

卒業研究報告書

題 目

深層学習に基づく 4 コマ漫画の感情推定と
マルチモーダル化への検討

研究グループ 知能情報第 1 グループ

指導教員 森 直樹 教授

平成 32 年 (2020 年) 度 卒 業

(No. 1171201102) 高山 裕成

大阪府立大学工学部知能情報工学科

目次

1	はじめに	1
2	コミック工学に関連するデータセット	2
2.1	Manga109	2
2.2	4 コマ漫画ストーリーデータセット	2
3	要素技術	5
3.1	自然言語処理に関する要素技術	5
3.1.1	形態素解析	5
3.1.2	局所表現, 分散表現	5
3.1.3	Word2Vec, Doc2Vec	6
3.1.4	Attention	7
3.1.5	Transformers	8
3.1.6	BERT	9
3.2	画像処理に関する要素技術	10
3.2.1	VGG	10
3.2.2	illustration2vec	10
4	4 コマ漫画に関する従来研究	12
5	提案手法	13
5.1	漫画のセリフのマルチモーダルな感情推定手法	13
5.2	Data Augmentation	14
6	数値実験	15
6.1	実験概要	15
6.2	使用データ	15
6.3	実験設定	15
6.4	実験 1: セリフ 1 文のみを入力とする感情推定	16
6.5	実験 1: 結果	19
6.6	実験 2: マルチモーダルな感情推定の検討	20

6.7	実験 2 : 結果	20
6.8	考察	22
6.8.1	BERT モデルの合理性	22
6.8.2	i2v でとれている情報は?	23
6.8.3	結合ベクトルの最適化について	23
6.8.4	補足 : 人手によるデータセット拡張	23
7	まとめと今後の課題	24
	謝辞	25
	参考文献	26

図目次

2.1	4 コマ漫画ストーリーデータセットのデータ例	4
3.1	Attention 機構の概略図：文献の図を参照	7
3.2	Transformer の概略図 (出典: Attention is All you Need)	8
3.3	BERT の事前学習と fine-tuning の概略図：文献 の図を参照	9
5.1	提案手法の概要	13
5.2	Data Augmentation の概要	14
6.1	実験 1 における学習曲線の例	19
6.2	実験 2 における学習曲線の例	21
6.3	マルチモーダル化の精度への影響	21
6.4	拡張されたセリフと対応するオリジナルのセリフとのコサイン類似度	22

表目次

6.1	オリジナルデータ数	16
6.2	実験で用いたデータ数	16
6.3	各実験における MLP のパラメータ	17
6.4	学習パラメータ	18
6.5	損失関数におけるクラス重み	18
6.6	評価用データに対する実験 1 の結果	19
6.7	評価用データに対する実験 2 の結果	21
6.8	Data Augmentation による文法的齟齬	23

1 はじめに

近年、深層学習を始めとする機械学習技術の大きな発展を受けて、人工知能を用いた創作物理解が注目されている。しかし、創作は高次の知的活動であるため、いまだに実現が困難なタスクである。人の創作物の理解に関する分野の中でもコミック工学^[1]など漫画を対象とした研究は、絵と文章から構成される漫画を対象とするため、自然言語処理と画像処理の両方の側面を持つマルチモーダルデータを扱う分野である。コミック工学の分野では様々な研究が報告されているが、その多くは画像処理に基づいた研究であり、自然言語処理による内容理解を目指した研究は少ない。その大きな原因のひとつとしてデータが十分ではないという点が挙げられる。また、漫画に含まれるテキストには、口語表現、擬音語、表記揺れといった漫画特有の言語表現を含み、これらの扱いについて考慮する必要がある。そして、漫画が著作物であることに起因する研究用データの不足も課題となっている。

本研究では人工知能を用いた漫画の内容理解のために、漫画におけるキャラクターのセリフのマルチモーダルな感情推定を目的とする。まず自然言語処理を用いた漫画のセリフの感情を推定して、その上で漫画のコマの画像情報を加えたマルチモーダル化について検討する。

以下に本論文の構成を示す。まず、2章ではコミック工学に関連するデータセットについて説明し、3章では本研究で用いる要素技術について概説する。次に、4章では4コマ漫画に関連する従来研究について概観する。5章では漫画のセリフのマルチモーダルな感情推定を行うための提案手法について述べる。そして、6章において、実験手法とその考察を示す。最後に、7章で本研究の成果をまとめた上で、今後の課題について述べる。

2 コミック工学に関連するデータセット

本章では, コミック工学に関連するデータセットについて説明する.

2.1 Manga109

Manga109^[2] は, 漫画の研究のために相澤らにより作られたもので, 日本のプロの漫画家によって描かれた 109 冊の漫画で構成されており, これらは 1970 年代から 2010 年代に公開された漫画であり, 対象読者層やジャンルも幅広く網羅している. Manga109 には 109 冊の漫画の画像データや登場人物の名前, 画像内における登場人物の顔, 全身, コマ, テキストの座標などのアノテーションデータが含まれている. しかし, Manga109 にはセリフの発話者に関する情報や, 本研究の趣旨であるセリフの感情に関する情報は付与されていない.

2.2 4 コマ漫画ストーリーデータセット

4 コマ漫画ストーリーデータセット^[3] は, 上野によって作られた, コミック工学発展のために研究者が一から開発に関わった世界初の研究用のデータセットであり, 画像データのレイヤー分けや作者によるセリフの感情アノテーションなど, いくつかの特徴がある.

Manga109 といった市販コミックによって構成されたデータセットとは異なり, 4 コマ漫画ストーリーデータセットのデータは本データセットのために幾人かの漫画家によって描き下ろされている. 市販されたコミックをデータとした場合, 著作権などの問題に加え, 計算機上で扱うためのデータが少なく, コミックの意味理解を目的とした研究には適さないという問題がある. 例えばコミックに登場するキャラクターの感情は明示されていないため, 読者によるアノテートによってラベルを付与する必要があるが, アノテートされたラベルが漫画家の意図とは異なる可能性を否定できない. また, マルチモーダルでストーリーの解析をする際にオリジナリティの観点から同一プロットを複数の漫画家が描くことは稀有なため, そういったデータの収集に基づく研究は困難である. 4 コマ漫画ストーリーデータセットはそういった問題点を解決するために作られたデータセットである.

上野は 4 コマ漫画の構造を,

- 一般：標準的な起承転結をもつ
- 繰り返し：1, 2 コマ間の類似が 3, 4 コマ間でも起きる
- 出オチ：1 コマ目におかしな絵が描かれてオチがある
- タイトルオチ：最後にタイトルを見返してオチがわかる
- 再帰：4 コマ目から 1 コマ目に戻り話として成立する
- 参照：1 つ以上前の話の続きの話となる
- 連続した 4 コマを 2 話並べて 8 コマで話となる

と定義し, これに従ってデータセットを作成している. 現在は, 同一のストーリーを 4 コマ目がオチとなる一般と出オチの 2 つの構造から描いたものがデータとして存在している.

また, 上野は異なる作者によって描かれた 4 コマ漫画を, そのタッチを基に

- ギャグタッチ
- 少女漫画タッチ
- 少年漫画タッチ
- 青年漫画タッチ
- 萌えタッチ

と分類した. また, 各タッチにつき 10 話ずつ存在する. 図 2.1 に, 4 コマ漫画ストーリーデータセットのデータ例を示す.



図 2.1: 4 コマ漫画ストーリーデータセットのデータ例

ギャグタッチ：© 作画：浦田カズヒロ

少女漫画タッチ：© 作画：高科りさ

少年漫画タッチ：© 作画：鈴木市規

青年漫画タッチ：© 作画：湯沢としひこ

萌えタッチ：© 作画：棟田ウメコ

シナリオ：(株) スポマ播村早紀 / 大阪工業大学 上野未貴

3 要素技術

本章では，本研究に関連する要素技術について説明する．

3.1 自然言語処理に関する要素技術

自然言語の単語や文を計算機上で表現するための分散表現獲得手法について説明する．

3.1.1 形態素解析

形態素とは日本語などの自然言語において意味を持つ最小の単位のことであり，文を形態素に分割し，各形態素の品詞などを判定する技術を形態素解析という．英語の文では，単語と単語の区切りがほとんどの箇所で明示的に示される．このため，形態素への分割処理は簡単なルールに基づいて行われる場合が多い．一方で，日本語の文は単語間の区切りが英語ほど明確でないため，形態素への分割は困難かつ重要である．

形態素解析器としては，MeCab^[4] や Juman++^[5]，SentencePiece^[6] などが存在する．

3.1.2 局所表現，分散表現

自然言語の単語を計算機上で表現する手法として，最もシンプルなものが局所表現である．単語の代表的な局所表現の 1 つに One-hot 表現がある．One-hot 表現は単語をベクトルの各次元に 1 対 1 対応させる表現方法である．非常に単純な手法であり，実装が容易であるという利点がある．一方で，One-hot 表現では語彙数とベクトルの次元数が等しくなるため，語彙数の増大とともにベクトルの次元数も増大し，ベクトル空間がスパースになってしまう問題がある．また，各単語がベクトル空間上で等距離に配置されてしまうため，単語間の意味的な関係性については定義できないことも大きな問題である．

局所表現の問題点を解決するために考案された手法が分散表現である．分散表現は各概念をベクトルの単一次元ではなく複数次元の実数で表す．単語の分

分散表現は、類似した文脈で使用する単語は類似した意味をもつ、という分布仮説を基盤としている。単語を実数値密ベクトルで表現することにより、単語間の意味的な関係性をベクトル空間上での類似度として定義できるという大きな利点がある。

3.1.3 Word2Vec, Doc2Vec

Word2Vec^[7] は単語の分散表現を獲得する手法の 1 つである。この手法は、同じ文脈で出現する単語は類似した意味を持つと予想されることに基づいており、写像されたベクトルは、One-hot 表現のような局所表現と異なり、単語間の意味を考慮した類似度測定や、「王様」−「男」+「女」=「女王」のような単語間の意味における演算などができるようになる。

Word2Vec では、自己から周りの単語あるいは周りの単語から自己を予測することにより分散表現を獲得する。前者の手法を Skip-gram といい、後者の手法を Continuous Bag-of-Words (CBOW) という。

Doc2Vec^[8] は Word2Vec をベースとした、文書をベクトル空間上に写像して分散表現を得る自然言語処理の手法である。Paragraph ID は各文書と紐づいており、単語の学習時に一緒にこの Paragraph ID を学習することで文書の分散表現を獲得する。このベクトルを用いると文書間の類似度の算出や文書間での加減算が可能になる。

CBOW を拡張したモデルを Distributed Memory モデルといい、Skip-gram を拡張したモデルを Distributed Bag-of-Words という。

3.1.4 Attention

機械翻訳のタスクに対して考案された, LSTM を用いる Encoder-Decoder モデルは可変長の文を固定長のベクトルにエンコードするため, 長い入力文になるほど隠れ層のノード数が不足し, 学習が難しくなる問題がある. そこで Bahdanau らにより提案されたのが Encoder 側で入力文の各単語の荷重を決定してエンコードすべき場所を制御する Attention 機構^[9]である. Luong らはこの Bahdanau らによるモデルを単純化したモデルとして, 入力されたすべての単語を使用する Global Attentional Model^[10]を提案した. 図 3.1 にその概略図を示す.

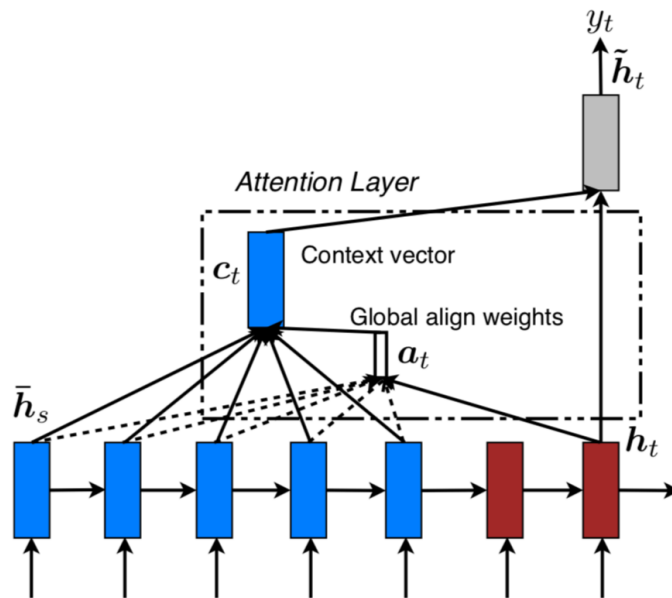


図 3.1: Attention 機構の概略図 : 文献の図を参照

3.1.5 Transformers

Transformer^[11] は他モデルで頻繁に用いられてきた RNN を用いずに Attention 機構のみを基本構造とする Encoder-Decoder モデルである。図 3.2 にその概略図を示す。Transformer のエンコーダおよびデコーダはそれぞれ Self-Attention を基本構造とする。Self-Attention とは、Attention 機構の特別な場合である。Attention 機構は Query と Key-Value へのマッピングとして表現することが可能である。通常 Query はデコーダからのターゲットを、Key-Value はエンコーダからのソースを表す。しかし Self-Attention は下層のすべての位置を参照することができシーケンスの依存関係を獲得できる。

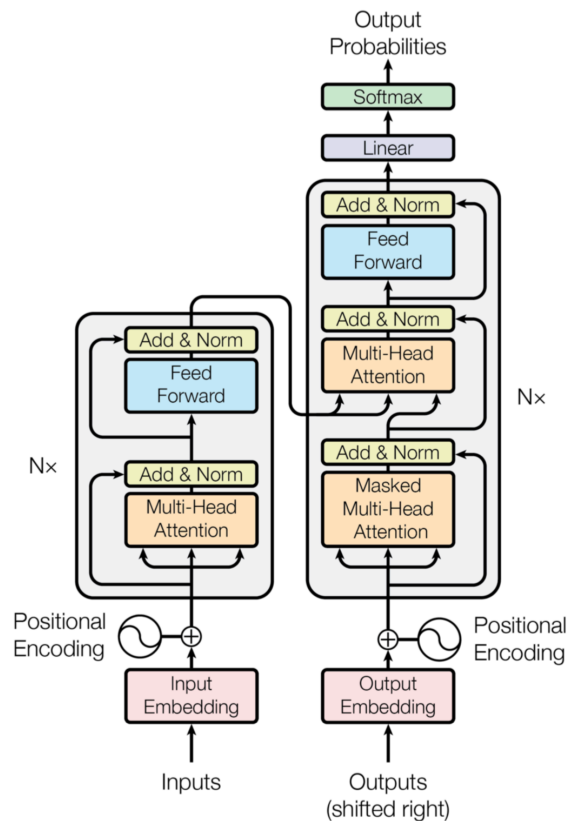


図 3.2: Transformer の概略図 (出典: Attention is All you Need)

3.1.6 BERT

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) ^[12] は、2018 年に Google が発表した言語モデルであり、複数の双方向 Transformer に基づく汎用言語モデルである。これまでの言語モデルは特定の学習タスクに対して 1 つのモデルを用いてきたが、BERT は大規模コーパスに対して事前学習を施して、各タスクに対して fine-tuning をすることで、さまざまなタスクに柔軟に対応することができる。さらに、以前はモデルごとに語彙を 1 から学習させるため、非常に多くの時間とコストがかかっていたが、BERT ではオープンソースで公開されている文脈を既に学習させた Pre-Training BERT モデルを使用することで短時間で学習ができる。

BERT の事前学習では、周囲の単語からある単語を予測する Masked Language Model (MLM) と 2 つ目の文章が 1 つ目の文章の次の文章であるかを予測する Next Sentence Prediction (NSP) によりモデルを学習する。

図 3.3 に BERT の事前学習と fine-tuning の概略を示す。

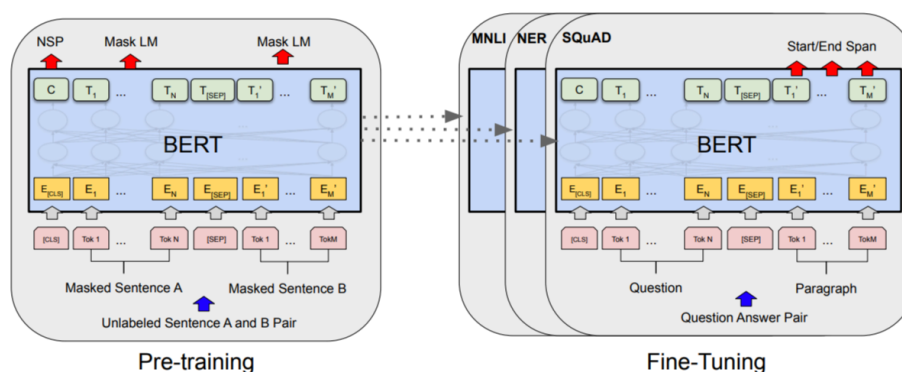


図 3.3: BERT の事前学習と fine-tuning の概略図：文献 の図を参照

3.2 画像処理に関する要素技術

画像処理に関する要素技術について説明する.

3.2.1 VGG

VGG^[13] とは, ImageNet と呼ばれる大規模画像データセットで学習済みの畳み込みニューラルネットワーク (VGGNet) であり, 13 層の畳み込み層と 3 層の全結合層の合計 16 層からなる. 構成する層の数に応じて, VGG11 や VGG16 などと呼ばれることが多い. VGGNet は Oxford 大学に提案された手法であり, 2014 年の画像認識大会で非常に好成績を収めたことからその後のモデルアーキテクチャに広く取り入れられている. あらかじめ学習が済んでいるモデルを転移学習することで事前学習なしでも深いネットワークを学習できる.

3.2.2 illustration2vec

illustration2vec^[14] は Saito, Matsui らが提案した VGG をベースとした画像のベクトル化手法であり, 画像リンク集サイトである Danbooru と Safebooru から 100 万枚のイラストを用いて学習した事前学習済みモデルが公開されている. illustration2vec が扱った問題として, イラストに対する画像認識の難しさがあり, VGG などの既存の画像認識モデルのほとんどが ImageNet^[15] などの実画像を評価対象にしており, アニメや漫画といったイラストに対して評価をしていなかった. illustration2vec はそれらと比較してイラストのより合理的なベクトル化が期待できる手法である. また, Danbooru と Safebooru でよく使われているタグを正解ラベルとして学習しているため, 簡単にイラストの特徴を検出でき, 大量の画像に対して類似画像を検索出来たり, 画像の意味における画像変換や応用例としてタグの特徴を満たす画像の生成などが可能となっている.

illustration2vec では学習データを下記の要領で作成している.

1. Danbooru と Safebooru から画像とメタデータを収集
2. メタデータを 4 つのカテゴリに分類する
 - general : 一般的な属性 (例 : "smile", "short hair")
 - copyright : 著作権名
 - character : キャラクタ名
 - rating : X レーティング ("safe", "questionable", "explicit")
3. general, copyright, character から最も使われている 512 個のタグをそれぞれ抽出
4. 3 で抽出したタグと rating を連結させた 1539 個のタグをラベルとする

4 4 コマ漫画に関する従来研究

本章では, コミックに関する研究について, 4 コマ漫画の研究事例とデータセットについて述べる.

4 コマ漫画は代表的な漫画形式のひとつであり, 4 つの コマ (齣) によって完結した短い話を表現する. 4 コマ漫画の基本的なストーリー展開は, 各コマを最初から順に起承転結に対応させ, 結に相当する最終コマをオチとする場合が多い. それ以外にも 3 コマを序破急に対応させる場合や, 2 段オチ, オチを必ずしも必要としないストーリー 4 コマなどが存在する. 4 コマ漫画に関する研究としては, 4 コマにおける画像特徴が与える感情識別に関する研究^[16] やストーリー理解過程の解析研究^[17], 4 コマ漫画ではないが既存漫画のデータを利用した 2 コマ漫画の生成に関する研究^[18] が報告されている. また 4 コマ漫画の自動生成に関する研究^[19] や遺伝的アルゴリズムに基づく感性解析に 4 コマ漫画を用いた研究^[20] もなされている.

また, ストーリーに関しては 4 コマ漫画の内容に踏み込んだ研究として, コマの順序識別に関する研究^{[21],[22]} が報告されている. しかしながら手法, データセットともにまだ十分とは言えず, 今後の発展が期待されている分野である.

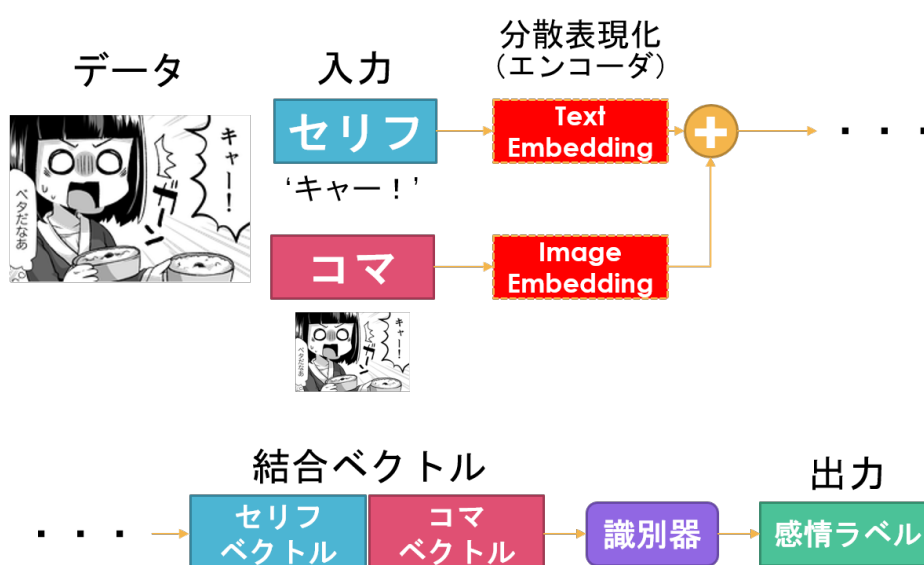
5 提案手法

本章では，本研究の提案手法について説明する．

5.1 漫画のセリフのマルチモーダルな感情推定手法

本研究では，4 コマ漫画ストーリーデータセットを用いて，各セリフにアノテートされた感情ラベルを推定するタスクを解き，その精度を確認する．

図 5.1 にマルチモーダルな推定手法として，提案手法の概要を示す．Text Embedding 層への入力として，あるセリフを選んだ時に，Image Embedding 層への入力をこのセリフが含まれているコマの画像全体とする．そして，それぞれの層から得たものをセリフベクトルとコマベクトルとし，これらを結合したものを識別器への入力とすることでセリフの感情ラベルを推定する．



©作画：棟田ウメコ
(シナリオ：(株) スボマ 樺村早紀/大阪工業大学 上野未貴)

図 5.1: 提案手法の概要

6 数値実験

本章では，数値実験について説明する．

6.1 実験概要

本研究では，人工知能を用いた漫画の内容理解のために，まず自然言語処理を用いて漫画のキャラクタのセリフの感情を推定する．その上で漫画のコマの画像情報を加えたマルチモーダルな推定手法について検討する．そして，実験結果からセリフの感情推定とマルチモーダル化の精度への影響について考察した．

6.2 使用データ

4 コマ漫画ストーリーデータセットには 7 種類の感情ラベル（ニュートラル，驚愕，喜楽，恐怖，悲哀，憤怒，嫌悪）と，アノテーション不備によるラベル不明（以下，“UNK” とする）の全 8 種類が含まれているが，今回はこの“UNK”のデータは除いた全 7 種類の感情ラベルが付いたデータのみを扱った．表 6.1 に各タッチのオリジナルデータに対する感情ラベルごとのデータ数を示す．

6.3 実験設定

データ数と解析の難しさの問題から，本研究では 7 種類ある感情ラベルのうち，喜楽のみを正例クラス，その他の感情ラベルをすべて負例クラスとした 2 クラスのセリフの感情推定を行った．

訓練用データは各タッチの前半 1 話から 5 話までの Data Augmentation によって拡張されたセリフを用いて，学習時には 20% を検証用データとした．また，評価用モデルは検証用データにおける正例の F 値が最大となるエポックでのパラメータを採用し，評価用データは後半 6 話から 10 話におけるオリジナルのセリフのみを用いた．そして，各タッチに対してモデルを作成し評価を行った．表 6.2 に各実験で用いた正例と負例のデータ数を示す．

表 6.1: オリジナルデータ数

感情ラベル	ギャグ	少女	少年	青年	萌え	合計
喜楽	25	77	27	33	47	209 (31.7%)
ニュートラル	43	8	55	33	30	169 (25.6%)
悲哀	25	12	13	16	13	79 (11.9%)
恐怖	6	11	8	8	9	42 (6.3%)
憤怒	4	5	2	7	2	20 (3.0%)
嫌悪	2	4	3	3	4	16 (2.4%)
UNK	7	3	5	2	6	23 (3.4%)
合計	131	136	130	131	131	659

表 6.2: 実験で用いたデータ数

	感情ラベル	ギャグ	少女	少年	青年	萌え	合計
訓練用データ	喜楽	1115	2672	940	999	1766	7492 (37.1%)
	その他	2766	1396	3077	3146	2324	12709 (62.9%)
評価用データ	喜楽	10	38	12	14	22	96 (29.5%)
	その他	56	29	52	51	42	230 (70.5%)

6.4 実験 1 : セリフ 1 文のみを入力とする感情推定

実験 1 では, セリフ 1 文のみを入力とする感情推定を行った. まず, セリフ 1 文を BERT に入力し 768 次元のセリフベクトルを得る. それを識別器への入力として, “喜楽” か “その他” かを識別結果として推定した. 識別器としては 3 層 MLP を用いた.

本研究では, 各実験において Image Embedding 層には illustration2vec の筆者らによって公開されている事前学習済みモデルを用い, Text Embedding 層には 2 つの 事前学習済み BERT モデルを用いて精度を比較した.

一つは, 京都大学が公開している日本語 Wikipedia より全 1800 万文を用いて事前学習させたモデル^[24] (以下, “京大 BERT” と呼ぶ), もう一つは hottolink 社が公開している大規模日本語 SNS コーパスを用いて事前学習させたモデル, hottoSNS-BERT^[25] を用いた. BERT モデルは最終層のみを fine-tuning した.

表 6.3 に 3 層 MLP で用いたパラメータ, そして表 6.4 に学習で用いたパラメータを示す. 学習率は Optuna^[26] によって最適なパラメータを探索した. また, 多くのタッチにおいて, 正例は負例に対してデータ数が非常に少ない不均衡データを扱うことから, このまま学習してしまうと上手く学習できないという問題がある. 本研究ではこの解決策として, 損失関数のクラス重みとして, 訓練用データの各ラベルのデータ数の逆数を正規化したものを用いた. 表 6.5 に損失関数におけるタッチごとのクラス重みを示す.

表 6.3: 各実験における MLP のパラメータ

パラメータ	実験 1	実験 2
入力層次元	768	4864
隠れ層次元	30	
出力層次元	2	
活性化関数	tanh	
ドロップアウト率	0.5	

表 6.4: 学習パラメータ

パラメータ	実験 1・2
エポック数	50
バッチサイズ	16
損失関数	Cross Entropy Loss
最適化手法	Adam

表 6.5: 損失関数におけるクラス重み

タッチ	正例	負例
ギャグタッチ	0.773	0.227
少女漫画タッチ	0.272	0.728
少年漫画タッチ	0.831	0.169
青年漫画タッチ	0.824	0.176
萌えタッチ	0.594	0.406

6.5 実験 1：結果

表 6.6 に評価用データに対する実験 1 の結果を示す. 表 6.6 における P-Recall, P-F 値はそれぞれ正例の再現率, F 値を表し, Acc は全体の精度を表している. 本研究では, ベースラインは前述したように, 正例が負例に対してデータ数が非常に少ない不均衡データであることから, すべての予測値が負例の場合を設定した. また, 図 6.1 に Text Embedding 層に hottoSNS-BERT を用いた場合のギャグタッチにおける学習曲線を示す. (左から Acc, 正例の F 値, loss を表し, 青線が訓練用データ, オレンジの線が検証用データを表す.)

表 6.6 より, Acc に関してはどちらの BERT モデルを用いてもベースラインを超えることができた. また, すべての評価指標において京大 BERT よりも hottoSNS-BERT の方が上回った. 図 6.1 において, 訓練用データと検証用データの学習曲線の推移が酷似しているのは, データの切り分け方に問題があると推測される. 前述したように, 4 コマ漫画ストーリーデータセットには現状, 同一のストーリーを原則的に 4 コマ目がオチとなる“一般”と逆に 1 コマ目にオチを持ってきた“出オチ”の 2 つの構造のみからなっており, セリフや感情ラベルに大きな差はない. そのため, 検証用データをランダムにサンプリングしたことでデータの分布にも差が生まれなかったと考えられる.

表 6.6: 評価用データに対する実験 1 の結果

	ギャグ			少女漫画			少年漫画			青年漫画			萌え			5 タッチ総合		
	Acc	P-Recall	P-F 値	Acc	P-Recall	P-F 値	Acc	P-Recall	P-F 値	Acc	P-Recall	P-F 値	Acc	P-Recall	P-F 値	Acc	P-Recall	P-F 値
京大 BERT	<u>0.818</u>	0.200	0.250	0.612	0.711	0.675	0.766	0.083	0.118	<u>0.862</u>	0.500	0.609	0.609	0.591	0.510	0.733	0.521	0.535
hotoSNS-BERT	<u>0.818</u>	0.300	<u>0.333</u>	<u>0.627</u>	0.816	<u>0.713</u>	<u>0.813</u>	0.167	<u>0.250</u>	0.846	0.643	<u>0.643</u>	<u>0.688</u>	0.500	<u>0.524</u>	<u>0.758</u>	0.583	<u>0.586</u>
ベースライン	0.848	-	-	0.432	-	-	0.812	-	-	0.784	-	-	0.656	-	-	0.705	-	-

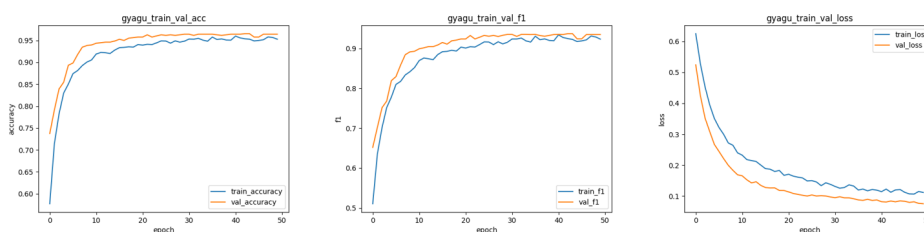


図 6.1: 実験 1 における学習曲線の例

6.6 実験 2 : マルチモーダルな感情推定の検討

実験 2 では提案手法に則って, マルチモーダルな感情推定の検討を行った. 実験 1 と同様に BERT から得た 768 次元のセリフベクトルと, 入力したセリフが含まれているコマ全体の画像を `illustration2vec` に入力して得た 4096 次元のコマベクトルを単純に結合させた 4864 次元のベクトルを識別器である 3 層 MLP に入力することでマルチモーダルな感情推定をした.

表 6.3 に 3 層 MLP で用いたパラメータ, そして表 6.4 に学習で用いたパラメータを示す. その他の実験設定は実験 1 と同様にした.

6.7 実験 2 : 結果

表 6.7 に評価用データに対する実験 2 の結果を示す. また, 図 6.1 に Text Embedding 層に `hottoSNS-BERT` を用いた場合のギャグタッチにおける学習曲線を示す. (左から Acc, 正例の F 値, loss を表し, 青線が訓練用データ, オレンジの線が検証用データを表す.)

表 6.7 より, Acc に関してはどちらの BERT モデルを用いても同様にベースラインを超えることができ, 正例の識別率も上がった. また, すべての評価指標において京大 BERT よりも `hottoSNS-BERT` の方が上回り, 実験 1 および実験 2 を通してそれぞれ最も高い値を示したことから, マルチモーダルな感情推定の有効性を定量的に確認した. 図 6.2 において, 訓練用データと検証用データの学習曲線の推移が実験 1 の学習曲線より急勾配で早期に収束しているのは単純に識別器への入力次元数が増えたことに起因すると考えられる. そして, 多くのタッチにおいて実験 1 ではほとんど識別できていなかった正例データが識別できていたことを確認した.

図 6.3 にこれらの正例データを示す. 図 6.3 より, 文字だけでは人間の目で見ても判断が難しいが, 画像情報 (発話者の顔の表情) を加味することで喜楽寄りのセリフであると理解できるデータであることが分かる.

表 6.7: 評価用データに対する実験 2 の結果

	ギャグ			少女漫画			少年漫画			青年漫画			萌え			5 タッチ総合		
	Acc	P-Recall	P-F 値	Acc	P-Recall	P-F 値	Acc	P-Recall	P-F 値	Acc	P-Recall	P-F 値	Acc	P-Recall	P-F 値	Acc	P-Recall	P-F 値
京大 BERT	0.773	0.200	0.211	0.687	0.763	0.734	0.703	0.417	0.345	0.769	0.643	0.545	0.641	0.500	0.489	0.715	0.583	0.546
hottoSNS-BERT	<u>0.818</u>	0.400	<u>0.400</u>	<u>0.761</u>	0.816	<u>0.795</u>	<u>0.781</u>	0.500	<u>0.462</u>	<u>0.815</u>	0.500	0.538	<u>0.703</u>	0.545	<u>0.558</u>	<u>0.776</u>	0.625	<u>0.622</u>
ベースライン	0.848	-	-	0.432	-	-	0.812	-	-	0.784	-	-	0.656	-	-	0.705	-	-

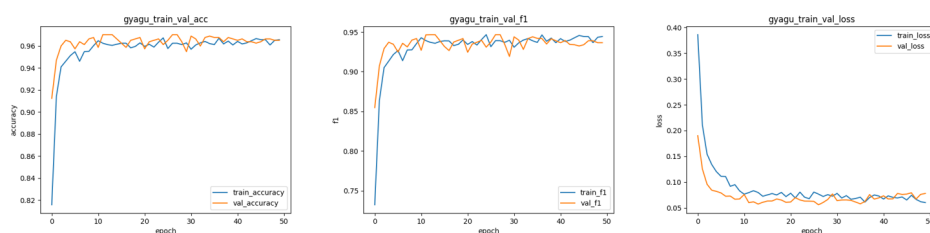


図 6.2: 実験 2 における学習曲線の例

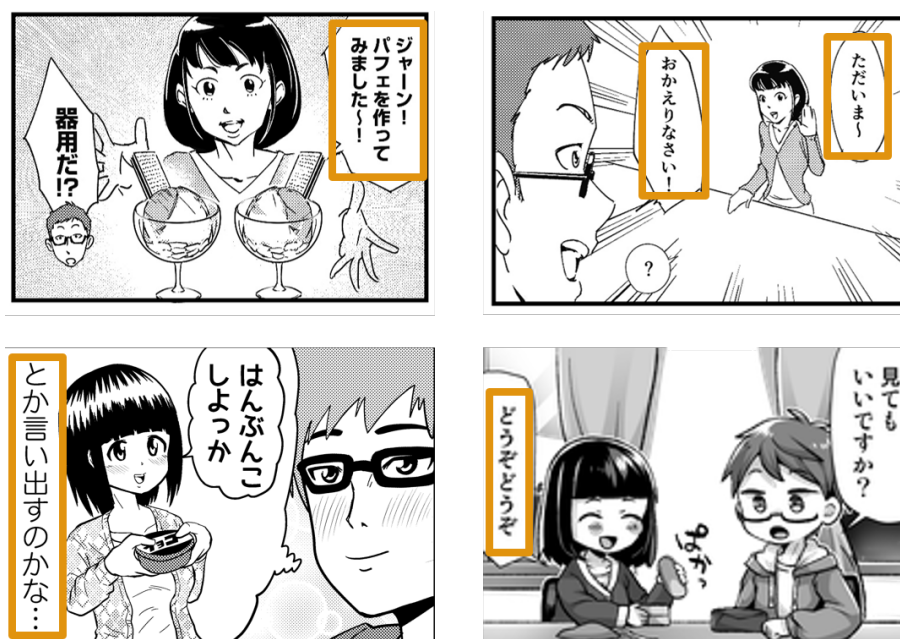


図 6.3: マルチモーダル化の精度への影響

6.8 考察

6.8.1 BERT モデルの合理性

実験結果から, 定量的に京大 BERT よりも hottoSNS-BERT の方が漫画のセリフの分散表現の獲得手法として優れていることが示せた. ここで, 別の視点から京大 BERT と hottoSNS-BERT のどちらがより合理的な分散表現を得られているかについて考察する.

図 6.4 に Data Augmentation によって拡張されたセリフとそれぞれに対応するオリジナルのセリフとのコサイン類似度を京大 BERT と hottoSNS-BERT を用いて計算したヒストグラムを示す. 横軸はコサイン類似度, 縦軸は区間内のデータ数を表している. また, 青色が hottoSNS-BERT, オレンジ色が京大 BERT を表す. ここで, コサイン類似度とは 2 本のベクトルがどれくらい同じ向きを向いているのかを表す指標であり, -1 から 1 までの値を取る. まったく同じ文章同士であればコサイン類似度は 1 であり, 似た文章であるほど高い値を示す.

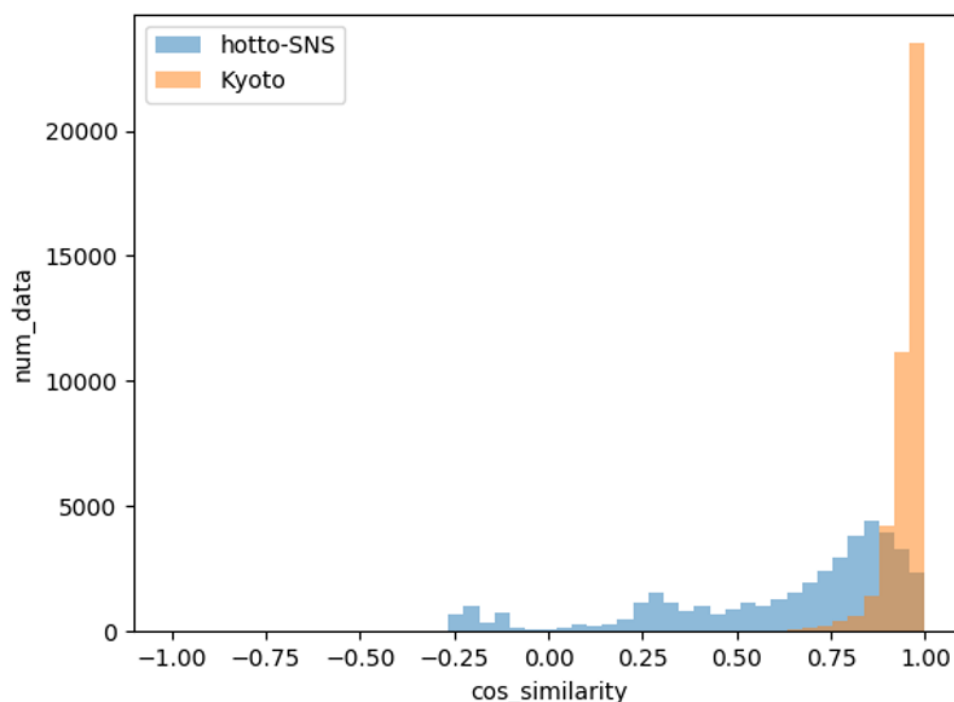


図 6.4: 拡張されたセリフと対応するオリジナルのセリフとのコサイン類似度

図 6.4 より, 一見して京大 BERT の方がコサイン類似度が高い区間に集まっていることから, 優れているようにも思えるが, これは Data Augmentation に大きな問題がないという前提でのみ成立している. 本研究で行った Data Augmentation 手法では, 文法的意味に齟齬が発生しているという問題がある. 例としては, 意味は通じるが形容詞であったものが名詞に置き換わっていたり, 文法的に間違ったものも含まれていた. 表 6.8 に

表 6.8: Data Augmentation による文法的齟齬

オリジナル	拡張後のセリフ	京大 BERT	hottoSNS-BERT
去年は私が着たやつ	去年は私が着た若者	0.97	-0.19
そうですか	正しくですか	0.89	-0.19
僕はいいですけど、 気をつけてくださいね	僕はグーですけど、 気をつけてくださいね	0.96	-0.16
	僕はいいですけど、 真性をつけてくださいね	0.94	0.25

6.8.2 i2v でとれている情報は？

6.8.3 結合ベクトルの最適化について

6.8.4 補足：人手によるデータセット拡張

7 まとめと今後の課題

本章では, 本研究の成果をまとめた上で, 今後の課題について述べる.

謝辞

本研究を進めるにあたり御指導, 御鞭撻を賜りました森直樹教授に深く感謝申し上げます。直接御指導頂きました岡田真助教には, 研究のアイデアや方針だけでなく, 論文の書き方や発表の作法に関する事など, 日頃から多岐に渡る御助言を頂きました。心より御礼申し上げます。最後に, 研究に関して建設的な意見をしてくださった諸先輩方, とともに支え合いながら研究に取り組んできた同期の皆さんに感謝致します。

2021 年 2 月 26 日

参考文献

- [1] 松下光範. コミック工学：マンガを計算可能にする試み. 日本知能情報ファジィ学会 ファジィ システム シンポジウム 講演論文集, Vol. 29, pp. 199–199, 2013.
- [2] Yusuke Matsui, Kota Ito, Yuji Aramaki, Azuma Fujimoto, Toru Ogawa, Toshihiko Yamasaki, and Kiyoharu Aizawa. Sketch-based manga retrieval using manga109 dataset. *Multimedia Tools and Applications*, Vol. 76, No. 20, pp. 21811–21838, 2017.
- [3] 上野未貴. 創作者と人工知能: 共作実現に向けた創作過程とメタデータ付与 4 コマ漫画ストーリーデータセット構築. 人工知能学会全国大会論文集, 2018.
- [4] T. KUDO. Mecab : Yet another part-of-speech and morphological analyzer. <http://mecab.sourceforge.net/>, 2005.
- [5] 京都大学大学院情報学研究科黒橋・河原研究室. 日本語形態素解析システム juman++ version 1.0. 2016.
- [6] Taku Kudo and John Richardson. Sentencepiece: A simple and language independent subword tokenizer and detokenizer for neural text processing. *CoRR*, Vol. abs/1808.06226, , 2018.
- [7] Greg Corrado Tomas Mikolov, Kai Chen and Jeffrey Dean. Efficient estimation of word representations in vector space. *arXiv preprint arXiv:1301.3781*, 2013.
- [8] Quoc V. Le and Tomás Mikolov. Distributed representations of sentences and documents. *CoRR*, Vol. abs/1405.4053, , 2014.
- [9] Dzmitry Bahdanau, Kyunghyun Cho, and Yoshua Bengio. Neural machine translation by jointly learning to align and translate, 2016.

- [10] Thang Luong, Hieu Pham, and Christopher D. Manning. Effective approaches to attention-based neural machine translation. In *Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 1412–1421, Lisbon, Portugal, September 2015. Association for Computational Linguistics.
- [11] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N Gomez, Łukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need. In I. Guyon, U. V. Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan, and R. Garnett, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 30, pp. 5998–6008. Curran Associates, Inc., 2017.
- [12] 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.
- [13] Karen Simonyan and Andrew Zisserman. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint arXiv:1409.1556*, 2014.
- [14] Masaki Saito and Yusuke Matsui. Illustration2vec: A semantic vector representation of illustrations. In *SIGGRAPH Asia 2015 Technical Briefs*, SA '15, New York, NY, USA, 2015. Association for Computing Machinery.
- [15] J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei. ImageNet: A Large-Scale Hierarchical Image Database. In *CVPR09*, 2009.
- [16] 上野未貴, 森直樹, 松本啓之亮. 漫画内の特徴的要素が与えるストーリーの印象についての検討. 第 30 回人工知能学会全国大会発表論文集, pp. 2J5-OS-08b-4in2, 2016.
- [17] 上野未貴, 末長寿規, 井佐原均. 漫画中の表現獲得方法に基づくストーリー理解過程の解析. 第 31 回人工知能学会全国大会発表論文集, pp. 4F1-5in2, 2017.

- [18] 迎山和司. 既存の漫画に基づいた 2 コマ漫画の自律生成. 人工知能学会全国大会論文集 2018 年度人工知能学会全国大会 (第 32 回) 論文集, pp. 1K1OS2a02–1K1OS2a02. 一般社団法人 人工知能学会, 2018.
- [19] Miki Ueno. Computational interpretation of comic scenes. In *Advances in Intelligent Systems and Computing*, Vol. 474, pp. 387–393, 2016.
- [20] 野村俊太, 荒井幸代. 進化計算を用いた人間の感性理解のための遺伝子解析法. 第 31 回人工知能学会全国大会発表論文集, pp. 3H2–OS–04b–2, 2017.
- [21] Miki Ueno, Naoki Mori, Toshinori Suenaga, and Hitoshi Isahara. Estimation of structure of four-scene comics by convolutional neural networks. In *Proceedings of the 1st International Workshop on coMics ANalysis, Processing and Understanding*, p. 9. ACM, 2016.
- [22] 藤野紗耶, 森直樹, 松本啓之亮. 3 分岐型畳み込みニューラルネットワークによる 4 コマ漫画の順序識別. 人工知能学会全国大会論文集 2018 年度人工知能学会全国大会 (第 32 回) 論文集, pp. 1K1OS2a05–1K1OS2a05. 一般社団法人 人工知能学会, 2018.
- [23] Richard Fothergill Francis Bond, Timothy Baldwin and Kiyotaka Uchi-moto. Japanese semcor: A sense-tagged corpus of japanese in the 6th international conference of the global wordnet association (gwc-2012), matsue. 2012.
- [24] 黒橋 禎夫柴田 知秀. Bert による日本語構文解析の精度向上. 言語処理学会 第 25 回年次大会, pp. pp.205–208, 2019.
- [25] Sakaki, Takeshi, Sakae Mizuki, Naoyuki Gunji. Bert pre-trained model trained on large-scale japanese social media corpus. 2019.
- [26] Takuya Akiba, Shotaro Sano, Toshihiko Yanase, Takeru Ohta, and Masanori Koyama. Optuna: A next-generation hyperparameter optimization framework. In *Proceedings of the 25rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2019.