

議論システムにおける言語モデルを用いた賛成／反対意見の自動生成手法の検討*

☆古舞千暁, 滝口哲也, 有木康雄 (神戸大)

1 はじめに

情報網・Web2.0 の発展や放送のデジタル化により、情報整理が困難なメディア、映像、画像、音響などの普及が、情報の氾濫を招いている。情報量の爆発とプラットフォームの多様化により、ユーザーがほしい情報を入手できない状況にあり、効率的にユーザーが欲しい情報だけを入手できる環境が、必要とされてきている。そこで、我々人同士のコミュニケーション手段である対話を用いたインタフェースが注目を集めており、対話型インタフェースによる乗換案内システム [1] や情報案内システム [2, 3] が研究されてきた。我々は、ユーザーの批判的思考による物事の理解を促進する目的で議論システムを構築している。

本研究では、ユーザーが気になるニュースに出会った時に、それに関して議論できるシステムを構築し、ユーザーのニュースに関する理解を深めることを目指す。議論に関連する研究 [4, 5] はいくつか行われているが、我々が構築する議論システムでは、ユーザーの主張に対して類似する反論意見をシステムが提示することで、ユーザーと議論を行う。これまでにユーザーの主張や根拠の推定 [6]、意見のベクトル化手法について検討を行ってきた [7]。今回、意見提示における用例ベース手法の課題と、用例ベース手法で対応できない場合に、意見を自動生成する手法について検討を行ったので報告する。

2 用例ベース手法の議論システム

ユーザーがニュースに関する情報を得るだけでなく、対話的な行為を通して理解を深めることができる。見落としていた観点などを得ることができる。議論とは、互いに対立する意見を述べ、論じ合うことである。そのため、本研究では、Fig. 1 に示すように、言語理解部でユーザーの主張 (賛成/反対/どちらとも言えない) と根拠 (有/ 無) を推定し、推定したユーザーの主張に対して反論する意見 (ユーザーの主張が賛成なら反対の意見) をデータベースから決定し、ユーザーに提示することで議論を行う。ユーザーに意見を提示するために、あらかじめ、WWW 上で議題に対する賛成意見と反対意見を自動収集し、ディベートデータベースを構築し、システム発話として利

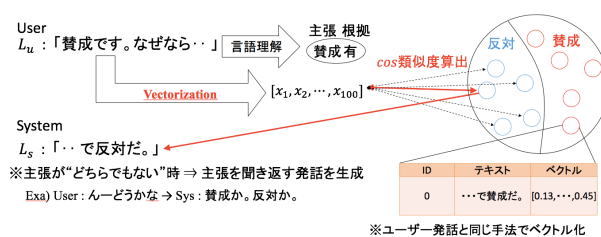


Fig. 1 Debate management

用する。

2.1 ディベートデータベース

井上らの手法 [8] に基づいてディベートデータベースを構築する。井上らは任意の議題に対して、賛成意見と反対意見を検索 API を用いて WWW 上から自動で収集している。その方法は、初期検索と再検索の 2 段階にわたる検索手法である。初期検索では、具体的な検索クエリを検索 API に入力することにより、高精度の検索を行う。例えば、X を議題とするとき、検索 API に「X に賛成 (反対) です」と入力し、「X に賛成 (反対) です」という表現が含まれる Web ページを取得する。取得された Web ページからテキストを抽出し、検索クエリの表現を中心に前後の文を取得し、意見候補とする。初期検索で使用する検索クエリとしては、例に挙げた表現の他に「X (に or は) 賛成 (です or だ or である or します)」の同義表現を用いる。

再検索では、初期検索で取得した意見の集合から、頻出する単語を関連語として抽出する。抽出した関連語の集合を「X 賛成 (反対)」の後ろに追加し、検索 API の入力として、Web ページを取得する。取得した Web ページからテキストを抽出し、検索クエリに使用した単語のうち、3 語以上を含むパッセージを意見候補として取得する。

上記のような初期検索と再検索は、賛成と反対に関してそれぞれ行い、意見候補を収集する。しかし、再検索として取得した意見は質の悪い文になるため、フィルタをかけることで、精度が高い意見のみを取得する。初めに、初期検索で取得した高精度の意見候補を学習データとして、賛成、反対を分類する 2 クラスの SVM 分類器を構築する。構築した分類器に初期検索と再検索で取得した各意見候補を入力し、スコアを

*Investigation of automatic generation of supporting/opposing opinions in debate system, by Kazuaki Furumai, Tetsuya Takiguchi, Yasuo Ariki (Kobe univ.)

出力させる．スコアが賛成と反対の中間に近い値の意見候補を除外することで、高精度な意見のみをデータベースに格納する．また、取得された賛成意見と反対意見は、個別に LDA(Latent Dirichlet Allocation) を用いてクラスタリングし、各意見のクラスをデータベースに格納する．

2.2 議論制御部

議論制御部では、ユーザーの発言に対して、システムの発言を決定する．例えば、推定されたユーザーの主張が賛成の場合はディベートデータベースに格納されている反対意見群からシステム発言を選択する．その際、ユーザー発言と $\cos$ 類似度が最も高い反対意見を選択する．また、過去に選択した意見のトピック(クラス)とは異なるトピックの意見をユーザーに提示することで、ユーザーに幅広い意見を提示することを可能にしている． $\cos$ 類似度の計算に用いるベクトル化手法については Sparse Composite Document Vectors (SCDV) [10] を用いる．

2.3 SCDV の概要

SCDV は、一度学習した Word2vec による単語空間上でクラスタリングを行い、その後、各単語がどのようなクラスに属しているかを考慮して、特徴ベクトルを拡張させ、文章に含まれる単語で特徴ベクトルの加算平均を計算する手法である．クラスタリングには Gaussian Mixture Model (GMM) が用いられる．本研究では、ディベートデータベースに格納した意見群を用いて、Skip-gram モデルによって作成した Word2vec[9] による 200 次元の特徴ベクトルを、10 個のクラスにクラスタリングした．結果として、SCDV による単語の特徴ベクトルは 2000 次元となった．

3 用例ベースによる生成の問題点

取り扱う議題として、“カジノ法案”、“死刑制度”、“原発再稼働問題”、“増税”の 4 つを設定し、それぞれについて WWW 上から自動で意見収集を行い、データベースを作成した．各議題で収集した意見数は Table 1 のとおりである．

Table 1 Number of opinions

	賛成	反対
カジノ法案	52	141
死刑制度	228	283
原発再稼働	124	320
増税	126	202

カジノ法案など、議題によって収拾量に差が生まれるといった問題がある．また、各議題で、賛成意見が

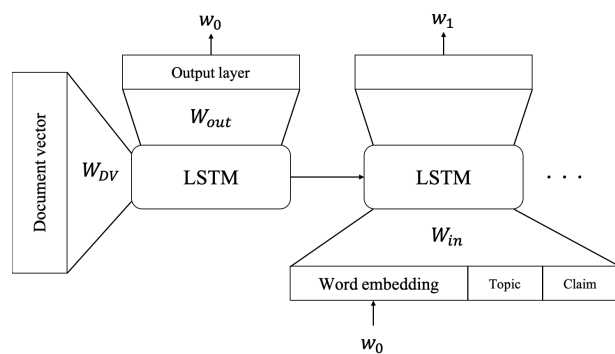


Fig. 2 提案モデル

収集しづらいといった問題点があり、システムが賛成の立場にたった議論を行う場合は、反対に比べて候補文が少なくなり、適切な応答が生成できない場合が増えるといった課題がある．そこで、用例ベースに加え、生成ベースを検討する．

4 言語モデルを用いた生成手法

Fig. 2 に、提案手法の概要図を示す．近年、RNN Encoder-Decoder を用いた場合に、入力層に単語に加え高次元の情報を表すベクトルを連結し、学習を行う手法が提案されている [11][12]．本研究では、言語モデルとして Long Short-Term Memories (LSTM)[13] を用い、議題 (topic) と主張 (claim: 賛成または反対) のベクトルを入力層に加えて連結し、生成を行うモデルを用いた．

反論意見の生成は、ユーザーの意見文を SCDV で Document Vector として入力し、主張ベクトルを入れ替えることで行う．それぞれのベクトルの要素は標準正規分布からサンプリングされ、議題ベクトルは 32 次元、主張ベクトルは 50 次元で学習を行った．

式 (1) のように SCDV によって作成した Document Vector を初期入力に用いて先頭単語の生成を行い、2 単語目以降は、式 (2) のように議題・主張を用いた計算を行う．いずれも、出力時の計算は式 (3) のように表すことができる．ここで、 i_t は入力ゲート、 f_t は忘却ゲート、 o_t は出力ゲートを表し、Document Vector からの入力重みを W_{DV} 、 $t \geq 1$ における LSTM への入力重みを W_{in} 、LSTM からの出力重みを W_{out} とし、 e_t は単語の分散表現、 t_i は議題ベクトル、 c_j は主張ベクトルである．議題と主張は、入力文ごとにあらかじめ推定されている．

$$\begin{bmatrix} i_0 \\ f_0 \\ o_0 \\ l_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma \\ \sigma \\ \sigma \\ \tanh \end{bmatrix} W_{DV} \cdot SCDV(D) \quad (1)$$

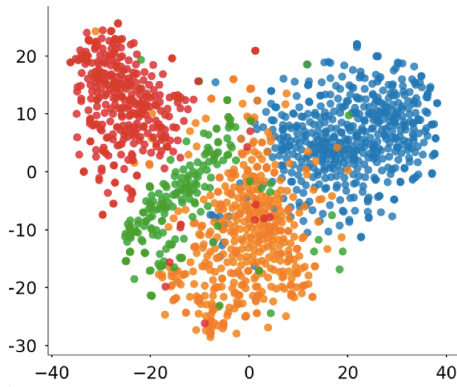


Fig. 3 SCDV を用いた意見群の可視化 (赤：増税 青：死刑制度 緑：原発再稼働 橙：カジノ法案)

$$\begin{bmatrix} i_t \\ f_t \\ o_t \\ l_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma \\ \sigma \\ \sigma \\ \tanh \end{bmatrix} W_{in} \cdot \begin{bmatrix} h_{t-1} \\ e_t \\ t_i \\ c_j \end{bmatrix} \quad (t \geq 1) \quad (2)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \quad (3)$$

$$w_t = \text{softmax}(W_{out}(h_t)) \quad (4)$$

5 実験・考察

本稿では、収集した意見データを用い、議題ベクトルと主張ベクトルを用いた提案モデル (SCDV-RNN3) により、SCDV からの意見の生成能力を BLEU によって評価した。議題や各議題の意見数は Table 1 の通りであり、1328 文を学習、148 文を評価に用いた。翻訳や対話などの seq2seq で用いられている RNN Encoder-Decoder モデル [14]、提案手法の入力層に議題・主張情報を用いないモデル (SCDV-RNN1)、議題ベクトルのみを用いたモデル (SCDV-RNN2) を比較した。結果を Table 2 に示す。

SCDV や議題・主張ベクトルを用いたモデルが最も良い結果を示した。RNN Encoder-Decoder と SCDV-RNN1 を比較しても、SCDV-RNN1 が良い結果を示している。これは、本研究のデータセットの特徴として、一文当りの単語数が多いのに対しデータ数が少ないため、Encoder を学習するよりも、SCDV を用いることで、学習するパラメータ数が削減できていることが要因であると考えられる。また、議題ベクトルを加えた効果が大きく見られるが、これは Fig. 3 に示すように、収集した意見文を SCDV で変換し、t-SNE を用いて次元削減を行い可視化した結果、議題ごとの分離が見られたため、議題ベクトルを加えることで、各議題で異なる語彙空間が学習しやすくなったものと考えられる。

6 主張ベクトルを用いた生成例

入力されたユーザの意見文に対して、“賛成”の意見文であれば主張ベクトルを“反対”に、“反対”の意見文であれば主張ベクトルを“賛成”に切り替えることで、入力された意見文に対し反論意見文の生成を行った例を Table 3 に示す。ただし、入力意見文は、Web 上から収集した意見の中で学習に用いなかったものを使用した。

賛成、反対といった明らかに主張と関係する単語が使い分けられていることがわかる。しかし、関連する単語が出現することで答えられているものもある一方、入力文の論点を捉えた反論を必ずしも行なっているとは限らず、より高次の処理を行う必要があると考えられる。また、BLEU では反論の適切さなどを評価できないため、今後は主観評価実験を行う必要があると考えられる。

謝辞 本研究の一部は、JSPS 科研費 JP17K00236, JP17H01995 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Lori Lamel *et al.*, “User evaluation of the mask kiosk”, *Speech Communication*, pp. 131-139, 2002.
- [2] Koichiro Yoshino, Tatsuya Kawahara, “News Navigation System based on Proactive Dialogue Strategy”, *Int’l Workshop Spoken Dialogue Systems*, 2015.
- [3] 木田 学 他, “音声情報案内システムにおける質問応答データベース最適化手法の検討”, *情報処理学会*, pp. 81-86, 2006.
- [4] 佐藤 美沙 他, “国会会議録を用いたディベート人工知能による意見生成”, *人工知能学会全国大会論文集*, 2017
- [5] Peter Potash, Anna Rumshisky, “Towards Debate Automation: a Recurrent Model for Predicting Debate Winners”, *Empirical Methods on Natural Language Processing (EMNLP)*, 2017
- [6] Rikito Marumoto, Katsuyuki Tanaka, Tetuya Takiguchi, Yasuo Ariki, “Debate Dialog for News Question Answering System ‘NetTv’ -Debate Based on Claim and Reason Estimation-”, *IWSDS*, May 2018.

Table 2 BLEU score

	BLEU-1	BLEU-2	BLEU-3	BLEU-4
RNN Encoder-Decoder	3.71	1.07	0.31	—
SCDV-RNN1	6.32	2.76	1.03	—
SCDV-RNN2	9.52	3.70	1.36	0.46
SCDV-RNN3	10.01	3.94	1.51	0.63

Table 3 提案手法による反論意見の生成例

入力文	生成文
明らかな殺意があり、被害者に落ち度がなかった場合に限るがそういう奴に莫大な税金を割いて更生させるメリットはないと感じるので、死刑制度に賛成だよ。	私は死刑制度に反対です。理由は、税金を理由で命を絶つことを正当化させない。
私は死刑には大反対です。なぜなら、どんな理由があろうと国家が殺人を犯すのはおかしいから。死刑という名で殺人を国家がしていいわけがない。同じように、私は懲役刑にも大反対です。	死刑に賛成です。死刑に値する罪を犯した人の世話を税金で養う事に疑問があるのです。犯人を奪ったんです。
消費税増税に賛成です。ただし条件付きですが。その条件とは、課税の対象を選別し税率を分けることと、用途を社会保障に限定することです。	消費税増税に反対です。日本の税率はほぼ、反対である。内閣府特命担当大臣は「消費税増税に反対だ。財源は別に求めるべきだ」と指摘した。
結局、今よりももらえないという詐欺です。本当に増税大反対です。若者たちは年金に期待していません。	パチンコ屋の御用学者と一緒に限定してもらいたい。増税賛成である。喫煙者のために、社会保障費が毎年膨らみ続けている。
飛行機も不幸な事故の積み重ねで安全が得られたのですが、将来のための犠牲の覚悟もしてるんですか。自分は利益を今までほぼ得てない福島県民ですが、明確に原発賛成です。まさに最先端の科学技術で、発展するのを期待しています。	俺は原発反対です。原発依存の技術が安全になるということをするのは、国民の手におえない。

- [7] 古舞 千暁, 滝口 哲也, 有木 康雄, “議論システムにおける賛成/反対意見の生成のための発話のベクトル化手法の検討”, 日本音響学会 2018 年秋季研究発表会講演論文集, 1-R-29, pp. 1033-1036, 2018-09.
- [8] 井上 結衣, 藤井 淳, “Web 世論からの意見抽出と賛否に基づく分類”, 言語処理学会論文集, pp. 364-367
- [9] Tomas Mikolov *et al.*, “Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality”, Proc. of NIPS, pp. 3111-3119, 2013
- [10] Dheeraj Mekala *et al.*, “SCDV : Sparse Composite Document Vectors using soft clustering over distributional representations”, Proc of EMNLP, 2017
- [11] Jiwei Li *et al.*, “A persona-based neural conversation model”, Proc. of ACL, 2016
- [12] Jiwei Li *et al.*, “Multi-Task Learning for Speaker-Role Adaptation in Neural Conversation Models”, Proc. of IJCNLP, 2017
- [13] Sepp Hochreiter and Jurgen Schmidhuber, “Long short-term memory”, Neural computation 9(8):1735-1780, 1997
- [14] Oriol Vinyals and Quoc Le, “A Neural Conversational Model”, ICML Deep Learning Workshop, 2015
- [15] Ilya Sutskever Oriol Vinyals and Quoc Le, “Sequence to Sequence Learning with Neural Networks”, Proc. of NIPS, 2014