イベントの時系列分析による因果関係知識の獲得

Extracting Causal Knowledge by Time Series Analysis of Events

小野 博紀
Hiroki Ono

電気通信大学大学院情報理工学研究科総合情報学専攻
Department of Informatics, The University of Electro-communications
ono1119@utm.inf.uec.ac.jp

内海 彰
Akira Utsumi

(同 上)
utsumi@uec.ac.jp

keywords: causal knowledge, time series analysis, relation extraction

Summary

Causal knowledge is important for decision-making and risk aversion. However, it takes much time and effort to extract causal knowledge manually from a large-scale corpus. Therefore, many studies have proposed several methods for automatically extracting causal knowledge. These methods use a variety of linguistic or textual cues indicating causality on the basis of the assumption that causally related events tend to co-occur within a document. However, because of this assumption, they cannot extract causal knowledge that is not explicitly described in a document. Therefore, in this paper, we propose a novel method for extracting causal knowledge not explicitly described in a document using time series analysis of events. In our method, event expressions, which are represented by a pair of a noun phrase and a verb phrase, are extracted from newspaper articles. These extracted event expressions are clustered into distinct events, and the burst of the appearance of these clustered events is detected. Finally, using the time series data with burst, it is judged whether any event pairs have a causal relationship by Granger Causality test. We demonstrate through an evaluation experiment that the proposed method successfully extracts valid causal knowledge, almost all of which cannot be extracted by existing cue-based methods.

1. は じ め に

因果関係に関する知識は、意思決定やリスク回避を行うとき、重要な知識源となる。しかし、大規模な文書集合から人手で因果関係に関する知識を獲得するのはコストと時間がかかり、かつ多くの事象が絡み合っているため容易ではない。

そこで、文書集合から自動的に因果関係知識を獲得する研究が行われている。例えば、「に伴う」や「を理由に」といった手がかり表現を用いる手法 [Girju 03, 佐藤 06] や、構文パターンを用いる手法 [坂地 08, Khoo 00]、動詞並列句に注目した手法 [Torisawa 03] などが提案されている。これらの研究の多くは因果関係にある事象対は文書内で共起しやすいという特性 [乾 05] を利用しているため、文書内で共起しない事象対については考慮されていない。そのため、「金利が下がれば景気が上がる」といった、人は社会的常識として認識しているが明示的に文書に書かれていない因果関係知識は獲得しづらい。

そこで本研究では、文書に明示的に書かれていない因果関係知識を抽出することを目的とする。この目的を達成するために本研究で提案する抽出手法では、まず、文書から様々なイベントに関する記述（イベント表現）を抽出し、それらをイベントごとにクラスタリングする。次に、イベントごとのイベント表現を時系列に並べたデー

タに対してバースト検出を行う。バーストとは、ある種のデータが突然、急激に増加する現象のことである。よって、イベントの時系列データに対してバースト検出を行うことで、イベントが集中的に話題となった時期を特定することができる。イベントが話題となった時期はイベントの発生時期の妥当な近似とみなすことができるので、バースト検出によってイベントの発生時期を同定することが期待できる。そして最後に、提案手法では、バーストの時系列データ間に統計的に因果性があると判断されたイベント対を因果関係知識として抽出する。統計的な因果性の判断には、経済学の分野で一般的に用いられるグレンジャー因果性検定を利用する。

文書中に明示的に書かれていない因果関係知識の抽出を試みることで、我々が常識として認識している知識だけではなく、新たな知識発見となる因果関係知識の抽出が期待できる。そして、本手法で得られた因果関係知識は、経済や政治などの社会科学分野における事象の予測モデル [菅野 94] や、そのような予測を行う人間の思考モデルの構築などへの応用を考えることができる。

本論文の以下では、2章で関連研究について言及し、本研究の位置づけを述べる。3章では提案手法のアルゴリズムを示す。そして、4章では提案手法を評価するための実験とその結果、考察について述べる。

2. 関連研究

Girij ら [Girju 03] や佐藤ら [佐藤 06] は、「に伴う」や「cause」というような因果関係を表す手がかり表現を用いて、因果関係知識を獲得する手法を提案している．さらに坂地ら [坂地 08] や, Khoo ら [Khoo 00] は因果関係を表す構文パターンを用いた知識獲得手法を提案している．

また, 上記で挙げた研究とは違い, 手がかり表現や構文パターンに依存しない手法も提案されている．Tori-sawa [Torisawa 03] は並列句が一つの文に存在し, 並列句中の動詞が共通の目的語を持つ場合, 因果関係が成立しやすいと仮定して, 統計的に因果関係を抽出する手法を提案している．Chang [Chang 04] や山田ら [山田 05] は因果関係にある単語ペアと構文構造を学習する手法を提案している．この手法は, 並列句中の動詞が共通の目的語を持たない場合にも対処可能である．

さらに, 単語単位ではなく, 動詞や目的語を含んだイベント単位での因果関係抽出も行われている．Riaz ら [Riaz 10] は文で構成されたクラスタによってイベントを表現して, それらのイベント間の因果関係を求める研究を行っている．Do ら [Do 11] は動詞が表現するイベントと, 人手で作成したルールを用いて生成した名詞化表現を抽出し, それぞれのイベント間に因果関係が存在するかどうかを相互情報量などを用いることで判定, 抽出している．

因果関係の抽出とともに, 分類を行った研究もある．乾ら [乾 04] は手がかり表現「ため」を用いて知識を抽出し, それらを4つの因果関係 (cause, effect, precondition, means) に分類する手法を提案している．

これまでに挙げたすべての関連研究は, 因果関係にある事象対は文書内で共起しやすいという因果関係の出現特性 [乾 05] を利用しているが, 本研究ではその特性を利用しない．この特性を利用しないことによって, 既知の因果関係知識だけでなく, 新たな知識発見となる因果関係知識の獲得が期待できる．

因果関係の出現特性を利用せず, 因果関係を抽出する試みも行われている．Sun ら [Sun 07] は検索エンジンのクエリのログから因果関係を抽出する手法を提案している．この研究では, 検索回数が急激に上昇した日時に何らかのイベントが発生したとみなし, そのイベント間の発生した時間に着目して因果関係の抽出を試みている．この研究の解析対象は検索エンジンのログであり, さらに因果関係知識における事象はクエリであるが, 本研究では新聞記事が解析対象であり, 事象はイベントである．

3. 提案手法

3.1 概要

本手法では, まず, 新聞記事から「NP が VP した」という単位でイベントについての記述 (以降, イベント表現

図1 提案する因果関係知識の抽出手法の流れ

〈NP, VP〉と記す) を収集する．次に, 同一の 〈NP, VP〉であるイベント表現集合に対して, 話題ごとに分類するためのクラスタリングを行い, 得られた各クラスタを1つのイベントとみなす．そして, 各イベントに含まれる全てのイベント表現を1週間を単位として新聞記事への掲載時間に基づいて時系列順に並び替え, その時系列データに対してバースト検出を行い, そのイベントが集中して話題となった時期を特定した時系列データへ変換する．最後に, それらの時系列データを対象に, グレンジャー因果性検定を用いて統計的に因果関係があると判断されたイベント対を因果関係知識として抽出する．

このように, 本手法は多くの既存研究で用いられてきた, 因果関係である2つの事象は文書内で共起しやすいという前提を用いずに, イベントが発生した時期に対して統計的分析を行うことで, 因果関係知識を抽出する．本手法の全体図を図1に示す．

本手法は, 大きく分けて以下の4つの段階で構成されている．

- (1) イベント表現 $\langle NP, VP \rangle$ の収集
- (2) イベント表現のクラスタリングによるイベントの
同定
- (3) 各イベントの時系列データに対するバースト検出
- (4) イベント間の因果性の有無の判定

以下、それぞれの手順の詳細を述べる．

3.2 イベント表現 $\langle NP, VP \rangle$ の収集

以下の手順に従って、イベント表現 $\langle NP, VP \rangle$ をテキストから抽出する．

手順 1 格助詞「が、は」を含む文節が動詞、及びサ変接続の名詞に係っている場合、この名詞句 NP と動詞句 VP のペアを 1 つのイベント表現 $\langle NP, VP \rangle$ として収集する．

手順 2 辞書を用いて、 VP が「上昇、下降、発生」のいずれかに分類されるイベント表現のみを解析対象として抽出する．

手順 1 において、単純に上記の方法でイベント表現の抽出を行うと「景気が上がれば、～なる」といった仮定の意味で用いられるイベント表現も抽出されてしまうため、 VP に助動詞「た」の假定形、もしくは接続助詞「ば」が含まれる場合、抽出対象から除く．また、抽出した NP が「こと」であった場合、「こと」とその文節に係る文節を結合して 1 つの NP とする．これは「見ること」のような表現の場合、2 つの文節に別れてしまうからである．

手順 2 では、「上昇、下降、発生」のいずれかに分類される動詞句のみを対象とする．例えば、 $\langle$ 一年、過ぎる $\rangle$ というイベントがあった場合、 VP (過ぎる) は「上昇、下降、発生」のいずれにも分類されないため抽出対象とならないが、 $\langle$ 景気、上がる $\rangle$ は VP (上がる) が上昇に分類されるため抽出対象となる．そして、本手法のこれ以降の処理においては、イベント表現の VP は「上昇」、「下降」、「発生」のいずれかとして扱う．つまり、例えば「増加」、「増す」、「高まる」といった動詞句はすべて「 $VP =$ 上昇」として扱う．

動詞句 VP を「上昇、下降、発生」に分類するために、本研究では以下の方法で辞書を作成する．

§1 辞書の作成方法

判定に用いる辞書は、まず人手で簡単な辞書を作成する．この辞書の語句数が多ければ多いほど、多くのイベント表現を抽出できることになる．そこで、上昇、下降の辞書については自動的に拡張を行い、最後に、拡張した辞書から人手で適切でない表現を除いた辞書を、 VP の分類に用いる．なお、発生を表す語句は上昇・下降を表す語句に比べて少なく、人手で用意した語句のみで対応できると考えたため、発生の辞書の自動的な拡張は行わない．

自動的な辞書の拡張は、人手で作成した辞書に含まれる語句を種表現として、以下の 3 つの手順により行う．

手順 1 上昇・下降するものごとを表す NP を種表現を用いて収集する．

手順 2 手順 1 で収集された NP が係る VP を収集し、自己相互情報量 PMI を用いてフィルタリングを行う．

手順 3 手順 2 で得られた VP を種表現と時間情報を用いて上昇・下降・その他のいずれかに分類する．

以下、それぞれの手順の詳細について述べる．

i. 手順 1

ここでは、上昇・下降するものごと（上昇や下降という状態を持つものごと）を表す NP を収集することを目的としている．そこで、人手で作成した辞書に含まれる語句を種表現として、上昇・下降の種表現に係るすべての NP を変化の可能性を持つ NP として収集する．

ii. 手順 2

手順 1 で収集された NP が係る動詞（またはサ変接続の名詞）から始まる文節 VP を収集する．そして、この文節から助動詞「ない」以外の助動詞、助詞、記号、数字を除去し、残った動詞についても原形に変換する．例えば、「供給されて、」という文節は、「供給するれる」と変換される．これは、上記の例や「激化した、」というように、文節末に助詞や記号などが含まれていても、同じ語句として扱えるようにするための処理である．

そして、「ない」や「する」といった明らかに変化を表さない VP を、自己相互情報量 PMI を用いて除外する． NP と VP の PMI の値が閾値 β より小さい場合、その VP を変化を表さない一般的な語句と見なして候補から取り除く．PMI は (1) 式で計算され、辞書に加える条件は (2) 式となる．

$$PMI(ph_i, ph_j) = \log \frac{p(ph_i, ph_j)}{p(ph_i)p(ph_j)} \quad (1)$$

$$PMI(ph_i, ph_j) \geq \beta \quad (2)$$

ただし、 $p(ph_i)$ は句 ph_i の出現確率、 $p(ph_i, ph_j)$ は句 ph_i と ph_j の同時出現確率を表す．

iii. 手順 3

手順 2 で収集されたそれぞれの VP を、上昇・下降・その他のいずれかに分類する． VP に係るそれぞれの NP に対して、その表現を含む記事の前後 3 日以内の記事中でその NP が種表現に係っている場合、その VP をその種表現と同じカテゴリ（上昇か下降）に分類する．ひとつの VP に対して複数の NP による判断が一致しない場合には、多数決によって分類カテゴリを決定する．なお、上昇・下降の判断が同数である場合は、その他に分類する．そして、上記の方法で上昇・下降のどちらにも分類されなかった VP は、その他に分類する．語 A が語 B に係ることを「A B」と表記すると、例えば、「競争激化」というイベントの発生時期と同時期に「競争増す」というイベントが述べられている場合、「激化」は「上昇」の意味を持つと分類される．

3.3 イベント表現のクラスタリングによるイベントの同定

3.2 節で収集されたイベント表現を NP かつ VP が同一であるイベント表現の集合にグループ化して、それぞれのイベント表現集合に対してイベントを同定するためのクラスタリングを行う。これは、図 1 で挙げた例〈事故,発生〉のように、同じイベント表現〈事故,発生〉であっても交通事故関連のイベントであったり、工場の事故関連のイベントであったりと、同じイベント表現が異なるイベントを表すことが頻繁に生じるからである。このクラスタリングによって得られるそれぞれのクラスターが、因果関係知識を構成する 1 つのイベントとなる。

一方で、抽出されたイベントの NP には、「資金ニーズ」と「資金需要」、「原油相場」と「原油価格」というように同じ意味であっても異なる表記のものがある。そこで、同じ意味である NP については、表記が違っていても同じ NP として扱えるように、クラスタリングの前処理として NP の同義性判定を行う。この同義性判定の結果、ある複数の NP がすべて同義であると判定された場合、これらの NP はすべて同一の NP として扱った上でクラスタリングを行う。

§1 NP の同義性判定

NP の同義性判定は、2 つの表現が同義語で構成されているかどうかに着目して行う。具体的には、ある 2 つの名詞句 NP_1 と NP_2 に対して、以下の手順を適用する。

手順 1 NP_1 と NP_2 のそれぞれに対して、形態素解析での最小単位の単語に分割する。得られた単語の集合を W_1, W_2 とする。例えば、 NP_1 が「原材料輸入価格」のときには、 $W_1 = \{ \text{原材料, 輸入, 価格} \}$ となる。

手順 2 W_1 と W_2 から、記号「など」、接尾辞（～量、～率など）を削除する。

手順 3 W_1 と W_2 の両方に存在する単語と、2 つの集合間で日本語 WordNet^{*1} を用いて同義語と判定される単語のペアを W_1, W_2 から削除する。

手順 4 W_1 と W_2 がともに空集合となった場合、 W_1 と W_2 は意味的に同じ単語のみで構成されているといえるため、2 つの名詞句 NP_1, NP_2 が同義であると判定する。

同義と判断された NP は、同義と判断された NP 内のいずれかの NP と置き換えて扱う。例えば、語 t_1, t_2, t_3 があり、同義性判定により $t_1 = t_2, t_2 = t_3$ と判断された場合、語 t_1, t_2, t_3 はすべて t_1 とみなして、以後の処理を行う。

§2 イベント表現 $\langle NP, VP \rangle$ のクラスタリング

本節では、同じ話題内容のイベントごとに分けるためのクラスタリングを行う。具体的には、3.2 節で抽出されたすべてのイベント表現に対して、その表現が出現した新聞記事の情報を用いて特徴ベクトルを生成する。そ

して、3.3.1 節の処理を通じて得られる NP と VP が同一であるイベント表現の集合に対して、イベントを同定するためのクラスタリングを行う。

あるイベント表現 e_i の特徴ベクトル e_i （イベント表現ベクトル）は、イベント表現が含まれる新聞記事に出現する名詞 t_j を要素として表現する。名詞が連続して出現する複合名詞は、それらを 1 つの名詞として扱う。ベクトルの各要素は (3) 式によって決定され、イベント表現ベクトルは (4) 式で表現される。

$$w_i(t_j) = tf(d_i, t_j) \times \log_2 \frac{|D|}{df(t_j)} \times \frac{1}{1 + \log(dist(e_i, t_j))} \quad (3)$$

$$e_i = (w_i(t_1), w_i(t_2), \dots, w_i(t_n)) \quad (4)$$

ただし、 $tf(d_i, t_j)$ はイベント表現 e_i を含む文書 d_i 内の語 t_j の出現頻度、 $|D|$ は総文書数、 $df(t_j)$ は語 t_j の出現する文書数、 $dist(e_i, t_j)$ は文書 d_i においてイベント表現 e_i を含む文と語 t_j を含む文の距離（2 文間に存在する文数+1）の最小値を表す。この重み付けは tf-idf 法をベースとして、イベント表現に近い単語はそのイベント表現が属する話題に関する語が記述されやすいという特性を考慮している。

次に、これらのイベント表現ベクトルを行とするイベント表現・単語行列を作成し、この行列に対して LSA（潜在的意味解析）により次元圧縮を行う。この結果得られた特徴ベクトルを、最終的なイベント表現ベクトルとする。

そして、同一の NP, VP を持つイベント表現の集合 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_m\}$ に対して、凝集型階層的クラスタリング手法である Ward 法を用いてクラスタリングを行う。イベント表現間の類似度は、イベント表現ベクトル間のコサインにより計算する。併合したクラスタ間の距離と、次に併合するクラスタ間の距離の差が 0.5 を超えたときに、クラスタリングを終了する。結果として得られた各クラスタが個々のイベントを表すことになる。

3.4 各イベントの時系列データに対するバースト検出

3.3 節で生成された各イベントクラスタごとに、そのクラスタに含まれるイベント表現を、1 週間を単位として新聞記事への掲載時間に基づいて時系列順に並び替える。そして、このイベントの時系列データに対してバースト検出を行う。

本手法でバースト検出を行う目的は以下のとおりである。バーストとは、ある時点からある話題に関する記述が急激に増加する現象を指す。一般的に、イベントが集中的に話題となったバースト時期は、実際にイベントが生起した時期とおおよそ同じである。よって、バースト検出を行うことによって、イベントの生起時期を反映した時系列データを得ることが可能になり、そのようなデータに対して 3.5 節で述べる統計的解析を行うことによって、

*1 <http://nlpwww.nict.go.jp/wn-ja/>

実際に因果関係が存在するイベント対のみを検出する可能性が高まることが期待できる。言い換えると、バースト期間以外（話題となっていない時期）のイベント表現は、そのイベントの生起と関係ないノイズとなるデータであり、このようなデータを除去することによって、因果関係が成立するイベント対を獲得しやすくなると言える。

§1 バーストモデル

本研究では、Kleinberg[Kleinberg 03] のバースト検出アルゴリズムの 1 つである Enumerating バーストを用いる。Enumerating バーストのアルゴリズムは、離散時間で送られる集合に対して適用される。

あるイベント（クラスタ） E に対して、解析期間において n 個の記事集合列 $A_1, A_2, \dots, A_n$ が離散時間で送られてくる状況を考える。 t 番目の記事集合 A_t に含まれる記事の数を d_t 、 A_t 中でイベント E のイベント表現を含む記事の数を e_t とおく。解析期間におけるすべての記事の数 D は $D = \sum_{t=1}^n d_t$ 、イベント E のイベント表現を含む記事の総数 E_{all} は $E_{all} = \sum_{t=1}^n e_t$ と表すことができる。

次に、バースト状態と非バースト状態の 2 つの状態にそれぞれ確率を割り当てる。非バースト状態 q_0 には、解析期間全体を見たときの確率 $p_0 = E_{all}/D$ を割り当てる。バースト状態 q_1 には、 p_0 にパラメータ s をかけた値である $p_1 = sp_0$ を割り当てる。ただし、 $s > 1$ であり、 $p_1 \leq 1$ となるような s でなくてはならない。記事集合中にイベント表現を含む記事が二項分布 $B(d_t, p_i)$ にしたがって現れるという考えに基づき、状態 q_i にいることに対するコストを与える関数 $\sigma(i, e_t, d_t)$ は (5) 式のように定義される。

$$\sigma(i, e_t, d_t) = -\ln \left[\binom{d_t}{e_t} p_i^{e_t} (1 - p_i)^{d_t - e_t} \right] \quad (5)$$

そして、期間 $t_k, \dots, t_l$ におけるイベント E のバースト度 $b(t_k, t_l, E)$ は (6) 式の式で定義される。

$$b(t_k, t_l, E) = \sum_{t=t_k}^{t_l} (\sigma(0, e_t, d_t) - \sigma(1, e_t, d_t)) \quad (6)$$

本手法では 1 週間ごとにバースト度を算出するため、 $t_k = t_l$ となる。よって、期間 t におけるあるイベント E のバースト度は (7) 式で計算される。

$$b(t, E) = \sigma(0, e_t, d_t) - \sigma(1, e_t, d_t) \quad (7)$$

ただし、 $b(t, E) < 0$ となった場合、 $b(t, E) = 0$ とする。

3.5 イベント間の因果性の有無の判定

3.3 節で得られたすべてのイベントに対して原因・結果の方向性を考慮した総当たりでイベント対を作成し、3.4 節で計算された各イベント E のバースト度 $b(t, E)$ の時系列データを用いて、各イベント対の間に因果関係が成立するかどうかを判定する。因果性の判定にはグレンジャー

因果性検定 (Granger causality test) を用い、この検定で有意となったイベント対を因果関係知識として抽出する。

グレンジャー因果性検定は、経済学における時系列分析に基づく将来の予測によく用いられる、以下の統計的手法である [沖本 10]。

グレンジャー因果性検定

ある時系列データ $y_{1,t}, y_{2,t}$ があるとする。現在と過去の $y_{1,t}$ の値だけに基づいた将来の $y_{1,t}$ の予測と、現在と過去の $y_{1,t}$ と $y_{2,t}$ の値に基づいた将来の $y_{1,t}$ の予測を比較して、後者の平均二乗誤差 (MSE) の方が統計的に有意に小さくなる場合、 $y_{2,t}$ から $y_{1,t}$ への因果性 (「グレンジャー因果性」) が存在すると判定する。

グレンジャー因果性検定は、イベント (事象) に関する理論や知識を用いずに、因果関係の有無をデータだけから判断をしたいときに用いられる。本研究では、2 つのイベント E_1, E_2 に対して、 $y_{1,t} = b(t, E_1)$ 、 $y_{2,t} = b(t, E_2)$ としてグレンジャー因果性検定を適用する。このとき、グレンジャー因果性検定で有意となるのは、現在の E_1 の話題の盛り上がり、過去の E_2 の盛り上がりと統計的に関係があるときである。この検定を行うために推定するベクトル自己回帰 (VAR) モデルは (8) 式で表される。次数 p については、AIC により選択する。

$$\begin{cases} b(t, E_1) = c_1 + \phi_{11}^{(1)} b(t-1, E_1) + \phi_{12}^{(1)} b(t-1, E_2) + \dots \\ \quad + \phi_{11}^{(p)} b(t-p, E_1) + \phi_{12}^{(p)} b(t-p, E_2) + \epsilon_{1t} \\ b(t, E_2) = c_2 + \phi_{21}^{(1)} b(t-1, E_1) + \phi_{22}^{(1)} b(t-1, E_2) + \dots \\ \quad + \phi_{21}^{(p)} b(t-p, E_1) + \phi_{22}^{(p)} b(t-p, E_2) + \epsilon_{2t} \end{cases} \quad (8)$$

ただし、 c は定数、 ϕ は係数、 ϵ は誤差項を表す。

4. 実験および評価

4.1 実験材料

実験に用いた新聞記事は、1996~1997 年に発行された毎日新聞、日経新聞、読売新聞の記事 890,041 件である。この記事集合に対して本手法を適用し、3.2.1 節で述べた辞書の拡張と、因果関係知識の抽出を行った。なお、係り受け解析器には CaboCha*2、VAR モデルの推定とグレンジャー因果性検定には R 言語のパッケージである vars*3を用いた。

VP の分類に用いる辞書については、表 1 に示す語句を用意した。そして、表 1 に示した上昇、下降の表現を種表現として辞書の拡張を行った。なお、閾値 $\beta = 5$ とした。

LSA によるイベント表現ベクトルの次元圧縮の際、次元数は 300 とした。そして、VAR モデルの推定では最

*2 <http://code.google.com/p/cabocha/>

*3 <http://cran.r-project.org/web/packages/vars/>

表 1 用意した辞書

属性	語句
上昇	増加, 増進, 増す, 上昇, 高まる, アップ, 上る, 膨れ上がる, 回復, 再起前進, 上がる, 復活, 復調
下降	下降, 減少, 縮小, 下落, 落ちる, 落ち込む, ダウン, 低減, 低落, 悪化, 深刻化, 低下
発生	起こる, 出る, 生じる, 生起, 発生, 発する

表 2 自動的に収集された語句の一部

属性	表現
上昇	上向きにある, 活発化, 重要になる, クローズアップされる, 熱中する, はずむ, 膨張する, 食い違う
下降	発揮できない, 急落する, 空回りする, 下方修正する, ひどい, 急反落する, 重要でなくなる, 赤字, 氾濫する

大の次数を 8 とした。本手法では 1 週間を単位としているため、これは最大 2ヶ月のラグを考慮した推定となる。また、パースト検出におけるパラメータ s は既存研究を参考に $s = 2$ とし、グレンジャー因果性検定は有意水準 5%で行った。検定の対象としたイベントは、3.3 節で述べた方法でクラスタリングを行った結果、クラスタの要素数（イベント表現の総数）が 100 を超えたものにした。

4.2 結 果

まず、辞書の拡張結果について述べる。自動的な拡張では、上昇の語句は 1175 個、下降の語句は 444 個収集された。その一部を、表 2 に示す。そして、自動的に収集された語句から、人手で適切でない表現を除いた結果、追加された上昇、下降の辞書の語数はそれぞれ 553 個、184 個となった。

次に、因果関係知識の抽出結果について述べる。要素数が 100 を超えたクラスタは 367 個であったため、解析対象のイベントは 367 種類となった。そして、本手法により抽出された因果関係知識は 7431 個であった。

4.3 評 価

提案手法により獲得した因果関係知識の妥当性を、アンケートにより評価した。参加者は大学生 5 人である。

§1 評価方法

獲得された因果関係知識 7431 件の中からランダムで 40 件抽出し、それらの知識の因果関係としての妥当性を評価してもらった。評価では、各知識を評価者に提示して、「因果関係である」、「因果関係でない」、「因果関係があるかどうかわからない」、「抽出されたイベントが理解できない」のどれかを選択してもらった。

参加者に評価対象の因果関係知識を提示する際に、イ

表 3 評価者へ提示したイベント情報の例

NP	VP	ラベル
レベル	上昇	レベル, 選手, チーム, 大会, 試合, 優勝, 順位, プレー, 練習, 五輪
症状	発生	症状, O157, 下痢, 検出, 血便, 菌, 女児, 感染, 腹痛, 食中毒

表 4 因果関係の判定に用いた言語テンプレート（文献 [乾 05] のテンプレートを一部改変）の例

id	言語テンプレート
1	『 e_1 』(という)ことが起こるその結果として, 『 e_2 』(という)ことが起こる.
2	『 e_1 』(という)状態になれば, それに伴い, 『 e_2 』(という)状態になる.
4	『 e_1 』(という)状態であると, 『 e_2 』(という)状態である.
6	『 e_1 』(という)ことをする結果, 『 e_2 』(という)ことが起こる.
7	『 e_1 』(という)ことをすると, 『 e_2 』(という)状態になる.

イベント対の名詞句 NP と動詞句 VP だけではなく、イベントクラスタのラベル（名詞）10 個を併せて提示した。その例を表 3 に示す。イベントのラベルを評価参加者に提示した理由は以下の通りである。実際に本手法で抽出される因果関係知識は（イベント表現の集合としての）イベント対であるが、イベントの名詞句 NP 、動詞句 VP を提示しただけではイベントの内容を把握することは困難である。一方で、イベントを構成するイベント表現の情報（それらが含まれる新聞記事）を併せて提示する方法も考えられるが、大量の情報（一つのイベントは 100 件以上のイベント表現を含む）を閲覧しなければならず、現実的ではない。これらの理由から、文書クラスタリングにおけるクラスタのラベル付けの考え方をを用いて、イベント表現集合のラベルを求め、それを提示することにした。各イベントのラベルを求める方法の詳細については、付録 A に示す。

提示された知識（イベント対）に因果関係が成立するかどうかの判断を、参加者にできるだけ客観的かつ容易に行ってもらうために、乾ら [乾 05] の用いた言語テンプレートに基づく手法を採用した。この方法では、表 4 に示す因果関係を表す言語テンプレートのそれぞれに対して、因果関係の有無の判断対象となっている知識の原因イベントを e_1 、結果イベントを e_2 に代入して、完成した文が意味的に適格であるかどうかを考えてもらう。そして、意味的に適格であると判断されるテンプレート文がひとつでも存在すればそれらのイベント間には因果関係があると判断する。逆に、用意した 18 通りのテンプレート文のいずれも適格と判断されなければ、それらのイベント間には因果関係がないと判断する。なお、言語テンプレートの e_1, e_2 にイベントを代入する際には、提

表 5 抽出された知識の例とそれらの評価結果（なお、これらの知識の記述は、本手法で自動的に獲得されたイベント対を手で解釈したものである。）

評価結果	因果関係知識
因果関係あり	消費税率が上がると、政府への不満が増える。 収益が減ると、経営難になる。 新生党内の確執が表面化すると、自民党の発言力が増す。
因果関係なし	法案が有力になると、がんの危険性が上がる。 証券会社で支障が出ると、スポーツ界において成果が上がる。 パソコンの機能が良くなると、地震が起こる可能性が上がる。
わからない	車業界の競争が激化すると、政府内で構想が練られる。

表 6 辞書の語数の変化

属性	種表現の数	自動的に収集した数	辞書に追加した数	採用された割合 (%)
上昇	14	1175	553	47
下降	12	444	184	41
合計	26	1619	739	46

示したイベント表現 $\langle NP, VP \rangle$ とラベルから評価者にイベントを推測してもらい、それを言語化したものを代入するように教示した。例えば、表 3 の 2 行目の NP, VP とラベルから「スポーツにおけるチーム / 選手の競技レベルが上昇する」というようなイベント表現を推測することになる。

§2 評価結果

過半数の人が選択した項目を採用して集計した。その結果は、以下の通りになった。

- 因果関係がある : 20 件
- 因果関係がない : 12 件
- 因果関係かどうかわからない : 1 件
- イベントが理解できない : 1 件

残りの 6 件は、過半数の参加者が選択した項目がなかった。

因果関係であると判断された知識と因果関係でないと判断された知識、そして因果関係かどうかわからないと判断された知識の一部を表 5 に示す。なお、表 5 に示す因果関係知識は、本手法によって獲得されたイベント対を、それらを構成するイベント情報（を含む記事の内容）やラベルを見て著者が解釈したものである。参考までに、表 5 の知識に関して、評価参加者に実際に提示した情報（イベント表現対とそれらのラベル）を表 A.1 に示す。

この結果より、本手法は人により因果関係である判断される知識を多く抽出できていることから、因果関係知識として妥当な知識を抽出できることがわかる。

4.4 考 察

§1 辞書の拡張方法について

まず、辞書の拡張に伴う辞書の語数の変化を表 6 に示す。

この結果より、最初に人手で用意する辞書の語句数は少数であっても、本手法を用いることで大幅に拡張できることがわかる。また、上昇の属性における「エスカレートする」や「台頭する」、下降の属性における「続落」や

「減退する」といった、人では容易に想像できない語句を自動的に収集することができていた。よって、 VP の分類に用いる辞書の拡張方法として、本手法は有効であるといえる。

今後の課題として、自動的な収集の精度の向上が挙げられる。そこで、自動的に収集された適切でない語句を分析した。すると「災いする」や「餓死する」など、文書でほとんど出現しない語句が多くあった。これらの特徴として、これらの語句に係る語は事件名や人名といった固有表現が多く、文書でほとんど出現しない語句が「災いする」や「餓死する」に係る語句として使われやすいという点が挙げられる。よって、この NP と VP は PMI の値が高くなりやすく、3.2.1 節における手順 2 のフィルタリングで除かれなかったと考えられる。この問題を解決するための 1 つの方法として、3.2.1 節における手順 1 と手順 2 の間で、変化を持つ可能性のある NP に対して、適切でない VP を収集しやすい NP かどうかの判断を行うことが考えられる。この判断を行うことで、精度が向上すると思われる。

§2 獲得した因果関係知識について

評価結果より、本手法を用いて因果関係があると判断される知識を抽出できることがわかる。よって、因果関係である事象対は文書内で共起しているという前提を用いなくとも、イベントの発生した時期を捉えることで因果関係知識を獲得できるといえる。

本手法の抽出精度について述べる。アンケートに用いた 40 件の知識を本手法の抽出結果と考えると、その適合率は 50% (20/40) となる。また、手がかり表現や構文パターンを用いずに因果関係知識を抽出する既存手法の中で最も本手法と類似したイベント表現（“X attacked Y” というような名詞句と動詞句から成る表現）を用いている Do ら [Do 11] の手法では、適合率が 36.5% (Do らが作成したデータセットにおける適合率) である。Do らの

手法は英文を解析対象としているため単純に比較することはできないが、本手法の抽出精度は低くなく、因果関係知識抽出手法として本手法は有効であると考えられる。なお、本手法の適合率が高くなった要因として、イベント表現の動詞句 VP を上昇、下降、発生に限定したことが考えられる。これは「～が分かる」や「一年が過ぎる」のようなイベントではない記述を排除することによって貢献しているが、同時に「～が決まる」や「～が勝つ」といったイベント表現を見逃していることになる。よって、今後の課題として、上昇、下降、発生以外のイベントの抽出方法の開発が考えられる。

因果関係でないと判断された抽出知識には、原因と結果の話題間に整合性がないものが多かった。例えば、表5の例「法案が有力になると、がんの危険性が上がる。」のように、結果のイベントが「がんの危険性が上がる」である場合、前提として原因の話題は政治ではなく環境や生活でないと話題間に整合性がなく、因果関係とはならない。したがって、イベント間の関係を話題という観点からも考慮する必要があると考えられる。

過半数の参加者が選択した項目がなかった知識が6件あった。このような結果となったのは、参加者間の知識や認識の違いによって因果関係の有無の判断が分かれた可能性が考えられるが、参加者によってイベントの話題の捉え方に違いが発生したことにより判断が分かれた可能性も考えられる。話題の捉え方に違いが発生する原因として、3.3節で述べたクラスタリングにおいて複数の話題を含むクラスタが生成された可能性が挙げられる。また、イベントの話題として提示したラベルの不適切さがあると考えられる。ラベルとして10個の単語を提示したが、それらが同一の話題に関する単語でないラベルがいくつか存在した。その場合の例を以下に示す。

- 女性, 関心, 葬式, いびき, 男性, 暴力, ブラックパール, ギャベ, 色, たるみ
- 私, 気, 犬ベル, 人ごと, 急, とよのさん, そば, 施政方針演説, 気配, 学校

上記のようなラベルでは、イベントの話題の判断が一意に定まらず、参加者によってイベントの話題の捉え方に違いが発生した可能性がある。

次に、既存手法では獲得できない因果関係知識を本手法で獲得できているかを調べた。具体的には、本手法を適用した記事集合と同じ記事集合から、多くの既存研究で用いられている手がかり表現を用いた手法で、アンケートで因果関係があると判断された20件の知識の抽出を試みた。その手順の詳細を付録Cに示すが、概要を説明すると以下ようになる。本手法によって抽出され因果関係があると判断された知識 $E(NP_1, VP_1) \rightarrow E(NP_2, VP_2)$ に対して、因果関係を表す手がかり表現より前に原因イベント $E(NP_1, VP_1)$ に含まれるイベント表現の名詞句と動詞句が存在し、かつ、手がかり表現より後ろに結果イベント $E(NP_2, VP_2)$ に含まれるイベント表現の名詞句

と動詞句が存在する文が抽出できれば、手がかり表現による手法でその因果関係知識が抽出できると判断した。手がかり表現には、乾ら[乾04]と青野ら[青野10]の研究結果を参考に、「に伴う」、「に伴い」、「を理由に」、「が理由で」、「ため」の5つを用いた。

その結果、20件中19件の知識は手がかり表現を用いた手法で抽出することができなかった。よって、本手法は既存手法で獲得しにくい知識を抽出できるといえる。

5. お わ り に

本研究では、これまでほとんどの因果関係抽出の研究で用いられてきた、因果関係にある事象対は文書内で共起しやすいという前提を用いずに、イベントの時系列分析を行うことで因果関係知識を獲得する手法を提案した。

評価実験により、提案手法を用いることで妥当な因果関係とともに、既存手法では獲得しにくい知識も獲得できることを確認できた。また、イベントの時系列データに対してバースト検出を行うことで、人では気づきにくい因果関係知識を獲得できることがわかった。

一方で、本手法で獲得された因果関係知識は、そのままでは必ずしもその内容が人間にとって把握しやすいものではないし、質問応答システムや textual entailment などの様々な言語処理アプリケーションにそのまま適用できる形式に表現されていない。よって、今後の課題として、因果関係知識を構成するイベント表現集合の内容を容易に把握できるような精度の高いラベルの生成方法や、表5で示したように言語化された知識表現への自動変換手法の開発が考えられる。その他には、因果関係知識の誤抽出を減らすために、話題という観点から因果関係を構成する原因と結果のイベント間の関係を考慮する方法の開発なども今後の課題として取り組んでいきたい。

謝 辞

本論文の執筆にあたり、数多くの有益なコメントを頂きました2名の査読者の方々に感謝いたします。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [青野10] 青野 壮志, 太田 学: 要因検索による因果関係ネットワークの構築と因果知識の獲得, DEIM フォーラム 2010 論文集, pp. B9-1 (2010)
- [Chang 04] Chang, D. and Choi, K.: Causal relation extraction using cue phrase and lexical pair probabilities, in *Proceedings of the 1st International Joint Conference on Natural Language Processing (IJCNLP 2004)*, pp. 61-70 (2004)
- [Do 11] Do, Q. X., Chan, Y. S., and Roth, D.: Minimally supervised event causality identification, in *Proceedings of the 2011 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2011)*, pp. 294-303 (2011)
- [Girju 03] Girju, R.: Automatic detection of causal relations for question answering, in *Proceedings of the ACL 2003 Workshop on Multilingual Summarization and Question Answering*, pp. 76-83 (2003)
- [乾04] 乾 考司, 乾 健太郎, 松本 裕治: 接続標識「ため」に基づく文書集合からの因果関係知識の自動獲得, 情報処理学会論文誌,

Vol. 45, No. 3, pp. 919–933 (2004)

- [乾 05] 乾 孝司, 奥村 学: 文書内に現れる因果関係の出現特性調査, 計量国語学, Vol. 25, pp. 123–144 (2005)
- [Khoo 00] Khoo, C., Chan, S., and Niu, Y.: Extracting causal knowledge from a medical database using graphical patterns, in *Proceedings of the 38th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics (ACL'00)*, pp. 336–343 (2000)
- [Kleinberg 03] Kleinberg, J.: Bursty and hierarchical structure in streams, *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol. 7, No. 4, pp. 373–397 (2003)
- [沖本 10] 沖本 竜義: 経済・ファイナンスデータの計量時系列分析, 朝倉書店 (2010)
- [Riaz 10] Riaz, M. and Girju, R.: Another look at causality: Discovering scenario-specific contingency relationships with no supervision, in *Proceedings of 2010 IEEE 4th International Conference on Semantic Computing (ICSC 2010)*, pp. 361–368 (2010)
- [坂地 08] 坂地 泰紀, 竹内 康介, 増山 繁, 関根 聡: 構文パターンを用いた因果関係の抽出, 言語処理学会第 14 回年次大会論文集, pp. 1144–1147 (2008)
- [佐藤 06] 佐藤 岳文, 堀田 昌英: Web マイニングを用いた因果ネットワークの自動構築手法の開発, 社会技術研究論文集, Vol. 4, pp. 66–74 (2006)
- [菅野 94] 菅野 道夫, 小林 一郎: 言語情報に基づく社会システムのシミュレーションへのアプローチ-海外為替変動予測に対する適用-, 日本ファジィ学会誌, Vol. 6, No. 4, pp. 701–719 (1994)
- [Sun 07] Sun, Y., Xie, K., Liu, N., Yan, S., Zhang, B., and Chen, Z.: Causal relation of queries from temporal logs, in *Proceedings of 16th International World Wide Web Conference (WWW 2007)*, pp. 1141–1142 (2007)
- [Torisawa 03] Torisawa, K.: An unsupervised learning method for commonsensical inference rules on events, in *Proceedings of the Second CoLogNet-ElsNET Symposium*, pp. 146–153 (2003)
- [山田 05] 山田 一郎, 小早川 健, 三浦 菊佳, 住吉 英樹, 八木 伸行, 崔 杞鮮: クローズドキャプションを対象とした因果関係知識抽出の検討, 第 4 回情報科学技術フォーラム一般講演論文集 (FIT2005), pp. 113–114 (2005)

[担当委員: 平 博順]

2014 年 3 月 31 日 受理

◇ 付 録 ◇

A. 評価者に提示するイベントのラベルの計算方法

イベント表現 e_i の集合であるイベント $E = \{e_1, e_2, \dots, e_m\}$ の内容を特徴づけるラベルを, 以下の手法を用いて抽出する.

- (1) 各イベント表現 e_i の特徴ベクトル e_i を (4) 式で計算する.
- (2) 各特徴ベクトル e_i を (A.1) 式で正規化する.

$$w_i^N(t_j) = \frac{w_i(t_j)}{\sum_{j=1}^n w_i(t_j)} \quad (\text{A.1})$$

ただし, n は特徴ベクトルの次元数 (= コーパス中でイベント表現を含む全文書での総名詞数), $w_i(t_j)$ は特徴ベクトル e_i における名詞 t_j の重みを示す.

- (3) イベント表現が出現する文書 (新聞記事) に含まれる名詞 t_j の重要度 $w_C(t_j)$ を, (A.2) 式で計算する.

$$w_C(t_j) = \sum_{i=1}^m w_i^N(t_j) \quad (\text{A.2})$$

- (4) 重要度 $w_C(t_j)$ の上位 10 個の名詞 t_j をラベルとして出力する.

B. 評価実験において評価者に提示した因果関係知識

表 5 に示した評価対象となった知識について, 4.3 節の評価実験で実際に評価者に提示された情報 (イベント表現対とそれらのラベル) を表 A.1 に示す.

C. 本手法で抽出した因果関係知識を手がかり表現を用いて抽出するための手順

4.4.2 節において, 本研究の提案手法で獲得された因果関係知識が, 従来の手がかり表現を用いた手法で抽出できるかどうかを確かめるために用いた手順の詳細を以下に示す.

- (1) 抽出を試みる因果関係知識 $E(NP_1, VP_1) \rightarrow E(NP_2, VP_2)$ について, 原因のイベント $E(NP_1, VP_1)$ を構成するイベント表現に含まれる名詞句の集合 W_{NP_1} , 動詞句の集合 W_{VP_1} , 結果のイベント $E(NP_2, VP_2)$ を構成するイベント表現に含まれる名詞句の集合 W_{NP_2} , 動詞句の集合 W_{VP_2} を求める.

なお, イベントは同一の NP, VP を持つイベント表現の集合であるため, 3.3.1 節において異なる名詞句が同義と判断された場合を除いて, W_{NP_1}, W_{NP_2} は単一要素の集合になる. また, VP_1, VP_2 については, 3.2.1 節で作成した辞書で上昇, 下降, 発生に分類されているすべての動詞句の集合とする.

- (2) あらかじめ用意した手がかり表現 (「に伴う」「に伴い」「を理由に」「が理由で」「ため」) が存在する文に対して, 以下の条件のどちらかを満たすときに, その因果関係知識が手がかり表現による手法で抽出されたと判断する.

- a 手がかり表現が文頭以外に存在する場合, その文中で手がかり表現より前に W_{NP_1} の要素と W_{VP_1} の要素が存在し, かつ手がかり表現より後ろに W_{NP_2} の要素と W_{VP_2} の要素が存在する.
- b 手がかり表現が文頭に存在する場合, 手がかり表現を含む文の直前の文に W_{NP_1} の要素と W_{VP_1} の要素が存在し, かつ手がかり表現より後ろに W_{NP_2} の要素と W_{VP_2} の要素が存在する.

なお, 上記の条件において, 動詞句 VP_1, VP_2 が「発生」の場合には, 発生であることが明示的に述べられない場合が多いため, W_{VP_1}, W_{VP_2} の要素となる動詞句が存在していなくてもよいものとした.

表 A.1 表 5 に示した抽出知識のイベント表現 (3・3 節までの処理によって得られる NP と VP) とラベル (付録 A に示す方法で得られる重要度の上位 10 個の名詞)

原因			結果		
イベント			イベント		
NP	VP	ラベル	NP	VP	ラベル
因果関係ありと判断された知識					
消費税率	上昇	消費税率, %, 税金, アップ, 四月, 特別減税, 国民, 消費税, 4 月, 来年	不満	上昇	首相, 不満, 省庁, 行革会議, 委員, 議論, 総務会, 中間報告, 噴出, クラウス首相
収益	下降	株価, アジア, 収益, 利益, 有利発行, 暴落, 追加負担, ドル高, 悪化, 低下	経営	下降	大蔵省, 破たん, 経営, 業務停止命令, 阪和銀行, 金融機関, 早期是正措置, 命令, 悪化, 異議申し立て
確執	上昇	小沢氏, 新進党, 確執, 羽田グループ, 党, 党内, 与党側, 改革, 細川氏, 不協和音	発言力	上昇	発言力, 発言, 申告漏れ, 党, 日本, 中国, 自民党, 持永氏, の, 新進党
因果関係なしと判断された知識					
案	上昇	案, 浮上, 有力, 政府, 年度, 与党, 新進党, 検討, 公共事業, 方針	危険性	上昇	がん, 薬, 心筋梗塞, 遺伝子, 乳がん, 発病, 危険因子, 危険性, 遺伝的多様性, 患者
支障	発生	支障, 企業, 野村, 信組, 社, 業務, 会長, 東証, 証券会社, 売買	成果	上昇	成果, 練習, 原田, 選手, 関西大会, 競技, チームてこ入れ策, 優勝, チーム, 監督
機能	上昇	パソコン, ワープロ, 機能, 野球道, ウィンドウズ, 野球ゲーム, 文書, P P R A M, アウトレット品, M P E G	可能性	上昇	地震, 群発地震, 活断層, 可能性, 断層, 牛伏寺断層, 地震調査研究推進本部, 活動, 地震活動, 地震調査委員会
因果関係があるかどうか分からないと判断された知識					
競争	上昇	競争, 激化, 台, 生産, 携帯電話, 競合, マツダ, 開発, トヨタ, フォード	構想	上昇	構想, 浮上, 社民党, 政府, 自民党内, 空中権, 与党内, 党, 与党, 酒造会社

著者紹介

小野 博紀

2012 年電気通信大学電気通信学部卒業。同年電気通信大学大学院情報理工学研究科博士前期課程入学。2014 年同大学院博士前期課程修了。在学中は、自然言語処理やテキストマイニングの研究に従事。

内海 章(正会員)

1993 年東京大学大学院工学系研究科情報工学専攻博士課程修了。博士(工学)。東京工業大学大学院総合理工学研究科助手, 専任講師, 電気通信大学電気通信学部システム工学科助教授, 同大学院情報理工学研究科総合情報学専攻准教授を経て, 2013 年 4 月より同専攻教授。言語情報処理や認知科学の研究に従事。日本認知科学会, 情報処理学会, 言語処理学会, Cognitive Science Society 等各会員。