

B2TB2116

## 卒業論文

# 因果関係に基づく雑談対話発話生成の試み

佐藤 祥多

2016年3月31日

東北大学  
工学部 情報知能システム総合学科

# 因果関係に基づく雑談対話発話生成の試み\*

佐藤 祥多

## 内容梗概

雑談対話システムの実現には、因果関係等の常識的知識によりユーザ発話から推論される事柄を考慮した応答生成が重要だと考えられるが、具体的にどのような種類の常識的知識が重要かは自明でない。本研究では、クラウドソーシングにより収集した雑談対話事例を分析し、応答生成のための応答規則と応答に必要な常識的知識を人手により整理した。また、既存の知識ベースを利用し、実験的に雑談対話モデルを構築した。

## キーワード

雑談対話, 因果推論

---

\*東北大学 工学部 情報知能システム総合学科 卒業論文, B2TB2116, 2016年3月31日.

# Contents

<b>1 序論</b>	<b>1</b>
<b>2 関連研究</b>	<b>2</b>
<b>3 因果知識と応答規則の類型化</b>	<b>3</b>
3.1 対話データの収集 . . . . .	3
3.2 類型化 . . . . .	4
3.3 対話データの分析 . . . . .	7
<b>4 応答生成システムの試験的な構築</b>	<b>8</b>
4.1 因果知識ベースの構築 . . . . .	8
4.2 応答生成の手順 . . . . .	8
4.2.1 照合の前処理 1: 中間表現への変換 . . . . .	9
4.2.2 照合の前処理 2: 要素のベクトル化 . . . . .	9
4.2.3 類似度スコアの計算 . . . . .	10
4.2.4 応答生成 . . . . .	10
4.3 実験結果 . . . . .	11
4.3.1 照合手法の問題 . . . . .	11
4.3.2 知識ベースの問題 . . . . .	11
4.3.3 因果知識の応答としての自然性の問題 . . . . .	12
<b>5 おわりに</b>	<b>13</b>
<b>謝辞</b>	<b>14</b>

## List of Figures

- 1 “read” と “book” に着目した時の ConceptNet5 におけるノードの  
関係性 . . . . . 9

## List of Tables

1	“話題領域:興味のあること”の対話文脈とワーカ応答 . . . . .	3
2	12種の話題領域 . . . . .	3
3	因果知識の類型化結果 . . . . .	6
4	応答規則の類型化結果 . . . . .	7
5	適切な応答例 . . . . .	9
6	適切でない応答例 . . . . .	10

# 1 序論

近年、非タスク指向型対話システム（以降、便宜的に**雑談対話システム**と表記する）の研究が盛んになされ、様々な分野に応用されている。例えば医療分野では、認知症の改善や、高齢者の生活を豊かにする目的で、高齢者の話し相手になる雑談対話システムを構築するための研究が多くなされている [1, 2, 3]。また娯楽分野では、NTTdocomo が提供する「しゃべってコンシェル」<sup>1</sup> や SoftBank が販売する「pepper」<sup>2</sup> などに雑談対話システムの研究が応用され、高い人気を博している。雑談対話システム構築の基本的なアプローチとしては、入力発話と出力発話のペアからなるルールを大量に収集・蓄積したルールベースに基づく手法 [4, 5, etc.] と、入力発話に対する応答をコーパスから抽出する手法 [6, etc.] の二種類がある。

一方で、雑談対話システムの自然さを向上させるために、人間同士の雑談を分析する取り組みもなされている [7, etc.]。徳久らは、人間同士の雑談を分析し、他者の質問に対して質問を返す「問い返し」と、他者の質問に対して付加情報を返す「間接応答」が、雑談を継続させるための応答として重要であることを示し、それらの応答と先行発話の間に因果関係が多く認められる事を示した。しかしながら、先に述べたような雑談対話システムの構築に関する先行研究では、因果関係に着目して応答生成を行う試みはほとんどない。

そこで本研究では、因果関係をより細分化した因果関係知識（以降、便宜的に**因果知識**と表記する）を集めた知識ベース（**因果知識ベース**）と、因果知識を利用して応答を生成するための応答規則を集めた知識ベース（**応答規則ベース**）の、2種類の知識ベースを組み合わせることで、徳久らの知見に基づく雑談応答生成機構の構築を試みる。2種類の知識ベースを組み合わせて応答生成を行うことにより、応答生成に依存しない形で因果知識を収集することができる点と、応答規則に対話行為 (dialogue act) を付与することで、談話管理がしやすくなることが期待できる。

本稿では、まず雑談対話システムの先行研究を概観する (2節)。次に、雑談応答生成にどのような種類の因果知識が必要なのかを明らかにするために、クラウドソーシングにより収集した対話データを分析した結果を報告する (3節)。その後、分析した知見に基づいて試験的に応答生成システムを構築し、その振る舞いを分析した結果について報告する (4節)。

---

<sup>1</sup>[https://www.nttdocomo.co.jp/service/shabette\\_concier/](https://www.nttdocomo.co.jp/service/shabette_concier/)

<sup>2</sup><http://www.softbank.jp/robot/consumer/products/>

## 2 関連研究

雑談対話システムを構築する古典的な手法として、入力発話と出力発話のペアからなるパターンを大量に収集・蓄積したものを応答生成に使用するルールベース型の手法 [4, 5] がある。ルールベース型の手法は、入力発話に対応するパターンがルールベース上に存在する場合は自然性の高い応答を返すことができるが、ルールベースに無い場合は曖昧な返答を返すことが多い。また、応答パターンの作成は、基本的に人手で行うため、ルールベースを拡張するためのコストが高く、多様な応答パターンを網羅するのは容易ではない。実際に、パターンの拡張は、パターンのロングテールを網羅的にカバーすることができないため、応答の自然性や多様性の改善にほとんど直結しないことが報告されている [8]。

そこで近年では、web から応答に必要な単語や文を抽出して応答生成に使用する、抽出ベースの手法が多く研究されてきた。例えば、web 上のニュース記事や twitter などのマイクロブログから文を抽出し、入力発話の応答としてふさわしい文をフィルタリング、及びランキングして出力発話を生成する手法や [6, 9]、入力発話から抜き出した話題語に関連する語を web から取得し、応答テンプレートに嵌めて応答を生成する手法 [10] がある。また、ルールベース型の手法のカバレッジ問題を解決するために、ルールベース型と抽出ベース型を統合したシステム構築の手法 [11] も研究されている。

また、「雑談応答生成には因果関係が重要である」という徳久らの知見 [7] に基づいた雑談応答生成の手法として、下岡らの手法 [12] がある。下岡らは、web コーパスに対してパターンマッチングを適用し、事象間の因果関係知識ベース（例えば「治安が悪い」→「一人歩きはダメだ」）を獲得したのち、入力発話文と因果知識の前件を照合し、類似度が高いと判定した因果知識の後件を応答として返答する手法を提案した。下岡らの手法は、応答生成に必要な知識を、対話事例でない monologue な文章から獲得するという点で同じ方向性の研究といえるが、(1) 汎化した因果知識を用いていない、(2) 因果知識の種類を区別していない、(3) 応答規則ベースを用いていない点で本研究と異なる。

Table 1: “話題領域:興味のあること” の対話文脈とワーカ応答

話題領域	興味のあること
対話文脈	A: 歌を歌うことは好き？ B: 好きだよ、お母さんはみんなそうだよ。
応答例	「子供に歌ってあげたりするからね」
ワーカ応答	「歌を歌うと楽しいよね」 「カラオケとかに行きますか？」 「どんな歌が好きですか？」

Table 2: 12 種の話題領域

ケア施設	ケア施設の食事	おやつ	家庭菜園
仕事	趣味	体調	車の運転
興味のあること	朝食	旅行	食欲

### 3 因果知識と応答規則の類型化

人間同士の雑談で用いられる因果知識の種類と応答規則は自明でない。そこで本研究では、クラウドソーシングを通じて収集した雑談対話データから、雑談応答生成に必要な因果知識と応答規則を同定し、類型化を行った。

#### 3.1 対話データの収集

本研究では、対話データを収集するために、Yahoo クラウドソーシング<sup>3</sup> を利用した。クラウドソーシングのワーカに与えられるタスクは、表 1 に示されるように、ある話題領域（例えば、「興味のあること」）についての人物 A と人物 B の対話文脈が与えられたとき（例えば、A: 「歌を歌うことは好き？」, B: 「好きだよ、お母さんはみんなそうだよ。」）、回答例を参考にしながら、A の次の発話として尤もらしい発話を入力することである（例えば、「歌を歌うと楽しいよね」）。

なお、本研究では、1 節で述べたような応用を想定し、人物 A はカウンセラー、人物 B はその患者であるという設定を導入し、ワーカに提示した。また、同様の理由により、収集する雑談対話の話題を表 2 に示される 12 種の話題領域に設定した。対話文脈としては、「人物 A が話題領域に沿って質問を提示し、人物 B がそれに返答する」という一問一答形式の対話を採用した。

<sup>3</sup><http://crowdsourcing.yahoo.co.jp/>

以上の設定に基づき、12種類の対話文脈を設定し、各話題領域について100文の応答を収集した。

## 3.2 類型化

3.1節で得られた対話データから、雑談応答生成に必要な因果知識と応答規則をそれぞれ類型化する。本研究では、Bの発話と、それに対するワーカ応答の間に成り立つ因果知識に着目して類型化を行った。また、本研究では、因果知識と応答規則を以下のように定義した。

**因果知識:** 本研究では、連想関係が認められるイベント、またはエンティティのペアを因果知識と定義した。例えば、イベント「畑に行く」(前件)とエンティティ「軽トラック」(後件)は、「前件のイベントに後件のエンティティが“利用”される」という連想関係が認められるため、因果知識と言える。

**応答規則:** 本研究では、因果知識を利用して応答を生成するための応答テンプレートとして応答規則を定義した。例えば、「前件のイベントに後件のエンティティが利用される、という因果知識を用いて、“(後件)をつかいますか?”という応答を返す」という応答規則がある。なお、本研究では規則の適用条件は加味しない。

以上の定義に沿って、話題領域が“車の運転”、“趣味”、“興味のあること”である雑談対話データに対し、下記の手順に従って試験的に類型化を行った。

### 手順1: 類似したワーカ応答のグループ化

得られたワーカ応答は、意味が同じでも言い回しが異なるものが多い(e.g. 「どんな歌が好きなの?」「好きな歌は何?」)。本研究では、分析する応答を少なくするため、内容語と文の意味が相違ないワーカ応答について、意味上のグループ化を行う。これ以降、グループ化したデータを用いて類型化を行う。

### 手順2: 対話行為の付与

ワーカ応答には、「カラオケに行きますか?」などの相手に確認をとる応答や、「カラオケに行ったら?」などの相手に提案をする応答などがある。これらの対話行為の違いは、応答規則を分類する上で有用であるため、目黒らが定義した対話行為 [13] を、ワーカ応答に付与する。

### 手順3: 応答タイプの付与

ワーカ応答が因果知識に基づいて応答を生成しているかを確認するため、各応答に“因果知識可能”、“5w1h等の詳細化”、または“その他”の応答タイプを付与する。本研究では、筆者が因果知識を汎化的に定義できる場合を“因果知識可能”、ワーカ応答を英語化した時に疑問詞で表される文ができる場合を“5w1h等の詳細

化”とし、それ以外を“その他”とした。

**手順 4: 因果知識と応答規則の類型化**

手順 3 で付与した応答タイプのうち、“因果知識可能”のラベルが付与されたワーカ応答に対して、ワーカ応答で用いられた因果知識の種類を同定し、手順 2 で付与した対話行為から応答規則を生成し、これらを類型化する。

以上の手順により得られた類型化の結果の一部を表 3 と表 4 に示す。

Table 3: 因果知識の類型化結果

因果知識名	因果知識の定義	実際の例
目的	前件のイベントは後件のイベントを発生させる目的で行う	「ゴルフを練習する」 → 「ゴルフが上達する」
利用	前件のイベント時に、後件のエンティティを利用する	「畑に行く」 → 「軽トラック」
用途	前件のエンティティの用途は、後件のイベントを発生させる	「車」 → 「ドライブする」
問題	前件のイベント時に、後件のイベントが問題として発生する可能性がある	「車を運転する」 → 「事故が起きる」
習慣	前件のイベントが発生する場合、習慣的に後件のイベントが発生する	「歌を歌うことが好き」 → 「カラオケに行く」
効果	前件のイベントにより、後件のイベントが効果として現れる	「歌を歌う」 → 「元気になる」
共起	前件のイベント時に、よく後件のイベントが発生する	「母が歌を歌う」 → 「こどもが歌を歌う」

Table 4: 応答規則の類型化結果

対話行為	使用する因果知識	応答テンプレート
質問:事実	習慣, 利用, 方法 目的 利用 共起 効果	「(後件) + しますか？」 「(後件) + をするためですか？」 「(後件) + をつかいますか？」 「(後件) + もするのかな？」 「(後件) + しそうだね」
質問:習慣	習慣	「(後件) + をよくしますか？」
質問:欲求	習慣, 用途	「(後件) + したいね」
提案	習慣 用途	「(後件) + したら？」 「(後件) + もしたら？」
その他	問題	「(後件) + に注意してください」

### 3.3 対話データの分析

手順3にて、応答タイプが“因果知識可能”と付与されたワーカ応答は60文/300文存在し（実例は表1参照）、“5w1h等の詳細化”と付与されたワーカ応答は150文/300文存在した。今回の試みにより、因果関係に関連する雑談応答が一定量得られたものの、収集方法には改善の余地があることが分かった。“5w1h等の詳細化”の発話が多くなった原因として、今回の試みで与えられた対話文脈は、ワーカが対話文脈の状況を把握するのに十分な情報がなかったことが考えられる。今後は、ワーカに見せる対話文脈の内容をより具体化する、クラウドソーシングのタスク説明の改善などが必要と考えられる。

## 4 応答生成システムの試験的な構築

本節では、3.2 節で得た知見に基づいて試験的に応答生成機構を構築し、その振る舞いを観察した結果について報告する。

### 4.1 因果知識ベースの構築

本予備実験では、既存の知識ベースを利用し、3.2 節で明らかになった因果知識を含むような因果知識ベースを構築した。既存の知識ベースとしては、(1) オープンソース化されている日本語の常識的知識ベースが存在しない、(2) 3.2 節で明らかになった因果知識に概ね対応する因果知識が含まれている、という理由から、ConceptNet5 [14] (以下、CN5) の英語版を利用した。

CN5 は、図 1 にあるように、イベント・エンティティをグラフのノードとし、ノード間に関係ラベルを付与した常識的知識ベースである。これらの知識は、人手により作成された、常識的知識を含む自然言語文 (e.g. The effect of driving a car is getting somewhere.) の集合に対し、パターンマッチングを行うことで獲得されたものである。本研究では、3.2 節で述べた因果知識の種類と CN5 の関係ラベルを次のように対応させ、因果知識ベースを構築した: “UsedFor”-利用と用途, “Causes”-因果知識すべて, “MotivatedByGoal”-目的。この因果知識ベースには、関係ラベルと前件・後件 (以降、これら 3 つをまとめてアサーション (assertion) と呼ぶ)、そして前件と後件を抽出するために使用した元の文章が保存されている。また、各関係ラベルにおける前件と後件のペア (以降、因果ペアと呼ぶ) の数は、“UsedFor” が 46,522 組, “Causes” が 18,655 組, “MotivatedByGoal” が 16,061 組であり、総計で 81,238 組となった。なお、将来的には、[12] と同様に、web から因果知識を大規模に獲得し、これらを汎化することで因果知識ベースを構築する予定である。

### 4.2 応答生成の手順

本研究では、入力を英文、出力を英語と日本語の混じった文とし、応答生成システムを構築した。応答生成システムの概要は、入力文と因果知識ベースのアサーションとの照合を取り、類似であると判断したアサーションから、関係ラベルを指標に、表 4 にある応答規則で応答生成を行うことである。以下に詳細に説明する。



Figure 1: “read” と “book” に着目した時の ConceptNet5 におけるノードの関係性

Table 5: 適切な応答例

入力文	応答例
“I drive a car.”	enjoy drive しますか？ commute につかいますか？
“I spaced out.”	上位 100 件に適切な知識なし
“I practice golf.”	be healthy するためですか？ win competition するためですか？

#### 4.2.1 照合の前処理 1: 中間表現への変換

入力文と因果知識の照合を行う際に、本研究では、まず入力文と因果ペアの前件と後件を“主語”、“述語”、“目的語”の3つ組の中間表現に変換してから照合を行った。これは、入力文と因果ペアの文中にあるストップワードなどのノイズに影響されずに照合を行うためである。3つ組は、Stanford CoreNLP[15]の依存構造解析器を利用して、独自のルールで取得した (e.g. I like singing songs → [I, like, singing songs])。ルールの例として、係り受け木の根の品詞が動詞である場合、子の関係が nsubj である名詞句を主語と、関係が dobj である名詞句を目的語とし、根の動詞句を述語とするルールがある。また3つ組のうち、要素が欠けたものは、要素がないことを示す “Null” を代入した。なお、因果ペアの前件と後件を3つ組に変換する際には、依存構造解析の精度を上げるために、因果ペアを抽出する際に使用した抽出元の文を利用した。

#### 4.2.2 照合の前処理 2: 要素のベクトル化

次に、入力文と因果ペアのうち、意味的に類似している因果ペアを照合させるために、分散表現を用いて3つ組を表現した。本研究では、3つ組の各要素を

Table 6: 適切でない応答例

入力文	応答例
“I drive a car.”	crash your car しますか？ go to wal-mart につかいますか？ waste gasoline しますか？
“I spaced out.”	上位 100 件に適切な知識なし
“I practice golf.”	win baseball するためですか？ play sports するためですか？

GloVe [16] の単語ベクトルに変換した。3 つ組の要素が複数の単語から構成されている場合は、単語ベクトルの相加平均をその要素のベクトルとした。

#### 4.2.3 類似度スコアの計算

以上 2 つの前処理の後、入力  $I$  と、因果知識ベースの各因果ペアの前件、または後件  $K$  との類似度  $S(I, K)$  を、次式により計算した:

$$S(I, K) = \mathbf{w} \cdot \begin{pmatrix} \text{sim}(I.\text{subj}, K.\text{subj}) \\ \text{sim}(I.\text{pred}, K.\text{pred}) \\ \text{sim}(I.\text{obj}, K.\text{obj}) \end{pmatrix} \quad (1)$$

ただし、 $\mathbf{w}$  は 3 つ組の各要素の重要度を変化させるための 3 次元の重みベクトル、 $\text{sim}$  はベクトル間のコサイン類似度、 $X.\text{subj}$ ,  $X.\text{pred}$ ,  $X.\text{obj}$  はそれぞれ、三つ組  $X$  の主語、述語、目的語である。なお、柔軟な一致を目指すために、 $\text{sim}$  の引数の少なくとも一方が Null である場合は、 $\text{sim}$  は定数  $\alpha$  を返すようにした。本研究では、主語と述語の照合一致率を高めるために、重みベクトル  $w$  は (1.5, 2.0, 1.0) とした。また  $\alpha$  の値は 0.7 とした。

#### 4.2.4 応答生成

本研究では、入力文と因果ペアの前件との間で照合を行い、類似度の高い上位 100 個のアサーションから、表 4 を用いて応答を生成した。なお、関係ラベル “Causes” があるアサーションの応答を生成する場合は、応答規則として「(後件) + しますか？」を利用した。

## 4.3 実験結果

一般に、対話システムの応答生成には、発話内容の生成処理 (what-to-say) と自然言語文の生成処理 (how-to-say) の二種類の処理が必要とされている。本予備実験では、前者にのみ着目し、生成された文章の品質は評価の対象外とした。

まず、応答生成システムに簡潔な英文を3文入力し、上位100個のアサーションについて、適切か適切でないかを、応答の妥当性という観点から筆者が判断した。適切な応答の数は、“I drive car.”で49個、“I spaced out.”で0個、“I practice golf.”で10個あった。得られた応答のうち、適切なものを表5に、適切でないものを表6に示す。

次に、適切でない応答のそれぞれについて、エラー分析を行った。その結果、主に次のような問題点が明らかになった。

### 4.3.1 照合手法の問題

4.2節で述べた因果知識ベースと入力文の照合において、計算対象に連語が含まれる場合に、照合の精度が大きく下がってしまうことが見受けられた。例えば、表5、表6にあるように、入力が“I spaced out.” (→ [I, spaced out, Null], 私はぼーっとしてた) である時、意味的に類似度が高いと考えられる“daydream”が因果知識ベースに存在するにもかかわらず、適切な知識を出力することができていなかった。これは、句ベクトルを構成する方法が単語ベクトルの相加平均になっているため、句が構成する意味を捉えられてないためだと考えられる。

### 4.3.2 知識ベースの問題

本研究では、因果知識ベースの構築にCN5を利用して応答を生成したが、知識ベースの汎化粒度の点で大きな問題があることがわかった。例えば、表6の“go to wal-mart につかいますか?”と“win baseball game するためですか?”という応答はそれぞれ、“drive your car → go to wal-mart” (Causes) と“practice → win baseball game” (MotivatedByGoal) という因果知識から生成されていたが、両者ともに、後件の事象の汎化粒度が低く、そのままでは入力発話への応答として不適切である。これは、文献 [12] の分析結果とも一致する。

### 4.3.3 因果知識の応答としての自然性の問題

表 6 の “crash your car に注意してください” や “waste gasoline しますか” の応答の様に、因果知識をそのまま応答生成に使用するには、応答の自然性の観点から不適切な場合がある。通常、人間が車の運転に関して注意を喚起する場合、“事故に気をつけてね” という応答が適切であり、“車を衝突させることに注意してください” という発話をするのは、応答の言い回しが直接的すぎるという点で不自然であると考えられる。また人間同士の雑談では、車の話題において、“ガソリン消費しますか” といった、車を使う上で確実に起こる現象についての応答を行うことも、情報の新規性という観点から不自然であると考えられる。このように、因果知識を用いて応答を生成する際には、因果知識が応答に直接利用可能かどうか判定する必要があると考えられる。

## 5 おわりに

本研究では、因果関係に基づく雑談応答生成機構を構築するための手法として、因果知識と応答規則の2種類の知識ベースを用いる手法を提案した。具体的には、クラウドソーシングを利用して収集した対話データを用いて、雑談応答の生成に必要な因果知識と応答規則の類型化を行い、試験的に応答生成システムを構築し、その振る舞いを分析した。今後は、対話データの収集方法の改善、4.3節で明らかになった現システムの問題点の改善を行い、提案手法の妥当性の検証を続けていきたい。

## 謝辞

本研究を進めるにあたり、ご指導を頂いた乾健太郎教授、岡崎直観准教授に感謝致します。また研究全般において、直接のご指導と適切な助言をして下さった井之上直也助教に深く感謝致します。最後に、研究会や日常の議論を通じて、様々な知識や思いもよらない知見を下さった乾・岡崎研究室の皆様感謝致します。

## References

- [1] 小林優佳, 山本大介, 横山祥恵. 高齢者向け対話インタフェース-雑談時における関心度検出方法と関心度を利用した音声対話インタフェース. 言語・音声理解と対話処理研究会, Vol. 59, pp. 1-6, 2010.
- [2] 横山祥恵, 山本大介, 小林優佳, 土井美和子. 高齢者向け対話インタフェース-雑談継続を目的とした話題提示・傾聴の切替式対話法. 研究報告音声言語情報処理 (SLP), Vol. 2010, No. 4, pp. 1-6, 2010.
- [3] 大竹裕也, 萩原将文. 高齢者のための発話意図を考慮した対話システム. 日本感性工学会論文誌, Vol. 11, No. 2, pp. 207-214, 2012.
- [4] Joseph Weizenbaum. Eliza—a computer program for the study of natural language communication between man and machine. *Communications of the ACM*, Vol. 9, No. 1, pp. 36-45, 1966.
- [5] Richard S Wallace. The anatomy of alicialice artificial intelligence foundation, 2004.
- [6] Masahiro Shibata, Tomomi Nishiguchi, and Yoichi Tomiura. Dialog system for open-ended conversation using web documents. *Informatica*, Vol. 33, No. 3, 2009.
- [7] 徳久良子, 寺嶋立太. 非課題遂行対話における発話の特徴とその分析. 人工知能学会論文誌, Vol. 22, No. 4, pp. 425-435, 2007.
- [8] Ryuichiro Higashinaka, Toyomi Meguro, Hiroaki Sugiyama, Toshiro Makino, and Yoshihiro Matsuo. On the difficulty of improving hand-crafted rules in chat-oriented dialogue systems. In *2015 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA)*, pp. 1014-1018. IEEE, 2015.
- [9] 稲葉通将, 神園彩香, 高橋健一. Twitter を用いた非タスク指向型対話システムのための発話候補文獲得. 人工知能学会論文誌, Vol. 29, No. 1, pp. 21-31, 2014.

- [10] Hiroaki Sugiyama, Toyomi Meguro, Ryuichiro Higashinaka, and Yasuhiro Minami. Open-domain utterance generation for conversational dialogue systems using web-scale dependency structures. In *Proc. SIGDIAL*, pp. 334–338, 2013.
- [11] 目黒豊美, 杉山弘晃, 東中竜一郎, 南泰浩. ルールベース発話生成と統計的発話生成の融合に基づく対話システムの構築. 人工知能学会全国大会論文集, Vol. 28, pp. 1–4, 2014.
- [12] 下岡和也, 徳久良子, 寺嶋立太. 雑談対話システム構築に向けた事態間の因果関係知識を用いた応答生成. 言語・音声理解と対話処理研究会, Vol. 50, pp. 77–82, 2007.
- [13] 目黒豊美, 東中竜一郎, 堂坂浩二, 南泰浩ほか. 聞き役対話の分析および分析に基づいた対話制御部の構築. 情報処理学会論文誌, Vol. 53, No. 12, pp. 2787–2801, 2012.
- [14] Robert Speer and Catherine Havasi. Representing general relational knowledge in conceptnet 5. In *LREC*, pp. 3679–3686, 2012.
- [15] Christopher D Manning, Mihai Surdeanu, John Bauer, Jenny Rose Finkel, Steven Bethard, and David McClosky. The stanford corenlp natural language processing toolkit. In *ACL (System Demonstrations)*, pp. 55–60, 2014.
- [16] Jeffrey Pennington, Richard Socher, and Christopher D Manning. Glove: Global vectors for word representation. In *EMNLP*, Vol. 14, pp. 1532–1543, 2014.