5T-01

深層学習によるレビュー内の重要語に着目した要約方法の提案と評価

1 研究背景

近年, EC サイトの商品レビューの増加に伴い, レビュー閲覧の効率化を目的としたレビューの自動要約生成方法が提案されている. しかし, 現在広く適用されているクエリ指向要約方法では適切な要約が生成されていないため, 内容の効率的な把握が困難である.

2 研究課題

従来のクエリ指向要約では、多くの場合クエリを 人手により与えているため、クエリ作成者の価値観 に依存してしまう問題がある.

本研究では、上記の問題を解決するため、以下の 3 点を研究課題として設定する.

- (1) レビューからの情報抽出方法の提案
- (2) 抽出した情報を用いたクエリ生成方法の提案
- (3) 生成されたクエリを用いた要約の生成と評価

3 関連研究

3.1 PageRank

Web ページ間のリンク関係から Web ページごとの価値を算出するアルゴリズムである[10]. このアルゴリズムを自然言語である単語や文に適用した TextRank[8]やLexRank[1]は単語や文の重要度の計算が可能である.

3.2 アテンション機構

エンコーダデコーダモデルの入力系列に対して入力の情報をより出力に反映させることを可能とする 仕組みである[5]. エンコーダの各出力ステップの隠れ状態を保持し, デコーダの各ステップで利用する.

3.3 クエリ指向要約モデル

アテンション機構を導入したエンコーダデコーダモデルである[2, 9]. クエリに対してアテンションを用いることでデコーダの各出力ステップにおいてクエリの情報を出力に反映させることが可能である.

4 アプローチ

本研究では、要約対象の文書から重要語を抽出し、要約の際、その重要語にアテンションを用いることでデコーダの各出力ステップに重要語の影響を与え、要約することで重要な内容を漏れなく含む要約を生成するアプローチをとる。重要語の抽出には TextRank アルゴリズムを使用する。重要語からクエリを生成し、クエリ指向要約モデルへ入力することで要約を生成する。アプローチを図1に示す。

An Abstractive Review Summarization Method Using Deep Learning with Focus on Key Words and its Evaluation †Kentaro Kamiya, Hiroki Hara, Mikio Aoyama, Department of Software Engineering, Nanzan University.

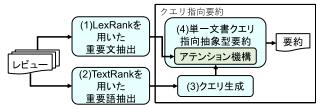


図 1 アプローチ

5 提案プロセス

(1) 重要文抽出

重要文抽出プロセスを図2に示す.複数のレビューの各文をTF-IDFを用いてベクトル化する.さらに文間のコサイン類似度を求める.文をノード,文間の類似度をエッジとした無向グラフに対してLexRankアルゴリズムを用いて各文の重要度を算出する.

LexRank の値の高い文を重要文とし、一つの文書にまとめる。

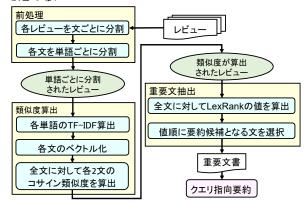


図 2 重要文抽出プロセス

(2) 重要語抽出

重要語抽出プロセスを図3に示す. TextRank アルゴリズムを用いてレビューから単語の重要度を算出する. TextRank の値の高い単語を重要語として抽出する.

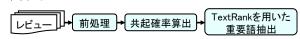


図 3 重要語抽出プロセス

(3) クエリ生成

重要語からクエリ指向要約モデルへ入力するクエリを生成する.

(4) 単一文書クエリ指向抽象型要約

レビュー要約のプロセスを図4に示す.(1)で得られた重要文書を要約対象の文書,(3)で得られた重

要語から生成したクエリを要約モデルへ入力する. エンコーダ, デコーダには LSTM を使用する.

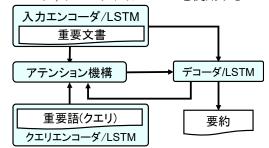


図 4 単一文書クエリ指向抽象型要約のプロセス

6 実データへの適用

提案方法の有効性,妥当性評価のため,プロトタイプの作成後,実際の商品レビューを適用する.商品レビューは Amazon のレビューから作成されたデータセットを利用する[3,6,7].使用データの詳細を表1に示す.

表1 使用データ詳細

27 - 22/13/	2 BIAL
商品数[種類]	346
レビュー件数[件]	15,054
レビュー1 件の平均文数[文]	9.09

7 評価

(1)評価の目的と方法

提案方法の有効性、妥当性評価のため、クエリを用いない抽象型要約を従来方法として、提案方法と従来方法で要約を生成する. 要約対象の文書量の要約精度への影響を評価するため、レビュー件数を3件と10件の2つのデータセットを用いた. 生成した要約の Rouge の値[4]を比較し、要約精度を評価する. 学習率は0.001、隠れ層の次元数は400とした.

(2) 評価結果

レビュー件数が 3 件と 10 件の Rouge の値をそれ ぞれ図 5 と図 6 に示す. Rouge-1, Rouge-2, Rouge-L の全てにおいて従来方法より提案方法が高い値を 示した. また, 提案方法と従来方法の Rouge の値の 差はレビュー件数が 3 件と比べ 10 件が顕著である.

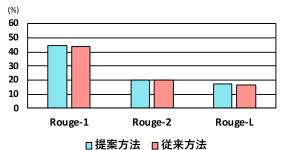


図 5 レビュー3 件の比較結果

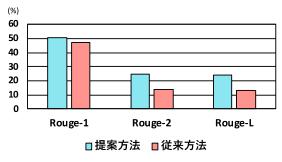


図 6 レビュー10 件の比較結果

8 考察

8.1 Rouge による比較

Rouge-1 の値より、提案方法は従来方法と比べて生成した要約に含まれる単語が正解の要約に含まれる単語と多く一致していると推定できる.

Rouge-2, Rouge-L の値より, 提案方法は要約に含まれる連続する 2 単語の順序と要約全体の単語の順序を保存していると推定できる.

8.2 レビュー件数による比較

提案方法ではクエリに着目することにより文書量の増加に関わらず,入力情報を保持し,それに沿った要約を生成できると推定できる.

9 今後の課題

適用した実データ以外のデータを使用して同様の評価をすることで提案方法の汎用性を示す.

10 まとめ

本研究では、レビューから重要語を抽出し、抽出した 重要語を利用した要約の生成方法を提案した. 提案方 法と従来方法で生成した要約の Rouge の値を比較した 結果から、提案方法は文書量に依らず重要な内容を含 めた要約の生成が期待できる.

参考文献

- [1] G. Erkan, et al., LexRank: Graph-based Lexical Centrality as Salience in Text, JAIR, Vol. 22, 2004, pp. 457-479.
- [2] J. Hasselqvist, et al., Query-Based Abstractive Summarization Using Neural Networks, ArXiv, 1712.06100, 2017.
- [3] R. He, et al., Ups and Downs: Modeling the Visual Evolution of Fashion Trends with One-Class Collaborative Filtering, Proc. of WWW 2016, ACM, Apr. 2016, pp. 507-517.
- [4] C.-Y. Lin, ROUGE: A Package for Automatic Evaluation of Summaries, Proc. of Workshop on Text Summarization Branches Out, ACL, Jul. 2004, pp. 74-81.
- [5] T. Luong, et al., Effective Approaches to Attention-based Neural Machine Translation, Proc. of EMNLP 2015, ACL, Sep. 2015, pp. 1412-1421.
- [6] J. McAuley, et al., Image-Based Recommendations on Styles and Substitutes. Proc. of SIGIR 2015, ACM, Aug. 2015, pp. 43-52.
- [7] J. McAuley, Repository of Recommender Systems Datasets: Amazon Product Data, http://jmcauley.ucsd.edu/data/amazon/.
- [8] R. Mihalcea, et al., TextRank: Bringing Order into Text, Proc. of EMNLP 2004, ACL, Jul. 2004, pp. 404-411.
- [9] P. Nema, et al., Diversity Driven Attention Model for Query-Based Abstractive Summarization. ArXiv, 1704.08300, 2017.
- [10] L. Page, et al., The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web, Technical Report, Stanford InfoLab, 1999, pp. 1-17.