

再帰型ニューラルネットワークを用いた 特定話者の個性を学習可能な非タスク指向型対話システム

三上 佳孝

萩原 将文

慶應義塾大学 理工学部 情報工学科

{mikami, hagiwara}@soft.ics.keio.ac.jp

1 はじめに

対話システム研究には主にタスク指向型と非タスク指向型の二つの方向性が存在する。タスク指向型対話システムは飲食店の検索など、特定のタスクを解決することを目的とするシステムである。それに対して非タスク指向型対話システムは、特定の目的を伴わない、雑談などを行うシステムである。近年これらの非タスク指向型対話システムに関する開発研究が盛んになっている [1-4]。

対話を行う際に話し相手がどんな人物なのかということは大変重要な問題になると考えられる。特に雑談のような特定の目的をもたない対話では、話し相手が身近な相手である方がより円滑に会話を行えることが予想される。個々のユーザーのニーズにあわせた個性や性格をシステムに付与することによって、より円滑な対話を行えることが期待できる。

雑談対話を行うシステムは現在までに多くのものが提案されている [3, 4]。しかし、システム自身の個性や性格は多くの場合考慮されていない。数少ない研究の中では、語尾の一貫性や性格などを考慮した研究として [5-7] が挙げられる。しかし、これらに関してもルールベースを用いて手作業で処理を行うものが多くシステム構築に手間や時間がかかるという問題点がある。またそれらの研究においても語尾などの言語における表面的な特徴のみを考慮している場合が多く、システムの発話傾向を制御しているものは少ない。

ここで、システムの発話傾向とはシステム自体の考え方の傾向のことを指す。一例として「犬って可愛いよね」とユーザーが発話した場合にシステムが「僕もそう思う」と返答するか「猫の方が可愛いと思う」と返答するかのような違いが挙げられる。このようなシステム自体の発話傾向を特定話者のものに近づけることもユーザーの満足度向上に関して重要な要素である

と考えられる。

そこで、本稿では再帰型ニューラルネットワークと文章の分散表現を用いた機械学習によって特定話者の個性を学習することの出来る対話システムを提案する。本提案の特色として特定話者の対話データのみを用いることで、人手でルールを作成することなく容易にシステムが構築出来るという点が挙げられる。具体的な手法としては対話コーパスの訓練データ (話し相手の発話文) と教師データ (個性を学習させたい人物の発話文) をそれぞれ分散表現に変換し、再帰型ニューラルネットワークを用いて非線形回帰モデルを構築する。応答文は応答文候補中から、モデルの出力に対して最も類似度の高い文を選び使用する。

提案システムの特長として、以下が挙げられる。

- 特定個人の個性や発話特性が学習可能である。
- ルールベースの処理を人手で加えることなく応答文が生成可能である。
- 学習用データを変更するだけで、容易に異なる発話文や個性を持つシステムを構築可能である。

2 関連研究

システム自身の個性や性格などを考慮した先行研究として、水上らの研究 [5] や宮崎らの研究 [6], Traumらの研究 [7] などがある。水上らの研究 [5] では、特徴語の抽出と統計的機械翻訳の技術を応用し、話者ごとの特徴をシステムの発話文に反映させている。宮崎らの研究 [6] では、対話エージェントへのキャラクタ付けをコーパスから成形した規則と出現確率に従った変換を用いて実現している。Traumらの研究 [7] では、time-offset interaction というすでに亡くなっている人物や、現在対話することが難しい人物との対話を可能にするシステムの構築とその評価方法の提案が行われ

ている。

ニューラルネットワークや分散表現を利用した対話システム、発話文生成手法の先行研究としては Vinyals らの研究 [8] や Sordoni らの研究 [9] 等が挙げられる。Vinyals らの研究 [8] は Long short term memory を用いて対話システムを構築し応答文まで自動生成するものである。この手法では多量のコーパスを用いることでより自然な発話文を生成している。Sordoni らの研究 [9] は Recurrent Neural Network(RNN) を用いて発話文生成を行う手法である。この研究では、RNN を用いて発話の流れを時系列的に処理することで、文脈の変化に対して柔軟な応答文生成を実現している。このモデルでは RNN を発話文生成に応用しており、話者の個性や特徴の学習には焦点が当たっていない。

本研究では再帰型ニューラルネットワークと文章の分散表現を用いて学習を行うことで、特定話者の個性や発話文生成時の特徴をより確実に捉え学習することを目指す。

3 提案システムの概要

図 1 に提案システムの構成を示す。ユーザーの発話文に対して形態素解析を行い、解析後の文から文章の分散表現として Paragraph vector [10] を生成する。その後、生成された Paragraph vector を再帰型ニューラルネットワークを通すことによって非線形変換を行う。再帰型ニューラルネットワークについては RNN を用いる。変換後のベクトルとのコサイン類似度の値が最も大きくなる文をデータベースに蓄積してある応答文候補中から選択し、システムの応答文として返す。データベース中に蓄積されている応答文候補は再帰型ニューラルネットワークの学習を行った際に教師データとして用いた文を使用する。

3.1 Paragraph vector の生成

Paragraph vector は Le らによって提案された文章の分散表現の一つである。図 2 に Paragraph vector の学習機構を示す。Paragraph vector は Mikolov らによる単語分散表現 [11] を基に生成される。Mikolov らによる単語分散表現は、周辺の単語から特定の単語位置の穴埋めを行うタスクを解く中で教師なし学習が行われ、生成される。Paragraph vector の学習はこのフレームワークを拡張して行われる。拡張の方法として図 2 に示すように単語ベクトルと同様に文章ベクトルを用意し、単語分散表現を生成する際と同様のタスク

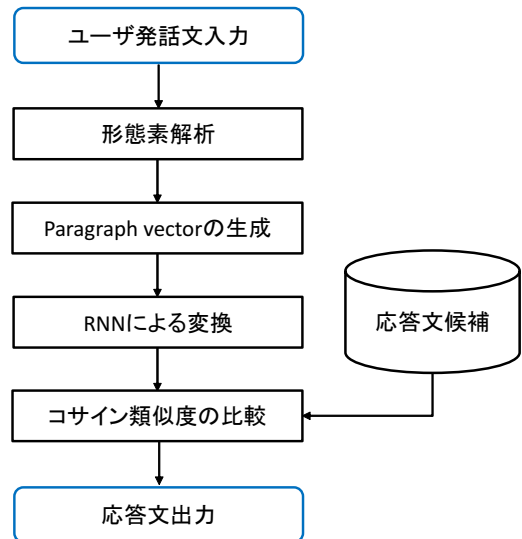


図 1: 提案システムの構成

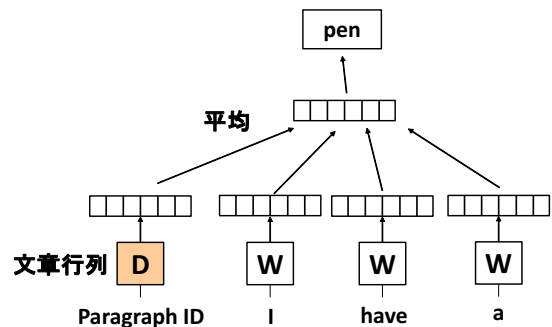


図 2: Paragraph vector の学習

を解く中で、文章ベクトルの値を平文コーパスと学習済みの単語分散表現から決定する。

3.2 RNN の構造と学習

図 3 に RNN の構造を示す。RNN は時刻 t での入力と時刻 $t-1$ での中間層から時刻 t の際の出力を決定するネットワークになっている。本提案手法での学習方法を図 4 に示す。対話コーパスを用い、話し相手の発話文とそれに対する特定話者の発話文を一対一で対応づける。対応付けた文をそれぞれ Paragraph vector に変換して学習する。特定話者の発話文を教師データとし、その話し相手の発話文を訓練データとして Back Propagation Through Time [12] を用いて誤差逆伝播計算を行う。図 4 の太い矢印で示されている方向に、誤差逆伝播を行って学習する。

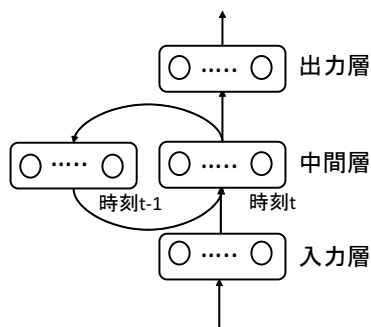


図 3: RNN の構造

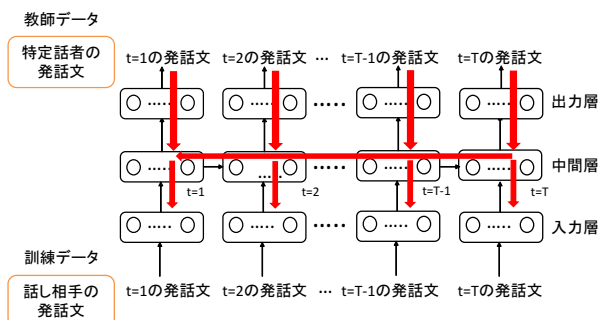


図 4: 提案手法における学習

4 評価実験

提案システムの有用性や特定話者の個性が反映されているかを検証するために、主観評価実験を行った。評価実験を行うにあたって、著者(三上)自身のLINE¹の対話履歴を学習データとして用い、著者自身の個性を学習させたシステムを作成した。比較対象として、従来のルールベース型の手法を用いた非タスク指向型対話システムである小林らのシステム [13] を用いる。

4.1 実験設定

Paragraph vector は Python ライブラリである gensim² を用いて実装した。Paragraph vector の学習は日本語版 wikipedia³ コーパスを用いて行い、ベクトルの次元数は 1,000 とした。形態素解析には MeCab⁴ を用いた。RNN の中間層のノード数は 1,200 に設定し、学習に関しては著者自身の LINE の対話履歴を用いた。話し相手の発話文とそれに対する著者自身の発話文とを合わせて 1 組として計 20,610 組の対話データを学習用データとして用いた。RNN 学習時には学習用データを 5 組ずつに分割し、それぞれを一つのミニバッチとした。epoch 数は 1,000 に設定した。最適

¹<http://line.me/ja/>

²<http://radimrehurek.com/gensim/>

³2015 年 4 月 2 日時点のデータを使用

⁴<http://taku910.github.io/mecab/>

表 1: 主観評価実験の結果

評価項目	提案	小林ら [13]
話題の選び方は適切か	2.4	2.9
応答に多様性があるか*	3.6	2.9
会話は楽しかったか	2.3	2.6
話の流れは自然か	3.7	3.5
話を聞いてもらえたか	2.9	3.1
話相手として満足か	3.3	3.2
また使いたい	3.9	3.7
著者が返しそうな応答か*	4.1	1.5
著者の口調と似ているか*	4.5	1.6

(* $p < 0.05$ で有意差)

表 2: 対話例

話者	発話文
ユーザー	眠い
システム	まじか、大丈夫なん？
ユーザー	うん、なんとか
システム	うん!!(。・ω・。)
ユーザー	それな !!
システム	いやなんか、人って変わるなと思って笑
ユーザー	俺そんなに変わったかな…？
システム	んー、まあはなしてみたら普通だったな
ユーザー	それな !!
システム	わからんけど、危ないんかな？満喫って

化のアルゴリズムは AdaGrad [14] を用い、パラメータの値は学習率を 0.001, $\epsilon = e^{-8}$ に設定した。システムの応答文候補については学習の際に用いた教師データから固有名詞の除去、改行毎の文章分割などの前処理を行い 23,525 文を候補文として使用した。

実験は 10 名の被験者を対象に提案手法と小林らのシステム [13] とでそれぞれ 10 回以上対話を行ってもらい、それぞれのシステムに関して同様の 9 つの項目について 5 を最高評価とした 5 段階評価で測定を行った。実験の評価項目については以下の二点を測定することを目的としてそれぞれの項目を設定した。

- 対話システムとしての対話の満足度
- 特定個人の発話傾向や個性を捉えられているか

4.2 実験結果, 考察

実験結果を表 1 に、対話例を表 2 に示す。

対応のある二群に対する両側 t 検定を行った結果、「応答の多様性」と「著者の発話傾向に似ているかどうか」、「著者の口調と似ているかどうか」の三つの項目で有意水準 5% で有意差が見られた。逆に、それ以外の項目については対応のある二群に対する両側 t 検定では有意水準 5% で有意差があるとは確定できなかった。これらの結果からシステム全体の満足度としては従来手法と同程度であり、特定個人の個性の学習については提案手法の方が優れていると考えられる。

対話の満足度における考察として、学習用データに関するものが挙げられる。今回は学習用データがチャットのデータであったため、学習用データの一文が長くなってしまいう傾向があった。それらのデータが学習の際に有効でなかった可能性が考えられる。また、RNNの学習に関しても系列データをより厳密に分割することや、epoch 数を最適に調整することによっても、より適切な応答文を選択することが可能になると考えられる。

また表2からはユーザーが同じ発話文を入力した際でも、RNNを用いることで異なる応答文が選択されていることが見て取れる。これはルールベースでは難しい処理であり、この部分が主観評価実験における応答文の多様性の項目を向上させた一因であると推測できる。また、対話例から考えられる考察としては、システム発話文中の接続詞の自然さが応答文としての自然さと深く関係があることが挙げられる。このことからユーザーの入力文に対して構文解析などを行い、その情報を応答文の選択に生かすことでより自然な対話を成立させることが可能になると考えられる。

5 おわりに

本稿では特定個人の個性を学習可能な対話システムの提案を行った。再帰型ニューラルネットワークと文章の分散表現を用いて学習を行い非線形回帰モデルを構築し、そのモデルを用いて応答文を候補から選択し出力する。評価実験では著者自身の対話履歴を用いたシステムを構築し主観評価で行った。従来システムと比べて同程度の満足度を得られること及び個人の性格や個性を捉えたシステムを構築可能であることが示唆された。

今後の展望として、対話の文脈を確実に捉えるような機構の構築が考えられる。具体的にはキーワードポットティングやトピックモデルなどの手法を用いることであらかじめある程度の応答文の候補を絞り、応答の質を向上させるなどの方法が考えられる。

参考文献

[1] 中野 哲寛, 荒木 雅弘, “雑談対話システムにおける単語分散表現を用いた話題展開手法,” 言語処理学会第21回年次大会発表論文集, pp. 269–272, 2015.

[2] 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.

[3] 松井 辰哉, 萩原 将文, “発話極性を考慮したユーモアを有する非タスク指向型対話システム,” 日本感性工学学会論文誌, Vol. 14, No. 1, pp. 9–16, 2015.

[4] 稲葉 通将, 平井 尚樹, 鳥海 不二夫, “統計的応答手法と話題別学習を用いた非タスク指向型対話エージェント(人工知能学会全国大会(第26回)文化, 科学技術と未来) – (オーガナイズドセッション「OS-03 人を動かすHAI」),” 人工知能学会全国大会論文集, Vol. 26, pp. 1–4, 2012.

[5] 水上雅博, Graham Neubig, Sakriani Sakti, 戸田智基, 中村 哲, “特徴的話を対象とした言語的個人性変換,” 情報処理学会研究報告. 自然言語処理研究会報告, Vol. 2014, No. 20, pp. 1–7, May 2014.

[6] 宮崎 千明, 平野 徹, 東中 竜一郎, 牧野 俊朗, 松尾 義博, 佐藤 理史, “文節機能部の確率的書き換えによる言語表現のキャラクター変換,” 人工知能学会論文誌, Vol. advpub, , 2016.

[7] D. Traum, K. Georgila, R. Artstein, and A. Leuski, “Evaluating Spoken Dialogue Processing for Time-Offset Interaction,” In *Proceedings of 16th Annual SIGDIAL Meeting on Discourse and Dialogue (SIGDIAL)*, pp. 199–208, Prague, Czech Republic, September 2015. Association for Computational Linguistics.

[8] O. Vinyals and Q. Le, “A neural conversational model,” 2015, cite arxiv:1506.05869Comment: ICML Deep Learning Workshop 2015.

[9] A. Sordani, M. Galley, M. Auli, C. Brockett, Y. Ji, M. Mitchell, J.-Y. Nie, J. Gao, and B. Dolan, “A neural network approach to context-sensitive generation of conversational responses,” In *Proceedings of the 2015 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, pp. 196–205, Denver, Colorado, May–June 2015. Association for Computational Linguistics.

[10] Q. Le and T. Mikolov, “Distributed representations of sentences and documents,” In T. Jebara and E. P. Xing, editors, *Proceedings of the 31st International Conference on Machine Learning (ICML-14)*, pp. 1188–1196. JMLR Workshop and Conference Proceedings, 2014.

[11] T. Mikolov, I. Sutskever, K. Chen, G. S. Corrado, and J. Dean, “Distributed representations of words and phrases and their compositionality,” In C. Burges, L. Bottou, M. Welling, Z. Ghahramani, and K. Weinberger, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 26*, pp. 3111–3119. Curran Associates, Inc., 2013.

[12] P. Werbos, “Backpropagation through time: what it does and how to do it,” *Proceedings of the IEEE*, Vol. 78, No. 10, pp. 1550–1560, Oct 1990.

[13] 小林 峻也, 萩原 将文, “ユーザの嗜好や人間関係を考慮する非タスク指向型対話システム,” 人工知能学会論文誌, Vol. advpub, , 2016.

[14] J. Duchi, E. Hazan, and Y. Singer, “Adaptive subgradient methods for online learning and stochastic optimization,” *J. Mach. Learn. Res.*, Vol. 12, pp. 2121–2159, July 2011.