

word2vec とクラスタ分析を利用した感情推定モデル

2023Y14 土田 陸斗 (Tsuchida Rikuto)

担当教員 出口 利憲(Deguchi Toshinori), 田島孝治(Tajima Koji)

1. 序論

曖昧な自然言語を取り扱う、自然言語処理技術は ChatGPT を筆頭に急速な発展を遂げており、音声対話システムや検索エンジン等、私たちの生活に欠かせない幅広い部分での応用がされている。

自然言語処理に関するタスクの一つとして挙げられるのが、与えられた文章からその感情を推し量る感情分析である。一般的な手法として挙げられるのは、単語に-1~1の極性を割り振った辞書に基づいて文章のポジティブおよびネガティブ度合を数値化するものである。しかし、人間の感情は極めて複雑であり、次元の数値では、厳密な感情を完全に捉えることはできない。

水間ら¹⁾は、分析する文章を Word2Vec によってベクトル化し、8つの基本感情ベクトルとの各コサイン距離をパラメータとしてとる手法を提案したが、感情に関係のない単語の寄与が大きく、人間が感じた感情と違う結果が得られている。

本研究では Word2Vec とクラスタ分析を用いて、ブルチックが提唱した8つの基本感情²⁾に基づいた感情推定モデルの構築を行う。

2. 理論

本研究室における先行研究³⁾により、Word2Vec によりベクトル化した単語に対し、K-means 法を適用することで、単語の意味を考慮したクラスタリングが実現できることが分かっている。本研究ではこれを利用し、8つの基本感情に関するクラスタと、その他の感情に関係のない単語のクラスタに単語を分類し、感情推定モデルを構築した。これ以降前者を感情クラスタ、後者を他クラスタと呼ぶ。

ここで K-means 法とは、各クラスタについて、その重心をクラスタ中心とし、収束するまでクラスタ中心を更新する、非階層的クラスタリングのことである。しかし、その過程でクラスタ中心が変化することこのアルゴリズムは、基本感情ベクトルの位置が重要視される本研究において不適切であるといえる。そこで本研究では、感情クラスタについて、クラスタ中心の更新を行わず、他クラスタの中心のみを更



Fig.1 Flow chart of clustering.

新することで、この問題を解決した。これにより、最終的な感情クラスタ内では、クラスタ中心に近いほど、その感情との関連度が高くなり、感情に関係のない単語は他クラスタへと分類された。Fig. 1 に本研究で使用した K-means 法のフローチャートを示す。

完成した感情クラスタについて、各単語と各クラスタ中心ある基本感情ベクトルのユークリッド距離と cos 類似度を計算し、単語と距離、類似度の辞書を作成した。これを分かち書きした文章に対して適用し、辞書にある単語が文章内にあった場合、重みを加算することで、文章の感情を推定した。Eq.1 は単語 w とクラスタ中心 c について、cos 類似度 s を求める式である。

$$s = \frac{w \cdot c}{|w||c|} \quad (1)$$

重みについて、距離の逆数で計算する手法と、cos 類似度を用いる2種類の手法を採用し、比較した。前者については距離の逆数を使うため、距離が0、もしくは0に近い数値の時、ゼロ除算が発生したり、重みが不適切に大きくなったりすることから、距離が0.5より小さいときは重みを2として加算するように処理を行った。

3. 実験

3.1 クラスタ数

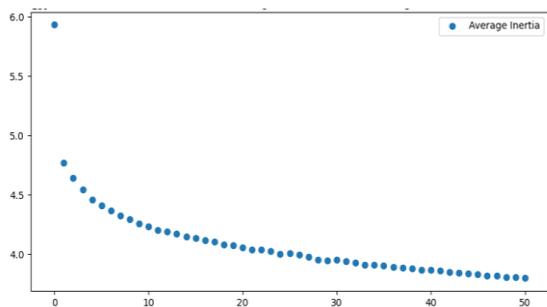


Fig.2 SSE in clusters.

K-means 法におけるクラスタ数を決定する手法として代表的な、エルボー法を採用した。エルボー法では各クラスタ内でのクラスタ中心との誤差平方和 (SSE)の和をプロットし、SSE があまり下がらなくなってきたクラスタ数を採用する。出力された図を Fig. 2 に示す。あまり下がらなくなった部分の特定が困難であったが、SSE がある程度収束し、処理時間や辞書の単語数等の問題がなかった「20」を採用した。

3.2 クラスタ中心

クラスタリングの過程で、クラスタ中心の遷移が適切に行われるのを確認するために、これをプロットした。Fig. 3 は 100 次元のクラスタ中心のベクトルについて主成分分析を行い、2 次元平面にその遷移を示したものである。ラベルが付与された感情クラスタの中心が固定され、他クラスタの中心のみが動いていることが分かる。

3.3 感情推定

Figure 4,5,6 は感情が強く出ている曲に対して、モデルを適用した時の出力である。各感情の重みを計算し、プルチックの感情の輪に沿ってそれぞれプロットした。Fig. 4 では驚きのクラスタが不適切であったため、感情分析を行った際、驚きの割合が高くなってしまった。この時「見る」「聞く」等の動詞や「です」「ます」等の助動詞が誤って「驚き」にクラ

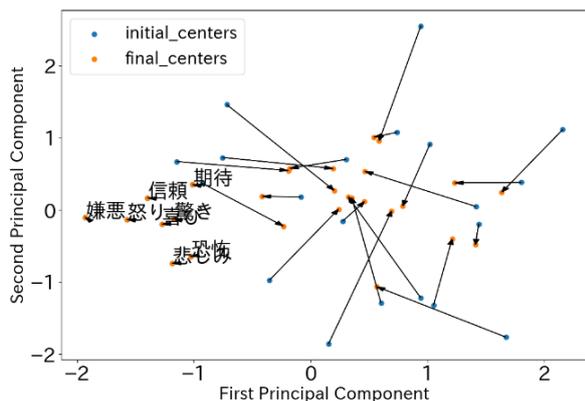


Fig.3 Movement of centroids.



Fig.4 Result with Euclidean distance.



Fig.5 Improved result with Euclidean distance.



Fig.6 Improved result with cosine similarity.

スタリングされてしまっていた。「驚きクラスタ」の初期中心を「驚愕」に変更し、「です」という単語を更新しないクラスタ初期中心として新しく定義し、他クラスタとして処理することで、これを解決した。Fig. 5,6 はそれぞれ距離、類似度で重みの計算を行ったものである。およそ 1%の差ができる部分があったが、出力の概形に大きな差はなかった。単語によっては大きく差が生まれることがあると考えられるため、該当単語についての調査が必要であるといえる。

4. まとめ

本研究では word2vec とクラスタ分析を用いた感情推定モデルの構築を行った。比較的人間の感覚に近い精度での感情推定ができるようになったが、入力する文章によっては乖離する部分もあった。

今後は否定語や対義語の処理、適切なクラスタ初期中心の探索、定量的評価手法の確立等を検討する。

5. 参考文献

- 1) 水間大資 他 3 名, "Word2Vec を用いた文章の感情取得の研究", 平成 29 年度電気・情報関係学会九州支部連合大会, 2017
https://www.jstage.jst.go.jp/article/jceek/2017/0/2017_361/pdf/-char/ja
- 2) R. Plutchik and H. Kellerman, Theories of Emotion. Academic Press, 1980.
- 3) 瀬尾慎介, "K-means 法による次元削減を用いた文書分類", 岐阜工業高等専門学校電気情報工学科卒業研究報告, 2022