

# 社会的合意形成支援システム Social-MRC において 意見分析者に与える情報を自動化する機能の開発と評価

安藤 駿<sup>†1</sup> 猪瀬 裕介<sup>†1</sup> 増田 英孝<sup>†2</sup> 佐々木 良一<sup>†2</sup>

一つのリスクへの対策が別のリスクを生み出す多重リスクの問題が存在する中で、多様な価値基準を持つ利害関係者との間で、セキュリティ対策選定に関して合意を形成するためのリスクコミュニケーションが重要を増している。特に、関与者が数千人を超える社会的合意形成が必要な問題が増えており、こうした問題を支援するシステムの必要性が高まっている。そこで、著者らはそれらの問題を解決するために社会的合意形成支援システム Social-MRC を開発している。Social-MRC は、オピニオンリーダー向けの合意形成を支援する MRC-Studio と一般関与者の議論の参加を支援する MRC-Plaza の二階層で構成されており、MRC-Plaza においては一般関与者が投稿した意見を分類及び分析し、有益な情報を自動的にオピニオンリーダーやファシリテータに提示する機能が求められる。本稿では一般関与者の意見を自動的に分類及び分析する上で必要な Twitter 利用者インタフェースの改善や有益な情報に対して、自然言語処理や機械学習、特徴語と手がかり表現を用いて半自動的に選定する方法の開発と評価結果について報告する。

## Development and evaluation of functions for automatic classification of information given to opinion leaders in social consensus formation support system S-MRC

HAYAKI ANDO<sup>†1</sup> YUSUKE INOSE<sup>†1</sup> HIDETAKA MASUDA<sup>†2</sup>  
RYOICHI SASAKI<sup>†2</sup>

### 1. はじめに

近年一つのリスクへの対策が別のリスクを生み出す多重リスクの問題が存在する。例えば、個人情報漏洩を防ぐために従業員のメールを監視することにより、プライバシーの問題が発生するようなものである。そのような中で、多様な価値基準を持つ利害関係者との間で、セキュリティ対策選定に関して合意を形成するためのリスクコミュニケーションが重要であると考えられている。そのため、コストや複数のリスクを考慮しつつ最適な対策案の組み合わせ求め、経営者や従業員といった意思決定関与者の合意を形成していくことを支援するためのツール「多重リスクコミュニケーション (Multiple Risk Communicator : 以下MRC)」が開発された<sup>1)</sup>。しかし関与者が数千人を超える問題には適用できず、解決方法の確立が求められた。そこで、著者らはそれらの問題を解決するために社会的合意形成支援システム Social-MRC を開発している<sup>3)</sup>。Social-MRC は、オピニオンリーダー向けの合意形成を支援する MRC-Studio と一般関与者の議論の参加を支援する MRC-Plaza の二階層で構成されている。プロトタイプを作成し、実験を行ったところ自動的に意見を分類する必要があることが明確になったため、

新たに意見分類フローを追加した。意見分類フローの内、有益意見分析システムでは一般関与者が Twitter を利用して入力した意見を分類及び分析を行い得られた重要な情報をわかりやすく意見分析者に表示することが要求される。そのため次のような方式を開発した。

① Social-MRC では、数千人の参加者が想定されているが、参加者の中には積極的に意思表示することができない人がいる可能性がある。そのような人の意見を容易に反映できるようにするため投稿された意見に対して賛成や反対の意思表示が容易にできるようにする。

② Twitter の意見は短いので自然言語処理だけで意見の分類や意見の分析を自動的に行うのは容易でない。そこで Twitter の入力時に一般関与者が自分の意見の分類を容易に実施できるようにする。

③ その上で、自然言語処理や機械学習に基づく分析方法を確立し、有益な意見を抽出できるようにする。

本稿では一般関与者の意見を自動で分類する上で必要な方式の開発と評価結果について報告する。

なお、社会的合意形成支援システム Social-MRC において意見の分類を総合的に支援するツールの開発については文献[16]に、一般関与者への情報提供システムについては文献[17]に詳しく記述しているので参照願いたい。

†1 東京電機大学大学院 未来科学研究科 情報メディア学専攻 情報セキュリティ研究室

†2 東京電機大学

## 2. 先行研究

Web上の意見を自動的に分類する様々な研究が行われている。

例えば、Twitter上の意見の真偽を判定する研究や掲示板の意見の対象や行動、印象などのイベントを解析する研究が行われている<sup>4)5)</sup>。これらの研究では、意見に対して形態素解析や構文解析などの自然言語処理を用いた分析を行なって得られた意見の特徴を用いて分類を行うものである。

以上のような先行研究では、投稿された意見に対して自然言語処理を用いた分析のみ行なっている。しかし本提案方式では自然言語処理と他の機能と組み合わせ大量の発言の中からほぼリアルタイムで有益な意見の自動的な分類を行う。

## 3. 多重リスクコミュニケーター MRC

### 3.1 MRCの開発背景と概要

MRCの開発背景と目的は以下のとおりである。

(1) 多くのリスク(セキュリティリスク、プライバシーリスクなど)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、対策の最適な組み合わせを求め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、対策案の最適な組み合わ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。

#### (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

組み合わせの中から許容出来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1に示すように専門家が利用する専門家向け入出力部や意思決定関与者が利用する関与者支援部、演算部、全体制御部、DB部、ファシリテータが利用するネゴシエーション基盤などから構成されている。MRCの利用者として、ファシリテータや専門家、意思決定関与者などがいる。

### 3.2 MRCの適用例

MRCを個人情報漏洩や内部統制問題などに適用し、有効性があることが確認された<sup>2)</sup>。しかし、うまく対応できるのは企業や地方自治体などの組織において、代表者が数名集まり、合理的に合意形成しようとする場合であった。し

かし、関与者が数千人を超える社会的合意形成の問題に適用することはできず、解決方法の確立が求められた。

## 4. 社会的合意形成支援システム Social-MRC

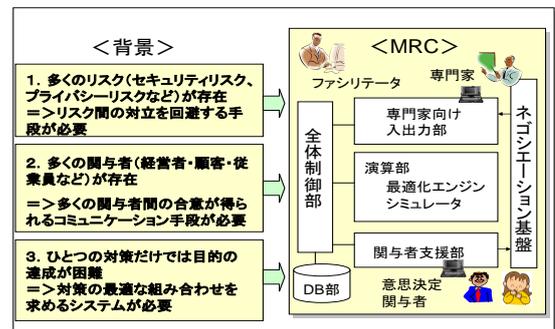


図 1 MRC の概要

Figure 1 Overview of MRC

### 4.1 Social-MRCの開発背景と概要

上記の問題点を解決するため、Social-MRCには、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。

#### (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、MRCを用いて最適解を

演算する

#### (4) 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

第一階層 (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、既存の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、第二階層 (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2参照)。



図 2 Social-MRC の概要

Figure 2 Overview of Social-MRC

## 4.2 プロトタイプによる適用実験

既存の MRC を MRC-Studio のプロトプログラムとし、今回開発した MRC-Plaza と組み合わせたものを Social-MRC のプロトタイプとした<sup>3)</sup>。

MRC-Plaza は、動画配信部、投票入力部、投票出力部、MRC-Studio の最適解出力部、一般関与者意見入力部、意見出力部により構成されている。動画配信部は、一般関与者がオピニオンリーダーたちの議論風景を視聴するためのもので、今回は動画共有サイトである Ustream を利用した。投票入力部、投票出力部は一般関与者による、オピニオンリーダーや最適解の支持、不支持などを調査する際に使用される。今回は投票サイトである Twtpoll を使用して実装した(図 3)。

プロトタイプを用いて、20 人程度の規模の合意形成実験を行った。その結果、Social-MRC の運用手順は妥当であり、システムそのものも有効であるという見通しを得ることができた<sup>6)</sup>。しかし関与者が数千人になると Twitter からの入力する人数が膨大になり、投稿された意見を人の目で見て分析及び分類することが困難になると考えられる。そのため半自動的に分析及び分類するシステムが必要だと明確になった。



図 3 MRC-Plaza の画面

Figure 3 Screen design of MRC-Plaza

## 5. Social-MRC の改良

### 5.1 改良点概要

4.2 節で述べた新たな要件を満たすためには、ファシリテータにとって必要な意見を予めシステムで分析及び分類し、提示する必要がある。

そこで、図 4 に示すような機能を持たせることにした。ここでは (1) 一般関与者の意見の中で有益だと考えられる意見を抽出する意見分析者と (2) 議論を聞きつつ、現在行われている議論に最も必要な意見を抽出するサブファシリテータがいるということを前提にしたものとなっている。ファシリテータは司会進行をすることから議論に集中する必要があるため、ファシリテータ本人が分類することはできないためである。

以下、図 4 に示すフローに沿って説明を加える。

① 一般関与者は最適解や議論の中継を閲覧し、それについて意見を投稿する。

② 一般関与者の意見を機械学習による分類機能及び特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能を用いて自動的に分析及び分類する。機械学習による分類機能または特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能のどちらか一方が有益と分類したものを有益な意見とする。取り上げる意見の数は 1 分に 100 件程度が望ましいと考えている。たとえば意見が 1 分間に 1000 件あった場合は、その 10% の 100 件程度に絞り込む。

③ 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。さらに表示する意見を絞り込む際には①において付与された情報を用いて、意見を絞り込む。また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、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だと考えられる意見を 2 件程度取り上げ、ファシリテータに提示する。

⑤ ファシリテータは④においてサブファシリテータが取り上げた意見をオピニオンリーダーに伝える。

このような多段階で分析及び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及び分類することができる。

なお、Social-MRC の改良点の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。

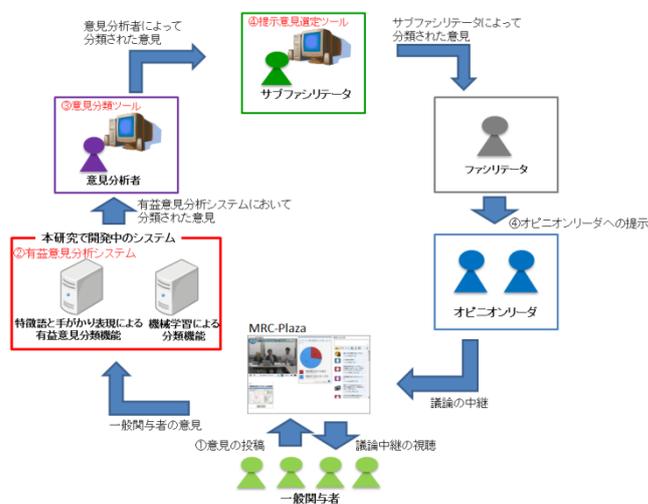


図 4 投稿された意見のフロー

Figure 4 Process flows of posted opinions

## 5.2 有益意見分析システム

有益意見分析システムは 5.1 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情報の付加や必要な意見を抽出する役割がある。有益意見分析システムには 5.2.2 項の特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能と 5.2.1 項の機械学習による分類機能の 2 つの機能の 2 つの機能から構成されている。機械学習は万能ではない。特に Twitter の意見のような短い文章を実際に分類すると誤分類が多い。そのため、そのような誤分類を正しく分類できるようにするために、機械学習による分類機能に加えて特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能が実装されている。またそれぞれの機能の特徴を生かし、お互いの機能の誤分類を補うように実装しているため、どちらか一方が有益と分類した意見を最終的に有益な意見とする。

### 5.2.1 機械学習による分類機能

有益な意見の特徴語と手がかり表現は既知のものだけではないと考えられる。特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能では、特徴語と手がかり表現を指標に分類している。したがって手がかり表現に囚われず有益な意見を分類することができる機械学習による分類機能が必要である。

### 5.2.2 特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能

特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能では一定の手がかり表現の持つ有益な意見を抽出するための機能である。5.2.1 項の機械学習による分類機能では、既知の意見と同じ傾向がある意見を分類するものである。本機能では、手がかり表現を用いることで、その特徴さえ含まれていれば、異なる傾向があっても分類することができる。

## 5.3 意見分類ツール

意見分類ツールは 5.1 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。

## 5.4 提示意見選定ツール

提示意見選定ツールは 5.1 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、5.3 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だ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及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。

## 6. 有益意見分析システムへの要求

5.2 節で述べた有益意見分析システムでは意見分析者の分類を容易にするために情報の付加や必要な意見を抽出する役割がある。その結果を受け取った意見分析者は有益な意見をサブファシリテータに送るといったような図 4 の意見分類フローによって最終的に関与者全員の合意を得ることが求められる。そのため、有益意見分析システムでは以下の二点の要求が考えられる。

(1) 関与者全員の合意を得るためには、すべての一般関与者の意見を取得する必要がある。しかし一般関与者の中には満足に意見を投稿し意思表示をすることができない人がいることが考えられる。そうした人の容易に意思表示できるような機能が必要である。

(2) 意見分析者が分類する際に意見を絞込み、一度に見る意見を減らすことが求められる。そのため、有益な意見だけ表示する機能が必要である。

本研究ではこれらの 3 つの要求を満たすために 7 章で述べる提案方式の実装を行い、提案方式の評価を行った。

## 7. 提案方式

### 7.1 意見評価機能

6章で述べた要求 (1) 満たすために、意見の記述をせずに意思表示が可能になるツイート評価機能を実装した。ツイート評価機能とは投稿された意見に対して賛成及び反対ボタンを付与し、そのボタンを押下することで賛成または反対の評価が行える機能である (図5参照)。

この機能を用いることにより、意思表示が困難な一般関与者が、自分の意見に近いものやそうでないものに対して評価を行うことで議論に参加することが可能になる。それにより、ツイート評価機能の結果をファシリテータやオピニオンリーダに提示することで、意思表示が困難な一般関与者の意見を議論に反映させることが可能となる。

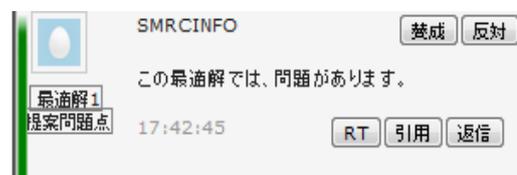


図 5 投稿された意見と賛成・反対ボタン

Figure 5 Posted tweet with pros and cons buttons

### 7.2 セレクトメニューによる分類自動化機能

6章で述べた要求 (2) を満たすために、一般関与者が意見を投稿する際に、意見の対象や意見の種類をセレクトメニューで選択してもらうことにより、意見の分類を素早く自動的に行う機能を実装した。意見の対象や意見の種類を分類することで、有益な意見の分類を容易にすることができる。

意見の対象は各オピニオンリーダーや MRC-Studio の各最適解, 各対策案に対してなど選択が可能である(表 1 参照). また意見の種類は, Twitter 上で他者が実際に行った議論を分析し, 議論時に分類が必要な項目を作成した(表 2 参照 78).

表 1 意見の対象

Table 1 Object items of opinions

項目	
1	各オピニオンリーダー
2	各対策案
3	各最適解
4	システムへ
5	その他

表 2 意見の種類

Table 2 Type items of opinions

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	-改善案の提示-
		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		

これらの分類項目を用いることにより, 議論に必要なものかどうかを分類することや, オピニオンリーダーやファシリテータが必要だと思う項目を表示することが可能になる. 例えば, 意見の対象を「最適解1」, 意見の種類を「提案の問題点提示」を選択し検索することにより, 最適解1の問題点に関する一般関与者の意見を表示することができる. したがって, 分類した意見に対して検索を行うことで有益な情報を与えることが可能になっている.

意見の対象及び意見の種類で選択された項目に対応したハッシュタグと議論用のハッシュタグが文字の後ろに自動的に付加され, それをもとに検索および分類を可能にした(図5参照).

一般的な Twitter アプリケーションでは, 自らハッシュタグを記入しなければならないため, 記入のし忘れや記入ミスにより分類することができないおそれがある. 本研究で

開発したアプリケーションでは, 図 6 に示すようなインタフェースを用いて意見を投稿してもらう. このインタフェースから意見をツイートした際に自動的に議論用のハッシュタグや意見の対象, 意見の種類において選択された項目に対応するハッシュタグを付与するため, 確実に自動的に分類を行うことができる.

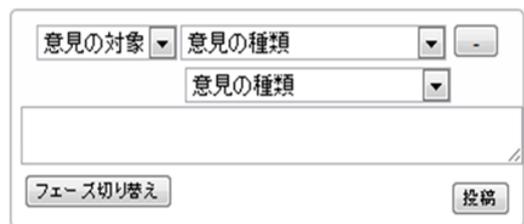


図 6 投稿インタフェース

Figure 6 Screen design for posting opinion

### 7.3 有益意見分析システムの機能

意見を意見の対象や意見の種類によって分類するだけでは, 議論に不必要な意見も表示されてしまう恐れがある. そのため有益意見分析システムでは, 議論に必要な有益な意見を抽出する. 有益意見分析システムは2つの機能から構成されている. 一つ目の機能は特徴語と手がかり表現を用いて有益な意見を抽出する特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能である. 二つ目の機能は人出による教師データを用いて有益な意見を抽出する機械学習による分類機能である. 機械学習は万能ではなく, 特に Twitter の意見のような短い文章の分類は困難である. したがって機械学習の誤分類を補うために特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能が実装されている. そのため, それぞれの機能の特徴を生かし, お互いの機能の誤分類を補うように実装しているため, どちらか一方が有益と分類した意見を最終的に有益な意見とする.

#### 7.3.1 機械学習による分類機能

有益な意見の手がかり表現は既知のものだけではないと考えられる. 特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能では, 特徴語と手がかり表現を指標に分類している. したがって特徴語と手がかり表現に囚われず有益な意見を分類することができる機械学習による分類機能を実装した.

機械学習には様々なものがあるが, 今回は SVM(Support Vector Machine)を用いた<sup>13)</sup>.

##### ① 学習データ

4.2.1 項のフィルタリング機能と同様のデータである以前行った実験の際に投稿された 299 件の意見を用いた. 分類の結果, 有益な意見は 36 件, 有益ではない意見は 263 件である. また形態素解析には, 形態素解析エンジンである Sen を用いた.

##### ② 素性

3.3.2 項で述べた有益な意見の定義に従って、様々な特徴を組み合わせて検討した結果、以下の5点の特徴の組み合わせを実装した。

1 点目として一般的に名詞は検索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)を素性の候補とする。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。また名詞の連続は複合名詞として連結して一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み合わせを素性として用いる。

2 点目として、助動詞は体言や用言に意味を添える役割をするため、有益な意見の特徴になる。例えば「らしい」という助動詞を用いることによって、意味が曖昧になる。このように、助動詞は素性になると考えられる。

3 点目として、句点の総数を把握することにより、文章数を解析することができる。有益な意見の文章数には一定の傾向があると考え、句読点の総数は素性になると考えられる。

4 点目として、有益な意見には十分な情報が記述されていないといけない。十分な情報を記述するには、文字数が多くなると考えられる。そのためツイート全体の文字数は素性になると考えられる。

5 点目として、一般関与者が意見を投稿する際に選択する意見の対象及び意見の種類が有益な意見の特徴になると考えられる。何に対する意見なのかという意見の対象やどのような意見なのかという意見の種類はその意見の意味を表しているため有益な意見を分類するにあたって重要である。そのため、意見の対象及び意見の種類は素性になると考えられる。

これら5つの特徴から以下の6つの素性が考えられる(表3参照)。

表3 素性一覧  
Table 3 List of features

	素性	次元数
1	重要な名詞のセットの出現頻度	100
2	助動詞の基本形の出現頻度	37
3	ツイート中の句点の出現頻度	1
4	ツイート全体の文字数	1
5	ツイートに付与された意見の対象の項目	4
6	ツイートに付与された意見の種類項目	13

重要な名詞セットの出現頻度では、情報フィルタリング問題の資料である賛成派意見書、反対派意見書、対策案一

覧に出現する名詞について重要度を tfidf を用いて演算している<sup>10-12)</sup>。素性とするのは上位100件である。演算した重要度の上位100件の各名詞の出現回数を一つの素性とした。

助動詞の基本形の出現頻度では、投稿された意見の中の各助動詞の基本形の出現頻度を素性とした。助動詞の表現を素性とするため、各助動詞の基本形の出現回数を素性とした。

ツイート中の句点の出現頻度では、文章全体の句点の総数を素性とした。

ツイート全体の文字数では、文章全体の文字数の総数を素性とした。

ツイートに付与された意見の対象の項目及び意見の種類項目では、各項目を一つの素性としている。付与された意見の対象の項目及び意見の種類項目に関して1にし、その他を0としている。

### 7.3.2 特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能

特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能では有益な意見によく出てくる特徴語と手がかり表現を持つ有益な意見を抽出するための機能である。

有益な意見がどのような特徴語や手がかり表現を持つか分析を行うために以前行った実験の際に投稿された299件の意見を用いた。有益な意見の定義は、ファシリテータが一般関与者の意見を知る上で必要になる意見である。この定義に従って、すべての投稿文に対して5人の多数決によって有益か有益ではないかの分類した。分類の結果、有益な意見は具体的な提案や疑問や問題の提示など議論を深めようとしている意見であった。そのため特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能では、議論を深めようとしている意見を分類することを目的にした。

有益な意見及び有益ではない意見を分析し、以下のような特徴が見られた。

① 議論すべき重要な名詞を用いている。対象問題が情報フィルタリング問題の場合、その資料である賛成派意見書、反対派意見書、対策案一覧に出現する重要な名詞の上位50件を用いている<sup>10-12)</sup>。重要度の演算には tfidf を用いている。

② 議論を深めようとしている特徴がある。深めようとしている表現として表4に示す表現や具体的な数字や割合が含まれている。

例えば、「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!」という意見が有益な意見であった。この投稿文の中には「教育」という議論すべき重要な名詞を用いている。また「具体的にどうすべきなのでしょうか」などと教育という議論すべき重要な名詞の議論を深めようとしている。このように①と②の特徴を用いることで例に挙げたような議論すべき重要な名詞の議論を深めようとしている意見を抽出することができる。

特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能では上述した①と②の特徴を両方含むものを有益として分類する。そうすることで①や②の特徴を持たないような不必要な意見を取り除きつつ、議論にとって重要な単語を深めようとする有益な意見を分類することができる。

表4 議論を深める手がかり表現一覧  
Table 4 List of clue expression to deepen the discussion

問題がある
どう考えて
どういう
どうなの
どうでしょう
どのような
どういった
はっきり
どのくらい
内容
基準

### 7.3.3 有益意見分析システムの精度

7.3.2 項の特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能と 4.2.2 項の機械学習による分類機能の精度について述べる。

#### ①評価用データ

7.3.1 項の機械学習による分類機能の学習データと同じデータを用いた。有益な意見は 36 件、有益ではない意見は 263 件である。

#### ②手順

前述した評価用データの意見に対して、7.3.2 項の特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能及び 7.3.1 項の機械学習による分類機能を用いて分析及び分類を行った。機械学習による分類機能は libSVM を用いて 10 分割の交差検定を行った<sup>14)</sup>。libSVM のパラメータは SVM-type は C-SVC, Kernel type は Radial basis function, Crss validation mode は 10, 分類は二値分類と設定した。

機械学習による分類機能と特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能を組み合わせることによって精度が改善されたか検証する必要がある。そのため、それぞれの機能の精度と、総合的な精度を求めた。それぞれの機能及びシステム全体の精度と実際の分類について、分類項目である「有益」と「有益ではない」についての割合を表 5, 表 6, 表 7 に示す。実際の分類とは、人手によってラベル付けした正例(有益)・負例(有益ではない)を示す。

表5 機械学習による分類機能の精度

Table 5 Accuracy of the analysis function using natural language processing and machine learning

		実際の分類	
		有益	有益ではない
機械学習	有益	17	2
	有益ではない	19	261
精度		0.930	

表6 特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能の精度

Table 6 Accuracy of the analysis function using clue expression and the characteristic word

		実際の分類	
		有益	有益ではない
特徴語と手がかり表現	有益	11	3
	有益ではない	25	260
精度		0.906	

表7 有益意見分析システムの精度

Table 7 Accuracy of the useful opinions analysis system

		実際の分類	
		有益	有益ではない
システム全体	有益	25	5
	有益ではない	11	258
精度		0.946	

表 5, 表 6, 表 7 より 2 つの機能を用いて意見を分類することによって精度が向上しているのが分かった。特に有益な意見の誤分類を減らし、より正確に有益な意見を抽出している。同時に有益ではない意見を有益と誤分類している意見が増加した。誤分類を減らすために有益ではない意見と分類するフィルタが必要だと考えられる。

また表 7 より全体の精度は 0.946 であることから精度は高い。有益意見分析システムによって 299 件中 30 件と 10% 程度の意見を有益と分類している。したがって 5.1 節の②で述べた 10% に絞り込む要件を満たしていることがわかった。有益な意見を誤って有益ではないと分類する傾向があるが、全体の精度や有益な意見を分類する割合から Social-MRC の本実験の際に有効である見通しがついた。

## 7.4 開発環境

前述した提案方式を MRC-Plaza に実装を行った。現在、7.1 節の意見評価機能、7.2 節のセレクトメニューによる分

類自動化機能、7.3.2項の特徴語と手がかり表現による有益意分類機能、7.3.1項の機械学習による分類機能の実装が完了している。

開発環境としてOSはWindow 7 Home Premium、開発言語はJava, Javascript, HTML, ライブラリはjQueryとHighcharts, ステップ数は5046ステップである。

## 8. 評価

### 8.1 実験概要

数千人の合意形成が可能かどうか評価をするために実験を行った。数千人の合意形成の見通しをつけるために、今回は一般関与者が100人規模(実際には80人程度)の実験を行った。実験を通して7章で述べた提案方式の評価を行った。

実験の対象問題として情報フィルタリング問題を扱い、オピニオンリーダは賛成派と反対派の二人で実験を行った<sup>6)</sup>。実験の合意形成手順は以下の通りである。

#### (1)オピニオンリーダの主張の説明

各オピニオンリーダの主張を提案する最適解と共に説明を行い、この説明を配信し一般関与者がMRC-Plazaで閲覧する。

#### (2)投票

一般関与者がどのオピニオンリーダに支持するかMRC-Plazaを用いて投票行う。ここで最も支持されたオピニオンリーダの最適解を今後の議論ベースにする。

#### (3)議論

ファシリテータの進行のもと(2)で決定した最適解をベースにオピニオンリーダ同士で議論を行う。一般関与者は議論の中継や最適解をMRC-Plazaで閲覧し、意見の投稿する。

#### (4)最適解の演算

議論から得られた対策効果やパラメータの値、制約条件の値をMRCの専門家が入力し、暫定合意解を求める。

#### (5)投票

(4)で求められた暫定合意解について一般関与者が支持するかの投票を行う。支持されない場合は、(3)に戻り、暫定合意解についての議論を行う。

### 8.2 アンケートによる評価

7.1.1項で述べた(3)において、7章で述べた7.3節の提案方式を除く機能を実装したアプリケーションを利用し、意見を投稿してもらった。実験後、一般関与者に対して提案方式の有用性を確認するための1から5までの5段階で各項目に評価をしてもらった。表8ではアンケートの内容及び結果を示す。表9ではアンケート結果から得られた意見の投稿を行った割合や評価を行った割合を分析したツイート評価機能の考察を示す。

表8 アンケート結果

Table 8 Result of questionnaire

質問内容		平均(割合)
1	Twitterを利用している	15/20
2	Twitterアプリケーションのため使いやすかった	3.25
3	他の人の意見が見やすかった	3.6
4	意見を投稿した	14/20
5	(意見の投稿を行った方のみ)意見の対象,意見の種類の商品の選択はあまり悩まなかった	3.0
6	意見の対象,意見の種類の商品で分類することでどのような意見が分かりやすかった	3.6
7	各意見へ評価を行った	5/20
8	(評価を行った方のみ) 各意見への評価の操作は負担に感じなかった	3.71

表9 意見評価機能の考察

Table 9 Usage result of evaluation function

意見を投稿した	意見への評価を行った	割合
○	○	3/20
○	×	11/20
×	○	2/20
×	×	4/20

表8の6に関して平均3.6という評価を得た。この評価の理由として意見がわかりやすくなるといった意見や、参加者が増えれば利用価値が高まる可能性があるといった意見を得た。そのため、投稿された意見について意見の対象や意見の種類で分類することにより、意見が明確になり意見の検索で絞り込む際に分かりやすくなることで、ディレクタが分析をする際に分析が容易になる。したがって、7.2節のセレクトメニューによる分類自動化機能の有用性が確認することができた。

しかし、表8の5に関して平均3.0という評価を得た。6章で述べた要求(2)を満たすためには一般関与者が一意的に意見の対象や意見の種類を選択し、正確に分類する必要がある。しかし、この結果から一般関与者は一意的に選択できていないと考えられるため満足に解決できていないことが分かる。この評価の理由として以下の二点が挙げられる。

(1) 意見の対象の項目がわかりづらいといった意見が得られた。

(2) 投稿された意見から各オピニオンリーダへの主張する内容に関しての意見が多数を占めている。

これらのことから7.2節で述べた意見の対象では満足に意見の対象が選択することが行えていないことが分かった。したがって、意見の対象の項目に各オピニオンリーダの主張する内容を追加する必要がある。

表9の意見評価機能の考察から意見への評価のみ行った人が1割いるという結果を得た。そのため意思表示が困難な一般関与者の意見を収集できていることが分かった。この機能と意見の投稿と合わせ、意思表示している人が8割となった。今後参加者が増えた場合、更に意見を収集することができると考えられることから、ツイート評価機能の有用性を確認することができた。以上のことから、6章で述べた要求(1)を満たすことができたと考える。

### 8.3 実験結果による評価

実際の社会的合意形成においての4.2節で述べた有益意見分析システムの評価を行った。今回は、参加者が100人程度と1人の意見分析者ですべての意見を分類できると考えられる。そのためすべての意見と有益意見分析システムの結果を同時に見ながら、分類してもらった。その結果、意見が投稿されていた149件中、有益意見分析システムでは1件のみ有益と分類した。しかし、意見分析者が有益と判断した意見は6件であり、満足に分類できていない。意見分析者が有益と判断して有益意見分析システムでは有益ではないと判断した意見の例を表10に示す。このような問題の原因として下記の2点の問題点が考えられる。

(1) サーバが負荷に耐えることができなかった。今回の実験は前回の実験より一般関与者の人数が多いため、サーバが負荷あり、アクセスができなかった人がいた。そのため、議論の中継を閲覧し意見を投稿することが困難であったため、投稿された意見が少ないことやシステムへの苦情といった意見が多く有益な意見が少ないという問題があった。

(2) 有益意見分析システムの有益な意見を分類する機能が不十分だと考えられる。特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能を更に拡張し、様々な有益な意見の特徴に対応させる必要がある。そうすることで、より様々な特徴を持つ有益な意見を分類することができる。

例えば、表10の投稿文1のような意見では提案を行なっている。現在の特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能ではオピニオンリーダーへの質問を主に抽出している。そのためこのような提案の意見を抽出することができない。したがって特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能において、このような意見を抽出できるような手がかり表現を利用したフィルタを新たに追加する必要がある。また表10の投稿文2に示すようなシステムに関する苦情の意見が多く見られた。このようなシステムへの苦情は直ちに対応する必要がある。そのため、特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能において、新たにシステムへの苦情の意見を抽出するフィルタが必要である。

7.3.3項で述べた有益意見分析システムの精度では、特徴語と手がかり表現による分類機能を導入することで有益ではない意見を有益な意見と誤分類している意見が増加した。同様に新たなフィルタを追加することによって有益ではな

い意見を有益な意見に誤分類することが多くなると考えられる。このような誤分類を減らすために、有益ではない意見に分類するフィルタも必要である。

以上のようなフィルタを特徴語と手がかり表現による有益意見分類機能に実装し、同時に5.3節の意見分類ツールにおいて、それらを表示するインターフェースも必要である。

表10 誤判定された意見

Table 10 Example of misclassified opinions

投稿文1	年齢によって段階的に知る権利を変える方法もあると思います。
投稿文2	音声や動画はスムーズです。ただ、ツイートできるまでがかなり重いです

## 9. 今後の課題

本研究ではSocial-MRCにおける意見分析者の分類を容易にするために一般関与者の意見を自動的に分類するためのTwitterアプリケーションの開発と評価を行った。7章で述べた機能によって意見の分類や検索が可能になり、6章で述べたいくつかの問題点を解決することができた。また、8章で述べた評価から各機能についての有用性を確認することができたが、次のような要改善点も明らかになった。

(1) Social-MRC実験の際に投稿された意見に7.2節で述べたセレクトメニューによる分類自動化機能によって付与されたラベルごとの特徴の分析を行う。

(2) 現在では7.1節で述べたツイート評価機能の結果は意見分析者が意見を分類する際に用いることを想定している。ツイート評価機能の結果は意見分析者だけではなく、有益意見分析システムにおいて有益な意見を分類する際に利用できると考えられる。そのためツイート評価機能を有益意見分析システムで用いる手法の提案を行う。

(3) 8章で述べたように有益意見分類機能で扱う手がかり表現の拡張や7.2節で述べたセレクトメニューによる分類自動化機能の意見の対象及び意見の種類についての項目の改善を行う。

このような機能の提案と実装を重ねつつ実験を通した評価を行う。

## 参考文献

1) 佐々木良一, 日高悠, 守谷隆史, 谷山充洋, 矢島敬士, 八重樫清美, 川島泰正, 吉浦裕: 「多重リスクコミュニケーターの開発と適用」, 情報処理学会論文誌, Vol.49, No.9, pp.3180-3190 (2008).  
 2) 谷山充洋, 日高悠, 荒井正人, 甲斐賢, 伊川宏美, 矢島敬士, 佐々木良一: 「多重リスクコミュニケーター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 pp34-51(2009)

- 3) 佐々木良一, 杉本尚子, 矢島敬士, 増田英孝, 吉浦裕, 鮫島正樹, 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
- 4) 櫻井 茂明, 折原 良平:「文章構造情報を利用したイベント抽出法」, 人工知能学会全国大会論文集, 21st, 2H4-3(2007)
- 5) 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 111(76), 55-60, 2011-05-30
- 6) 大河原優, 高草木一成, 山田雄大, 矢島敬士, 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, No3, pp.15-23(2011)
- 7) Together, 「TPP 反対論 まとめ」, <<http://together.com/li/208403>> (2012.2.14.)
- 8) Together, 「TPP について」, <<http://together.com/li/89466>> (2012.2.14)
- 9) Together, 「『光の道構想』に関する Twitter 上の議論抜粋」, <<http://together.com/li/12482>> (2012.2.14.)
- 10) 増田, 賛成派意見書 <<http://smrc.cdl.im.dendai.ac.jp/Portal/document/20111031agree.doc>>, (2013.4.15)
- 11) 佐々木, 反対派意見書 <<http://smrc.cdl.im.dendai.ac.jp/Portal/document/20111031opposite.doc>>, (2013.4.15)
- 12) 東京電機大学 情報セキュリティ研究室, 対策案に関する資料, <<http://smrc.cdl.im.dendai.ac.jp/Portal/document/detail.xlsx>>, (2013.4.15)
- 13) 小田野崇, 「人工知能学会編:サポートベクターマシン」, オーム社, 2007年12月, 第1章
- 14) Chih-Chung Chang, Chih-Jen Lin, LIBSVM -- A Library for Support Vector Machines, <<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>>, (2012.5.17)
- 15) 安藤駿, 増田英孝、矢島敬士, 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」, JSSM 第 27 回全国大会研究報告書発表予定
- 16) 猪瀬裕介, 安藤駿, 増田英孝, 矢島敬士, 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」, DICOMO2013 発表予定
- 17) 市川恵一, 吉原正寛, 矢島敬士, 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」, DICOMO2013 発表予定