

人物ベースの Seq2Seq モデルを用いた対話システム Deep EVE における小説中の登場人物らしい応答文の生成

小倉 拓人[†] 谷津 元樹[‡] 原田 実[‡]

青山学院大学院理工学研究科[†] 青山学院大学工学部情報テクノロジー学科[‡]

1. はじめに

対話システムがユーザと雑談対話などを行う際、対話の満足度や娯楽性を高めるためには、システムの応答に一貫したキャラクター性を付与することが重要である。筆者らの研究室では、小説から自動構築した知識を用いることで登場人物らしい応答生成を行う用例ベースの対話システム EVE[1]の開発を行ってきた。

本研究では、小説作品のテキスト中から対話と登場人物名を意味解析により抽出し、それを学習することでユーザが指定した登場人物らしい応答を生成する機械学習ベースの対話システム Deep EVE の開発を行った。

2. 概要

提案システムの概要を図 1 に示す。Deep EVE は、発話者名を考慮して学習した対話モデルを用いることで、指定した登場人物との対話を行うシステムである。

まず、学習データ自動構築部が小説作品を解析し、発話応答のペアと登場人物名を学習データとして出力する。

次に、出力された学習データを用いて対話モデルの学習を行う。モデルには、再帰型ニューラルネットワーク(RNN)を活用した対話モデルである Sequence to Sequence (Seq2Seq)モデルを拡張したものを用いる。

応答文生成部では、学習したモデルに対し、発話と人物名を入力することで、指定した登場人物らしい応答文生成を行う。

3. 学習データ自動構築部

学習データ自動構築部では、小説テキストを意味解析し、設定したルールに基づいて発話者の推定を行う。意味解析には、EDR 辞書を用いた意味解析システム SAGE[2]を用いた。発話者

Generation of responses like novels character's utterances in a dialogue system Deep EVE using a persona-based sequence to sequence model.

Ogura Takuto[†], Yatsu Motoki[‡], Harada Minoru[‡]

[†]Graduate School of Science and Engineering, Aoyama Gakuin University.

[‡]Faculty of Science and Engineering, Department of Integrated Information Technology, Aoyama Gakuin University.

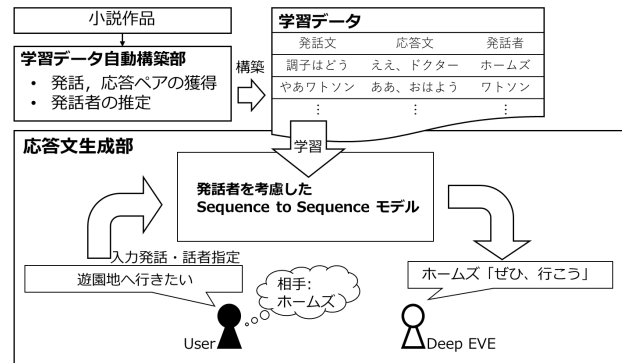


図 1. 提案システムの概要

表 1. 台詞の発話者推定における探索ルール

1	台詞内で名乗っている名前
2	組み込み型で地の文に名前が明示されている
3	前の文が発話文で、そこで呼びかけられている
4	組み込み型: 発話 1 文前→2 文前→1 文後→2 文後
5	発話順による推定

推定ルールは、2016 年に小井出らにより提案された発話者推定手法[3]を参考に設定した。

まず、小説の各行を、台詞のみの独立型発話、地の文、台詞と地の文で構成される組み込み型発話の 3 つに分類する。この分類をもとに、表 1 に示すルールの順に各行を探索し、台詞の発話者となる人物名を推定する。人物名の推定結果をもとに、連続する台詞であり、かつ発話者名が異なる台詞の組を発話応答ペアとして抽出し、これに応答側の人物名を付与したものを学習データとした。

4. 応答文生成部

本研究では、ユーザが指定した登場人物らしい応答生成を実現するために、発話者情報を考慮した Seq2Seq モデルである Speaker Model[4]を用いた対話モデルを構築した。Seq2Seq モデルでは、まず、入力された各語を Encoder に入力し、得られた状態ベクトルを Decoder に入力することで、応答文を一語ずつ生成するが、Speaker モデルでは話者名をベクトルに埋め込んだものを同時に Decoder に入力することで、その話者の個性や特徴を反映した応答が生成される。このモデルを、学習データ自動構築部で構築した発話応答のペ

表 2. 未知語の置き換え例

未知語	置換後の語
青山学院大学	学校
ディズニーランド	公園
台風	辻風

アと登場人物名で学習することで、指定した登場人物らしい応答の生成を行う。

小説から構築した対話を学習データとして用いる場合、作中に登場しない未知語の問題が考えられる。そこで、未知語が入力された場合、SAGE を用いて単語の類似度[5]を計算し、小説中の語の中で最も類似度の高い語に置き換えることとした。置き換えの例を表 2 に示す。

5. 評価実験

提案システムの有効性を検証するため評価実験を行った。

学習には、青空文庫で公開されている現代仮名遣いの小説作品 435 編を用い、そこから約 50000 件の対話データを構築した。この内 95% を学習データ、残りをテストデータとし、対話モデルの学習を行った。学習はミニバッチ学習で行い、バッチサイズは 64、各層の次元数は 512 次元、パラメータの最適化には Adam を用いた。

学習した対話モデルに対し、任意の入力文を 10 個入力して得られた応答文について、15 人の被験者を対象に 5 段階の主観的評価を行った。評価項目は、1. 日本語として自然か、2. 応答文として適切か、3. 登場人物らしいかの 3 つとした。対話相手としては、対話事例数の多いシャーロックホームズ(約 1000 件)と、事例の少ないカムパネルラ(約 70 件)の 2 種類を指定した。同様の実験を従来の EVE に対しても行い、提案システムの評価と比較した。

実験により得られた応答事例の一部を表 3 に、主観的評価の結果を表 4、表 5 に示す。ホームズを指定した場合には、提案手法が「日本語としての自然さ」や「応答文としての適切さ」について有意に高く評価され、「登場人物らしさ」についても用例ベースの従来システムより僅かに高い評価を得ることができた。カムパネルラを指定した場合には、従来システムが登場人物らしさの面で評価が低くなったのに対し、提案システムでは安定して登場人物らしい応答を行うことができることがわかった。従来システムは用例をそのまま抽出するため、対話事例が少なくなったことで、知識構築時に推定誤りをした登場人物らしくない応答文を選択しやすくなったことが要因として考えられる。

表 3. 提案システムの応答例

入力 ホームズ	夏は海に行きたいですね 二人でなければ、依頼はなかったことに
入力 ホームズ	誰かと一緒に食事するのは楽しいですね でも誰なんだ、そいつは？
入力 カムパネルラ	最近友達と遊ぶ予定が多くて忙しいです そんな筈はないよ
入力 カムパネルラ	日差しは強いけど、風があるので気持ちいいですね ぼく、おおねえさんのとこへ行くんだよう

表 4. 主観的評価の結果(話者: ホームズ)

評価項目	Deep EVE	EVE2014
日本語として自然か**	4.15	3.46
応答文として適切か**	2.61	2.12
登場人物らしいか	3.63	3.40

** p<0.01 で有意差

表 5. 主観的評価の結果(話者: カムパネルラ)

評価項目	Deep EVE	EVE2014
日本語として自然か	3.85	3.52
応答文として適切か	2.10	2.09
登場人物らしいか**	3.42	2.89

** p<0.01 で有意差

6. おわりに

本研究では、小説作品を学習することで登場人物らしい応答を行う対話システムの開発を行った。実験の結果、提案システムは従来の EVE と比較して、キャラクター性を維持したまま、より自然な応答を行えることが示唆された。

今後は、文脈を考慮したモデルの構築や、扱う小説のデータ数をより大規模にすることで、より満足度の高い応答生成を目指す。

参考文献

- [1] 白石仁, 五十嵐聡, 原田実: 質問応答と類推応答による物語との対話システム EVE, 情報処理学会研究報告, Vol.2013-NL-211, No.10, pp.1-6(2013).
- [2] 原田実, 水野高広: EDR を用いた日本語意味解析システム SAGE, 人工知能学会論文誌, Vol. 16, No.1, pp.85-93(2001).
- [3] 小井出慎, 古宮嘉那子, 佐々木稔, 新納浩幸: 物語における登場人物の親しさ推定, 言語処理学会 第 22 解年次大会発表論文集, pp.985-988 (2016).
- [4] Jiwei Li, Michel Galley, Chris Brockett: A Persona-Based Neural Conversation Model, In Proceedings of ACL, pp.994-1003 (2016).
- [5] 梅沢俊之, 原田実: センタリング理論と対象知識に基づく談話構造解析システム DIA, 自然言語処理, Vol.18, No.1, pp.31-56(2011).