

一括質問・答弁形式の議事録からの質問・答弁のリンクング

太刀岡勇気[†] 櫻 惇志[†]

[†] デンソーアイティラボラトリ 〒150-0002 東京都渋谷区渋谷 2-15-1 渋谷クロスタワー 28F
E-mail: †{tachioka.yuki,keyaki.atsushi}@core.d-itlab.co.jp

あらまし 一部の地方議会では、質問者が複数の質問をまとめて行い、複数の答弁者が自分の該当する箇所だけに答弁を行う一括質問・一括答弁方式がとられる。このような形式をとる議会の会議録は、質問と答弁が対応しておらず、利用者が質問に対する答弁を調べるのに不便である。NTCIR-16 QA Lab-PoliInfo-3 の QA Alignment は、一括質問・答弁方式を通常の一問一答形式に変換するタスクである。議事録は一文ずつ与えられるので、まず適当な段落に分け、質問・答弁のマッチングをとる必要がある。ここでは、議会の会議録に適したヒューリスティックによる段落分割法と、BM25・BERT の CLS に対応するベクトル・Wikipedia2Vec のコサイン類似度を用いた質問と答弁のリンクング方式を提案した。

キーワード 段落分割, BM25, BERT, Wikipedia2Vec, マッチング

1 はじめに

議会では、様々な政治的な課題の解決のために、いろいろな立場から話し合いが行われている。議会運営は公にされる必要があるため、その内容は会議録として一般に公開されている。ただし、会議の議事録は長くてすべてを読むことは現実的でないし、各々の興味ある部分のみを簡単に知りたいという要望がある。現在は都議会であれば、「都議会だより」のように、人手で抄録・要約を作成して配っているが、自然言語処理の技術を用いれば、議会議事録の構造理解や自動要約生成を行うこともできると考えられる。このような目的で QA Lab-Poliinfo では過去 2 回にわたって議会議事録を対象に、様々なタスクが提案され、自然言語処理技術を活用しての検討が盛んにおこなわれている [1], [2].

しかしながら一部の地方議会 (ここでは東京都議会) では質問者が複数の質問をまとめて行い、複数の答弁者が質問に対して自分の該当する箇所だけに答弁を行う一括質問・一括答弁方式がとられる。そのためこの形式の議会の議事録は質問と答弁が分割されておらず、利用者が質問に対する答弁を調べるのには手間がかかる。Poliinfo-3 の QA Alignment のタスクでは、東京都議会を対象として、一括質問・一括答弁形式の質問と答弁が与えられたとき、それぞれの質問と答弁を対応付けることを目的としている。これが自動でできれば自分の探している質問に対する答弁を探すのが容易になる。また同じ Poliinfo-3 では質問の要約から答弁の要約を生成する要約生成があるが、このタスクにも QA Alignment は有用である [3].

そこで、ここでは 3 節に示す質問と答弁の分割を行うための、議会の議事録に適したヒューリスティックを提案する。また 4,5 節に示す質問・答弁のマッチングを行うための、BM25 [4]・BERT [5]・Wikipedia2Vec [6] から算出される類似度によるリンクング方式を提案する。NTCIR-16 QA Lab-PoliInfo-3¹の

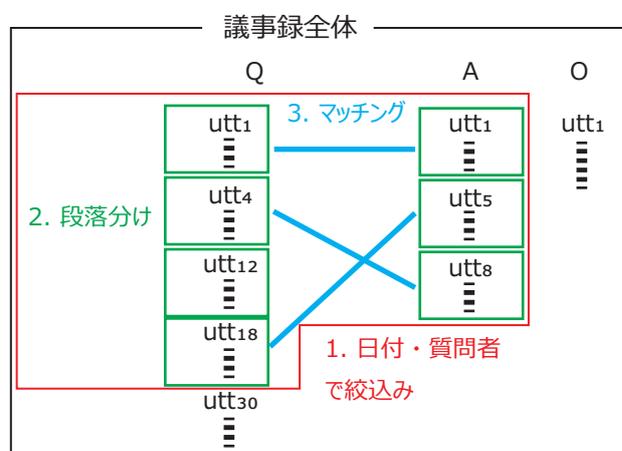


図 1 Linking questions and answers.

QA Alignment のタスク²に参加し、提案法の有効性を確認した。

全体の手順を図 1 に示す。議事録は 2 節に示すように 1 文ずつに分かれていて、Q/A/O のタグが付いている。まずは全体から日付と質問者 ID で該当箇所を絞り込む。その後、複数の文をまとめて段落分けを行う。これを Q/A のタグがつけられているものに対して行う。最後に Q と A の段落ごとにマッチングを行う。

ただし Q とタグ付けられていても、党の方針や自分の意見を述べるなど、必ずしも質問でない部分も少なくない。また答弁者は入れ替わり立ち代わり答弁するので、質問された順番に答弁していくわけではない。

1 : <https://poliinfo3.net/>

2 : <https://poliinfo3.net/tasks/qa-alignment/>

2 NTCIR-16 QA Lab-PoliInfo-3, QA Alignment のタスクについて

2.1 概要

QA Alignment のタスクでは、一括質問・一括答弁の形式をとる東京都議会の会議録を、一般的な一問一答形式に変換する。具体的には、対応する質問と答弁に同じ ID を付与することによって、質問と答弁の対応付けを行う。

2.2 データの仕様

入力データ (議会会議録 (JSON 形式)) の形式は、表 1 のようになっている。

2.2.1 質問の例

質問の例を示す。まず、すべての発言には日時と質問者の情報がつけられている。

```
{"Volume": "2011-2", "Number": "3",  
"Date": "2011-06-24",  
"Title": "平成二十三年東京都議会会議録第九号",  
"SpeakerPosition": "三十一番", "SpeakerName": "中村ひろし",  
"QuestionSpeaker": "中村ひろし (民主党)", "Speaker": "中村ひろし (民主党)", "QorA": "Q",  
"QuestionerID": "2011_02_g01"}
```

このようにここから質問者の ID (QuestionerID) と日付 (Date) 等の情報が得られる。また質問には Q というタグがつけられている。このタグがすべての発言に一文ずつつけられている。

発言は以下のように句点で区切られて一文ずついれられ、QAID という形でまとめられている。この QAID は、学習データについてはすべてつけられているが、評価データは -1 となっておりそれを推定する。話題が変わると QAID が 1 ずつインクリメントされる。

```
{"Utterance": "初めに、都政運営の方針について、都の財政運営について質問します。", "QAID": 1,  
"Utterance": "その財源は、基金からの繰り入れが約半分の七百五億円となっています。", "QAID": 1,  
...
```

```
"Utterance": "次に、都政の課題と「二〇二〇年の東京」について伺います。", "QAID": 2,
```

```
"Utterance": "今議会は都知事選挙後初の議会でもありますので、今後の都政の取り組みについて質問したいと思います。", "QAID": 2}
```

2.2.2 答弁の例

次に答弁についても、質問と同様に、答弁者の ID と日付がつけられている。QuestionerID と日付により、質問と答弁の該当箇所を議事録中から絞り込むことができる。

```
{"Volume": "2011-2", "Number": "3",  
"Date": "2011-06-24",  
"Title": "平成二十三年東京都議会会議録第九号",  
"SpeakerPosition": "財務局長", "SpeakerName": "安藤
```

立美",

```
"QuestionSpeaker": "中村ひろし (民主党)", "Speaker": "財務局長", "QorA": "A",  
"QuestionerID": "2011_02_g01"
```

```
"Utterance": "このたびの大震災は、都政を取り巻くあらゆる環境に根本的な変化をもたらすものであり、その対応は、今年度のみならず、来年度以降も含めた息の長い取り組みとなります。", "QAID": 1,
```

```
"Utterance": "したがって、財政環境の先行きを見通すことが困難な中にありますが、緊急対策の着実な実施を初め、都民の不安を払拭し、東京に活力を取り戻すという都政の使命を今後とも確実に果たしていくことが重要であります。", "QAID": 1}
```

質問ごとに答弁する答弁者が代わる場合には、SpeakerPosition/SpeakerName が代わる。対応する質問と答弁には同じ QAID がつけられている。答弁者 A が QAID の「1,3」について先に答え、答弁者 B が QAID の「2」について後から答えるということもよくあるため、必ずしも順番通りに QAID が増えていくわけではない。

```
{"SpeakerPosition": "知事本局長", "SpeakerName": "秋山俊行",
```

```
"QorA": "A", "QuestionerID": "2011_02_g01"
```

```
"Utterance": "「十年後の東京」計画の改定についてですが、これまで都は、「十年後の東京」計画のもと、環境、安全、福祉、産業などさまざまな分野で先進的な施策を推進してきましたが、計画期間が半ばを迎えたことに加え、東日本大震災によりまして新たな課題も明らかになってまいりました。", "QAID": 2
```

```
"Utterance": "こうした状況を踏まえまして、「十年後の東京」計画を改定し、東京を新たな成長軌道に乗せる道筋を示すことといたしました。", "QAID": 2}
```

2.2.3 解くべきタスク

タスク参加者は、上記の議会会議録中の QAID の値を埋めたものをリーダーボードに提出し、正解の質問文と答弁文のペアの数に基づく F 値・適合率・再現率で性能が評価される⁴。評価はサーバー上で行われ、5 回/日しか評価できない。

3 質問と答弁の分割法

議会の質問と答弁はある程度フォーマットがあるため、正規表現を用いることで精度よく分割できる。

3.1 文頭・文末の定型句による段落の開始

まずは段落が開始される表現である。文頭に
r'`まず [^は]|`最初に|`初めに|`次に|`次いで|`続いて|`続きまして|`最後に(に|で)|`終わりに|`なお、[,], +質問|^`[一二三四五六七八九十]+(点|間) 目|^`[,]+について(す|あります|ございます)(が|けれど)|`終わり(ま|で) す。\$|^`以上で|^`ありがとうございます`

4: 正解データは、都議会ネットレポートにおける対応付けから作られている。

表 1 入力データの形式 (<https://poliinfo3.net/tasks/qa-alignment/> より転載).

フィールド名	説明	備考
Volume	年, 回	会議録の表記, 何年の第何回定例会かを表す
Number	号	会議録の表記, 何日目かを表す
Date	日付	yyyy-mm-dd
Title	会議録の表題	会議録の表記
SpeakerPosition	発言者の議席番号または役職	会議録の表記
SpeakerName	発言者の氏名	会議録の表記
QuestionSpeaker	発言に対応する質問者の氏名と役職	QuestionSpeaker と同様だが異なる会議を通じても一意の値は Q(質問者), A(答弁者), O(その他) のいずれか
Speaker	発言者の氏名と役職	
QuestionerID	発言に対応する質問者の氏名と役職	
QorA	発言者の識別	
Utterance	発言	
QAID	質問答弁 ID	対応する質問と答弁に同じ正の整数が付与される。 ³

がある場合, 新たに段落を始める. ただし「まず」は複数のステップを説明する場合の冒頭にも使われるので, 2 回目以降に現れた場合には段落分けの対象としない. 質問の冒頭は $r'([一二三四五六七八九十]+)(点|問)$ の [御ご]?質問' のように, 何問聞かか明示してから始めることが多い. ただし, 実際には最初に言った数より多く質問する場合もあるので, ここでの数字をもとにしての分割は行わない.

文末に

r' について再?質問します. \$|^{\wedge}[\wedge,]\{,10\}\$ でございます. \$|^{\wedge}\$ (に関して|^{\wedge}について)(のご質問|^{\wedge}のお尋ね|^{\wedge}のご指摘)?(で|^{\wedge}が) (あり|^{\wedge}ござい)ま (した|^{\wedge}す). \$|^{\wedge}\$ 一言申し上げます|^{\wedge} がある場合も, 新たに段落を始める.

特殊な表現として, 以下のような慣用表現があり, これも新たに段落を始める.

r' (^{\wedge}また, .+|^{\wedge}[\wedge,]\{,10\})(\p{Script=Han}|見直し|^{\wedge}こと)も (必要|^{\wedge}重要) です. \$|^{\wedge}\$

ただし, 以下のような表現を含む場合には段落を区切らない. r' (^{\wedge}まず.+?(べき|^{\wedge}ており)|^{\wedge}こちらでございませう.)

3.2 文末の定型句による段落の終了

以下のような表現で終わっている場合には段落が終了し, 次の文から新しい段落が始まる.

r' (お?伺い|^{\wedge}お尋ね)を?(いたし|^{\wedge}し|^{\wedge}し?たいと思ひ)?ます. \$|^{\wedge}\$ 伺います. \$|^{\wedge}\$ 伺いたい. \$|^{\wedge}\$ (お示し|^{\wedge}答えて|^{\wedge}お答え|^{\wedge}お述べ|^{\wedge}ご説明|^{\wedge}示して|^{\wedge}お聞かせ)(ください|^{\wedge}願ひます). \$|^{\wedge}\$ (見解|^{\wedge}所見|^{\wedge}答弁|^{\wedge}認識)を(お願ひし|^{\wedge}求め|^{\wedge}伺ひ)ます. \$|^{\wedge}\$ (いかがお考えで|^{\wedge}いかがで|^{\wedge}どうで)(しょうか|^{\wedge}すか). \$|^{\wedge}\$ (要望を?|^{\wedge}して|^{\wedge}しておき|^{\wedge}し|^{\wedge}ささせていただきます)|求めておき)ます. \$|^{\wedge}\$ (対応する|^{\wedge}認識している|^{\wedge}どう [^{\wedge},]+) のですか. \$|^{\wedge}\$ (対応し|^{\wedge}認識し|^{\wedge}どう [^{\wedge},]+)(てい)?ますか. \$|^{\wedge}\$ 必要ではないでしょうか. \$|^{\wedge}\$ ではありませんか. \$|^{\wedge}\$.+質問を (終わり|^{\wedge}終了し) ます. \$|^{\wedge}\$ 所存でございませう. \$|^{\wedge}\$

ただし,

r' (^{\wedge}そこで|^{\wedge}関連?して)(お?伺い|^{\wedge}お尋ね)を?(ささせていただきます|^{\wedge}いたし|^{\wedge}し)?ます. \$|^{\wedge}\$

の場合は, つなぎの文であって段落終了でない.

また当該の文が

r' (考えており|^{\wedge}まいり|^{\wedge}と)ころであり|^{\wedge}所存でござい|^{\wedge}必要がござい)ます. \$|^{\wedge}\$

のようになっており, 次の文が

r' (^{\wedge}[\wedge,]+につ (きまし|^{\wedge}い) て|^{\wedge}[\wedge,]+でございませう

の場合には話題転換しているため, 当該の文で段落を終了する.

3.3 孤立文の分割

以下の文は, 孤立して使われるため, 一文で 1 段落をなすものとして扱う.

r' (^{\wedge}また, .+(いかがで|^{\wedge}どうで)(しょうか|^{\wedge}すか). \$|^{\wedge}\$

3.4 不要文の削除

以下の文は不要であるため, 段落分けから排除する.

r' (ありがとうございませう. |^{\wedge}(.{\wedge},5の)* (見解|^{\wedge}所見|^{\wedge}答弁)を(お伺ひ|^{\wedge}求め), 再?質問を終ります. \$|^{\wedge}\$ 以上.* (です|^{\wedge}ます|^{\wedge}でした|^{\wedge}ました). \$|^{\wedge}\$ (終了|^{\wedge}終わり) ます. |質疑を終えます. | (他|^{\wedge}その他|^{\wedge}残余) のご?質問|^{\wedge}議員の (一般|^{\wedge}代表|^{\wedge}ご)? 質問にお答えを?(申し上げ|^{\wedge}いたし) ます. \$|^{\wedge}\$ 再質問を留保して, ?質問を終ります. \$|^{\wedge}\$ 再質問に (ついて)?お答えを?いたします. \$|^{\wedge}\$ |^{\wedge}(.{\wedge},5)に|^{\wedge}.+を代表して?.*)?, ?再?質問を?(いた|^{\wedge}留保)?します. \$|^{\wedge}\$ 以上で再?質問を終ります. \$|^{\wedge}\$ お静かに願ひます. \$|^{\wedge}\$ ご清聴|^{\wedge}議長, よろしく願ひます. \$|^{\wedge}\$ 発言する者あり'

3.5 段落の併合

このようにして分割を行うと, 細かく分かれすぎてしまうことがある. そこで最後に段落の併合処理を行う. 具体的には, 以下の正規表現に当てはまる一文が一段落をなしていた場合, 次の段落に編入する.

r' (^{\wedge}まず|^{\wedge}最初に|^{\wedge}初めに|^{\wedge}次に|^{\wedge}次いで|^{\wedge}最後に|^{\wedge}終わりに|^{\wedge}そこで).* (伺ひ [^{\wedge},]* |関連?して伺ひ|^{\wedge}お尋ね [^{\wedge},]* |申し上げ) ます. \$|^{\wedge}\$.+について.* (です. |伺ひ [^{\wedge},]* ます. |お尋ね|^{\wedge}答え)(いたし|^{\wedge}し|^{\wedge}させていただきます) ます. |質問 (を|^{\wedge}にお答え)?(いた)?します.)|^{\wedge} (について|^{\wedge}質問 [^{\wedge},]*) ございませう (した|^{\wedge}す). \$|^{\wedge}\$

また, 以下の正規表現に当てはまる一文が一段落をなしてい

た場合は、前の段落に結合する。

r'(こう|そう)した|お答えください。\$(|お?伺い|お尋ね)を?(いたし|し|し?たいと思ひ)?ます。\$(|いかがで|どうで)(しょうか|すか)。\$(|ではありませんか。\$'

4 質問と答弁のリンキング (特徴量)

4.1 n-gram

オーガナイザーによるベースラインは文字単位の n-gram であるが、これは結果のところで示すようにあまり性能がよくないため、MeCab⁵により形態素解析をおこない、「記号」を除いた形態素から n-gram のセットを作る。文書間で共通の n-gram の個数を計算することで一致度を算出する。

4.2 BM25

同じく MeCab により形態素解析をおこない、「記号」「助動詞」「助詞」を除いた形態素から BM25 [4] を推定する。BM25 は情報検索に用いる指標で、単語出現頻度 (TF) と逆文書頻度 (IDF) に加えて文書の総単語数を用いるもので、一般的に TF-IDF よりも性能が良いとされている。得られた BM25 から質問と答弁の間のコサイン類似度を計算することで一致度を算出する。

4.3 BERT

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) [5] は文を単語ごとに埋め込み表現に変換するモデルである。特に文頭には “CLS” という特殊トークンがつけられ、文全体の意味を表すようなベクトルが得られることから文書分類ができることが知られている [5]。CLS に対応するベクトル間のコサイン類似度を計算することで一致度を算出する。

4.4 Wikipedia2Vec の利用

Wikipedia2Vec [6] は、wikipedia に現れる単語とエンティティをそれらの類似度を考慮して埋め込み表現を獲得できる方法である。通常の word2vec 等よりも類似度が考慮できることから、幅広いタスクでその有効性が示されており、QA タスクへの応用もされている [7]。

5 質問と答弁のリンキング (事前処理とマッチング)

5.1 テーマによるマージ

同じことについて言っている段落が分割されてしまうと性能が低下する。正規表現「r'(.+?) についての」で当てはまる箇所は、質問・答弁のテーマである可能性が高い。そこで、この箇所に当てはまるもの (テーマ) が異なる段落で同じ場合、段落をマージする。

5.2 事前リンク

前節で抽出したテーマをもとに、テーマが質問と答弁で合致するもの同士を事前にリンクさせて置き、それ以外のもののみ

5 : <https://taku910.github.io/mecab/>

表 2 分割法の違いによるスコア。

	F score	precision	recall
baseline	0.6166	0.5991	0.6437
分割ルール見直し	0.7458	0.7606	0.7349

をマッチングアルゴリズムによりマッチングする。

5.3 質問・答弁の数合わせ

質問の方が多い場合、割り当てられていない質問を一番類似度が高いものにマージする。答弁の方が多い場合、類似度が近いものから順番にマージしていき、答弁の数を減らす。

5.4 マッチング

研修医と医局のマッチングアルゴリズム⁶ [8] により、質問と答弁の段落を結びつける。1 対 1 のマッチングを行うものがベースラインであるが、質問数と答弁数が異なる場合にはどちらかが余ることになる。そこで、多対 1 のマッチングを行うことを考える。その際、質問複数に答弁 1 を結びつけるか、質問 1 に答弁複数を結びつけるかで性能が異なることが予測されるため、比較を行う。

6 実験

6.1 実験条件

NTCIR-16 QA Lab-PoliInfo-3 では、“dry run” と “formal run” が用意されているが、“formal run” のみ “formal run” 終了後に正解データが公開され手元で評価可能なので、“formal run” データで性能を検証する。

BM25 のモデルに関しては、国会の会議録を『ひまわり』用にインポートしたデータ⁷から、「本会議」「予算委員会」の両方のデータを用いて学習した。

BERT に関しては、日本語で pretrain された BERT は配布されている⁸ものの、有用な cls を得るためには、何らかの文書分類タスクで fine-tuning する必要がある。ここでは適切なものが用意できなかったため、livedoor ニュースコーパス⁹でのニュースの 9 分類タスクで pretrain 済みの BERT を fine-tune した。

Wikipedia2Vec に関しては、web 上の手順¹⁰に従い学習した。100 次元のものと 300 次元のものを比較した。

6.2 結果と考察

表 2 に分割法の違いによるスコアを示す。類似度は baseline と同じ文字 n-gram である。分割ルールの見直しが非常に効果的であり、F 値を約 0.13 改善した。

表 3 に類似度の違いによるスコアを示す。単語 n-gram に変更することで、F 値が 0.022 程度改善した。BM25 は性能を大

6 : <https://pyipi.org/project/matching/>

7 : <https://csd.ninjal.ac.jp/lrc/index.php>

8 : <https://www.nlp.ecei.tohoku.ac.jp/news-release/3284/>

9 : <https://www.rondhuit.com/download.html#1dccc>

10 : <https://wikipedia2vec.github.io/wikipedia2vec/>

表 3 類似度の違いによるスコア.

	F score	precision	recall
単語 n-gram	0.7677	0.7861	0.7533
BM25	0.8348	0.8739	0.8045
BERT	0.5968	0.6187	0.5799
W2V (100 次元)	0.6821	0.7139	0.6575
W2V (300 次元)	0.7382	0.7659	0.7160

表 4 マッチングの違いによるスコア.

	F score	precision	recall
1 対 1	0.8348	0.8739	0.8045
多対 1	0.8212	0.8241	0.8210
1 対多	0.8081	0.8388	0.7891
テーマによるマージ	0.8280	0.8639	0.8004
事前リンク	0.8323	0.8704	0.8020
数合わせ (質問)	0.8337	0.8574	0.8151
数合わせ (答弁)	0.8343	0.8705	0.8069

大きく改善した。BM25 は国会議事録でモデル化したのが奏功した可能性がある。これは “formal run” 参加者中首位の性能である。BERT は大きく性能が低下した。fine-tuning のタスクが適当でなかったためと考えられる。また、段落の全文が文字数制限で BERT に入らなかったことが影響している可能性がある。質問応答ともに要約を行ったのちに BERT に入力することで、この問題を改善できる可能性がある。Wikipedia2Vec(図中 W2V) も n-gram に劣った。100 次元よりも 300 次元のものが性能が高く、コサイン類似度を用いる場合には次元が高い方が有効であることがわかる。

表 4(上段) にマッチングの違いによるスコアを示す。「多対 1」は、マッチングの受入数を質問の方を 2 にする。すなわち、質問 2 つに答弁を 1 つマッチングできるようにする。recall は改善したが、precision が大きく落ちたため F 値は低下した。次に、マッチングの受入数を答弁の方を 2 にする。すなわち、質問 1 つに答弁を 2 つマッチングできるようにする。これは「多対 1」と比べ、precision は若干の改善がみられたものの、F 値は悪化した。そのため 1 対 1 のマッチングが一番良いことがわかった。

次に事前の処理を 4 通り行った。表 4(下段) に結果を示す。まずはテーマによるマージである。これは同じテーマをまとめて 1 段落にするものであるが、全体的に性能が低下している。事前リンクはテーマによって (マッチングによらず) 質問と答弁をリンクさせてしまう方法であるが、ほとんど性能に差がみられなかった。数合わせに関しては、質問の数合わせをすると recall が、答弁の数合わせをすると precision が良くなる傾向がみられるが、F 値としては大差ない。

7 ま と め

一括質問・答弁形式の議会の会議録を一問一答形式に変換することを目的に、段落分け、リンキングの方式検討を行った。NTCIR-16 QA Lab-PoliInfo-3 の “formal run” で、性能を検証した。結果的に分割ルールを見直すことで、F 値が約 0.13 向

上し、特徴量を単語 n-gram に代えると 0.22 の向上、BM25 に代えると 0.089 の向上がみられた。BERT と Wikipedia2Vec は議事録でないデータで学習したためか、BM25 に比べて性能が低かった。マッチングに関しても様々検討し、テーマを利用した方法や、数合わせも試したが、結局 1 対 1 のマッチングが最も F 値が高い結果となった。

文 献

- [1] Y. Kimura, H. Shibuki, H. Ototake, Y. Uchida, K. Takamaru, K. Sakamoto, M. Ishioroshi, T. Mitamura, N. Kando, T. Mori, H. Yuasa, S. Sekine, and K. Inui, “Overview of the NTCIR-14 QA lab-poliinfo task,” Proceedings of the 14th NTCIR Conference on Evaluation of Information Access Technologies, pp.121–140, 2019.
- [2] Y. Kimura, H. Shibuki, H. Ototake, Y. Uchida, K. Takamaru, M. Ishioroshi, T. Mitamura, M. Yoshioka, T. Akiba, Y. Ogawa, M. Sasaki, K. Yokote, T. Mori, K. Araki, S. Sekine, and N. Kando, “Overview of the NTCIR-15 QA lab-poliinfo-2 task,” Proceedings of the 15th NTCIR Conference on Evaluation of Information Access Technologies, pp.101–112, 2020.
- [3] 榎 惇志 and 太刀岡 勇気, “T5 を用いた一括質問・答弁形式の議事録からの答弁の要約,” 第 14 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM 2022), 2022.
- [4] S. Robertson and H. Zaragoza, “The probabilistic relevance framework: BM25 and beyond,” Journal Foundations and Trends in Information Retrieval, pp.333–389, 2009.
- [5] J. Devlin, M.W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, “BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding,” Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, pp.4171–4186, 2019.
- [6] I. Yamada, A. Asai, J. Sakuma, H. Shindo, H. Takeda, Y. Takefuji, and Y. Matsumoto, “Wikipedia2Vec: An efficient toolkit for learning and visualizing the embeddings of words and entities from Wikipedia,” Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: System Demonstrations, pp.23–30, Association for Computational Linguistics, 2020.
- [7] N. Poerner, U. Waltinger, and H. Schütze, “E-BERT: Efficient-yet-effective entity embeddings for BERT,” Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2020, Online, pp.803–818, Association for Computational Linguistics, 2020.
- [8] D. Gale and L. Shapley, “College admissions and the stability of marriage,” American Mathematical Monthly, vol.92, pp.261–268, 1962.