

## 日常的なイベントに関する因果関係ネットワークの構築とその応用

石槻 勇登\* 米山 修司\*\* 杉本 徹\*\*\*

芝浦工業大学大学院\* 聖霊女子短期大学\*\* 芝浦工業大学\*\*\*

## 1. 研究背景と目的

X(旧 Twitter)には人々が日常的に体験した出来事が日々投稿されており、その数も膨大である。そこで本研究では CaboCha による係り受け解析と SentenceBERT による分散表現を用いてこれらの投稿を解析し、日常的なイベントに関する因果関係ネットワークを構築した。さらに、構築した因果関係ネットワークとポジネガ分類器を用いて、あるイベントが発生したあとに起きるトラブルを予測するタスクと、ネガティブなイベントが発生した場合の解決策を提示するタスクに取り組んだ。先行研究として不満調査データセットを利用してイベントの原因・結果・解決策を集約した研究[1]があるが、本研究では、大規模な SNS データセットを利用することでより日常的なイベントに対応することを目的としている。

## 2. 研究内容

## 2.1 因果関係ネットワークの構築

## 2.1.1 知識獲得システム

著者が行った研究[2]にて作成した知識獲得システムを利用して因果関係ネットワークを構築する。知識獲得システムとは、日常的なイベントに関する因果関係知識を獲得するシステムであり、入力したイベントのあとに発生する可能性の高いイベントを出力するシステムである。表 1 に「お腹が空いた」を入力としたときの知識獲得システムの出力結果を示す。

表 1 知識獲得システムの出力結果

順位	結果イベント
1	ご飯を食べます
2	コンビニでパンを買った
3	パンを食べます
4	お腹が空きました
5	力が出ない

Construction and application of a causal relation network on daily events

Yuto Ishitsuki\*, Shuji Yoneyama\*\*, Toru Sugimoto\*\*\*

\*Graduate School of Engineering and Science, Shibaura Institute of Technology

\*\*Seirei Women's Junior College

\*\*\*Shibaura Institute of Technology

## 2.1.2 ポジネガ分類器

本研究では、大規模な日本語ツイートコーパスを使って事前学習された BERT モデル[3]をファインチューニングしてポジネガ分類器を構築した。ファインチューニングで使用したデータは WRIME[4]である。

WRIME では、テキストに「強いネガティブ」「ネガティブ」「ニュートラル」「ポジティブ」「強いポジティブ」の 5 段階の感情極性が付与されており、本研究では「ネガティブ」「ニュートラル」「ポジティブ」の 3 つに付与し直して学習に使用した。

## 2.1.3 ノードとエッジの作成

知識獲得システムを利用して因果関係ネットワークを構築する。手順は以下の通りである。

- ① ツイートコーパスを係り受け解析することによって、「お腹が空いた」→「ご飯を食べます」のような原因イベントと結果イベントからなるイベントペアを獲得する。
- ② SentenceBERT を用いて全ての原因イベントと結果イベントの分散表現を獲得する。
- ③ 原因イベントと結果イベントをそれぞれクラスタリングし、最後に全体をまとめてクラスタリングする。
- ④ クラスタ内の要素の分散表現の重心を取り、重心と最もコサイン類似度が高い要素をクラスタの代表とする。
- ⑤ クラスタをネットワークのノードとし、ノードの代表を知識獲得システムへ入力して上位 10 件の因果関係知識を獲得する。
- ⑥ 知識獲得システムに入力したノードから、獲得した因果関係知識と最もコサイン類似度が高いノードに向かってエッジを作成する。
- ⑦ すべてのノードに対してポジネガ分類を行い、ポジティブ、ニュートラル、ネガティブのいずれかに分類する。

図 1 にノード「お酒を飲んだ」周辺のネットワークの一部を示す。ノードの色はポジネガ分類の結果を示しており、赤はポジティブ、黒はニュートラル、青はネガティブである。



図1 因果関係ネットワークの一部

## 2.2 トラブル予測タスク

このタスクでは、ネガティブなイベントをトラブルとし、何らかのイベントが発生したあとに発生する可能性のあるネガティブなイベントを因果関係ネットワークを利用して予測する。

イベント A が発生したあとにネガティブなイベント B が発生するという因果関係がある場合はイベント B をトラブルとして予測する。「お酒を飲んだ」を入力とした場合、「お酒を飲んだ」→「頭が痛いです」という因果関係がネットワークに含まれているため、「お酒を飲んだ」のあとに予測されるトラブルは「頭が痛いです」となる。

## 2.3 解決策提示タスク

このタスクでは、ネガティブな状態を解決するための行動を因果関係ネットワークを利用して提示する。本研究では、ネガティブなイベント A が発生したあとにイベント B が発生し、その後にポジティブなイベント C が発生するという因果関係がある場合はイベント B がネガティブなイベント A の解決策であるとする。「腰が痛いです」を入力とした場合、「腰が痛いです」→「整体へ行く」→「体が軽い」という因果関係がネットワークに含まれているため、「腰が痛いです」というネガティブなイベントの解決策は「整体へ行く」となる。なお、解決策となるイベントはニュートラルかポジティブなイベントに限る。

## 3. 評価実験

### 3.1 評価方法

評価実験ではそれぞれのタスクで自由にクエリを入力してもらい、クエリと最もコサイン類似度が高いノードを代わりに入力としてタスク

を実行した。提示したトラブルまたは解決策が「とてもあてはまる」場合は 4 ポイント、「ややあてはまる」場合は 3、「どちらでもない」場合は 2、「あまりあてはまらない」場合は 1、「全く当てはまらない」場合は 0 とした。

### 3.2 評価結果

13 人の実験協力者による評価ポイントの平均に 25 をかけた値をスコアとした結果を表 2 に示す。トラブル予測タスクの評価スコアが低かったことの原因として、因果関係ネットワークの不正確さが挙げられる。また、0 ポイントと評価された例として「車に乗った」→「帰りたと思う」のトラブル予測があるが、「帰りたと思う」のように極性の弱いイベントをトラブルと予測していることも原因だと考えられるため、極性の強いもののみをトラブルとして予測することで精度の向上が期待できる。

表 2 評価結果

	スコア (0-100)
トラブル予測タスク	47.20
解決策提示タスク	71.03

## 4. まとめ

本研究では、ツイートコーパスと知識獲得システムを利用して因果関係ネットワークを構築し、トラブル予測タスクと解決策提示タスクに取り組んだ。因果関係ネットワークを構築することで様々なタスクに取り組むことができるようになったが、トラブル予測タスクでは良い精度を得ることができなかつた。今後はより正確で大規模な因果関係ネットワークを構築することを目指す。

## 参考文献

- [1] 清丸寛一, 上田暢大, 児玉貴志ほか, “因果関係グラフ: 構造的言語処理に基づくイベントの原因・結果・解決策の集約”, 言語処理学会第 26 回年次大会, 2020
- [2] 石槻勇登, 米山修司, 杉本徹, “因果関係に関する知識のツイートからの獲得とそのトラブル予測への応用”, 情報処理学会第 85 回全国大会, 2023
- [3] “hottoSNS-BERT: 大規模日本語 SNS コーパスによる文分散表現モデル”, <https://github.com/hottolink/hottoSNS-bert>
- [4] 宮内裕人, 鈴木陽也, 秋山和輝ほか, “主観と客観の感情極性分類のための日本語データセット”, 言語処理学会第 28 回年次大会, 2022