

選択制限規則に基づくメタファー識別手法

Metaphor Identification Based on Selectional Restrictions

高橋水晶[†] 坂野遼平[‡]
Mizuki Takahashi Ryohei BANNO

[†] 工学院大学 情報学部 情報通信工学科
[‡] 一橋大学 大学院 ソーシャル・データサイエンス研究科

概要

メタファーは文学作品や日常会話において頻出する言語表現である。機械翻訳をはじめとする自然言語処理においてメタファーを扱うためにはコーパスが必要となるが、メタファーは定まった形式を持たないゆえに大規模なデータ収集には困難が伴うことが指摘されてきた。本論文では、コーパス構築の容易化のため、メタファーと非メタファーを自動識別する手法を提案する。提案手法では、メタファーが選択制限規則の侵犯を生じる傾向を持つ点に着目し、BERTの事前学習済みモデルを用いた識別を行う。即ち、識別対象箇所に対し、BERTに穴埋め予測をさせることで選択制限規則を侵犯しない語が得られると仮定し、当該予測語と対象箇所の実際の語とのコサイン類似度を比較することで、選択制限規則の侵犯度合いを定量的に表し、メタファーか否かを判断する。BERTの予測語群からコサイン類似度を算出する方法について3種類の方式を考案し、実験により識別精度の比較を行った結果、最良ケースにおいてF値約0.881が得られ、一定の有効性を持つことが確認された。

1 はじめに

1.1 研究背景

メタファーは文学作品や日常会話において頻出する言語表現であり、計算機によるメタファーの同定や意味理解は機械翻訳をはじめとした様々な自然言語処理の応用において重要な意義を持つ。機械学習等を用いたメタファーの研究には、大規模なメタファーコーパスの構築が求められるが、メタファー表現は形式が定まっていない故に、自動的に大量のデータを収集することの困難さが指摘されている [1]。

そこで本研究では、ある表現がメタファーであるか否かをメタファーコーパスを必要とせずに自動推定する手法を提案する。具体的には、BERT [2] および ChiVe [3] を利用し、メタファー表現に生じる選択制限規則に対する侵犯に着目することで、メタファー表現と非メタファー表現の識別を行う。これにより、大規模なメタファーコーパスの効率的な構築を可能とし、自然言語処理におけるメタファー研究に資することを目的とする。

以降、第2章でメタファーの一般的解釈および代表的な学問的仮説を紹介する。第3章では、自然言語処理分野におけるメタファー研究や本研究と関連の深い研究について紹介する。第4章では提案手法、第5章では評価実験の方法及び結果について述べる。第6章では、得られた実験結果から提案手法の課題や有効性について考察する。最後に第7章にて本研究の総括と今後の展望

を述べる。

なお、本論文はデータ工学と情報マネジメントに関するフォーラム 2023 の発表論文 [4] を発展させ、BERTの予測語群からコサイン類似度を算出する新たな手法により再実験を行い、識別精度向上を得たものである。

2 メタファーの諸仮説

2.1 メタファーの一般的解釈

一般に比喩表現の中でも、比喩であることが明示的でない表現がメタファーと呼ばれる。例えば「スミスは精密時計だ」や「人間は狼だ」という表現はメタファーである。一方、「スミスはまるで精密時計だ」や「人間は狼のようだ」という表現は「まるで」や「ようだ」のような、喩えであることを明示的に示す語彙が含まれることから、メタファーではなくシミリと呼ばれる。

メタファーは字義通りには解釈されない。つまりスミスが精密時計であることや人間が狼であることを意味するのではなく、スミスの持つ性質が精密時計のようであることや、人間の持つ性質が狼のようであることを強調する表現として解釈される。

メタファーの定義についての仮説は、伝統的な非構成主義的仮説と、Max Blackの提唱した相互作用説に始まる構成主義的仮説とに大別される [5]。

2.2 非構成主義的仮説

非構成主義的仮説として知られる仮説に、比較説と代替説がある [6]。

比較説とは、メタファーをある比喩表現の短縮された形式と考える仮説である。例えば「スミスは精密時計だ」という表現は単純に「スミスは精密時計のようだ」という表現が短縮されたものであると考える。つまり、比喩であることを明示的に示す語彙が脱落した比喩表現をメタファーと考えるということである。

一方、代替説は、メタファーをそれと同義のある表現の言い換えであると考えられる。例えば「スミスは精密時計だ」という表現は、「スミスは時間に正確だ」等の表現の言い換えであると解釈できる。即ち、代替説の立場では、あるメタファーについて、それと同義の別の表現が存在していると考えられる。

2.3 構成主義的仮説

メタファーの構成主義的仮説として知られる仮説には、Max Blackの提唱した相互作用説と、George LakoffとMark Johnsonの提唱した概念メタファーが存在する [7]。

相互作用説とは、ある表現がメタファーであるか否か、またその意味が、それを解釈する各人が持つ通念の体系から決定されるとする仮説である。例えば「人間は狼だ」という表現をどのように解釈するかは、解釈する各人が「狼」という語に対して持つ、

連想された通念の体系から決定される。ある国や地域において、「狼」という語から連想されるものが凶暴さや食欲さなどである場合、その通念の体系に基づき、上記の表現は人間の凶暴さ等を表すものとして解釈される。一方で、狼を神聖視している文化圏においては、「狼」という語から連想されるものは神聖さとなり、上記の表現は人間の神聖性を強調するものとして解釈される。

George Lakoff と Mark Johnson の提唱した概念メタファーは、メタファーが概念的な拡大から生じると考える仮説である。ある具体的な物事 (起点領域) から抽象的な物事 (目標領域) への対応関係を概念メタファーと呼ぶ。例えば「怒りは炎である」というメタファー表現においては、起点領域が「炎」であり目標領域が「怒り」となる。このような表現は人間が怒りを感じた際の体温上昇と、高温の炎の概念的な共通性から見出されるが、これをさらに発展して、怒りによる体温上昇と液体の温度上昇を結びつけることで「はらわたが煮えくり返る」などという表現へと、さらに概念が拡大されていくとも考えられている。同様に「スミスは精密時計だ」というメタファーについても、具体的な物事 (起点領域) である「精密時計」と、スミスの持つ抽象的な特徴 (目標領域) との対応関係から生じる表現であると考えることができる。

2.4 メタファーと選択制限

メタファーは選択制限規則に対する侵犯を生じやすいことが知られている [8]。選択制限とは、ある語が文中の他の語に対して何らかの意味的な制約を与えることであり、その制約のことを選択制限規則と呼ぶ。例えば「彼は〇〇を飲む」という表現において、動詞「飲む」は目的語を飲み物一般に制限する働きを持つ。この、動詞「飲む」の働きが選択制限であり、その制限内容が選択制限規則と呼ばれる。

メタファー表現による選択制限規則の侵犯について考える。例えば「スミスは〇〇だ」という表現において、〇〇として与えられる語は「朗らか」「天才」といった人間に与えられ得る状態を示す語に制限されると言える。これは、人名である「スミス」には人間であることが含意されているためである。ここで〇〇を「精密時計」とした場合、「スミスは精密時計だ」となり、非人間を含意する「精密時計」を字義通りに解釈した場合には意味論的に不適切な文となる。すなわち、選択制限規則に対する侵犯が生じている。

3 関連研究

3.1 メタファーの意味理解に関する研究

計算機による比喩表現の意味理解の試みとして、徳永らの研究 [9] が挙げられる。徳永らは、Ortony の顕現性落差理論に基づく、計算機による比喩理解を試みており、問題の定式化の一例を示している。一方で、被験者を用いた心理実験との比較から人間の比喩理解には及ばない結果であったことも示されており、当該研究で用いられた顕現性モデルにおいては、創発特徴 (比喩によって強調される性質) のダイナミズムを捉えきくことは困難であると報告されている。

3.2 言語モデルとの比較を利用した研究

言語モデルとの比較を利用した研究として、大竹らの研究 [10] がある。当該研究は物語中のイベントに着目した顕現性の推定手法に関する研究であり、直接的にメタファー研究との関連を持つものではないが、言語モデルとの比較を通じた意味的特徴量の推定という観点において、本研究における提案手法と関連する取り

組みであると言える。

民俗学や物語論の分野では、イベントの顕現性に着目した形式分類の研究が多数為されてきた。ロシアの民俗学者、Vladimir Propp はロシアの魔法昔話を研究する中で、機能 (function) と呼ばれる概念を見出し、機能の列に注目することで物語に共通の構造を発見した。また、フランスの文学理論家、哲学者である Roland Barthes は機能の中でも物語の進行における重要度が高いものを枢軸機能体 (cardinal function) と呼び、Propp の物語の構造分析理論をさらに深めた。

大竹らの研究では枢軸機能体、つまり顕現性が高いイベントが満たすべき要件を定義し、イベントの顕現性の計算方法についての検討を行っている。顕現性の高いイベントは、物語進行において重要であるがゆえに、削除された際に物語の首尾一貫性が損なわれる。そこで、物語生成において高い性能に達している言語モデル、GPT-2 を利用し言語モデルとの比較を通じて物語の首尾一貫性を捉えることを試みた。具体的には、言語モデルが物語テキストに与える生成尤度を、物語の首尾一貫性を反映した値とみなし、元の物語に対してあるイベントが削除された物語の生成尤度の比率によってイベントの顕現性を計算する。また、イベントに対してランダムに顕現性を予測するベースラインとの比較を通じてモデルの評価を行った。大竹らの手法ではベースラインと比較し一定の mAP (mean Average Precision) の向上が確認されたが、物語内の文の相対位置を考慮しない関係上、物語最終文の顕現性スコアに大きな振幅が現れるなど、いくつかの課題も示された。

当該研究は、物語の首尾一貫性、またイベントの顕現性という文章の意味的な特徴を、言語モデルとの比較によって計算できる可能性を示している。メタファー表現の持つ特有の意味的特徴量、つまり選択制限規則の侵犯によって生じる意味論的な不適切さを、こうした言語モデルとの比較を通じて定量的に計算することは、メタファー同定の手がかりになると考えられる。詳細については 4 章にて述べる。

4 提案手法

3 章で述べたように、高度な言語モデルとの比較を通じて、ある文の持つ意味的特徴を捉えることができる可能性がある。提案手法では、言語モデルによる穴埋めタスクの実行結果との比較により、選択制限規則の侵犯度合いを捉えることを試みる。

機械学習を利用した言語モデルの中には、穴埋めタスクを処理可能なものが存在し、近年では人間の書いた文と遜色のないテキストを生成可能であるとして注目を集めている。こうした言語モデルの生成テキストが、人間と遜色ないと解釈されるのは、そのテキストが意味論的かつ構文論的に適切であるためと考えられる。提案手法では、この意味論的な適切さの中に、選択制限規則を侵犯しない性質が含まれているとする仮説を置く。

ここで「A は B だ」という形式のメタファー表現について考える。例えば「スミスは精密時計だ」といった表現である。この形式のメタファーは被喩詞 (喩えられる語) A と喩詞 (喩える語) B から成り立っており、B をマスクして言語モデルによる穴埋めタスクを実行した場合に出力される語は、上記のとおり選択制限規則を侵犯しない語であることが期待できる。ここで得られる表現は、2.2 節に述べた代替説における、当該メタファーについての言い替え前の表現としても解釈可能と考えられる。一方、マスク

前の B はメタファー表現であることから、多くの場合に選択制限規則を侵犯する。従って、言語モデルによって予測される語との間には、意味的な乖離が生じると考えられる。この乖離度合いは選択制限規則に対する侵犯の度合いを反映していると考えられることから、提案手法では、この度合いが大きい場合メタファーと推定し、小さい場合には字義通り解釈可能な非メタファーと推定する。

提案手法において、穴埋めタスクの実行には BERT [2] を利用する。また、BERT による予測語と元々の語との意味的な乖離の度合いを計算するために ChiVe [3] を利用する。ChiVe は Skip-gram アルゴリズムを元に、word2vec を使用し単語分散表現を構築したものであり、学習には国立国語研究所の日本語ウェブコーパス [11] を利用している。

提案手法では、ChiVe を用いて元々の語（以降、識別対象語と表記）と BERT の予測語を 300 次元のベクトル表現に変換する。そして、これら 2 つのベクトルのコサイン類似度を算出し、これを選択制限規則の遵守の度合いを反映した値であるとみなす。この値が一定の閾値よりも大きい場合、選択制限規則を侵犯しない非メタファー表現であると推定し、閾値を下回る場合に選択制限規則を侵犯するメタファー表現であると推定する。

4.1 BERT による予測語の扱い

BERT による穴埋めタスクでは、独自のスコアに基づく候補語を複数出力することが可能である。提案手法では、識別対象語と比較する予測語（群）の選出について、以下 3 種類の方式を用いる。

- top-score：BERT の予測最上位 1 語を用い、識別対象語とのコサイン類似度を算出する
- top-sim：BERT の予測上位 10 語それぞれについて、識別対象語とのコサイン類似度を算出し、値が最大であるものを用いる
- top5-avg：BERT の予測上位 10 語それぞれについて、識別対象語とのコサイン類似度を算出し、値が大きいもの 5 つの平均を用いる

なお、BERT による予測語の取得に際しては、サブワードと未知語および ChiVe に含まれない語を除外した上で、上記 3 種類の方式によるコサイン類似度算出を行う。

5 評価

実験では「A は B だ」という形式の表現を対象とし、B がメタファーか否かを識別する。クラウドソーシングを用い、メタファーと非メタファーの文章を各 100 ずつ、計 200 文章を用意した。ここで、各文章は「A は B だ」という形式の文を含む 3 から 6 文程度から成る。なお、クラウドソーシングのワーカーは計 26 名であり、国語の専門家や作家等ではない一般的な日本語話者である。メタファー表現を含む文章については、作成手順は以下のとおりである。

1. 「A は B のようだ」というシミリを含む文を作成
2. 前後に適当な文脈を追加し、3 から 6 文程度で構成される文章を執筆
3. 文章から「のよう」を脱落させることで、メタファー表現を含む文章を作成

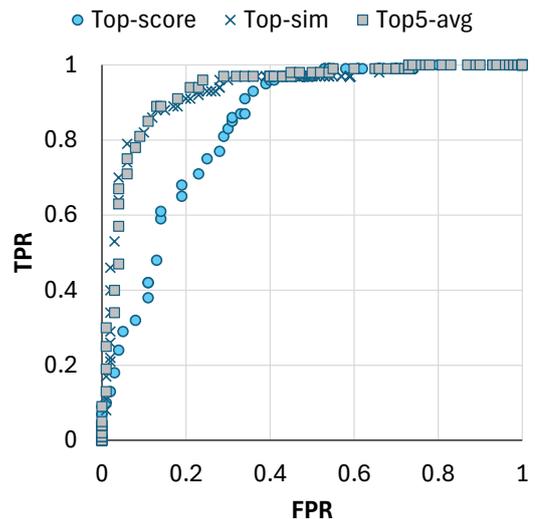


図1 ROC 曲線の比較

すなわち、2.2 節に述べた比較説に基づくデータ作成となっている。

得られた各文章について「A は B だ」の B に相当する部分をマスクし、BERT を用いて穴埋めタスクを実行した。穴埋めタスクによって予測された語について、4.1 節に述べた 3 手法 top-score, top-sim, top5-avg を用い、識別対象語とのコサイン類似度をそれぞれ算出した。予測語と識別対象語はいずれも ChiVe によりベクトル表現に変換して扱っている。算出されたコサイン類似度に対し、閾値未満である場合にはメタファー、閾値以上である場合には非メタファーと推定することで実験を行った。BERT については transformers Ver4.23.1 にて利用可能な Pretrained Japanese BERT Model [12] を利用し、ChiVe については ChiVe Ver1.2-mc90 [13] を利用した。形態素解析には MeCab [14] の Python ラッパーである MeCab-python3 Ver0.7 [15] を用いた。

5.1 実験結果

図 1 に、3 手法の ROC 曲線の比較を示す。縦軸に TPR (真陽性率)、横軸に FPR (偽陽性率) をとっており、閾値を 0.01 間隔で変動させてプロットしたものである。TPR および FPR は、TP (真陽性)、FP (偽陽性)、FN (偽陰性)、TN (真陰性) を用いてそれぞれ $TPR = \frac{TP}{TP+FN}$, $FPR = \frac{FP}{TN+FP}$ として算出される。TPR=1.00 かつ FPR=0.00 が理想性能であり、グラフ左上角に近いほど識別性能に優れる。グラフより、Top-score と比べ、Top-sim および Top5-avg がより優れた識別性能を有していることがわかる。

表 1 は、各手法において最良の F 値と、それを与える閾値である。F 値は適合率と再現率の調和平均であり、適合率 $Precision = \frac{TP}{TP+FP}$ および再現率 $Recall = \frac{TP}{TP+FN}$ を用いて $F = \frac{2(Recall * Precision)}{Recall + Precision}$ により計算できる。メタファー識別は二値分類であるため、F 値のチャンスレートは 0.5 である。提案手法はいずれも 0.5 を大きく上回る F 値を示しており、「A は B だ」という形式のメタファーおよび非メタファーの識別に一定の有効性を持つと考えられる。

提案手法を実際に用いる際には、メタファーか否かがあらかじめわかっているデータを元に閾値を定め、その閾値を用いて新たなデータがメタファーであるか否かを識別することとなる。そこで、4 分割交差検証により閾値選定の有効性評価を行った。具体

表1 最良 F 値と対応する閾値

手法	F 値	閾値
top-score	0.814	0.370
top-sim	0.876	0.380
top5-avg	0.881	0.300

表2 交差検証による閾値選定の有効性評価

手法	平均 F 値	平均閾値	閾値幅
top-score	0.778	0.331	0.0650
top-sim	0.845	0.416	0.200
top5-avg	0.858	0.311	0.060

的には、まず 200 の文章を 4 グループに分割する。1 グループは、メタファー 25 文章および非メタファー 25 文章から成る。4 グループのうち 1 グループを用い、閾値を変動させながら F 値を算出し、最良の F 値が得られる閾値を求める。そして、得られた閾値を用いて、残りの 3 グループのメタファー識別を行い、識別精度として F 値を算出する。閾値選定に用いるグループを入れ替えながら同様のことを計 4 回行い、得られた F 値の平均により閾値選定の有効性を検証する。なお、閾値を定めるにあたり、F 値が最良となる閾値が複数存在する場合には、ROC 曲線左上角からの距離が最小となるものを用いる。さらに複数の候補が存在する場合には、それら閾値の平均を用いる。

表 2 に結果を示す。表 1 に示した最良 F 値と比べやや低下しているものの、いずれもチャンスレートよりも高い F 値となっており、少数のラベル付きデータから定めた閾値がメタファー識別に有効であることが見て取れる。閾値幅は、交差検証における 4 回の試行それぞれの閾値の、最大値と最小値の差である。閾値幅が小さいほど、データセットによる閾値の変動が少なく、未知のデータに対して安定した識別が期待できる。Top5-avg は、平均 F 値が最も高いことに加え、閾値幅が Top-sim と比べ大幅に小さいことから、これら 3 手法の中で最も優れていると考えられる。Top-sim は BERT の予測上位 10 語の中で最大のコサイン類似度を用いることから、極端に大きなコサイン類似度となる語などが含まれた場合にその影響が生じやすい。これに対し、Top5-avg は 5 語の平均コサイン類似度を用いるため、そうした影響を抑えることができ、閾値幅が小さくなっていると考えられる。top-score は、BERT の穴埋め予測の精度の影響を受けやすく、他 2 手法と比べ低い F 値となっている。即ち、最上位の予測語が文脈に則さない不適切な語であったような場合、予測語は選択制限規則を侵犯しないという仮定に反してしまい、提案手法による識別が失敗するケースがある。

6 考察

非メタファーとメタファーそれぞれの文章群について、識別に成功したケース及び失敗したケースの具体例を挙げ、考察を加える。

6.1 非メタファーの識別成功例

非メタファー表現において識別に成功した例を表 3 に示す。なお、以降の表において、「予測語」は特記しない限り top5-avg において平均値算出元となった 5 つの予測語を意味する。(1) については識別対象語と一致する予測語が含まれている。他の語につ

表3 識別に成功した例 (非メタファー)

(1)	今日も隣の部屋から激しくエレキギターを掻き鳴らす音が聞こえてくる。私の夫はギタリストだ。時々テレビに出るくらいには有名なバンドで活動しており、音楽一本で生計を立てている。【予測語：ギタリスト/ベーシスト/ミュージシャン/ピアニスト/音楽家】
(2)	彼は病弱だ。寒暖の差が激しい季節になってくるといつも病気になる。免疫をつけたり体力をつけたりに運動をしると言っているのに、面倒だからやらないと言う。私の当面の目標は、こいつに運動を始めさせて病弱体質を改善させることだ。【予測語：病氣/医者/丈夫/健康/嫌い】

いても人間である「私の夫」に与えられ得る語であり、選択制限規則の侵犯は生じていない。(2) についても意味的に近い語が予測されており、「嫌い」がやや不自然ではあるものの、それ以外は人間の状態や立場を指す言葉であることから概ね選択制限規則の侵犯は生じていないと言える。これらの例については、BERT の予測語と識別対象語がいずれも選択制限規則を侵犯しないことがコサイン類似度に反映され、非メタファーとして正しく識別できたものと考えられる。

6.2 非メタファーの識別失敗例

非メタファー表現において識別に失敗した例を表 4 に示す。選択制限の観点からは、(3) の予測語はいずれも人間である「ユーリ・ガガーリン」を表すものとしては適切である。しかしながら、コサイン類似度が低く、メタファーと識別された。これはコサイン類似度が、選択制限以外の意味論的な不適切さを反映しているためであると考えられる。例えば「兄」という語は、歴史上の著名人としての「ユーリ・ガガーリン」の特徴を捉えているとはいえず、実際 (3) の文章に「兄」を当てはめると前後の文とのつながりには不可解さが生じる。即ち、「ユーリ・ガガーリン」が「兄」であることと、ポストーク一号に搭乗し人類初の有人宇宙飛行を達成したこの間には脈絡が無く、BERT による穴埋めタスク自体が失敗しているとも言える。

また、(4) については、「家」が建築物あるいは家庭を表すことを考えると、「そう」以外の予測語は選択制限規則を侵犯していないと考えられる。上記 (3) も含め、このように識別失敗しているケースにおいても予測語の多くは選択制限規則を侵犯しておらず、言語モデルの穴埋め予測が選択制限規則を侵犯しないとする仮説が当てはまっている。一方で、「一軒家」とこれら予測語のコサイン類似度は低く、メタファーと識別されたことから、識別対象語と予測語のコサイン類似度が選択制限規則の侵犯度合いを反映するという仮説が当てはまらなかった事例とも言える。

6.3 メタファーの識別成功例

メタファー表現において識別に成功した例を表 5 に示す。(5) 及び (6) の予測語の多くは、人間の動作及び言葉に対してその性質等を表す語として適切であり、選択制限規則を遵守している。一方、識別対象語「兵士」「兵器」は選択制限規則に対する侵犯を生じており、コサイン類似度がこの侵犯の有無をうまく捉えたと見ることができる。

表4 識別に失敗した例 (非メタファー)

(3)	ユーリ・ガガーリンはパイロットである。1961年ボストーク一号に搭乗し、人類初の有人宇宙飛行を成し遂げた。彼の遺した、地球は青かったと言う言葉は非常に有名である。一方彼は、神は見当たらなかったとも述べている。【予測語：兄/息子/兄弟/弟/娘】
(4)	長く疲れる仕事を終えて、今日もようやく家に帰ってこられた。私の家は一軒家だ。両親の下から独立してこの家を建てたのはもう10年も前になる。まだローンを完済していないので私はまだまだ働かねばならない。【予測語：火事/貧乏/立派/幸せ/そう】

表5 識別に成功した例 (メタファー)

(5)	彼はうちのサッカーチームのフォワードだ。鍛え抜かれた彼の動きは兵士だ。いつも疲れを知らずにフィールド内を走り回り、ふと気づくとゴール前に飛び込んでいる。そして、カミソリのようなシュートを決めるのだ。まさに、その殺気あふれる姿は、スポーツソルジャー、である。【予測語：正確/サッカー/完璧/強烈/華麗】
(6)	SNSでの誹謗中傷が社会問題になっている。言葉は兵器だ。それも、誰もが簡単に扱える最も身近で、それでいて最も恐ろしい。【予測語：残酷/危険/有害/複雑/嫌い】

6.4 メタファーの識別失敗例

次に、メタファー表現において識別に失敗した例を表6に示す。(7)の予測語のうち、「金色」「銀色」はメタファーによって強調される性質を捉えている点が特徴的である。「水面の輝きはダイヤモンドだった」という表現は水面が眩しく輝く様子を強調するメタファーであり、光沢を伴う色を表すこれらの予測語は比較的 naturally 当てはまる。一方、大気現象である「オーロラ」と天体である「太陽」は水面の様子を表す言葉としては直接的には不自然であり、BERTによる予測語自体がメタファーのようになっている。これら予測語については選択制限規則の侵犯が生じており、識別失敗の一因となっていると考えられる。

(8)については、予測語「ん」が高い類似度を示し、他のいくつかの予測語も比較的高い類似度であったことから、非メタファーと判別されたものである。「猫」を置き換える表現として「ん」は不自然であり、非メタファーの識別失敗例(3)と同様、BERTによる穴埋めタスク自体が失敗したことが影響していると言える。

7 おわりに

本論文では、選択制限規則の侵犯に着目し、メタファー及び非メタファー表現を識別する手法を提案した。提案手法では、識別対象箇所をマスクしてBERTによる穴埋めを行い、予測語と元々の語のコサイン類似度を用いてメタファーか否かを判定する。実験により、特に5つの予測語の平均コサイン類似度を用いることで、高い識別精度が得られることが明らかとなった。

表6 識別に失敗した例文 (メタファー)

(7)	夏休みに伊豆の海に家族で遊びに行った。真夏の太陽が降り注ぎ、海はキラキラと反射していた。その水面の輝きはダイヤモンドだった。【予測語：輝き/オーロラ/金色/銀色/太陽】
(8)	彼女は猫だ。そっけない態度をとっていたかと思えば、ふいに甘えてくる。自由気ままな性格が、時々羨ましくなってくる。【予測語：ん、大好き、そう、好き、嫌い】

提案手法において、メタファー識別の手がかりとなるコサイン類似度の計算は、メタファーコーパスを必要とせずに行うことができる。計算されたコサイン類似度に対し、適切な閾値を選定するためには一定の正解データを必要とするものの、本論文の交差検証の結果からは50個の文章による閾値選定でF値0.858と一定の識別精度が得られている。提案手法を用いることで、メタファーの可能性が高いテキストを自動的に収集し、大規模メタファーコーパス構築のコストを大幅に下げることが可能となると考えられる。また、提案手法の応用として、外国語話者による日本語習得の支援等も考えられる。メタファー表現は字義通りに解釈されないことから、外国語話者が書籍等を読解するにあたって理解の障壁となる。そこで、電子書籍端末等において、提案手法によりメタファーの可能性が高い箇所を提示することにより、言語学習の支援に活用可能と考えられる。

本研究では「AはBだ」という形式の文に限定して実験を実施した。今後は、今回の考察をもとに識別精度向上に取り組むことに加え、隠喩的に使用される動詞やその他の様々な形式の文章においても提案手法が有効であるかの検証にも取り組みたい。また、実験ではクラウドソーシングを利用してデータセットを構築したが、小説や詩など、より高度な隠喩的表現が用いられる文芸作品についても手法の有効性を確認したいと考えている。

参考文献

- 伊藤薫, “比喩表現コーパスの構築と問題点 -言語学の立場から-”, 言語処理学会年次大会, 2014.
- Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova, “BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding”, arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2018.
- 真鍋陽俊, 岡照晃, 海川祥毅, 高岡一馬, 内田佳孝, 浅原正幸, “複数粒度の分割結果に基づく日本語単語分散表現”, 言語処理学会年次大会, 2019.
- 高橋水晶, 坂野遼平, “選択制限規則に基づくメタファーの識別”, データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, 2023.
- 最上英明, “メタファーと認知”, 香川大学一般教育研究, Vol. 46, pp. 71-80, 1994.
- 田畑博敏, “隠喩へのイニシエーション”, 鳥取大学教養部紀要, Vol. 19, pp. 1-22, 1985.
- 瀬田幸人, “メタファーについて”, 岡山大学大学院教育学研究科研究集録, Vol. 142, pp. 49-59, 2009.
- 杉本巧, “隠喩は何をなすのか”, 広島大学大学院教育学研究科紀要. 第二部, 文化教育開発関連領域, Vol. 52, pp. 159-166, 2004.
- 徳永健伸, 寺井あすか, “比喩理解のための言語処理”, 言語, Vol. 37, No. 8, pp. 46-53, 2008.
- 大竹孝樹, 横井祥, 井之上直也, 高橋諒, 栗原樹生, 乾健太郎, “言語モデルによる物語中のイベントの顕現性推定”, 言語処理学会年次大会, 2020.
- 浅原正幸, 今田水穂, 保田祥, 小西光, 前川喜久雄, “Webを母集団とした超大規模コーパスの開発: 収集と組織化”, 国立国語研究所論集, Vol. 7, pp. 1-26, 2014.

- [12] Tohoku NLP Group, “Pretrained Japanese BERT models”, <https://github.com/cl-tohoku/bert-japanese> (accessed Aug. 14, 2024).
- [13] WorksApplications, “chiVe: Sudachi による日本語単語ベクトル”, <https://github.com/WorksApplications/chiVe> (accessed Aug. 14, 2024).
- [14] 工藤拓, “MeCab: Yet Another Part-of-Speech and Morphological Analyzer”, <https://taku910.github.io/mecab/> (accessed Aug. 14, 2024).
- [15] SamuraiT, “mecab-python3”, <https://github.com/SamuraiT/mecab-python3> (accessed Aug. 14, 2024).