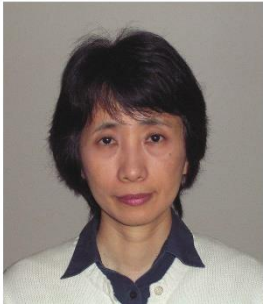


語感の認識と要約生成への適用

Automatic Recognition of Polarity and its Application to Summary Generation



福本 文代 (Fumiyo Fukumoto, Ph. D.)
山梨大学 大学院医工農学総合研究部 教授
(Professor, Integrated Graduate School of Medicine, Engineering,
and Agricultural Sciences, University of Yamanashi)
言語処理学会 ACL
受賞: Best Award FLP 2020, KEOD Best Paper Award 賞 (2012年)
研究専門分野: 計算言語学、自然言語処理

あらまし

近年、Twitter や Line などのソーシャルネットワークサービスの普及により、いつでもコミュニケーションを図ることが可能となっている。しかし同時に安易にメッセージを送信できるがゆえに、送信者の意図が正しく伝わらず誤解され、結果的に受信者の心情を傷つけるなど、人間関係に支障をきたす場合がある。文における書き手の意図は、肯定的や否定的といった語から得られる雰囲気や感覚である語感と密接に関係する。本研究では、膨大なテキストデータを対象とし、深層学習を用いることにより極性を認識する手法を提案する。さらに円滑なコミュニケーションを支援するために、入力した否定的な文をその意図を保持したまま、肯定的な文を生成する手法を提案する。

1. 研究の目的

本研究は、人間同士の円滑なコミュニケーションを支援するために、人が入力した否定的な文/文書をその意味を保持したまま肯定的な表現に変換し提示する手法を提案する。否定、肯定的な表現を認識するために、文中の語から得られる雰囲気や感覚を表す語感に注目する。例えば、“議論を放棄した”において“放棄した”から書き手の断念に対する否定的な態度が強く表れている。一方、“丁寧に考えたい”における“丁寧に”のように早急な判断を避け細かいところまで神経を使うという表現から、書き手の肯定的な態度

が伺える。語感を批判的、あるいは好意的な態度といったクラスに分類するためには、各クラスに特徴的な素性(特徴量)を学習する必要がある。しかし、分類に有効な特徴量を定義することは容易ではない。近年、高度な情報処理の実現を目指して、生物の神経回路網を模倣した深層学習の有効性が広く認知されるようになってきた。本研究は、膨大なテキストデータを対象とし深層学習を用いることにより分類に有効な特徴量を定義することなく、テキスト中に陽に表れていない語感を抽出・分類し、その結果を利用することにより人が入力した否定的な文をその意味を保持したまま肯定的な表現に変換し提示する手法を提案する。

2. 研究の背景

近年、深層学習が盛んに研究されていることを背景に、深層学習を用いた文の言い換え、すなわち与えられた2文が同じ意味か否かを判定する研究が多く行われている [1, 2, 3]。それらの多くは、事前学習、すなわち大量のデータを用い事前に言語モデルを学習することにより文の意味表現を獲得した結果を用い、対象となる2文が同じ意味か否かを判定する手法である。

DevlinらはBidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)と呼ばれる深層学習に基づくモデルを提案した[4]。BERTは、大量のデータを用い2つのタスク、すなわちMasked Language Modelingである入力の一定割合のトークンをMaskと呼ばれるトークンに置き換えたのち、元のトークンを推定するというタスクと、Next Sentence Predictionである2文を入力し、それらが連続した文であるか否かを判断するタスクによりモデルを学習する手法である。こうして学習されたモデルは、ファインチューニング、すなわち入力文が肯定か否定かを判定する極性判定など実際のタスクに併せてモデルのパラメータをチューニングすることにより、各タスクにおいてState-of-the-artな結果が得られることが報告されている。

文の極性を変更する研究としてはLiらの研究が存在する[5]。Liらは文中において、文の極性に関係しないコンテンツを保持し、極性を変更する手法を提案

語感の認識と要約生成への適用

Automatic Recognition of Polarity and its Application to Summary Generation

した。彼らは文の元の極性に関する句を文から削除し、文の極性に関する新しい句と削除後の文とを深層学習により統合することにより極性を変更した。実験では、先行研究と比較し22%の精度向上が確認できている。しかし、変更後の文意が変更前と比較し差異が生じる場合があることが報告されている。

同義な文の生成としてIyyerらの研究がある[6]。Iyyerは、文とユーザが生成したい構文の情報を入力とし、その構文に合わせ入力文と同義な文を生成する手法を提案している。彼らは逆翻訳、すなわち元言語(例えば日本語)を目的言語(例えば英語)に翻訳した結果に対し、英語翻訳結果を日本語へ翻訳しなおす手法を用い、その過程で得られる文の変換情報を利用することにより、同義で自然な文を生成することに成功している。

本研究ではこれまでの研究を一步進め、膨大なテキストデータを対象とし、深層学習を用いることにより極性を認識した結果を用い、入力した否定的な文/文書をその文意を保持したまま、肯定的な文を生成する手法を提案する。本研究は書き手それぞれの意見の根底にある意図を自動的に認識するために語感に注目した点、語感と深層学習を有機的に統合することにより、意味よりもさらに抽出が困難な語感を認識する点に独自の特徴がある。

3. 研究の方法

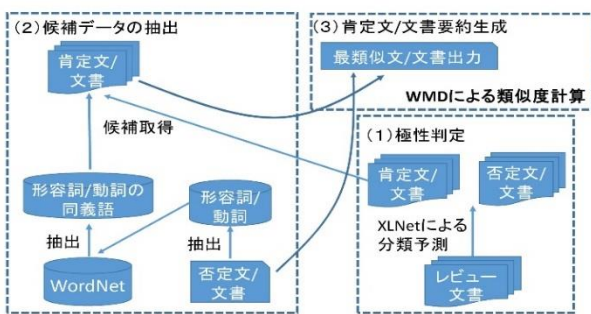


図1 本手法の枠組み

本研究の枠組みを図1に示す。本研究は3つの処理、すなわち、(1)極性の判定、(2)候補データの抽出、(3)肯定文の要約生成からなる。

3.1 極性の判定

本研究では、深層学習の一手法であるXLNetを用い、入力文/文書の極性判定を行う。XLNetはBidirectional Encode Representation from Transformers (BERT)の弱点である双方向の情報を同時に扱えないという問題に対し、単語の位置情報を保持したまま単語の予測順序を入れ替えるという手法を提案することにより高精度な言語モデルを実現した。本研究ではXLNetを用い、極性判定を行った。具体的には、極性のラベル、すなわち肯定/否定が付与された大量のデータを用いXLNetにより言語モデルを構築し、このモデルを用い、入力文/文書の極性を判断した。

3.2 候補データの抽出

生成の候補となる肯定を示すデータを抽出する。抽出にはWordNetと呼ばれる英語のシソーラスを用いる[8]。WordNetを用いた肯定文/文書の抽出では、入力した否定文中にある動詞/形容詞を識別し、WordNetから各動詞、及び形容詞の同義語を抽出する。表1にWordNetに記載されている形容詞とその同義語の例を示す。

表1: WordNetの形容詞単語とその同義語例

単語 (形容詞)	同義語
difficult	hard, challenging, ambitious, arduous, embarrassing, sticky, unenviable, baffling, elusive, knotty, problematic, tough, problematical, catchy, tricky, delicate, ticklish, touchy
good	well, fortunate
happy	well-chosen, felicitous

処理(1)で得られた各肯定文/文書において、否定文

語感の認識と要約生成への適用

Automatic Recognition of Polarity and its Application to Summary Generation

の同義語を含む文/文書を全て抽出し、生成の候補データとする。

3. 3 肯定文への要約生成

生成の候補データを用いることにより、入力された否定文/文書から肯定文/文書を要約、生成する。否定的な表現である入力文/文書に対し、Word Mover Distance (WMD) [9]と呼ばれる文/文書同士の意味的な類似度計算尺度を用い、入力文/文書に最も類似する文を候補データのリストから抽出し、提示する。WMDは、分散表現(意味空間)で表した文中に出現する各単語に対し、単語間の意味的な類似度を距離として求め、原文/文書と目的文/文書との距離の積の総和が最小となるような値を求めることにより両者の意味的な類似度を計算する尺度である。

4. 実験

本手法の有効性を検証するために実験を行った。実験では、Yelp データセットを利用した。Yelp データセットは、1,569,264 からなるレビューテキストのデータであり、各データは4種からなるスターマークが付与されている。このうち、1及び2は否定を示し、3及び4は肯定を示す。まず、肯定/否定の判定を行うXLNetの精度を検証するために、Yelp データから無作為に560,00及び38,000レビューを抽出し、それぞれ訓練、テストデータとし精度を求めた。実験結果を表2示す。

表2 極性判定結果

	予測結果	
正解ラベル	<i>TP</i> 18,077	<i>FN</i> 928
	<i>FP</i> 923	<i>TN</i> 18,077

表2において *True Positive(TP)*, *True Negative(TN)*, *False Positive(FP)*, *False Negative(FN)* はそれぞれ肯定であると正しく判定できたデータ、否定であると正しく判定できたデータ、誤って肯定であると判定したデータ、誤って否定であると判定したデータ数を示す。さらに下記で示されるF値を用いた。

$$F = \frac{2 * Recall * Precision}{(Recall + Precision)} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

F値は *Recall* と *Precision* の調和平均を示し、最大値である1に近づくほどよい精度であることを示す。F値は0.951であり、高精度で肯定文/文書を抽出できることを確認した。次に肯定文/文書を収集するために未ラベルのレビューデータ70,000文書を用い、XLNetを適用し極性を判定した。その結果、肯定、否定と判定されたデータはそれぞれ56,881, 13,119文書であった。肯定と判断された56,881文書を生成のための候補リストとして用いた。

肯定文/文書の要約生成の評価を行うために、Yelp データセットから否定的な内容を示すレビュー文書を20,000文書取得した。各文書に対し、動詞、及び形容詞を抽出するためにspaCyを用いた。否定的なレビュー文書から抽出された動詞、及び形容詞例を以下に示す。

[例1] Last summer I had an appointment to get new tired and had to wait a super long time.

[例2] They seem overpriced, too.

例1、及び例2において下線は動詞、波線は形容詞を示す。

生成結果に対する評価として(1)生成された文/文書が肯定的な意味を示すか、また(2)生成された文/文書が肯定的な意味を示し、かつ入力である否定的な文/文書と同義であるかについて検証を行った。生成結果から無作為に100文/文書を抽出し、(1)及び(2)の各々について大学院生6名による多数決により評価を実施した。評価結果を表2に示す。

表3 生成結果

語感の認識と要約生成への適用

Automatic Recognition of Polarity and its Application to Summary Generation

評価基準	文数
肯定文生成	95
肯定文生成かつ入力と同義	42

表 3 より、否定から肯定へ極性を変更できた割合は 95%であり高精度で肯定文/文書が生成できていることがわかる。一方、原文の意味を保持したまま否定を肯定に変換生成できた割合は 42%であった。生成結果例を以下に示す。

[例 1]

[入力]: I have never in my history of dining out been to a place that did and did not care about their customers. Good prices, nice decor, tasteless food.

[出力]: The service was good, and the food can be better for the price we paid. Excellent!

[例 2]

[入力]: For the price, I was incredibly disappointed.

[出力]: I had no experience for the price but now I have changed my mind.

本手法では原文の意味を保持するために Word Mover Distance (WMD)と呼ばれる類似度尺度を用いている。そこで、WMDによる類似度と肯定文生成かつ入力と同義であると判定された文/文書との割合を図 2 に示す。

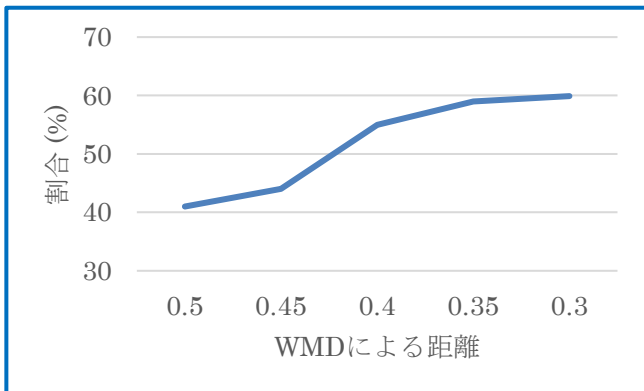


図 2: WMD による距離と入力文/文書と同義である文/文書の割合

図 2 によると、WMD が 0.50 ときの正解率は 41%であり WMD の値が減少するに従い正解率が上がることがわかる。WMD の最小値は 0.301 であり、そのときの正解率は 60%であった。肯定文/文書の生成は 95%と高精度で生成が可能となっているのに対し、原文/原文書の意味を保持したまま肯定的な表現で生成提示するためには、現在の WMD による手法では限界がある。今後、Generative Pre-Training model (GPT) [10] など言語モデルと知識ベースを利用することにより文/文書を生成する手法について検討する必要がある。

5. まとめ

本研究では、円滑なコミュニケーションを支援するために、入力した否定的な文をその文意を保持したまま、肯定的な文を生成する手法を提案した。肯定/否定を表現する語感に注目し、膨大なテキストデータから深層学習により肯定/否定を分類した。さらに単語の分散表現に基づく距離尺度を利用することにより、否定的な入力文/文書をその意味を保持したまま肯定的な表現を生成・提示する手法を提案した。Yelp レビュー文書を用いた実験の結果、95%の精度で肯定的な表現を生成することが確認できた。一方、原文の意味を保持したまま肯定的な表現へ生成する検証では、正解率は 60%であった。今後の課題として、確率モデルに基づく言語モデル、及び既存の知識ベースを組み合わせた生成モデルを提案することにより精度を向上させる必要がある。またより自然な文/文書を生成するために必要な語義、構文、意味知識を体系的に整理する必要がある。

参考文献

[1] Xiandong, Liu, Pengcheng He, Weizhu chen, and Jianfeng Gao, “Multi-Task Deep Neural Networks for Natural Language Understanding”, Proc. of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, pp. 4487-4496, 2019.

[2] Yu Sun, Shuohuan Wang, Yukun Li, Shikun Feng, Hao Tian, Hua Wu, Haifeng Wang, “ERNIE2.0: A Continual Pre-Training Framework for

語感の認識と要約生成への適用

Automatic Recognition of Polarity and its Application to Summary Generation

- Language Understanding”, arXiv:1907.12412, 2019.
- [3] Wei Wang, Bin Bi, Ming Yan, Chen Wu, Zuyi Bao, Jiangnan Xia, Liwei Peng, Luo Si, “StructBERT: Incorporating Language Structures into Pre-training for Deep Language Understanding”, arXiv:1908.04577, 2019.
- [4] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova, “BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding”, Proc. of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, pp. 4171-4186, 2019.
- [5] Juncen Li, Robin Jia, He He, and Percy Liang, “Delete, Retrieve, Generate: A Simple Approach to Sentiment and Style Transfer”, Proc. of NAACL-HLT, Association for Computational Linguistics, pp. 1865-1874, 2018.
- [6] Mohit Iyyer, John Wieting, Kevin Gimpel, and Luke Zettlemoyer, “Adversarial Example Generation with Syntactically Controlled Paraphrase Networks”, Proc. of NAACL-HLT, Association for Computational Linguistics, pp. 1875-1885, 2018.
- [7] Zhilin Yang, Zihang Dai, Yiming Yang, Jaime Carbonell, Ruslan Salakhutdinov, and Quoc V. Le, “XLNet: Generalized Autoregressive Pretraining for Language Understanding”, arXiv: 1906.08237, 2020.
- [8] Christiane Fellbaum, “WordNet: A Electronic Lexical Database”, Cambridge, MA, MIT Press, 1998.
- [9] Matt J. Kusner, Yu Sun, Nicholas I. Kolkin, and Kilian Q. Weinberger, “From Word Embeddings to Document Distances”, Proc. of the 32nd International Conference on Machine Learning, pp. 957-966, 2015.
- [10] Alee Radford, Jeffrey Wu, Rewon Child, David Luan, Dario Amodei, and Ilya Sutskever,

“Language Models are Unsupervised Multitask Learners”, openai.com/blog/better-language-models/

この研究は、平成28年度SCAT研究助成の対象として採用され、平成29～令和元年度に実施されたものです。