

# 説明生成に基づく談話構造解析の課題分析

杉浦 純      井之上 直也      乾 健太郎

東北大学大学院 情報科学研究科

{jun-s, naoya-i, inui}@ecei.tohoku.ac.jp

## 1 はじめに

近年、大規模な世界知識を用いて文章に明示されていない情報を推論し (談話解析), いくつかの自然言語処理のタスクに応用する試みが報告されている [8, 7, 14] 本稿では, 談話解析の部分問題として談話片間の意味的關係の推定 (談話構造解析) を目標に据え, 行間の推論に基づく談話関係認識モデルの実現方法と課題を論じる.

また, 談話関係認識では, 接続詞が明示的に示されているか否かで問題の難易度が大きく異なる. 接続詞が非明示的な場合は特に解析が困難であり, 表層的な単語の情報や統語的な情報はほとんど解析の有用な手がかりにならない. 実際, 接続詞が非明示的な場合を対象とした先行研究 [6, 9, 5, etc.] の多くは表層的な手がかりを主として用いているが, F 値で 4 割ほどの性能しか得ていない. こうした非明示的な談話関係を認識するためには, 明示的に書かれていない情報 (例えば, イベント間の因果関係) を推論し, それらを手がかりとする必要がある. 例えば, 例 (1) では family は keep したいにも関わらず auction しなければならない, すなわちその願いを叶えられない状況にあることから  $S_1$  と  $S_2$  の間に逆接の関係があることが推定できる. これには  $S_1$  の auction イベントが  $S_2$  の keep イベントを妨げる可能性があるという非明示的な情報を推論する必要がある.

(1)  $S_1$ : The bank had forced the family to have an auction.

$S_2$ : They wanted to keep their all things.

こうした背景から我々は, 仮説推論に基づいて談話構造を解析するモデルの構築に取り組んでいる. 観測に対してもっともらしい説明を生成する仮説推論は, 談話関係の認識に重要な非明示的情報の推論に適している. Hobbs ら [3] は, 仮説推論の枠組みによって談話関係認識が行えることをいくつかの事例により示した. しかしながら, 当時は, 推論に要する知識ベースと計算機資源のいずれもが貧弱であったため, アイデアを実際のシステムとして実現し評価するまでには至っていない. 以来, 表層的な手がかりを利用した機械学習に基づく手法が種々提案される一方で, 仮説推論に基づくアプローチはほとんど検討されておらず, どのような種類の非明示的情報をどのように推論すればよいか, どのような知識をどのように記述しておけば良いのか, といった問題が

未解決のまま残されている.

そこで, 本稿では, コーパス中の非明示的な談話関係を推定する推論過程を手で分析し, そこに含まれる推論の種類, およびそれらの実現に必要な知識の種類を明らかにする. 分析に当たっては, 対象の事例集合をなるべく少ない種類の推論パターンと背景知識で説明できるように推論と知識を類型化するとともに, 仮説推論エンジン上で実際の動作検証を併せて行った. 本稿ではこの分析作業を詳述し, 得られた結果について論じる.

本稿では, まず仮説推論を用いた談話構造解析について説明し, 談話関係認識の関連研究について概観する (2 節). 次に談話関係の認識にどのような推論が必要であるかを調べる手順について説明し (3 節), 調査結果を報告する (4 節).

## 2 研究背景

### 2.1 仮説推論と談話構造解析

仮説推論とは, 観測に対する最良の説明を求める推論であり, 形式的には次のように定義される.

**Given:** 背景知識  $B$ , 観測  $O$ . ただし  $B$  と  $O$  は一階述語論理式の集合.

**Find:** 仮説  $H$ . ただし  $H$  は  $H \cup B \models O, H \cup B \not\models \perp$  を満たす一階述語論理式の集合.

一般的には複数の仮説  $H$  が考えられるため, その中で最良の説明を選ぶ必要がある. 選び方としてはこれまでに様々な指標が考案されてきたが (確率, コストなど) 本稿では単純にリテラルの数が最小の仮説を最良の説明とする.

Hobbs ら [3] は言語理解の過程を仮説推論により定式化し, その中で談話関係の認識も自然に定式化できることを示した. 仮説推論による言語理解では, 語彙知識を背景知識とし, 解析対象の談話を観測として与え, 最良の説明を求める. 仮説推論を言語理解に用いることの利点は, 談話から想起しうる情報の中から, 互いに整合性がとれ, かつ談話との整合性がとれる結果を選択することができる点にある. 談話関係の認識に重要となる推論はまさにこの種の推論であるため, 我々はこの枠組みを採用する.

### 2.2 関連研究

談話関係認識の先行研究ではこれまで, 主に表層的な手がかりが用いられてきた [6, 9, 5]. 例えば, Lin ら [5]

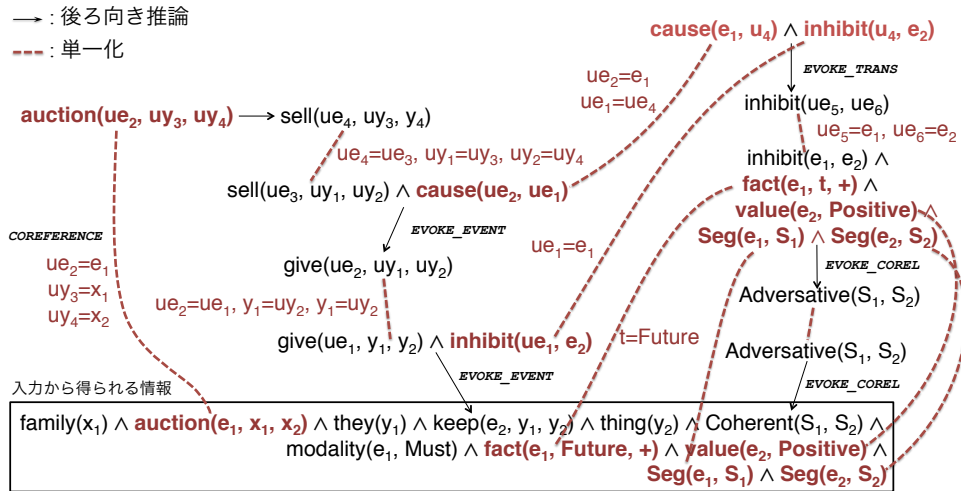


図 1: 関係認識に必要な推論

は2つの談話片に存在する単語の対を素性として、機械学習を用いて談話関係を認識している。接続表現がある場合にはF値で0.87の性能で認識ができていますが、接続表現がない場合にはF値で0.40の性能しか得られていない。これは、接続表現がない場合の談話関係認識が表層的な情報のみで解くことがいかに難しいかを示す結果である。一方で我々は、Hobbsら[3]が提案した枠組みを用いて、表層的な情報だけでなく非明示的な情報も手がかりとして用いる談話構造解析モデルの構築を目指している。しかしながら、談話関係の認識にどのような推論が必要なのかをも具体的に調べ、それを仮説推論の知識として体系化しようという試みはこれまでなかった。前述の現状からも、談話関係の認識にはどのような推論が必要か調査することは非常に重要であるといえる。

### 3 談話関係認識に必要な推論及び知識の調査

#### 3.1 問題設定と調査対象

まず始めに、我々がどのような談話関係認識のタスク設定を念頭にこの調査を行ったか明確にしておきたい。談話関係認識と一口に言っても様々な問題設定が考えられ、その問題設定のバリエーションは、(i) 接続表現の有無、(ii) 談話のセグメント情報が予め与えられているか、(iii) どのような談話関係セットを考えるか、の3種類で概ね決まる。我々が本稿で想定するのは、(i) 接続表現を持たない談話片間を対象とし、(ii) 談話セグメントが予め与えられたもとで、(iii) 談話関係を順接・逆接の2種類に分類する、という設定である。

大学センター試験の長文読解問題(小説問題)の問題文から30個(順接15, 逆接15)の談話片対を抽出し、調査の対象とした。談話関係の定義としてはPennDiscourse-TreeBank (PDTB) Annotation Manual[11]の関係セットを参考にし、Contingency, Temporal, Expansionを順接(Resultative), Comparisonを逆接(Adversative)とした。我々は接続表現を含まない談話片間の関係を解析することを目的としている。そのため、接続表現を用い

なければ談話関係がわからない談話片対は調査の対象外とし、接続表現を含まない談話片対及び接続表現を削除しても談話関係が認められる談話片対を調査対象とした。また、この時点で接続表現を含む談話片対はその談話片対を削除した。

談話セグメントとその間にある談話関係が付与された大規模なコーパスとして代表的なものにPDTBがある[10]。しかし、PDTBの文章はテキストを理解するためにドメインに特化した高度な背景知識が必要となる。本稿の調査では読み手の推論がどのように行われているかを明らかにすることが目的であるため、比較的平易でありながら正しい英語が用いられてるテキストとして、大学センター試験の問題文を用いた。

#### 3.2 分析手順

今回行った調査は次の3段階からなる: 英語の試験問題の文章から談話関係の事例を収集し、得られた事例集合について次の作業を行った。(i) 個々の事例について談話関係の推定に必要な推論を洗い出し、それらの推論に共通する部分パターン(推論パターン)を同定、類型化する。(ii) それらの推論パターンに必要な知識を洗い出し、類型化する。(iii) (ii)で同定した知識を近年利用可能になった高速な仮説推論エンジン[4]上に実装し、(i)の推論が実際に引き出されるかを検証する。これらの作業を繰り返し行うことによって、実際の推論過程をシステム上で確認しながら、より少ない種類の推論パターンと知識によって事例集合全体を説明できるモデルを探索する。

作業の具体例を、例(1)を用いて説明する。この例では、bankがfamilyに対してauctionすることを強要しているのだが、一方でfamilyは自分たちのthingsをkeepしたい(つまり、auctionしたくない)という欲求があり、その行き違いが逆接関係を形成している。この逆接関係を導くロジックを、記録として蓄積し、それらの推論に共通する推論パターンを見出すことがここで行う作業である。例(1)に対する記録を図1に示す。図1で

は、オークション (auction) はなにか売ること (sell) の一部であり (hyponym), それがなにか手放すこと (give) を引き起こし (cause), それが最終的に things を保持しておくことを阻害して (inhibit), 逆接関係が導かれることが記録されている。図 1 では、例えば「事象 keep から、keep を阻害する事象 give を連想する」という推論と「事象 give から、give を引き起こす事象 sell を連想する」という推論は共通した「事象の連想」という推論パターンとしてまとめあげることができる。

二段階目の作業として、一段階目で類型化した推論パターンに対し、必要な知識を洗い出し、類型化する。図 1 の部品では、以下の 3 種類の知識によって表現される。

1. イベント  $e_1$  がイベント  $e_2$  を妨害するという状況下で ( $\text{inhibit}(e_1, e_2)$ ),  $e_2$  を実行したいが  $e_1$  をしなければならぬとき、そこに Adversative な談話関係がある、という知識。
2. hyponym(auction, sell), cause(sell, give), inhibit(give, keep) といった、イベントとイベントの間にある関係の知識
3.  $A \text{ cause } B \wedge B \text{ inhibit } C$  ならば  $A \text{ inhibit } C$  といった事象間の推移関係を推論する公理

最後に、三段階目の作業として、これまでの作業から類型化された知識を仮説推論エンジン [4] 上に実装し、図 (1) と同様な推論が実際に引き出されるかを検証する。このような調査を、3.1 節に示す手法で抽出してきた 30 個の談話片対に対して行った。

## 4 調査結果と課題分析

3.2 節に示した手順 i~iii を繰り返すことで、談話関係認識にどのような推論が必要なのかを見出すことができた。本節では前節で得られた各推論パターンがどのようなものか示す。また、各推論パターンが仮説推論においてどのような公理体系で表現されるかを示す。今回の公理体系では正しい説明が得られない事例についても議論する。

### 4.1 談話関係認識に必要な推論パターンと公理体系

仮説推論による談話関係認識 (説明生成) を行うためには、大きくわけて次のような 4 種類の推論パターン (下記 a~d) が必要であり、これらの組み合わせにより多くのテキストの談話関係を説明できることがわかった。それらの推論パターンとそれぞれの表現方法を、表 1 にまとめた。以下にそれぞれの推論パターンについて説明する。また、各推論パターンの名前と図 1 の各エッジの記号は対応している。

#### (a) 談話関係の成立条件の証明 (EVOKE\_COREL)

談話片間の意味関係を理由付ける推論パターンであり、 $e_1$  を含んだ談話片  $S_1(\text{Seg}(e_1, S_1))$  と書く) と  $e_2$  を含んだ談話片との間に順接関係あるいは逆接関係が成立するための条件を提示する。その条件は、事象間の関係と事実性 (fact or non-fact), 近未来の事実性 (future-fact or future-non-fact), 価値評価極性

(value-positive or value-negative) の組み合わせで表現される。事象間の関係は他の推論パターンによって証明される。また、事実性及び近未来の事実性、あるいは価値評価極性は、事実性解析 ([13]), モダリティ解析 ([15]) の既存研究によって与えられていると仮定する。

#### (b) 事象から事象の想起 (EVOKE\_EVENT)

事象の連想に関する推論パターンである。 $X$  から関係  $R$  により  $Y$  を連想することを仮説推論の後ろ向き推論に対応させ、仮説推論の背景知識として  $Y \wedge R \Rightarrow X$  のように表現する。 $R$  は、どのような種類の情報を推論したかを記録するために用いられる。例えば事象から事象の想起では、 $give$  から  $cause$  の関係にある  $sell$  が想起されるよう、 $\text{sell}(e_1, x) \wedge \text{cause}(e_1, e_2) \Rightarrow \text{give}(e_2, y)$  という公理を書く。これらの公理は既存の語彙資源 (WordNet 3.0[2], FrameNet 1.5[12], VerbOcean[1]) から獲得することができる。

#### (c) 事象間の推移関係の推論 (EVOKE\_TRANS)

事象間の関係と事象間の関係から新たな関係を推論する推論パターンである。事象  $E_1$  と事象  $E_2$  の間に関係  $R_{12}$  が存在し、事象  $E_2$  と事象  $E_3$  の間に関係  $R_{23}$  が存在する時、事象  $E_1$  と事象  $E_3$  の間にも推移的に関係  $R_{13}$  を推論する、という形で仮説推論の背景として公理を記述している。例えば  $\text{cause}(e_1, e_2) \wedge \text{cause}(e_2, e_3) \Rightarrow \text{cause}(e_1, e_3)$  のように表現できる。これらの公理はテーブル形式で人手で作成することができると思われる。

#### (d) 共参照関係の認識 (COREFERENCE)

共参照関係を認識する推論パターンは、2 つの mention  $m_1, m_2$  が共参照関係にあることを認識する。仮説推論では、1 つの mention  $m$  を 1 つの論理変数  $x_m$  に対応させ、共参照関係は論理変数間の単一化で表現する。さらに、類似語や関連語の関係にある mention を捉えるため、後ろ向き推論も用いる。共参照関係の認識では、捉えたい共参照関係のパターンは大きく 3 つある。

談話内で同一の単語を持つ 2 つの mention  $m_1, m_2$  を共参照関係と認識する。仮説推論では、観測において  $x_{m_1}$  または  $x_{m_2}$  を項に持つリテラルの集合の中で、同一の述語のリテラル間の単一化でこれを表現する。

談話内で類似語 (上位下位語、同義語など) の関係にある 2 つの mention  $m_1, m_2$  を共参照関係と認識する。仮説推論では、類似語  $w_1, w_2$  の関係を  $w_1(x) \Rightarrow w_2(x)$  で記述し、後ろ向き推論により同一の述語を導き、 $x_{m_1}$  と  $x_{m_2}$  の単一化を行う。

談話内で関連語 (部分全体関係など) の関係にある 2 つの mention  $m_1, m_2$  を間接照応関係と認識する。仮説推論では、関係  $R$  の関連語  $r_1, r_2$  を  $r_1(x) \wedge R(x, y) \Rightarrow r_2(x)$  で記述し、後ろ向き推論

表 1: 推論パターンと仮説推論における表現

名前	機能	仮説推論における公理の例
EVOKE_COREL	談話片 $S_1$ と談話片 $S_2$ の間にある談話関係 $R$ が成立するための条件を推論	$inhibit(e_1, e_2) \wedge fact(e_1, Present, +) \wedge value(e_2, Positive) \Rightarrow Adversative(S_1, S_2) \wedge Seg(e_1, S_1) \wedge Seg(e_2, S_2)$
EVOKE_EVENT	事象 $E_1$ から $E_1$ と関係 $R$ にある別の事象 $E_2$ を連想	$sell(e_1, x) \wedge cause(e_1, e_2) \Rightarrow give(e_2, x), give(e_1, x) \wedge inhibit(e_1, e_2) \Rightarrow keep(e_2, x)$
EVOKE_TRANS	事象 $E_1$ と事象 $E_2$ の関係 $R_{12}$ と、事象 $E_2$ と事象 $E_3$ の関係 $R_{23}$ から事象 $E_1$ と $E_3$ の関係 $R_{13}$ を推論	$cause(e_1, e_2) \wedge inhibit(e_2, e_3) \Rightarrow inhibit(e_1, e_3), cause(e_1, e_2) \wedge cause(e_2, e_3) \Rightarrow cause(e_1, e_3)$
COREFERENCE	2つの mention $m_1, m_2$ が共参照になりうることを推測 *	$japan(x) \Rightarrow country(x), shoot(e, x_1, x_2) \Rightarrow hit(e, x_1, x_2), x = y \Rightarrow as(x, y)$

\* mention はモノと事象の両方を含む

により同一の述語を導き、 $x_{m_1}$  と  $x_{m_2}$  の単一化を行う。

事象の mention  $m_1, m_2$  の共参照が分かったとき、それらの事象が持つ第  $i$  項の mention  $x_i, y_i$  の共参照関係を認識する。仮説推論では、これを2つのリテラル  $p(m_1, x_1, x_2, \dots, x_i), p(m_2, y_1, y_2, \dots, y_i)$  の単一化に対応させる。

## 4.2 課題分析

知識に関する課題分析と、説明生成に関する課題分析の2点に分けて議論する。

まず、順接関係にある次の事例について議論する。 $S_1$ : *Jerry watched his mother go*,  $S_2$ : *(then) began swimming*. 「母を見送った後、泳ぎ始めた」といった時間的な関係 (temporal 関係) がここには存在する。つまり、*watch* と *swim* の間に temporal な関係や *cause* 関係などがあると仮定する、あるいは証明できれば順接関係を認識することができる事例となる。しかし、今回のイベント間にそのような関係があるという仮定はいささか強引である。また、前節に示したような既存の語彙資源から得られることも無さそうである。

また、推論エンジンが、本来あるべき説明をベストな説明とみなさずに別の説明を最良の説明として出力してしまう解析誤りが考えられる。その要因としては、推論パターン EVOKE\_COREL にあたる、談話関係の成立条件に曖昧性が生じていることが考えられる。

## 5 おわりに

本稿では、談話に潜む非明示的な情報を手がかりとして利用する談話構造解析モデルをの構築を目的として、調査を行った。談話関係の認識に必要な推論に共通する推論パターン及び推論パターンに必要な知識をを類型化することができた。その結果、多くの談話関係の認識は4つの推論部品の組み合わせで推論ができることがわかった。またそれぞれ仮説推論の背景知識として表現できることを示し、談話関係認識に必要な知識はどのような公理体系なのかを明らかにすることができた。さらに、その結果を利用し、実際に仮説推論エンジン上に実装し、実テキストで一定の説明生成が行える現状を示した。また、今回の調査では人手で推論規則を構築したが、4章で示した通り、その多くは外部リソースから獲得できる

ものを想定している。今後これを実装し、大規模な語彙知識を用いた仮説推論を行えるようにする必要がある。さらには、今後大量のテキストに対して説明生成モデルを適用し、その性能を評価していきたい。

**謝辞** 本研究は、文部科学省科研費課題 22・9719 および課題 23240018 の一環として行われた。

## 参考文献

- [1] T. Chklovski and P. Pantel. VerbOcean: Mining the Web for Fine-Grained Semantic Verb Relations. In D. Lin and D. Wu, editors, *Proceedings of EMNLP*, pp. 33–40. ACL, 2004.
- [2] C. Fellbaum, editor. *WordNet: an electronic lexical database*. MIT Press, 1998.
- [3] J.R. Hobbs, M.E. Stickel, D.E. Appelt, and P. Martin. Interpretation as Abduction. *Artificial Intelligence*, Vol. 63, No. 1-2, pp. 69–142, 1993.
- [4] N. Inoue and K. Inui. ILP-Based Reasoning for Weighted Abduction. In *Workshops at the Twenty-Fifth AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2011.
- [5] Z. Lin, H.T. Ng, and M.Y. Kan. A PDTB-Styled End-to-End Discourse Parser. *Arxiv preprint arXiv:1011.0835*, 2010.
- [6] D. Marcu and A. Echihiabi. An Unsupervised Approach to Recognizing Discourse Relations. In *Proceedings of the 40th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics*, pp. 368–375. Association for Computational Linguistics, 2002.
- [7] E. Ovchinnikova, J.R. Hobbs, N. Montazeri, M.C. McCord, T. Alexandrov, and R. Mulkar-Mehta. Abductive Reasoning with a Large Knowledge Base for Discourse Processing. In *Proceedings of the Ninth International Conference on Computational Semantics*, pp. 225–234. Association for Computational Linguistics, 2011.
- [8] A. Penas and E. Hovy. Semantic Enrichment of Text with Background Knowledge. In *Proceedings of the NAACL HLT 2010 First International Workshop on Formalisms and Methodology for Learning by Reading*, pp. 15–23. Association for Computational Linguistics, 2010.
- [9] E. Pitler, A. Louis, and A. Nenkova. Automatic sense prediction for implicit discourse relations in text. In *Proceedings of the Joint Conference of the 47th Annual Meeting of the ACL and the 4th International Joint Conference on Natural Language Processing of the AFNLP: Volume 2-Volume 2*, pp. 683–691. Association for Computational Linguistics, 2009.
- [10] R. Prasad, N. Dinesh, A. Lee, E. Miltsakaki, L. Robaldo, A. Joshi, and B. Webber. The Penn Discourse TreeBank 2.0. In *Proceedings of the 6th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2008)*, pp. 2961–2968. Citeseer, 2008.
- [11] R. Prasad, E. Miltsakaki, N. Dinesh, A. Lee, A. Joshi, L. Robaldo, and B. Webber. The Penn Discourse Treebank 2.0 Annotation Manual. *IRCS Technical Report*, 2007.
- [12] J. Ruppenhofer, M. Ellsworth, M.R. Petruck, C.R. Johnson, and J. Scheffczyk. FrameNet II: Extended Theory and Practice. Technical report, Berkeley, USA, 2010.
- [13] Roser Sauri and James Pustejovsky. Determining Modality and Factuality for Textual Entailment. In *Proceedings of the International Conference on Semantic Computing*, pp. 509–516, 2007.
- [14] 井之上直也, 乾健太郎, E. Ovchinnikova, J.R. Hobbs. 大規模世界知識を用いた仮説推論による談話解析の課題と対策. 言語処理学会第 18 回年次大会発表論文集 (to appear), 2012.
- [15] 江口明, 松吉俊, 佐尾ちとせ, 乾健太郎, 松 本裕治. モダリティ、真偽情報、価値情報を統合した拡張モダリティ解析. 言語処理学会第 16 回年次大会発表論文集, pp. 852–855, 2010.