

## ユーザ情報抽出のための質問回答ペアに対する述語項構造解析

## Predicate Argument Structure Analysis of Question-Answer Pairs for User Information Extraction

小林のぞみ 平野徹 東中竜一郎 牧野俊朗 松尾義博  
 Nozomi Kobayashi Toru Hirano Ryuichiro Higashinaka Toshiro Makino Yoshihiro Matsuo

日本電信電話株式会社 NTT メディアインテリジェンス研究所  
 NTT Media Intelligence Laboratories, Nippon Telegraph and Telephone Corporation

For a personalized dialogue system, we need a method to extract user information in a structured form. Assuming that an user information can be represented as a quadruplet (predicate-argument structure, entity, attribute category, topic), we focus on the task of predicate argument structure analysis and propose a method to extract the structures from question-answer pairs in which arguments and predicates are frequently omitted. Experimental result shows that the proposed method improves the overall performance when compared to a baseline method.

## 1. はじめに

近年、エンターテインメントやカウンセリングなどを目的とした、雑談を行う対話システムの研究が増加している [Ritter 11, 東中 15]。また、市場でも Cayla<sup>\*1</sup>や Hello Barbie<sup>\*2</sup>など、子供と対話する玩具が登場して注目を集めている。これらの対話システムは同じユーザが繰り返し利用することが想定され、ユーザがより使いたくなるシステムを実現するためには、ユーザとの信頼関係を築くことが重要であるが、そのためにはユーザとシステムがお互いのことをよく知る必要がある。

この背景に基づき、我々は、雑談対話で述べられる話者自身に関する情報（ユーザ情報）を記憶し活用する対話システムの実現を目指し、ユーザ情報を（述語項構造, Entity, 人物属性, トピック）の4つ組で構造化することを進めている [平野 15]。

本研究では、ユーザ情報のうち述語項構造を抽出するタスクに取り組む。述語項構造は「何がどうした」を表現するもので、この形式で保持することより、システムは理解内容を直接発話生成に利用でき、有用である。たとえば、ユーザの過去の発言「イギリスに行ってきたよ」を（行く, ニ:イギリス）<sup>\*3</sup>という述語項構造として保持しておくことで、次にユーザと会話するとき「この間イギリスに行ったとおっしゃっていましたね」というようにユーザの前の会話を覚えていることを伝えることが可能となる。

述語項構造解析はすでに多くの先行研究があり（たとえば [Taira 10, 吉川 13, 林部 14]）、我々も対話への適用について進めてきた [今村 15]。しかしながら、システムの質問に対するユーザの回答においては、回答側に述語や項が省略されているケースが多く、従来の述語項構造解析では正しく述語項構造が抽出できないという問題がある。例えば、「何か本を読みましたか？」という質問に対して「SF かな」という回答が得られた場合、回答に「読む, ヲ:SF」という述語項を得ることはできない。そこで本稿では、システムの質問とユーザの回答のペア（以下、質問回答ペア）を対象に述語項構造を抽出する手法に

ついて検討する。以下では、まず質問回答ペアを対象とした場合の従来の述語項構造解析の課題について分析し、その結果に基づいて述語項構造解析手法を提案する。

## 2. システム質問とユーザ回答の分析

解くべき課題と範囲を明らかにするために、杉山らが作成した PersonDataBase [Sugiyama 14] と我々が収集した人間同士の対話データ 93 件に出現する質問回答ペア 301 対を分析した。杉山らのデータは、あらかじめ設定した 6 種類のキャラクタに対して、作業者がキャラクタ毎に作成した質問と回答のペア 26,595 対から成っており、ユーザ自身の情報を聞く質問とその回答がある程度網羅されているデータである。

まず、PersonDataBase に含まれる質問文を、質問が想定する回答の種類によって分類したところ「したことがありますか」など「はい」「いいえ」を回答として想定する真偽質問と、「好きなは何ですか」など、具体的な名称や数量などを回答として想定するエンティティ質問が約 9 割を占め、残りは説明や意見を求める質問であった。人間同士の対話データにおいてもこれら二つのタイプが 267 対（301 対中）と約 9 割を占めており、同様の傾向があることを確認した。以上の観察に基づき、質問回答ペアのうち、真偽質問とエンティティ質問に絞って話を進める。

次に、上記の人間同士の対話データ中に出現した真偽質問とエンティティ質問 267 対の回答文を分析したところ、回答のタイプとしておおきく以下の 4 つがあることがわかった。

- 完結型: 述語と項に省略がない回答  
 (e.g. 「趣味はありますか?」「映画鑑賞が趣味です」)
- 項省略型: 述語が存在するが項に省略がある回答  
 (e.g. 「趣味はありますか?」「あります」、「趣味は何ですか」「映画鑑賞です」)
- 述語省略型: 述語に省略がある回答  
 (e.g. 「何か本を読みました?」「SF とかですね」)
- YES/NO 型: 「はい/うん」「いいえ/いや」など、真か偽かの回答  
 (e.g. 「趣味はありますか?」「はい」)

各タイプとその割合を表 1 に示す<sup>\*4</sup>。述語と項がそろった

<sup>\*4</sup> 267 対のうちその他（質問に対応しない回答など）を除いた 246 件で割合を算出

連絡先: 小林のぞみ, 日本電信電話株式会社 NTT メディアインテリジェンス研究所, 神奈川県横須賀市光の丘 1-1, 239-0847, kobayashi.nozomi@lab.ntt.co.jp

<sup>\*1</sup> <http://myfriendcayla.co.uk/>

<sup>\*2</sup> <http://www.newsweek.com/meet-hello-barbie-wi-fi-doll-talks-children-307482>

<sup>\*3</sup> 本稿では述語項構造を（述語, 格:項）の形で記載する。

表 1: 回答文のタイプと割合

回答タイプ	割合
完結型	0.47 (115/246)
項省略型	0.28 (69/246)
YES/NO 型	0.17 (41/246)
述語省略型	0.08 (19/246)

完結型は約半数であり、残り半数は回答文に何らかの省略があり補完が必要であることが分かった。

項省略型は、動詞などの述語の項が省略されているケースで、いわゆるゼロ照応として知られている問題である。ゼロ照応解析は述語項構造解析の範囲であるが、ゼロ照応解析には自動解析が困難な例が多数存在しており、すべての問題を対象に自動解析を試みた場合に解析精度が極端に低くなることが報告されている [飯田 12]。特に、今回は省略された項が述語と異なる文に出現する文間ゼロ照応の問題となっているが、文間ゼロ照応の自動解析は文内ゼロ照応と比較して精度が極端に低く (例えば [今村 15]) 依然大きな課題である。

YES/NO 型は対話に特徴的なケースであり、回答文に述語項構造解析を行っても得たい述語項は得られない。例えば「趣味はありますか?」「はい」という質問回答ペアの場合、抽出したい述語項構造は〈ある, ガ:趣味〉であるが、そのためには回答文ではなく質問文を解析する必要がある。

述語省略型は従来の述語項構造解析手法では対応できないケースである。述語項構造解析の対象範囲は動詞などの述語が存在し項が省略される場合であり、述語が省略されるケースがスコープ外であるためである。

以上の調査を踏まえ、本研究では真偽質問とエンティティ質問を対象に、項省略型、述語省略型、YES/NO 型の回答文から正しく述語項構造を抽出するための手法について検討する。

### 3. 提案手法

まず基本的な戦略について述べる。「好きな は何ですか?」「 です」のように、質問回答ペアに典型的なパターンについてはあらかじめ抽出規則を定義しておくことで、高い精度で抽出できると考えられる。規則に当てはまらない場合、項省略型については質問文と回答文に述語項構造解析を行った上で両者のアライメントをとることで抽出できると考えられる。YES/NO 型は、回答文の述語項構造がまるごと省略されているケースとみなせるため、質問文の述語項構造を回答文の述語項構造とすればよい。述語省略型については述語部分が正しく抽出できていないことが予想されるため、質問文中の質問表現を回答となるエンティティで置き換えて完結型の回答文を生成して従来の述語項構造解析を行うことで正しい述語項構造が得られると期待できる。

以上を踏まえ、質問回答ペアからの述語項構造抽出を (1) 典型パターン (2) 項省略型 (3) YES/NO 型 (4) 述語省略型のタイプごとに処理を行う手法を提案する。全体の構成図を図 1 に示す。まず、入力された質問回答ペアに対して形態素解析を行った後、回答文から回答となるエンティティを抽出する。エンティティは固有表現に相当するため、固有表現抽出によってエンティティを抽出する。ここでは広いエンティティをとらえるために関根の拡張固有表現階層<sup>\*5</sup>に基づく固有表現抽出器 [貞光 13] を採用する。次に、典型パターンを用いた述語項構造抽出を行い、述語項構造が得られた場合はそこで終了

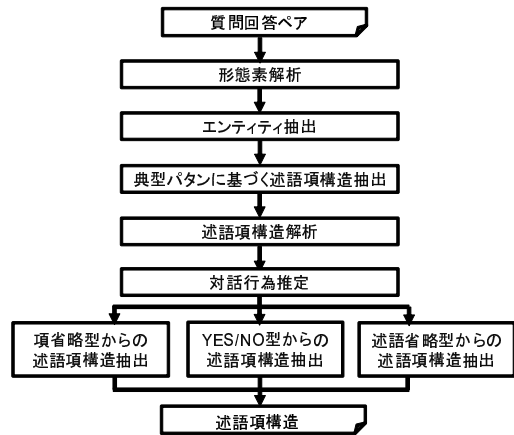


図 1: 述語項構造解析の流れ

する。得られなかった場合、質問文と回答文それぞれに対し、既存の述語項構造解析器を用いて述語項構造を抽出した上で、さらに回答文に対し、回答タイプの判定に利用するため対話行為推定 [目黒 13] を行う。その後、質問文と回答文の述語項構造を比較し、述語が同じであれば項省略型の処理を行なう。述語が異なる場合、回答文の対話行為が「共感・同意」もしくは「非共感・非同意」であれば YES/NO 型、質問文に質問表現が存在し、かつ回答となるエンティティが存在すれば述語省略型としてそれぞれの処理を行う。質問表現の抽出方法については 3.4 で述べる。

#### 3.1 典型パターンを用いた述語項構造抽出

質問文に典型的なパターンを抽出するために、パターンマイニングの手法 [Pei 01] により PersonDataBase 中の質問文から頻出文字列を獲得し、得られた文字列を手でチェックして 20 個の正規表現パターンとしてまとめあげた。例えば「好きな XX は (誰 | どこ | 何)」のようなパターンとなっており、XX は任意の文字列が入る。回答文は「お寿司です」のように「エンティティ + 助動詞」の形をとるものが多いため、上述したエンティティ抽出により述語項を抽出する。

上述の手順に基づいた述語項構造抽出を「好きな食べ物は 何ですか?」「お寿司です」という質問回答ペアを例に説明する。質問文からは「食べ物」が XX にマッチするため、修飾語「好きな」を含めた「好きな食べ物」をガ格の項として抽出する。回答文からは「お寿司」がエンティティとして抽出されるため、ガ格とあわせて〈お寿司, ガ:好きな食べ物〉を述語項構造として抽出する。

#### 3.2 項省略型からの述語項構造抽出

質問文と回答文の述語項構造を比較し、述語が同じであれば質問文にあって回答文にない項を回答文の述語項に補完する。たとえば「横須賀に行きましたか?」「友達と行きました。」の場合、質問文の述語項構造〈行く, ニ:横須賀〉と回答文の述語項構造〈行く, ト:友達〉を比較し、質問文にのみ存在する「ニ:横須賀」を回答文に補完し、〈行く, ニ:横須賀 ト:友達〉を回答文の述語項構造として生成する。ここで、機能表現のゆれを吸収するため、述語が同じか否かは正規化された述語を比較することで判定する。述部の正規化には今村らの手法 [今村 11] を使用する。これにより「横須賀に行きましたか?」「いきました」という質問回答ペアの場合も同じ述語として処理が可能となる。

\*5 <https://sites.google.com/site/extendednamedentityhierarchy/>

表 2: 実験結果 (太字は各タイプで最も良かった数値を表す)

回答タイプ	ベースライン (係り受け)		従来法 (対話用述語項構造解析)		提案手法	
	精度	再現率	精度	再現率	精度	再現率
完結型	0.45 (71/158)	0.42 (71/170)	<b>0.89</b> (149/167)	<b>0.88</b> (149/170)	0.85 (139/163)	0.82 (139/170)
項省略型	0.02 (3/161)	0.02 (3/162)	0.43 (66/153)	0.41 (66/162)	<b>0.63</b> (94/149)	<b>0.58</b> (94/162)
YES/NO 型	0.02 (1/49)	0.01 (1/107)	0.40 (30/75)	0.28 (30/107)	<b>0.67</b> (61/91)	<b>0.57</b> (61/107)
述部省略型	0.00 (0/22)	0.00 (0/26)	0.26 (5/19)	0.19 (5/26)	<b>0.42</b> (10/24)	<b>0.38</b> (10/26)
その他	0.00 (0/13)	0.00 (0/13)	0.33 (4/12)	0.31 (4/13)	<b>0.50</b> (6/12)	<b>0.46</b> (6/13)
全体	0.19 (76/403)	0.16 (76/478)	0.60 (254/426)	0.53 (254/478)	<b>0.70</b> (310/439)	<b>0.65</b> (310/478)

### 3.3 YES/NO 型からの述語項構造抽出

YES/NO 型の回答は「はい/いいえ」「うん/いや」などの同意もしくは非同意を表す感動詞がほとんどであり、述語項構造としては基本的に空となる。そのため、質問文の述語項構造を回答文の述語項構造として返せばよい。例えば「横須賀に行きましたか?」「はい」の場合、質問文の述語項構造〈行く、二:横須賀〉を述語項構造として抽出する。

### 3.4 述語省略型からの述語項構造抽出

述語省略型では質問文中の質問表現を回答文中のエンティティで置き換えて完結型の文を生成する。ここで質問表現は、エンティティと置き換え対象となる表現であり、「何」「どんな」「どちら」のような疑問詞だけではなく、「メートル」「食べ物」のような名詞や助数詞の部分も含む。例えば「どんな食べ物が好きですか」「お寿司ですかね」という質問回答ペアの場合、「どんな食べ物」が質問表現となり、回答文中のエンティティ「お寿司」と置き換えることで「お寿司が好きです」という正しい日本語文を生成できる。

質問表現の抽出は、あらかじめ用意した疑問詞の辞書と以下の抽出規則により行う。疑問詞は種類が限られており、辞書として網羅的に用意することが可能であるが、後続する名詞や助数詞はバリエーションが多くあらかじめ書き尽すことが困難なためである。

- 疑問詞が「何」「いくら」「いつ」など数に関する場合  
→ 直後形態素の品詞が「助数詞」であればまとめて候補とし、候補の直後形態素表記が「の」でなければ質問表現として抽出  
例) 身長は 何 センチですか → 何センチ
- 疑問詞の品詞が「連体詞」の場合  
→ 直後形態素の品詞が名詞もしくは名詞接尾辞であれば候補としてまとめ、候補の直後形態素の表記が「の」でなければ質問表現として抽出  
例) どんな 仕事をされているのですか → どんな仕事

ここで、疑問詞が「どちらが」「どっちが」のように選択を促すものであれば質問表現より前の部分は削除して文を生成する。例えば「ご飯とパンならどっちが好きですか」「パンです」という質問回答ペアの場合、「ご飯とパンなら」の部分は削除し、質問表現「どっち」をエンティティ「パン」で置き換えた「パンが好きです」を回答文とする。これらの生成された完結型の回答文に対して述語項構造解析を行うことで最終的に述語項構造を得る。上述の 2 例からは〈好き、ガ:お寿司〉と〈好き、ガ:パン〉を得られる。

## 4. 評価実験

提案手法の有効性を検証するために、従来の述語項構造解析器を利用した手法との比較実験を行った。

### 4.1 実験設定

本実験では、対話システム [Higashinaka 14] と人間がテキストチャット形式で雑談した 480 対話 (7,444 発話) に出現した質問回答ペアのうち、質問タイプが真偽かエンティティのいずれかであった 478 対を対象に述語項構造が正しく抽出できたかどうかを評価した。評価指標には以下に示す精度と再現率を用いる。今回のタスクは述語項構造が抽出できない場合も存在するため、どれくらい漏れなく抽出できたかもあわせて評価するためにこの指標を採用した。

$$\text{精度} = \frac{\text{システムが正しく抽出できた述語項構造の数}}{\text{システムが出力した数}}$$

$$\text{再現率} = \frac{\text{システムが正しく抽出できた述語項構造の数}}{\text{人手で述語項構造を抽出した数}}$$

比較手法として、述語と係り受け関係にある表層格を抽出するベースライン手法と、従来手法である対話解析用の述語項構造解析手法 [Higashinaka 14] を用いる。この手法は今村ら [今村 15] の手法をベースとし、ト・デ・カラ・マデ格を抽出できるように拡張したものである。

### 4.2 結果・考察

全体の精度と再現率、回答タイプごとの精度および再現率を表 2 に示す。表 2 から、係り受けのみではほとんど抽出できず、完結型に対しても半分程度の精度・再現率にとどまっているが、従来の対話解析用の述語項構造解析手法により 9 割近くと大きく改善していることが分かる。さらに提案手法によって、従来の手法で抽出が難しかった YES/NO 型と項省略型で大きな改善が見られ、全体のパフォーマンスを絶対値で 10% 向上できた。従来手法と提案手法の差について有意水準 5% のマクネマー検定を行ったところ、その差が有意であることを確認した。提案手法により改善した例として「最近は何を読んでおられますか?」「最近、読んでないですね。」という質問回答ペアがあった。従来手法では〈読んでない、ガ:外界一人称 ヲ:外界照応〉となっていたが、同じ述語「読む」の格のアライメントを取ることで「ヲ:本」を正しく補完できていた。

一方、完結型については従来手法よりも精度と再現率がやや低下しているが、提案手法では完結型か否かを判定せずに項省略型の処理を行うため不要な項を補完したことが原因であった。たとえば「ご家族とは一緒に暮らしていますか?」「一人で暮らしています」という質問回答ペアにおいて二格が質問文から補完され、〈暮らす、二:一緒 デ:一人〉という述語項構造が誤って抽出されていた。

3 節で、典型パターンについては規則で抽出することで高い精度が望めると述べたが、今回設定した抽出パターンで処理されたケースを調査したところ、対象となったのは全体の約 6% 程度であったが、その精度は約 9 割と高精度に抽出できていることを確認した。

最後に残っている課題を分析したところ、項の抽出に失敗しているケースが誤りのうち約 4 割を占めていた。たとえば「今

晩は夕食とりましたか?」「さっき食べました」という質問回答ペアの場合、述語が「とる」と「食べる」で異なっていたためアライメントがとられず抽出に失敗していた。この問題については、述語が同一と見なせるかどうかを判断する枠組みを追加することで解決をはかっていきたい。

## 5. 関連研究

ユーザ発話からユーザ自身に関する情報を抽出する研究として [Weizenbaum 66, Kim 14] 等がある。[Weizenbaum 66] の ELIZA や ALICE [Wallace 04] に代表されるチャットボットでは、雑談対話をパーソナライズするためにユーザ発話から名前や趣味等の情報をあらかじめ用意した抽出規則により抽出している。これらの研究では、抽出されるユーザ情報は、事前に設定した抽出規則に合致する情報に限定されており、新しい情報を抽出するためには規則を追加しなければならないという問題がある。[Corbin 15] の同僚の情報を提供する対話システムは、ユーザ発話からユーザの座席の位置情報を抽出し、その位置情報を用いて DB 検索を行うことでパーソナライズされた情報提供を実現している。しかしこの研究でも、抽出可能なユーザ情報は座席位置情報に限定されているという問題がある。

この問題に対し、Open Information Extraction (OpenIE) [Banko 07] によりアプローチした研究に [Kim 14] がある。OpenIE は、抽出したい関係をあらかじめ定義しておく従来の情報抽出とは異なり、関係をあらかじめ定義せずに関係を表す表現も含めて (名詞句, 関係, 名詞句) の 3 つ組で抽出しようというものである。Kim らはこの枠組みを使うことで、たとえば “I like apples” というユーザの発話から (I, like, apples) という形でユーザ情報を抽出しておき、システム発話の生成に用いている。我々も Kim らと同様にさまざまなユーザ情報を抽出することを目的としており、「横須賀に行ったんですね」だけではなく「友人と横須賀に行ったんですね」のように複数の項から成るシステム発話も生成可能な述語項構造を採用した。

## 6. おわりに

本稿では、システムの質問とユーザの回答のペアから述語項構造を抽出するタスクについて、実際の対話データ分析に基づいて解くべき課題と範囲を明らかにした。次に回答文に省略のある 3 つのケース (項省略型, 述語省略型, YES/NO 型) についてそれぞれ述語項構造を抽出する手法について提案し、評価実験で従来の述語項構造解析手法と比較して、特に項省略型および YES/NO 型の精度・再現率を大きく改善でき、全体の精度・再現率も絶対値で 10% 以上向上できたことを確認した。

今後は、[平野 15] の人物属性等も含めたユーザ情報抽出全体の精度の評価を行うとともに、抽出したユーザ情報に基づいてパーソナライズ可能な対話システムを実装し、対話システムとしての評価を実施していく予定である。

## 参考文献

[Banko 07] Banko, M., Cafarella, M. J., Soderland, S., Broadhead, M., and Etzioni, O.: Open information extraction for the web, in *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, pp. 2670–2676 (2007)

[Corbin 15] Corbin, C., Morbini, F., and Traum, D.: Creating a Virtual Neighbor, in *Proceedings of the 2015 International Workshop Series on Spoken Dialogue Systems Technology (IWSDS)* (2015)

[林部 14] 林部 祐太, 小町 守, 松本 裕治: 述語と項の位置関係ごとの候補比較による日本語述語項構造解析, *自然言語処理*, Vol. 21, No. 1, pp. 3–25 (2014)

[Higashinaka 14] Higashinaka, R., Imamura, K., Meguro, T., Miyazaki, C., Kobayashi, N., Sugiyama, H., Hirano, T., Makino, T., and Matsuo, Y.: Towards an open-domain conversational system fully based on natural language processing, in *Proceedings of the 25th International Conference on Computational Linguistics (COLING)*, pp. 928–939 (2014)

[東中 15] 東中 竜一郎, 船越 孝太郎, 荒木 雅弘, 塚原 裕史, 小林 優佳, 水上 雅博: Project Next NLP 対話タスク: 雑談対話データの収集と対話破綻アノテーションおよびその類型化, *言語処理学会第 21 回年次大会 ワークショップ「自然言語処理におけるエラー分析」* (2015)

[平野 15] 平野 徹, 小林 のぞみ, 東中 竜一郎, 牧野 俊朗, 松尾 義博: ユーザ情報抽出のための自己開示文の人物属性分類, *言語処理学会第 21 回年次大会発表論文集*, pp. 273–276 (2015)

[飯田 12] 飯田 龍, 笹野 遼平: 日本語ゼロ照応関係に対する特徴分類とそのアノテーション, *テキストアノテーションワークショップ・コンテスト* (2012)

[今村 11] 今村 賢治, 泉 朋子, 菊井 玄一郎, 佐藤 理史: 述部機能表現の意味ラベルタガー, *言語処理学会第 20 回年次大会発表論文集*, pp. 308–311 (2011)

[今村 15] 今村 賢治, 東中 竜一郎, 泉 朋子: 対話解析のためのゼロ代名詞照応解析付き述語項構造解析, *自然言語処理*, Vol. 22, No. 1, pp. 3–26 (2015)

[Kim 14] Kim, Y., Bang, J., Choi, J., Ryu, S., Koo, S., and Lee, G. G.: Acquisition and use of long-term memory for personalized dialog systems, in *Proceedings of the 2014 Workshop on Multimodal Analyses enabling Artificial Agents in Human-Machine Interaction* (2014)

[目黒 13] 目黒 豊美, 東中 竜一郎, 杉山 弘晃, 南 泰浩: 意味属性パターンを用いたマイクロログ中の発言に対する自動対話行為付与, *情報処理学会研究報告 SIG-SLP*, pp. 1–6 (2013)

[Pei 01] Pei, J., Han, J., Mortazavi-asl, B., Pinto, H., Chen, Q., Dayal, U., and Hsu, chun M.: PrefixSpan: Mining sequential patterns efficiently by prefix-projected pattern growth, in *Proceedings of the 17th International Conference on Data Engineering*, pp. 215–224 (2001)

[Ritter 11] Ritter, A., Cherry, C., and Dolan, W. B.: Data-driven Response Generation in Social Media, in *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pp. 583–593 (2011)

[貞光 13] 貞光 九月, 東中 竜一郎, 平野 徹, 泉 朋子: 知的な応答を実現するためのテキストからの知識獲得技術, *NTT 技術ジャーナル*, Vol. 25, No. 3 (2013)

[Sugiyama 14] Sugiyama, H., Meguro, T., Higashinaka, R., and Minami, Y.: Large-scale Collection and Analysis of Personal Question-Answer Pairs for Conversational Agents, in *Proceedings of the 14th International Conference on Intelligent Virtual Agents (IVA 2014)*, pp. 420–433 (2014)

[Taira 10] Taira, H., Fujita, S., and Nagata, M.: Predicate Argument Structure Analysis Using Transformation-based Learning, in *Proceedings of the 48th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, pp. 162–167 (2010)

[Wallace 04] Wallace, R. S.: *The Anatomy of A.L.I.C.E.* A.L.I.C.E., Artificial Intelligence Foundation, Inc. (2004)

[Weizenbaum 66] Weizenbaum, J.: ELIZA - a Computer Program for the Study of Natural Language Communication Between Man and Machine, *Communications of the Association for Computing Machinery (ACM)*, Vol. 9, No. 1, pp. 36–45 (1966)

[吉川 13] 吉川 克正, 浅原 正幸, 松本 裕治: Markov Logic による日本語述語項構造解析, *自然言語処理*, Vol. 20, No. 2, pp. 251–271 (2013)