

小説テキストからの“ような”表現に基づく直喩文抽出手法の検討

宮脇 星名[†] 安藤 一秋[‡]香川大学大学院創発科学研究科[†] 香川大学創造工学部[‡]

1. はじめに

比喩表現は、ある物事を別の事柄に例えることで、文字通りの表現以外の情報を表現・伝達する機能と詩的・審美的効果を喚起する機能の2つを持つ[1]。比喩表現は、主に「直喩」、「隠喩」、「換喩」、「提喩」の4つに分類され、比喩性を感じ取る直接の契機になる特定の言語形式を比喩指標と呼ぶ[2]。特に直喩表現では「ような」といった特定の比喩指標が使用されやすい。

我々の先行研究[3]では、「名詞 A のような名詞 B」タイプの直喩表現を含む文を対象に規則を用いて直喩表現を含む文を抽出する手法を提案し、評価実験により Precision が 92.6%であることを確認した。また、我々の先行研究[4, 5]では、「動詞ような名詞 B」タイプの直喩表現を対象に規則を用いて直喩表現を含む文を抽出する手法を提案した。評価実験の結果、このタイプに対する Precision は 17.42%に留まった。そこで、5つの素性による SVM を用いた抽出手法を提案し、Precision の最良値が 73.58%になることを確認した。

本稿では、比喩指標の中でも出現数の高い「ような」に着目し、表 1 に示す「名詞 A のような名詞 B」タイプと「動詞 A ような名詞 B」タイプの二つの文法パターンに属する比喩を対象とする。それぞれのパターンの直喩表現を含む文に対する抽出性能の向上を目指して、大規模事前学習済み言語モデルを用いた抽出手法について検討する。

表 1 「ような」を含む直喩の文法パターンの具体例

| 文法パターン | 具体例 |
|--------------|--|
| 「名詞Aのような名詞B」 | 宝石のような眼、陶器のような肌、氷のような手、女神のような女性…… |
| 「動詞Aような名詞B」 | 燃えるような赤毛、弾けるような笑顔、抜けるような青空、射貫くような眼差し…… |

2. 実験概要

本実験では、「名詞 A のような名詞 B」タイプと「動詞 A ような名詞 B」タイプの直喩表現を含む文を対象として、事前学習済み言語モデルで二値分類タスクとして学習した抽出手法を検討する。

2.1 利用する言語モデル

本実験で使用する大規模言語モデルとして、Web 上で公開されている日本語で事前学習された以下の 9 種類を用いる。

- ① cl-tohoku/bert-base-japanese-whole-word-masking[6]
- ② cl-tohoku/bert-base-japanese-v3[7]

A Method for Extracting Simile Sentences based on “YOUNA” like Expressions from Novel Texts

[†] Seina Miyawaki, Graduate School of Science for Creative Emergence

[‡] Kazuaki Ando, Faculty of Engineering and Design, Kagawa University

- ③ cl-tohoku/bert-base-japanese-char-v3[8]
- ④ nlp-waseda/Roberta-base-japanese[9]
- ⑤ line-corporation/line-distilbert-base-japanese[10]
- ⑥ WorksApplications/SudachiTra[11]
- ⑦ Megagonlabs/Roberta-long-japanese[12]
- ⑧ Laboroai/Laboro-DistilBERT-Japanese[13]
- ⑨ Ptaszynski/yacis-electra-small-japanese[14]

ハイパーパラメータやトークナイザは各モデルの公開サイトの設定に準じるものを利用する。ファインチューニングでは、全データを訓練データ、検証データ、テストデータとして、3:1:1 に分割し、最大 10 エポックで適宜早期終了する。

2.2 データセット

本実験で使用する小説テキストは「青空文庫」から 100 作品、「小説家になろう」の 6 ジャンル（ドラマ・歴史・ホラー・推理・ハイファンタジー・ローファンタジー）から任意抽出した各 100 作品を用いる。

その中の「名詞 A のような名詞 B」を含む文から、比喩である文を 173 文、比喩ではないリテラル文を 243 文、計 416 文を手手でラベリングしてデータセットを構築した。「動詞 A ような名詞 B」を含む文についても同様に、比喩である文を 173 文、リテラル文を 243 文、計 416 文を手手でラベリングしてデータセットを構築した。

ラベリングは 3 人のアノテーターに依頼し、強い比喩、弱い比喩、弱いリテラル、強いリテラル、判別不可能の 5 段階で評価してもらった。そして、過半数が強い比喩または弱い比喩と評価した文を比喩文、過半数が強いリテラルまたは弱いリテラルと評価した文をリテラル文とした。

2.3 評価指標

評価指標には、Precision, Recall, F1 値を利用する。「名詞 A のような名詞 B」タイプと「動詞 A ような名詞 B」タイプについて、各言語モデルの分類性能を評価する。また、比喩を含む文の抽出を目的としていることから、本実験では特に Precision に注目する。

2.4 予備実験

予備実験として、「名詞 A のような名詞 B」表現のデータセットにおける、我々の先行研究で提案した規則に基づく手法[3]の抽出性能を確認する。また、「動詞 A ような名詞 B」表現のデータセットにおける提案手法[5]の抽出性能も評価する。

それぞれの手法の最良値を表 2 に示す。なお、SVM に基づく手法[5]は、一文中の単語の分散表現（朝日新聞単語ベクトル[15]）の平均ベクトルと文末表現（朝日新聞単語ベクトル）、動詞 A と名詞 B の単語類似度（朝日新聞単語ベクトル）、TF-IDF ベクトルを組み合わせ素性としたものが Precision の最良値となった。

表2 先行研究で提案した手法の再実験の結果

| 再実験 | Precision | Recall | F1値 |
|-------------------------|-----------|--------|--------|
| 「名詞Aのような名詞B」規則に基づく抽出手法 | 0.7152 | 0.6821 | 0.6983 |
| 「動詞Aのような名詞B」SVMを用いた抽出手法 | 0.8065 | 0.1448 | 0.2455 |

3. 実験結果と考察

「名詞 A のような名詞 B」タイプの各言語モデルにおける実験結果を表 3 に、「動詞 A のような名詞 B」タイプの各言語モデルにおける実験結果を表 4 に示す。

「名詞 A のような名詞 B」タイプにおいては、②モデルで Precision が最良の 90.91% となった。また、予備実験において性能を確認した規則に基づく抽出手法[3]の 71.52% を上回るモデルが 6 つ存在し、大規模事前学習済み言語モデルの有効性を確認した。「動詞 A のような名詞 B」タイプにおいては、②と⑤モデルで Precision が最良の 75.00% となった。しかし、予備実験において性能を確認した SVM を用いた手法[5]の 80.65% よりも 5.65 ポイント低い。また、依然として「名詞 A のような名詞 B」よりも抽出性能は低い。

エラー分析として、比喩ではない文を誤って比喩を含む文と判定している事例を確認した。その結果、SVM を用いた抽出手法[5]でも誤って分類されていた「泣きたいような気分」や「困ったような表情」といった感情に伴う用例が多く存在していることを確認した。これらの文は、事実を婉曲的に表現しているものであり、人間でも判断に困るものが多い。また「名詞 A のような名詞 B」タイプよりも「動詞 A のような名詞 B」タイプの方が婉曲表現の出現数が多いため、判定が困難であると考えられる。今後、小説に特化した言語モデルを用いることで、抽出性能の向上が見込める可能性がある。

4. おわりに

本稿では「名詞 A のような名詞 B」タイプと「動詞 A のような名詞 B」タイプの直喩表現を含む文を対象として、大規模事前学習済み言語モデルを用いて抽出する手法を検討した。「名詞 A のような名詞 B」タイプについては、先行研究で提案した抽出手法よりも抽出性能が高いことを確認できた。しかし、「動詞 A のような名詞 B」タイプについては、先行研究で提案した抽出手法よりも抽出性能が低く、「名詞 A のような名詞 B」ほどの抽出性能も得られなかった。人間の文法パターン別の直喩文の判定困難さをなぞる結果となった。

参考文献

[1] 内海, “比喩によってどのような詩的効果が喚起されるか 比喩の鑑賞仮定の認知モデルに向けて”, JSAI2003 論文集, pp.1-4, 2003.
 [2] 中村, “比喩表現の理論と分類”, 秀英出版, 1977.
 [3] 宮脇他, “小説テキストに出現する直喩表現の抽出手法の検討”, IPSJ2022, 2022.
 [4] 宮脇他, “小説テキストからの「ような」表現に基づく直喩表現抽出手法の検討”, FIT2022, 2022.

表3 「名詞 A のような名詞 B」タイプの実験結果

| 大規模事前学習済み言語モデル | Precision | Recall | F1値 |
|--|---------------|---------------|---------------|
| ①cl-tohoku/bert-base-japanese-whole-word-masking | 0.7045 | 0.8611 | 0.7750 |
| ②cl-tohoku/bert-base-japanese-v3 | 0.9091 | 0.8333 | 0.8696 |
| ③cl-tohoku/bert-base-japanese-char-v3 | 0.8718 | 0.9444 | 0.9067 |
| ④nlp-waseda/Roberta-base-japanese | 0.7333 | 0.6111 | 0.6667 |
| ⑤line-corporation/line-distilbert-base-japanese | 0.8485 | 0.7778 | 0.8116 |
| ⑥WorksApplications/SudachiTra | 0.7895 | 0.8333 | 0.8108 |
| ⑦Megagonlabs/Roberta-long-japanese | 0.6410 | 0.6944 | 0.6667 |
| ⑧Laboroai/Laboro-DistilBERT-Japanese | 0.8000 | 0.7778 | 0.7887 |
| ⑨Ptaszynski/yacis-electra-small-japanese | 0.5581 | 0.6667 | 0.6076 |

表4 「動詞 A のような名詞 B」タイプの実験結果

| 大規模事前学習済み言語モデル | Precision | Recall | F1値 |
|--|---------------|--------|---------------|
| ①cl-tohoku/bert-base-japanese-whole-word-masking | 0.6383 | 0.7500 | 0.6897 |
| ②cl-tohoku/bert-base-japanese-v3 | 0.7500 | 0.6000 | 0.6667 |
| ③cl-tohoku/bert-base-japanese-char-v3 | 0.6977 | 0.7500 | 0.7229 |
| ④nlp-waseda/Roberta-base-japanese | 0.7222 | 0.3250 | 0.4483 |
| ⑤line-corporation/line-distilbert-base-japanese | 0.7500 | 0.6000 | 0.6667 |
| ⑥WorksApplications/SudachiTra | 0.7179 | 0.7000 | 0.7089 |
| ⑦Megagonlabs/Roberta-long-japanese | 0.6250 | 0.3750 | 0.4688 |
| ⑧Laboroai/Laboro-DistilBERT-Japanese | 0.6098 | 0.6250 | 0.6173 |
| ⑨Ptaszynski/yacis-electra-small-japanese | 0.7000 | 0.3500 | 0.4667 |

[5] 宮脇他, “小説テキストからの動詞を用いた直喩表現を含む文の抽出手法の検討”, IPSJ2023, 2023.
 [6] <https://huggingface.co/cl-tohoku/bert-base-japanese-whole-word-masking>
 [7] <https://huggingface.co/cl-tohoku/bert-base-japanese-v3>
 [8] <https://huggingface.co/cl-tohoku/bert-base-japanese-char-v3>
 [9] <https://huggingface.co/nlp-waseda/roberta-base-japanese>
 [10] Koga et al., LINE DistilBERT Japanese, 2023. <http://github.com/line/LINE-DistilBERT-Japanese>
 [11] 勝田他, “単語正規化による表記ゆれに頑健な BERT モデルの構築”, NLP2022, 2022.
 [12] C. Raffel, et al., “Exploring the Limits of Transfer Learning with a Unified Text-to-Text Transformer”, arXiv e-prints, 2019.
 [13] X. Zhao, et al., Laboro DistilBERT Japanese, 2020. <https://github.com/laboroai/Laboro-DistilBERT-Japanese>
 [14] 柴田他, “日本語大規模ブログコーパス YACIS に基づいた ELECTRA 事前学習済み言語モデルの作成及び性能評価”, NLP2022, 2022.
 [15] 朝日新聞単語ベクトル, https://cl.asahi.com/api_data/wordembedding.html