

令和 6 年 6 月 16 日現在

機関番号：32503

研究種目：若手研究

研究期間：2021～2023

課題番号：21K17811

研究課題名（和文）ゼロショットキャプション生成法の開発

研究課題名（英文）Development of a Zero-Shot Caption Generation Method

研究代表者

重藤 優太郎（Shigeto, Yutaro）

千葉工業大学・人工知能・ソフトウェア技術研究センター・主任研究員

研究者番号：50803392

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 1,900,000円

研究成果の概要（和文）：FEVER タスクで事実検証器を学習する際の損失関数について分析を行い、FEVERに適した新たな損失関数を導入した。FEVER の学習においては、交差エントロピー損失がよく使われているが、これは FEVER のクラス間の関係を十分に考慮しているとはいえない。そのため、FEVER に適した（ラベル間の関係を考慮した）損失関数を開発し、数値実験においてその効果を示した。また、FEVER データは各クラス間のサンプル数が均一ではない不均衡データとなっているため、損失関数への重み付けによる性能改善も確認した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

開発した損失関数は、任意のモデルに適用することができる。そのため、既存の検証器の学習に開発した損失関数を利用することで、既存検証器の性能を改善できる可能性がある。事実検証は、情報の正確性や妥当性などを検証するものであり、誤った情報の拡散とその影響を抑制する効果が期待できる。SNS の興隆や大規模言語モデルの台頭もあり、事実検証の需要はますます高まっている。本研究は、この事実検証に関する取り組みであり、社会的にも意義がある。

研究成果の概要（英文）：We explore loss functions for fact verification in the FEVER shared task. While cross-entropy loss is often used to train verdict predictors, it does not fully consider the relationship between FEVER classes. We develop task-specific objectives tailored to FEVER and demonstrate their effectiveness in the experiments. We also confirm that performance is further improved when these objectives are combined with simple class weighting, effectively overcoming the training data imbalance.

研究分野：自然言語処理

キーワード：自然言語処理

科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属します。

1. 研究開始当初の背景

キャプション生成は、画像や動画が与えられたときに、その内容を説明する文 (キャプション) を出力するタスクである。キャプション生成の社会応用は多岐にわたり、社会的ニーズは言語を問わず高い。キャプション生成を実装するためには、通常、目的言語の教師データが必要とされるが、その構築は高価であり大きな障害となっている。

2. 研究の目的

キャプション生成技術は深層学習の発展に伴い飛躍的な進化を遂げているが、通常、高い性能を得るためには、大規模な教師データが必要となる。しかしながら、目的言語に応じた教師データの作成には、莫大な費用と時間がかかる。そのため、本研究では、目的言語の教師データを使うことなく、キャプション生成の実装を可能にするゼロショットキャプション生成法の開発を目指した。

研究期間において、大規模言語モデルなどの基盤モデルの台頭、および、目的が類似した研究が発表されたため [a,b]、ゼロショット生成法そのものの開発からテキスト生成技術の高度化へと研究目的を拡張した。具体的には、生成の高度化に資する技術である事実検証に着目し、事実検証器の開発およびその性能向上を目的とした。

[a] B. Yang, F. Liu, X. Wu, Y. Wang, X. Sun, and Y. Zou. “MultiCapCLIP: Auto-Encoding Prompts for Zero-Shot Multilingual Visual Captioning,” ACL, pp. 11908–11922, 2023.

[b] B. Yang, F. Liu, Y. Zou, X. Wu, Y. Wang and D. A. Clifton, “ZeroNLG: Aligning and Autoencoding Domains for Zero-Shot Multimodal and Multilingual Natural Language Generation,” IEEE TPAMI, 2024.

3. 研究の方法

現在の事実検証器の多くは、エビデンスの検索と真偽判定の 2 ステップのアプローチで構成されている。本研究では、2 ステップ目の真偽判定の改善に取り組んだ。従って、この研究で取り組んだタスクとしてはエビデンスの検索はすでに完了しており、クレームとエビデンス (の候補) が与えられた時に、そのラベルを予測する分類器の性能を改善することに注力した。具体的な検証方法としては、分類器の実装および改修を行い、ベンチマークデータを用いて性能を測定した。

4. 研究成果

事実検証 (fact verification) は、外部知識をエビデンス (evidence) として活用しながら、与えられたクレーム (claim) の事実性の検証を行う技術である。本成果では、事実検証の 1 タスクである FEVER (Fact Extraction and VERification) タスクをベンチマークデータに用いて、事実検証器の開発・性能改善を行った。

FEVER は、Wikipedia に存在する知識を活用しながら、与えられたクレームの事実性を検証するタスクである。この検証は、クレームに対し以下の 3 種類のクラスラベルを付与する分類問題として取り扱われている。

- Supported: エビデンスが存在し、それを根拠にクレームが真だと分類される。
- Refuted: エビデンスが存在し、それを根拠にクレームが偽だと分類される。
- Not Enough Information: クレームを真偽と判定するための十分なエビデンスがない。

先行研究の多くは、エビデンスの検索と真偽判定の 2 ステップのアプローチでこの分類を行っている。具体的には、まず初めにクレームが与えられ、真偽判定の根拠になりえるエビデンスの候補を Wikipedia から抽出する。その後、クレームと抽出したエビデンス候補を用いて判定を行う。本研究では、2 ステップ目の真偽判定の改善に取り組んだ。従って、この研究で取り組んだタスクはクレームとエビデンス (の候補) が与えられた時に、そのラベルを予測する分類器を学習することである。

これまで説明した通り、FEVER タスクは 3 クラス分類問題として定式化されている。多クラス分類において、交差エントロピー損失は典型的な目的関数であり、実際に FEVER タスクの分類器の学習においても、頻繁に使われている。一般的な多クラス分類問題と比較して、FEVER タスクの特異な点は、予測するクラスとして「not enough information」が存在していることで

ある。このクラスは、与えられた情報（エビデンス）からは真偽の判定ができない、といった特殊な場合に出力するラベルであり、このクレーム自体は（潜在的には）真か偽のどちらかではあるものの、情報が不足しているため「not enough information」が付与されている。従って、仮に根拠となる情報が存在する場合、このクレームに対するラベルは「supported」もしくは「refuted」となる。一方で、「supported」と「refuted」は真と偽を表すクラスラベルであり、排他的な関係にある（真か偽のどちらか一方のみを取りえる）。分類器の学習に交差エントロピー誤差を用いた場合、このようなクラス間の関係が十分に考慮されているとはいえない。本研究では、このような関係を考慮するべく、ペナルティ項を追加することでこの問題に対処した。具体的には、一般的な多クラス分類問題と同様に、分類器が正解ラベルを予測する（ことを促進する）ような損失であり、かつ、正解のラベルが「supported」のクレームに対して、「not enough information」と間違ふことは許容するが、「refuted」と間違わないような（正解が「refuted」の場合も同様に「not enough information」と間違ふことは許容するが、「supported」に間違わないようにする）損失関数を開発した。FEVER を用いた数値実験により、提案した損失関数の有効性を検証した。具体的には、開発した損失関数を用いて学習した検証器が交差エントロピー損失を用いたものよりも高い性能を得ることを確認した。また、FEVER データセットは不均衡データ（各クラスの学習サンプル数が均一ではない）となっているため、損失にクラスごとの重みを付与することで性能がさらに改善することも確認した。以下の表はこの実験の結果である。表に示されている通り、提案法（各ブロックの最下段に記載されている「KGAT+SR+weighting」）がベースライン（「KGAT (Liu et al., 2020)」と「KGAT (reproduced)」と記載されているもの）よりも高い性能を得ている（ラベル正解率(LA)およびタスク固有の評価スコア(FS)で高い値になっている）ことが確認できる。また、事前学習済みモデルを変更しても（各ブロックの Backbone）同様の傾向が確認できる。

Method	Dev		Test	
	LA	FS	LA	FS
Backbone: BERT Base				
KGAT (Liu et al., 2020)	78.02	75.88	72.81	69.40
KGAT (reproduced)	77.81	75.75	73.01	69.29
KGAT + SR + weighting	78.29	76.06	73.44	69.88
Backbone: BERT Large				
KGAT (Liu et al., 2020)	77.91	75.86	73.61	70.24
KGAT (reproduced)	78.20	75.98	73.66	70.06
KGAT + SR + weighting	79.19	77.01	73.97	70.71
Backbone: RoBERTa Large				
KGAT (Liu et al., 2020)	78.29	76.11	74.07	70.38
KGAT (reproduced)	80.19	78.03	75.40	72.04
KGAT + SR + weighting	80.70	78.63	75.72	72.53

本研究成果は、自然言語処理分野の国際会議である EACL2024 に採択された [c]。この研究に関するプログラムは GitHub (<https://github.com/yuta-mukobara/RLF-KGAT>) 上に公開されている。

[c] Y. Mukobara, Y. Shigeto, and M. Shimbo. “Rethinking Loss Functions for Fact Verification,” EACL, pp. 432-442, 2024.

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計1件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 1件）

1. 発表者名 Yuta Mukobara, Yutaro Shigeto, Masashi Shimbo
2. 発表標題 Rethinking Loss Functions for Fact Verification
3. 学会等名 The 18th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics (国際学会)
4. 発表年 2024年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
---------------------------	-----------------------	----

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------