

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

清丸 寛一[†] 植田 暢大[†] 児玉 貴志[†] 田中 佑[†] 岸本 裕大[†] 田中 リベカ[†] 河原 大輔[†] 黒橋 禎夫^{†‡}

[†]京都大学 [‡]科学技術振興機構 CREST

{kiyomaru, ueda, kodama, ytanaka, kishimoto, tanaka, dk, kuro}@nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp

1 はじめに

情報を整理することはさまざまな価値を生み出す。商品・サービスのレビューを整理すれば、それは人々の消費の判断基準となる。社会問題の因果関係を整理すれば、それは解決の糸口となる新たな知見や気づきに繋がる。膨大な量の情報が日々発信・蓄積されているいま、情報を整理することの重要性はますます高まっており、同時に、人間がそれを実行することはますます難しくなっている。

このような背景から、情報を自動的に整理するシステムが開発されており、そこでは言語処理が中心的な役割を果たしている [1, 2, 3]。こうしたシステムは、個々の情報ではなく情報の分布に価値がある場合や膨大な関連情報の中のごく一部だけに価値がある場合に特に有効であり、ユーザが必要な情報を入手するまでにかかる労力を大幅に軽減することができる。

こうした実応用への挑戦は、言語処理研究が次に取り組むべき課題を発見する機会でもある。実応用に挑戦することで、解くことの価値が明確でかつ具体的な問題が表面化する。いまの言語処理を支える強力な手法は、このような現実に存在する具体的な問題を追求する中で生まれている。

これらを踏まえ、本研究では、1) 情報を自動的に整理する応用システムとしての側面、2) 言語解析の誤り分析システムとしての側面、の二面を併せ持つシステムを開発する。このシステムは、因果関係¹を整理の軸として、イベント [4] の原因、結果、解決策を集約する。このシステムを因果関係グラフと呼ぶ。図 1 に因果関係グラフの分析例を示す。

因果関係グラフの構築手順は次の通りである。まず、分析対象のコーパスに種々の言語解析を適用し、因果関係をもつイベントペアを抽出する。次に、イベント

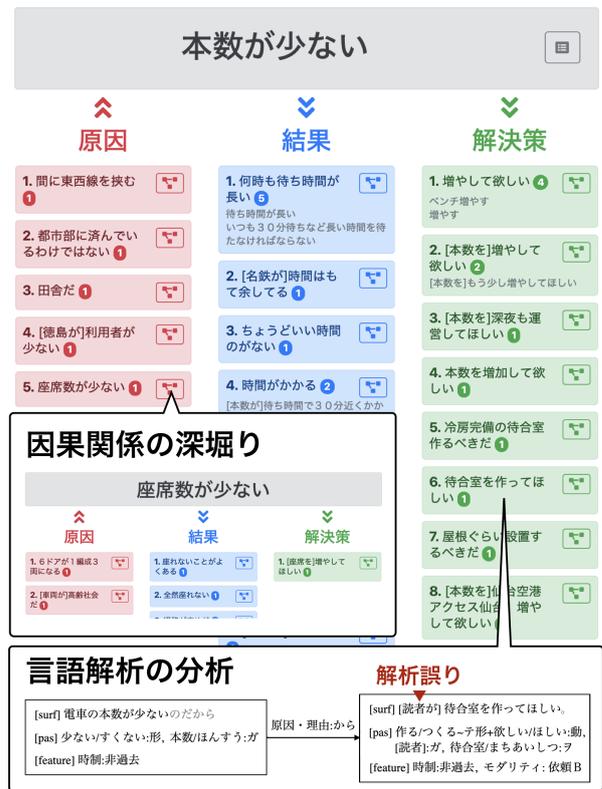


図 1: 「(電車の) 本数が少ない」に関する因果関係グラフの分析。

の意志性に着目して、因果関係を原因-結果関係と原因-解決策関係に分類する。最後に、階層的クラスタリングによって、類似のイベントをまとめる。

因果関係グラフは、クエリが与えられると、まずクエリを含むイベントの一覧を表示する。これによって、ユーザはクエリに関してどのような意見があるのか把握できる。次に、ユーザが選択したイベントについて、原因、結果、解決策を表示する。ユーザはこれを俯瞰し、因果関係の深堀りや言語解析の分析をする。

因果関係グラフの活用の一例として、不満調査データセット [5, 6] 上での意見分析を試みる。本稿では、

¹本稿では、因果関係と蓋然的な関係を区別せず、単に因果関係と呼ぶ。

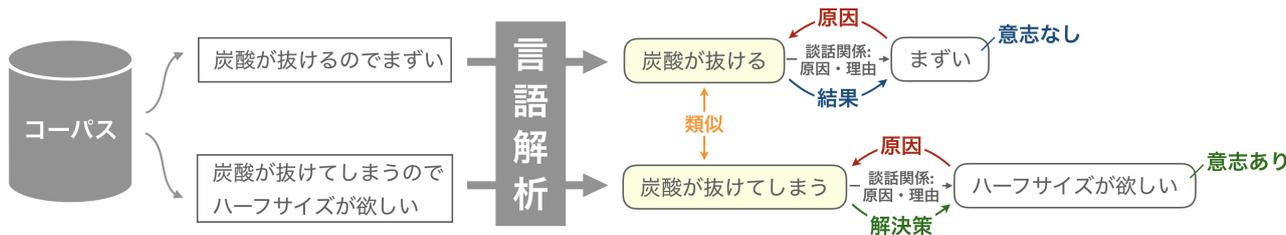


図 2: 因果関係グラフの構築フロー。

意見分析における事例を交えて、因果関係グラフが 1) 人間の情報探索・知識発見を支援できるか、2) 言語解析の誤り分析を支援できるか、という二点について議論する。

2 関連研究

類似のアプリケーションとして WISDOM X がある [2]。WISDOM X は、ファクトイド型、なぜ型、どうなる型、定義型の質問に対して、大規模ウェブ文書の解析をもとに回答を抽出する QA システムである。なぜ型・どうなる型の質問応答は、因果関係に関する記述を情報源のテキストから抽出する処理であり、この機能を有している点で、本研究と強く関連している。

本研究との相違点は大きく次の三点にある。まず、本研究は、因果関係にもとづく情報の集約に特化しており、なぜ型の質問の回答（原因）とどうなる型の質問の回答（結果・解決策）を同時に提示している。次に、本研究は、因果関係を人間の意志が介在しないもの（原因-結果関係）とするもの（原因-解決策関係）に区別している。両者は性質が異なり、区別することで情報の解釈性を大きく引き上げることができる。最後に、本研究は、言語処理研究者が省略解析や談話関係解析などの高度な解析技術の誤り分析のために利用することも視野に入れ、言語解析の内容を通常のインタフェースから確認できるようにしている。

その他の関連研究として、イベント [4] に類似のリッチな言語構造を抽出することで情報検索・知識発見を支援する経験マイニング [3]、議論学にもとづきテキストの談話構造を解析する議論マイニング [7] などがある。

3 因果関係グラフ

3.1 構築

図 2 に示すように、因果関係グラフは分析対象のコーパスに対して 1) 因果関係を持つイベントペアの

抽出、2) 因果関係の分類、3) 類似イベントの集約、を行う。

因果関係を持つイベントペアの抽出: まず、コーパスに対して形態素解析、構文解析、省略・照応解析、談話関係解析を適用する。この解析結果から、EventGraph [4] を用いて談話関係「原因・理由」を持つイベントペアを抽出する。この談話関係を手がかりに抽出されるイベントペアは、多くの場合、前件を原因、後件をその結果あるいは解決策とみなすことができる。

因果関係の分類: 後件に人間の意志が介在するかどうかに着目して因果関係を分類する。本研究では、後件に人間の意志が介在しない因果関係を原因-結果関係、人間の意志が介在する因果関係を原因-解決策関係とする。イベントに人間の意志が介在するかどうかは、述語の品詞、意味、接尾辞（モダリティ・態）、項にもとづき識別する²。

類似イベントの集約: すべてのイベントに対して、階層的クラスタリングを適用する。イベント間の類似度は、イベントに含まれる自立語の単語埋め込みを平均し、そのコサイン類似度を取ることで計算する。クラスタ間の距離は完全連結法を用いて更新する。

3.2 利用

ユーザがクエリを入力すると、因果関係グラフはまず一段階目として、クエリを含むイベントを検索して頻度順に表示する。これにより、ユーザはクエリに関してどのようなイベントがどれくらい報告されているか俯瞰できる。次に、二段階目として、ユーザが選択したイベントについて、その原因、結果、解決策のイベントを検索・表示する。例えば、入力クエリが「炭酸」の場合、一段階目の結果から、「炭酸が抜ける」や「炭酸が強い」などのイベントが高頻度であることがわかる。次に、ユーザが「炭酸が抜ける」を選択すると、「炭酸が抜ける」ことの原因、結果、解決策が表示され、ユーザはこれを俯瞰できる。

²<https://github.com/ku-nlp/ishi>



図 3: クラスタリングにもとづく表示順のソートの例。

検索結果は、クラスタリングの結果にもとづき類似のイベントをまとめ、クラスタ単位で表示する。さらに、二段階目の検索では、クラスタ間の距離が近いもの同士が近くに位置するように表示順を制御する。具体的には、二段階目の検索結果に対してふたたび階層的クラスタリングを適用し、構築された樹形図にもとづきソートを行う。図 3 に例を示す。各ブロックは一つ以上のイベントからなるクラスタを表し、数字はクラスタに属するイベントの数を表す。ソートでは、左右の部分木の下に存在するイベントの数が多い方が上になるように並べる。クラスタ間の類似度はクラスタに含まれるイベントの重心ベクトルのコサイン類似度とし、クラスタ間の距離は完全連結法で更新する。

最後にユーザインタフェースについて説明する。ここでは、因果関係グラフの要である二段階目の検索結果のユーザインタフェースについてのみ説明する。図 1 に例を示す。特徴は次の三点にある。一つ目は、原因、結果、解決策を一度に表示することである。これらを合わせて俯瞰・分析することは、発見的な知見に繋がると期待している。二つ目は、因果関係をたどって関連イベントの分析に遷移できることである。クラスタの右側のボタンを押すと、そのクラスタのイベントを分析対象とする二段階目の検索が実行される。これにより、原因の原因、結果の解決策など、因果関係を深掘りした分析を容易に行うことができる。三つ目は、言語解析の内容を確認できることである。クラスタの領域を選択すると、そのクラスタを構成するイベントに関する言語解析を俯瞰できる。これにより、言語解析の詳細な分析を行うことができる。

4 因果関係グラフによる不満分析

因果関係グラフの活用の一例として、不満に関する意見の分析を試みた。本研究では、情報源として、株式会社 Insight Tech から提供された不満調査データセット [5, 6] を利用した。

4.1 不満調査データセット

不満調査データセットは、株式会社 Insight Tech が運営するウェブサービス「不満買取センター」に一般の人々が投稿した不満（ネガティブな意見）とユーザ情報を収録したものである。約 525 万件の不満データが収録されており、そのカテゴリは食品・飲料（冷凍食品、水・ソフトドリンクなど）から医療・福祉（病院、医薬品など）まで多岐にわたる。収録されている不満の例を示す。

- (1) 500ml のペットボトルの真ん中は潰しやすいけど両端は少し潰しにくい。かさばるので潰しやすくしてほしい。

一般に不満は、その不満をもつに至った原因や理由、結果、希望する改善策などと併せて述べられる。そのため因果関係の構造が抽出しやすく、因果関係グラフによる意見集約が特に有効である。また、本データセットでは、各不満データに付与されているカテゴリ情報から内容が関連する不満だけを集約でき、より意味のある知見を得やすいという利点がある。

4.2 原因・結果・解決策の分析

不満調査データセットを情報源として因果関係グラフを構築し、そのもとで意見分析を試みた。情報源をカテゴリ「駅・電車」の不満データに絞ったときのイベント「本数が少ない」の原因、結果、解決策の分析例を示す（図 1）。集約結果を俯瞰すると、「本数が少ない」ことの解決策として「待合室を作る」ことや「屋根を設置する」ことが提案されていることがわかった。これらは、「本数を増やす」という安直かつ高いコストを必要とする解決策に頼らずとも、電車の待ち時間を快適に過ごせるように駅の設備を充実させることである程度の不満を解消できることを示唆している。ここで注目すべきは、「本数が少ない」ことの解決策として最もよく報告されていたのは単純に「本数を増やす」ことであり、「待合室を作る」などの目を引く意見はそれと比べてごく少数であったことである。これは、「本

数が少ない」を含む関連テキストを収集して個別に確認しても、そのほとんどは無価値であり、新たな知見に繋がるような情報にたどり着くには多大な労力が必要であったことを示している。このことから、この意見分析において、因果関係グラフの利用は情報探索・知識発見にかかる労力の削減に寄与したといえる。

4.3 言語解析の誤り分析

言語解析の誤り分析システムとしての側面から因果関係グラフを分析する。最も解析誤りが顕著だったのは用言間（節間）の係り受け解析であった。係り受け解析に失敗した例文を示す。

- (2) 抹茶ラテ好きなので、色々飲んでみたが、一番まずいです。

「好きだ」の係り先は正しくは「飲んだ」であるが、解析器は「まずい」を選択した。この解析誤りは、カテゴリ「水・ソフトドリンク」の不満データのもとでイベント「まずい」を分析していたとき、その原因にイベント「抹茶ラテが好き」が表示されていたことから表面化した。例(2)は不満を報告する典型的な構文であり、この構文を使っている文の多くで、同様の解析誤りが生じていた。本研究で利用している係り受け解析器は、BERT [8] をベースとする柴田らの提案モデル [9] を微修正したものであり、ウェブ文書に対して92.6%の精度（用言間の係り受け解析に限定すると90.5%の精度）を達成している。一見して、そこに大きな改善の余地は残されていないように見受けられるが、イベントレベルの応用システムを構築・利用することで、明らかな改善の余地があることがわかった。本研究によって表面化した解析誤りをもとに、今後、言語解析技術のさらなる改善を目指したい。

5 おわりに

本稿では、イベントの原因、結果、解決策を集約するシステム「因果関係グラフ」を提案した。その活用の一例として、不満調査データセットのもとで意見分析を行い、システムの利用が効率的な情報探索・知識発見に繋がった例と、システムの利用を通じて表面化した言語解析誤りの例を示した。今後は、ユーザ評価にもとづくシステムの有効性の検証と、システムの基盤となる言語解析技術の改善に取り組みたい。

謝辞

本研究は科学技術振興機構 CREST 「知識に基づく構造的言語処理の確立と知識インフラの構築」(JP-MJCR1301) の支援のもとで行われた。また本研究では株式会社 Insight Tech から提供を受けた「不満調査データセット」を利用した。

参考文献

- [1] Susumu Akamine, Daisuke Kawahara, Yoshikiyo Kato, Tetsuji Nakagawa, Kentaro Inui, Sadao Kurohashi, and Yutaka Kidawara. WISDOM: A web information credibility analysis systematic. In *Proceedings of the ACL-IJCNLP 2009 Software Demonstrations*, pp. 1–4, Suntec, Singapore, 2009.
- [2] Junta Mizuno, Masahiro Tanaka, Kiyonori Ohtake, Jong-Hoon Oh, Julien Kloetzer, Chikara Hashimoto, and Kentaro Torisawa. WISDOM X, DISAANA and D-SUMM: Large-scale NLP systems for analyzing textual big data. In *Proceedings of COLING 2016, the 26th International Conference on Computational Linguistics: System Demonstrations*, pp. 263–267, Osaka, Japan, 2016.
- [3] Kentaro Inui, Shuya Abe, Kazuo Hara, Hiraku Morita, Chitose Sao, Megumi Eguchi, Asuka Sumida, Koji Murakami, and Suguru Matsuyoshi. Experience mining: Building a large-scale database of personal experiences and opinions from web documents. In *Proceedings of the 2008 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology-Volume 01*, pp. 314–321. IEEE Computer Society, 2008.
- [4] 齋藤純, 坂口智洋, 柴田知秀, 河原大輔, 黒橋禎夫. 述語項構造に基づく言語情報の基本単位のデザインと可視化. 言語処理学会 第 24 回年次大会, pp. 93–96, 岡山, 2018.
- [5] Kensuke Mitsuzawa, Masaki Tauchi, Mathieu Domoulin, Masanori Nakashima, and Tomoya Mizumoto. FKC Corpus: a Japanese corpus from new opinion survey service. In *Proceedings of the Novel Incentives for Collecting Data and Annotation from People: types, implementation, tasking requirements, workflow and results*, pp. 11–16, Portoro, Slovenia, 2016.
- [6] 三澤賢祐, 成田和弥, 伊藤友博, 柴田知秀, 河原大輔, 黒橋禎夫. 意見分析に適した意見タグ獲得改善への取り組み. 言語処理学会 第 24 回年次大会, pp. 572–575, 岡山, 2018.
- [7] Nancy Green, Kevin D Ashley, Diane Litman, Chris Reed, and Vern Walker. Proceedings of the first workshop on argumentation mining. In *Proceedings of the First Workshop on Argumentation Mining*, 2014.
- [8] 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, Volume 1 (Long and Short Papers)*, pp. 4171–4186, Minneapolis, Minnesota, 2019.
- [9] 柴田知秀, 河原大輔, 黒橋禎夫. BERT による日本語構文解析の精度向上. 言語処理学会 第 25 回年次大会, pp. 205–208, 名古屋, 2019.