

文ペア分類に基づく観点検出における負例ペア削除効果について

岡村 柊哉[†] 按田 将吾[†] 菊地 真人[†] 大園 忠親[†]名古屋工業大学 情報工学科[†]

1 はじめに

観点付き極性分析 (ABSA) [1] における観点検出 (ACD) とは、極性分析対象の観点を文から特定する問題である。例えば、“この PC は画面が美しく充電がすぐきれる” という文中の観点として、画質やバッテリー容量が含まれていることを特定する。ACD 手法として、Sun ら [2] の BERT-pair が有効である。BERT-pair において、観点検出を文ペア分類問題として処理する。BERT-pair には、観点の種類増加に伴い訓練データが増大するという欠点があり、多数の観点を含む応用領域において課題となる。本研究では、BERT-pair における訓練データ生成手法において、後述する負例ペアの削除により、分類性能を維持しつつ高速化できないかと考えた。本稿では、負例ペアの削除割合と性能の関係について報告する。結果として、負例の 55% を削除した時に、2.0 倍の高速化となった。このときの性能低下は 3.6 ポイントであり、応用領域によっては効果的といえる。

2 BERT-pair とその問題点

BERT-pair について説明する。BERT-pair では、極性分析対象の文 s と s に含まれる観点の集合 A_s からなる文ペア $\langle s, a \rangle, a \in A_s$ に対する二値分類問題とすることで、 s 中の複数の観点 A_s の検出を可能とする。すなわち、 s の $\forall a \in A_s$ に対しては、 $\langle s, a \rangle$ を真 (T) と返し、そうでない観点 $a' \notin A_s$ に対しては、 $\langle s, a' \rangle$ を偽 (F) と返す二値分類問題である。

関数 1 は、負例ペア削除を含む BERT-pair の処理を示している。関数 1 の入力 D, A, r であり、出力は訓練データである。 D は観点付文 $\langle s, A_s \rangle$ の集合であり、 A_s は文 s に関連する観点の集合であり、 $A_s \subseteq A$ である。ただし、6, 7 行目は、元の BERT-pair の処理ではない。観点集合 A は、 $A = \{a \mid a \in A_s, \langle s, A_s \rangle \in D\}$

関数 1 D : 観点付文集合, A : 観点集合, r : 削除割合

```

1: function GENBERTPAIR_DATASET( $D, A, r$ )
2:    $X^+ \leftarrow \{\}, X^- \leftarrow \{\}$ 
3:   for  $\langle s, A_s \rangle \in D$  do
4:      $X^+ \leftarrow X^+ \cup \{\langle s, a, T \rangle \mid a \in A_s\}$ 
5:      $Y^- \leftarrow \{\langle s, a', F \rangle \mid a' \in A - A_s\}$ 
6:      $n \leftarrow r \cdot |Y^-|$ 
7:      $Y^- \leftarrow \text{randomDelete}(Y^-, n)$ 
8:      $X^- \leftarrow X^- \cup Y^-$ 
9:   end for
10:  return  $X^+ \cup X^-$ 
11: end function

```

である。 r は、負例ペアの削除割合である。BERT-pair では訓練データ D 中の全ての文ペア $\langle s, A_s \rangle$ に対して 4 行目で正例ペア $\langle s, a, T \rangle$ を生成している。5 行目では、観点 $a' \in A - A_s$ を用いて、負例ペア $\langle s, a', F \rangle$ を生成している。

ここで、正例 X^+ と負例 X^- の比率が偏っており、 $|X^-| \gg |X^+|$ である。なぜならば、 $|A| \gg |A_s|$ かつ $|X^+| = |A_s|, |X^-| = |A| - |A_s|$ だからである。負例ペアが冗長である可能性があるといえる。負例が冗長ならば、負例ペアの削除により、若干の性能劣化を伴う高速化が期待できる。本研究では、負例ペアの削除による影響を調べる。

3 負例ペア削除

前節で議論したように、もし負例ペアが冗長ならば、負例ペアの削除により分類性能を維持したまま、計算時間の短縮が可能になると考えられる。

関数 1 を用いて負例ペア削除について説明する。本負例ペア削除は、削除割合 r の負例ペアを削除する手法である。具体的には、関数 1 の 6 行目にて、削除すべき負例ペアの個数 n を決定している。7 行目では、 n 個の負例ペアを一様確率で削除している。より適切な削除方法が考えられるが、予備的な調査として一様確率による削除とした。

Negative-Sentence Pair Elimination for Aspect Category Detection Using Sentence Pair Classification

[†]Shuya OKAMURA, [†]Shogo ANDA, [†]Masato KIKUCHI and[†]Tadachika OZONO[†]Dept. of Computer Science, Nagoya Institute of Technology

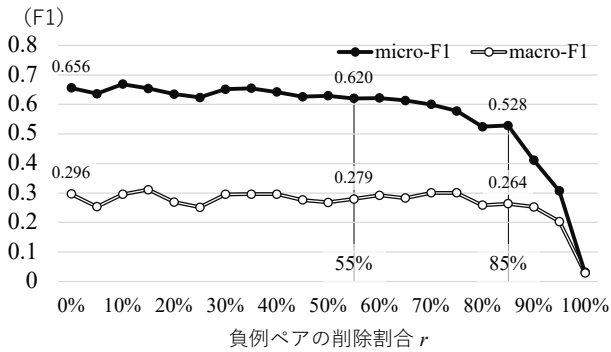


図 1: 削除割合と F1 値の関係

4 評価実験と考察

本節では、負例ペアの削除割合が分類性能と計算時間に与える影響に関する評価実験について説明する。まずは、使用したデータセットについて説明し、次に実験手順を示す。最後に、実験結果と考察を述べる。

最初に、実験に用いるデータセットの生成について説明する。ここでは、SemEval2016 のラップトップデータセット (Laptop データ) における訓練データ D を用いた。 $|D| = 2,039$ である。まず、 D から観点集合 A を生成した。次に、 $r = 5, 10, \dots, 100$ と変化させながら関数 1 を用いて負例ペアが削除された BERT-pair 用訓練データ D_r を生成した。

その後、生成した訓練用データ D_r により分類モデルを訓練した。本分類モデルを用いて Laptop データにおける検証データにより性能を評価した。実験結果を micro-F1, macro-F1 および計算時間で集計した。

図 1 は削除割合 r と micro- および macro-F1 値との関係を示している。図 1 の横軸は削除割合 r を表し、縦軸は F1 値を表している。micro-F1 値は、 $r = 85\%$ までは緩やかに低下しているが、その後急激に下がっていることがわかる。すなわち、 $r = 85\%$ までは実用性が高いと考えられる。macro-F1 値は、 $r = 95\%$ までは性能劣化が顕著ではない。これらの結果は、負例ペアの学習は訓練データセットにおいて、出現頻度が高い観点の分類に特に効果的であることを示唆している。なぜなら、micro-F1 値は $r = 35\%$ 以降低下し続けているが、macro-F1 値は $r = 75\%$ までほとんど変化しない。よって、削除割合を増やすことにより、正しく分類できる数は減っているが、観点毎の分類成功割合はほとんど変化しないことがわかる。つまり、負例ペア削除により、出現頻度が高く、数が多い観点の分類性能は低下するが、出現頻度が低く、数が少ない観点の分類性能への影響は小さいと考えられる。

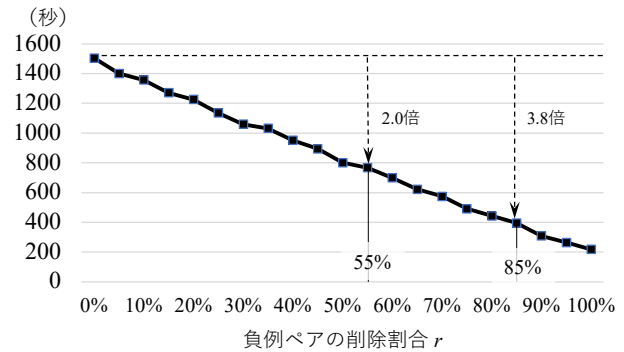


図 2: 削除割合と計算時間の関係

図 2 は削除割合 r と計算時間の関係を示している。図 2 の横軸は削除割合 r を表し、縦軸は実行時間 (秒) を表している。ここでの実行時間は訓練および分類に要した時間の総和である。図 2 に示されるように、 r の増加に対して実行時間が線形に減少している。

図 1 および 2 より、 $r = 85\%$ の時、3.8 倍高速化したにもかかわらず、性能低下は micro-F1 値で 12.8 ポイント、macro-F1 値で 3.3 ポイントである。また、 $r = 55\%$ の時、2 倍の高速化であり、性能低下は micro-F1 値で 3.6 ポイント、macro-F1 値で 1.7 ポイントである。すなわち、応用システム次第ではあるが十分な高速化が見込めるといえる。

5 おわりに

本稿では、BERT-pair の改良として負例ペアの削除を行い、負例ペアの削除割合が分類性能と計算時間に与える影響について検証した。本手法は、BERT-pair によって生成される、冗長な負例ペアのうち、一部を削除することにより分類性能を維持したまま訓練を高速化する。評価実験では、負例ペアの 55% を削除した際に、2.0 倍高速化したにもかかわらず、micro-F1 値および macro-F1 値の低下は、それぞれ 3.6 ポイントおよび 1.7 ポイントの低下のみであった。削除する負例ペアの選択方法を洗練することで更なる性能改善が見込まれる。

謝辞 本研究の一部は JSPS 科研費 JP19K12266, JP22K18006 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Pontiki, Maria, et al., "SemEval-2016 task 5: Aspect based sentiment analysis," SemEval-2016, pp.19–30, 2016.
- [2] C. Sun, Luyao Huang, Xipeng Qiu, "Utilizing bert for aspect-based sentiment analysis via constructing auxiliary sentence," NAACL-HLT 2019, pp.380–385, 2019.