

BERTによる支援記録文章の感情極性分析

Sentiment analysis in text of records in a nursing facility by BERT

山本 隆太
Ryuta Yamamoto

岡山大学 太田研究室
Ohta Laboratory, Okayama University

概要 高齢者や障がい者が過ごす福祉支援施設では、支援員の数が限られているため、施設内でのインシデントの発生は問題となるが、その発生を未然に防ぐことは難しい。そのため本研究では、インシデント発生予測の一環として、インシデントの予兆発見を目指している。本稿では、福祉支援施設の支援記録文章が内包する感情にインシデントの予兆に関わる部分があると考え、BERTを用いた支援記録文章の感情極性推定とその結果の考察を行った。実験の結果、支援記録とは別のデータでBERTのファインチューニングを行った場合、正しく判定できる文章もあったが、それ以外の文章の判定には課題が見つかった。

1 はじめに

近年、高齢者や障がい者に対する介護や支援が広く求められており、高齢者や障がい者が入所する福祉支援施設の需要も高まってきている。しかし福祉支援施設では、入所者の人数に対して支援員の数は限られており、支援には限度がある。また、施設内でインシデントが発生すると、業務の妨げになる。したがって、入所者が起こすインシデントを予見し未然に防止することが求められるが、インシデントの発生を事前に察知することはベテランの支援員でも難しい。

そこで本稿では、インシデント発生予測の一環として、福祉支援施設の支援記録文章に着目した。支援記録文章が内包する感情にインシデントの予兆に関わる部分があると考え、その感情極性推定を行う。推定には自然言語処理モデルの一つであるBERTを用いる¹。

以下、まず2節で、BERTによる支援記録の感情極性推定について説明する。3節では実際にBERTのモデルを用いた感情極性推定の実験について説明し、結果について考察する。最後に4節でまとめる。

2 BERTによる支援記録文章の感情極性推定

2.1 支援記録

感情極性推定に用いる支援記録は、福祉支援施設側が各利用者について記録しているものであり、利用者、入力者、処理日時、記録といった属性がある。このうち本研究で用いるのは、記録に記述されている自由記述の文章である。記録には表1に示す例のように、入所者の様子が記述されている。

表1：支援記録の例

舍活動：廊下で穏やかに過ごされている。
シーツ交換：シーツを付けたり外したりは難しいようである。声をかけると使用済みのシーツを回収しやすいよう廊下に持って行くことはできる。

2.2 支援記録の感情極性ラベル

モデルの性能評価のため、使用する支援記録文章の正解ラベルを事前に用意した。このラベルは入力として使用する支援記録文章の1文目に対して付与する。判定は著者が人手で行い、ラベルは2(Positive), 1(Neutral), 0(Negative)である。

ラベル付けした支援記録文の例を表2に示す。これらの例の判定は、1つ目のように施設利用者の機嫌が良いと取れる文は2(Positive)と判定した。2つ目のような他者への加害が記録されているものや、支援者の情緒が乱れた様子が記述されている文は0(Negative)と判定した。3つ目のよう

表2：正解ラベルの例

文	正解ラベル
お面作り：とてもご機嫌でニコニコされながら作業に取り組まれている。	Positive
他者を叩く、他者の髪をつかもうとするなどの行動が多い。	Negative
廊下で過ごされる。	Neutral

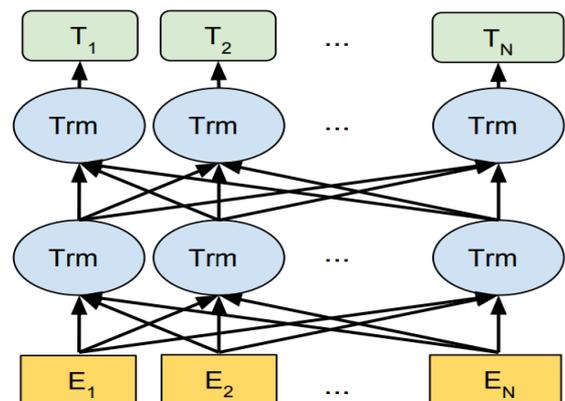


図1：BERTの概略図[1]

¹ 本研究は、岡山大学の研究倫理審査専門委員会の承認を得て実施した。(研 2104-005)

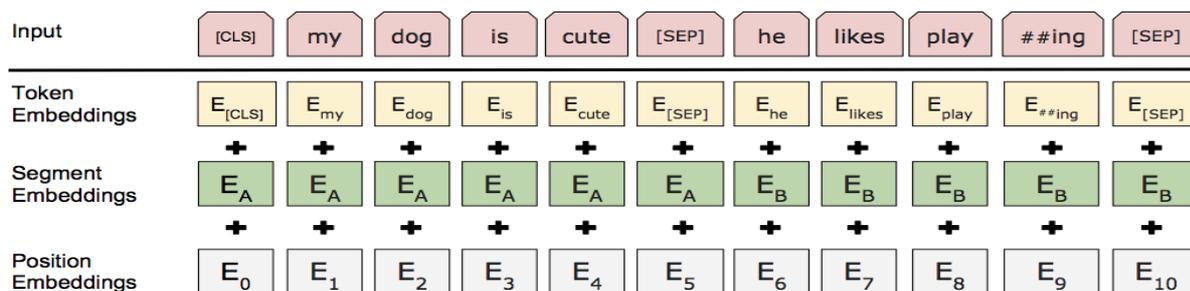


図 2: BERT への入力の例[1]

な事実を並べたのみの記録や、先に示した 2(Positive), 0(Negative)の両方にあたる表現が文内に混在していた場合 1(Neutral)と判定した。

2.3 Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)

本研究では感情極性推定に、自然言語処理などでよく使われる Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)を用いる。BERT では、Masked Language Model (MLM) と Next Sentence Prediction (NSP) の二つのタスクを行うことで、同一のモデル内で双方向から単語の周囲の文脈を学習する。図 1 に BERT の概略図を示す。E_i が入力系列を表し、T_i が出力系列を表している。また、Tr_m は Transformer [2] を表している。Transformer は Attention 機構を使用したニューラル機械翻訳モデルである。

2.2.1 Masked Language Model (MLM)

MLM はまず入力文章を単語ごとにトークンに分割し、その内 15%のトークンを別のトークンに置換する。その後入力文章のうち置換されなかったトークンによって与えられる文脈に基づいて、置換されたトークンの単語を予測するタスクである。選択された 15%のうち、80%を[MASK]トークンに置換、10%をランダムな別の単語のトークンに置換、残りの 10%はそのままのトークンにする。以下に選択された 15%の置換の例を示す。

(1) 80%のトークンは[MASK]に置換

my brother is cool → my brother is [MASK]

(2) 10%のトークンはランダムな別の単語に置換

my brother is cool → my brother is pen

(3) 10%のトークンはそのままにする

my brother is cool → my brother is cool

2.2.2 Next Sentence Prediction (NSP)

BERT への入力の例を図 2 に示す。NSP は 2 つの入力文を受け取り、そのペアにおける 2 つ目の文が元の文章において後続の文となっているかを予測するタスクである。NSP の学習において BERT がペアとなっている 2 つの文を区別

する上で、文は入力として渡される前に埋め込み表現に置き換えられる。すなわち、図 2 中の Token Embeddings はトークンの ID を表し、Segment Embeddings は文のペアの区切れを表す。また Position Embeddings は入力文内の単語の位置を表している。それらを加算したベクトルの系列が Transformer への入力となる。なお[CLS] は文の先頭を表すトークンであり、[SEP] は文の区切れを表す。事前学習においては、入力となる文の片方を 50%の確率で他の文に置き換え、学習をする。

2.4 ファインチューニング

感情極性分類器は BERT の事前学習済みモデルをファインチューニングすることで作成する。BERT では、タスクに応じた教師ありデータを用いてファインチューニングすることにより、特定のタスクに特化したモデルを構成できるため、事前学習済みモデルをそのまま適用するよりも性能の向上が期待できる。BERT の事前学習済みモデルとして、東北大学乾研究室が公開している日本語モデルの Version2²を使用する。ファインチューニングには、株式会社リクルートが公開している Japanese Realistic Textual Entailment Corpus (含意関係データセット)³を使用する。ファインチューニングに用いたデータ数及び、パラメータを以下に示す。

- ・ 訓練用データ : 3888 件
- ・ 検証用データ : 1112 件
- ・ エポック数 : 1
- ・ バッチサイズ : 16

3 支援記録の感情極性推定実験と考察

3.1 実験内容

実験では、2.4 節で述べたファインチューニングを施したモデルを利用する。具体的には、支援記録文章のうち 2 名の施設利用者の支援記録それぞれから無作為に選んだ 100 件ずつ、計 200 件を入力データとして、その感情極性を分

² <https://www.nlp.ecei.tohoku.ac.jp/news-release/3284/>

³ <https://github.com/megagonlabs/jrte-corpus>

表 3: 利用者 A についての感情極性推定結果

		推定結果			
		Positive	Neutral	Negative	合計
正解	Positive	25	1	8	34
	Neutral	15	5	4	24
	Negative	13	1	28	42
	合計	53	7	40	100

類する。ただし 2.4 節で述べたファインチューニングに用いるデータセットが 1 文ごとのデータであったため、選んだ支援記録文章の 1 文目のみを入力とする。

BERT の分類器は入力文章を 2(Positive), 1(Neutral), 0(Negative)のクラスに排他的に分類し、その結果について考察する。

3.2 実験結果

利用者 2 名の支援記録文の感情極性推定結果の文数を表 3, 4 に示す。表 3, 4 では列が正解ラベルの極性、行が推定した極性を表している。表 3 については正解率 0.580, 表 4 については正解率 0.480 であり、両者を合わせた正解率は 0.530 となる。

3.3 考察

表 5 に感情極性が正しく推定された文の例を示す。表 5 に示した「ご機嫌」や「穏やか」といった Positive と判断されやすい言葉を含んだ文や、反対に「暴言」や「泣く」といった Negative と判断されやすい単語を含んだ文章は正しく推定出来ているものが多かった。

また表 3, 4 に共通する特徴として、推定結果の Neutral に分類される文が正解の文の数に比べて極端に少ないということが見て取れる。そのような文を含む誤推定の例を表 6 に示す。表 6 の文は、Positive, Negative のどちらにも判別しづらく Neutral に分類されるのが適切であると言える活動記録のような文である。このような文の感情極性が誤って推定される例が多く見られた。さらに表 3, 4 から分かるように、Neutral の文は Positive と誤推定される例が非常に多かった。このことについては、ファインチューニングに使用したデータセットにおける感情極性の偏りが問題であった可能性がある。ファインチューニングに用いたデータセットのラベル毎のデータ数を示したグラフを図 3 に示す。図 3 は縦軸に文の件数を示しており、横軸にデータの用途と感情極性ラベルが示されている。各極性のデータ数を比べると、Positive のラベルが Neutral と Negative に比べて多いことが分かる。またファインチューニングに用いたデータセットはじゃらん net に投稿されたホテルレビューから 1 文を抜き出したもので、Neutral に分類されている文の多くは、事実を並べたものであり、その点については著者による支援記録の分類の基準と同様であった。しかし中には、ホテルの場所や設備など支援記録には見られない単語

表 4: 利用者 B についての感情極性推定結果

		推定結果			
		Positive	Neutral	Negative	合計
正解	Positive	22	1	7	30
	Neutral	29	4	3	36
	Negative	9	3	22	34
	合計	60	8	32	100

表 5: 感情極性が正しく推定された文の例

正解	文	推定結果
Positive	お面作り：とてもご機嫌でニコニコされながら作業に取り組みられている。	Positive
Positive	1 日穏やかに過ごされている。	Positive
Neutral	AM:中山 HP 通院後参加。	Neutral
Negative	夕食後、暴言が目立っていたため本人へ、話を聞くとお腹が痛いという、訴えがあった。	Negative
Negative	11:10 ごろから泣き声が聞こえ始める。	Negative

表 6: 感情極性が誤推定された文の例

正解	文	推定結果
Neutral	お面づくり：ご自分で紙を袋から出し、お面の上にたくさん重ねておられる。	Positive
Neutral	舎活動：廊下で過ごされる。	Positive
Neutral	いつもより就寝が早い。	Negative

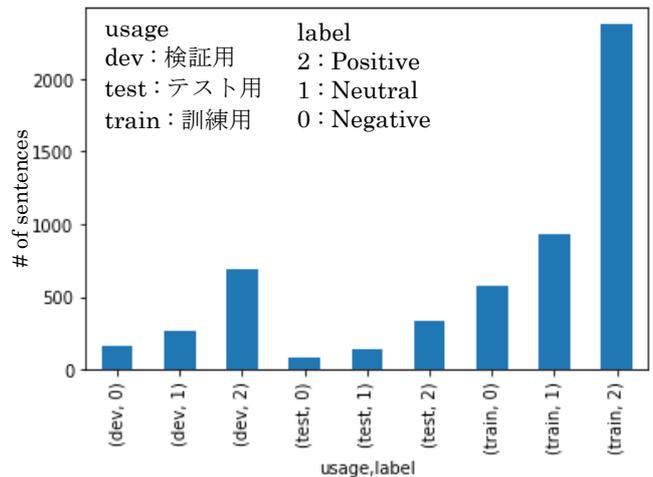


図 3: データセットのラベル毎のデータ数

が多い文もあった。このことも Neutral の文の誤分類に影響を与えた可能性がある。

4 まとめ

本稿では、BERT を用いて福祉支援施設の支援記録文章の感情極性分析を行った。Positive, Neutral, Negative の 3

値に排他的に感情極性を分類した結果、正解率は 0.530 だった。適切に分類できた文がある一方、**Neutral** の文の分類は困難だった。その原因としては、ファインチューニングに用いたデータセットの感情極性の偏りと、そのデータセットが異なるドメインの文章であることが可能性としてあげられる。今後の課題としては、ファインチューニングに利用するデータにおける感情極性の分布の偏りの調整や、支援記録と似たドメインの文章によるファインチューニングなどを検討したい。

謝辞

本研究で使用したデータは株式会社岡山システムサービスより提供を受けた。

参考文献

- [1] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. “Bert: Pretraining of deep bidirectional transformers for language understanding.” arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2018.
- [2] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N Gomez, Lukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need. In Advances in Neural Information Processing Systems 30, pp. 5998–6008, 2017.