

言語的・対話的特徴に着目した コールセンタ対話における話者の知識量推定

宮崎 千明^{1,†1,a)} 東中 竜一郎^{1,b)} 牧野 俊朗^{1,†2,c)} 松尾 義博^{1,d)}

受付日 2016年4月26日, 採録日 2016年11月1日

概要: 我々は、コールセンタに蓄えられた大量の対話データを、問合せを行う側の話者の知識量別に自動分類し、話者の知識量ごとの対話内容（起こりやすいトラブル、伝わりやすい説明の仕方など）を効率的に分析することを考えている。本研究では、話者の知識を反映すると考えられる多様な言語的・対話的特徴を列挙するとともに、教師あり機械学習を用いて知識の少ない話者（初心者）の対話を抽出する手法を提案する。また、評価実験を通して、提案手法によれば約 0.8 の適合率、0.5 以上の再現率で知識の少ない話者（商品・サービスの初心者）の対話を抽出できることを示す。

キーワード: 対話, コールセンタ, 知識量

Estimating Callers' Levels of Knowledge in Call Center Dialogues by Using Lexical and Dialogic Features

CHIAKI MIYAZAKI^{1,†1,a)} RYUICHIRO HIGASHINAKA^{1,b)} TOSHIRO MAKINO^{1,†2,c)} YOSHIHIRO MATSUO^{1,d)}

Received: April 26, 2016, Accepted: November 1, 2016

Abstract: In call centers, a massive amount of callers' dialogues have accumulated. To efficiently analyze dialogues featuring novice callers, we propose a method for automatically estimating a caller's level of knowledge. We focus on lexical and dialogic features and use a machine learning technique to learn a classifier that distinguishes knowledge levels. Experimental results show that our method achieves a precision of around 0.8 while retaining a moderate recall of over 0.5 in extracting the dialogues of novice callers.

Keywords: dialogue, call center, knowledge level

1. はじめに

我々消費者は、商品やサービスに関して何らかのトラブルが発生したり、何か分からないことがあったりする場合に、コールセンタに問い合わせる情報を得ようとする。

コールセンタに問い合わせる消費者の中には、商品やサービスについてほとんど何も知らない初心者から、商品やサービスについておおかたのことは理解しており、より詳細な仕様について質問するような人まで、多様な背景知識を持つ人がいる。よって、コールセンタでは、対話相手である消費者それぞれの持つ知識がどの程度であるかを把握し、その知識量に合った応対をすることが求められる。特に、あまり多くの知識を持たない初心者に対しては、分かりやすい説明を心がけたり、難しい用語の使用を避けたりするなど、特別な配慮が必要である。知識量が少ない話者の対話の例を図 1 に示す。

対話が進行しているその瞬間に、相手の持つ知識に合わせて、相手にきちんと理解してもらえるような話し方・言

¹ 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, Yokosuka, Kanagawa 239-0847,
Japan

^{†1} 現在, NTT コミュニケーションズ株式会社
Presently with NTT Communications Corporation

^{†2} 現在, NTT ソフトウェア株式会社
Presently with NTT Software Corporation

a) c.miyazaki@ntt.com

b) higashinaka.ryuichiro@lab.ntt.co.jp

c) makino.toshiro@po.ntts.co.jp

d) matsuo.yoshihiro@lab.ntt.co.jp

対話例1: 契約の申し込みを行う対話

話者	発話	含まれる特徴量
CL	インターネットを始めたいんですけど	I3(m)
OP	かしこまりました	
OP	回線やプロバイダのご契約でよろしいでしょうか	I1
CL	えーと	V16
CL	回線っていうのはどういふものですか	V13, V15, I2, I1
OP	そうですね電話の回線でございますよね	V13
CL	はい	I4
OP	そのインターネット用みたいなものです	V10, I3(i)

対話例2: 商品・サービスに関するトラブルシューティングを行う対話

話者	発話	含まれる特徴量
CL	ルータっていうのを以前取り付けていただいたんですけど	V13, I3(m)
OP	はい	I4
CL	なんか電気が点いて	V14
OP	電気というのは小さなランプでしょうか	V13, V15, I1
CL	それだと思います	V10
CL	おかしい気がするんですけどこれで大丈夫なんですか	V11, I1
OP	かしこまりました	
OP	それではランプの色を教えてくださいませんか	I1
OP	色によって意味が違ってまいりますので	I3(m)

図 1 知識量が少ない話者の対話の例. OP はオペレータ, CL は問合せ者を指す. 特徴量については, 表 2 を参照

Fig. 1 Examples of novice callers' dialogues. OP means an operator and CL a caller. See Table 2 for the features.

業選びに切り替えるというのは, 誰にでも簡単にできることではない. すべてのオペレータが, 相手の知識量に合わせた応対を行えるようにするには, 個々の商品やサービスについて, 消費者の知識量に応じた話し方(話す内容, 順序, 言葉選びなど)をあらかじめ把握し, オペレータの行動指針としてマニュアル化しておくことが重要である.

相手の知識量に合った応対方法を分析するには, オペレータと問合せ者との対話データを分析する必要がある. コールセンタには膨大な量の対話が蓄積されており, 分析のためのデータは非常に豊富にある. しかし, たいいていのコールセンタでは, 対話相手がどの程度の知識を有していたかまでは記録しないため, 蓄積された膨大なデータを知識量の観点から分析する手段がなかった. この課題を解決するため, 我々は, コールセンタに問合せを行っている側の話者(以降, 「問合せ者」とする)の知識量を自動的に推定する手法を提案する.

具体的には, 対話の音声認識結果(対話音声を自動的に書き起こしたテキストデータ)を分析対象とし, 言語学・対話システム・情報検索などの研究領域において培われてきた知見に基づいて考案した, 話者の知識量をとらえるうえで有効であろう言語的・対話的特徴量(64種)を, 話者の知識量が少ない(初心者である)確率を推定するロジス

ティック回帰の説明変数として使用することによって, 高い適合率(正確性)で知識量の少ない話者の対話を抽出することができる知識量推定手法について説明する. 知識量の少ない話者を対象とする理由は, 知識の少ない人ほどトラブルや疑問をかかえやすく, コールセンタにおける分析対象としての重要性がより高いためである. また, 適合率を重視する理由は, コールセンタには非常に膨大な量の対話データが蓄積されていることから, 再現率(抽出の網羅性)をある程度犠牲にしても, 多くの場合において, 分析には十分な量のデータを集めることができると考えるためである.

2. 関連研究

発話を分析することで, その話者がどの程度の知識を持ち合わせているかをとらえようとする研究は, これまでも行われてきた.

まず, 音声対話システムの研究領域においては, ユーザに適応した応答ができるシステムの実現を目指して, ユーザの知識レベルやシステムに対する習熟度をモデル化する研究[6]がある. この研究は, 人間ではなくシステムを相手にした対話を扱う点において本研究とは異なっている. しかし, バージン(システム発話への割込み)の回数や, 何も入力されなかった(無音の)回数といった, 対話相手とのインタラクションの状況をとらえるための特徴量を用いることは, 人間同士の対話における話者の知識量推定においても有効に働くと思われるため, 本研究でも「割込み」「無音」に関する特徴量を取り入れている.

人間同士の対話を対象とした研究にも, 知識量と関連の深い概念を扱うもの[17]がある. この研究では, 'verbal intelligence' という, 何らかの目的(情報の理解, 問題の解決, 意見の表明など)を達成するための言語使用能力を扱い, その能力をとらえるうえで有効な特徴量として, 使用単語数, 短い(または長い)発話の回数, 沈黙の回数, 他者の発言への割込みの回数などをあげている. 言語を使用する能力と, 話者が保有している知識の量とは異なる概念であるが, 使用単語数や, 短い(または長い)発話の回数は, 人間の発話を分析するうえで基本的な特徴量であると考えられるため, 本研究においても, 知識量を推定するための特徴量として利用する. 沈黙と割込みは, 音声対話システムのユーザの知識レベルのモデル化[6]で用いられる「無音」「バージン」に相当するものであり, 先に述べたとおり, 本研究でも特徴量として取り入れている.

コールセンタ対話における話者の知識量を推定するという, 本研究と目的を同じくする研究もある[5]. 北出ら[5]は, 言語・対話の特徴量を利用して4種類の因子(専門用語の把握, 一般用語の把握, スムーズな会話, 用件の簡潔な説明)を推定しておき, これら因子に基づいて知識量を推定する手法を提案している. 彼らの目的は我々と同じだ

が、我々は特に、知識量推定に有効な言語的・対話的特徴量を列挙し、それらの有効性を詳細に検討している点が異なる。本研究の提案する多様な特徴量を用いれば、北出らの提案する因子推定を介する手法との組合せで、より高精度な知識量推定につながることを期待される。

3. 予備検討：知識量分類基準の策定

コールセンタ対話における数十から数百発話のやりとりを手がかりにして、話者が有している知識の量は、どのくらいまで細かい粒度でとらえられるのだろうか。話者の知識量を工学的に求めるうえで適切な分類粒度、およびその分類基準を策定するための予備検討を行った。具体的には、複数名の人間が一致して話者（問合せ者）の知識量を分類できるような分類粒度および分類基準を検討した。

3.1 知識量の定義

まず我々は、下記に示す4段階の知識量分類基準を用意した。

- レベル1 知識をまったく持っていない
- レベル2 必要最低限の知識しか持っていない
- レベル3 ある程度の知識を持っているが、十分ではない
- レベル4 オペレータと同等の知識を持っている

ここで、「必要最低限の知識」とは、オペレータが会話の前提知識であると見なし、特段の説明なしに対話に導入するような知識を指している。たとえばインターネットサービスプロバイダのコールセンタの場合、オペレータは「インターネットを利用するにはインターネット回線が必要である」という知識について、相手も常識として知っているという前提で会話を開始するだろう。この場合、「インターネットを利用するにはインターネット回線が必要である」という知識は必要最低限の知識に該当する。

3.2 人間の主観による知識量分類実験

3.1節の基準および粒度の妥当性を検証するために、2名の評価者に、この基準に従ってコールセンタ対話の問合せ者の知識量を分類させた。評価者2名は、個別に対話音声を取聴し、各対話の話者の知識量が、4段階のいずれに該当するかを判定した。対象としたコーパスは、商品・サービスに関する質問や、契約の申し込みを行うコールセンタの音声対話（261対話）である。

表1に知識量主観分類の一致率、および κ 係数 (Cohen's Kappa) を示す。ここで、一致率は全261対話中、2名の分類が一致した割合を示している。4段階の基準で知識量を分類した場合、作業員2名による分類の一致率は0.52、 κ 係数は0.25となっており、ともに値が低いことが分かった。よって我々は、コールセンタ対話における話者の知識量を4段階にレベル分けすることは困難であると判断し、分類基準を3段階または2段階に変更することを検討し

表1 知識量分類の評価者間一致度。2段階および3段階の分類基準における括弧内の数字は3.1節の分類基準におけるレベル1~4を指し、括弧内のレベルどうしが統合されたことを示す

Table 1 Agreement of annotators' judgments. The numbers in parentheses represent the levels of knowledge ranging from 1 to 4, which are shown in Section 3.1.

分類基準	一致率	κ 係数	
4段階	0.52	0.25	
3段階	[1+2] v.s. [3] v.s. [4]	0.62	0.34
	[1] v.s. [2+3] v.s. [4]	0.77	0.19
	[1] v.s. [2] v.s. [3+4]	0.60	0.30
2段階	[1] v.s. [2+3+4]	0.88	0.17
	[1+2] v.s. [3+4]	0.70	0.41
	[1+2+3] v.s. [4]	0.89	0.30

た。その結果、表1に示されるとおり、4段階のうちレベル1と2、および、レベル3と4を統合した場合の κ 係数が最も高く、中程度の一致を表す0.41を示した。0.41という値はそれほど高いものではないが、この結果は、コールセンタ対話における話者の知識量というのは、2段階であれば、2名の人間がある程度一致して分類できることを示している。

以上により、我々はコールセンタ対話における話者の知識量は、必要最低限以下の知識量であるか、それよりも多いかという2段階に分類するのが妥当であると考え、2段階に修正した分類基準を下記に示す。本研究では、下記の基準に従って、コールセンタ対話の問合せ者の知識量の自動分類を行う。

- 知識量少 必要最低限以下の知識しか持っていない
- 知識量多 必要最低限の知識に加え、その他の知識も持っている

4. 提案手法

本研究では、人間の対話に表れる様々な言語的・対話的特徴量に着目し、ロジスティック回帰を用いて、任意のコールセンタ対話について、問合せ者の知識量が「少」（初心者）である確率を推定する。

図2に、学習時と推定時の処理の流れを示す。学習時には、まず学習コーパス中の対話音声に対して(1)音声認識を行い、テキスト、話者、および発話時間（タイムスタンプ）の情報を取得する。次に、知識量の推定に用いる(2)特徴量の抽出を行う。抽出した特徴量は、(3)正規化の処理を経て、(4)推定用モデルの学習に用いられる。未知の対話の話者の知識量を推定する際には、学習時と同様に(1)から(3)までの処理を行い、正規化済みの特徴量と、あらかじめ学習しておいた推定用モデルとを用いて、(5)知識量の推定を行う。

以降、本章では、使用する特徴量(2)およびその正規化(3)と、知識量推定モデルの学習(4)について述べる。

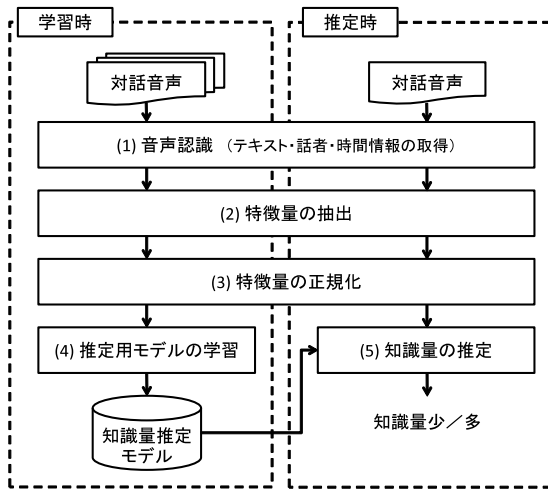


図 2 知識量推定の処理の流れ

Fig. 2 Flow of estimating callers' level of knowledge.

4.1 知識量推定に用いる特徴量

本研究で用いる全 64 種の言語的・対話的特徴量を表 2 に示す。これらの特徴量は、言語学・対話システム・情報検索などの研究領域における、人間の話し言葉と知識に関する様々な文献から得た知見に基づいて設計されたものである。64 種の特徴量は、使用語彙にかかわる特徴量 (V)、発話の時間的關係にかかわる特徴量 (T)、情報の授受にかかわる特徴量 (I) という 3 種類に大別され、下記の仮説に従って有効と考えられたものである。

- 話者の持つ知識の多寡は、その話者の使う語彙の多寡に表れる。
- 対話相手に期待する知識と、相手が実際に持っている知識とのずれが、コミュニケーションのぎこちなさに表れる。
- 対話前の話者に欠けていた知識の量は、対話中に話者に与えられた知識の量、つまり対話中に行われた情報要求・情報提供の回数に表れる。

各特徴量は、オペレータと問合せ者の発話から別々に抽出される。64 種の内訳としては、オペレータ (OP) の発話から取得するものが 31 種、問合せ者 (CL) の発話から取得するものが 33 種となっている (表 2 で、OP 列に NA と記載されたものが、オペレータの発話からは取得しない特徴量)。なお本研究では、64 種すべての特徴量を推定に用いるのではなく、特徴量選択を行ったうえで、話者の知識量を推定する (特徴量選択については 4.3 節で述べる)。

4.1.1 使用語彙にかかわる特徴量 (V)

4.1.1.1 語彙の豊かさ・乏しさをとらえるための特徴量

語彙の豊かさや乏しさをとらえるために、文献 [17] に倣い、1 回の対話において使用された延べ語数 (V1, V2) と、異なり語数 (V3, V4) を特徴量として使用する。加えて、子どもの言語獲得や第二言語習得の研究において、語彙の豊かさを測るために用いられてきた指標である type-token

表 2 特徴量のリスト。OP はオペレータ、CL は問合せ者を指す。INQ および TS の意味については 5 章を参照

Table 2 List of features. OP means an operator and CL a caller. See Section 5 for the meanings of INQ and TS.

		有効な特徴量			
		INQ		TS	
		OP	CL	OP	CL
V1	延べ語数 (全単語)		✓		✓
V2	延べ語数 (名詞のみ)		✓		✓
V3	異なり語数 (全単語)		✓		✓
V4	異なり語数 (名詞のみ)				✓
V5	TTR (全単語)				✓
V6	TTR (名詞のみ)				✓
V7	平均 IDF (全単語)				✓
V8	平均 IDF (名詞のみ)				✓
V9	ア系指示詞の数				✓
V10	ソ系指示詞の数				✓
V11	コ系指示詞の数				✓
V12	全指示詞の数				✓
V13	引用形式の数				✓
V14	格助詞「が」の数	✓		✓	✓
V15	提題助詞「は」の数				✓
V16	フィラーの数				✓
V17	問合せ者の復唱回数	NA		NA	
T1	短い発話の数				✓
T2	長い発話の数				✓
T3	平均発話時間				✓
T4	合計発話時間	✓	✓	✓	✓
T5	問合せ者の支配度	NA		NA	
T6	無音区間の数	✓	✓	✓	
T7	無音区間の数 (1.5 秒以上)		✓		
T8	平均無音時間				
T9	割込み回数	✓		✓	✓
T10	平均割込み時間				
T11	平均話者交替時間				
I1	質問発話の数				✓
I2	疑問詞疑問文の数			✓	
I3	説明発話の数	✓			✓
I4	相槌発話の数	✓	✓		
I5	合計発話数	✓		✓	

ratio (TTR) も特徴量として利用する (V5, V6)。これは、延べ語数に対する異なり語数の比率 (異なり語数を延べ語数で除した値) である。

4.1.1.2 語彙の難易度をとらえるための特徴量

話者が使用した語彙の難易度をとらえるために、検索エンジンのユーザの知識量を推定する研究 [12] に倣って平均 IDF を利用する。1 つの対話においてオペレータおよび問合せ者が使用した単語の IDF の平均値を算出し、これを特徴量として用いる (V7, V8)。単語 w の IDF は、 N が対話の総数であり、 df_w が単語 w が出現する対話数であるとき、以下の式で算出される。

$$idf_w = \log \frac{N}{df_w}$$

4.1.1.3 知識の有無を暗示する特徴量

コミュニケーションの手段として言葉を使う際、話者は聴者（対話相手）が特定の話題についてどの程度の知識を持っているのかを考慮して、使用する言語形式を変えるとされる [16]。また、話者自身の知識や自信のなさも、話者の言葉選びに影響を与えていると考えられる。

文献 [16] によると、「って」「という」のような引用形式は、話者自身が意味を知らない語について言及する際や、話者が聴者の知らない語を定義して導入する際に用いられるとされる。よって我々は、引用形式は話者・聴者の知識とかかわりの深い言語表現であると考え、対話において引用形式が使用された回数 (V13) を特徴量の 1 つとして用いる。

これに加えて、指示詞の使い方も、対話参加者の知識を反映していると考えられる。指示詞の用法に関する解釈には諸説あるが、話者が直接体験を通じて知っている事物について言及する際には、「あれ」「あの」などのア系指示詞 (V9) が用いられ、そうでないものについては、「それ」「その」などのソ系指示詞 (V10) が用いられるとされており [16]、指示詞と話者の知識との間には何らかの関係があることがうかがえる。また、「これ」「この」などのコ系指示詞 (V11) も、話者が直接経験としてとらえている事物を指すときに用いられる（ただし、目の前に見えているもの、または、話者からの距離が近いものに対して用いられる） [16]。以上により、本研究では、これら指示詞の対話における出現回数を数え、知識の有無を暗示する特徴量として用いる。

さらに、対話に導入された情報の量が、話者の持つ知識の量を反映する可能性を考慮し、一般的に対話に新情報を導入する際に用いられるとされる格助詞「が」の出現回数 (V14) や、対話に導入済みの旧情報を指す際に用いられる提題助詞「は」の出現回数 (V15) も特徴量として利用する。また、指示詞による事物の参照も、対話に導入済みの情報への言及に該当するため、ア系指示詞の数 (V9)、ソ系指示詞の数 (V10)、コ系指示詞の数 (V11) の合計を全指示詞の数 (V12) とし、これも特徴量として用いる。

4.1.1.4 準言語的な表現にかかわる特徴量

我々は、話している内容に対する知識のなさに起因する自信のなさ（もしくは知識に対する確信度の低さ）が、話者の発する準言語的な表現に表れていると考え、文献 [17] に倣い、これにかかわる特徴量を 2 つ用意した。1 つは、「えー」「あー」などのフィラーの出現回数 (V16) である。もう 1 つは、問合せ者による復唱の回数 (V17) である。復唱の回数については、問合せ者が直前のオペレータ発話に含まれる単語（形式名詞・代名詞以外の名詞、および未知語）を使用した回数を特徴量として利用する。

4.1.2 発話の時間的關係にかかわる特徴量 (T)

本項では、コミュニケーションのぎこちなさ、または円滑さをとらえるための特徴量について述べる。発話の時間的關係から対話の円滑性を測る方法は、話者の怒り感情を推定する研究 [10] でも用いられている。文献 [10] では、たとえば、発話権交替時間（一方の話者が話し終えてから、もう一方の話者が話し出すまでにかかった時間）や発話時間（継続時間長）、発話時間比（対話の主導権が、2 名の話者のどちらにあるのかを表す指標）が特徴量として用いられている。また、文献 [17] でも、発話の時間的關係にかかわる特徴量が用いられている。具体的には、合計発話時間、短い発話（1 秒以内）の回数、長い発話（10 秒より長い）の回数、沈黙を破った（1.5 秒より長い無音の後に発話した）回数、他者の発話への割込みの回数が用いられている。

これら先行研究に倣い、本研究では、発話の時間的關係にかかわる特徴量として、1 秒以内の短い発話の数 (T1)、10 秒より長い発話の数 (T2)、合計発話時間 (T4)、問合せ者の支配度 (T5)、無音区間の数 (T6, T7)、割込み回数 (T9)、平均話者交替時間 (T11) を用いる。また、これらから派生した特徴量として、平均発話時間 (T3)、平均無音時間 (T8)、平均割込み時間 (T10) も利用する。具体的な特徴量抽出方法としては、合計発話時間 (T4) は、話者（オペレータ、問合せ者）ごとに、1 つの対話における発話継続時間を合計することによって算出する。問合せ者の支配度 (T5) は、問合せ者の合計発話時間を当該対話の継続時間で除した値である。無音区間の数 (T6, T7) は、連続するオペレータと問合せ者の発話との間にある無音の（どちらの話者も発声していない）区間の数を数えたものである。また、割込み回数 (T9) は、連続するオペレータと問合せ者の発話が時間的に重なっている区間の数を数えたものである。なお、オペレータの発話の直前にある無音区間／割込み区間をオペレータ (OP) の無音区間／割込み区間とし、問合せ者の発話の直前にある無音区間／割込み区間を問合せ者 (CL) の無音区間／割込み区間とする。平均話者交替時間 (T11) は、一方の話者が話し終えてから、もう一方の話者が話し出すまでにかかった時間の合計を、合計発話数で除した値である。平均発話時間 (T3) は合計発話時間 (T4) を合計発話数で除した値で、平均無音時間 (T8)、平均割込み時間 (T10) はそれぞれ、無音区間／割込み区間の継続時間長の合計を区間数で除した値である。

4.1.3 情報の授受にかかわる特徴量 (I)

情報の授受にかかわる特徴量としては、話者の意図が質問 (I1, I2)、説明 (I3)、相槌 (I4) である発話の出現回数を使用する。

4.1.3.1 質問発話の数

質問とは、情報提供を依頼するために行われる行為であるとされる [13]。また、疑問文は「何らかの情報が話し手に欠けていること聞き手に伝えて、それを補うことを要請

する手段」[1] であるともされる。よって我々は、対話において行われた質問の数が、話者が特定の目的を達成するうえで補う必要のある（不足している）情報の量を表しており、これが話者の持つ知識の量を反映しているのではないかと考える。本研究では、末尾に疑問の終助詞（「か」「かな」「かしら」など）を持つ発話に「質問」ラベルを付与し、「質問」ラベルが付与された発話の出現回数を特徴量として用いる (I1)。なお、疑問の形式をとる発話の中には、詠嘆（感嘆）や反語の意味を持つものもあるが [4]、本研究で扱うコールセンタ対話で用いられることは稀であると考え、特に区別していない。

4.1.3.2 疑問詞疑問文の数

疑問文には、肯否疑問文（要判定の疑問表現）と疑問詞疑問文（要説明の疑問表現）がある [4]。疑問詞疑問文は、質問者が知らない点についての情報を求めたり、情報の穴埋めを求めたりする際に多く用いられるとされていることから [9]、対話における情報のやりとりをとらえるうえで、特に重要な要素だと考えられる。そこで本研究では、先述の質問発話 (I1) に加え、疑問詞疑問文の数 (I2) も特徴量として利用する。具体的には、「質問」ラベルが付与された発話のうち、疑問詞（「何」「なぜ」「誰」「いつ」「どこ」など）を1つ以上含む発話の数を数え、これを特徴量として利用する。

4.1.3.3 説明発話の数

本研究では、対話相手に何らかの情報を提供する意図を持った発話を「説明発話」と呼び、その数 (I3) を特徴量の1つとして用いる。具体的には、(i) 属性を記述する文、(ii) 値を同定する文、(iii) 聞き手に参照情報を提示する文、という3種類のいずれかに該当する文で言い終わる発話を説明発話と見なす。

具体的には、ある発話が (i) または (ii) に該当するか否かは、その発話が、事物の属性を記述したり、ある記述に対応する事物を同定したりする機能を持つとされるコピュラ文（「AはBだ」）[11] であるか否かによって判断する。具体的には、末尾に判定詞（「です」「だ」など）を持つ発話をコピュラ文、つまり (i) または (ii) に該当する発話であると見なす。

(iii) については、末尾が「ので」「から」「けど（けれど、が）」である発話とする。対話（話し言葉）では、「ので」「から」「けど」のような接続助詞で終わる文がしばしば観察される [14]。これらは、接続助詞としての本来的な機能に加えて、聞き手に忠告をする・情報を告知するなどの機能（「ので」）[18] や、意志や新事実の告知（「から」）[14]、聞き手に参照情報を提示する機能（「けど」）[15] を持つとされている。このことから、本研究では、「ので」「から」「けど」で終わる発話を説明発話に含めることとする。

4.1.3.4 相槌発話の数

対話において聞き手が打つ相槌の果たす役割は、相手の

発話の継続を促すと同時に、相手の発話内容を理解していることを示すことなどである [8]。よって、ある話者が相槌を打った回数は、その人が聞き手に回った回数や、どのくらい相手の発話内容を理解できたかを表すと考えられ、話者の知識量との関連が期待される。そこで我々は、発話末に「はい」、「うん」、「ええ」が現れている発話を相槌発話とし、その回数を特徴量として使用する。

4.2 特徴量の正規化

本研究では、抽出された特徴量は、 z 値に変換することで正規化したうえで推定に利用する。対話 d から抽出した特徴量 i の z 値は、特徴量 i の値が r_i で、特徴量 i の値の学習データ中での平均値が μ_i 、標準偏差が σ_i であるとき、以下の式で算出される。

$$z_i(d) = \frac{r_i(d) - \mu_i}{\sigma_i}$$

4.3 知識量推定モデルの学習

4.2 節で述べた方法で正規化された 64 種の特徴量（表 2 参照）を説明変数として用いて、ロジスティック回帰で知識量推定のモデルを学習する。提案手法では、64 種の特徴量のすべてを用いるのではなく、知識量の少ない話者の対話を高い適合率で抽出するうえで有効な特徴量を選択的に用いる。ある対話の話者が「知識量少」であるか否かの分類は、ロジスティック回帰によって推定された「知識量少」である確率が 0.5 を超えるか否かによって行う。

具体的には、まず、64 種の特徴量を1つずつ用いた場合の知識量推定結果の適合率を計測する。次に、「知識量少」の適合率が高い順に特徴量を1つずつ追加して、その時点までに追加された全特徴量を用いて推定した結果の「知識量少」の適合率を算出することを繰り返す（適合率の算出方法は 5.1 節で述べる）。特徴量をさらに追加しても適合率が向上しない場合には、特徴量の追加は行わず、その時点までに追加された全特徴量を提案手法で用いる特徴量セットとする。この特徴量選択方法で最適な特徴量セットが選択できている保証はないが、64 種の特徴量を使うか否かについて、すべての組合せを列挙し、知識量推定実験を実行するのは現実的ではないと考えたため、推定性能の高い特徴量を1つずつ追加する特徴量選択方法を採用した。なお、分類器の学習と性能評価は 10 分割交差検定で実施する。

5. 評価実験

コールセンタの通話を対象として、知識量の少ないユーザの対話を抽出する実験を行い、本研究で提案した特徴量が、話者知識量推定に有効であるか評価した。

知識量の推定には、LIBLINEAR [2] のロジスティック回帰（L2 正則化を使用）を用いた。評価対象とするコーバ

表 3 コーパスに関する各種統計量. INQ は質問や契約の申し込みの対話で, TS はトラブルシューティングの対話

Table 3 Statistics of our corpora. INQ means general inquiry and TS means trouble shooting.

	INQ	TS
総対話数	180	144
平均対話時間 (分)	8.2	20.3
平均発話数 (オペレータ)	47.5	241.1
平均発話数 (問合せ者)	66.7	320.3

スとしては, 2 種類のドメインの対話データを使用した. 1 つは, 商品・サービスに関する質問や, 契約の申し込みを行う対話 (INQ, general inquiry) で, もう 1 つは, 商品・サービスに関するトラブルシューティングを行う対話 (TS, trouble shooting) である. 各ドメインのコーパスは, それぞれ 180 対話^{*1}, 144 対話で構成される. 各コーパスには, 2 名の評価者が 3.2 節で説明した方法で判定した知識量が一致した対話のみが含まれている. INQ コーパスは, 「知識量少」94 対話, 「知識量多」86 対話で構成される. TS コーパスは, 「知識量少」98 対話, 「知識量多」46 対話で構成される. なお, TS コーパスを対象とした知識量主観分類の一致率および κ 係数は, それぞれ 0.75, 0.46 であった (INQ コーパスについては 3.2 節に記載). 各コーパスに関する各種統計量を表 3 に示す.

コーパスの各対話の音声のテキスト化は, 音声認識エンジン VoiceRex [7] を用いて行った. なお, INQ タスクおよび TS タスクの対話に対する音声認識の文字正解率は, 概して, オペレータ発話が約 85%, 問合せ者発話が約 70% である. 次に, コーパス中の各対話について, 音声認識結果のテキストを形態素解析にかけたうえで, 64 種の特徴量 (表 2 を参照) を抽出した. 形態素解析には, 形態素解析エンジン JTAG [3] を用いた. V17 と T5 以外のすべての特徴量は, オペレータおよび問合せ者それぞれの発話から抽出した.

5.1 評価指標

本研究では, 適合率 (precision)・再現率 (recall) を評価指標として用いる. E が「知識量少」と推定された対話の総数で, C が正しく「知識量少」と推定された対話の数で, T が評価用コーパスに含まれる「知識量少」の対話の総数であるとき, 下記の式で算出される.

$$\text{precision} = \frac{C}{E}, \quad \text{recall} = \frac{C}{T}$$

*1 3.2 節で述べた知識量主観分類の結果, 2 名の評価者による判定が一致した対話は 182 対話であったが, そのうち 2 対話については, ログ出力の不具合により, 音声認識テキスト・話者情報・時間情報を含んだファイルが取得できなかったため, 評価用コーパスからは除外した.

5.2 比較手法

提案手法の性能を比較するための手法として, 下記の 6 種類の知識量推定手法を用意した.

TYP オペレータおよび問合せ者の異なり語数 (V3-OP, V3-CL) を特徴量として用いる方法. 使用語彙にかかわる特徴量の中でも, 知識量推定に特化せず汎用的であると考えられるもの.

DUR オペレータおよび問合せ者の合計発話時間 (T4-OP, T4-CL) を特徴量として用いる方法. 発話の時間的關係にかかわる特徴量の中でも, 知識量推定に特化せず汎用的であると考えられるもの.

UTT オペレータおよび問合せ者の合計発話数 (I5-OP, I5-CL) を特徴量として用いる方法. 情報の授受にかかわる特徴量の中でも, 知識量推定に特化せず汎用的であると考えられるもの.

TYP+DUR+UTT TYP, DUR, UTT に含まれる特徴量 (V3-OP, V3-CL, T4-OP, T4-CL, I5-OP, I5-CL) をすべて用いる方法.

MB 評価対象となった全対話の話者を「知識量少」と見なす方法.

ALL 表 2 に示す 64 種の特徴量のすべてを用いる方法.

MB との比較では, 提案手法に話者の知識量を推定する能力が備わっていることを確認する. さらに, TYP, DUR, UTT, TYP+DUR+UTT との比較では, 話者の知識に焦点を当てた多様な特徴量を用いることの有効性を確認する. なお, TYP, DUR, UTT, TYP+DUR+UTT, ALL について, 特徴量の正規化 (z 値への変換) および学習・推定の方法 (ロジスティック回帰を使用) は提案手法と同一である.

5.3 評価結果

表 4 および表 5 に, 提案手法および各種比較手法による知識量推定の結果を示す (「提案手法」とは, 4.3 節の方法で選択した特徴量セット (表 2 参照) を使用した手法を指す). 表 4 に示されるとおり, 提案手法は, INQ コーパスを対象とした場合は, 適合率 0.79, 再現率 0.57 で知識量少の対話を推定することができた. TS コーパスを対象とした場合には, 表 5 に示されるとおり, 適合率が 0.84, 再現率が 0.53 であった.

表 4 および表 5 では, 適合率の有意差検定の結果も示している. 適合率の有意差検定は, 「知識量少」と推定された話者のうちで, 正しく「知識量少」と推定された話者の割合を両側二項検定で比較することによって行った. 表 4 では, INQ コーパスを対象とした実験について, 提案手法と各種比較手法との適合率の有意差を示している. この表で示されるとおり, INQ コーパスを対象とした場合, 提案手法による推定結果の適合率は, 6 つの比

表 4 評価結果 (INQ コーパス). *, **, *** はそれぞれ, 適合率の各種手法間での両側二項検定の結果が $p < 0.05$, $p < 0.01$, $p < 0.001$ であることを指す

Table 4 Results of the experiment for INQ corpus.

	再現率	適合率	適合率の有意差	
			対 提案手法	対 MB
提案手法	0.57	0.79	NA	***
TYP	0.52	0.65	**	*
DUR	0.53	0.69	*	**
UTT	0.51	0.67	*	*
TYP+DUR+UTT	0.50	0.66	*	*
MB	1.00	0.52	***	NA
ALL	0.56	0.63	***	*

表 5 評価結果 (TS コーパス). n.s., +, ** はそれぞれ, 適合率の各種手法間での両側二項検定の結果が有意差なし, $p < 0.09$, $p < 0.01$ であることを指す

Table 5 Results of the experiment for TS corpus.

	再現率	適合率	適合率の有意差	
			対 提案手法	対 MB
提案手法	0.53	0.84	NA	**
TYP	0.47	0.78	n.s.	n.s.
DUR	0.42	0.76	n.s.	n.s.
UTT	0.47	0.77	n.s.	n.s.
TYP+DUR+UTT	0.43	0.81	n.s.	+
MB	1.00	0.68	***	NA
ALL	0.45	0.70	**	n.s.

較手法による推定結果と比較して有意に高いことが分かった ($p < 0.05$). また, 表 5 では, TS コーパスを対象とした実験について, MB (全対話の話者を「知識量少」と見なす方法) と各種手法との適合率の有意差を示している. この表に示されるとおり, 6つの比較手法による推定結果の適合率は, どれも MB を有意に上回ることができなかったのに対し, 提案手法は MB を有意に上回っていることが分かった ($p < 0.01$). つまり, 提案手法は INQ コーパス・TS コーパスのいずれに対しても, MB を有意に上回る適合率で「知識量少」の対話を抽出できている. これらの結果は, 提案手法が, ある程度の再現率を確保しつつ, 高い適合率で「知識量少」の対話を抽出する効果を持つことを示しているといえる. また, INQ コーパス・TS コーパスのいずれについても, 64 種のすべての特徴量を用いた場合 (ALL) よりも, 特徴量選択を行った場合 (提案手法) の方が, 適合率が有意に高いことが分かった. ALL の推定性能が低下してしまうのは, データ量に対して特徴量の種類が多すぎることによる過学習が原因ではないかと考えられる.

図 3 および図 4 では, 提案手法および比較手法 (MB を除く 5 種) について, 「知識量少」に分類する閾値を変動させることによって作成した再現率・適合率曲線を示している. INQ コーパスを対象とした実験結果 (図 3) では, 閾

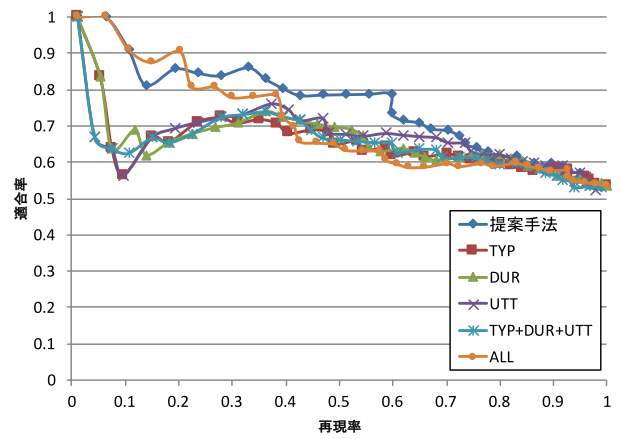


図 3 再現率・適合率曲線 (INQ コーパス)

Fig. 3 Recall-precision curve for INQ corpus.

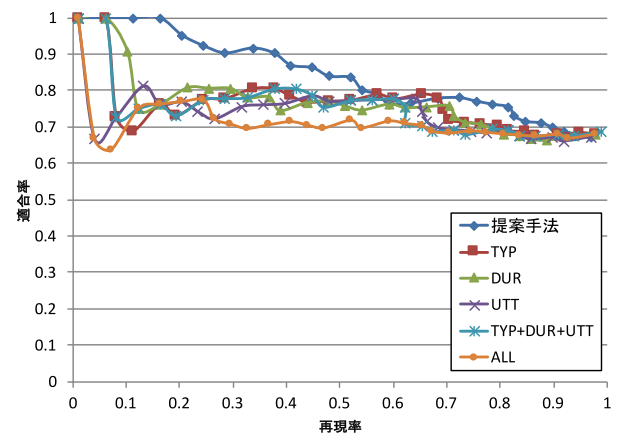


図 4 再現率・適合率曲線 (TS コーパス)

Fig. 4 Recall-precision curve for TS corpus.

値を変動させても, ALL を除く 4 種の比較手法の適合率は 0.6 から 0.75 のあたりにとどまっていることが分かる. これに対し, 提案手法の場合は, 再現率が 0.6 以下である範囲において, 適合率は 0.8 付近で安定している. また, 閾値にかかわらず, 提案手法の適合率はおおむねつねに 5 種の比較手法を上回っている. TS コーパスを対象とした実験結果 (図 4) においても同様に, 提案手法の適合率は, 閾値にかかわらず, おおむねつねに 5 種の比較手法を上回っていることが分かる. 以上のことから, 我々は, INQ コーパス・TS コーパスのいずれに対しても, 話者の知識に焦点を当てた多様な特徴量の, 知識量推定における有効性が示されたと考える.

提案手法による知識量推定の, 学習データ量の増加にともなう性能 (再現率, 適合率) の変化を図 5 および図 6 に示す. 図 5 および図 6 では, INQ コーパス・TS コーパスともに, 再現率および適合率が学習データ量の増加に従って緩やかに増加する傾向が見て取れる.

5.4 特徴量の詳細分析

特徴量選択を経て, 提案手法で用いる特徴量セットとし

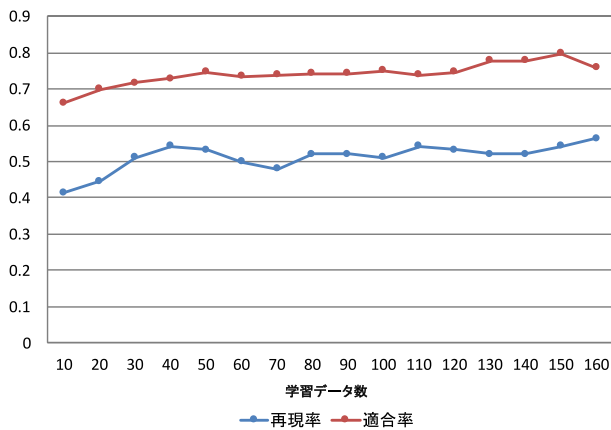


図 5 学習データ量の増加にともなう性能変化 (INQ コーパス)

Fig. 5 Transitions of evaluation results depending on data amount (INQ corpus).

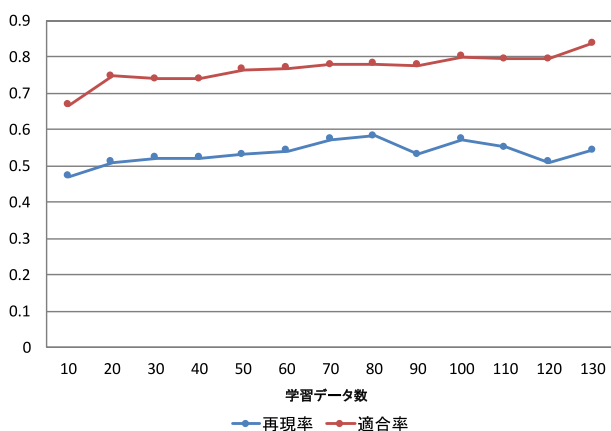


図 6 学習データ量の増加にともなう性能変化 (TS コーパス)

Fig. 6 Transitions of evaluation results depending on data amount (TS corpus).

て採用された特徴量は、表 2 においてチェックマークで示されている。

INQ コーパスに関しては、採用された特徴量 14 種のうち 6 種が発話の時間的關係にかかわる特徴量 (T) で、情報の授受にかかわる特徴量 (I) と、使用語彙にかかわる特徴量 (V) が 4 種ずつであった。特徴量を単独で利用した場合の推定結果の適合率が最も高かったのは、オペレータの無音区間の数 (T6-OP) であった。2 位から 5 位までは順に、オペレータの割込み回数 (T9-OP)、問合せ者の相槌発話の数 (I4-CL)、オペレータの説明発話の数 (I3-OP)、問合せ者の無音区間の数 (1.5 秒以上) (T7-CL) であった。

これら上位 5 種の特徴量は、正解が「知識量多」である対話よりも、正解が「知識量少」である対話において有意に多く現れていた (T6-OP: 等分散 t 検定で $p < 0.01$, T9-OP: 等分散 t 検定で $p < 0.001$, I4-CL · I3-OP · T7-CL: 異分散 t 検定で $p < 0.001$)。オペレータの説明発話と問合せ者の相槌発話の数が多いことは、オペレータが情報提供役に徹し、問合せ者が聞き役に徹していること、さらには、問合せ者に対して提供された情報量が多いことを表していると解釈

できる。対話において提供された情報量が多いことは、問合せ者が対話前に持っていた知識の量が少ないことを示しており、これが知識量の推定に寄与していると考えられる。問合せ者の発話前に生じる 1.5 秒以上の無音区間の数については、オペレータから投げかけられた発話内容の理解や、自身が行おうとしている発話内容の整理に時間がかかっていることを示していると解釈でき、これは知識量の少なさに起因する現象だと考えられる。オペレータの無音区間の数と割込みの回数がともに多く、知識量推定で有効に働いていることについては解釈が難しいが、オペレータと問合せ者とのやりとりのごこちなさが何らかの形で表されていると考えられる。

TS コーパスに関しては、採用された特徴量 24 種のうち 13 種が使用語彙にかかわる特徴量 (V) で、7 種が発話の時間的關係にかかわる特徴量 (T)、4 種が情報の授受にかかわる特徴量 (I) であった。特徴量を単独で利用した場合の推定結果の適合率が最も高かったのは、オペレータの疑問詞疑問文の数 (I2-OP) であった。2 位から 5 位までは順に、問合せ者の質問発話の数 (I1-CL)、問合せ者の異なり語数 (名詞のみ) (V4-CL)、問合せ者の異なり語数 (全単語) (V3-CL)、問合せ者の説明発話の数 (I3-CL) であった。

これら上位 5 種の特徴量は、正解が「知識量多」である対話よりも、正解が「知識量少」である対話において有意に多く現れていた (I2-OP: 異分散 t 検定で $p < 0.001$, I1-CL · V4-CL · V3-CL · I3-CL: 等分散 t 検定で $p < 0.05$)。オペレータが疑問詞を多く用いることは、問合せ者から情報を引き出そうとする試みが多くなされていることを示している。また、問合せ者の質問発話の数が多いことは、問合せ者が持ち合わせていない、または確信するに至っていない情報の量が多いことを示している。次に、問合せ者が使用する異なり語数が多いことは、単に問い合わせたい内容 (言及すべき内容) が多いことを表しているほかに、トラブルシューティングの過程で、自身のかかえているトラブルについてオペレータに理解させるのに苦労している (少ない種類の単語で簡潔に説明できない) ことを反映していると考えられる。問合せ者がトラブルの説明に苦労していることは、問合せ者の説明発話の数が多いことから見て取れる。

5.5 特徴量のタスク依存性の確認

表 2 に示すとおり、提案手法で選択された特徴量は、推定対象のコーパス (INQ, TS) によって異なっている。それぞれのコーパスを対象として行われた特徴量の選択が、知識量推定モデルの性能にどの程度の影響を与えるのかを確認するため、それぞれのコーパスを対象として選択された特徴量セットを入れ替えた実験を行った。具体的には、(A) TS コーパス用に選択された 24 種の特徴量を用いた場合の INQ コーパスに対する知識量推定、(B) INQ コーバ

表 6 実験設定と評価結果. n.s., *はそれぞれ, 適合率の各種手法間での両側二項検定の結果が有意差なし, $p < 0.05$ であることを指す

Table 6 Settings and results of the experiment.

実験設定		評価結果		
学習・評価データ	特徴量	再現率	適合率	適合率の有意差 (対 提案手法)
A INQ コーパス	TS コーパス用に選択された 24 種	0.61	0.70	*
B TS コーパス	INQ コーパス用に選択された 14 種	0.44	0.78	n.s.

ス用に変更された 14 種の特徴量を用いた場合の TS コーパスに対する知識量推定を行った。なお、実験 (A), (B) はともに 10 分割交差検定で行い、特徴量の正規化 (z 値への変換) および学習・推定の方法は提案手法と同一である。

実験結果を表 6 に示す。(A) TS コーパス用に変更された特徴量を用いた場合の INQ コーパスに対する知識量推定では、適合率は 0.70 に低下し、INQ コーパス用に変更された特徴量を用いた場合の適合率 (0.79) と比較して有意な差があった (両側二項検定で $p < 0.05$)。一方、(B) INQ コーパス用に変更された特徴量を用いた場合の TS コーパスに対する知識量推定の適合率は 0.78 であり、TS コーパス用に変更された特徴量を用いた場合の適合率 (0.84) と比較して、有意な差はなかった。以上の結果より、少なくとも (A) のパターンでは、対話のタスクごとに選択された特徴量の違いが知識量推定モデルの性能に影響を与えていることが確認できた。どのようなタスクに対しても高い適合率で知識量推定ができる特徴量セットの検討は、今後の課題としたい。

6. まとめと今後の課題

本研究では、コールセンタ対話の話者の知識量を推定する手法を提案した。本研究の主な貢献は下記の 2 点である。

- 言語学・対話システム・情報検索などの研究領域において培われてきた知見に基づいて、話者の知識量をとらえるうえで有効だと考えられる特徴量を (64 種) を考案し、それらと知識量との関係性を明らかにした。
- ロジスティック回帰の説明変数として 64 種の特徴量を選択的に使用することで、ある程度の再現率 (0.5 以上) を確保しつつ、高い適合率 (約 0.8) で知識量の少ない話者の対話を抽出することができる知識量推定手法を提案した。

ただし、64 種の特徴量のうち、どれが知識量推定において有効に働くかは、対話で扱うタスク (質問・申し込みタスク, トラブルシューティングタスク) によって異なっていると分かった。そのため、今後は対象タスクを増やして、

どのようなタスクに対しても高い適合率で知識量推定ができる特徴量セットを検討したい。加えて、本研究では言語的・対話的な特徴に着目したが、音声的な特徴と組み合わせることも今後の課題である。また、本研究では、知識量の少ない話者 (初心者) を高い適合率で推定することに注力したが、アーリーアダプタの要望分析などに向け、今後は知識量の多い話者 (熟達者) の推定にも取り組みたい。

参考文献

- [1] 安達太郎: 日本語疑問文における判断の諸相, くろしお出版 (1999).
- [2] Fan, R.-E., Chang, K.-W., Hsieh, C.-J., Wang, X.-R. and Lin, C.-J.: LIBLINEAR: A library for large linear classification, *The Journal of Machine Learning Research*, Vol.9, pp.1871-1874 (2008).
- [3] Fuchi, T. and Takagi, S.: Japanese Morphological Analyzer using Word Co-occurrence - JTAG, *Proc. 36th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and 17th International Conference on Computational Linguistics*, Vol.1, pp.409-413 (1998).
- [4] 金水 敏: 日本語の疑問文の歴史素描, 国語研プロジェクトレビュー, Vol.5, No.3, pp.108-121, 国立国語研究所 (2015).
- [5] 北出 祐, 大西祥史: 電話問合せにおける発信者の知識量判別, 日本音響学会研究発表会講演論文集, Vol.2014, pp.111-112 (2014).
- [6] Komatani, K., Ueno, S., Kawahara, T. and Okuno, H.G.: Flexible guidance generation using user model in spoken dialogue systems, *Proc. 41st Annual Meeting of Association for Computational Linguistics*, Vol.1, pp.256-263 (2003).
- [7] 政瀧浩和, 柴田大輔, 中澤裕一, 小橋川哲, 小川厚徳, 大附克年: 顧客との自然な会話を聞き取る自由発話音声認識技術「VoiceRex」, NTT 技術ジャーナル, Vol.18, No.11, pp.15-18 (2006).
- [8] Maynard, S.K.: *Japanese communication: Language and thought in context*, University of Hawaii Press (1997).
- [9] 南不二男: 質問文の構造, 文法と意味 II, 朝倉書店 (1985).
- [10] 野本済央, 小橋川哲, 田本真詞, 政瀧浩和, 吉岡 理, 高橋 敏: 発話の時間的關係性を用いた対話音声からの怒り感情推定, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.96, No.1, pp.15-24 (2013).
- [11] 坂原 茂: 役割, ガ・ハ, ウナギ文, 認知科学の発展, Vol.3, pp.25-30, 講談社 (1990).
- [12] 佐藤大祐, 安田宣仁, 望月崇由, 鈴木智也, 松浦由美子, 片岡良治: 検索システムユーザの分野別の知識推定, 第 2 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (2010).
- [13] ジョン・R. サール: 言語行為—言語哲学への試論, 勁草書房 (1986).
- [14] 白川博之: 「カラ」で言わさず文, 広島大学教育学部紀要第 2 部, No.39, pp.249-255 (1999).
- [15] 白川博之: 「言わさし文」の研究, くろしお出版 (2009).
- [16] 田窪行則: 日本語の構造—推論と知識管理, くろしお出版 (2010).
- [17] Zablotskay, K., Rahim, U., Zablotskiy, S., Walter, S. and Minker, W.: Conversation Peculiarities of People with Different Verbal Intelligence, *Proceedings of the Paralinguistic Information and its Integration in Spoken Dialogue Systems Workshop*, pp.157-163 (2011).

- [18] 楠本徹也：中途終了型発話文の「～けど」「～ので」の要求・断り行為場面における待遇の談話機能，東京外国語大学留学生日本語教育センター論集，Vol.41, pp.47-60 (2015).



宮崎 千明

2008年南山大学外国語学部英米学科卒業，2010年名古屋大学大学院国際開発研究科博士前期課程修了．2010年日本電信電話株式会社入社．2016年NTTコミュニケーションズ株式会社に転籍．現在，名古屋大学大学院工学研究科博士後期課程に在学中．自然言語処理に関する研究開発に従事．言語処理学会，人工知能学会各会員．



東中 竜一郎 (正会員)

1999年慶應義塾大学環境情報学部卒業，2001年同大学大学院政策・メディア研究科修士課程，2008年博士課程修了．2001年日本電信電話株式会社入社．現在，NTTメディアインテリジェンス研究所に所属．質問応答システム・音声対話システムの研究開発に従事．博士（学術）．人工知能学会，言語処理学会，電子情報通信学会各会員．



牧野 俊朗

1987年東京大学工学部卒業，1992年同大学大学院工学系研究科博士課程修了．同年日本電信電話株式会社入社．2016年同社を退社．現在，NTTソフトウェア株式会社に所属．自然言語処理に関する開発に従事．博士（工学）．



松尾 義博 (正会員)

1988年大阪大学理学部卒業，1990年同大学大学院理学研究科博士前期課程修了．同年日本電信電話株式会社入社．現在，NTTメディアインテリジェンス研究所，音声言語メディアプロジェクト，音声・言語基盤技術グループリーダー．自然言語処理に関する研究開発に従事．言語処理学会会員．