選択制限規則に基づくメタファーの識別

高橋 水晶 切野 遼平

† 工学院大学情報学部情報通信工学科 〒 192-0015 東京都八王子市中野町 2665-1 †† 工学院大学大学院工学研究科情報学専攻 〒 192-0015 東京都八王子市中野町 2665-1 E-mail: †j018139@ns.kogakuin.ac.jp, ††banno@cc.kogakuin.ac.jp

あらまし 自然言語処理および機械学習の分野におけるメタファー研究には、大規模なメタファーコーパスが必要となるが、こうした大規模なメタファーコーパスの構築にはいくつかの課題が存在していることが指摘されている。本論文では自然言語処理および機械学習の分野におけるメタファー研究に必要となる大規模なメタファーコーパスの構築のために、メタファー表現および非メタファー表現の識別手法について提案する。テキストの選択制限規則に着目し、BERTの日本語学習済みモデルおよび ChiVe を利用することにより、定量的な計算に基づく識別を試みた。実験から提案手法がランダムに識別を行うベースラインよりも高い精度で、メタファー表現および非メタファー表現を識別可能であることが示された。一方で、提案手法では十分にテキストの持つ選択制限規則の侵犯を捉えきれないケースや、形態素解析の不正確性などの要因から誤分類が生じるケースが存在していることも確認され、いくつかの課題が示された。キーワード 自然言語処理、テキスト分類、比喩表現、メタファー、選択制限、BERT、ChiVe

1 はじめに

1.1 研究背景

比喩表現,とりわけメタファーは機械翻訳をはじめとした自然言語処理の様々な分野で重要であると考えられている。メタファーは文芸作品の中だけでなく,我々の普段の日常会話や慣用表現の中に頻繁に現れる。しかしながら,計算機によるメタファーの同定や意味理解にはいくつかの課題が存在していることが指摘されている。一つはコーパス構築の問題である。メタファー表現は形式が定まっておらず,自動的に大量のデータを収集することが困難であることが指摘されている[1]. 二つに,ある表現をメタファーとして認めるか否かの基準が研究者によって異なっていることが挙げられる。これらの要因が定量的な計算に基づき,メタファーの同定や意味理解など,自然言語処理分野におけるメタファー研究を行うことを困難にしている。

1.2 研究目的

自然言語処理や機械学習,深層学習を利用したメタファーの意味理解の研究には,大規模なメタファーコーパスの構築が必要になると考えられるが,前述したように現段階においては自動的に大量のメタファー表現を収集することは困難であると考えられている.このようなコーパスの構築には,ある表現がメタファーであるか否かを自動的に推定する手法が必要となる.そこで本研究では BERT の日本語学習済みモデルおよび ChiVe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により,メタファー表現および非メタファー表現の識別手法についての提案を行う.

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ている。例えば「スミスはまるで豚だ」という表現や「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する語彙が含まれることから、メタファーではなくシミリであるとされる。対して「スミスは豚だ」や「人間は狼だ」という表現は、喩えであることを明示的に示す語彙が含まれないことから、メタファーであるとされる。こうしたメタファーは字義通りには解釈されない。つまりスミスが豚であるということや、人間が狼であるということを意味するのではなく、スミスの持つある性質が豚のようであるということや、人間の持つある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。

2.2 非構成主義的仮説

メタファーの定義についての仮説は、従来の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 [2]. 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 [3]. 比較説とは、メタファーをある比喩表現の圧縮された形式であると考える仮説である. 例えば「スミスは豚だ」という表現は単純に「スミスは豚のようだ」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.

一方で、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る。例えば「スミスは豚だ」という表現は、「スミスは貪欲だ/太っている」などという表現の言い換えであ

ると考えられる. 従って, 代替説の立場では, あるメタファーについて, それ同義の別の表現が存在していると考える.

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している [4]. 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ということになる. 一般的な日本 人にとって「狼」という語から連想されるものは、凶暴さや貪 欲さ、賢さなどである. その場合この表現は、人間の凶暴さや貪 欲さ,賢さを表す表現として解釈される.一方で,「狼」という 生き物を神聖視している文化圏の人々にとっては、「狼」とい う語から連想されるのは神聖さである可能性もある. この場合 「人間は狼だ」という表現は、人間の神聖性を強調する表現とし て解釈される可能性がある. 更には, 人間と狼を同種の生物で あると考える人間にとっては、この表現はメタファーではなく、 単に字義通りの表現として解釈される可能性もある.

一方で、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「スミスは豚だ」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「豚」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

メタファーにおいては選択制限規則に対する侵犯が生じることが知られている [5]. 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「He drinks O」という表現において、動詞 drink は目的語 O として取るべき語を飲み物一般に制限するような働きを持つ。この、動詞 drink の働きが選択制限であり、飲み物一般に制限するという制限の内容が選択制限規則と呼ばれる。またこれは「彼は O を飲む」という日本語の表現においても同様のことを述べることができる。

メタファー表現においては、選択制限規則に対する侵犯が生じることが知られている。例えば「スミスは豚だ」というメタファー表現について考える。そもそも「スミスはXだ」という表現において、Xとして与えられる語は人間に与えられうる状

態を示す語に制限されていることがわかる. これは, 人名である「スミス」には人間であることが含意さており, 従って X は人間に与えられうる状態を示す語である必要性が生じている. 例えば X を「プルトニウム」とした場合, 「スミスはプルトニウムだ」となり, これは人間に与えられる状態としては不適切であり, 選択制限規則に対する侵犯が生じるために, 意味論的に不適切な文となることがわかる. 同様に「スミスは豚だ」というメタファー表現においても, 非人間を含意する「豚」は字義通りに解釈された場合には意味論的には不適切な文となることがわかる.

しかしながら、そもそも豚にスミスという名前をつけている場合や、スミスが遺伝子改造され豚にされる SF 小説などを想定した際には、これは必ずしも選択制限に対する侵犯とは考えられず、これは全てのメタファーと解釈されうる表現に対して網羅的に生じる現象ではないこともわかる。しかしながら、ほとんどのメタファー表現において、このような選択制限規則に対する侵犯が生じることも事実であり、メタファーと非メタファーを識別するにあたり重要な意味的特徴量として利用可能であると考えられる。

3 関連研究

3.1 メタファーの意味理解に関する研究

はじめに、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[6]を紹介する。徳永らの研究においては、Ortonyの顕現性落差理論に基づく、計算機による比喩理解の試みがなされており、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遠く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る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[7]について紹介する. 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,直接的に比喩表現もしくは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の関わりが深いことから,当該研究とその提案手法について述べる.

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存在しているが、自然言語処理の分野ではイベントの顕現性に着目した研究や、その計算方法についての検証がなされてこなかった。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.

当該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. ランダムに顕現性 を予測するベースラインと比較して、大竹らの手法では一定の 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 コアに大きな振れ幅が現れるなど、いくつかの課題も示された.

当該研究では、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することができるという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の同定の直接的な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

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存在していることについては第3章で述べたとおりである.ここで「AはBである」という形式のメタファー表現について考える.この場合「スミスは豚である」などの表現がそれにあたる.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、前述したようにほとんどのメタファー表現においては選択制限規則に対する侵犯が生じる.

機械学習を利用した言語モデルの中には、穴埋めタスクに特化した学習を施したモデルが存在しているが、このようなモデルが現段階においても、人間の書いた文と遜色のない程度のテキストを生成可能であることは周知の事実である。このような言語モデルの生成するテキストが、人間の書いた文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であると推察されるが、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という条件が含まれているとする仮定については一定の妥当性を持つと考えられる。従ってメタファー表現が選択制限規則を侵犯する表現であると仮定した場合、「AはBである」という形式のメタファーのB、つまり喩詞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選択制限規則を侵犯しない別の語であることが推察できる。ここで得られる表現は代替説における、あるメタファーについての同義の別の表現としても解釈可能である

と考えられる.

したがって、言語モデルによって予測される選択制限規則を 侵犯しない語と元々の語との意味的な乖離の度合いを計算する ことで、元々その表現が持っていた選択制限規則に対する侵犯 の度合いを定量的に計算することが可能であると考えられる. その度合いが大きい場合メタファーであると推定し、小さい場 合には字義通り解釈可能な非メタファーであると推定する.

提案手法では穴埋めタスクの実行には BERT[8] の日本語学 習済みモデルを利用する. 高い性能を持つ言語モデルとして知 られるものには BERT の他に GPT-3[9] なども存在している が、双方向性を持つ BERT の場合は穴埋めタスクの実行時にマ スク部前後の文脈を考慮可能であることから GPT-3 ではなく BERT を選定した。また、BERT によって予測された語と元々 の語との意味的な乖離の度合いを計算するために ChiVe を利用 する [10]. 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学習済み言語モデルである. なお, 学習には国立国語研究所の日本語ウェブコーパスを利用 している [11]. これにより元々の語と BERT により予測された 語を 300 次元のベクトル表現に変換する. そして, この 2 ベク トルのコサイン類似度を算出し、これを選択制限規の遵守の度 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.

5 評価実験

5.1 実験手法

評価実験では「A は B だ」という形式の表現に限定し、その表現がメタファーであるか否かを識別する。実験の実施にあたり、データセットとして「A は B だ」という形式のメタファーおよび非メタファーを含む 3 から 6 文程度の文章を各 100 文章、計 200 文章をクラウドソーシングによって収集した。なお、文章の作成者は専門家や作家などではない一般的な日本語話者を想定している。このことから、文章作成にあたりタスクの難易度を下げる目的で、メタファーの構文論的な定義について比較説の立場を採用している。つまり「A は B のようだ」というシミリを含む文章を作成し、そこから「のよう」の部分を脱落させることで「A は B だ」という形式のメタファー表現を作成している。

収集したデータセットについて正解ラベルを付与したのちに、「A は B だ」という表現の B に相当する部分をマスク対象部としてアノテートした。各文章について MeCab[12] を利用して形態素解析を行い、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得られた語と正解の語を ChiVe によって 300 次元のベクトル表現に変換し、両者のコサイン類似度を算出した。この際、ChiVe の辞書に登録されていない語彙が出現する場合が存在したが、その場合はテキストを著者が事前に用意した予備のテキストに差し替えることで対応した。また、実行環境については Google Colaboratory を利用し

表1 実験環境

項目	詳細		
実行環境	Google Colaboratory		
MeCab	MeCab-python3 Ver0.7		
ChiVe	ChiVe Ver1.2-mc90		
BERT	Pretrained Japanese BERT Models		

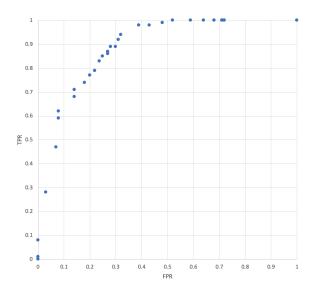


図1 閾値による分類性能の変動

た. BERT については transformers Ver4.23.1 にて利用可能な Pretrained Japanese BERT Model を利用した [13]. MeCab については MeCab-python3 Ver0.7, また ChiVe については ChiVe Ver1.2-mc90 を利用した. 実験環境について以下の表 1 に示す.

閾値の変動に対するモデルの性能変化から適切な閾値を決定する. 閾値決定のための指標として、ここでは ROC 曲線を利用する. 二次元座標上、縦軸に TPR (真陽性率)、横軸に FPR (偽陽性率)をとり、閾値を 0.01 間隔で変動させながらグラフ上に描画する. TPR および FPR は、TP (真陽性)、FP (偽陽性)、FN (偽陰性)、TN (真陰性)を用いて以下の式から算出される.

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP}$$

作成された ROC 曲線を図 1 に示す.この際に TPR=1, FPR=0 となる点がモデルの理論上の最高性能となるため,グラフ左上の点からの距離が最小となる点が,モデル性能が最大となる閾値として決定される.これによりモデルの閾値 t=0.29 が決定された.決定された閾値をもとにメタファーか否かについてのテキスト分類を実施した.

5.2 評 価

分類結果から Recall (再現率) および Precision (適合率) を 算出し、評価指標 F1 を算出した. 各指標の算出方法について以 下の式に示す.

表 2 実験結果

	提案手法	ベースライン
Recall	0.77	0.52
Precision	0.85	0.53
F1	0.81	0.52

表 3 分類に成功した例文 (非メタファー)

	,
	プラスチックは石油の原料である. プラスチックは
	一般には, 石油を原料とするモノマーを重合してで
a	きたポリマーに添加剤を加えた物質の総称である.
	近年では石油資源の枯渇が叫ばれ、リサイクルの取
	り組みが盛んに行われている.
	今日も隣の部屋から激しくエレキギターを掻き鳴ら
1.	す音が聞こえてくる. 私の夫は <u>ギタリスト</u> だ. 時々テ
b	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.
	彼は病弱だ. 寒暖の差が激しい季節になってくると
	いつも病気になっている. 免疫をつけたり体力をつ
c	けたりに運動をしろと言っているのに, 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.

$$\begin{aligned} Recall &= \frac{TP}{TP + FN} \\ Precision &= \frac{TP}{TP + FP} \\ F1 &= \frac{2(Recall \times Precision)}{Recall + Precision} \end{aligned}$$

比較対象としてランダムに分類を行うベースラインを実装 し、同様に Recall, Precision から F1 を算出した. それぞれの Recall, Precision および評価指標 F1 について表 2 に示す.

実験結果より、ランダムに分類を行うベースラインに対して提案手法の F1 が 0.29 ポイント上回った。このことから提案手法は Γ 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ものと考えられる。また、今回の分類実験は二値分類であるため、ランダムに分類を行うベースラインにおける Γ 1 の理論値は 0.5 となる。

6 考 察

6.1 非メタファーの分類について

ここでは非メタファー表現において分類に成功したケース, 失敗したケースについて個別に確認しながら考察を行う. 非メ タファー表現において分類に成功したケース3つを表3に示す. また,それぞれの文章についてのBERTの予測単語および正解 単語,またその単語間ベクトルのコサイン類似度について表4 に示す.

a については BERT の予測単語, 正解単語ともに「石油」であることが確認できる. また b, c についてはどちらも「ギタリスト」に対して「ミュージシャン」, 「病弱」に対して「病気」という意味的に近しい語が予測されていることがわかる. 選択

表 4 分類成功例の予測単語 (非メタファー)

	正解単語	予測単語	類似度
a	石油	石油	1.0000
b	ギタリスト	ミュージシャン	0.8067
С	病弱	病気	0.4997

表 5 分類に失敗した例文 (非メタファー)

	,
	ユーリ・ガガーリンは <u>パイロット</u> 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
d	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.
	彼は牛タンに詳しい.彼の出身は仙台だ.学生の頃
e	友達と牛タンの食べ比べをしたらしい. 美味しいも
	のがたくさんある都市がうらやましく思える.
	その日, 私は <u>暇</u> だった. 有給休暇を取ったはいいが,
f	やることがない. 慣れないことをするのも怪我をし

表 6 分類失敗例の予測単語 (非メタファー)

そうで気が進まない.

_	O 223002 CAMP 1 - 2 DOLL HE (21 > 2 > 2				
		正解単語	予測単語	類似度	
	d	パイロット	息子	0.1535	
	е	仙台	メキシコ	0.1965	
	f	暇	学生	0.2257	

制限という観点から考察すると、a については BERT が正解 単語と同じ単語を予測していることから侵犯が生じていないことは自明である。 さらに b, c については「ミュージシャン」と「病気」の双方とも、人間である「私の夫」と「彼」に与えられうる状態を示す語として適切であり、侵犯は生じていないと考えられる。コサイン類似度については後述する。

次に、非メタファー表現において分類に失敗したケース 3 つを表 5 に示す。また、それぞれの文章についての BERT の予測 単語および正解単語、またその単語ベクトルのコサイン類似度 について表 6 に示す。

dにおいては正解単語「パイロット」に対して予測単語「息子」となっている。さらにeについては正解単語「仙台」に対して「メキシコ」,fについては正解単語「暇」に対して「学生」が予測されている。選択制限の観点から確認するとdについては、人間である「ユーリ・ガガーリン」に与えられる状態として予測単語「息子」は適切である。eについて見ると「彼の出身」は、続く語を地域を示す語に制限するような選択制限を課すと考えられるが予測単語「メキシコ」は地域を示す語であり、明確な侵犯ではないことがわかる。fについても、人間を含意する「私」に与えられうる状態として予測単語「学生」は適切であり、ここでも明確な侵犯は生じていないと考えられる。

したがって、言語モデルが選択制限規則を侵犯しないとする 仮説については一定の妥当性を持つものであったと考えること ができる. しかしながら、選択制限規則の侵犯が生じていないに もかかわらず d, e, f で示した例では、それを反映した値である と仮定したコサイン類似度が著しく低いことがわかる. 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. 最も単純な解釈として, この類似度は正解単語と予測単語の意味的な類似性を反映した度合いであると考えることができる. さらに巨視的に見ると, その文章全体の文脈における予測単語の意味論的な整合性を反映していると見ることも可能であると考えられる.

例えば b については、「私の夫」が「ギタリスト」であっても「ミュージシャン」であっても、前後の文脈との関係性において不可解さを感じることはないように思われる.一方 d においては「ユーリ・ガガーリン」が「息子」である場合に、前後の文脈との関係性において不可解であることがわかる.これは「ユーリ・ガガーリン」が「息子」であることと、ボストークー号に搭乗し人類初の有人宇宙飛行を達成したことの間に何の脈絡もないためである.

このことから、提案手法から求められるコサイン類似度は、文章全体の文脈における、予測単語の意味論的な整合性を反映した指標であると考えることができる。そしてこの、文章全体の文脈に対する意味論的な整合性を決定する一つの要素として、選択制限に対する侵犯の度合いという要素が組み込まれていると推察される。

d, e, fで例示したような意味論的に不適切な予測が生じる原因として、BERTの穴埋めタスク性能自体が影響していることが推察される。また、穴埋めタスク性能に影響を及ぼす要素として、形態素解析の正確性が考えられる。形態素解析の正確性が低下すると、BERTによるトークン化が正常に行われないケースが増加する。形態素が正しく分割されていない場合、BERTに不適切な予測の手がかりを与えることになるほか、BERTの辞書に存在しない形態素は取りこぼされる。こうした要因から形態素が取りこぼされることは、直接的にBERTによる予測の手がかりが減少することを意味している。

ここまで確認したように、BERT による予測が選択制限規則を侵犯する可能性は低い一方で、コサイン類似度が選択制限に対する違反を含む、文章全体の文脈的な意味論的整合性を一定程度反映していることから、選択制限規則を遵守していても、文脈的に不自然な予測が生じると類似度が低下し誤分類の原因となることが推察される.

6.2 メタファーの分類について

ここではメタファー表現において分類に成功したケース,失敗したケースについて個別に確認しながら考察を行う. メタファー表現において分類に成功したケース3つを表7に示す. また,それぞれの文章についてのBERTの予測単語および正解単語,またその単語ベクトルのコサイン類似度について表8に示す.

gについては正解単語「タヌキ」に対して「馬鹿」が予測されている。これについては、メタファー表現であり元々の表現において、選択制限規則に対する侵犯が生じているが、BERTの予測「馬鹿」ついては、人間を含意する「アイツ」に与えられうる状態として適切であり、BERTによる予測は選択制限規則を侵犯していない。hについては正解単語「台風」に対して「迷惑」が予測されているが、これについても同様に元々の「奴

表 7 分類に成功した例文 (メタファー)

そんなことが許されるはずがない. あんな詐欺同然
の違法行為をやっておきながら平然としていられる
なんて, 全く信じられない. アイツは <u>タヌキ</u> だ.
奴は台風だ. 周囲の迷惑などこれっぽっちも考えち
ゃいない. 前触れもなく突然やってくる. そして場
をめちゃくちゃにして去っていくんだ. 迷惑この上
ないよ.
我々にとって、地球は母だ. 生命の起源は、海を漂う
アミノ酸や核酸であったと言われている. 文字通り,

表 8 分類成功例の予測単語 (メタファー)

すべての生命は地球から生まれてきたのである.

	,		
	正解単語	予測単語	類似度
g	タヌキ	馬鹿	0.2501
h	台風	迷惑	0.2295
i	母	海	0.2017

は台風だ」という表現においては選択制限規則に対する侵犯が 生じている一方で、BERT の予測「奴は迷惑だ」については選 択制限規則を遵守している. i については正解単語「母」に対し て「海」が予測されている. 「地球は母だ」とう表現が、選択 制限規則を侵犯していることは自明であるが, 一方で「地球は 海だ」という表現が選択制限規則を遵守しているか, 侵犯して いるかについては判断の分かれる点であると考えられる. 地球 の表面積の約7割が海であることを考慮すれば、遵守している とも考えられるが、一方で約3割の陸地が存在していることを 考えれば侵犯しているとも解釈することができる. このことか らわかるのは、基本的に BERT による予測が選択制限規則を侵 犯する可能性は低いということを前述したものの、このように 判断の分かれる曖昧な表現が生じる可能性もあるということで ある. コサイン類似度については、総じて低い値をとっている ことが確認できる. g および h については元々の表現が選択制 限に対する侵犯が生じており、一方で BERT の予測については 遵守されていた. このことからコサイン類似度が, 元々の表現 における選択制限規則の遵守の度合いを反映しているという仮 定についても一定の妥当性を保つことが推察される. しかしな がら, 前述したようにこの値は, あくまでも文章全体の文脈的 な意味論的整合性を反映した値であり、その一つの要素として、 選択制限という要素が組み込まれていると推察される.

次にメタファー表現において分類に失敗したケース3つを表9に示す.また,それぞれの文章についてのBERTの予測単語および正解単語,またその単語ベクトル間のコサイン類似度について表10に示す.

jにおいては正解単語「宇宙」に対して「無限」が予測されている。kについては正解単語「鋼」に対して「強固」が、1について正解単語「魔術師」に対して「天才」が予測されている。ここで j および k に共通しているのは、BERT の予測単語がメタファーによって強調される性質を捉えている点である。jの「想像力は宇宙だ」という表現は想像力の無限性を強調するメタファーであるが、BERT の予測単語「無限」はこの性質を捉

表 9 分類に失敗した例文 (メタファー)

	,
j	想像力は宇宙だ. 想像には無限の可能性がある. 同様
	に, 広大に広がる宇宙もまた無限の可能性そのもの
	だろう.
k	僕は何度も彼に頼み込んだが、彼は自分の考えを変
	えなかった. 彼の意志は鋼だ. 彼は昔から堅物なの
	だ.
l	彼は手品の名人だ. コインを瞬間移動させたり, 僕の
	選んだトランプを当てたりと言ったことはお手のも
	のだ. まったく, 彼は魔術師だ.

表 10 分類失敗例の予測単語 (メタファー)

	正解単語	予測単語	類似度
j	宇宙	無限	0.3658
k	鋼	強固	0.3094
1	魔術師	天才	0.4933

えている. k についても同様で「彼の意志は鋼だ」という表現は意志の固さを強調するメタファーであるが, BERT の予測単語「強固」も明らかにこれを捉えている. メタファーによって強調される性質とは, 概念メタファーにおける, 起点領域の観念的な特徴と言い換えることもできる. こうしたケースにおいては類似度が高い値を示す傾向にあることがわかる.

この原因として考えられるのは、メタファー表現の前後に、そのメタファーによって強調される性質について言及する文が差し込まれている点である。jについては「想像には無限の可能性がある」、kについては「彼は昔から堅物なのだ」がそれに当たると考えられる。このような文章構成によってBERTがメタファーによって強調される性質を捉えた場合に、コサイン類似度が高い値を取る傾向があり、結果として誤分類の原因となっていることが考えられる。ただしこれは、発生要因が文章構成そのものに依存していると考えられるため、技術的な観点から対策を講じることは困難であると推察される。

最後に1のケースについて考察する.1においては元々のメタ ファー表現「彼は魔術師だ」において, 明確な選択制限に対す る侵犯が生じていない点で、他のケースと異なっている. 人間を 含意する「彼」に与えられうる状態として「魔術師」という状 態は明確な侵犯であるとは考えにくい. さらに BERT による予 測「天才」についても同様に「彼」与えられうる状態としては 適切である. このケースにおいて、コサイン類似度は比較的高 い値をとっていることがわかるが、この要因として、元々のメタ ファー表現において明確な侵犯が生じていないことが挙げられ る. 全てのメタファー表現において選択制限に対する侵犯が生 じるわけではないということは前述した通りであるが、侵犯の 生じないメタファーにおいては、同様に侵犯の生じない BERT の予測との意味的な乖離が抑えられるため、類似度が高い値を とると考えられる. こちらについても, 文そのものの意味的な 特徴が原因であり、提案手法においては技術的な対策を講じる のは困難であると考えられる.

6.3 考察の整理

ここまで確認してきたように、「A は B だ」という形式のメタファーの識別において、ランダムに分類を行うベースラインに対して、提案手法が一定の有効性を持つことが示された。また、BERT のような言語モデルが、選択制限規則を侵犯しないという仮説についても一定の妥当性を示すことができた。一方で、正解単語と予測単語間のコサイン類似度が、選択制限規則に対する遵守の度合いを反映するという仮説については、部分的にその限りでないことが示された。あくまでコサイン類似度は文章全体における文脈的な意味論的整合性を反映した値であり、選択制限はその内に含まれる要素の一つであると考えられる。

またモデルの性能自体が BERT の穴埋めタスク性能に依存している関係から, 形態素解析の正確性の向上によって更なる分類性能の向上が見込まれることなども確認した. 一方で, 誤分類の要因が個別の文章構成や文の意味的特徴に依存しているケースも存在していることが確認され, こうしたケースについては提案手法において技術的な対策を講じることは困難であることについても確認した.

7 おわりに

7.1 ま と め

本論文では BERT の日本語学習済みモデルを利用し選択制限規則の侵犯に着目することによって、メタファーおよび非メタファー表現を識別するための手法について提案した. 実験から提案手法がランダムに識別を行うベースラインよりも高い精度でメタファーおよび非メタファー表現を識別可能であることが示された. 一方で、誤分類が生じる原因としていくつかの可能性および課題が示された.

7.2 今後の展望

本研究においては「A は B である」という形式の文に限定して分類実験を実施した.今後は, 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確認や, 形態素解析の正確性向上など, 実験から示されたいくつかの課題について取り組みたい. また, 本実験ではクラウドソーシングを利用して文章を収集し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.

文 献

- [1] 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-" , 言語処理学会第 20 回年次大会, pp149-152, 2014.
- [2] 最上英明, "メタファーと認知", 香川大学一般教育研究 第 46 号, pp71-80, 1994.
- [3] 田畑博敏, "隠喩 (メタファー) へのイニシエーション",鳥取大 学教養学部紀要, Vol. 19, pp1-22, 1985.
- [4] 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,第142号, pp49-59, 2009.
- [5] 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 2 部, 第 52 号, pp159-166, 2003.
- [6] 徳永健伸, 寺井あすか, "比喩理解のための言語処理", 月刊「言語」, Vol. 37, No. 8, pp45-53, 2008.

- [7] 大竹孝樹, 横井祥, 井之上直也, 高橋諒, 栗原樹生, 乾健太郎, 東北大学理化学研究所, Langsmith 株式会社, "言語モデルによる物語中のイベントの顕現性推定", 言語処理学会第 26 回年次大会, pp1089-1092, 2020.
- [8] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova, "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding", In Proceedings of NAACL-HLT 2019, pp4171-4186, 2019.
- [9] Tom B Brown, Benjamin Mann, Nick Ryder, Melanie Subbiah, Jared Kaplan, Prafulla Dhariwal, Arvind Neelakantan, Pranav Shyam, Girish Sastry, and Amanda Askell, "Language Models are Few-Shot Learners", In arXiv preprint arXiv:2005.14165, 2020.
- [10] 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", 言語処理学会第 25 回年次大会, pp5-8, 2019.
- [11] 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, 7 号, pp1-26, 2014.
- [12] 工藤拓, "MeCab: Yet Another Part-of-Speech and Morphological Analyzer (2013/2/18)" https://taku910.github.io/mecab/ (2023/1/4 参照).
- [13] 鈴木正敏, "Pretrained Japanese BERT Models (2021/8/26)"https://github.com/cl-tohoku/bert-japanese (2023/1/4参照).