

ABSA におけるセンチメント極性とターゲットの自動生成による データ拡張の評価

三浦義栄† 渥美雅保†

創価大学大学院工学研究科情報システム工学専攻†

1. はじめに

センチメント分析の手法の一つに文脈情報の解析に重点を置くアスペクトベースセンチメント分析 (ABSA) がある。ABSA はテキストに含まれるアスペクトを抽出し、その極性を文脈を考慮して分類するタスクで、意味評価のワークショップにおいても 2014 年に SemEval2014[1] で導入されている。

ABSA では主に 3 つのサブタスクが定義される。1 つ目はアスペクトカテゴリの検出である。テキストがどのアスペクトを含んでいるかをアスペクトカテゴリとして分類するタスクである。2 つ目はターゲットフレーズの同定である。アスペクトカテゴリが与えられたとき、どのフレーズがアスペクトを示すかを分析するタスクである。3 つ目は極性の推定である。テキストとアスペクトカテゴリから、各アスペクトの極性を推定するタスクである。

現在の ABSA データセットは個々のサブタスクを解決するためのものが多く、また ABSA タスクはカテゴリ、フレーズ、極性とアノテーションすべき項目が多く人的コストが大きいと、サブタスクすべてに対応したデータセットは種類が少ない上にデータ量も学習に十分な量を確保することができないという問題がある。

そこで本研究ではアスペクトカテゴリ極性とターゲットフレーズの自動生成による学習用データセットの拡張手法を提案する。そして、拡張データセットで学習を行った我々の ABSA モデルの検証を通してデータセット拡張手法の効果を評価する。

2. マルチタスク ABSA モデル

我々の ABSA モデル[2]では入力テキストのみからアスペクトカテゴリの検出とターゲットフレーズの同定、極性分類を行う。

モデルの構成を図 2.1 に示す。モデルはアスペクトカテゴリ分類ネットとアスペクトセンチメント分析ネットの 2 つからなり、アスペクトカテゴリ分類ネットでは BERT によるエンコードから単語

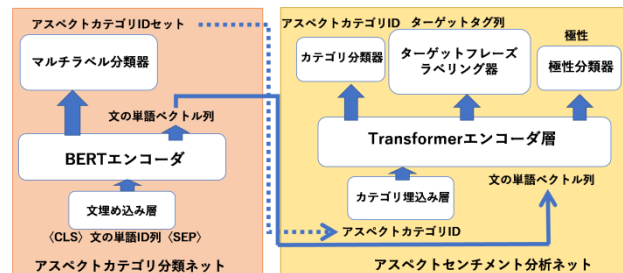


図 2.1 モデル構成

ベクトル列とアスペクトカテゴリの推論を行い、アスペクトセンチメント分析ネットでは自己注意機構に基づきターゲットフレーズの推論と極性分類を行う。

3. 関連研究

ABSA のためのモデルとしては、複数タスクを処理できる中国語 BERT を用いたモデルである LCF-APC-Fusion[3]、ターゲットフレーズ同定に自己学習を用い、ノイズ低減のためにカリキュラム学習と識別器を用いたモデルである BERT-PT+ST[4]、極性分類問題を自然言語生成タスクに変換することで BART の持つ事前学習された知識を直接利用するモデルである BART-generation[5]などがある。

ARTS データセット[6]は ABSA モデルのロバスト性の検証を目的としたもので、自動生成手法によって検証用データを拡張するためのデータセットである。その内容は SemEval2014 データセットを元にしたデータで、ターゲットフレーズの極性を決定する単語であるオピニオンタームが追加でアノテーションされている。

4. 提案手法

提案手法は訓練用データセットの拡張を、アスペクトカテゴリの自動アノテーション、ターゲットフレーズの極性の反転の二段階で行う。データセットには ARTS データセットを利用した。

アスペクトカテゴリの自動アノテーションでは、2 章のアスペクトカテゴリ分類ネットを使い、カテゴリの分類確率が 95%以上の精度のカテゴリを選択して、データにそのカテゴリを付与した。

Evaluating Data Augmentation with Automatic Generation of Sentiment Polarity and Targets in ABSA

†Yoshihide Miura, Masayasu Atsumi

Graduate School of Engineering, Dept. of Information Systems, Soka University

ターゲットフレーズの極性の反転は ARTS データセットの自動生成手法である REVTGT を参考に、オピニオンタームの逆転、否定語の追加、接続詞の調整により行った。

例をあげると“おいしいパスタで手頃なメニューだ”というテキストにおけるターゲットフレーズ“パスタ”の極性を反転するのであれば、オピニオンタームの逆転ではオピニオンタームである“おいしい”の対義語を求め、“まずいパスタ”と逆転させる。ターゲットフレーズ“メニュー”の極性の反転ならば“手頃”の適切な対義語がないため否定語の追加を行い、“手頃ではないメニュー”と否定する。極性の反転の結果、接続詞の前後の極性が変化した場合、“おいしいパスタだが手頃ではないメニューだ”のように適切な接続詞へと調整する。

表 4.1 では元となる ARTS データセット、提案手法によりそれを拡張したデータセット、及び SemEval2016 データセットのテキスト数、アスペクト数、極性を比較している。

表 4.1 : データセット

	ARTS	拡張データ	SemEval2016
テキスト数	1165	2740	2000
アスペクト数	1751	4590	2507
Positive	1230	1861	1657
Negative	382	2395	749
Neutral	139	334	101

5. 実験と結果

拡張手法の検証として、我々の ABSA モデルを用いて、SemEval2016 データセットで学習を行ったものと拡張データセットを追加したデータで学習を行ったものを、テキストに含まれる各アスペクトに対するターゲットフレーズの位置とその極性の同定性能により比較する。

また、既存手法として位置同定の比較には BERT-PT+ST のモデルを引用する。極性分類の比較には LCF-APC-Fusion と BART-generation のモデルを引用する。これらのモデルは SemEval2014 データセットで学習を行ったものである。

訓練用データで学習したモデルを検証用データでテストし、位置同定は F1 値、極性分類はアキュラシーと F1 値で評価した。

各アスペクトに対するターゲットフレーズの位置同定の結果を表 5.1 に示す。データセットの拡張で精度が向上し、既存研究を上回る性能を示した。

各アスペクトの極性分類の結果を表 5.2 に示す。データセットの拡張で精度が向上し、既存研究を上回る性能を示した。

表 5.1 : ターゲットフレーズ同定実験結果

モデル	F1
BERT-PT+ST	88.75
<u>従来提案モデル</u>	<u>80.52</u>
<u>拡張提案モデル</u>	<u>91.19</u>

表 5.2 : 極性分類実験結果

モデル	Acc.	F1
LCF-APC-Fusion	86.15	80.76
BART-generation	90.54	-
<u>従来提案モデル</u>	<u>94.84</u>	<u>95.57</u>
<u>拡張提案モデル</u>	<u>96.82</u>	<u>98.41</u>

6. まとめ

本研究ではアスペクトカテゴリ極性とターゲットフレーズの自動生成による学習用データセットの拡張手法を提案した。そして、拡張データセットで学習を行った我々の ABSA モデルの検証を通して拡張手法の効果を評価した。

今後は精度向上のため、拡張手法の高性能化を図りたい。

参考文献

- [1] Maria Pontiki; Dimitris Galanis; John Pavlopoulos; Harris Papageorgiou; Ion Androutsopoulos; Suresh Manandhar, “SemEval 2014 Task 4: Aspect Based Sentiment Analysis”, Proceedings of the 8th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval 2014), 2014.
- [2] 三浦 義栄; APPIAH Etwi; 渥美 雅保, “事前学習言語モデルを用いたアスペクトベースセンチメント分析ニューラルネットワーク”, 2021 年度人工知能学会全国大会, 2021.
- [3] Heng Yang; Biqing Zeng; Jianhao Yang; Youwei Song; Ruyang Xu, “A Multi task Learning Model for Chinese oriented Aspect Polarity Classification and Aspect Term Extraction”, arXiv preprint arXiv:1912.07976v3, 2020.
- [4] Qianlong Wang; Zhiyuan Wen; Qin Zhao; Min Yang; Ruifeng Xu, “Progressive Self-Training with Discriminator for Aspect Term Extraction”, Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2021.
- [5] Jian Liu; Zhiyang Teng; Leyang Cui; Hanmeng Liu; Yue Zhang, “Solving Aspect Category Sentiment Analysis as a Text Generation Task”, Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2021.
- [6] Xiaoyu Xing; Zhijing Jin; Di Jin; Bingning Wang; Qi Zhang; Xuanjing Huang, “Tasty Burgers, Soggy Fries: Probing Aspect Robustness in Aspect-Based Sentiment Analysis”, Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2020.