

自己注意ニューラルネットワークによる 文に含まれる複数のアスペクトのセンチメント分析

赤井 龍一[†] 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[†] 創価大学理工学部情報システム工学科[‡]

1. はじめに

アスペクトベースセンチメント分析では、テキストに含まれるアスペクトカテゴリごとのターゲットのセンチメントを同定する。自然言語処理の分野では、事前学習言語モデルである BERT [1] が注目され、多くのタスクで高い性能を達成するために用いられ、アスペクトベースセンチメント分析にも組み込まれ始めている [2]。本研究では、事前学習言語モデル BERT によるテキストのエンコーディングのもとで、複数のアスペクトカテゴリの同定、及びアスペクトカテゴリ毎のターゲットフレーズとそれらが肯定的か否定的かのセンチメントを同定する自己注意機構に基づくニューラルネットワークモデルを提案する。そして、経済分野の文書で作成された chABSA データセット [3] を用いて本モデルの性能を評価する。

2. 問題の定義

アスペクトベースセンチメント分析において、アスペクトカテゴリは、例えば製品とその属性の組み合わせ等、エンティティタイプと属性タイプの組み合わせによって定義される。本研究では、与えられた文に含まれる複数のアスペクトカテゴリを推論し、それぞれのアスペクトカテゴリのターゲットフレーズと、それが肯定的か否定的かの極性を推論する問題を扱う。

3. システム構成

3.1. 全体構成

モデルの全体構成を図 1 に示す。本モデルは、大きくアスペクトカテゴリを推論する部分と、アスペクトごとのターゲットフレーズと極性を推論する部分から構成される。前者のアスペクトカテゴリ分類ネットは、文の単語 ID 列を BERT モデルを用いてエンコードして、マルチラベル分類器により文に含まれる複数のアスペクトカテゴリを推論する。後者のアスペクトセンチメント分析ネットは、アスペクトカテゴリとエンコードされた単語ベクトル列から、ターゲットフレーズとその極性を推論する。

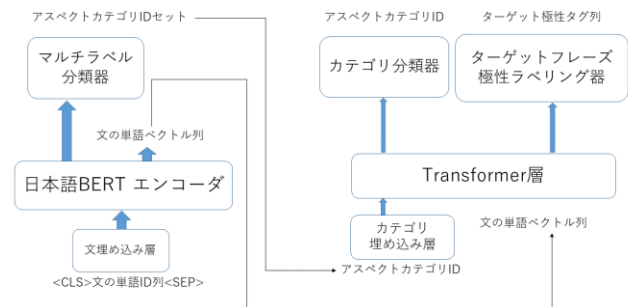


図 1 モデルの全体構成

3.2. アスペクトカテゴリ分類ネット

アスペクトカテゴリ分類ネットは文埋め込み層、日本語 BERT エンコーダ、マルチラベル分類器で構成される。文埋め込み層では文をニューラル言語処理向けトークナイザ SentencePiece によってサブワードレベルで ID 化を行う。chABSA データセットでは語彙がビジネス用語に偏っており他のトークナイザでは単語の大部分が未知語として処理されてしまう。そのため SentencePiece で単語をサブワードに分割し処理を行うことで文意が失われることを防ぐ。

日本語 BERT エンコーダは、単語 ID 列から BERT モデルを用いて単語分散表現の獲得を行う。実験に使用するデータセットの規模が小さいため BERT の特性である教師データが少量で済むという利点が優位に働くと考えられる。

マルチラベル分類器は、一層の全結合層とドロップアウト層から構成され、BERT によって得たクラス分散表現をもとに、アスペクトカテゴリ個の二値分類を行って文に含まれる複数のアスペクトカテゴリの推定を行う。

3.3. アスペクトセンチメント分析ネット

アスペクトセンチメント分析ネットはカテゴリ埋め込み層、Transformer 層、カテゴリ分類器、ターゲットフレーズ極性ラベリング器からなる。カテゴリ埋め込み層とカテゴリ分類器は 15 種類のアスペクトカテゴリのエンコーダ・デコーダとして、Transformer 層における自己注意機構による特徴計算を制御するために導入される。Transformer 層は、一層の Transformer エンコーダから構成され、自己注意機構を用いて、入力されたアスペクトカテゴリと単語ベクトル列に対してターゲットフレーズ的位置と極性を推論するための特徴の計算を行う。ターゲットフレーズ極性ラベリング器は、二層の全結合

Sentiment Analysis of Multiple Aspects in Sentences by Self-attention Neural Network

[†]Ryuichi Akai, Masayasu Atsumi

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

[‡]Yoshihide Miura, Dept. of Information Systems Science, Faculty of Science and Engineering, Soka University

層とドロップアウト層から構成され、各単語の極性をポジティブ・ネガティブ・ニュートラルで分類することにより、ターゲットフレーズの位置と極性を同定する。

アスペクトセンチメント分析ネットのミニバッチ学習は、クロスエントロピーロスを用いて行う。ターゲットフレーズ極性ロスの計算では、ニュートラルの単語が多いというデータの特徴を考慮して、データセットの偏りを是正するためにニュートラルクラスの重みを小さくしてロスの計算をする。

4. データセット

データセットは TIS が無償公開している chABSA データセット[3]をもとに作成したものを使用する。chABSA データセットは、有価証券報告書をベースに作成されたデータセットで、各文に対して、アスペクトカテゴリ、そのターゲットフレーズとネガティブ・ポジティブの極性が付与されたデータセットである。アスペクトカテゴリは、company, business, product の三つのエンティティと sales, profit, amount, price, cost の五つのアトリビュートを組み合わせて、全部で 15 種類から構成される。データセットは全部で 1077 文からなり、それらに含まれるアスペクトカテゴリの総数は 2079 個である。それらを学習用 862 個と検証用 215 個に分けて実験を行う。

5. 実験

5.1. 実験枠組

実験では、アスペクトカテゴリ分類ネットに関して、文に含まれる複数のアスペクトカテゴリの同定性能を、アスペクトセンチメント分析ネットに関して、各アスペクトカテゴリに対するターゲットフレーズの範囲とその極性の同定性能を評価する。

5.2. アスペクトカテゴリ分類実験結果

表 1 に、文に含まれるアスペクトカテゴリの推定性能に関して、マルチラベル分類器のドロップアウト率を変えた場合の結果を示す。

表 1 アスペクトカテゴリの推定性能

ドロップアウト率	0(なし)	0.2	0.5
適合率	0.753	0.755	0.731
再現率	0.653	0.667	0.674
F-値	0.699	0.707	0.701

これら結果は必ずしも高い精度とはいえないが、chABSA データセットのアスペクトカテゴリには、company#sales と product#sales 等区別が難しいものがいくつかあり、それらの精度の推定が低くなっていることが原因と考えられる。

5.3. アスペクトセンチメント分析実験結果

表 2 に、各アスペクトカテゴリに対するターゲッ

トフレーズの同定性能に関して、Transformer 層のアテンションヘッド数を変えた場合の結果を示す。

表 2 ターゲットフレーズの同定性能

アテンションヘッド数	2	4	8
適合率	0.471	0.555	0.509
再現率	0.531	0.480	0.532
F-値	0.499	0.515	0.520
アキュラシー	0.932	0.941	0.937

ここで、適合率/再現率/F-値はターゲットフレーズの単語に対する評価である。一方、アキュラシーは文の全単語に対する評価である。文にはニュートラルな単語が多く含まれ、それらの多くは正しく推定されているため、アキュラシーは高い値になっている。また、表 3 に、各アスペクトカテゴリに対するターゲットの極性の推定性能に関して、Transformer 層のアテンションヘッド数を変えた場合の結果を示す。

表 3 ターゲット極性の推定性能

アテンションヘッド数	2	4	8
アキュラシー	0.768	0.814	0.856

ここで、ターゲット極性は、ターゲットフレーズに対するポジティブラベル数とネガティブラベル数の大小から決定している。

これら実験により、文に含まれる各アスペクトカテゴリに対してその極性を推定することは高い精度でできるが、そのフレーズを正確に推定することは難しいことが確かめられた。また、アテンションヘッド数が多いほうが高い性能を達成することが確かめられた。

6. まとめ

本論では、事前学習言語モデル BERT を組み込んだ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からなる自己注意ニューラルネットワークモデルを提案した。そして、chABSA データセットを用いて、文に含まれる複数のアスペクトカテゴリ、及び各アスペクトカテゴリに対するターゲットフレーズの範囲とその極性の同定実験によりその有効性を評価した。今後、より大きなデータセットを用いた実験を通じて、モデルの改良を行いたい。

参考文献

[1] Devlin,J., Chang,M-W., Lee,K, and Toutanova,K.: Bert: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding, arXiv:1810.04805, 2018.
 [2] Li, X., Bing,L., Zhang,W., and Lam,W.:Exploiting BERT for End-to-End Aspect-based Sentiment Analysis, EMNLP Workshop W-NUT, pp34-41, 2019
 [3] Kubo T. and Nakayama H.: chABSA: Aspect Based Sentiment Analysis dataset in Japanese, <https://github.com/chakki-works/chABSA-dataset>, 2018.