

日常的なイベントの因果関係と推移関係に関する知識の獲得

石槻 勇登 杉本徹

芝浦工業大学 工学部

1. 研究背景と目的

より知的な対話システムの実現には、人間とシステムの間で知識が共有されている必要がある。特に雑談対話システムのような非タスク志向型の対話システムは、例えば「仕事から家に帰る」というイベントの後に「晩御飯を食べる」というイベントが発生するというような、あるイベントが起きた後にどのようなイベントが起こる可能性が高いのかを知識として扱えるようにすることでスムーズな会話の実現が期待される。

イベントの関係に関する知識を獲得する先行研究として、新聞記事を対象としたもの[1]や、ブログを対象としたもの[2]があるが、本研究ではツイートを対象とすることで人々が日常的に体験するイベントに関する知識を幅広く獲得することを目指す。

2. 研究内容

2.1 イベントの定義

本研究において、少なくとも 1 つの格要素を含み末尾が動詞、形容詞、形容動詞である節をイベントと定義する。

例えば、「今日、ラーメンを食べた」という節であれば、格要素として「ラーメン」が含まれており、末尾は述語の「食べる」であるため、イベントの条件を満たしていることになる。

2.2 イベントペアの抽出

ツイートコーパスから手がかり表現「ので」と「から」を用いてイベントペアを抽出する。ツイートに手がかり表現が含まれている場合、手がかり表現の前にある節をイベント A、後ろにある節をイベント B とし、A と B が次の条件を満たすときイベントペアとして抽出する。

- (1) イベント A の最後の文字が「た」である
- (2) イベント A の単語数が 4 以上 10 以下
- (3) イベント B の単語数が 3 以上 10 以下

この条件のもと、最終的に約 20 万件のイベントペアを抽出した。

イベントペアの抽出例を表 1 に示す。例えば「お腹が空いたのでパスタを食べます」というツイートから「お腹が空いた」→「パスタを食べます」というイベントペアが抽出される。

表 1 イベントペアの抽出例

ツイート	イベントA	手がかり表現	イベントB
お腹が空いたのでパスタを食べます	お腹が空いた	ので	パスタを食べます
1時頃に寝たから目覚めがいい	1時頃に寝た	から	目覚めがいい

2.3 イベント間の類似度計算

抽出したイベントのうち内容が似たものを検出して統合するためにイベント間の類似度計算を行う。本研究では以下に述べる 3 つの手法で類似度計算を行う。

2.3.1 格要素と述語を用いた類似度計算

イベント A とイベント A' の類似度を計算する場合、Word2Vec[3]を用いて学習したイベントの格要素の分散表現を獲得し、コサイン類似度を計算する。また、述語の類似度も同様に求め、格要素の類似度と述語の類似度の合計をイベント間の類似度とする。格要素の比較は直後の格助詞が同じ場合のみ行う。

2.3.2 Doc2Vec, Sentence-BERT を用いた類似度計算

Doc2Vec[4], Sentence-BERT[5]を用いてイベントの分散表現を獲得し、イベントの分散表現間のコサイン類似度をイベント間の類似度とする。Doc2Vec と Sentence-BERT (SBERT) は公開されているモデル[6][7]を使用した。

2.4 発生しやすいイベントペアの獲得

本研究は入力したイベントに対し、そのイベントの後に発生しやすいイベントと組にしたイベントペアを獲得することを目的としている。そこで、「コーパス中に多く出現するイベントペア」＝「一般に発生しやすいイベントペア」という仮説のもと、以下の手順でイベントの入力からイベントペアの出力を行う。

- ① イベント X を入力する。
- ② イベント X と、手がかり表現を用いて獲得したイベント A との間でそれぞれ類似度計算をする。なお、類似度計算は 3 つの手法ご

とにそれぞれ行う。

- ③ イベント X との類似度が表 2 に示す閾値 I を超えたイベント A とペアになっているイベント B を抽出する。なお、良質なイベントペアを抽出するため、抽出されたイベント B が 300 件を超えた場合は閾値をより高い値に設定して改めて抽出する。
- ④ ③で抽出したイベント B からイベントを 1 つ選ぶ。
- ⑤ ④で選んだイベント B と③で抽出したその他の全てのイベント B との間で類似度計算をし、類似度の合計を求めて④で選んだイベント B のスコアとする。
- ⑥ ④～⑤を③で抽出した全てのイベント B に対して行う。
- ⑦ イベント B_i のスコアが高い順にイベント $X \rightarrow$ イベント B_i というイベントペアを 5 件出力する。ただし、似たイベントペアばかり出力されるのを防ぐため、既に出済みのイベントとの類似度が表 2 に示す閾値 II よりも高い場合は出力しない。

「お腹が空いた」というイベントを入力とした場合に類似度計算手法 1 を用いて獲得したイベントペアの出力例を表 3 に示す。

表 2 各手法の閾値

手法	閾値 I	閾値 II
手法1: 格要素と述語	1.5	1.5
手法2: Doc2Vec	0.7	0.75
手法3: SBERT	0.7	0.75

表 3 イベントペアの出力例

	イベントペア
1	「お腹が空いた」→「今からご飯を食べます」
2	「お腹が空いた」→「卵とチーズと納豆を混ぜて焼きます」
3	「お腹が空いた」→「プリンを食べる」
4	「お腹が空いた」→「お酒を飲もう」
5	「お腹が空いた」→「お夜食にと軽く蕎麦を作った」

3. 評価実験

3.1 評価方法

20 件の評価用イベントから獲得したイベントペアに対し、因果関係と推移関係の観点で評価実験を行った。なお、実験は 6 名の被験者に対してアンケート形式で行う。

因果関係の評価はイベントペアが「原因と結果の関係」にあるかどうかを 3 段階で評価し、「因果関係にある」場合は 3 ポイント、「文脈依存」の場合は 2 ポイント、「因果関係にない」場合は 1 ポイントとする。

推移関係の評価は先行研究[2]を参考に、イベントペアの起こりやすさを「起こりやすい」(5)

から「起こりにくい」(1)の 5 段階で評価する。

3.2 評価結果

類似度計算手法ごとの評価点の平均を表 4 に示す。因果関係と推移関係の両方において手法 3 が最も良い結果であった。

表 4 イベントペアの評価結果

手法	因果関係	推移関係
手法1: 格要素と述語	2.00	2.94
手法2: Doc2Vec	1.96	2.93
手法3: SBERT	2.27	3.41

4. 考察

手法 1 と手法 2 において良い結果が得られなかった要因として閾値 I の設定が適切ではなかった可能性があげられる。また、コーパスから獲得したイベントペアの数が少ないことや、評価用イベントをコーパスから獲得したイベントペアの中からランダムで抽出したことによって、趣旨が曖昧なイベントや一般に発生しにくいイベントといった、評価に適さないイベントが評価用イベントの中に含まれていたことも評価値が下がった要因であると考えられる。

5. おわりに

本研究では、ツイートコーパスから一般に発生しやすいイベントペアに関する知識を獲得する手法を提案した。今後は手がかり表現ごとに獲得できるイベントペアの特徴を分析し、結果の向上を目指していきたい。また、本研究で獲得した知識の対話システムなどへの応用も目指していきたい。

参考文献

- [1] 富田拓実, 那須川里紗, 谷津元樹, 原田実, “因果関係・推移関係コーパスの生成とそれを用いた未来事象の予測”, 情報処理学会第 80 回全国大会論文集, Vol. 2018, No. 1, pp. 307-308, 2018
- [2] 瀧下祥, Rafal Rzepka, 荒木健治, “単語の分散表現を用いた日本語イベント連鎖の自動構築”, 言語処理学会第 25 回年次大会, 2019
- [3] T. Mikolov, et al., “Distributed representations of words and phrases and their compositionality”, NIPS, 2013
- [4] Quoc V. Le, Tomas Mikolov, “Distributed Representations of Sentences and Documents”, ICML, 2014
- [5] Nils Reimers, Iryna Gurevych, “Sentence-BERT: Sentence Embeddings using Siamese BERT-Networks”, EMNLP, 2019
- [6] “日本語 WIKIPEDIA で学習した DOC2VEC モデル”, https://yag-ays.github.io/project/pretrained_doc2vec_wikipedia/
- [7] “【日本語モデル付き】2020 年に自然言語処理をする人にお勧めしたい文ベクトルモデル”, <https://qiita.com/sonoisa/items/1df94d0a98cd4f209051>