進捗報告

1 今週取り組んだこと

提案モデルで得た特徴量を正解データとして、BERT モデルと楽天トラベルレビューのデータセットを用いたマルチラベル分類をした。提案モデルにおいて、学習した Transformer Encoder 層の事前学習済みモデルは 14 クラスのマルチラベル分類を 0.830 (micro-F1) の精度で分類することができる。以前に、この提案モデルの比較手法として BERT のみでマルチラベル分類をする手法を採用したが、そのモデルの分類精度は 0.679 (micro-F1) であった。つまり、事前学習済みの提案モデルから得られる特徴量を正解データとした BERT モデルでのマルチラベル分類の分類精度は約 0.5 0.6 になる事を推測した。

2 データセット

データセットは楽天グループ株式会社が公開している「楽天トラベルレビュー: アスペクトセンチメントタグ付き コーパス」[?] を使用した. 楽天トラベルの日本語レビュー文章とそれぞれの文章について, 立地, 部屋, 食事等の 7 項目 のカテゴリに対するポジティブまたはネガティブのタグが付与されている.「朝食, 夕食, 風呂, サービス, 施設, 立地, 部屋」のポジティブ, ネガティブの 14 個のカテゴリに分類される. 今回は 14 のいずれのカテゴリにも属さないデータを除くことで, 少なくとも 1 つのラベルに属し, 語彙数が 10 以下と 100 以上のデータを取り除いた. また, いずれのカテゴリにも属さないデータと, 1 つのカテゴリにポジティブとネガティブの両方が付与されたデータを取り除いた. 総データ数は 48354 である.

3 実験

- 1. BERT 1: 正解データをデータセットから得られる 0,1 の 14 クラスのラベルとする場合.
- 2. BERT 2: 正解データを, 事前学習済みのモデルにデータセットの文章を入力して得られる特徴量とする場合. 特徴量である正解データの次元数は 768 次元であるが, 今回は 14 次元に圧縮して用いた.
- 1. と 2. の場合の分類精度の比較と、Attention を一部可視化して差異を確認した. ただし、交差検証はしていない. いずれの場合も訓練データ数 10000、テストデータ数 2000 で実験をした.

表 1 に実験時のパラメータを示す. 表 2 に実験結果を示す.

パラメータ	値
BERT 層の入力次元数	100
BERT 層の出力次元数	14
バッチサイズ	4
最適化関数	Adam
学習率	0.00001
BERT 1 の損失関数	BCELoss
BERT 2 の損失関数	MSELoss
エポック数	15

表 1: 2 値分類の実験時のパラメータ

推測に反して、特徴量を正解データとした場合の分類精度は元の正解ラベルを用いた場合と大きな差がない精度で分類できることが分かった。図 1, 2, 3, 4 に可視化した Attention を示す。

表 2: 実験結果の評価指標

評価指標	Precision	Recall	micro-F1
BERT 1	0.614	0.772	0.6818
BERT 2	0.588	0.785	0.6723

[BERTのAttentionを可視化_12]

[CLS] 全体 的 に は 満足 の いく 温泉 旅館 でし た 。

図1: BERT 1 での Attention 可視化 1

[BERTのAttentionを可視化_12]

[CLS] 全体 的 に は 満足 の いく 温泉 旅館 でし た 。

図2: BERT 2 での Attention 可視化 1

[BERTのAttentionを可視化_12]

[CLS] とても 綺麗 <mark>な</mark> 部屋 で 快適 に 過ごす 事 が 出来 まし た!

図3: BERT 1 での Attention 可視化 2

[BERTのAttentionを可視化_12]

[CLS] とても 綺麗 な 部屋 で 快適 に 過ごす 事 が 出来 まし た!

図 4: BERT 2 での Attention 可視化 2

正解データにおいて 2 つの場合の Attention をいくつか見比べてみたが,図 1, 2, 3, 4 の 2 例の様に Attention がかかっている箇所があまり一致していない場合と概ね一致している場合に分かれている傾向があった.いずれも予測が正解しているデータであったが,予測が間違っている場合においても同様の傾向があった.予測について,今後同様の比較実験をする際には両モデルの予測が正解したデータとそうでないデータが概ね一致しているのか否かについての調査もすべきである.