

# 卒業論文

## 感情予測による日英間の絵文字の文化差検出

指導教官 村上 陽平 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  
2600200417-7

森 叶葉

2023 年度（秋学期）卒業研究 3（CH）  
令和 6 年 1 月 31 日

## 感情予測による日英間の絵文字の文化差検出

森 叶葉

### 内容梗概

絵文字をテキストに組み込むことで、テキストに書き手の感情やイメージを付与することができる。本研究では、絵文字に込めた感情を絵文字感情と呼ぶ。機械翻訳を用いた多言語コミュニケーションでは、メッセージが翻訳され表現が変わるため、書き手の感情や意図を直接付与できる絵文字が重要な役割を果たす。しかしながら、絵文字は翻訳されずにそのまま挿入されることで、文化圏によって絵文字感情の異なる絵文字が、読み手に誤解を与える可能性がある。このような問題を回避するために、事前に絵文字感情の文化差を検出する必要がある。

そこで、本研究では、絵文字感情を言語ごとに個別のベクトルで表現し、その差に基づいて、絵文字感情の文化差を検出する。具体的には、絵文字が付与されたテキストと感情が付与されたテキストの二種類のテキストを用いて、絵文字感情をベクトルで表す。日本語と英語の感情ベクトル間の相関から日英間の絵文字感情の文化差を検出する。また、検出された絵文字に対して、日本語話者と英語話者による絵文字感情の評価を行い、検出された文化差の有効性を検証する。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。

### 絵文字感情モデルの構築

絵文字感情を定量化するためには、絵文字感情をテキストから抽出する必要がある。表情や感嘆疑問符は感情と関連付けやすいが、動物や植物などの絵文字は感情と関連付けにくい。絵文字の付与されているテキストの本文を活用して、どのような絵文字に対しても感情の定量化を行うモデルが必要である。

### 絵文字感情の文化差検出方法

絵文字感情の文化差の評価を人手で行うと、個人の主観や文化知識が評価に影響されるため、正確な文化差を検出することができない。人手による評価を用いず、統計的に検出する手法が必要である。

1つ目の課題に対しては、入力文に込められた感情を予測する感情予測モデルを構築し、絵文字が付与されたテキストの感情を予測することで、その絵文字感情の分散表現を獲得した。具体的には、感情予測モデルを構築するため

に、8種類の感情カテゴリ（喜び、悲しみ、期待、驚き、怒り、恐れ、嫌悪、信頼）が付与された主観と客観の感情分析データセットの主観のデータを用いて、BERTの事前学習モデルをファインチューニングし、マルチラベル分類タスクで学習を行った。次に、X（Twitter）から絵文字を含む日本語と英語のポスト（ツイート）を収集し、感情予測モデルを用いて絵文字付きテキストの感情を予測し、その絵文字の絵文字感情ベクトルを構築する。

2つ目の課題に対しては、絵文字感情ベクトルを日本語と英語で作成し、スピアマンの順位相関係数で日英の絵文字感情間の相関を調べた。特に相関係数の小さい絵文字について、レーダーチャートを描き可視化した。そこから日英間に文化差がありそうな絵文字について、絵文字感情ベクトルの生成に用いた感情の値を使って、対極にある感情値を正と負で表現し、日英の二群間でt検定を行い、その平均に有意な差があることを検証した。

本研究の貢献は以下の通りである。

#### 絵文字感情モデルの構築

感情予測モデルは、テキストに付与された感情を8種類の感情カテゴリー（喜び、悲しみ、期待、驚き、怒り、恐れ、嫌悪、信頼）から予測できる。日本語の感情予測モデルの適合率、再現率、F値の平均は、0.822, 0.140, 0.239であった。英語の感情予測モデルの適合率、再現率、F値の平均は、0.787, 0.171, 0.282であった。

#### 絵文字感情の文化差検出手法

生成した絵文字感情ベクトルをスピアマンの順位相関係数で評価した結果、相関係数の小さい絵文字10件に着目した。それらの絵文字を対象にレーダーチャートを描いた結果、8種類の絵文字を文化差がありそうな絵文字とした。それらの絵文字について、t検定を行ったところ7件の絵文字に有意な差があった。

# **Detecting Cultural Difference in Emoji between Japanese and English using Emotion Prediction Models**

Kanaha Mori

## **Abstract**

By utilizing Emoji into text, emotions and images can be added to the text. In order to communicate between different languages, Emoji plays an important role in giving the writer's emotions and intentions.

However, in machine translation, Emoji is inserted as is without being translated. Emoji is interpreted differently depending on the culture. Therefore, Emoji may be interpreted differently from the writer's intention. Machine translation causes communication discrepancies because the relationship between text and Emoji is lost. In order to correctly translate not only text but also Emoji, it is necessary to detect cultural differences in Emoji.

Therefore, in this study, we propose a method for detecting cultural differences in emotions towards Emoji quantitatively in Japanese and English. Specifically, by using texts with Emoji and their emotion labels, we created a vector of emotions attached to Emoji. We detected cultural differences in emojis from correlations. In this study, we refer to the emotions people have towards each emoji as the 'emotion of Emoji'. We also evaluated the emotions of Emoji for Japanese and English speakers in order to verify the validity of the detected cultural differences. There are two issues to be addressed in realizing this method.

## **Constructing emotion of Emoji prediction models**

In order to quantitatively calculate the emotion of Emoji, it is necessary to extract the relationship between emojis and emotions from text. Emoji which have facial expressions and exclamation question marks are easy to associate with emotions. However, Emoji such as animals and plants are difficult to associate with emotions. We need a model which can quantify the emotion of any type of Emoji by using text with Emoji.

## **Detecting cultural difference in the emotion of Emoji**

If people evaluate the cultural difference of Emoji, it would be impossible to detect the exact cultural differences since individual subjectivity and cultural

knowledge influence the evaluations. We need a method for statistical detection without using manual evaluation.

For the first task, we constructed emotion prediction models. We also formatted the datasets for building the model. The dataset for constructing the emotion prediction model is composed of text and text author's emotional value which were extracted from a corpus with emotional intensity. In addition, we implemented a model for multi-label classification and fine-tune it. Furthermore, we trained the task of classifying multi-label texts based on eight types of emotional category labels (joy, sadness, anticipation, surprise, anger, fear, disgust, trust) from text.

For the second task, we extracted text from collected posts(tweets) and input text into the emotion prediction model. From each output result, we created the emotion of Emoji vectors in Japanese and English and examined the correlation by using Spearman's rank correlation coefficient. We drew and visualized a radar chart for emojis with especially small correlation coefficients. For emojis which seem to have cultural differences between Japanese and English, we used the emotional values used to generate the emotion of Emoji vectors to express opposite emotional values and conducted a t-test between the two groups: Japanese and English. We verified that there was a significant difference in the averages. The contributions of this research are as follows.

### **Construction emotion of the Emoji prediction model**

The Emoji prediction model can predict Emoji which follows text from 1,064 types of Emoji. The emotion prediction model can predict the emotion given to text from 8 emotion categories (joy, sadness, anticipation, surprise, anger, fear, disgust, and trust). The precision, recall, and f-score of the Japanese emotion prediction model is 0.822, 0.140, 0.239, and the English emotion prediction model is 0.787, 0.171, 0.282.

### **Detecting cultural difference in the emotion of Emoji**

We evaluate the emotion of Emoji vectors by using Spearman's rank correlation coefficient. We focused on 10 with small correlation coefficients and drew radar charts. We set 8 which are likely to have cultural differences. We performed a t-test on these emojis. There are significant differences among 7 emojis.

# 感情予測による日英間の絵文字の文化差検出

## 目次

<b>第 1 章</b>	<b>はじめに</b>	<b>1</b>
<b>第 2 章</b>	<b>関連研究</b>	<b>3</b>
2.1	絵文字の重要性	3
2.2	絵文字解釈の文化差	3
<b>第 3 章</b>	<b>モデル構築</b>	<b>6</b>
3.1	自然言語処理モデル	6
3.1.1	BERT	6
3.1.2	事前学習モデル	6
3.1.3	ファインチューニング	7
3.2	感情予測モデル	7
3.2.1	感情ラベル付きテキストのデータセット	7
3.2.2	モデル構築	8
3.2.3	モデル評価	9
3.2.4	実行例	10
<b>第 4 章</b>	<b>絵文字感情の分散表現</b>	<b>12</b>
4.1	絵文字付きテキストデータセット	12
4.2	絵文字感情ベクトルの生成	13
<b>第 5 章</b>	<b>評価</b>	<b>15</b>
5.1	スピアマンの順位相関係数	15
5.2	絵文字感情の相関	15
5.3	Plutchik の基本 8 感情	17
5.4	レーダーチャートでの絵文字感情ベクトルの表現	18
	t 検定に基づく平均値の比較	20
5.5		20
5.6	t 検定に基づく平均値の比較結果	20
<b>第 6 章</b>	<b>考察</b>	<b>23</b>
<b>第 7 章</b>	<b>おわりに</b>	<b>25</b>

謝辭	27
参考文献	28

## 第1章 はじめに

機械翻訳を介した多言語コミュニケーションにおいて、絵文字は重要な役割を果たす。絵文字は、テキストに書き手の感情や意図を付与するため、テキストの読み手は書き手の感情や意図を容易に理解できる。チャットコミュニケーションにおける絵文字の使用は、読み手と書き手の意思疎通の手助けをする効果がある。

しかしながら、機械翻訳を介した多言語チャットコミュニケーションにおいて、絵文字は翻訳されずそのまま挿入されるため、絵文字の解釈が異なる翻訳先言語では書き手の意図とは異なる絵文字の解釈をされる可能性がある。例として、「😓」の日本語と英語の解釈の違いを挙げる。日本語では、鼻提灯を垂らしながら眠っている顔として解釈されることが多いが、英語では、鼻提灯の部分を涙と解釈されることが多く、悲しみを表すときにこの絵文字を用いることがある。日本語話者が「ぐっすり眠れた😓」と入力すると、英語への翻訳文は「I could slept soundly.😓」となる。日本語話者は、鼻提灯が垂れるほどぐっすり眠れたことによる喜びを示すために「😓」を入力するが、英語話者が「😓」を泣いている絵文字であると解釈した場合、悲しんでいる表現の絵文字「😓」が、喜んでいる表現のテキスト「I could slept soundly.」と結び付かず、英語話者は日本語話者のメッセージの意図を理解することが困難になる。このように、文化圏によって解釈の異なる絵文字をそのまま挿入すると、読み手が書き手の感情や意図を正しく理解できず、コミュニケーション齟齬の原因となる。したがって、多言語チャットコミュニケーションにおいて、テキストだけでなく絵文字も翻訳される必要がある。絵文字翻訳の実現には、異言語間での絵文字の解釈の文化差を抽出する必要がある。

そこで、本研究では絵文字で表現される感情を日本語と英語 2 つの言語ごとに個別のベクトルで表現し、その値に基づいて日英間でのコミュニケーション齟齬に繋がる絵文字の解釈の文化差を検出する。具体的には、絵文字が付与されたテキストと感情が付与されたテキストの二種類のテキストを用いて、絵文字感情をベクトルで表す。日本語と英語のベクトル間の相関の小さい絵文字に対して、ベクトルの作成に用いた感情値を使って日英の感情値の平均をt検定にて比較し、その結果に基づいて日本語と英語における絵文字の解釈の文化差を検出する。本研究において取り組む課題は、絵文字感情を定

量的に算出する絵文字感情モデルの構築，絵文字感情の文化差の統計的な検出の 2 点である。

以下本論文では，第 2 章で絵文字のチャットコミュニケーションにおける役割と絵文字解釈の文化差について述べる。次に，第 3 章で感情予測モデルの構築について述べる。続いて，第 4 章で第 3 章にて作成したモデルを用いた絵文字感情ベクトルの作成方法について述べる。そして，第 5 章で第 4 章にて作成した絵文字感情ベクトルから文化差を検出できるか評価を行い，第 6 章で考察を行う。最後に今後の展望や課題について述べる。

## 第2章 関連研究

本章では、チャットコミュニケーションにおける絵文字の重要性と既存の絵文字の文化差検出方法について述べる。

### 2.1 絵文字の重要性

コンピュータを媒介したコミュニケーション(CMC)における絵文字の使用は、メッセージに視覚的な情報を与えるため、テキストの書き手と読み手の意思疎通に役立つ。高橋らは、CMCにおいて、書き手と読み手の間の感情伝達における絵文字の効果について実験と分析を行っている[1]。その結果、表情を含む絵文字を使用する文章は、書き手の感情が正しく伝わりやすいことを明らかにしている。それ以外の絵文字を使用した文章は、感情の種類によって伝達の具合が異なることを明らかにしている。廣瀬らは、文章のみのメッセージに付加することで感情伝達を促進する効果は、顔文字だけでなく絵文字でも認められたことを明らかにしている[2]。また、感情条件やデバイス間の絵文字のデザインによって感情の伝わり具合に差が生じることを明らかにしている。木村らは、メールコミュニケーションにおける顔文字や表情絵文字が対人関係に及ぼす影響について実験を行っている[3]。その結果、言語情報に笑顔の顔文字や絵文字を付与することで、送り手はポジティブ感情を喚起していると受け手に知覚されることを明らかにしている。このように、絵文字はチャットコミュニケーションにおける意思疎通に重要な役割を果たす。

また、絵文字のみでのコミュニケーションを行う実験が宗森らによって行われている[4]。日本人学生と留学生に絵文字のみでチャットを行うためのシステムの適用実験を行ったところ、ごく単純な会話のやりとりなら絵文字を組み合わせるだけの文章でも70%以上は通じ合えることを明らかにしている。

絵文字はCMCにおいて重要な役割を果たし、コミュニケーションへの絵文字の活用が進められている。しかし、絵文字の解釈の文化差によってコミュニケーション齟齬が起きてしまうことがある。

### 2.2 絵文字解釈の文化差

Liu は、年齢、性別とパーソナリティによって、絵文字利用頻度と種類の個人差があるか10代と20代の日本人若年層を対象にデータ分析を行っている[5]。

その結果, 76.3%の人が 1 日 1 回以上絵文字を利用していることを明らかにしている. 年齢について, 20 代は 10 代より絵文字の利用頻度が高く, また, 年齢層によってよく使う絵文字のカテゴリも異なっていることを明らかにしている. 性別について, 女性が男性より絵文字の利用頻度が高いことを明らかにしている. 加えて, 男女が異なる種類の絵文字を愛用することが発見されている. パーソナリティについて, 外向性, 開放性, 情緒不安性の高い人ほど絵文字の利用頻度が高く, よく利用する絵文字カテゴリが異なることを明らかにしている.

Cho らは, 日本と米国の絵文字解釈の特徴と関係について, 人手での絵文字 Web アンケート調査を実施している [6]. その結果, 絵文字の文化差評価は, 意味的な類似性の解釈や, 肯定的か否定的かの解釈が文化差である可能性を含んでいることを明らかにしている. 人手で文化差があるかを判断することは可能であるが, 人間の判断に揺らぎが発生する点, 人間に日本と米国の二文化の言語能力を要求する点などから実現が困難であることを指摘している. 例として, 図 1 の絵文字に対する解釈語について, 英語では「carnival」, 日本語では「遊園地」が最も多かったが, 二つの解釈語を被験者 6 人のうち 2 人は異なる解釈と捉えたのに対し, 別の 3 人は同じ解釈と捉えている.



図 1 最多の解釈語が英語では「carnival」,  
日本語では「遊園地」であった絵文字  
出典[6]から一部抜粋

他の研究で, CHO らは日米の子供たちが絵文字をどのように理解しているかを調べるアンケート調査を行っている[7]. 絵文字 120 個を調査対象に, 被験者に絵文字の意味を回答してもらっている. その結果, 19 個の絵文字に「ジェスチャー」, 「色と性別」, 「時間」, 「空間」, 「馴染みのもの」, 「顔/表情」の 6 つの領域で日米解釈差があることを明らかにしている. 「ジェスチャー」の領域について具体的に述べる.

「ジャスチャー」について, 図 2 左の絵文字を日本の子供たちは「まる, オツケー, 正解, いいよ, あたり」と解釈し, 米国の子供たちは, 「**exercise, jump rope, stretch, dance, aerobics**」といった運動に関するしぐさと解釈している. 図 2 中央の絵文字を日本の子供たちは「だめ, ぼつ, はずれ, まちがっている, いいえ」と解釈し, 米国の子供たちは, 「**angry, mad, frustrated, selfish**」と解釈し, 米国の子供たちは絵文字に描かれた表情に着目し, 交差した腕を腕組みと解釈したと示唆している. 図 2 右の絵文字を日本, 米国の子供たちの多くが「話す」, 「**talking**」と同様の解釈をしたが, 「ありがとう, お願い」と解釈した日本の子供たちや, 「**praying**」と解釈した米国の子供たちがいた.



図 2 ジェスチャーの解釈差が顕著に現れた絵文字  
出典[7]

## 第3章 モデル構築

### 3.1 自然言語処理モデル

本章では、絵文字感情を定量化するために用いるモデル構築について述べる。感情予測モデルを日本語と英語で作成する。絵文字感情の定量化に使用する自然言語処理モデル BERT の概要、感情予測モデルの構築に用いる事前学習モデル、事前学習モデルを感情の予測に特化させるためのファインチューニングについて述べる。

#### 3.1.1 BERT

BERT[8]とは、2018 年に Google により発表された自然言語処理の手法である。BERT は多層の Transformer ブロックで構成されている。従来の RNN や LSTM と違い、Transformer は Self-Attention を使用し、文脈に基づいた単語の表現を生成する。そのため Transformer ブロックで構成される BERT は双方向の文脈を考慮した自然言語処理を行うことができる。

また BERT は、事前学習とファインチューニングの 2 段階の学習を行うことが大きな特徴である。事前学習は、大規模なテキストコーパスを用いて Masked Language Model(MLM)と Next Sentence Prediction(NSP)の 2 種類のタスクを行い、構成されている。Masked Language Model は、単語の双方向の文脈の理解を目的に行うタスクである。入力文の一部の単語を[MASK]トークンに置き換え、この[MASK]トークンを予測する学習を行う。Next Sentence Prediction は、連続する 2 文の関連性を理解することを目的に行うタスクである。2 つの文のペアを入力し、2 文が連続しているかどうかを判定するタスクを用いて学習を行う。これらの事前学習によって、単語や文脈をより考慮したモデルを獲得している。従来の自然言語処理モデルと比べ BERT は、事前学習を用いたファインチューニングによって低コストで転移学習が可能となっている。

#### 3.1.2 事前学習モデル

モデルを一から学習させることは、非常に時間とコストがかかる。そこで、言語の広範囲な知識を身につけた事前学習モデルを利用して、タスクに特化したモデルを作成するのが一般的である。本研究では、Hugging Face Hub で公開されている BERT の事前学習モデルを使用する。日本語のモデル構築と英語のモデル構築に使用する BERT の事前学習モデルについて述べる。

日本語の事前学習モデルとして、東北大学の乾研究室が公開している日本語 BERT モデル(`cl-tohoku/bert-base-japanese`)を使用する。英語の事前学習モデルとして、Google が公開している英語 BERT モデル(`bert-base-uncased`)を使用する。

### 3.1.3 ファインチューニング

テキストから感情の予測を行うモデルを構築するために、事前学習モデルをファインチューニングする。感情予測モデルでは、特徴量をテキスト、ラベルを 8 種類の感情とする。また、出力層にソフトマックス関数を適用し、出力が各感情ラベルに対する確率として表されるように設定した。テキストに含まれる単語や文脈の情報をもとに感情を予測するマルチラベル文書分類タスクを繰り返すことで、テキストと感情の関係を学習する。学習データには、感情ラベルがテキストに付与されたデータセットを用いる。

## 3.2 感情予測モデル

感情予測モデルの概要について述べる。感情予測モデルは、テキストから、テキストが抱く 8 つの感情の信頼度を予測する。モデルの構築に必要なデータセットの生成方法、モデル生成方法、モデルの性能、モデルの実行例について述べる。

### 3.2.1 感情ラベル付きテキストのデータセット

感情予測モデルを構築するために必要な感情ラベルがテキストに付与されたデータセットを作成する。梶原ら[9]が公開しているテキストに感情強度をラベル付けした主観と客観の感情分析データセットを用いる。主観と客観の感情分析データセットとは、テキストの書き手の主観的な感情強度とテキストの読み手の客観的な感情強度のラベルを収集したデータセットである。ここでの感情は、Plutchik の基本 8 感情[10]（喜び、悲しみ、驚き、怒り、恐れ、嫌悪、期待、信頼）を指す。本研究では、多言語チャットコミュニケーションにおいて、テキストの書き手がテキストに込める感情に着目するため、主観と客観の感情分析データセットのうち、主観の感情分析データを用いる。主観の感情分析データは、表 1 のように、テキストの書き手が各 8 種類の感情を 4 段階の感情強度でラベル付けを行っている。感情強度のラベルのうち、感情強度が 0 のものは 0、感情強度が 1 以上のものは 1 として感情ラベル付きデータセットを作成した。英語の感情ラベル付きデータセットは、日本語の感情ラベル付きデータセットを言

表 1 感情強度ラベルの例(0:無、1:弱、2:中、3:強)

出典[9]

	喜び	悲しみ	期待	驚き	怒り	恐れ	嫌悪	信頼
主観	0	3	0	1	3	0	0	0
客観 A	0	3	0	3	1	2	1	0
客観 B	0	2	0	2	0	0	0	0
客観 C	0	2	0	2	0	1	1	0

表 2 日本語の感情ラベル付きテキストデータセットの例

<b>sentence</b> : ぼけっとしてたらこんな時間。チャリあるから食べにでたいのに…							
<b>joy</b>	<b>sadness</b>	<b>anticipation</b>	<b>surprise</b>	<b>anger</b>	<b>fear</b>	<b>disgust</b>	<b>trust</b>
0	1	1	1	1	0	0	1

表 3 英語の感情ラベル付きテキストデータセットの例

<b>sentence</b> : It's time like this when I'm stupid. I have a bike so I want to go out to eat..							
<b>joy</b>	<b>sadness</b>	<b>anticipation</b>	<b>surprise</b>	<b>anger</b>	<b>fear</b>	<b>disgust</b>	<b>trust</b>
0	1	1	1	1	0	0	1

語グリッドで翻訳して作成した。作成した感情ラベル付きデータセットをそれぞれ表 2, 表 3 にて示す。

### 3.2.2 モデル構築

感情ラベル付きテキストデータセットを用いて感情予測モデルを構築する。テキストを学習するために Google Collaboratory Pro で提供されている GPU を使用した。まず、マルチラベル文書分類を行うためのモデル BertForSequenceClassificationMultiLabel を PyTorch で実装する。事前学習済みの BERT モデルを読み込み、BERT モデルの最終層の出力に対して線形変換を行い、8 つの感情をラベルとするマルチラベル文書分類に適した形式のクラスを定義する。このとき、事前学習モデルは、日本語は BertJapaneseTokenizer, 英語は BertTokenizer を読み込む。次に、感情ラベル付きテキストデータセット 35,000 件を読み込み、訓練データ 60%, 検証データ 20%, テストデータ 20%に

分割する。次に, PyTorch Lightning を使用して BERT モデルをベースにしたマルチラベル文書分類モデルをファインチューニングするためのカスタムラッパークラス BertForSequenceClassificationMultiLabel\_pl を定義する。このクラスでは, トレーニング, 検証, テストステップの定義, 最適化手法の定義を行っている。定義した BertForSequenceClassificationMultiLabel\_pl クラスを呼び出し, モデル BertForSequenceClassificationMultiLabel をファインチューニングする。学習パラメータについて, バッチサイズ 128, エポック数は 1 とし, train メソッドで学習を続行する。

### 3.2.3 モデル評価

モデル評価には precision, recall, f 値を利用する。skikit-learn から precision\_recall\_fscore\_support を用いて評価関数を定義し, precision, recall, f1-score を取得できるようにした。precision, recall, f 値の平均は以下の式で算出できる。感情予測モデルの予測値は二値ではないため, 評価を行うために予測値が 0.5 より大きい場合は 1, そうでない場合は 0 と設定した。本研究では式(1)の分母にモデルが 1 と予測した感情数, 分子にテストデータで 1 だった感情数を当てはめる。式(2)の分母にテストデータで 1 だった感情数, 分子にテストデータでは 1 だったが, モデルが 1 と予測しなかった感情数を当てはめる。(1), (2)の平均を計算し, それぞれ precision の平均と recall の平均を式(3)に当てはめて計算した。感情予測モデルを評価した結果を日英それぞれ表 4, 表 5 に示す。日本語の感情予測モデルの precision は 0.822, recall は 0.140, f 値の平均は 0.239 であった。英語の感情予測モデルの precision は 0.787, recall は 0.171, f 値の平均は 0.282 であった。

$$precision = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (1)$$

$$recall = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (2)$$

$$F = \frac{2 * precision * recall}{(precision + recall)} \quad (3)$$

表 4 日本語の感情予測モデルの精度

<b>precision</b>	0.822
<b>recall</b>	0.140
<b>f1_score</b>	0.239

表 5 英語の感情予測モデルの精度

<b>precision</b>	0.787
<b>recall</b>	0.171
<b>f1_score</b>	0.282

### 3.2.4 実行例

3.2.2 で構築した感情予測モデルの実行例を示す。日英のモデルともに、入力したテキストから、テキストが抱く感情の予測結果を 8 種類の感情ラベルとスコアのセットで出力する。日本語のテキストは日本語モデルに、英語のテキストは英語モデルに入力している。

まず、日本語の感情予測結果について述べる。「うちわ使いが素晴らしい」を感情予測モデルに入力した結果、各感情のスコアは表 6 のようになり、最もスコアが高い感情は **joy** で、そのスコアは **0.837** であった。

次に、英語の感情予測結果について述べる。「Whatever this storm is next week is gonna be massive.」を感情予測モデルに入力した結果、各感情のスコアは表 7 のようになり、最も感情のスコアが高い感情は **fear** で、そのスコアは **0.373** であった。

表 6 「うちわ使いが素晴らしい」を感情予測した結果

joy	0.837
sadness	0.00985
anticipation	0.0502
surprise	0.0364
anger	0.00246
fear	0.00445
disgust	0.00922
trust	0.0499

表 7 「Whatever this storm is next week is gonna be massive. 」  
を感情予測した結果

joy	0.0406
sadness	0.101
anticipation	0.0724
surprise	0.270
anger	0.0289
fear	0.373
disgust	0.0886
trust	0.0235

## 第4章 絵文字感情の分散表現

本章では、第3章で作成した感情予測モデルから、1,064種類の絵文字の絵文字感情ベクトルを生成する。絵文字感情ベクトルの生成に必要な絵文字付きテキストデータセットの生成方法、絵文字感情ベクトルの生成方法、出力結果について述べる。

### 4.1 絵文字付きテキストデータセット

絵文字感情ベクトルを生成するために、絵文字を含むテキストを収集し、テキストと絵文字の一対一対応の絵文字付きテキストデータセットを作成する。本研究では、Unicodeに登録されている絵文字1,146種類の絵文字を対象に、Xにて2022年8月18日から9月23日にかけて各絵文字を含むツイートを収集し、整形されたデータセットを利用する。本研究では、1,146種類の絵文字のうち、日本語と英語のツイートが1,000件以上取得できた絵文字1,064種類の絵文字を対象とする。1,064種類の各絵文字に対するテキストを100件ずつランダムサンプリングし、テキストと絵文字のデータセットとする。絵文字1,064種類ごと

表 8 日本語の絵文字付きテキストデータセットの例

sentence	emoji
うちわ使いが素晴らしい	🌀
目覚ましは50個くらい今日使ってます	🌀
私はまだ7-3をぐるぐるぐるぐる( )	🌀
水神祭いち～にの～さん～	🌀
名古屋今日も台風やって	🌀

表 9 英語の絵文字付きテキストデータセットの例

sentence	emoji
Go for it Guild	🌀
Done fam	🌀
A typhoon is coming	🌀
Another night of getting drunk and gooning for hours and hours	🌀
yeah there's no way i'm going to sleep	🌀

にテキスト数 100 件, 総数 106,400 件の絵文字付きテキストデータセットを日英で作成した. 作成したデータセット例を表 8, 表 9 にて示す.

## 4.2 絵文字感情ベクトルの生成

3.2.2 で構築した感情予測モデルを用いて, 絵文字感情ベクトルを生成する. まず, 4.1 で作成した絵文字付きテキストデータセットを感情予測モデルに入力する. 出力結果から 8 次元のベクトルを得る. 次に, 8 次元のベクトルから絵文字別に要素の平均を計算する. 「🌀」の絵文字ラベルが付いたテキストの場合, 図 3 のように「🌀」の絵文字ラベルが付いたテキスト 100 件を感情予測モデルに入力すると, 100 個の 8 次元ベクトルが得られる. 得られた 100 個のベ

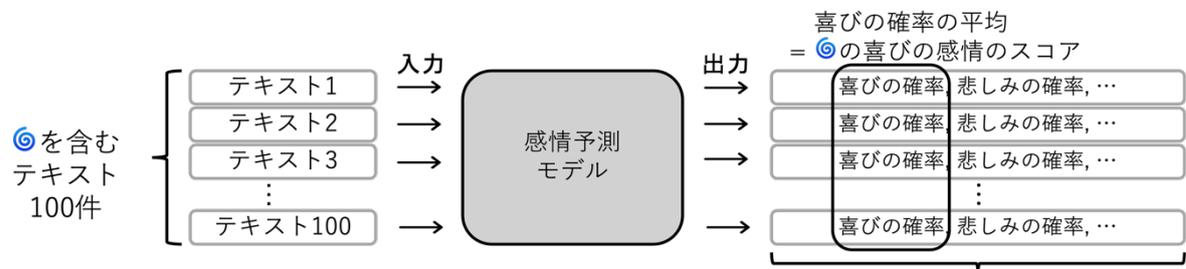


図 3 絵文字感情ベクトルの生成方法の例

表 10 日本語の絵文字感情ベクトルの例

Emoji	joy	sadness	anticipation	surprise	anger	fear	disgust	trust
🌀	0.28	0.21	0.21	0.15	0.01	0.26	0.06	0.02
🏠	0.46	0.16	0.22	0.11	0	0.05	0.04	0.14
🌂	0.48	0.14	0.26	0.09	0.01	0.09	0.04	0.06
🌃	0.7	0.11	0.39	0.04	0.01	0.01	0.03	0.28
🌅	0.83	0.05	0.23	0.03	0	0.02	0.02	0.11
🌇	0.83	0	0.26	0.04	0	0.01	0.01	0.22
🌃	0.74	0.03	0.41	0.04	0	0.01	0.01	0.36
🌃	0.76	0.1	0.3	0.11	0	0.03	0	0.23
🌈	0.77	0.07	0.47	0.06	0.01	0	0.04	0.17
🌃	0.61	0.09	0.29	0.08	0.01	0.02	0.02	0.16

クトルから要素ごとに平均を計算する。その平均値を絵文字「🌀」の絵文字感情ベクトルのそれぞれの感情の要素とする。この手順を 1,064 種類の絵文字に対して行い、絵文字感情ベクトルを生成する。作成した絵文字感情ベクトルを表 10、表 11 に示す。

表 11 英語の絵文字感情ベクトルの例

Emoji	joy	sadness	anticipation	surprise	anger	fear	disgust	trust
🌀	0.38	0.16	0.41	0.08	0	0.05	0.05	0.05
☁️	0.55	0.07	0.51	0.12	0	0	0.01	0.12
☔️	0.43	0.11	0.53	0.04	0	0.04	0.01	0.08
🌆	0.64	0.06	0.32	0.03	0	0	0	0.14
🌅	0.77	0.05	0.5	0.01	0	0	0.03	0.25
🌇	0.9	0.03	0.53	0.02	0	0	0	0.14
🌃	0.73	0.03	0.49	0.03	0.01	0	0.01	0.17
🌆	0.62	0.06	0.41	0.05	0.02	0	0.04	0.11
🌈	0.61	0.09	0.57	0.03	0.02	0	0.04	0.25
🌃	0.6	0.06	0.42	0.05	0	0	0.01	0.18

## 第5章 評価

本章では、第 4 章で生成した各絵文字の絵文字感情ベクトルから日英間の文化差を検出する手法について述べる。

### 5.1 スピアマンの順位相関係数

絵文字感情ベクトルから日英の文化差を検出するために、評価手法としてスピアマンの順位相関係数を用いる。スピアマンの順位相関係数とは、2 変数間の順位データから相関を測る指標であり、以下の式(4)で算出できる。

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (4)$$

式(4)の  $d$  は対応するデータの順位の差、 $n$  はデータのペアの数で定義される。絵文字感情ベクトルにスピアマンの順位相関係数を適応するために、Scipy ライブラリで提供されている `spearmanr` を使用し、絵文字感情ベクトルの各要素の数値が高い順に順位をつけ、スピアマンの順位相関係数を計算する。

### 5.2 絵文字感情の相関

生成した絵文字感情ベクトルのスピアマンの順位相関係数を求めた結果、相関係数が負の絵文字は存在しなかった。そこで、スピアマンの順位相関係数の小さい絵文字は文化差があるのではないかと仮定し、それらについてさらに詳細な分析を行う。今回は表 12 に示すスピアマンの順位相関係数が小さい絵文字 10 件を対象に詳細な分析を行った。

まず、スピアマンの順位相関係数が最も低い絵文字は「😞」であり、日本語の絵文字感情ベクトルの最も高い感情値を持つ要素の感情は悲しみで 0.27、英語では喜びで 0.6 であった。次に相関係数が低い絵文字は「😱」であり、この絵文字の日本語の絵文字感情ベクトルの最も高い感情値を持つ要素の感情は悲しみで 0.35、英語では喜びで 0.36 であった。「💧」の絵文字の日本語の絵文字感情ベクトルの最も高い感情値を持つ要素の感情は悲しみで 0.38、英語では喜びで 0.56 であった。「😓」、「😭」、「💧」はいずれも日本語では悲しみの感情値が高く、英語では喜びの感情値が高かった。「😓」の日本語の絵文字感情ベクトルの

最も高い感情値を持つ要素の感情は悲しみで **0.38**，続いて驚きの **0.15** であった。英語で最も高い感情値を持つ要素の感情は日本語と同様に悲しみで **0.43** であるが，2 番目に高い感情は喜びと期待の **0.13** であった。「😞」の日本語の絵文字感情ベクトルの最も高い感情値を持つ要素の感情は喜びで **0.28**，英語では嫌悪で **0.27** であった。「🦋」の絵文字の日本語の絵文字感情ベクトルの最も高い感情値を持つ要素の感情は悲しみで **0.39**，英語では期待で **0.29** であった。「🚗」の絵文字の日本語の絵文字感情ベクトルの最も高い感情値を持つ要素の感情は喜びで **0.4**，英語では期待で **0.35** であった。「😟」の絵文字の日本語の絵文字感情ベクトルの最も高い感情値を持つ要素の感情は悲しみで **0.43**，続いて恐れで **0.15** であった。英語で最も高い感情値を持つ要素の感情は日本語と同様に悲しみで **0.38** であるが，続く感情は喜びの **0.21** であった。「🚫」の絵文字の日本語の絵文字感情ベクトルの最も高い感情値を持つ要素の感情は悲しみで **0.32**，英語では喜びで **0.33** であった。「👉」の絵文字の日本語の絵文字感情ベクトルの最も高い感情値を持つ要素の感情は喜びで **0.48**，続いて悲しみ，驚きの **0.21** であった。英語で最も高い感情値を持つ要素の感情は日本語と同様に喜びで **0.48** であるが，続く感情は期待の **0.42** であった。

表 12 スピアマンの順位相関係数が小さい絵文字上位 10 件

emoji	correlation
😞	0.108
😱	0.190
💧	0.191
😓	0.248
😟	0.423
🦋	0.433
🚗	0.443
😟	0.445
🚫	0.452
👉	0.469

### 5.3 Plutchik の基本 8 感情

本研究で感情ラベルに用いた感情は Plutchik の基本 8 感情に基づいている [10]. Plutchik の理論では, 8 つの基本的な感情が存在し, 人間の進化において生存に重要な役割を果たしてきたとされている. 基本感情は, 図 4 の Plutchik の感情の輪の対極に位置する感情と対をなす. 対になっている感情は互いに対立する性質を持っていると考えられている. 例えば, 図 4 のように, 喜びの感情と悲しみの感情は感情の輪の対極の位置し, それらの感情は対になっている. このように対になっている感情ペアはそれぞれ(喜び, 悲しみ), (恐れ, 怒り), (驚き, 期待), (信頼, 嫌悪)である. また, 基本感情が組み合わさることで複合感情が生じる. 対になっている感情が互いに対立する性質に着目して, さらに詳細な絵文字感情の評価を行う.

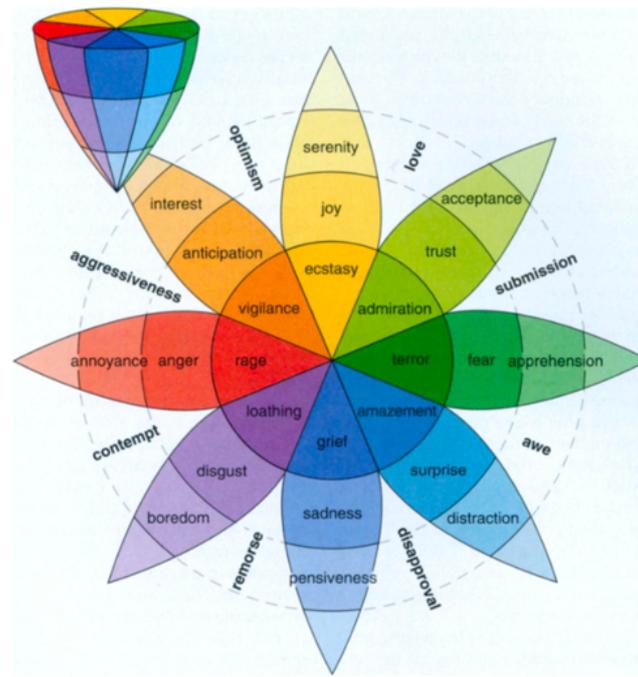


図 4 Plutchik の基本 8 感情の輪  
出典[10]

## 5.4 レーダーチャートでの絵文字感情ベクトルの表現

5.3 で述べた Plutchik の基本 8 感情の性質を用いて, 5.2 で対象とした絵文字 10 件の絵文字感情ベクトルをレーダーチャートで描画する. レーダーチャートで描画することで, スピアマンの順位相関係数では捉えられなかった絵文字感情ベクトルの感情の差を視覚的に捉えることが可能となる. 図 5 のように, Plutchik の基本 8 感情の輪に合わせて感情軸を設定し, 日本語の絵文字感情ベクトルのスコアは青色, 英語は赤色で表示する. 図 6 の各絵文字に描いたレーダーチャートから, 「😓」, 「😱」, 「💧」, 「😬」, 「🦋」, 「🚗」, 「🚫」, 「👉」の 8 件の絵文字に文化差がありそうだと判断した. この 8 件の絵文字について統計的に差があるかを検証する.

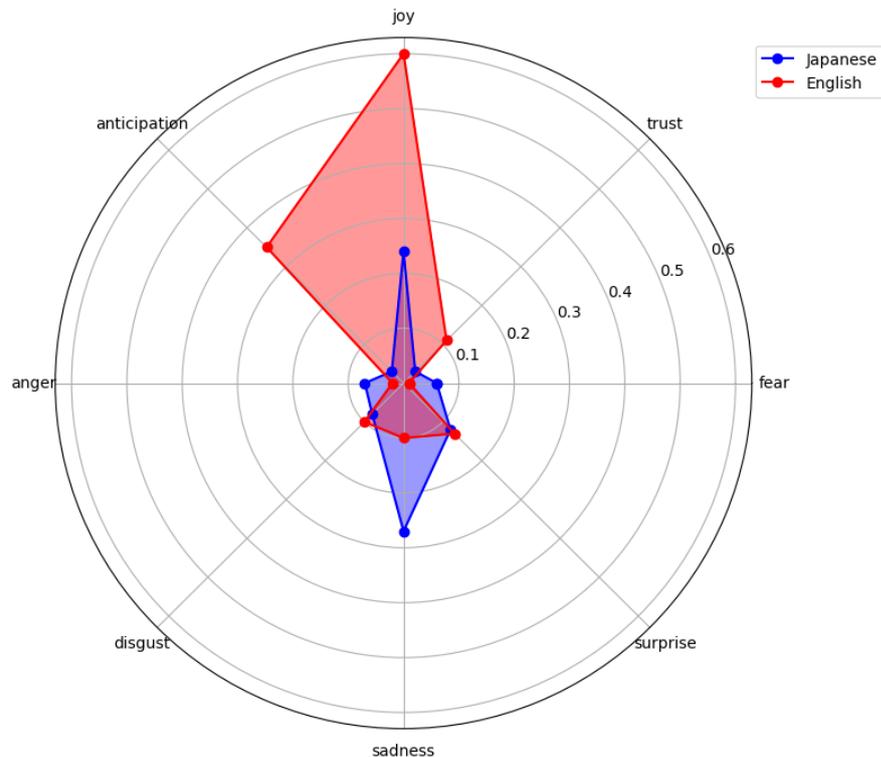


図 5 レーダーチャートの例

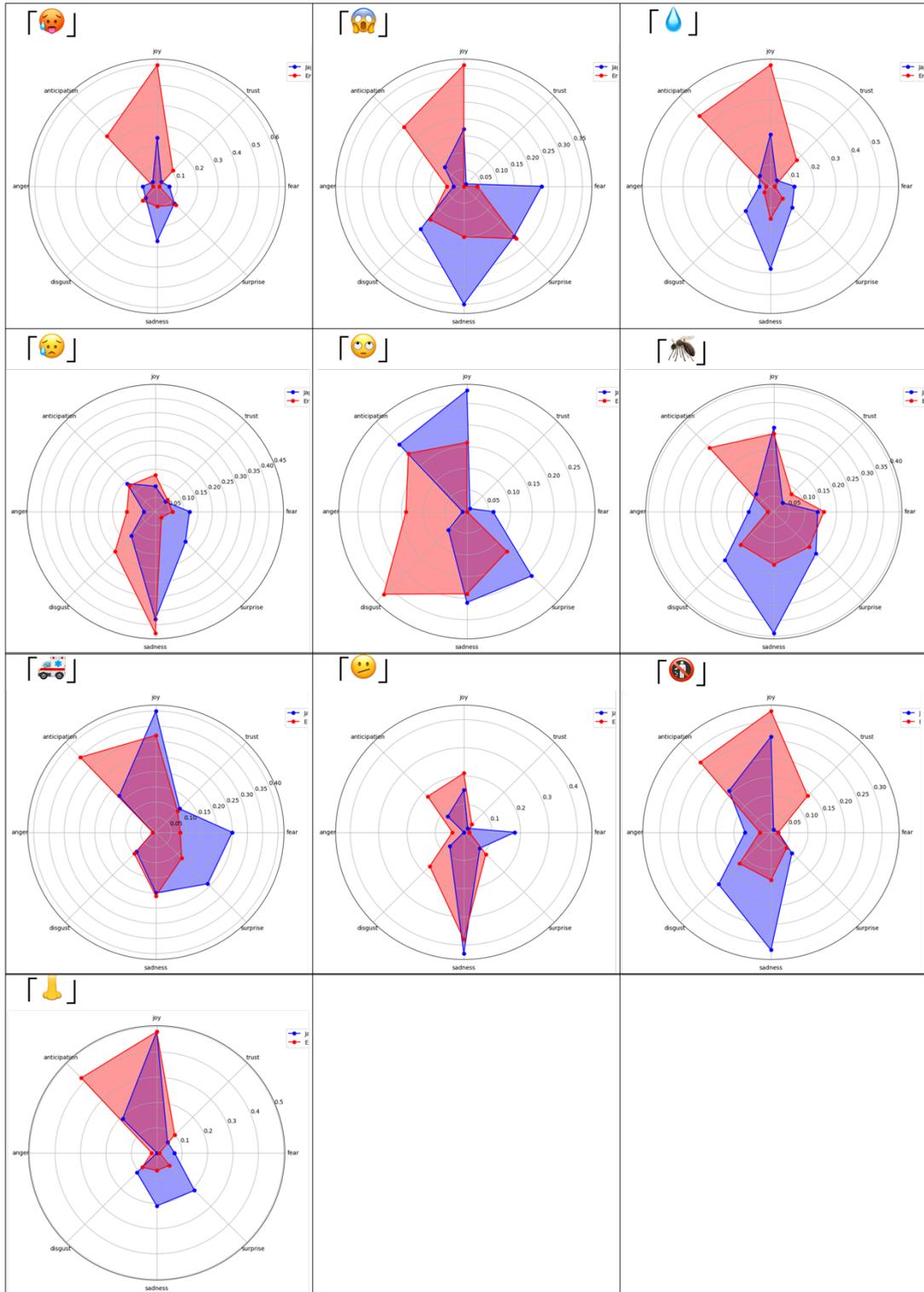


図 6 描画したレーダーチャート

## 5.5 t 検定に基づく平均値の比較

5.4 で挙げた文化差がありそうな絵文字 8 件に対して、日英の文化差を検出するために、評価方法として t 検定に基づく平均値の比較の仮説検定を行う。まず、4.2 で 8 次元の絵文字感情ベクトルを作成する過程で用いた平均をとる前の 8 次元の感情ベクトル集合から対になっている感情の値の差の平均値を算出する。対になっている感情は、5.3 で述べた(喜び, 悲しみ), (驚き, 期待), (怒り, 恐れ), (信頼, 嫌悪)である。各感情ペアの前者の感情値から後者の感情値を引いて差を算出する。感情ベクトル数は絵文字 1 つに対し、日本語 100 件、英語 100 件ある。対になっている感情の値について算出した平均値の差について、帰無仮説を「日本語群と英語群の平均値に差がない」として、t 検定を実施する。また検定にかけるデータ数が 100 件と多く、有意差が出やすいと考えられるため、有意差が出た上でさらに対になっている感情の値の差の平均値が日英で反対の符号を示した場合に文化差があるとする。

## 5.6 t 検定に基づく平均値の比較結果

5.5 で算出した各絵文字の対になっている感情の値の差の平均値と t 検定の結果をそれぞれ図 7 に示す。日本語は薄緑色、英語は黄色の箱ひげ図であり、有意水準 5% で有意差が見られた場合は黒色のアスタリスクを、さらに対になっている感情の値の差の平均値が日英で反対の符号を示した場合は赤色のアスタリスクをつけている。

「😬」の絵文字について、図 7 より日英の感情の値の差の平均に有意差があった感情は、(喜び, 悲しみ), (怒り, 恐れ), (嫌悪, 信頼)であった。特に日英で平均値が反対の符号を示した感情は(喜び, 悲しみ)であり、日本語の平均値は  $-0.290$ 、英語の平均値は  $0.328$  であった。次に、絵文字「🤩」について、図 7 より日英の感情の値の差の平均に有意差があった感情は、(喜び, 悲しみ), (恐れ, 怒り), (驚き, 期待), (嫌悪, 信頼)の全てであった。特に日英で平均値が反対の符号を示した感情は(喜び, 悲しみ)で、その平均値は日英それぞれ  $-0.200$ ,  $0.153$  であった。「💧」について、図 7 より日英の感情の値の差の平均に有意差があった感情は(喜び, 悲しみ), (嫌悪, 信頼)であった。どちらも日英で平均値が反対の符号を示し、(喜び, 悲しみ)の日英の平均値はそれぞれ  $-0.195$ ,  $0.329$ 、(嫌悪, 信頼)の日英の平均値はそれぞれ  $0.0537$ ,  $-0.007955$  であった。「😬」について、図 7 より日英の感情の値の差の平均に有意差があった感情は(喜び, 悲しみ), (期待,

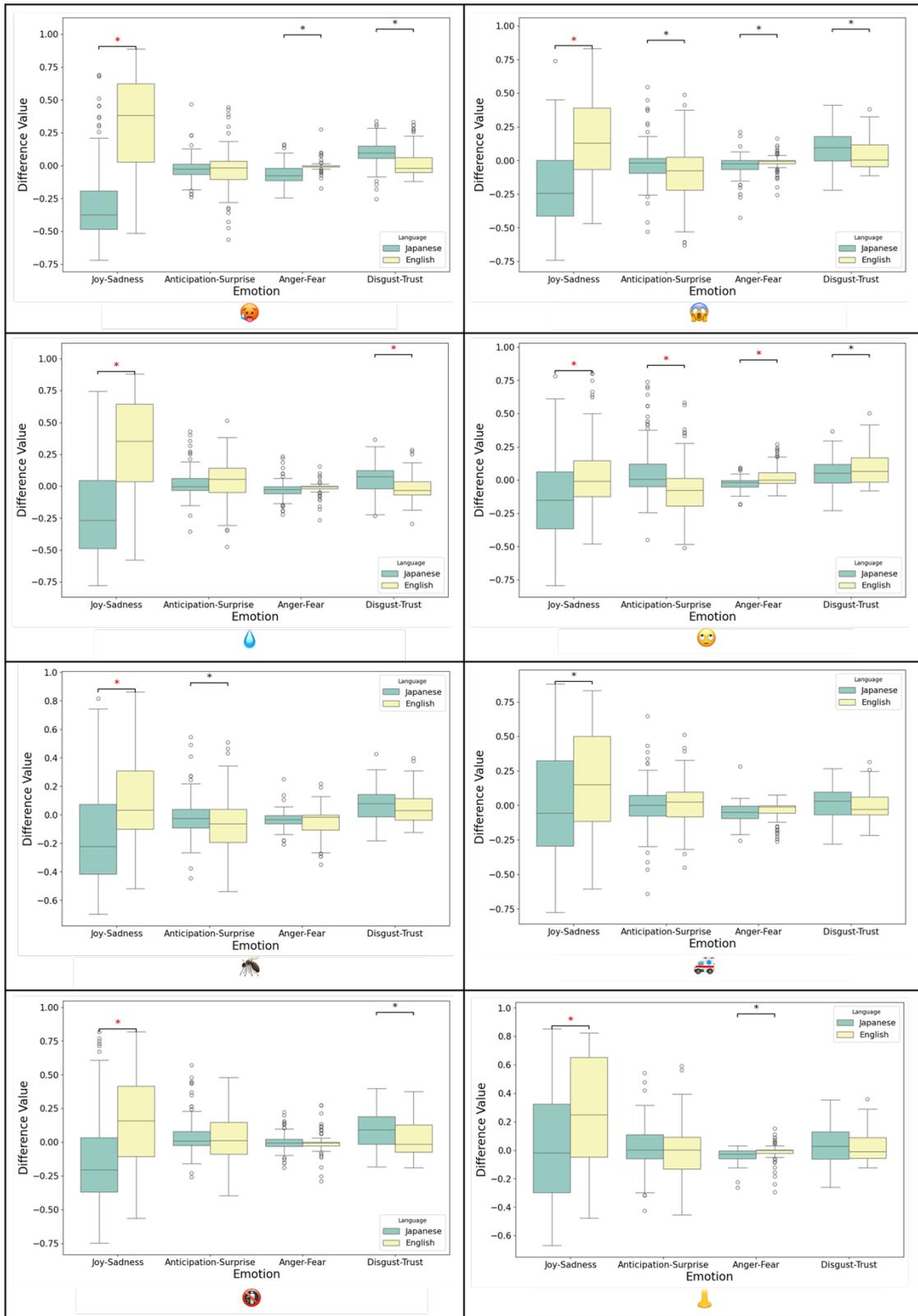


図 7 対になっている感情の値の差の平均値と t 検定の結果

驚き), (怒り, 恐れ), (嫌悪, 信頼)の全ての感情であった。日英で平均値が反対の符号を示した感情は(喜び, 悲しみ), (期待, 驚き), (怒り, 恐れ), (嫌悪, 信頼)の全ての感情であった。日英で平均値が反対の符号を示した感情は(喜び, 悲しみ), (期待, 驚き), (怒り, 恐れ)の3種類で, (喜び, 悲しみ)の日英の平均値はそれぞれ  $-0.128, 0.0394$ , (期待, 驚き)の日英の平均値はそれぞれ  $-0.0268, 0.0236$ , (怒り, 恐れ)の日英の平均値はそれぞれ  $0.0697, -0.0644$  であった。「👁️」について, 図7より日英の感情の値の差の平均に有意差があった感情は(喜び, 悲しみ), (期待, 驚き)であり, 日英で平均値が反対の符号を示した感情は(喜び, 悲しみ)で, その平均値は日英でそれぞれ  $-0.147, 0.129$  であった。「🚗」について, 図7より日英の感情の値の差の平均に有意差があった感情は(喜び, 悲しみ)であったが, その平均値は日英ともに正の値を示した。「🚫」について, 図7より日英の感情の値の差の平均に有意差があった感情は(喜び, 悲しみ), (嫌悪, 信頼)であり, 日英で平均値が反対の符号を示した感情は(喜び, 悲しみ)で, その平均値は日英でそれぞれ  $-0.130, 0.163$  であった。「👉」について, 図7より日英の感情の値の差の平均に有意差があった感情は(喜び, 悲しみ), (怒り, 恐れ)であり, 日英で平均値が反対の符号を示した感情は(喜び, 悲しみ)で, その平均値は日英でそれぞれ  $-0.00355, 0.277$  であった。

## 第6章 考察

5章での評価より、「😓」、「😱」、「💧」、「😬」、「🦋」、「🚫」、「👎」の7件の絵文字について考察を述べる。暑い顔を表す絵文字「😓」について、(喜び, 悲しみ)の感情に差があると評価された。日本語テキストで「😓」は、「めっちゃ晴れてるしやっぱり暑い〜😓」や「額から湯気出そう😓」のように暑さや苦しい状況への悲嘆の感情を示していると考えられる。英語テキストでは「You guys women are actually so beautiful. 😓」のように魅力を意味する英語圏のスラング”hot”として絵文字が解釈されていると考えられる。以上より、(喜び, 悲しみ)の感情に日英で文化差があると考えられる。次に、恐怖で叫ぶ顔を表す絵文字「😱」について、(喜び, 悲しみ)の感情に差があると評価された。日本語テキストで「😱」は、「想像するだけでも怖すぎるわ😱」や「大谷翔平まさかの初球をホームランにされてしまう😱😱😱」のように恐怖や予想外のことへの悲嘆の感情を示していると考えられる。英語テキストでは、「He was scary on Thursday 😱」, 「Omg 😱 that was amazing 😍」や「Amazing!!! 😱😱😱」のように恐怖や悲嘆の感情だけでなく、喜びの感情としても解釈されていると考えられる。以上より(喜び, 悲しみ)の感情に日英で文化差があると考えられる。しずくを表す絵文字「💧」について、(喜び, 悲しみ), (嫌悪, 信頼)の感情に差があると評価された。日本語テキストで「💧」は、「最後まで参加出来ずすみません💧」や「なんか損した気分💧」のように謝罪や悲嘆の感情を示していると考えられる。英語テキストでは、「motor bike drip 💧」のように「💧」を英語圏のスラングで「センスがいい」という意味の”drip”と解釈していると考えられる。(嫌悪, 信頼)の感情については、差があると結果が出たものの、日英での平均値の差がそれぞれ  $0.0537$ ,  $-0.00795$  と両者の平均値の差が  $0.0617$  とほとんどない。以上より、(喜び, 悲しみ)の感情に日英で文化差はあるが、(嫌悪, 信頼)の感情については日英で文化差があるとは言えないと考えられる。目を見開いた顔を表す絵文字「😬」について、(喜び, 悲しみ), (期待, 驚き), (怒り, 恐れ)の感情に差があると評価された。しかし、日英での平均値の差が(喜び, 悲しみ)で  $0.167$ , (期待, 驚き)で  $0.134$ , (怒り, 恐れ)で  $0.0504$  とほとんどない。そのため、(喜び, 悲しみ), (期待, 驚き), (怒り, 恐れ)の感情には日英で文化差があるとは言えないと考えられる。蚊を表す絵文字「🦋」について、(喜び, 悲しみ)の感情に差があると評価された。日本語テキストで「🦋」は、「朝飯食いに来たファミレスで蚊に刺された🦋」や「今時のヤブ蚊

はタチが悪い🦟」のように蚊として絵文字を捉え、蚊に対してうんざりし、拒絶する感情を示していると考えられる。英語テキストでは、「Why do mosquitoes 🦟 love my blood so much 🤢🤢」のように蚊として解釈されていると考えられる。また、「This is a terrific idea! 🦟❤️」のように飛ぶやハエの意味を持つ”fly”の英語圏のスラングでの「イケてる」という意味で解釈されていると思われるテキストが見られたが、そのテキストはごく少量であった。さらに英語テキストではイギリスの医学者であるロナルド・ロス氏が蚊に刺されることでマラリアが感染することを発見した日にちなんだ世界モスキートデー(蚊の記念日)についてのテキストが見られ、これは絵文字付きデータセットを収集した日時がこの日を含むためであったと考えられる。以上より、(喜び, 悲しみ)の感情には日英で文化差があるとは言えないと考えられる。ポイ捨て禁止を表す絵文字「🚫」について、(喜び, 悲しみ)の感情に差があると評価された。日本語テキストでは、ゴミ箱として、また不満や不快な状況について取り除きたいものとして解釈されていると考えられる。英語テキストでは、喜びの感情を示すテキストは見られず、英語圏のスラング”garbage”として解釈されていると思われるテキストが多く存在した。また、日英での平均の絶対値が小さい。以上より、(喜び, 悲しみ)の感情には日英で文化差があるとは言えないと考えられる。鼻を表す絵文字「👃」について、(喜び, 悲しみ)の感情に差があると評価された。日本語テキストでは「懐かしい部室の匂いする👃」や「しかし鼻詰まりが酷くなってきました、菌と戦ってますね👃」のように嗅覚や鼻として解釈されていると考えられる。英語テキストでは、日本語テキストと同じく「Blocked nose 👃 and craving a cold sprite at this ungodly hour 🤢🤢🤢🤢」のように嗅覚や鼻として解釈されていると考えられる。そのため、(喜び, 悲しみ)の感情に日英間で文化差があるとは言えない。しかし前後の文脈から明らかに嗅覚や鼻として解釈されないと考えられるテキストも存在したため、さらに詳細な評価が必要となる。

## 第7章 おわりに

本研究では、日英の絵文字の文化差を検出するために BERT を用いた絵文字の文化差検出手法を提案した。まず、感情予測モデル構築のための学習データとして、テキストに感情ラベルを付与した感情ラベル付きテキストデータセットを作成した。作成したデータセットを用いて、テキストから感情を予測する感情予測モデルを構築した。構築したモデルを用いて、絵文字感情を定量化した絵文字感情ベクトルを生成した。生成した絵文字感情ベクトルから、スピアマンの順位相関係数を算出し、日英間の絵文字感情ベクトルの相関を測った。スピアマンの順位相関係数が小さい絵文字 10 件に対し、レーダーチャートを描いた。それぞれの絵文字のレーダーチャートから文化差がありそうな絵文字を抽出し、対になる感情の感情スコアの差の平均値について、日英の 2 群間で平均に差があるかどうか t 検定を行い検証した。本研究の貢献は以下のとおりである。

### 絵文字感情モデルの構築

感情予測モデルは、テキストが抱く感情を 8 種類の感情(喜び, 悲しみ, 期待, 驚き, 怒り, 恐れ, 嫌悪, 信頼)から予測できる。日本語の感情予測モデルの precision, recall, f 値の平均はそれぞれ 0.822, 0.140, 0.239 であった。英語の感情予測モデルの precision, recall, f 値の平均はそれぞれ 0.787, 0.171, 0.282 であった。

### 絵文字感情の文化差検出手法

生成した絵文字感情ベクトルについてスピアマンの順位相関係数を算出した結果、スピアマンの順位相関係数が小さい絵文字 10 件を文化差がありそうな絵文字とした。それらの絵文字感情ベクトルをレーダーチャートにて描画したところ、8 件の絵文字に文化差がありそうだった。その 8 件の絵文字を対象に t 検定に基づいて日英間での感情値の平均を比較し、それらについて分析したところ、絵文字「😡」,「😭」,「💧」の(喜び, 悲しみ)の感情について日英間での文化差があると考えられた。

今後の展望として、モデル精度の向上、文化差が検出された絵文字の手数での評価の 2 点が挙げられる。1 点目のモデル精度の向上について、本研究では感情予測モデルの構築に感情ラベル付きテキストデータセットを用いたが、感情強度の設定の仕方を変更することで、予測精度が向上する可能性がある。また、学習データを数とエポック数を増加させると予測精度を向上させることができ

る。加えて、英語の感情予測モデルに使用した学習データは、日本語の感情ラベル付きデータセットを翻訳して作成したものであるため、テキストの書き手の母国語が日本語である場合の感情強度が適用されている。同じテキストでも言語によってテキストに対して抱く感情が異なる場合があるので、母国語話者が英語のテキストの書き手による感情強度を付与したデータセットを作成すべきである。2 点目の文化差が検出された絵文字の人手での評価について、統計的に文化差があることが検出されたが、実際の絵文字の使われ方や解釈について文化差が存在するのかどうか評価を行う必要がある。

最後に、絵文字感情ベクトルの差から言語による文化差を検出することができるため、絵文字翻訳によるコミュニケーションシステムへの応用が期待される。絵文字翻訳を実現するためには、より多くの絵文字を対象とした詳細な文化差検出を行う必要がある。

## 謝辞

本研究を行うにあたり、指導教官の村上陽平教授から熱心なご指導、多大なる助言を賜りました。厚く感謝申し上げます。

## 参考文献

- [1] 高橋直己, 上野舞夕, 浜田百合, 庄司裕子: 絵文字を用いた文章における感情伝達効果に関する研究, 日本感性工学会論文誌, Vol.21, No.1, pp. 135-142 (2022).
- [2] 廣瀬信之, 牛島悠介, 森周司: 顔文字と絵文字が携帯電話メールでの感情伝達に及ぼす影響, 日本心理学大会発表論文集, 日本心理学会第77回大会, pp. 609 (2013).
- [3] 木村昌紀, 山本恭子, メール・コミュニケーションにおける顔文字や表情絵文字の交換過程が対人感情に及ぼす影響, 感情心理学研究, Vol.24, No.2, pp. 51-60 (2017).
- [4] 宗森純, 大野純佳, 吉野孝: 絵文字チャットによるコミュニケーションの提案と評価, 情報処理学会論文誌, Vol.47, No.7, pp.2071-2080 (2006).
- [5] 劉沫好: 年齢, 性別とパーソナリティによる絵文字利用の個人差:10代と20代のSimeji利用者に対するアンケート調査から, 社会情報学, 第11巻3号, pp. 53-66 (2023).
- [6] Cho Heeryon, 石田亨, 山下直美, 稲葉利江子, 高崎俊之, 神田智子: 絵文字解釈における人間の文化差判定, ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol. 10, No. 4, pp. 427-434 (2008).
- [7] Cho Heeryon, 稲葉利江子, 石田亨, 高崎俊之, 森由美子: 絵文字コミュニケーションにおけるセマンティクス, 情報処理学会研究報告知能と複雑系(ICS), Vol.2006, No.110, pp. 1-8 (2006).
- [8] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, Kristina Toutanova: BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding, arXiv:1810.04805v2 (2006).
- [9] 梶原智之, Chenhui Chu, 武村紀子, 中島悠太, 長原一: 主観感情と客観感情の強度推定のための日本語データセット, 言語処理学会第27回年次大会発表論文集, Vol. 56-D, pp. 523-527 (2021).
- [10] Robert Plutchik: The Nature of Emotions: Human emotions have deep evolutionary roots, a fact that may explain their complexity and provide tools for clinical practice, American Scientist, Vol. 89, pp. 344-350 (2001).