitter など短い文章を用いて投稿している意見の中からリアルタイムに数件の有益な意見を提示するシステムである。

今回は図 1 に示すように Social-MRC に適用している。また一般関与者フィードバックシステムは以下の 3 つのツールおよびシステムから構成されている。

- (1) 有益意見自動分析システム
- (2) 意見分類ツール
- (3) 提示意見選定ツール

4.1 意見分類手法

一般関与者フィードバックシステムの分類手法は以下のとおりである。

- (1) 一般関与者は Ustream や TV 中継などを閲覧し、それについて意見を投稿する。
- (2) 一般関与者が投稿した意見の中から有益な意見を抽出する。抽出する意見の量は 4.1 節の (3) で述べるように意見分析者は複数人を想定しているので、1 分間に意見分析者の人数と人間が 1 分間に分析できる意見の数 (20 件程度 [13], [14]) の積の数だけ抽出することが望まれる。たとえば意見分析者が 10 人であれば、有益な意見を 200 件抽出することが望まれる。
- (3) 4.1 節の (2) において有益と分類した意見に対して意

見分析者が意見分類ツールを用いて分類を行う。ここで意見分析者が議論に必要な意見だと判断した意見のみサブファシリテータに送信される。サブファシリテータに送信される意見は人間の読むスピードを考慮し 1 分間に 20 件程度に絞り込む。また分類する際に意見を読むときに投稿される意見を見逃してしまうおそれがあるため、複数の人で順番に分類する。順番に分類することで、すべての意見を読むことができ意見を見逃すことなく分類することができる。

- (4) サブファシリテータは 4.1 節の (3) において送信された意見を閲覧し、その時点の議論に必要なと考えられる意見を 2 件程度取り上げ、最終的に有益な意見として提示する。

このような多段階で分析や分類することによって人間の負担を減らし、数千人の膨大な意見を分析や分類が可能になる。なお一般関与者フィードバックシステム全体に関しては文献 [15] に、意見分類ツールに関しては文献 [16] に、提示意見選定ツールに関しては文献 [17] に記述しているので参照願いたい。

4.2 有益意見自動分析システム

有益意見自動分析システムは 4.1 節の (2) で利用されるシステムである。意見分析者の分類を容易にするために数千人の意見の中から自動的に有益な意見を抽出する。

4.3 意見分類ツール

意見分類ツールは 4.1 節の (3) で利用されるツールである。意見分類ツールは Social-MRC に投稿される意見の分類・整理による有益な意見の表示に加え、有益意見のリスト化・サブファシリテータへの提示を行うためのツールである。ここではリアルタイムに多くの意見を分類することが求められるため、一度に多くの意見を閲覧することができるインタフェースや検索などを用いて意見を絞り込む機能、容易にサブファシリテータに有益な意見を送る機能が必要である。

4.4 提示意見選定ツール

提示意見選定ツールは 4.1 節の (4) で利用されるツールである。最終的にオピニオンリーダに提示される意見は、4.3 節で述べた意見分類ツールを用いて意見分析者が有益だと判断した意見の中で、サブファシリテータが最も現在行われている議論に必要なと判断された意見だけ提示される。このような選定を行うために意見分析者が有益と判断した意見を表示するインタフェースおよびその中で最も議論に必要な意見をファシリテータに提示する機能が必要である。

5. 有益意見自動分析システムの要件

4.2 節で述べたように有益意見自動分析システムでは意見分析者の分類を容易にするため数千人の意見の中から自動的に有益な意見を抽出する。未知の意見が有益であるか有益でないかの判定を行うために、教師あり学習であるサポートベクターマシン (Support Vector Machine, SVM) を用いる [18]。

SVM とは、2 クラス判別を行う教師付き学習アルゴリズムである。教師信号 y はクラス 1 に所属するデータには 1, クラス 2 に所属するデータには -1 を与える。SVM は入力データ x を非線形関数 $\phi(x)$ によって高次元空間へ写像し、高次元空間上で線形判別を行う技術のことである。

以上のように一般関与者フィードバックシステムでは SVM を用いて Twitter のような短い文章による議論に投稿される意見を分類するため、以下の 2 つの問題点が考えられる。

- (1) Twitter の意見は短い自然言語処理のみを用いて意見を分類し、有益な意見を抽出することは困難だと考えられる。したがって 1 つの意見に文章以外の情報を用いて有益な意見を抽出する必要がある。
- (2) 議論では過去に投稿されていないような未知の話題について述べる意見が投稿され、そのような意見の中にも有益な意見がある。しかし機械学習において過去に投稿された意見の中に含まれる名詞セットを素性として用いると未知な話題について抽出することが困難だと考えられる。したがって未知な話題について対応できるような仕組みを実装する必要がある。

また数千人の意見を分析するためのサーバの性能も必要である。現在、負荷テストツールである Jmeter を用いて実験し、300 人程度の実験であれば分析できることを確認している。また今後 1,000 人を超える場合についてもサーバをさらに増やすことで対応可能である。本論文ではサポートベクターマシンにおける新しい素性の提案について主軸を置くため負荷については [15] に記述しているので参考していただきたい。

本研究では以上 2 つの要件を満たすために 6 章で述べる MAUOS 方式の実装を行い、MAUOS 方式の評価を行った。

6. MAUOS 方式

6.1 素性の組合せに関する検討

5 章で述べた 2 つの要件を満たす素性を検討し、以下に示す新規出現名詞数や意見の対象と意見の種類を素性として用いる MAUOS 方式を提案する。また MAUOS 方式で用いる素性と最も相性の良い従来行われてきた SVM に関する研究において用いられている素性の組合せを検討し、以下の 5 点の素性の組合せが得られた。

(1) 文字数と形態素数

有益な意見には十分な情報が記述されていなければならない。したがって十分な情報を記述するには文字数や形態素が多くなると考えられる。そのため意見全体の文字数と形態素数を素性として用いる。

(2) 活用形と出現頻度

活用形の各種類の出現頻度を素性として用いる。活用とは日本語においては動詞、形容詞、形容動詞、助動詞が持つ語形変化の体系のことである。活用形の種類には未然形や假定形、命令形などがあり、それぞれ活用形の種類によって含む意味が異なってくる。たとえば「行かず」は「行く」という動詞の未然形であり、まだ動作を行っていないことを意味する。また「行け」は「行く」という動詞の命令形であり、命令していることを意味する。このように活用形は文章中の意味を表すため有益な意見を分類する上で重要な特徴になると考え、素性として用いる。

(3) 名詞および複合名詞

一般的に名詞は話題における重要な手掛りとして用いられている。そのため名詞 (未知語を含む) を素性とする。また一般的によく使われるような名詞は有益かどうか分類するうえで不要である。したがってある議論において重要な名詞について素性とする。また形態素解析器の辞書に登録されていない固有名詞は単純名詞に分割されてしまうという問題がある。名詞の連続は複合名詞として連結して 1 つの名詞として取り扱った場合、本来分割されて扱われなければならない名詞または複合名詞が欠落してしまう可能性がある。そのため名詞および複合名詞中の連続するすべての名詞の組合せのうち重要な名詞および複合名詞の出現頻度を素性として用いる。

(4) 新規出現名詞数

5 章の (2) で述べたように過去に投稿されていないような未知の話題について述べる意見が投稿され、そのような意見の中にも有益な意見がある。話題を取り扱う素性として考えられるのは名詞である。たとえば「フィルタリングは不必要な情報を遮断する。」といった意見の場合、名詞は「フィルタリング」や「情報」などとなり、この意見についての話題を表している。このように名詞は話題を表していることから未知な話題かどうかの特徴を分析するためには、今まで投稿されたことのない名詞の出現頻度を用いることが有効だと考えられる。したがって過去に投稿されたことのない名詞の出現頻度を素性として用いる。

(5) 意見の対象と種類

5 章の (1) で述べたように Twitter の意見は短く自然言語処理を用いても特徴を分析することは困難である。そのため意見を入力している人に対して、どのような

表 2 意見の種類

Table 2 Opinions type items.

項目			
1	議論点提示	1	現状の問題点提示
		2	提案の問題点提示
		3	議論の方向性提示
		4	新たな視点の提示
		5	改善案提示
		6	その他
2	提案の導入後	1	影響
		2	利活用法
3	意見の要約		
4	事実提示		
5	質問	1	質問
		2	質問の応答
6	その他		

表 3 意見の対象

Table 3 Opinions target items.

項目	
1	各オピニオンリーダー
2	各対策案
3	各最適解
4	その他

意見なのか選択してもらう手法が有効だと考えた。選択してもらう項目を作成するうえで、議論においてどのような意見が実際にしているのかを分析した。1つの議題について様々な視点から様々な種類の意見が投稿される。たとえば、問題点を提示している発言や改善案を提示する発言、他の人に賛同や挨拶をしている発言といったものがある。そうした発言の中で有益な意見の可能性がある発言というものは、ある一定の傾向があると考えられる。したがって有益な意見の可能性がある意見の種類について Twitter 上で他者が実際に行った議論を分析し、表 2 に示す意見の種類項目を作成した [19], [20]。また議論とは関係のないような意見かどうか分類するため、今回一般関与者フィードバックシステムを適用する 3 章で述べた Social-MRC において対象となりうるものを分析し、表 3 に示す意見の対象項目を作成した。

表 2 や表 3 で示す項目を用いることで、その意見がどのような意見なのかを言語解析することなく分類することができ、短い文章でも特徴を抽出することができると考え、素性として用いる。

6.2 各素性と値の設定

6.1 節の 5 つの素性の組合せから表 4 に示す素性の組合せが得られた。

文字数および形態素数では、文章全体の文字数と形態素

表 4 素性一覧

Table 4 List of features.

No.	素性	次元数
1	文字数および形態素数	2
2	活用形の出現頻度	7
3	重要な名詞セットの出現頻度	30
4	過去に投稿されたことのない名詞の出現頻度	1
5	意見に付与された意見の種類項目	4
6	意見に付与された意見の対象項目	13

数のそれぞれを素性とした。

活用形の出現頻度では形態素解析ライブラリ sen が解析できる「ガル接続」「仮定」「基本」「体言接続」「未然」「命令」「連用」の 7 つの活用形の出現頻度を素性とする。

重要な名詞セットの出現頻度では、議論前に意見分析者が議論対象における資料の中の名詞を抽出し、TF・IDF を用いて重要度を求める。演算の結果、TF・IDF 値が上位 30 件の各名詞の出現頻度を素性とする。

過去に投稿されたことのない名詞の出現頻度では、分類対象である話題に関する意見を集め名詞を抽出する。抽出された名詞に含まれない名詞の出現頻度を素性とする。

意見に付与された意見の対象項目および意見の種類項目では、各項目を 1 つの素性としている。付与された意見の対象項目および意見の種類項目に関して 1 にし、その他を 0 とする。

また一般的に素性の値を得る上で文字数のような大きな値は分類するとき大きく影響を与え、その値に左右されやすい。そのため、それぞれの素性の値を得た後、最小値が -1 に最大値が 1 になるように scale し、それぞれの素性が与える影響を均等にしている。

7. 評価

7.1 評価方法

6 章で述べた MAUOS 方式が 5 章で述べた要件を満たすかどうか検証した。今回は libSVM [21] を用いて、交差検定による評価と Social-MRC の実験に適用し評価を行い、精度と誤分類をした意見について分析した。今回の交差検定による評価および実験による評価の議論内容は情報フィルタリング問題である [2]。

7.2 libSVM の設定と学習データ

libSVM のパラメータは予備実験の結果、最も良い結果が得られた設定とした。SVM-type は C-SVC, Kernel type は Radial basis function, 分類は有益 (1) と有益ではない (-1) の二値分類と設定した。

学習データは 3 章で述べた Social-MRC の実験を行い、実験の際に投稿された 513 件を用いた。この学習データに対して 5 人の多数決によって有益な意見を 80 件、有益ではない意見を 433 件に分類した。一般的に学習データにお

いてクラス間のサンプル数に偏りがあると十分な精度を得ることが困難である。そのためランダムサンプリング法を用いて、有益ではない意見の中からランダムに 80 件抽出し、有益な意見 80 件と有益ではない意見 80 件の計 160 件を学習データとして扱った。

7.3 交差検定による評価

7.3.1 実験環境

交差検定による評価では 7.2 節で述べた学習データに対し、10 分割の交差検定によって評価を行う。交差検定は libSVM の持つ機能を利用し、パラメータに Cross validation mode を 10 に設定し行った。

また 5 章で述べた要件を満たすかどうか検証するために、意見の対象と意見の種類を素性として取り扱う場合と取り扱わない場合の 4 種類について検証した。

7.3.2 交差検定による評価結果

交差検定による評価は意見の対象のありなし、および意見の種類ありなしの組合せとなり、以下のとおりである。

7.3.3 考察

7.3.2 項から意見の対象および意見の種類を素性として扱うことによって有益な意見の精度が向上していることが分かる。表 5 では有益な意見の誤分類が 12 件と多いが、表 6 と表 7 から意見の対象や意見の種類のどちらかを取ることで有益な意見の精度がやや向上する。そして表 8 から有益ではない意見の精度を下げることなく、有益な意見の誤分類が 6 件となり大きく向上している。

意見の対象および意見の種類を素性として扱うことによって次のような意見が有益な意見として正しく分類できた。

例 1: 「罰則対象は親なのか子なのか」

意見の対象: オピニオンリーダー

意見の種類: 議論点提示-提案の問題点提示-

例 1 のように短い文章のため特徴を分析することが困難だが、意見の対象および意見の種類を素性として用いることで正しく有益と分類している。

例 2: 「親への教育って誰がどこでいつするんだ?」

意見の対象: その他

意見の種類: その他

しかし例 2 のように意見の対象および意見の種類が正しく選択されることなく「その他」になっている意見については、有益な意見だが有益ではない意見として誤分類されている。このように意見の対象および意見の種類が正しく選択されていない意見については誤って分類してしまう傾向があった。実際に誤分類された 6 件の有益な意見を正しい意見の対象および意見の種類に変更したところ 5 件の意見が有益と分類している。そのため意見の対象および意見の種類の正確性について検証し、改善方法を検討した。

意見の対象では有益な意見の約 18% の意見が「その他」

表 5 交差検定による評価結果 (意見の対象なし, 意見の種類なし)

Table 5 Evaluation of cross validation (without targets and types of opinions).

		実際の種類	
		有益	有益ではない
libSVM	有益	68	9
	有益ではない	12	71
精度		0.850	0.888
		0.869	

表 6 交差検定による評価結果 (意見の対象あり, 意見の種類なし)

Table 6 Evaluation of cross validation (with targets and without types of opinions).

		実際の種類	
		有益	有益ではない
libSVM	有益	70	9
	有益ではない	10	71
精度		0.875	0.888
		0.881	

表 7 交差検定による評価結果 (意見の対象なし, 意見の種類あり)

Table 7 Evaluation of cross validation (without types and with types of opinions).

		実際の種類	
		有益	有益ではない
libSVM	有益	71	10
	有益ではない	9	70
精度		0.888	0.875
		0.881	

表 8 交差検定による評価結果 (意見の対象あり, 意見の種類あり)

Table 8 Evaluation of cross validation (with targets and types of opinions).

		実際の種類	
		有益	有益ではない
libSVM	有益	74	9
	有益ではない	6	71
精度		0.925	0.888
		0.906	

となっていた。それらの意見を分析し、例 2 のような複数のオピニオンリーダーに対して伝える意見である傾向があった。しかし同時に例 1 や例 2 は「罰則」や「教育」など議論の内容に関する意見でもある。議論の内容に関する項目を増やすことによって、オピニオンリーダーが議論の内容かどちらの項目が正しいか判断が難しくなる。そうした際に選択のブレが生じ、精度に悪影響が出る可能性がある。また新たな議論点が生じた際に議論の内容の項目では新たな議論点に対応できないが、オピニオンリーダーの項目ではオピニオンリーダーの主張や考えと対象が幅広く新たな議論点でも対応できると考えられる。したがって意見の対象では

議論の内容に関する項目ではなく、複数のオピニオンリーダーに対して発言できるような項目を追加すべきだと考えられる。

また意見の種類では誤選択されていた意見は約 10%であった。そのうちの約 60%が例 3 や例 4 のような「議論点提示-現状の問題点提示-」や「その他」が選択されていたが、本来は「議論点提示-現状の問題点提示-」や「議論点提示-提案の問題点提示-」が正しい意見であった。「議論点提示-現状の問題点提示-」の項目では対象問題についての意見を対象にしているが、「問題点」という単語によって「議論点提示-提案の問題点提示-」と迷ってしまうと考えられる。また「議論点提示-提案の問題点提示-」ではオピニオンリーダーの主張や考え方、最適解などの問題点についての意見を対象にしているが、「提案」と問題点の範囲を限定してしまうことで投稿者は含まれていないと判断していると考えられる。このような問題を解決できる意見の種類項目名の修正案を検討すべきである。

例 3:「教育を実施するといっても具体的にどうすべきなのでしょうか。わたし、気になります！」

意見の対象: オピニオンリーダー

意見の種類: 議論点提示-現状の問題点提示-

例 4:「適切な規制をどのように決められるかが問題ですね。」

意見の対象: オピニオンリーダー

意見の種類: その他

これらのことから自然言語処理のみでは Twitter に投稿されるような短い文章の意見の特徴を表すことは困難であったが、意見の対象および意見の種類によって特徴を表すことができた。その結果、MAUOS 方式では意見の対象および意見の種類を素性として用いることで短い文章が多い議論において、0.906 と高い精度を得ることができた。したがって従来の機械学習を用いた手法における短い文章の意見の分類が困難であったことを解決しており、5 章の (1) の要件を満たしている。

7.4 実験による評価

7.4.1 実験環境と手順

新たに Social-MRC の実験を行い意見を収集した。実験後、収集した意見に対して MAUOS 方式を適用し評価を行った。また意見を収集した実験とは異なり、オピニオンリーダーが 3 人で実験を行っている。実験ごとに新たな意見が出てくるため、今回の実験にて投稿された意見を用いて検証することで 5 章の (2) の要件が満たされるかどうか検証した。

Social-MRC の対象問題は 7.2 節に述べたものと同様に情報フィルタリング問題である。オピニオンリーダーは賛成派と反対派と中立派の 3 人で実験を行った。評価のために実験中に投稿された 69 件の意見に対して 7.2 節と同様に

表 9 実験による評価結果

Table 9 Evaluation of experiments.

		実際の分類	
		有益	有益ではない
libSVM	有益	24	1
	有益ではない	3	41
精度		0.889	0.976
			0.957

5 人の多数決によって有益な意見を 27 件、有益ではない意見を 42 件に分類した。また 7.2 節の学習データを 6.1 節の素性を用いて生成したモデルを用いて libSVM に適用し比較した。

7.4.2 実験による評価結果

実験による評価結果を表 9 に示す。

7.4.3 考察

7.4.2 項から実験に適用した際に 69 件の意見を 25 件に絞り込んでおり、約 35% に削減している。1 分間に 1,000 件の意見が投稿されるような大規模な議論では、Twitter における平均文字数は約 30 文字であることから、すべての意見を読むためには 1 分あたり 30,000 文字を読む必要がある [13]。人間が 1 分間で読むことができる平均文字数は 500 文字であるが、訓練された意見分析者は読む速度が速いことを想定して、ここでは 1 分間に 1,000 文字を読むことができると仮定する [14]。しかし 1 分間で 30,000 文字を読むには意見分析者が 30 人も必要となり現実的ではない。しかし意見を約 35% に絞り込むことで必要な意見分析者の人数は約 10 人となり、十分に集めることができる人数である。しかし意見分析者の人数が少ない場合や議論の流れによって投稿された意見の有益な意見の割合が 40% を超える場合がある。そのような場合、意見分析者の能力を超えてしまい有益な意見を見落としてしまう可能性がある。そのため抽出される有益な意見の数を調節できるような仕組みが今後必要である。

今回の実験の結果、精度は 0.957 と高い結果が得られた。今回の実験では保護者へフィルタリングの必要性について教育することが重要だと議論されており、たとえば例 3 のような意見が発言されていた。

例 5:「保護者への啓発活動は地域ごとにセミナーを開催するという形なのだろうか。具体的な実施内容が知りたい。」

例 5 の意見では「啓発活動」や「セミナー」といった未知の名詞が含まれている意見だが、正しく有益と分類している。

またフィルタリングについての議論において例 4 や例 5 のような意見が発言されていた。

例 6:「映画などでうまくいっているのなら、フィルタリングにも導入したらどうか。かかるコストが大きい

のか?」

例7:「映画などでもレーティングをしているが、フィルタリングも段階を分ければいいのではないか?」

例6と例7はフィルタリングという既知の話題について述べているが、「映画」や「レーティング」というような未知の名詞を含んでおり、新たな視点を持つ意見である。これらのように新たな視点を持つ意見も正しく有益な意見として分類している。

このように例5のような未知の話題について述べている意見だけではなく、例6と例7のように既知の話題だが新たな視点を持つ意見も正しく有益な意見として分類している。これらのことから固定された名詞セットを素性として使うことによって起こる未知な話題に関して述べている意見について分類することが困難であったことを解決しており、5章の(2)の要件を満たしている。

以上のことから新たな名詞や傾向を持つ意見を含む議論においても高い精度で有益な意見に絞り込み、意見分析者の負担を軽減している。

8. まとめ

本研究ではTwitterに投稿されるような短い文章において有益な意見に絞り込むために機械学習における新たな素性を提案し評価を行った。6章で述べたMAUOS方式によって短い文章において特徴を抽出し、未知な話題の意見についても分類できた。このように意見の対象や意見の種類、過去に投稿されたことのない名詞の出現頻度といった素性を用いることで特徴を抽出することが困難である短い文章を機械学習に適用しても高い精度が得られる。したがって一般の議論システムにおいて意見の対象および意見の種類を付与することが望ましい。

しかし7.3節の評価の結果、意見の対象および意見の種類の誤選択があり、そうした意見が誤分類されている。このような誤選択を防ぐために意見の対象および意見の種類の項目についてさらなる検討を行い、短い文章の中でもさらに的確に有益な意見を抽出できるように検討したい。また7.4節で述べたように意見分析者の能力を超えた数が有益な意見として抽出された場合、見落としてしまう可能性がある。したがって抽出される有益な意見の数を調整できるように検討したい。このような改善を行いつつ、さらなる実験を行い議論において有益な意見を抽出するシステムの提案を行っていきたい。

参考文献

[1] 佐々木良一, 杉本尚子, 矢鳥敬士, 増田英孝, 吉浦 裕, 鯨島正樹, 船橋誠壽: IT リスク対策に関する社会的合意形成支援システム Social-MRC の開発構想, 情報処理学会論文誌, Vol.52, No.9, pp.2562–2574 (2011).

[2] 大河原優, 高草木一成, 山田雄大, 矢鳥敬士, 増田英孝, 小林哲郎, 佐々木良一: IT リスク対策に関する社会的合

意形成支援システム Social-MRC の情報フィルタリング問題への試適用と考察, 日本セキュリティマネジメント学会誌, Vol.25, No.3, pp.15–23 (2011).

[3] Harry, D., Green, J. and Donath, J.: backchan.nl: Integrating backchannels in physical space, *Proc. 27th International Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.1361–1370, ACM (2009).

[4] 小林智也, 西本一志: Chatplexer: チャットを併用する口頭発表における発表者のための重要発言選択支援の試み, 情報処理学会論文誌, Vol.53, No.1, pp.12–21 (2012).

[5] 村上明子, ルディ・レイモンド: オンラインディベートにおけるテキストと行動に基づいた意見の分類, 2010年度人工知能学会全国大会(第24回), JSAI2010, 3A4-3 (2010).

[6] Galley, M., McKeown, K., Hirschberg, J. and Shriberg, E.: Identifying Agreement and Disagreement in Conversational Speech: Use of Bayesian Networks to Model Pragmatic Dependencies, *Proc. 42nd Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL'04)*, pp.669–676 (2004).

[7] 江村恒一, 安木 慎, 宮崎誠也, 久保山哲二, 青木輝勝, 安田 浩: SVM を用いたモブログテキストからの感情抽出(情報抽出, 特集「Web 情報処理」及び一般), 電子情報通信学会技術研究報告, KBSE, 知能ソフトウェア工学, Vol.106, No.473, pp.61–66 (2006).

[8] 藤川智英, 鍛冶伸裕, 吉永直樹, 喜連川優: マイクロブログ上の流言に対するユーザの態度の分類, 電子情報通信学会技術研究報告, DE, データ工学, Vol.111, No.76, pp.55–60 (2011).

[9] 小坂龍一, 青野雅樹: 機械学習を用いた Tweet の多カテゴリ分類, DEIM Forum 2012, F5-1 (2012).

[10] Sriram, B., Fuhry, D., Demir, E., Ferhatosmanoglu, H. and Demirbas, M.: Short Text Classification in Twitter to Improve Information Filtering, *Proc. 33rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, pp.841–842, ACM (2010).

[11] 佐々木良一, 日高 悠, 守谷隆史, 谷山充洋, 矢鳥敬士, 八重樫清美, 川島泰正, 吉浦 裕: 多重リスクコミュニケーションの開発と適用, 情報処理学会論文誌, Vol.49, No.9, pp.3180–3190 (2008).

[12] 谷山充洋, 日高 悠, 荒井正人, 甲斐 賢, 伊川宏美, 矢鳥敬士, 佐々木良一: 多重リスクコミュニケーションの企業向け個人情報漏洩問題への適用, 日本セキュリティマネジメント学会誌, Vol.23, No.2, pp.34–51 (2009).

[13] creativi.tea: 【分析】ツイートは平均 43.5 文字! 本文のみ 30.7 文字! Twitter アプリ(クライアント)の平均文字数(長さ)ランキング by Twitter4J その6, 入手先 (<http://teapipin.blog10.fc2.com/blog-entry-200.html>) (参照 2013-11-27)

[14] 株式会社ザイナス: 読書速度測定, 入手先 (<http://www.zynas.co.jp/genius/sokudoku/sokutei.html>) (参照 2013-11-27)

[15] 安藤 駿, 増田英孝, 矢鳥敬士, 佐々木良一: 社会的合意形成支援システム Social-MRC の拡張と 100 人規模の実験への適用, 日本セキュリティ・マネジメント学会, 第 27 回全国大会, pp.155–162 (2013).

[16] 猪瀬裕介, 安藤 駿, 増田英孝, 矢鳥敬士, 佐々木良一: 社会的合意形成システム Social-MRC へ投稿される意見の総合的分類ツールの提案と開発, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2013) シンポジウム, pp.812–819 (2013).

[17] 市川恵一, 吉原正寛, 矢鳥敬士, 増田英孝, 佐々木良一: Social-MRC における一般関与者への情報提供システムの提案, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル

- (DICOMO2013) シンポジウム, pp.312–315 (2013).
- [18] 矢田裕之, 上原邦昭: Support Vector Machine を用いた Text Categorization, 電子情報通信学会技術研究報告, DE, データ工学, Vol.99, No.202, pp.51–56 (1999).
- [19] Togetter : TPP 反対論 まとめ, 入手先 (<http://togetter.com/li/208403>) (参照 2012-02-14)
- [20] Togetter : TPP について, 入手先 (<http://togetter.com/li/89466>) (参照 2012-02-14)
- [21] Rong-En, F., Pai-Hsuen, C. and Chih-Jen, L.: Working set selection using second order information for training support vector machines, *The Journal of Machine Learning Research*, Vol.6, pp.1889–1918 (2005).



安藤 駿

2012年東京電機大学未来科学部情報メディア学科卒業。2014年同大大学院修士課程修了。現在、日本情報通信株式会社に所属。



猪瀬 裕介

2013年東京電機大学未来科学部情報メディア学科卒業。現在、同大大学院修士課程に所属。



増田 英孝 (正会員)

1995年東京電機大学大学院工学研究科電気工学専攻博士後期課程修了。博士(工学)。同年東京電機大学工学部電気工学科助手。東京電機大学工学部情報メディア学科講師, 助教授を経て, 現在, 東京電機大学未来科学部情報メディア学科教授。Webマイニング, ソーシャルメディアの活用等の研究に従事。ACM, 言語処理学会各会員。



佐々木 良一 (フェロー)

1971年3月東京大学卒業。同年4月日立製作所入社。システム開発研究所にてシステム高信頼化技術, セキュリティ技術, ネットワーク管理システム等の研究開発に従事。2001年4月より東京電機大学工学部教授, 2007年4月より未来科学部教授, 工学博士(東京大学)。1998年電気学会著作賞受賞。2002年情報処理学会論文賞受賞。2007年総務大臣表彰等。著書に、『ITリスクの考え方』(岩波新書, 2008年)等。日本セキュリティ・マネジメント学会会長, 内閣官房情報セキュリティセンター情報セキュリティ補佐官。