

# 対話行為と話題推定によるラベル伝搬を利用した 雑談生成方法の改良

Improving Chat Generation Method by Label Propagation  
Using Dialogue Act and Topic Estimation

塚原裕史 \*1 内海慶 \*1  
Hiroshi Tsukahara Kei Uchiumi

\*1株式会社デンソーアイティラボラトリ  
Denso IT Laboratory, Inc.

We propose an improvement of the label propagation method for chat generation proposed by authors so that the system can make better responses which are in accord with the previous dialogue act of user's utterance and the current topics of a dialogue. Learning machines are used to recognize the dialogue act of a user's utterance and to estimate the distribution of topics of a dialogues. The candidates of system responses generated by the label propagation are filtered so that the response is in accord with the recognized previous user's dialogue act and the topics of a dialogue. We analyzed the effectiveness of the proposed algorithm by creating examples of dialogues between a user and the system.

## 1. はじめに

近年、スマートフォンのアプリや家庭用ロボットなどで人とテキストあるいは音声で雑談を行う製品が多く出てきている。従来からある質問応答などのタスク指向の対話システムと違い、雑談システムではユーザは明確な目的もなく、勝手気儘に発話を行うため、非常に多様な話題について応答できることが要求される。また、タスク指向の対話システムでは、目的を達成するために対話はできるだけ短くなるように設計されるのに比べ、雑談ではむしろ対話自体を楽しみたいため、長く対話を維持することが求められる。

ウェブ上のニュース記事、Wikipedia、Twitterなどのソーシャルメディアでは、多くの人々により様々な話題が大量にやりとりされており、これらの大量データを利用し、雑談を生成する手法がこれまで多く研究されてきた [1, 2, 3, 4, 5]。但し、ニュース記事や Wikipedia は事実の羅列になり雑談で対話を楽しむという観点では、やや面白みに欠ける。一方、Twitterなどのソーシャルメディアは文体が口語的でニュース記事などに比べて自然言語処理が難しく、かつ公序良俗的に不適切な表現も多くあることが問題となる。

筆者らは、これまでにクラウド上のチームコミュニケーションプラットフォームを利用することで、クラウドソーシングで集めたワーカー同士によるテキストでのチャットデータに、固有表現、対話行為、トピックのアノテーション付けを行った対話コーパスを効率良く構築するフレームワークを提案し、実際に約 2 万発話からなる対話コーパスを構築した [6]。以下、この対話コーパスを単に雑談コーパスと呼ぶ。また、この雑談コーパスから単語と対話パターンとの相関グラフを抽出し、このグラフ上のラベル伝搬によって雑談を生成する手法を提案した [7, 8]。

図 1 に、ラベル伝搬による対話生成事例を示す。この図において、「U >」から始まる発話は、人によって入力されたものであり、「S >」から始まる発話がラベル伝搬による応答である。ラベル伝搬では、前の発話における固有表現と対話パターンを入力として対話コーパスから抽出された相関グラフ

上で拡散し、それらと同じ意味カテゴリに属すると考えられる他の固有表現と対話パターンとが出力される。それらを合成することで、応答文が生成される。図 1 の 5 行目におけるユーザからの質問に対するシステムの応答を見ると、NHK に関する話題について応答しているという点で、意味的な繋がりのある応答を生成できていると見なすことができるが、質問に対してまた質問で応答してしまっているという違和感がある。このように、ラベル伝搬によって意味的に繋がりのある応答を返すだけでは、質問などのユーザの発話意図に対して、適切な応答を返しやすことがわかる。

```

U > 2ちゃんねる見ましたか？
S > 私は2ちゃんねるのまとめサイトを見るのが好きなので、MT2というまとめサイトを更にまとめたものをみえています。
U > そうですか
S > 2ちゃんねるは、情報収集のためにたまにチェックするくらいなのですが、情報がたくさんありすぎて、見始めるときりがなくらいですね。
U > NHKの紅白は好きですか？
S > あなたはNHK連続テレビ小説はご覧になったことはありますか？
U > ありますよ
S > 私はNHKのテレビ小説を見る習慣がないので、まったく知りません。
U > いいですけど
S > NHK連続テレビ小説紅白歌合戦が、ぬか床女子のブームの火付たそうですよ。

```

図 1: ラベル伝搬による雑談生成事例 1

図 2 に、ラベル伝搬による別の対話生成事例を示す。こちらの事例では、広島への旅行に関する雑談がなされているという点では意味的に合っているが、観光名所の話題に対して地元で獲れる魚料理、お好み焼きの話題に対して牡蠣の話、牡蠣の話題からまたお好み焼きの話というように比較的すぐに話題が変わってしまい、文脈的に応答が安定していないように感じられる。このように、ユーザから振られた話題について、意味的な繋がりがあっても、次から次に別の話題が展開されてしまうと、話をはぐらかすような対話になってしまう問

連絡先: 塚原裕史, 株式会社デンソーアイティラボラトリ, 東京都渋谷区渋谷 2-15-1 渋谷クロスタワー 28 階, 03-6419-2956, 03-6419-2329, htsukahara@d-itlab.co.jp

題があることが分かる。

S > こんにちは、何かお話ししましょうか？  
 U > 広島へ行きたいな  
 S > そうですね。  
 ぜひ一緒に遊ばせていただき、他にも広島の見光名所を案内していただきたいです。  
 U > 広島にはどんな名所がありますか？  
 S > 広島のスーパー銭湯では、季節のお野菜はもちろんのこと、地元で獲れた新鮮なお魚料理など人気です。  
 U > お好み焼きも有名ですね  
 S > いちばん安い時期の価格です。  
 でも広島では秋からの時期よく牡蠣を食べます。  
 U > 牡蠣もいいですね  
 S > 広島では、お好み焼き料理の具材にいかフライを入れるのはポピュラーなのですか？

図 2: ラベル伝搬による雑談生成事例 2

以上のようなラベル伝搬による雑談生成の問題点に対して、本研究では以下のような改良を考える。まずユーザ意図に合う応答を生成するためのもっとも基本的な制御として隣接発話対における対話行為の連鎖が自然となる応答が生成できるように、ユーザ発話に対する対応行為推定 [?] を追加する。また、話題の展開がある程度文脈的に安定するように、ラベル伝搬で伝搬する固有表現と対話パターンに対してトピックによるフィルタリングが行えるようにする。こうすることで、指定されたトピックに関する対話を維持できるようにする。ここでトピックは雑談コーパスでアノテーション付けされたトピックから選択する。

## 2. ラベル伝搬による対話生成

図 3 は、従来のラベル伝搬による対話生成に、上記の改良を加えた対話生成の流れ図である。ラブラシアンラベル伝搬法は、グラフ構造を利用して、意味カテゴリを抽出する手法として知られている [9]。この図では、我々が構築した雑談コーパス [6] からあらかじめ抽出しておいた固有表現と対話パターンとの相関グラフにおいて、入力発話中の固有表現と対話パターンをシードとしてスコアを伝搬させて、それらと同一の意味カテゴリに属する他の固有表現と対話パターンを抽出する。従来手法 [7, 8] では、ラブラシアンラベル伝搬法で伝搬した固有表現と対話パターンを用いて、すぐに応答文候補を生成していた。応答文候補には、その生成に用いられた固有表現と対話パターンのラベル伝搬によって伝搬したスコアと用いて、そのスコアが計算され、スコアがもっとも高いものが最終的な応答として選択される。本研究では、入力発話に対する対話行為認識及びトピック推定の結果を用いて、これらをフィルタリングし、残ったものを用いて応答文候補を生成する。

## 3. 対話行為による対話フィルタリング

実際の対話におけるユーザの発話意図には多様かつ微妙な違いのあるものがあると考えられるが、ここでは対話分析においてもっとも基礎となる対話行為のレベルにおいて、隣接発話対の連鎖が自然となるように制御することを考える [10]。

我々が構築した雑談コーパス [6] では、表 1 にあるような 8 種類の対話行為がラベル付けされている。このラベルを利用し、人同士の雑談における隣接発話対での対話行為の遷移確率を抽出するとともに、発話からの対話行為認識を学習し [?], ユーザ発話に対して推定された対話行為と対話行為の遷移確率

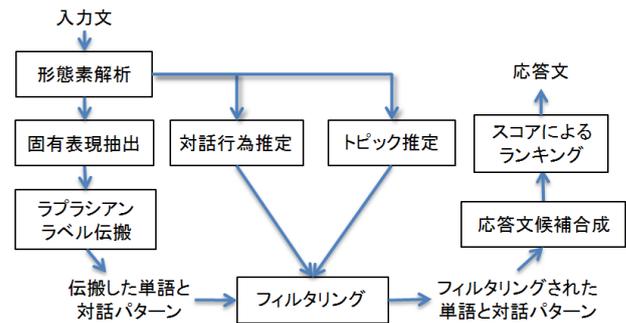


図 3: 対話生成の流れ

に従って確率的にシステム応答の対話行為を決定し、ラベル伝搬で抽出された対話パターンから、その対話行為に適合するものを選択するようにする。ある対話パターンがどの対話行為と適合するかは、雑談コーパス中における対話パターンの元になった発話にそのような対話行為が付与されていたかで決定する。以降、これを対話行為による対話フィルタリングと呼ぶことにする。この対話フィルタリングにより、隣接発話対での繋がりがスムーズになることが期待できる。

ラベル	対話行為
:.da1_greeting:	挨拶
:.da2_yes_no_question:	真偽質問
:.da3_yes_no_answer:	真偽回答
:.da4_info:	情報提供/自己開示
:.da5_change_topics:	話題転換
:.da6_question:	質問
:.da7_answer:	回答
:.da8_feedback:	感想/意見

表 1: 雑談コーパスにおける対話行為の種類

### 3.1 対話行為推定

対話行為推定には、決定木、ロジスティック回帰、サポートベクトルマシン、ランダムフォレストなどの学習器を用いて、これらを雑談コーパスにあるデータに文末表現などの言い換え変換によるデータ拡張を行ったデータを合わせたもので学習させたものによって行う [11]。これらの学習には Weka を利用した [12]。交差検定による性能評価で、Cohen の  $\kappa$  係数で、どれも 0.9 以上の認識性能が得られた。データ拡張を行った時、もっとも  $\kappa$  係数が高かったのは、サポートベクトルマシンであったが、処理速度を考慮し、対話生成では、ロジスティック回帰を利用した。

## 4. トピックによる対話フィルタリング

図 2 に示したように、ラベル伝搬による対話生成では直前の発話と何らかの関係を持った応答を返すことができるが、各応答ごとに話題が色々と展開される傾向があり、文脈的な繋がりが悪い。我々が構築した雑談コーパスでは、各発話にはそれがどのようなトピックについて話されているかがアノテーション付けられている。この情報を利用することで、どの固有表現、対話パターンがどのようなトピックと共起しやすいかということを知ることができる。この共起頻度が所定の閾値 (例えば 5 回) 以上であるとき、その固有表現、対話パターンにつ

いて、そのトピックを紐づけることにする。このようにして固有表現と対話パターンとにトピックとの紐付けが定義されることで、ラベル伝搬後に、所定のトピックと紐付けられているもののみをさらに抽出し、それらから応答文候補を生成することを考えることができる。このような応答文候補の絞り込みを以降トピックによる対話フィルタリングと呼ぶことにする。この対話フィルタリングにより、話題の展開がある程度文脈的に安定化させることができると期待できる。

#### 4.1 トピック推定による動的な対話フィルタリング

雑談は、どのような話題が話されるか事前に分からないため、コーパス全体において規格化されたトピック名をあらかじめ決めておくことは容易ではない。また、各発話にどのトピックが当てはまるかは、アノテーターと校正者によって多重に検討されているとは言え、主観が入っていることは否めない。さらに、上記の方法で対話生成においてトピックフィルタリングを用いるには、あらかじめコーパス内で定義されているトピック名を知っていなければならないという問題がある。

そこで文書分類などで利用されているトピック推定モデルを対話コーパスに適用し、人手ではなくデータからトピックの割り当てを行うことが考えられる。ここではトピック推定モデルとして、潜在的ディリクレ配分法 (LDA) [13] を用いる。LDA を適用し、対話のトピック推定する場合、談話単位を一つの文書単位と見なすことが考えられる。但し、談話単位を見極めることは必ずしも容易でない。ここでは簡易的な方法として一つの対話セッションを談話単位として考えることにする。これはもっとも大きく談話単位を解釈することになるであろう。但し、この対極として各発話を一つの文書単位として LDA を適用することも可能であろう。

LDA によってコーパス全体でどのような話題があるかを推定することで、コーパス全体で比較的客観的に、共通のトピック ID を定義できる。トピック ID 自体では、どのようなトピックかは分からないが、どのような単語がそのトピックで頻出するか、あるいはトピックアノテーションとの共起関係を見ることでトピックの内容を推察することができる。我々の雑談コーパスには全部で 462 の対話セッションがあり、LDA の学習ではトピック数を 100 から 600 まで 100 刻みで変化させて、最終的な対数尤度をもっとも高くなった 500 を採用した。本研究では LDA によるトピック推定には、Mallet ライブラリを利用した [14]。実際に対話セッションの内では、あるトピック ID の組が頻出し、対話セッションの境界では、そのトピック ID 組が切り替わっていることが確認された。

推定されたトピックモデルを雑談コーパス内の各発話に適用し、確率値が所定の値 (例えば 0.1 以上) に高いトピックがある場合に、その発話のトピックアノテーションに、その LDA のトピック ID を追加し、トピックによる対話フィルタリングに利用する。

トピックモデルを用いるメリットとして、ユーザ発話から話題を推定し、動的に対話フィルタリングをすることができることである。雑談コーパスにあるトピック名による対話フィルタリングでは、途中でユーザが話題を切り替えた場合に、追従できなかったが、トピック推定を利用することで、話題に追従するように対話フィルタリングができると期待できる。実際には、ユーザ発話に対して、雑談コーパスで学習されたトピックモデルを用いて、トピックの分布を推定し、所定の確率値以上のものを対話フィルタリングに利用する。但し、LDA で学習されたトピックモデルにおいて、トピックの出現頻度が突出して高いものは、話題として広すぎるため、対話フィルタリングの対象外とする。

## 5. 対話生成事例

図 4 に、対話行為推定と雑談コーパスにおけるトピック名により対話フィルタリングを行って生成した対話事例を示す。ここでは、トピックとして「お好み焼き」が設定されている。2 行目のユーザの自己開示の発話に対して、3 行目のシステム応答は共感的な応答が返されている。また 5 行目では、システム側の方からも質問を振ったりしている。対話行為推定による対話フィルタリングにより、対話の繋がりが良くなっていると考えられる。また、トピックによる対話フィルタリングによって、一貫してお好み焼きに関する話題が話されており、文脈的に安定した対話になっている。

```
S > こんにちは、何かお話ししましょうか？
U > 広島へ行きたいな:._da4_info:
S > 私も今度広島で食べられているいかフライ入りのお好み焼きに挑戦してみようと思います。:._da8_feedback:
U > 広島ではお好み焼きにいかフライを入れるんですね:._da8_feedback:
S > 広島では、お好み焼き料理の具材にいかフライを入れるのはポピュラーなのですか? :._da2_yes_no_question:
U > そうみたいです。:._da3_yes_no_answer:
S > 私も広島で初めて広島風のお好み焼きを食べて大好きになりました。:._da4_info:
```

図 4: 対話行為及びトピックによる対話フィルタリングで生成された対話事例

図 5 に、対話行為による対話フィルタリングのみを行って生成した対話事例を示す。この場合にもユーザからの情報提供に対して、感想的な応答を返すなどの雑談コーパスにおける対話行為遷移確率に応じた対話行為の遷移が見られる。但し、トピックによるフィルタリングがないため、ユーザが「球団契約」に関する話題を行っているにも関わらず、「企画商品」の話題や「阪神ファン」の話題などへ展開がしている。

```
U > 阪神のマーティン選手がまたメジャーリーグに戻るみたいだね:._da4_info:
S > マット・マーティン選手が阪神甲子園球場の選手コラボメニューで監修したカツ丼の名前が「マーティンカツ丼」なんて、「勝つ」という響きで縁起がよさそう。:._da8_feedback:
U > 最多安打記録を残すような選手だもんね。まだメジャーでも通用すると思うよ。:._da8_feedback:
S > マット・ゴメスや他の選手も、マット・マーティン選手の「マーティンカツ丼」のように阪神甲子園球場で食べられる選手コラボメニューは出しているのかな? :._da2_yes_no_question:
U > 阪神ファンのマーティン選手への応援ポードは、突っ込みどころが多いよね:._da3_yes_no_answer:
S > 阪神ファンは、阪神が試合で負けると、よく「もうファン辞めるわ」なんて言うらしいですが、2000万人以上もファンが居ると考えると、実際にファンを辞める人はいないのでしょうか。:._da4_info:
```

図 5: 対話行為のみによる対話フィルタリングで生成された対話事例

一方、図 6 には対話行為とトピック推定による動的な対話フィルタリングによって生成された対話事例が示されている。ここでは図 5 の場合と異なり、ユーザ発話から「球団契約」に関するトピックが動的に推定されて、システム側からも「球団契約」に関する話題に関する応答が生成されていることがわかる。但し、6 行目のシステム応答は急に話題が切り替わっているが、これは 5 行目のユーザ発話において「マーティン選手」というキーワードによって、「外国人選手」というトピックが勝ってしまったために、その話題へと変わってしまったと考えられる。今回はトピック推定を直前のユーザ発話のみを使って行っているため、このような話題の切り替えが起こっている

考えられ、今後はより過去の発話も取り入れてトピック推定を行う必要があると考えられる。

```

U > 阪神のマートン選手がまたメジャーリーグに戻るみたいだね。:_da4_i
nfo:
S > マット・マートン選手の活躍をこれからも見たいけど、2016年シーズ
んは阪神はマット・マートン選手と契約をしないようだよ。:_da4_info:
U > 最多安打記録を残すような選手だもんね。
まだメジャーでも通用すると思うよ。:_da4_info:
S > 金本知憲さんが阪神へ移籍したのは、FA権を行使したからで、メジャーリ
ーグから戦力外通告を受けたわけではなかったんだね。:_da2_yes_no_question:
U > 阪神ファンのマートン選手への応援ボードは、突っ込みどころが多いよね。
:_da3_yes_no_answer:
S > ランディ・メッセンジャー選手は阪神で通算何勝を挙げているの？
:_da6_question:

```

図 6: 対話行為とユーザ発話のトピック推定による対話フィルタリングで生成された対話事例

## 6. まとめ

対話行為とトピックによる対話フィルタリングによって、我々が提案したラベル伝搬による雑談生成手法における隣接発話対での繋がりやの悪い応答や話題展開が頻繁に起こり文脈的に安定した対話ができないという問題点を改善する手法を提案した。実際に、これらの改良によって、従来手法で起きていた問題が改善される事例が見られた。但し、トピック推定ではある発話が複数の話題に跨っている場合には、直前のユーザ発話だけではなく、より長い文脈も考慮しないと、意図した話題以外への話題展開が起こる問題もあることが分かった。トピック推定においては、文脈をどこまで取り入れるべきかを適応的に判定する必要があるであろう。今後さらに提案手法の効果を検証するために、被験者によるユーザ評価を進めたい。

## 参考文献

- [1] 灘本明代, 林正樹, 道家守, 浜口斉周, 田中克己. 係り受け構造及びシソーラスによる対話文生成と簡易演出技法を用いた web コンテンツの受動的視聴. In *DEWS2005*, 2005.
- [2] Graham Wilcock. *Proceedings of the Workshop on Question Answering for Complex Domains*, chapter WikiTalk: A Spoken Wikipedia-based Open-Domain Knowledge Access System, pp. 57–70. The COLING 2012 Organizing Committee, 2012.
- [3] R. Higashinaka, N. Kawamae, K. Sadamitsu, Y. Minami, T. Meguro, K. Dohsaka, and H. Inagaki. Building a conversational model from two-tweets. In *ASRU 2011*, pp. 330–335, 2011.
- [4] 稲葉通将, 神園彩香, 高橋健一. Twitter を用いた非タスク指向型対話システムのための発話候補文獲得. 人工知能学会論文誌, Vol. 29, No. 1, pp. 21–31, 2014.
- [5] 呉先超, 伊藤和重, 飯田勝也, 坪井一菜, クライアン桃. りんな：女子高生人工知能. 言語処理学会第 22 回年次大会 (NLP2016), 仙台, 3 2016.
- [6] 塚原裕史, 内海慶. オープンプラットフォームとクラウドソーシングを活用した対話コーパス構築方法. 言語処理学会第 21 回年次大会 (NLP2015), 京都, 3 2015.

- [7] 裕史塚原, 慶内海. 単語と対話パターンの相関ネットワーク上のラベル伝搬による対話生成. 人工知能学会年次大会 (第 29 回), 2015.
- [8] Hiroshi Tsukahara and Kei Uchiumi. System utterance generation by label propagation over association graph of words and utterance patterns for open-domain dialogue systems. In *IN PACLIC-29*, 2015.
- [9] 小町守, 牧本慎平, 内海慶, 颯々野学. ラブラシアンラベル伝播による検索クリックスルーログからの意味カテゴリ獲得. 人工知能学会論文誌, Vol. 25, No. 1, pp. 196–205, 2010.
- [10] Ehud Reiter and Robert Dale. *Building Natural Language Generation Systems*. Cambridge University Press, 2000.
- [11] 裕史塚原, 慶内海. 言い換え変換を利用した対話行為推定の汎化性能向上. 言語処理学会第 22 回年次大会 (NLP2016), 仙台, 3 2016.
- [12] Mark Hall, Eibe Frank, Geoffrey Holmes, Bernhard Pfahringer, Peter Reutemann, and Ian H. Witten. The weka data mining software: An update. *SIGKDD Explor. Newsl.*, Vol. 11, No. 1, pp. 10–18, November 2009.
- [13] David M. Blei, Andrew Y. Ng, and Michael I. Jordan. Latent dirichlet allocation. *J. Mach. Learn. Res.*, Vol. 3, pp. 993–1022, March 2003.
- [14] David Mimno and Andrew McCallum. Topic models conditioned on arbitrary features with dirichlet-multinomial regression. In *UAI*, 2008.