

# 卒業論文

## マスク言語モデルを用いた 名詞の評価極性の文化差検出

指導教官 村上 陽平 准教授

立命館大学 情報理工学部  
先端社会デザインコース 4回生  
2600190126-4

木本 真平

2022 年度（秋学期）卒業研究 3（CH）  
令和 5 年 1 月 31 日

## マスク言語モデルを用いた 名詞の評価極性の文化差検出

木本 真平

### 内容梗概

グローバル化が進む現在、仕事や旅行で海外へ行くケースも増えてきている。その際、特に問題となるのが言語の壁である。言語の学習は難易度が高く、ジェスチャーのみでコミュニケーションを取るにも限界がある。現在、この問題自体は、機械翻訳システムの発達によって解決されつつある。近年のニューラル機械翻訳は精度も高く、多言語間での会話も可能となった。しかしながら、ニューラル機械翻訳では、その言語を発した意図までは伝えることができない。例えば、相手を動物に例える場面で、自国では良い印象の動物に例えたとしても、相手の国では違うこともある。その場合、誉め言葉は罵倒へと様変わりする。つまり、単語に対する評価極性の話者間の文化差によって、会話に齟齬が生まれる可能性が存在する。

そこで、本研究では文中のマスク箇所該当する単語を推定するマスク言語モデルを用いて、単語の評価極性の日英間の文化差を検出する方法を提案する。具体的には、評価極性辞書から肯定的及び否定的な評価表現を選択し、その評価表現の対象となる単語をマスク言語モデルを用いて推測することで、評価対象と評価表現の関連度を検出する。本手法の実現にあたり、取り組むべき課題は以下の2点である。

### 評価極性の細分化

評価極性辞書に収録されている肯定的な表現と否定的な表現の2種類だけでは、正確な文化差を検出できない。肯定的な表現であっても、主観的な肯定なのか、それとも客観的な肯定なのかという差が生じ得る。したがって、評価表現を肯定、否定の2種類ではなく、より細分化する必要がある。

### 文化差の算出方法

評価表現を細分化することで、その対象となる名詞単語について、評価表現の種別ごとに値が算出される。したがって、これらの複数の値から構成される単語の評価極性ベクトルを用いて、文化差を検出する手法が必要である。

前者の課題に対しては、評価極性辞書の分類に用いられている評価極性の種別で細分化する。具体的には、肯定か否定かだけでなく、主観と客観にも分類

し、5つの評価表現を選出した。各評価表現における出現のしやすさは用いるテンプレート文にも依存するため、テンプレート文も5つ作成した。各評価表現を含んだテンプレート文から、マスク言語モデルを用いて対象となる名詞を推察することで、評価対象と評価表現の関連度を算出する。また、その結果から評価極性ベクトルを作成する。

後者の課題に対しては、評価極性ベクトルを用いて文化差を算出する手法を類似度を用いるものと相関係数を用いるものの2種類を考案した。一つ目はコサイン類似度を用いて、閾値を下回ると文化差が存在すると判定する手法である。もう一つは、スピアマンの順位相関係数を用いて、ベクトルの各要素の大小比較に有意な差があるかどうかで判定する手法である。本提案手法が評価対象の種類によって差が生じないか検証するために、評価対象を色、場所、魚介、野菜の4種で比較した。本研究の貢献は以下の通りである。

#### 評価極性の細分化

4次元ベクトルと20次元ベクトルの生成に成功した。また、ベクトルの妥当性を検出するために「黄とオレンジ」「赤とオレンジ」の、日英それぞれの4次元ベクトルと20次元ベクトルのコサイン類似度を算出した。「黄とオレンジ」と「赤とオレンジ」はそれぞれ類似しているため、コサイン類似度が1に近いほど妥当となる。算出した結果は「赤とオレンジ」の英語による20次元ベクトルのみ1から遠いものの、その他は全て1に近く、最大で0.996となり、妥当であることが分かった。

#### 文化差の算出

色、場所、魚介、野菜のカテゴリの、それぞれ10件の対象概念から、合計10つの有意な差（有意水準5%）がある実験結果を算出できた。また、その内、4件が正の相関、6件が負の相関を有していた。特に魚介のカテゴリにおいて、タコやエビなどに極端な負の相関を検出することができた。

# **Detecting Cultural Differences of Sentiment towards Nouns Using a Masked Language Model**

Shinpei KIMOTO

## **Abstract**

Nowadays, more and more people are going abroad for travel or work. In that case, language becomes a particular problem. Language learning is very difficult, and there is a limit to communicating only with gestures. Currently, this problem is being solved by the development of machine translation systems. Recent neural machine translation has high accuracy and can be used for conversation. However, this system cannot convey intentions. For example, in a scene where the other person is compared to an animal, even if we compare it to an animal that gives us a good impression, the other person may be different. Then it becomes hate speech. In other words, cultural differences may cause problems in conversation. Therefore, in this research, we propose a method to detect the cultural difference between Japanese and English in the evaluation polarity of words by using a masked language model. Specifically, it selects positive and negative evaluative expressions from the evaluative polarity dictionary, infers target words using a mask language model, and detects the degree of relevance between the evaluative target and the evaluative expressions. To realize this, there are the following two issues.

## **Subdivision of evaluation polarity**

Accurate cultural differences cannot be detected with only positive and negative expressions. I don't know if that is a subjective or objective affirmation. Therefore, it is necessary to subdivide it further.

## **How to calculate cultural differences**

For the target noun word, the value is calculated for each type of evaluation expression. We need a method to detect cultural differences using the word evaluation polarity vector composed of these values.

The first task is subdivided according to the type of evaluation polarity. They were classified into affirmative and negative, subjective, and objective. Then, five evaluation expressions were selected. Since the likelihood of each evaluation expression appearing depends on the template sentences used, five template sentences were also created. From each evaluative expression template sentence,

the target noun is inferred using the mask language model. Then, the degree of relevance between the evaluation target and the evaluation expression is calculated. In addition, the evaluation polarity vector is created from the results.

For the second task, we considered a method using the degree of similarity and a method using the correlation coefficient. The former uses cosine similarity to determine that there is a cultural difference if it falls below a threshold. The latter is a method that uses Spearman's rank correlation coefficient to determine whether there is a significant difference in the size comparison of each element of the vector. In order to verify whether there is a difference depending on the type, we compared four types of evaluation objects: color, location, seafood, and vegetables. The contribution of this research is as follows.

### **Subdivision of evaluation polarity**

We succeeded in generating a 4-dimensional vector and a 20-dimensional vector. To detect the validity of the vector, we calculated the cosine similarity of the 4-dimensional vector and the 20-dimensional vector of “yellow and orange” and “red orange” for Japanese and English respectively. Calculated. Since these pairs are similar to each other, the closer the cosine similarity is to 1, the better. As a result, although only the 20-dimensional vector in English of “red and orange” is far from 1, all others are close to 1, and the maximum is 0.996, which is reasonable.

### **Calculation of cultural differences**

From 10 target concepts of color, location, seafood, and vegetables, we were able to calculate experimental results with 10 significant differences (significance level 5%). In addition, 4 studies had positive correlations and 6 had negative correlations. In the seafood category, we were able to detect extremely negative correlations with octopus and shrimp.

# マスク言語モデルを用いた 名詞の評価極性の文化差検出

## 目次

<b>第1章 はじめに</b>	<b>1</b>
<b>第2章 文化差検出</b>	<b>3</b>
2.1 知識に基づく文化差検出 .....	3
2.2 イメージに基づく文化差検出 .....	3
<b>第3章 マスク言語モデルに基づく評価極性の算出</b>	<b>4</b>
3.1 マスク言語モデル .....	4
3.2 文脈を考慮した共起確率 .....	4
3.3 評価極性ベクトル .....	5
<b>第4章 文化差検出</b>	<b>6</b>
4.1 コサイン類似度 .....	6
4.2 スピアマンの順位相関係数 .....	6
<b>第5章 実験</b>	<b>7</b>
5.1 テンプレート .....	7
5.2 評価表現 .....	7
5.3 対象名詞 .....	8
<b>第6章 分析</b>	<b>9</b>
6.1 実験結果 .....	9
6.2 評価極性ベクトルの妥当性検証 .....	13
6.3 日英間の評価極性の文化差 .....	15
<b>第7章 考察</b>	<b>24</b>
<b>第8章 おわりに</b>	<b>25</b>
謝辞	<b>26</b>
参考文献	<b>27</b>

# 第1章 はじめに

グローバル化が進む現在、仕事や旅行で海外へ行くケースも増えてきている。その際、特に問題となるのが言語の壁である。言語の学習は難易度が高く、ジェスチャーのみでコミュニケーションを取るにも限界がある。現在、この問題自体は、機械翻訳システムの発達によって解決されつつある。近年のニューラル機械翻訳は精度も高く、多言語間での会話も可能となった。

しかしながら、ニューラル機械翻訳では、その言語を発した意図までは伝えることができない。例えば、相手を動物に例える場面で、本国では良い印象の動物に例えたとしても、相手の国では違うこともある。その場合、誉め言葉は罵倒へと様変わりする。つまり、単語に対する評価極性の話者間の文化差によって、会話に齟齬が生まれる可能性が存在する。

そこで、本研究では文中のマスク箇所に該当する単語を推定するマスク言語モデルを用いて、単語の評価極性の日英間の文化差を検出する方法を提案する。具体的には、評価極性辞書から肯定的及び否定的な評価表現を選択し、その評価表現の対象となる単語をマスク言語モデルを用いて推測することで、評価対象と評価表現の関連度を検出する。本手法の実現にあたり、取り組むべき課題は以下の2点である。

- ・評価極性の細分化

評価極性辞書に収録されている肯定的な表現と否定的な表現の2種類だけでは、正確な文化差が検出できない。肯定的な表現であっても、主観的な肯定なのか、それとも客観的な肯定なのかという差が生じ得る。したがって、評価表現を肯定、否定の2種類ではなく、より細分化する必要がある。

- ・文化差の算出方法

評価表現を細分化することで、その対象となる名詞単語について、評価表現の種別ごとに値が算出される。したがって、これらの複数の値から構成される単語の評価極性ベクトルを用いて、文化差を検出する手法が必要である。

本論文では、まず第2章で多言語間における文化差検出の、既存の研究を挙げる。次に、第3章では対象名詞と評価表現の共起確率から、評価極性ベクトルを算出する方法を提案する。第4章では、第3章で算出した評価極性ベクトルに基づいて、日英間の文化差を検出する手法について述べる。提案手法の有効性を検証するための実験手法について第5章で説明し、実験結果を第6章に

まとめる。そして最後に、実験結果に対する考察を述べる。

## 第2章 文化差検出

### 2.1 知識に基づく文化差検出

諏訪らは、同一のものについて多言語コミュニケーションを行う際に、文化差によって齟齬が生まれるが、文化差の有無の判断には知識が必要であり、難易度が高いとしている。そこで、多言語知識のデータベースである Wikipedia を用いることによって、文化差を検出する手法について提案している。

諏訪らは、文化差を測るための尺度として、文化差を「一方の文化圏でのみ見られるもの、こと」と、「互いの文化圏に存在こそするものの、意味が異なっているもの、こと」に分類した。そして、日本人学生に、日本特有のものと思っている語句を答えるアンケートを行うことで、その二種に分類されるものを収集した。

収集した言語が日本と中国の Wikipedia に記事があるならば、検討用のデータセットとして使って特徴を分析し、その結果、「Wikipedia に『日本の』と記述されたタイトルの記事がある」などの特徴が見られた。それらの特徴を用いて、言語から二種の文化差を検出する手法を提案している[1]。

### 2.2 イメージに基づく文化差検出

Sharath らは絵文字が非言語のコミュニケーションであり、文化を超えた普遍的なものであるとしている。そして、絵文字を用いることで、言語の壁を越えてコミュニケーションがあると考えている。

しかし、絵文字をそのままコミュニケーションに用いられる訳ではなく、絵文字を用いる人々がどのような文化を持っているのかによって、絵文字の使用回数や解釈の内容すら異なる場合がある。

そこで Sharath らは、日本や中国を「東洋」グループ、アメリカやイギリス、カナダを「西洋」グループとした上で、Twitter や Weibo から絵文字の使用された回数などをデータとして収集した。その上で、「東洋」グループと「西洋」グループの絵文字における文化差検出を、収集したデータから、スピアマンの順位相関係数によってベクトルを作成し、比較することによって行った[2]。

## 第3章 マスク言語モデルに基づく評価極性の算出

### 3.1 マスク言語モデル

BERT は Transformer を用いた自然言語処理モデルであり，二種類の手法によって学習する．それが Masked Language Model と Next Sentence Prediction であり，本研究においては前者を用いる[3]．

この手法では，入力したテキスト中の単語を MASK トークンに置き換えた後，置き換えられなかった単語から，MASK トークンに入る単語を予測することで学習する．

本研究では上記のモデルを用いて，言語コーパス上における単語の使用法から，名詞の持つ印象の差異を算出することを目標とする．

### 3.2 文脈を考慮した共起確率

BERT を初めとする文脈化単語埋め込みは，文化によって結果に偏りが生じることが，既存の研究により判明している．それによって名詞の印象の文化差を検出するのだが，本研究においては，作成したテンプレート文を用いることとする．

その理由は，適切なテキストによる検出を行うためである．対象名詞と評価表現の共起確率を算出する際，テキストの内容は，評価表現が対象概念に対して用いられているものでなければならない．しかし，無作為に選んだテキストでは，その条件に当てはまらない場合もある．例として，「あの川の魚は格好いい」というテキストを考える．この際，対象名詞を「川」とした場合，評価表現「格好いい」は一応共起している．しかし，実際に「格好いい」が評価しているのは「魚」なのである．テキストの文脈を考慮するため，対象名詞とその評価表現が含まれるテンプレート文を予め用意しておき，適切でないテキストの使用を避けることとする．

また，本研究では，用意したテンプレート文の対象名詞を MASK トークンに置き換えた後，評価表現との共起確率を算出することによって関連度を求める．例として「(対象名詞)はとても(評価表現)。」というテンプレート文を挙げると，そのテンプレート文を「<MASK>はとても(評価表現)。」という形に置き換えた上で，評価表現との共起確率を求める[4][5]．評価概念の種類によって結果の

差異を検証するために、色、場所、魚介、野菜の四種の評価概念による比較を行った。

### 3.3 評価極性ベクトル

上記の通り、本研究ではテンプレート文を MASK トークン化、対象名詞と評価表現の共起確率を算出する。その際に用いる評価表現であるが、評価表現辞書の分類に用いられている評価極性の種別から、それぞれ選出することとする。

評価表現辞書とは、小林らにより評価表現を集めた辞書である。『評価の主体が評価対象のクラスに対して期待している標準値から実際の評価対象がどれくらい偏位しているか、そしてそれが「望ましい」偏位であるか「望ましくない」偏位であるかに関する評価主体位の認識で、その名言』と定義されている。また、「～する」といった用法か、「～である」といった用法かによって、主観的か客観的かを分類している[6][7][8]。

評価極性辞書における肯定的、及び否定的な表現のみでは、正確な文化差を検出できない。肯定的な表現の中でも、主観的な肯定や客観的な肯定があり、それによって差異が生まれる場合がある。従って、主観的な肯定、客観的な肯定、主観的な否定、客観的な否定の評価表現をそれぞれ 5 つずつ選出した。また、評価表現の出現率は用いるテンプレート文に依存することから、テンプレート文に関しても 5 つ作成した。

選出した評価表現と、それらを含むテンプレート文の組み合わせから、上記の方法により対象名詞と評価表現の共起確率を算出する。また、計算結果から「用いた評価表現の評価極性の種別のみが同じものから割り出した 4 つの平均値」と「用いた評価表現の評価極性の種別と、テンプレート文が同じものから割り出した 20 つの平均値」を求める。それらによって、それぞれ 4 次元ベクトルと 20 次元ベクトルを作成する。

## 第4章 文化差検出

評価表現を細分化することによって、対象の名詞単語についての値が、評価表現の種別ごとに算出されるようになった。しかし、それに伴って、それらの複数の値から構成される単語の評価極性ベクトルを用いた文化差の検出法が必要となった。それらで構成されたベクトルは 3 次元以上であり、単純な加減法による検出が不可能だからである。これに対して、ベクトルの類似度を用いる手法と、相関係数を用いる手法の 2 種類を考案した。

### 4.1 コサイン類似度

前者は、コサイン類似度を用いた手法である。日本語と英語から得られた、それぞれ対象となった名詞単語が同じ 2 つのベクトルによって、コサイン類似度を算出する。そして、その値が一定の閾値を下回ることで、文化差が存在するかしないかを判別する手法である。

### 4.2 スピアマンの順位相関係数

もう一つの手法は、Sharath らと同様、スピアマンの順位相関係数を用いた手法である。スピアマンの順位相関係数とは、2 つの変数の順位データなどから直線的な相関関係を求める係数であり、データが正規分布でない場合においても活用することができる。

日本語と英語から得られた、それぞれ対象となった名詞単語が同じ 2 つのベクトルによって、スピアマンの順位相関係数と  $p$  値を算出する。そして、ベクトルの各要素における大小を比較し、有意な差が存在するかによって判別する手法である。本研究においては、 $p$  値が 0.05 以下であるときに 2 つのベクトルに有意な差があるとする。その際、2 つのベクトルに正の相関があれば、対象名詞の日本語と英語の印象は等しく、負の相関があれば逆の印象を持たれていると結論づける。

## 第5章 実験

### 5.1 テンプレート

本研究に用いるテンプレート文は、「Webilio 英和辞典・和英辞典」から色、場所、魚介、野菜の内のいずれかと、それら进行评估する評価表現を含んでいる例文を 5 つ選択した。選択基準は、評価表現が対象名詞に対して用いられており、尚且つ複数の対象概念に使用できるテンプレート文とした。以下は、5 つのテンプレート文の、日本語訳と英語訳の対応である。

表 1 テンプレート文

日本語	英語
(対象名詞)はとても(評価表現)。	A (対象名詞) is very (評価表現).
(対象名詞)は(評価表現)な[対象概念]です。	A (対象名詞) is a (評価表現) [対象概念].
(対象名詞)は(評価表現)ようだ。	A (対象名詞) looks (評価表現).
ここは(評価表現)な(対象名詞)です。	Here is a (評価表現) (対象名詞).
この(対象名詞)はなんて(評価表現)の だろう。	How (評価表現) this (対象名詞) is!

### 5.2 評価表現

本研究に用いる評価表現は、評価表現辞書の分類に用いられている評価極性の種別から、日本語と英語の両方で MASK トークン化できるものを 5 つずつ選択した。それぞれ下記のものを選択した。

表 2 評価表現

主観的な肯定	美しい	興味深い	親しい	素晴らしい	望ましい
客観的な肯定	楽しい	信じる	救う	勝つ	改める
主観的な否定	悪い	暗い	臭い	遅い	貧しい
客観的な否定	嫌う	苦しい	争う	敗れる	欠ける

### 5.3 対象名詞

本研究に用いる評価表現は、それぞれ色，場所，魚介，野菜から10つずつ選択した。以下，選択した評価概念と評価表現の表である。

表3 対象概念

カテゴリー	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
色	赤	ピンク	黄	緑	青	紫	茶色	黒	白	灰色
場所	山	海	森	空	学校	道路	家	宇宙	レストラン	デパート
魚介	マグロ	エビ	クジラ	タイ	タコ	イカ	イルカ	カニ	アジ	サメ
野菜	トマト	大根	大豆	オクラ	栗	キノコ	いちご	レモン	梅	林檎

## 第6章 分析

### 6.1 実験結果

初めにコサイン類似度による手法と、スピアマンの順位相関係数の手法、そしてどの次元のベクトルを用いるべきであるのかを考えるために、まずは 2 つのベクトルを用意した。

その一つが 20 次元ベクトルである。使用したテンプレート文と、評価表現における、評価表現辞書の分類に用いられている評価極性の種別がそれぞれ同じものから 20 つの平均値を割り出した。もう一つのベクトルは 4 次元ベクトルであり、こちらは評価表現の、評価表現辞書の分類に用いられている評価極性の種別ごとに合計 4 つの平均を割り出した。

例として、対象概念を色とした 20 次元ベクトルの表を記載した他、対象概念「色」を対象として、それぞれコサイン類似度による手法と、スピアマンの順位相関係数の手法、4 次元ベクトルと 20 次元ベクトルを使用して算出した結果も記載する。

表4 20次元ベクトル（日本語・色）

	赤	ピンク	黄	緑	青	紫	茶色	黒	白	灰色
1	0.865	4.914	0.766	-0.264	0.038	-0.544	-0.455	0.699	1.369	1.052
2	0.872	3.550	0.644	-0.646	-0.114	-0.780	1.032	1.134	0.955	0.265
3	0.696	2.807	0.362	-0.839	0.683	-0.360	0.203	1.012	0.358	-0.082
4	0.921	3.860	0.700	-0.745	0.263	-0.573	0.536	1.274	0.941	-0.040
5	0.701	4.373	1.280	0.549	-0.483	-0.581	0.071	1.417	2.067	0.476
6	0.868	4.180	1.178	0.140	-0.080	-0.777	0.566	1.441	1.956	-0.332
7	0.810	3.704	1.134	0.090	0.214	-0.709	0.475	1.523	1.798	-0.549
8	0.839	4.142	1.178	0.360	0.246	-0.816	0.479	1.444	2.149	-0.117
9	2.362	2.792	-0.156	0.213	-1.610	-1.157	0.855	-0.981	1.355	-0.604
10	2.352	2.207	-0.523	0.119	-0.972	-0.931	1.056	-0.664	1.192	-0.798
11	2.262	2.454	-0.221	0.175	-0.713	-0.677	0.776	-0.473	0.957	-0.876
12	2.334	2.631	-0.242	-0.072	-1.230	-0.929	0.627	-0.601	1.184	-0.758
13	0.303	0.764	0.128	-0.319	-0.877	-0.043	-0.036	-0.267	0.493	-0.340
14	0.280	1.732	0.103	-0.664	-0.523	-0.070	-0.202	-0.211	0.567	-0.772
15	-0.189	1.310	0.622	0.486	-1.215	-0.033	-0.393	-0.143	0.509	-0.547
16	0.045	0.566	0.302	-0.097	-0.636	-0.133	-0.818	-0.076	0.411	-0.184
17	0.407	-0.458	-0.052	-0.497	-1.058	0.000	0.548	-0.019	-0.574	0.108
18	0.311	-0.055	0.049	-0.307	-1.029	-0.017	0.503	-0.088	-0.336	-0.252
19	0.266	0.387	-0.006	-0.266	-0.814	-0.007	0.195	0.014	-0.790	-0.252
20	0.362	-0.104	0.012	-0.200	-0.804	-0.009	0.275	-0.018	-0.463	-0.070

表5 20次元ベクトル (英語・色)

	Red	Pink	Yellow	Green	Blue	Purple	Brown	Black	White	Gray
1	0.043	0.695	-0.288	0.516	-0.480	0.501	0.047	-0.187	0.087	0.746
2	-0.100	0.313	-0.175	0.376	-0.316	0.049	0.253	-0.297	0.052	0.699
3	-0.249	0.487	-0.558	0.599	-0.613	-0.345	0.351	-0.143	0.182	0.561
4	-0.079	0.371	-0.371	0.265	-0.443	0.193	0.168	-0.130	-0.051	0.607
5	0.359	0.613	0.016	0.520	-0.280	0.476	0.482	0.144	0.234	0.517
6	0.285	0.517	-0.025	0.404	-0.270	0.544	0.364	-0.079	0.097	0.483
7	0.134	0.261	-0.439	0.545	-0.601	-0.262	0.556	-0.185	0.147	0.129
8	0.374	0.576	0.316	0.291	-0.072	0.713	0.490	0.255	0.283	0.573
9	0.401	-0.392	-0.299	0.502	0.385	-0.152	0.490	-0.156	-0.300	1.310
10	0.152	-0.359	0.192	0.422	0.618	0.485	0.464	-0.093	0.058	0.659
11	-0.240	-0.337	-0.626	0.222	0.136	-0.374	0.625	-0.201	-0.476	0.326
12	-0.248	-0.511	-0.739	0.260	-0.291	-0.239	0.211	-0.025	-0.037	-0.183
13	0.036	0.043	0.005	-0.187	-0.286	-0.052	-0.072	0.067	0.072	-0.119
14	0.068	-0.161	-0.109	-0.001	-0.307	0.075	0.042	0.074	-0.133	-0.147
15	0.130	0.244	0.144	0.232	0.250	0.147	0.281	0.108	0.082	0.018
16	0.076	-0.234	-0.144	0.034	-0.093	0.105	0.210	0.138	-0.034	0.139
17	-0.071	-0.760	-0.496	-0.573	-1.002	-0.930	-0.384	-0.136	0.337	-0.700
18	-0.108	-1.006	-0.533	-0.577	-1.216	-0.906	-0.639	-0.209	0.056	-1.324
19	-0.016	-1.000	-0.750	-0.477	-0.854	-0.921	-0.355	0.041	0.281	-1.150
20	-0.021	-0.901	-0.758	-0.778	-1.238	-0.853	-0.512	-0.093	0.101	-1.146

表 6 対象概念「色」

4次元ベクトル			
	cos	相関係数	p 値
赤	-0.661	0.800	0.200
ピンク	-0.569	0.400	0.600
黄	-0.966	-0.400	0.600
緑	-0.636	0.600	0.400
青	0.927	-0.800	0.200
紫	0.798	-0.800	0.200
茶色	0.776	0.600	0.400
黒	-0.885	0.400	0.600
白	-0.181	0.400	0.600
灰色	-0.023	0.400	0.600
20次元ベクトル			
	cos	相関係数	p 値
赤	0.157	0.032	0.895
ピンク	0.367	0.862	0.000
黄	-0.116	0.447	0.048
緑	0.139	0.259	0.271
青	0.284	-0.194	0.413
紫	-0.195	-0.517	0.020
茶色	0.358	0.341	0.141
黒	-0.117	0.042	0.860
白	0.087	-0.057	0.811
灰色	0.018	0.171	0.470

上記の4次元ベクトルと20次元ベクトルを比較すると、コサイン類似度の正負には両方のベクトルとも全く類似度が見られないが、相関係数の正負には一定の類似度が見られる。また、4次元ベクトルの相関係数やp値は、低次元であるためか、絶対値が大きく同様の数値となる場合が多い。コサイン類似度を

用いる場合は、どの値を閾値とするかが不明瞭であることから、20次元ベクトルとスピアマンの順位相関係数を用いるべきである。

## 6.2 評価極性ベクトルの妥当性検証

生成したベクトルが妥当であるかを検証するために、日本語と英語の両方から、「オレンジ」の4次元ベクトルと20次元ベクトルを生成した。「オレンジ」は「黄」や「赤」と類似する色であるので、それぞれからコサイン類似度を算出し、結果が1に近いかどうかによって妥当性を検証する。

表7 ベクトルの妥当性検証

オレンジのベクトル						
	日本語		英語			
	20次元	4次元	20次元	4次元		
1	5.173	76.336	-0.430	-22.171		
2	5.569	86.706	-0.368	-13.834		
3	5.039	81.740	-0.904	-20.797		
4	5.765	83.817	-0.516	-18.513		
5	5.502		-0.670			
6	6.455		-0.653			
7	6.263		-1.054			
8	6.427		-0.481			
9	4.620		-1.727			
10	4.328		-0.741			
11	4.191		-0.817			
12	4.374		-1.233			
13	0.106		-0.562			
14	1.194		-0.229			
15	1.033		-0.063			
16	0.780		-0.503			
17	-0.134		-0.350			
18	-0.205		-0.483			
19	-0.178		-0.881			
20	-0.583		-0.665			
コサイン類似度						
	日本語		英語			
	20次元		4次元		20次元	4次元
黄とオレンジ	0.723		0.988		0.722	0.677
赤とオレンジ	0.799	0.996	-0.245	0.960		

上記の結果から、「赤」と「オレンジ」の、英語による 20 次元ベクトルのみ妥当ではないが、他の結果は 1 に近く、妥当であることが検証できた。

### 6.3 日英間の評価極性の文化差

20次元ベクトルとスピアマンの順位相関係数を用いて、日英間の評価極性の文化差を検出する。以下、色以外の概念の20次元ベクトルと、それを用いたp値と相関係数の算出である。

表 8 20次元ベクトル (日本語・場所)

	山	海	森	空	学校	道路	家	宇宙	レストラン	デパート
1	2.047	1.380	0.045	-0.289	1.486	1.964	1.255	-0.892	4.110	3.150
2	1.313	0.826	-0.539	-1.388	1.008	1.303	0.242	0.027	3.169	2.033
3	0.769	0.560	-0.934	-1.758	0.244	0.482	-0.829	0.066	2.090	1.785
4	1.112	0.775	-0.917	-1.189	1.035	1.005	-0.197	-0.373	3.258	2.284
5	3.249	2.558	1.302	0.454	2.833	2.215	2.404	0.862	4.188	2.506
6	3.204	2.459	0.653	0.032	2.537	1.825	1.731	1.513	3.807	1.349
7	2.587	1.854	0.413	-0.272	2.070	1.402	0.903	1.201	3.039	1.152
8	2.848	1.984	0.459	-0.371	2.216	1.267	1.353	1.254	3.429	1.661
9	1.526	0.703	-1.903	-0.227	-0.404	0.349	-0.844	-2.384	4.393	1.866
10	1.270	0.404	-1.727	-0.430	-0.838	0.157	-1.161	-1.963	4.157	2.039
11	0.965	0.061	-1.593	-0.470	-1.149	-0.044	-1.049	-1.899	4.275	1.857
12	1.427	0.565	-2.018	-0.386	-0.819	0.201	-1.038	-2.354	4.400	1.736
13	1.511	1.982	-0.552	0.353	-0.040	0.842	0.957	-0.022	-1.423	0.104
14	1.780	2.454	-1.378	0.362	0.473	1.056	0.505	-0.557	-1.296	0.430
15	1.652	2.236	-0.151	0.155	0.439	1.307	0.861	0.367	-0.818	-0.018
16	1.004	1.907	-0.832	0.426	0.124	0.484	0.418	-0.020	-1.814	0.115
17	0.566	0.139	0.027	-0.893	-0.811	0.098	0.224	-0.214	-0.168	0.585
18	0.807	0.512	0.035	-0.338	-0.626	0.359	0.036	-0.160	-0.074	0.347
19	0.677	-0.013	0.000	-0.690	-1.107	0.042	0.028	-0.123	0.014	0.269
20	0.642	0.285	0.022	-0.496	-0.744	0.016	0.114	-0.163	-0.616	0.337

表9 20次元ベクトル (英語・場所)

	Mountain	Sea	Forest	Sky	School	Road	House	Universe	Restaurant	Department store
1	-0.009	0.082	-0.032	-0.438	0.154	-0.030	-0.623	-0.264	0.025	0.547
2	-0.181	0.235	0.129	-0.713	0.003	0.056	-0.501	-0.367	0.009	0.455
3	-0.120	-0.164	0.246	-0.592	0.251	-0.030	-0.566	-0.846	-0.199	0.620
4	0.050	0.018	0.034	-0.480	0.163	-0.178	-0.234	-0.360	0.252	0.384
5	1.073	0.332	1.214	-0.109	0.274	-0.077	-0.109	0.494	0.161	0.117
6	0.728	0.019	0.654	-0.720	0.276	-0.354	-0.076	0.072	0.265	-0.442
7	0.822	0.254	1.307	-0.144	0.354	0.229	-0.126	-0.230	0.182	-0.133
8	0.695	0.385	0.777	-0.283	0.308	-0.033	0.118	-0.052	0.891	-0.268
9	0.002	-0.013	1.168	-0.609	0.181	-0.357	-0.286	0.640	0.041	0.102
10	-0.750	0.193	0.448	0.017	0.019	-0.598	-0.426	-0.049	0.245	0.205
11	-0.868	-0.008	0.596	-0.503	-0.343	-0.694	-1.060	0.113	0.331	-0.036
12	0.145	-0.141	0.657	-0.241	-0.057	-0.388	0.164	0.207	0.130	0.323
13	-0.448	-0.675	-0.595	-0.165	0.040	-0.243	-0.415	0.136	-0.759	0.191
14	-0.922	-0.741	-1.072	-1.086	-0.139	-0.278	-0.380	-0.043	-0.811	0.213
15	-0.109	-0.567	-0.419	0.000	-0.029	-0.053	-0.255	0.128	-0.528	0.240
16	-0.584	-1.178	-1.107	-0.680	0.037	-0.107	-0.392	-0.100	-0.944	0.191
17	0.021	-0.369	0.277	-0.430	-0.267	-0.956	0.303	-0.442	-1.416	0.101
18	-0.041	-1.094	0.113	-0.870	-0.302	-0.683	0.099	-0.646	-1.261	0.184
19	-0.042	-0.863	-0.251	-0.006	-0.253	-0.996	0.107	-1.038	-1.824	0.175
20	-0.009	-0.957	0.096	-0.631	-0.318	-0.828	0.273	-0.934	-1.183	0.041

表 10 20次元ベクトル（日本語・魚介）

	マダロ	エビ	クジラ	タイ	タコ	イカ	イルカ	カニ	アジ	サメ
1	5.934	0.692	1.384	2.630	-1.087	1.009	0.620	-0.818	0.405	1.934
2	5.723	-0.601	0.034	1.564	-0.667	0.427	0.703	-0.915	-0.059	0.445
3	5.039	-0.521	-0.237	1.921	-0.860	-0.200	0.306	-1.806	0.420	0.974
4	5.886	-0.574	0.024	1.566	-0.451	0.175	0.950	-1.602	-0.299	0.385
5	7.141	-0.197	1.406	1.878	-0.449	2.002	0.469	1.594	-0.776	0.909
6	7.205	-1.271	0.418	1.362	-0.019	1.422	0.477	0.967	-1.439	-0.116
7	6.502	-1.552	0.330	1.265	0.050	1.144	0.591	0.812	-1.454	-0.375
8	6.894	-1.022	0.464	1.566	0.011	1.478	0.596	0.679	-1.343	0.119
9	5.837	-0.910	0.815	-1.249	-0.551	0.419	0.109	-0.616	0.568	1.232
10	5.658	-1.006	0.937	-1.624	-0.581	0.500	0.207	-0.878	0.507	1.096
11	5.428	-0.983	0.684	-1.152	-0.586	0.363	-0.212	-1.080	0.614	1.019
12	5.796	-0.853	0.578	-1.353	-0.508	0.045	-0.002	-0.732	0.498	0.939
13	-1.211	-0.111	0.190	0.098	-0.463	0.315	0.501	-0.125	-0.308	-0.747
14	-0.413	0.046	0.430	0.083	-0.122	0.376	0.491	-0.564	-0.282	-0.483
15	-0.036	0.299	0.564	0.069	-1.170	0.394	0.506	-0.369	-0.573	-0.740
16	-0.179	-0.041	0.097	-0.133	-0.401	0.030	0.241	0.041	-0.369	-0.914
17	-0.644	0.152	0.356	-0.042	0.903	0.235	0.066	-0.644	0.918	-0.185
18	-0.710	0.161	0.275	0.006	0.555	0.495	0.018	-0.130	0.713	0.362
19	-0.540	0.181	0.053	-0.026	0.680	0.181	0.218	-0.725	0.506	-0.295
20	-0.472	0.084	-0.022	0.022	0.805	-0.107	-0.001	-0.197	0.504	0.009

表 11 20 次元ベクトル (英語・魚介)

	Tuna	Shrimp	Whale	Thai	Octopus	Squid	Dolphin	Crab	Horse mackerel	Shark
1	0.911	0.216	0.054	0.566	0.588	1.228	0.656	-0.222	0.547	0.559
2	1.306	0.609	0.500	0.341	0.791	1.232	1.350	-0.169	0.455	0.979
3	1.167	0.254	0.280	0.322	0.156	1.258	1.297	-0.944	0.620	0.770
4	0.857	0.401	0.227	0.331	0.546	1.015	0.927	-0.201	0.384	1.040
5	1.424	0.459	0.308	0.416	0.075	1.045	1.511	-0.534	0.562	1.132
6	1.238	0.623	0.353	0.163	0.897	1.428	1.288	-0.202	0.334	1.544
7	1.925	0.913	0.312	0.170	0.267	0.988	2.098	-1.108	0.504	1.676
8	1.221	0.552	0.130	0.102	0.071	0.416	1.227	-0.452	0.249	1.481
9	1.051	-0.780	0.824	-2.272	-0.614	-0.133	-0.271	0.069	0.102	0.233
10	0.856	0.483	0.168	-1.778	1.022	0.939	0.408	0.254	0.205	0.548
11	2.352	0.321	1.251	-1.931	1.170	1.345	1.474	1.067	-0.036	1.154
12	0.726	-0.007	0.433	-0.142	0.190	-0.104	1.250	-0.233	0.323	0.160
13	-0.766	-0.435	-1.143	-0.948	-0.759	-0.060	-0.728	-0.545	0.191	-0.349
14	-0.692	0.063	-0.945	-0.253	-0.536	-0.086	-0.529	-0.557	0.213	-0.048
15	-0.045	-0.181	-0.575	-0.488	0.242	0.068	-0.023	-0.514	0.240	0.078
16	-1.079	-0.422	-1.355	-0.328	-0.682	-0.584	-0.800	-0.597	0.191	0.245
17	-0.443	-0.617	-0.209	-1.131	-0.896	-1.488	-0.184	-0.847	0.101	-0.614
18	-0.390	-0.685	-0.929	-0.796	-0.853	-1.754	-0.207	-0.714	0.184	-0.313
19	-0.836	-1.062	-0.506	-1.322	-1.281	-1.992	-0.412	-1.346	0.175	-0.635
20	-0.707	-0.662	-0.550	-0.757	-1.056	-1.560	-0.417	-0.833	0.041	-0.194

表 12 20 次元ベクトル (日本語・野菜)

	トマト	大根	大豆	オクラ	栗	キノコ	いちご	レモン	梅	林檎
1	-0.224	1.685	-0.726	-0.175	-0.322	-0.245	0.042	3.008	-2.320	2.919
2	0.043	1.000	-1.152	1.388	-0.619	-0.771	-0.093	2.109	-2.300	2.462
3	-0.363	1.535	-1.409	0.823	-0.562	-1.287	-0.910	2.003	-2.654	2.478
4	-0.392	1.107	-1.662	1.548	-0.725	-1.047	-0.352	2.070	-2.317	2.173
5	0.639	-0.340	-0.143	0.850	-0.575	0.870	-0.741	2.196	-0.580	3.051
6	0.785	-0.071	-0.706	0.883	-0.647	0.277	-0.919	1.362	-1.248	2.437
7	0.351	-0.056	-0.676	1.015	-0.619	0.021	-1.288	1.463	-1.067	2.637
8	0.077	-0.269	-1.066	0.924	-0.736	0.195	-1.369	1.825	-0.617	2.808
9	0.803	-0.044	-1.836	2.297	-0.715	0.569	1.747	0.372	-0.726	0.721
10	1.164	0.332	-1.957	2.373	-0.722	0.518	1.925	-0.050	-1.000	0.256
11	0.687	0.596	-1.890	2.250	-0.469	0.078	1.585	0.188	-1.164	0.284
12	0.758	0.055	-1.791	2.270	-0.690	0.282	1.282	0.126	-0.883	0.631
13	0.753	-0.900	-0.264	-1.003	-0.012	0.113	0.650	1.210	0.334	1.147
14	0.544	-0.312	-0.637	-0.393	-0.001	-0.073	0.591	1.983	0.273	1.855
15	0.620	-0.516	0.294	-1.198	-0.004	0.283	-0.205	1.384	0.723	1.802
16	-0.167	-0.013	-0.524	-0.724	-0.019	-0.140	0.703	0.767	0.811	1.411
17	0.567	-0.988	-0.166	0.480	0.000	0.041	0.556	-0.001	-0.303	0.854
18	0.235	-0.609	-0.548	0.454	-0.003	0.388	0.430	0.248	-0.139	0.757
19	0.385	-0.948	-0.321	0.445	-0.003	0.191	0.152	0.060	-0.016	0.900
20	0.185	-0.378	-0.069	0.914	-0.004	0.124	0.353	-0.209	0.017	0.507

表 13 20 次元ベクトル (英語・野菜)

	Tomato	Radish	Soybean	Okra	Chestnut	Mushroom	Strawberry	Lemon	Plum	Apple
1	0.918	0.547	0.547	0.547	-0.398	1.189	1.105	0.362	-0.510	-0.571
2	0.619	0.455	0.455	0.455	0.090	1.214	0.463	0.510	-0.729	-0.524
3	0.272	0.620	0.620	0.620	0.213	1.174	0.850	0.641	-0.299	-1.304
4	0.747	0.384	0.384	0.384	-0.313	0.852	0.663	0.543	-0.476	-0.417
5	1.006	0.562	0.562	0.562	0.721	1.921	1.279	0.444	-0.158	-0.762
6	1.210	0.334	0.334	0.334	0.099	1.398	0.914	0.462	-0.895	-1.068
7	0.667	0.504	0.504	0.504	0.380	1.525	0.903	0.538	-0.427	-1.342
8	0.635	0.249	0.249	0.249	0.188	0.748	0.599	0.704	-0.472	-0.696
9	-0.028	0.008	0.008	0.008	0.154	0.250	-0.718	0.257	0.166	-0.290
10	-0.051	0.047	0.047	0.047	0.174	0.120	-0.622	0.383	0.225	-0.288
11	-0.006	0.148	0.148	0.148	0.140	0.171	-0.491	0.393	0.305	-0.567
12	-0.089	0.297	0.297	0.297	0.297	-0.057	-0.349	0.312	0.337	-0.384
13	-0.278	0.191	0.191	0.191	-0.239	-0.187	0.414	-0.274	-1.067	-0.693
14	-0.303	0.213	0.213	0.213	-0.516	-0.150	-0.303	-0.272	-1.163	-1.172
15	0.063	0.240	0.240	0.240	0.058	0.266	0.405	-0.006	-0.624	-0.405
16	0.039	0.191	0.191	0.191	-0.476	-0.148	-0.288	-0.334	-1.403	-1.506
17	0.273	0.101	0.101	0.101	0.184	-1.181	-0.683	0.109	-1.069	-0.429
18	0.727	0.184	0.184	0.184	0.105	-0.912	-0.548	-0.461	-1.780	-0.644
19	-0.397	0.175	0.175	0.175	-0.300	-1.854	-0.993	-0.613	-1.396	-1.303
20	0.334	0.041	0.041	0.041	0.101	-1.069	-0.417	-0.354	-1.426	-0.894

表 14 相関係数・p 値

場所		
	相関係数	p 値
山	0.397	0.083
海	0.305	0.191
森	0.180	0.446
空	0.017	0.945
学校	0.771	0.000
道路	0.805	0.000
家	0.135	0.569
宇宙	-0.126	0.596
レストラン	-0.126	0.596
デパート	0.230	0.329
魚介		
	相関係数	p 値
マグロ	0.767	0.000
エビ	-0.681	0.001
クジラ	0.284	0.225
タイ	0.836	0.000
タコ	-0.638	0.002
イカ	0.370	0.108
イルカ	0.194	0.413
カニ	-0.311	0.182
アジ	-0.618	0.004
サメ	0.314	0.177
野菜		
	相関係数	p 値
トマト	-0.367	0.112
大根	0.430	0.058
大豆	-0.030	0.900
オクラ	-0.128	0.591
栗	-0.374	0.104
キノコ	-0.105	0.659
いちご	-0.726	0.000
レモン	0.562	0.010
梅	-0.556	0.011
林檎	-0.432	0.057

P 値が 0.05 以下のものを有意差ありとするため，色，場所，魚介，野菜において有意差が現れたのは，それぞれ「ピンク，黄，紫」「マグロ，タイ，エビ，タコ，アジ」「いちご，梅」となった．また，「ピンク，黄，マグロ，タイ」は正の相関，「紫，エビ，タコ，アジ，いちご，梅」は負の相関を持っていた．

## 第7章 考察

有意差が現れた対象名詞を，対象概念ごとに分けて考察すると，色の場合は正の相関，魚介と野菜の場合は負の相関が主に見られる結果となった．その中で理由が明確なものとして，魚介と梅が挙げられる．日本食は日本特有の文化であり，それに深く根付く魚介と梅が，高い負の相関が見られると推察できる．しかし，魚介の中でもマグロやタイは正の相関を有しているが，この二つは魚の中でも特にメジャーなものである為に，日本食に浸透につれて，日英間の印象が似通うようになったのではと思われる．

また，色についても主に正の相関を持つことから，基本的には日英間における色への印象は似通っていると考える．紫が負の相関を持つことに関しては仮定となるものの，昔の日本において紫は，位の高い者に宛がわれる色であったことが要因と思われる．そのような歴史を持つ日本では，海外よりも紫をポジティブに捉えている可能性があるが，魚介や梅と違い，根拠が不明瞭である．

しかしながら，意外なのがいちごも高い負の相関が見られていることである．いちごに関しては，トマトのように，かつては毒を持つと勘違いされていた例もない．あくまでも予想になるが，風土によっていちごの味が異なることが，日英間の印象差を生んだのではと考える．

## 第8章 おわりに

近年は、グローバル化によって海外へと赴く場合も増え、それに伴い他国の人々とのコミュニケーションも増えてきている。ニューラル機械翻訳の精度向上によって、コミュニケーションを行うことへの障害は無くなりつつある。

しかし、会話自体は滞りなく行えたとしても、他国の人々との間には文化差という、現状のニューラル機械翻訳では対処しきれない問題が存在する。文化差によって、相手の発言の意図が汲み取れない、という例も存在する。そこで本研究では、BERT のマスク言語モデルによって、コーパス上での対象名詞の使用法から、対象名詞における日英間の文化差を検出する方法を提案した。

対象名詞は色、場所、魚介、野菜から 5 つずつ、テンプレート文は対象名詞が評価表現と共起する形である、Web 上にて記載されている例文を 5 つ選出した。また、評価表現は、評価極性辞書からそれぞれ主観的な肯定、客観的な肯定、主観的な否定、客観的な否定からそれぞれ 5 つずつ選出した。そして、それらを用いた対象名詞と評価表現の共起確率から、関連度を算出した。それらの値で構成された 20 次元ベクトルで日英間を、スピアマンの順位相関係数によって比較した所、特に魚介に面白い結果が見られた。食生活が違うからなのか、極端な負の相関が見られ、色との違いも明らかであった。

## 謝辞

本研究を進めるにあたって，指導教官の村上陽平准教授から，時間を惜しまず様々なご指導ご鞭撻を賜り，心から感謝申し上げます．そして，あたたかく見守って下さり，経済的にも支えてくださった家族に御礼申し上げます．

## 参考文献

- [1] 諏訪智大, 宮部真衣, 吉野孝: 日本語版・中国語版 Wikipedia を用いた文化差検出手法の提案, 情報処理学会論文誌, Vol.55, No.1, pp.257-266(2014).
- [2] Sharath Chandra Guntuku,<sup>1</sup> Mingyang Li,<sup>1</sup> Louis Tay,<sup>2</sup> Lyle H. Ungar: Studying Cultural Differences in Emoji Usage across the East and the West, *Proceedings of the Thirteenth International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM 2019)*, pp.226-235 (2019).
- [3] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, Kristina Toutanova: BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding, *arXiv preprint arXiv:1810.04805*, pp.1-16 (2018).
- [4] 竹下昌志, ジェプカラファウ, 荒木健治: 英語の言語モデルに内在する種差別バイアスの分析, 言語処理学会第27回年次大会, pp.1-6 (2021).
- [5] Kurita, K., Vyas, N., Pareek, A., Black, A.W., and Tsvetkov, Y.: Measuring bias in contextualized word representations, *Proceedings of the First Workshop on Gender Bias in Natural Language Processing*, pp. 166-172, (2019).
- [6] 小林のぞみ, 乾健太郎, 松本裕治, 立石健二, 福島俊一: 意見抽出のための評価表現の収集, 自然言語処理, Vol.12, No.3, pp.203-222, (2005).
- [7] 東山昌彦, 乾健太郎, 松本裕治: 述語の選択選好性に着目した名詞評価極性の獲得, 言語処理学会第14回年次大会論文集, pp.584-587, (2008).
- [8] 小林のぞみ, 乾健太郎, 松本裕治: 意見情報の抽出/構造化のタスク仕様に関する考察, 情報処理学会研究報告, NL171-18, pp.111-118, (2006).