

引用意図を利用した初学者向け学術論文閲覧支援方法の検討

Browsing Support of Research Papers for Novice Researchers Using Citation Intention: A Preliminary Study

西海 真祥[†]金澤 輝一[‡]上野 史[†]太田 学[†]

Masayoshi Nishiumi Teruhito Kanazawa Fumito Uwano Manabu Ohta

1 はじめに

学術論文において引用は、提案手法の位置づけや実験結果の意義を示す根拠として用いられる。したがって引用論文の内容を理解することは、閲覧論文の理解につながる。また引用は論文の著者が引用の意図に沿うようにまとめるため、論文閲覧者は対応する内容を探すのが難しく、引用論文全体を読まなければならないことも多い。しかし、学術論文は一般に多数の論文を引用するため、引用論文全てに目を通す労力は大きい。そのため論文閲覧者に引用箇所の内容理解を促す補助情報を提供できれば、論文閲覧者が効率的に論文を読めるようになる。筆者らは [12] で引用意図に従って生成した補助情報を評価したが、被験者が初学者の場合、引用意図を詳細に考慮するよりも専門用語の理解を促す補助情報を提供することが有用であるとの知見を得た。そのため本稿では、この知見に基づいて初学者の論文閲覧支援を検討する。具体的には引用論文や Web の情報源から得た文と引用箇所を含む引用文の分散表現を利用して、引用意図に合わせて閲覧支援に用いる文を抽出し、補助情報を生成して論文閲覧者に提供する。

本稿の構成は以下の通りである。2 節で論文閲覧支援と引用意図に関連する研究を紹介する。3 節で引用意図クラスについて説明し、4 節で検討した補助情報の生成手法を説明する。5 節で論文閲覧支援の評価実験について述べ、6 節でまとめる。

2 関連研究

2.1 論文閲覧支援

鉢木らは電子図書館と Web 上の情報を連携させた論文閲覧支援システムを提案した [1][2]。彼らは閲覧論文中の専門用語に対して、Web 上の有用な情報源への適切なリンクを提供した [1]。さらに各専門用語で検索した論文集合とその論文集合に出現する専門用語集合を求め、その両者間にリンクを張った二部グラフに HITS アルゴリズムを適用して関連論文を求め推薦した [2]。

阿辺川らは論文の本文を解析し、ページの補足情報をページの左右に表示する論文閲覧システム Sidenoter を提案した [3][4]。Sidenoter は言語処理学会の年次大会の予稿集の閲覧用に開発された [3]。補足情報の情報源として Wikipedia と言語処理学会の予稿集を採用した。さらに連続ページめくり、書き込み、参考文献リンク等の効果的な論文閲覧を実現するための機能が追加された [4]。

2.2 引用意図の表現

石井らは NTCIR-9^{*1} の GeoTime タスクの論文を分析し、引用意図として Group, Method, Result, Data,

Equation の 5 クラスを定義した [5]。手掛かり語を用いて引用箇所の引用意図を分類し、引用意図を利用して、引用箇所の補助情報になりうる引用論文の文を特定した。

Teufel らは文書管理を目的として、citation function に注目した annotation scheme を定義した [6]。annotation scheme は短所を示す Weak, 結果の比較を示す Compare/Comparison in Results, 使用したアルゴリズムやデータを示す Positive Use を含めた 12 カテゴリーで構成される。この annotation scheme は Web 上で入手できる PDF 形式の学術論文を含むハイパードキュメントの引用機能分類タスクで採用されている [7]。

2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2020)^{*2} の CL-SciSumm タスクは、計算言語学の論文の引用箇所に対応する文を引用論文から特定し、その文が持つ facet を Aim, Hypothesis, Method, Result, Implication の 5 つの組み合わせから推定する。最終的に引用箇所に対応する引用論文の要約を生成するタスクである。

2.3 引用論文推薦

引用論文推薦は、学術論文を執筆する著者に、執筆中の論文または指定した引用箇所において引用するのに適した学術論文を推薦する。Bhagavatula らは、メタデータに依存しない論文の内容に基づいた引用論文推薦システムを提案した [8]。引用論文推薦では著者名や学会名などのメタデータを利用することが多く、草案時の推薦には向かないという問題を抱えていた。その問題を解消するために、論文のタイトルとアブストラクトのみで文書の埋め込み表現を計算し、執筆中の論文の埋め込み表現とのコサイン類似度が近い学術論文を推薦した。メタデータを用いなくても良い実験結果を得ることができた。

杉本らは引用文の文脈と引用論文の推薦候補の論文のアブストラクトを独立に BERT[9] で学習してそれぞれ Context Encoder と Document Encoder を作成し、各 Encoder から得たベクトルのコサイン類似度に基づいて論文を推薦する BERT-based Bi-Ranker[10] を提案した。引用文の文脈の学習に用いる文章が十分長ければ、引用文を含む数文を入力とする局所的な論文推薦が良い一方、この文章が短ければ、ベクトルのコサイン類似度の算出時に引用文の文脈ベクトルに執筆中の論文の Document Encoder の出力を加える大域的な論文推薦のモデルの方が良いことを示した。

3 引用意図クラス

学術論文の著者は何らかの目的をもって引用するため、引用箇所ごとに著者の引用意図が存在す

[†] 岡山大学 Okayama University

[‡] 国立情報学研究所 National Institute of Informatics

*1 <http://research.nii.ac.jp/ntcir/ntcir-9/index-ja.html>

*2 <https://2020.emnlp.org>

る。筆者らが [12] で定義した引用意図では、手法を表す Method や結果を表す Result などの対象クラスに加え、引用内容の抽象度を表す Instance/Concept や Experiment/Conclusion, さらに手法を比較あるいは導入するかを表す Comparison/Introduction を採用した。そしてこれらを組み合わせて、提案手法と比較するために引用する抽象度の低い手法を示す Method-Instance-Comparison, 具体的な実験結果を示す Result-Experiment, 論理展開の根拠を示す Basis-Concept を含む 10 の引用意図を定義した。しかし、初学者は引用意図を理解する以前に専門用語の理解が不十分であることが多く、その状態を解消せずに閲覧支援しても支援の効果が弱かった。このことを踏まえ、本稿では Method, Conclusion, Basis, Data, Other の 5 つの引用意図を定義する。各引用意図の詳細を以下に示す。

Method

提案手法やアルゴリズムの引用である。また提案手法の性能を先行研究と比較するための引用も含める。これは初学者には、引用論文に書かれている実験等の詳細よりも実験に用いられた手法やアルゴリズムの説明の方が、引用内容の理解に有益と判断したからである。

Conclusion

引用論文の結論の引用である。引用論文で提案されている手法の詳細よりも、引用論文の研究が分野に与えた影響や示した実験結果の引用がその目的である。

Basis

閲覧論文の主張の論理展開などにおいて根拠とする内容の引用である。引用論文の実験結果から得られた考察や知見等を引用している。実験で用いたモデルのパラメータの具体的な数値など、実験に関わる諸要素の引用も含む。

Data

閲覧論文の実験や学習に用いたデータ群の引用である。特に実験の節で引用することが多い。

Other

上記の 4 つのいずれにも分類できない引用である。ただし、本稿の被験者実験に用いた全ての引用箇所の引用意図は Method, Conclusion, Basis, Data のいずれかであり、引用意図 Other の補助情報は生成しない。

4 補助情報の生成による論文閲覧支援

本稿で検討した補助情報生成による論文閲覧支援を説明する。Web ブラウザ上で論文を閲覧している閲覧者に、閲覧者がマウスオーバーした引用箇所の補助情報を提供することで、論文閲覧を支援する。

4.1 補助情報生成の流れ

論文閲覧支援に用いる補助情報を以下の手順で生成する。

1. 閲覧論文における引用文の特定
2. 補助情報生成のための情報源の選択
3. 情報源からの補助情報の生成

4.2 閲覧論文における引用文の特定

Web で入手できる論文の多くは PDF 形式であることから、本稿では pdfminer.six^{*3}を用いて論文 PDF からテ

キストを抽出する。抽出したテキストを文に分割し、[number] または (name, year) の形式で表される引用マークを正規表現により特定する。引用文は引用マークを含む文である。

4.3 補助情報の情報源

閲覧支援のための情報源として引用論文と英語版 Wikipedia^{*4}の記事と Papers with Code^{*5}の記事の 3 つを採用した。英語版 Wikipedia は記事を 650 万件 (2022 年 6 月時点) 有しており、専門用語などの概略を知ることができる。Papers with Code では、主として GitHub^{*6}にソースコードが登録されている機械学習の論文の実装や傾向を知ることができ、この研究分野における引用論文の立ち位置を把握することができる。

引用論文が arXiv^{*7}に登録されている場合は arXiv API を用いて論文を取得する。登録されていない場合は、Google Scholar^{*8}の検索結果でタイトルが完全一致した論文を取得する。取得できないならば情報源から引用論文を除外する。Wikipedia の記事については、引用文中に出現する名詞や名詞句を Wikipedia API で検索し、最も検索結果上位の記事を得る。Papers with Code については、引用文中の名詞を説明する記事が存在するならばその記事を取得し、記事が存在しない場合は、引用論文のアブストラクトで代用する。

4.4 引用論文からの補助情報生成

情報源が引用論文の場合、引用文と引用論文の各文の分散表現と引用論文の節に関する情報を利用して、まず 1 文を選択する。文の分散表現を利用した計算には Semantic Textual Similarity^{*9} (STS) と Extractive Question Answering^{*10} (Extractive QA) の 2 種類の手法を用いる。STS は 2 文間の意味の類似度を測る。Extractive QA はクエリへの応答としての適切さを測る。情報源の各文とのスコアを計算する際の入力は、STS には引用文、Extractive QA には引用文中の名詞または名詞句を使い “What is (Noun/Noun Phrase)?” とする。この名詞または名詞句は、引用マークの直前にあり、固有表現を含む専門用語を優先的に使う。ともに [-1, 1] の実数値をとる。入力に変数または数式が含まれる場合、上付き文字、下付き文字や分数などが含まれる変数を variable、数式を equation に置換する。

文の分散表現の計算には sentence-transformers[11] を使い、pre-trained model は、STS では all-MiniLM-L6-v2, Extractive QA では msmarco-distilbert-base-v4 を採用した。3 節で説明した Other を除く 4 つの引用意図ごとに、以下のように引用箇所に対応する補助情報を生成する。いずれの手順においても 1 文を選択し、論文閲覧者に文脈を与えるために、その選択した 1 文と同一段落にある前後文を含む最大 3 文を補助情報とする。

• 引用意図が Method の場合

Extractive QA が 0.5 以上の文があれば Extractive QA, なければ STS が最高スコアの 1 文を選択する。

*4 <https://en.wikipedia.org>

*5 <https://paperswithcode.com>

*6 <https://github.com>

*7 <https://arxiv.org/>

*8 <https://scholar.google.com/>

*9 <https://huggingface.co/tasks/sentence-similarity>

*10 <https://huggingface.co/tasks/question-answering>

*3 <https://github.com/pdfminer/pdfminer.six>

表 1: 実験に用いた引用意図と引用箇所数

引用意図	論文 [13]	論文 [14]
Method	10	2
Conclusion	2	2
Basis	4	2
Data	2	2

• 引用意図が Conclusion の場合

結論の節に出現しかつ STS が 0.5 以上の文があれば STS, 結論の節以外に出現しかつ STS が 0.5 以上の文があれば STS, Extractive QA が 0.6 以上の文があれば Extractive QA, これらがいずれもなければ STS が最高スコアの 1 文を選択する。

• 引用意図が Basis の場合

パラメータなどの具体的な数値を引用している時に限り, 数値による完全一致も利用する。完全一致する文があればその文の STS, なければ全ての文の中で最高スコアの 1 文を選択する。

• 引用意図が Data の場合

Extractive QA が 0.6 以上の文があれば Extractive QA, アブストラクトと関連研究の節と背景の節以外に出現しかつ STS が 0.5 以上の文があれば STS, いずれもなければ STS が最高スコアの 1 文を選択する。

4.5 Wikipedia からの補助情報生成

Wikipedia の記事は要約部と記事本文で構成される。補助情報の生成手順は 4.4 節で述べた引用論文を利用した生成手順とおおむね同様である。ただし引用論文からの補助情報生成と異なり, 引用意図が Conclusion の場合は, 結論の節の代わりに Wikipedia の要約部を用いる。また引用意図が Data の場合, 節による限定の条件はない。

4.6 Papers with Code からの補助情報生成

4.3 節で述べた手順で取得した記事が名詞を説明する記事であれば記事本文, 記事が存在しない場合は引用論文のアブストラクトにおいて, STS が最高スコアを示す 1 文を選択し, その選択した 1 文と同一段落にある前後文を含む最大 3 文を補助情報とする。

5 評価実験

5.1 実験条件

実験では被験者に, 生成された補助情報が論文中の引用箇所の内容理解に役立ったか否かを判定させ, さらに役立ったと判定した補助情報のどの文が役立ったかを判定させる。また, 引用箇所に対して提示される補助情報の内, 最も役立った補助情報を選択させる。被験者は, 初学者である情報系の岡山大学工学部 4 年生 6 名と比較対象の岡山大学大学院自然科学研究科院生 5 名の計 11 名である。

引用箇所

実験に用いる引用箇所は筆者らが [12] で被験者実験に用いた Vaswani らの論文 [13] の 18 箇所, それとは別の Goodfellow らの論文 [14] の 8 箇所を加えた計 26 箇所である。被験者実験に用いた引用意図ごとの引用箇所の数は表 1 の通りである。

補助情報

被験者実験で 1 つの引用箇所に対して被験者に提示する最大 6 種類の補助情報の説明と名称は以下の通りである。

- 4.4 節で説明した引用論文からの補助情報 (Paper)
- 4.5 節で説明した Wikipedia からの補助情報 (Wiki)
- 4.6 節で説明した Papers with Code からの補助情報 (PwC)
- 引用論文からの補助情報 (Paper*)
- Wikipedia からの補助情報 (Wiki*)
- [12] で提案した手法で生成した補助情報 (DEIM2021)

Paper*と Wiki*は各情報源の全文の内, STS が最も高いスコアを示す文とその文と同一段落にある前後文を含む最大 3 文からなる補助情報を表す。また, DEIM2021 は論文 [13] の引用箇所にもみ補助情報を提供する。これら 3 つは比較のために生成した。

5.2 補助情報の評価結果

役立った補助情報の割合を引用意図や補助情報の種類別に図 1 に示す。この図の縦軸は 3 節で説明した引用意図を示す。また横軸は 5.1 節で説明した補助情報を示す。例えば引用意図が Method の場合の補助情報の DEIM2021 は, 引用意図が Method の引用箇所に対して DEIM2021 で筆者らが提案した手法 [12] で生成した補助情報が役立った割合を示す。図 1(a), (b) は被験者が異なるが似た傾向を示している。引用意図が Method の場合の DEIM2021 と Paper と PwC, 引用意図が Conclusion の場合の DEIM2021 と Wiki, 引用意図が Data の場合の DEIM2021 と Wiki と PwC は割合がいずれも 0.5 以上ある。一方で, 引用意図が Basis の場合の PwC や引用意図が Data の場合の Wiki*は, 学部生に比べて院生では有用と評価されなかった。

補助情報中で役立った文の数の割合を引用意図や補助情報の種類別に図 2 に示す。図 2(a), (b) はおおむね似た傾向を示している。引用意図が Data の場合, Wiki と PwC は相対的に高い割合を持つ。

本稿で生成した補助情報は, 分散表現に基づいて選択された 1 文と, その文と同一段落にある前後文を含む最大 3 文からなる。選択された 1 文とその前後の 1 文が役立ったと評価された割合を引用意図や補助情報の種類別に図 3 に示す。選択された文の図 3(a), (b), その前の文の図 3(c), (d), 後の文の図 3(e), (f) はそれぞれ似た傾向を示している。図 3(c), (d) では, 引用意図が Conclusion の場合の Wiki が高い値を示すが, これは実験において前の 1 文を持つ補助情報の数が少なく, その文の評価が高かったことによる。引用意図と補助情報の多くの組み合わせでは, 選択された 1 文が役立った割合は前後文よりも大きい。

最も役立った補助情報の割合を引用意図や補助情報の種類別に図 4 にまとめる。図 4(a), (b) は, 補助情報の DEIM2021 以外では似た傾向を示している。院生は DEIM2021 の補助情報を学部生よりも有用と評価している。なお図 4 において行方向に足しても 1 にならないのは, 同じ補助情報を生成した場合は同率 1 位としているため, 最も役立った補助情報が複数存在する場合があるからである。

4.3 節で述べた Papers with Code から取得した記事は,

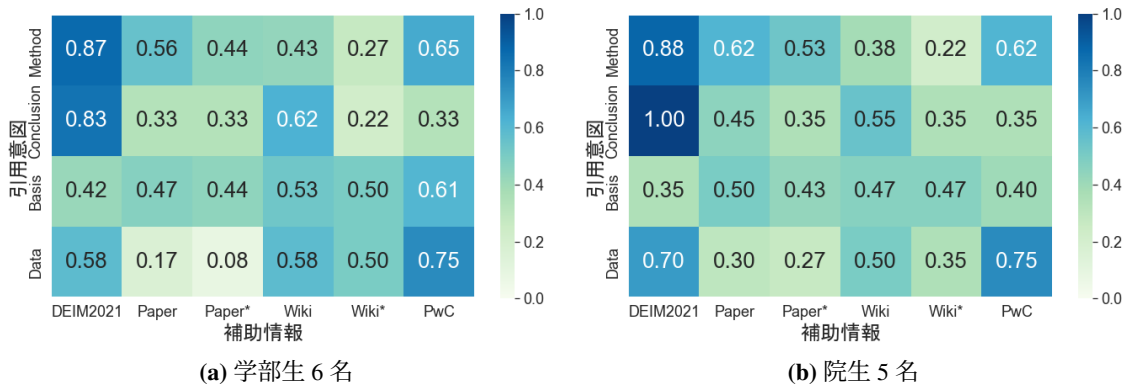


図 1: 役立つ補助情報の割合

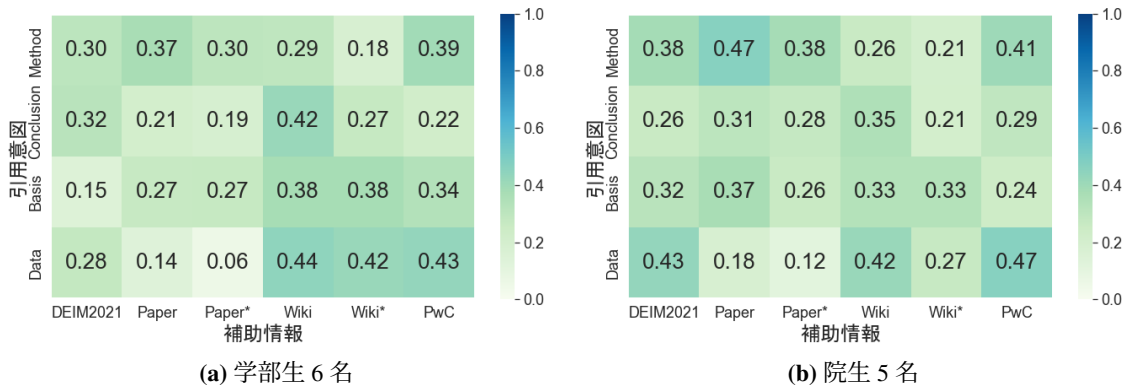


図 2: 補助情報の中の役立つ文の割合

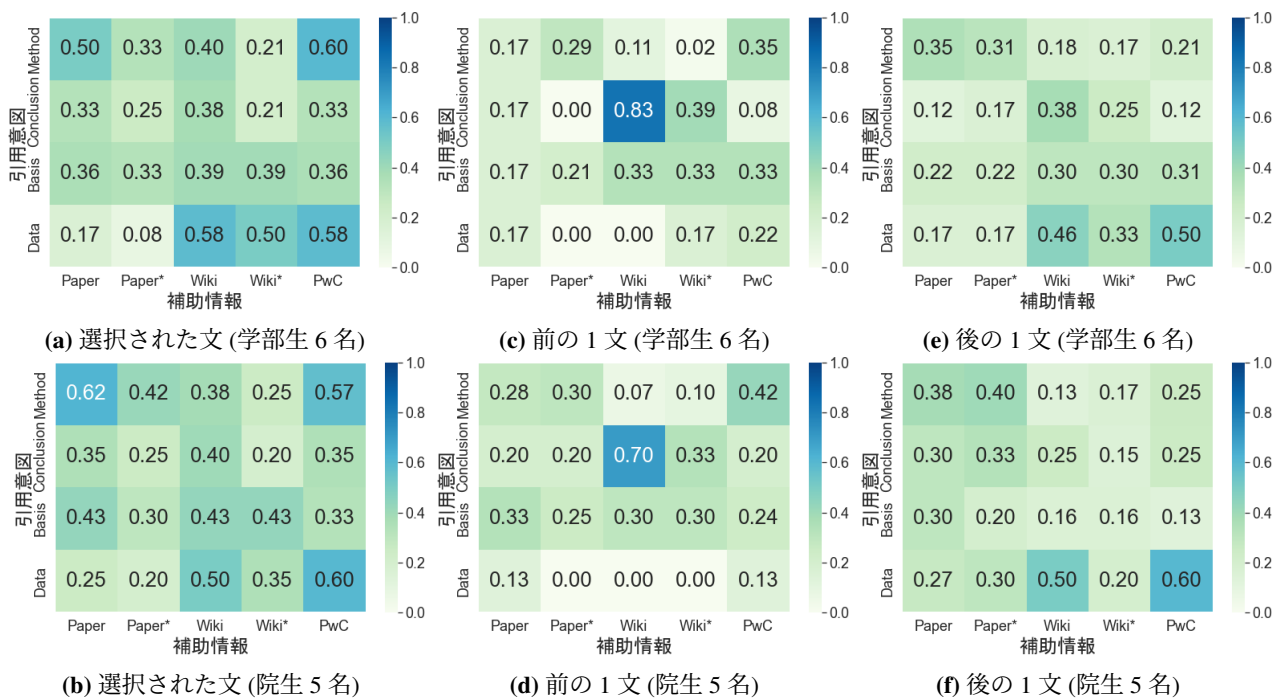


図 3: 補助情報における文の分散表現で選択された文とその前後の文の役立つ割合

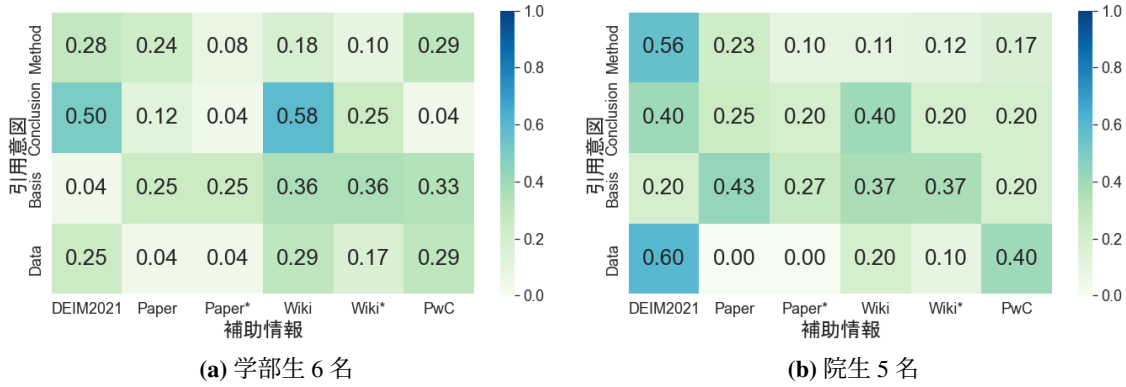


図 4: 最も役立つ補助情報の割合

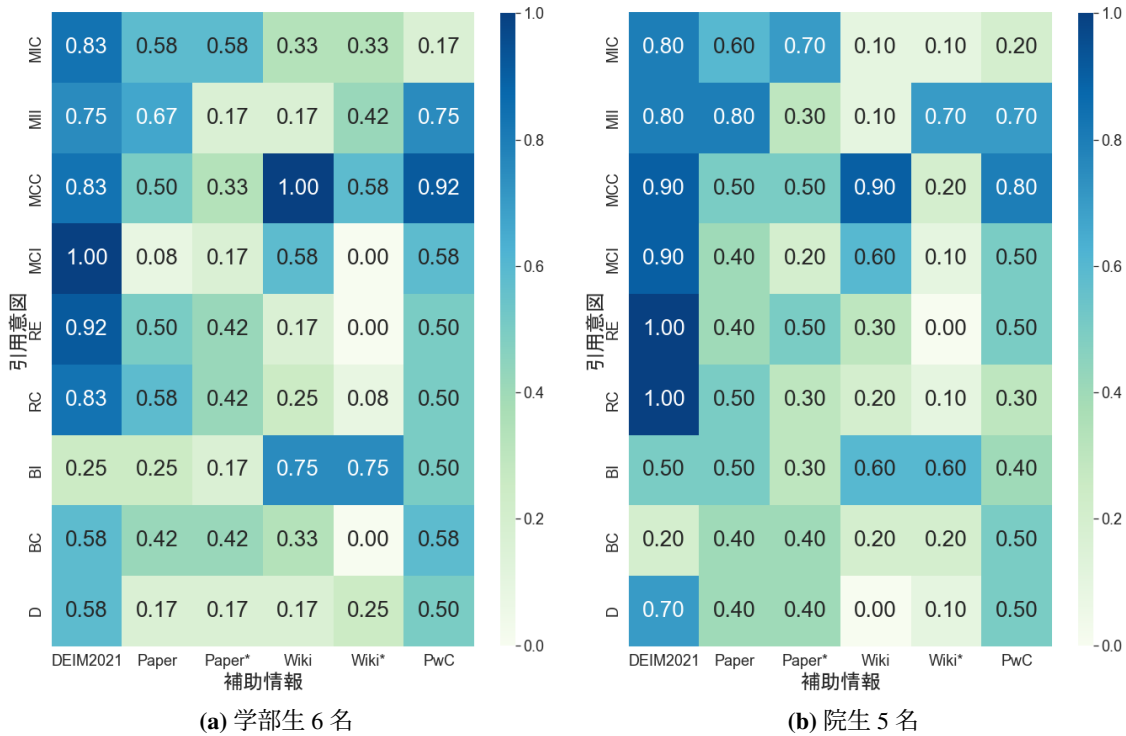


図 5: 論文 [12] で定義した引用意図において役立つ補助情報の割合

表 2: PwC の補助情報の中の役立つ文の割合

引用意図	記事の種類	学部生	院生
Method	名詞の記事	0.53	0.62
	アブストラクト	0.32	0.31
Data	名詞の記事	0.52	0.58
	アブストラクト	0.45	0.20

名詞を説明する記事か、引用論文のアブストラクトである。補助情報の中で役立つ文の割合を Papers with Code から取得した記事の種類別にまとめると表 2 となる。Papers with Code で名詞を説明する記事を得られたのが、Method と Data の 2 つの引用意図の引用箇所しかないため、表 2 の名詞の記事、アブストラクトでは 2 つの引用意図のみを示している。表 2 から、名詞を説明する記事を取得できた場合は、取得できずに引用論文のアブストラクトを使用した場合に比べて、学部生も院生も役立つと評価していることが分かる。

著者らが [12] で提案した手法で生成した補助情報と

本稿で検討した補助情報を比較する。[12] で提案した引用意図は表 3 にまとめた通り、Other を除くと 9 つある。[12] の被験者実験で筆者らが用いた論文 [13] の引用箇所 18 箇所において役立つ補助情報の割合を図 5 に示す。ただし、この引用意図は表 3 に示したものである。図 5(a), (b) は似た傾向を示している。例えば補助情報の DEIM2021 は、引用意図が BI や BC 以外では有用と評価されることが多い。また引用意図によって役立つ補助情報に違いがあり、例えば手法をあらわす引用意図の MCC と MIC では、引用意図が MCC の場合 Wiki, PwC が有用と評価された一方、引用意図が MIC の場合はあまり有用とは評価されなかった。

5.3 考察

図 1 では DEIM2021 の補助情報が役立つという割合が大きいが、図 2 の閲覧者に提供した補助情報の中で役立つ文の割合自体は他の補助情報に比べて高くない。これは、本稿で検討した補助情報は最大 3 文からなるが、DEIM2021 は引用意図によっては最大 7 文であるこ

表 3: [12] で定義された引用意図

対象クラス	抽象度クラス	関係性クラス	略称
Method	Instance	Comparison	MIC
		Introduction	MII
	Concept	Comparison	MCC
		Introduction	MCI
Result	Experiment	C/I ^{*a}	RE
	Conclusion	C/I	RC
Basis	Instance	C/I	BI
	Concept	C/I	BC
Data	I/C ^{*b}	C/I	D
Other	I/C	C/I	O

*a Comparison or Introduction

*b Instance or Concept

とが影響している。

図 3 において分散表現を利用して選択された文が、文脈を与える前後文よりも相対的に役立つと評価されたことは予想通りである。図 5 においても補助情報の DEIM2021 は、本稿で定義した引用意図 Method に含まれる MIC, MII, MCC, MCI いずれの引用意図でも役立つとの評価が多かった。これらの補助情報も分散表現を用いて計算した STS の大きい文を集めて生成したものであるため、図 3 の結果と矛盾しない。

PwC には引用論文の記事が登録されていることがあり、その記事では PwC に登録されている同種の手法を提案する論文やそれらの性能比較がまとめられている。そのため、引用論文のアブストラクトと同様に補助情報として有用性があると考えている。本稿の実験では情報源として引用論文の記事を利用しなかったが、この記事にあるこれらの要素を補助情報に加えることができれば、引用論文の位置づけなどの理解を促すことができよう。

6 まとめ

本稿では、初学者向けの学術論文閲覧支援のため、引用意図を利用して論文中の引用箇所を提示する補助情報を生成する手法について検討した。被験者実験において生成した補助情報は、引用意図、補助情報の情報源、生成方法によってその有用性は異なったが、例えば引用意図が Method の場合に、引用論文や Papers with Code の記事から生成した補助情報が有用であることなどが確認できた。評価実験ではまた、専門知識の差を考慮して被験者を学部生と大学院生の 2 グループに分けて同様の実験を実施したが、実験結果の差異はそれほど明確ではなかった。この点についてはさらに詳細な分析が必要と考えている。今後は、論文中の引用箇所の引用意図を推定した上で、本稿の知見に基づく論文閲覧支援機能を組み込んだ論文ブラウザを開発したい。

謝辞

本研究の一部は、科学研究費補助金基盤研究 (B)(課題番号 22H03904)、同基盤研究 (C)(課題番号 18K11989) および 2022 年度国立情報学研究所共同研究 (22FC01) の援助による。

参考文献

- [1] 鉢木稔浩, 太田学, 高須淳宏, “Web 資源を利用した学術論文閲覧支援システム,” 情報処理学会研究報告, Vol.2009-DBS-149, No. 14, pp. 1-6, 2009.
- [2] 鉢木稔浩, 太田学, 高須淳宏, “学術論文閲覧支援システムのための関連論文推薦,” 第 3 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2011), F9-4, 2011.
- [3] 阿辺川武, 相澤彰子, “脚注表示機能を備えた論文閲覧システム Sidenoter,” 第 20 回言語処理学会年次大会発表論文集, pp.796-799, 2014.
- [4] 阿辺川武, 相澤彰子, “内部構造解析機能と脚注表示機能を備えた論文閲覧システム,” 人工知能学会 第 7 回インタラクティブ情報アクセスと可視化マイニング研究会, pp.13-18, 2014.
- [5] 石井仁子, 太田学, 高須淳宏, “引用意図を利用した学術論文閲覧支援のための適切な被引用箇所の特定,” 第 7 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2015), F3-5, 2015.
- [6] Simone Teufel, Advait Siddharthan, and Dan Tidhar, “Automatic classification of citation function,” In Proceedings of the 2006 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2006), pp.103-110, 2006.
- [7] Jialong Han, Yan Song, Wayne Xin Zhao, Shuming Shi and Haisong Zhang, “hyperdoc2vec: Distributed Representations of Hypertext Documents,” In Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL 2018), pp.2384-2394, 2018.
- [8] Chandra Bhagavatula, Sergey Feldman, Russell Power and Waleed Ammar, “Content-Based Citation Recommendation,” In Proceedings of the 2018 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (NAACL 2018), pp.238-251, 2018.
- [9] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova, “BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding,” In Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (NAACL 2019), pp.4171-4186, 2019.
- [10] 杉本海人, 相澤彰子, “BERT-based Bi-Ranker による文脈を考慮した引用論文推薦,” 言語処理学会 第 27 回年次大会 (NLP2021), pp.816-820, 2021.
- [11] Reimers Nils and Gurevych Iryna, “Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks,” In Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2019), Association for Computational Linguistics, pp.3982-3992, 2019.
- [12] 西海真祥, 金澤輝一, 高須淳宏, 上野史, 太田学, “引用意図を利用した学術論文閲覧支援情報生成の一手法,” 第 13 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2021), C33-2, 2021.
- [13] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser and Illia Polosukhin, “Attention Is All You Need,” In Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), Vol. 30, pp. 6000-6010, 2017.
- [14] Ian J. Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, Yoshua Bengio “Generative Adversarial Networks,” In Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2014), Vol.2, pp.2672-2680, 2014.