対話を通じた未知語のクラス獲得に向けた暗黙的確認の提案

Proposal of Implicit Confirmation toward Lexical Acquisition during Dialogues

大野 航平
Kohei Ono

大阪大学産業科学研究所
The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University
ohno@ei.sanken.osaka-u.ac.jp

武田 龍
Ryu Takeda

(同上)
rtakeda@sanken.osaka-u.ac.jp

ニコルズ
エリック
Eric Nichols

(株) ホンダ・リサーチ・インスティテュート・ジャパン
Honda Research Institute Japan Co., Ltd.
e.nichols@jp.honda-ri.com

中野 幹生
Mikio Nakano

(同上)
nakano@jp.honda-ri.com

駒谷 和範
Kazunori Komatani

大阪大学産業科学研究所
The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University
komatani@sanken.osaka-u.ac.jp

keywords: chatbot, lexical acquisition, implicit confirmation

Summary

This paper proposes a lexical acquisition framework for a closed-domain chatbot. It learns the ontological categories of unknown terms in dialogues through implicit confirmation instead of using explicit questions that disrupt the flow of conversation. Our system generates an implicit confirmation request containing an unknown term's category prediction, which may be incorrect. It then acquires the category only if its prediction was correct by checking various cues that appeared during the confirmation process. We divide this process into two steps. First, we propose a two-tiered method to predict unknown term categories that attempts to predict the most specific category and backs off to a more general category when it is insufficiently confident about its prediction. Direct evaluation showed that this two-tiered method makes correct category predictions 54.4% more often than that predicting the most specific category only. Next, we propose a method for identifying whether categories included confirmation requests are correct by using both the user response following the confirmation request and its context. We introduce features, which are derived from analysis of the confirmation process, and construct a classifier from chat data, which we collect with crowdsourcing. We show that the classifier can identify correct categories with a precision of 0.708.

1. はじめに

近年、非タスク指向型対話システムへの関心が高まっている [Higashinaka 14, Yu 16]. 非タスク指向型対話システムは、対話によってユーザとの良好な関係を構築することに効果的であるため、その機能を搭載したタスク指向型対話システムの開発も進められている [Dingli 13, Kobori 16, Lee 09, Papaioannou 17]. 現状では、適切な応答を高い確率で行うオープンドメインの非タスク指向型対話システムを構築することは困難である [Higashinaka 15]. そのため、我々は特定のドメインについて対話を継続できるものを開発している。

ここで課題となるのが、システムの知識にない単語（未知語）への対応である。ユーザ発話に未知語が含まれる場合、システムはそれに対する具体的な応答ができない。

対策として、システムの開発者による定期的なシステムの知識の更新が行われているが、追加すべき単語には際限がないため、コストが非常に高い。Wikipedia^{*1}などの集合知による知識源を活用することで、新しい単語やそれに関して対話システムが必要とする情報（単語が料理名であれば、料理ジャンルなど）を自動的に獲得する方法が考えられる。しかし、Wikipediaなどにそれらが常に書かれているとは限らないという問題や、単語は常に生まれ続けるため、Wikipediaなどに全ての単語の情報が記述されるわけではない、という問題がある。また、本研究では、料理に関する単語を対象として実験を行っているが、より専門性の高い単語や地域に依存する単語などを対象とした場合に、Wikipedia などから知識を自動的に獲得するのは困難だと考えられる。

*1 <https://www.wikipedia.org/>

図 1 暗黙的確認を利用した未知語の獲得

システムが対話を通じて未知語を獲得できれば、開発者が手作業でシステムの知識を更新する手間を省くことができる。本稿での未知語の獲得とは、未知語を知識に存在するクラスへ位置付けることとする。システムが未知語のクラスを推定できれば、ユーザに質問を行い、それに対する応答に基づいて未知語のクラスを獲得できる [Otsuka 13]。例えば図 1 上に示すように、未知語「ブッタネスカ」のクラスが「イタリアン」とであると推定できれば、「ブッタネスカってイタリアンですか?」といった質問ができる。しかし、対話においてこのような単純な質問を繰り返行うと、ユーザは煩わしさを感じる。特にクラスの推定結果が誤りであった際に、それは顕著であると考えられる。

本稿では、暗黙的確認を用いてより自然に対話を継続しつつ未知語のクラスを獲得する手法を提案する。システムは未知語のクラスを推定し、その結果が正しいとみなして発話を行い、それに対するユーザの応答に基づいて未知語のクラス獲得を狙う。図 1 下に示すように、システムは未知語「ブッタネスカ」のクラス「イタリアン」について、「イタリアンは洒落た料理が多いですね」といった暗黙的確認要求を出力する。暗黙的確認要求により、明示的な質問を用いるよりも自然に対話を継続できると仮定した。この仮定の正しさについては、暗黙的確認要求と明示的な質問に対するユーザの印象の比較を行うことで検証する必要があるが、それは今後の課題とする。

この手法による未知語のクラス獲得を実現するために、2つの課題に取り組んだ。まず、適切な確認要求を出力して対話を継続するために、2段階で未知語のクラスを推定する。システムが未知語の誤ったクラスに基づく確認要求を出力すると、ユーザは困惑すると思われる。未知語の具体的なクラスを推定できない場合には、より抽象度の高いクラスを推定することで、対話を継続させるための適切な確認要求を出力することを狙う。次に、確認要求に含めたクラス推定結果の正誤をユーザの応答から判別する。明示的な質問の場合とは異なり、システムの暗黙的確認要求に対して、ユーザがその内容の正誤を明示的な同意や反対の表現で示すとは限らない。そのため、同意や反対を明示的に示す表現だけでなく、それ以外の表現も考慮して、確認要求に含めたクラスの正誤を判別しな

図 2 食べ物・飲み物のジャンルを表すオントロジー

なければならない。本稿では、ユーザ応答を用いてクラスの正誤判別が可能かどうかを検証する。正しいクラスまたは誤ったクラスを含む暗黙的確認要求を人手で準備し、それに対するユーザ応答を収集して評価実験を行った。

本稿の構成を以下に述べる。まず 2 章では、暗黙的確認を利用した未知語のクラス獲得の全体像と、その実現のために取り組んだ 2 つの課題の概要を述べる。3 章では、先行研究を紹介したうえで、本研究の位置づけを述べる。4 章では、2 段階でのクラス推定手法の詳細を述べ、この手法により正しいクラスに基づく確認要求を出力できる割合が増加することを示す。5 章では、確認要求に含めたクラスの正誤判別手法について、設計した素性と正しいクラスに基づく確認要求の抽出性能について述べる。6 章では本稿の総括を行い、今後の課題について述べる。

2. 暗黙的確認を利用した未知語獲得

暗黙的確認を利用した未知語の獲得処理は、以下の 3 ステップからなる。

- (1) システムが知識として持つオントロジー上のクラスのうち、未知語がどれに所属するかを推定する
- (2) 推定結果に基づいて暗黙的確認要求を生成する
- (3) 確認要求前後のユーザ発話を用いて、確認要求に用いたクラスの正誤判別を行う

ここで、システムは知識構造として単純な階層構造を有するオントロジーを持つとする。これは図 2 に示す通り深さが 3 段であり、最上位クラス、中間クラス、最下位クラスからなる。システムの知識に存在する単語は全て、オントロジー内の最下位クラスに所属するインスタンスであるとする。未知語の獲得とは、未知語をオントロジー上の最下位クラスのいずれかに位置付けることと定義する。

暗黙的確認による未知語の獲得処理を、図 1 下半分の例を用いて説明する。はじめにユーザは、未知語「ブッタネスカ」を含む発話「昨日の夜はブッタネスカを食べたよ」を入力している。ここで、「ブッタネスカ」につい

での最上位クラスが「飲食物」であることは、固有表現抽出などにより得られるとする。まず、システムは「プッタネスカ」の属する最下位クラスが「イタリアン」とであると推定できたとする（ステップ(1)）。次に、推定結果を用いて「イタリアンは洒落た料理が多いですね」といった暗黙的確認要求を出力する（ステップ(2)）。それに対するユーザの同意を示す応答「そうだね」から、未知語「プッタネスカ」の所属する最下位クラスが「イタリアン」であることが同定できる（ステップ(3)）。

暗黙的確認による未知語の獲得には、2つの課題がある。1つ目は、ステップ(2)において、誤ったクラス推定結果に基づいて確認要求を出力してしまうと、ユーザが困惑してしまう点である。2つ目は、ステップ(3)を行うためには、確認要求に対するユーザ応答に現れる同意・反対表現に着目するだけでは不十分だという点である。

1つ目の課題について述べる。例えば、システムがステップ(1)で未知語「プッタネスカ」の最下位クラスを誤って「洋菓子」と推定し、ステップ(2)で「洋菓子は味が濃厚なものが多いですね」のような確認要求を出力した場合を考える。このときユーザは、話題が「プッタネスカ」から「洋菓子」へと唐突に変わったため、確認要求に対してどのように応答すればよいか困惑すると考えられる。これを防ぐために、最下位クラスの推定結果が十分に信頼できない場合には、最下位クラスに基づいた具体的な確認要求の出力を諦め、より抽象度の高い適切な確認要求を出力する。これにより、自然な対話を続けることができると考える。

2つ目の課題について述べる。Yes/No 質問によって未知語を獲得する場合、ステップ(3)に相当する部分では、ユーザ発話中の「はい」や「そうです」といった同意を示す表現や、「いいえ」や「違います」といった反対を示す表現を検出することで、未知語の正しいクラスを獲得できる。一方で暗黙的確認を用いた場合、ステップ(3)ではこれに加えて様々な表現が現れる。図3上の例では、「カオマンガイ」に関するユーザ発話に対し、システムは正しいクラス「エスニックフード」を用いた確認要求を出力している。一方、図3下の例では、「ユーリンチー」に関するユーザ発話に対し、システムは誤ったクラス「和食」を用いた確認要求を出力している。両者において、確認要求に含めたクラス推定結果の正誤を判別するためには、正しいクラスあるいは誤ったクラスに基づく確認要求に対するユーザ応答の、傾向の違いを捉える必要がある。

本稿では、上記の2つの課題を解決するために行った、以下の2つの取り組みについて述べる。

- (a) ステップ(1)における2段階での未知語の所属クラス推定
 - (b) ステップ(3)における確認要求前後のユーザ発話を考慮した正しいクラスに基づく確認要求の抽出
- まず、適切な確認要求によりユーザとの自然な対話を継続するために、所属クラスの推定を2段階で行う。最

図3 確認要求後のユーザ発話中の同意・反対表現に注目するだけでは、正しいクラスに基づく確認要求を抽出できない

下位クラスの推定結果が十分に信頼できない場合、一つ上位にあたる中間クラスレベルでの推定を行う。例えばシステムが未知語「プッタネスカ」について、中間クラス「西洋料理」を推定できた場合、「西洋料理は子供に人気のメニューが多いですね」といった確認要求を出力する。この場合、未知語の所属する最下位クラスの同定はできず、また確認要求の抽象度が高くなるといった問題があるが、誤ったクラスに基づく確認要求や明示的な質問よりも自然な応答ができると仮定した。中間クラスレベルの推定結果も信頼できない場合には、「プッタネスカってどんな料理ですか?」といった単純な質問を出力する。

次に、ユーザ応答に基づいて、暗黙的確認要求に含めたクラスの正誤判別が可能かどうかを検証する。未知語とする単語の入力をユーザに依頼し、その単語の正しいクラスまたは誤ったクラスを含んだ暗黙的確認要求をユーザに示すことで、それに対する応答を収集し分析を行う。ここでは、正しいクラスあるいは誤ったクラスに基づく確認要求に対するユーザ応答の傾向の違いを分析し、正しいクラスに基づく確認要求の抽出に有効と考えられるユーザ発話中の表現を素性として設計する。このとき、確認要求後のユーザ発話だけでなく、確認要求前のユーザ発話や、両者の関係も考慮する。

3. 関 連 研 究

対話を通じて未知語のクラスを獲得するための研究はこれまでも行われている。Holzapfel らは、ロボットが反復的に質問を行うことで未知語のクラスを獲得する手法を提案した [Holzapfel 08]。Otsuka らは、クラス推定結果とその確信度に基づいてユーザに質問を行い、それに対する応答に基づいて未知語のクラスを獲得する手法を提案した [Otsuka 13]。さらに Komatani らは、期待効用に基いて適切な質問を選択する手法を提案した [Komatani 16]。これらの手法はいずれも明示的な質問を用いており、

システムがそれを繰り返すとユーザは煩わしさを感じる。本研究では、暗黙的確認により自然な対話を継続しつつ未知語のクラスを獲得することを狙う。Pappu らは、対話を通じてドメイン固有の単語間の関係を獲得する手法を提案したが [Pappu 14]、その関係を獲得するためには、先に本研究の手法によって未知語のクラス獲得を行う必要がある。

未知語のクラス推定に関する研究も行われている。Meng らや Takahashi らは、未知語の固有表現レベルのクラスを推定する手法を提案した [Meng 04, Takahashi 02]。本研究では、より具体的なクラスを獲得することを目標としている。Otsuka らは、未知語の文字の分布や Web 検索結果に基づいて、未知語の具体的なクラスを推定する手法を提案した [Otsuka 13]。Otsuka らの手法では最下位クラスの推定しか行っていないが、本研究では 2 段階でのクラス推定を行うことで、適切な確認要求により対話を継続できる場合を増加させることを狙う。

正しいクラスに基づく確認要求の抽出に関連する研究として、ルールや機械学習を用いて文が肯定的なものか否定的なものかを分類するものがある。Marneffe らは、Yes/No 質問に対する応答が、明示的にどちらかを示すものではなかった場合に、それがどちらの意図を示しているのかを判定するためのルールを作成した [Marneffe 09]。Gokcen らは、Web 上で行われた議論のコーパスから、議題に対して反対の立場をとる投稿を抽出するための素性設計を行った [Gokcen 15]。これに対して本研究では、応答や文そのものを分類するためではなく、正しいクラスに基づく確認要求を抽出するために、ユーザ発言の表現や確認要求前後のユーザ発言間の関係に基づいて素性設計を行う。

本研究での未知語のクラス獲得は、確認要求に対するユーザ応答がクラス獲得の指標となっている点から、暗黙的な教師あり学習の一例と捉えることができる [Banerjee 07, Komatani 09]。ただし、Banerjee らや Komatani らの研究とは獲得の対象が異なる。

4. 2 段階での未知語の所属クラス推定

4.1 クラス推定の手順

未知語の所属クラスの推定処理のフローチャートを図 4 に示す。推定には、未知語がそのクラスに所属する確信度を用いる。所属クラスの推定は、(1) 各最下位クラスに確信度 $CM1$ を付与する、(2) $CM1$ が最大となる最下位クラスを推定結果とし、その $CM1$ がしきい値 θ_1 以上の場合、推定結果を受理する、(3) $CM1$ が θ_1 未満の場合は推定結果を棄却し、 $CM1$ を用いて各中間クラスに対して確信度 $CM2$ を算出し、しきい値 θ_2 を用いて手順 (2) と同様に推定する、という手順で行う。手順 (2)、(3) において推定結果が受理された場合、システムはそれぞれ最下位クラス、中間クラスレベルの推定結果を含む

図 4 2 段階でのクラス推定処理

確認要求を出力する。どちらの推定結果も棄却された場合、システムは単純な質問を生成する。

未知語 x が、中間クラス m の subclasses のいずれかに所属する確信度 $CM2(x, m)$ を、次のように定義する。

$$CM2(x, m) = \sum_{c \in \text{child}(m)} CM1(x, c) \quad (1)$$

ここで、 $\text{child}(m)$ は中間クラス m の subclasses の集合、 $CM1(x, c)$ は未知語 x が最下位クラス c に所属する確信度である。

4.2 評価実験

本節では、2 段階での所属クラス推定の有用性について、実際にデータセットを用いて行った評価実験について述べる。

データセットは、食べ物や飲み物の名前を表す単語と、それが所属する最下位クラスと、関係のある中間クラスとの組 1564 組によって構成されている。データセット中の最下位クラスと中間クラスは、図 2 に示したオントロジー上のものである。最上位クラスは「飲食物」1 個であり、その下位概念として 6 個の中間クラスが位置付けられている。さらに、中間クラスの下位概念として、最大で 7 個、最小で 1 個の最下位クラスが位置付けられており、その総数は 21 個である。

最下位クラスへの確信度 $CM1$ の付与には、最大エントロピーモデルを用いた [Berger 96]。つまり、未知語 x の文字列を入力として、最大エントロピーモデルにより出力される事後確率 $p(c|x)$ を、確信度 $CM1(x, c)$ として各最下位クラスに付与する。

$$CM1(x, c) = p(c|x) = \exp(\mathbf{w}_c \cdot \phi(x, c)) / Z \quad (2)$$

ここで、 $\phi(x, c)$ は素性ベクトル、 $\mathbf{w}_c$ は素性ベクトルに対する最下位クラス c ごとの重みベクトル、「 $\cdot$ 」はベクトルの内積演算を表す演算子、 Z は $\sum_{c \in C_l} CM1(x, c) = 1$ (C_l は最下位クラスの集合) を保証する正規化係数である。素性として、文字 n -gram ($n = 1, 2, 3$) と文字種を用いた [Otsuka 13]。文字 n -gram は、単語中にそれが存

図5 しきい値 θ_1 を変化させた際の損失関数

在すれば素性値が1, なければ0となる. 文字種はひらがな, カタカナ, アルファベット, 漢字の4種類で, 単語中にその文字種の文字が存在すれば素性値は1, なければ0となる.

確信度に対するしきい値 θ_k ($k=1,2$) の決定には, 駒谷らの手法 [駒谷 02] を用いた. この手法では, 誤った推定結果を受理してしまう割合 (偽陽性率 False Positive Rate: FP) と, 正しい推定結果を棄却してしまう割合 (偽陰性率 False Negative Rate: FN) に重みをつけた損失関数を用いている. 損失関数は, FP に重みを与えた $(\lambda \cdot FP + FN)/N_\lambda$ とした ($\lambda \geq 1$). ここで, N_λ は正規化係数である. 対話システムでは誤った知識の獲得 (FP に対応) は損失が大きいため避ける方がよいという戦略を, この損失関数で反映させる. 本研究では, この損失関数の値が最小となるしきい値を採用した.

実験の手順を以下に述べる. まず, 単語を入力として, 最大エントロピーモデルにより各最下位クラスに確信度 $CM1$ を付与し, $CM1$ が最大となる最下位クラス $\hat{c}$ を求めた. 最大エントロピーモデルの学習及び $CM1$ の付与は10分割交差検証により行い, 全ての単語について $\hat{c}$ とその確信度を求めた. $\hat{c}$ とデータセット中の最下位クラスの正解とが一致すれば, 推定結果は正解とした. 次に, その結果に基づいて, 損失関数が最小となるしきい値 θ_1 を決定した. $CM1$ が θ_1 未満となった単語について, 式 (1) によって確信度 $CM2$ を算出し, 同様にしきい値 θ_2 を決定した. 最後に, 2段階の各推定において正解クラスを推定できた割合を算出した.

しきい値 θ_k の値は, 全データを使用して, 以下のよう決定した. まず, 確信度 $CM1$ についてのしきい値 θ_1 を変化させたときの, 損失関数 $(\lambda \cdot FP + FN)/N_\lambda$ の値を調査した. 図5に, θ_1 を0.05刻みで変化させたときの FP , FN と損失関数の値を示す. ここで, 横軸は θ_1 の値, 縦軸は FP , FN や損失関数の値を表す. FP への重み λ を $\lambda=2,3$ と変化させた結果, $\theta_1=0.7$ の場合に損失関数は最小となったため, この値を採用した. $CM1 < 0.7$ となった単語に対して同様の操作を行い, し

きい値 θ_2 を0.6と定めた. ここで, λ の値は, 誤ったクラスを含む確認要求を出力する率と関連しており, ユーザへの印象 (満足度など) とは直接的に関係しない. 本研究では, 正しい推定結果を棄却する損失よりも, 誤った推定結果を受理する損失に重きを置く. 前者の場合, システムが誤ったクラスを獲得し, その後の会話が本来の話題から逸れてしまう. 後者の場合, 最下位のクラス獲得はできないが, 会話を続けられる. 前者の損失の方が後者の2, 3倍程度であると考えたため, $\lambda=2,3$ として調査した. 以上の調査は全データを用いて行ったため, closed な実験設定である. しかしながら, 交差検証を行っても値が大きく変わることはないと思われるため, 以下の実験は上記のしきい値を用いて行った.

表1に2段階での所属クラス推定の結果を示す. データセット中の単語1564語のうち, 最下位クラスの推定結果の確信度 $CM1$ が0.7以上となった単語数は700語であった. そのうち, 推定結果が正しかった単語数は663語で, その正解率は0.947であった. また, $CM1 < 0.7$ となった単語864語のうち, 中間クラスレベルの推定結果の確信度 $CM2$ が0.6以上となった単語数は435語であった. そのうち, 推定結果が正しかった単語数は358語で, その正解率は0.823であった.

最下位クラスの推定において, 異なるクラスの単語に頻出する部分文字列をもつ場合, 推定結果が誤りとなる傾向にあった. 例えば, 単語「焼きそばパン」の推定結果は, 正解の最下位クラス「パン・サンドイッチ」ではなく, 「麺類」であった. データセット中の「麺類」に所属する単語には, 部分文字列「そば」を含むものが多くあった. このため, 「麺類」に所属すると推定する際の, 部分文字列「そば」に対する重みが学習によって大きくなり, 推定結果が誤りとなったと考える.

中間クラスレベルの推定誤りの例として, 単語「今川焼き」の推定結果を, 正解クラス「お菓子」ではなく「和食」と出力するケースが見られた. これは, 推定の手がかりが不十分な場合に, 下位クラスを多く持つ中間クラスが出力されやすい傾向に起因する. 「お菓子」の下位クラス数は2個, 「和食」の下位クラス数は7個であった. 中間クラスの推定が行われる場合は最下位クラスに高い確信度を持ったノードはなく, さらに推定の手がかりが十分でない場合は各最下位ノードが均等に同じような確信度を持つことになる. そして, 4.1節で示したように確信度 $CM2$ を最下位クラスの確信度 $CM1$ の単純な和としているため, 下位クラスを多く持つ中間クラスの確信度が高くなる傾向がある. $CM2$ を算出する際に下位クラスの数考慮する方法の検討は今後の課題である.

最下位クラスの推定のみを行う場合, 正しい推定結果に基づく確認要求を生成できる割合は $663/1564 = 0.423$ であった. これに加えて中間クラスレベルの推定も行うことで, その割合は $(663 + 358)/1564 = 0.653$ に増加した. この結果から, 2段階での未知語のクラス推定により,

表 1 2 段階での推定による推定結果ごとの単語数とその割合

	推定結果が受理される				推定結果が 棄却される	合計
	推定が正しい		推定が誤り			
	最下位	中間	最下位	中間		
単語数	663	358	37	77	429	1564
割合	0.653		0.073		0.274	1.000

適切な確認要求を出力してユーザとの対話を継続できる割合が 54.4% 増加することが示された ($0.653/0.423 = 1.544$)。2 章で述べた通り、中間クラスレベルの推定結果を用いた確認要求を出力した場合には未知語のより詳細なクラス獲得を行うことはできないが、確認要求により自然な対話を継続できるという点に価値があると考えられる。

5. ユーザ発話を利用した正しいクラスに基づく確認要求の抽出

本章では、確認要求に含めたクラス推定結果が正しいかどうかを判別可能とするために、正しいクラスに基づく確認要求を抽出する実験を行う。まず、確認要求前後のユーザ発話やそれらの関係を分析し、正しいクラスに基づく確認要求の抽出に有効と考えられるユーザ発話中の表現を素性として設計する。次に、クラウドソーシングで収集したやりとりを対象に、設計した素性を用いて確認要求に含めたクラスの正誤判別を行う分類器を構築し、正しいクラスに基づく確認要求の抽出性能を調査する。なお、4 章の実験とは、オントロジー中のクラス数などの実験設定は一部異なる。

5.1 素性設計

本節では、正しいクラスに基づく確認要求を抽出するために設計した 11 種類の素性について述べる。その一覧を表 2 に示す。U1, S1, U2 はそれぞれ、確認要求前のユーザ発話、確認要求、確認要求に対するユーザ応答を表す。f1 から f6 は U2 に、f7 から f10 は U1 に、f11 は U1 と U2 との関係に、それぞれ着目している。例えば、素性 f1 は U2 に同意表現が含まれているかにより素性値が決まる。素性 f9 は、U1 に疑問詞が含まれているかにより素性値が決まる。

ここでは、システムがある単語についての正しいクラスあるいは誤ったクラスに基づく確認要求を行った場合、確認要求前後のユーザ発話間にはそれぞれ異なった傾向が現れることを仮定している。収集した応答のデータからそれぞれの傾向を分析し、それらを素性で表現する。紙面の都合上、それぞれの傾向と素性として設定した表現との一部を、例を示しながら説明する。また、説明を省略した素性について、その設定を述べる。

表 2 設計した素性

f1	U2 が S1 への同意表現を含む
f2	U2 が S1 への反対表現を含む
f3	U2 が S1 への訂正表現を含む
f4	U2 が S1 で用いられたクラスを含む
f5	U2 が S1 で用いられていないクラスを含み、かつ S1 への訂正表現を含まない
f6	U2 が S1 による話題転換を防止する語を含む
f7	U1 が S1 で用いられたクラスを含む
f8	U1 が S1 で用いられていないクラスを含む
f9	U1 が疑問詞を含む
f10	U1 の表現と S1 で用いられたクラスとの不一致
f11	U1 と U2 とで共通した単語が出現

§1 正しいクラスに基づく確認要求前後のユーザ発話に現れる傾向

正しいクラスに基づく確認要求に対し、ユーザは U2 で同意する傾向にある。以下に例を示す。

U1: 鍋料理と言えば常夜鍋だね。

S1: 冬になるとお鍋が食べたくなりますよね。

U2: そうですね。

この例では、単語「常夜鍋」についての正しいクラス「鍋料理」を用いた確認要求 S1 に対して、被験者は U2 で同意を示している。まずこれを素性 f1 で表現する。「そうですね」、「はい」など 15 種類の文字列を同意表現とした。

さらに、この U2 での同意表現が S1 の確認要求に対するものであることを裏付けるために、確認要求に用いたクラスが U1 にも含まれていたか否かを考慮し、これを素性 f7 とする。これは、U1 と S1 でトピックが変わらずに続いていることを示唆しており、この結果 U2 が S1 の内容に対する応答であることも期待できる。上記の例では、U1 でユーザが「鍋料理」を含む文を入力した後に、S1 で鍋に関する話題が続いており、このことから U2 の同意表現が S1 の確認要求に対するものであると解釈できる。これにより、S1 の確認要求が誤ったクラスを含んでいた場合に、ユーザが確認要求の内容を無視し話を流そうとして、U2 で「そうですね」のような同意表現を用いた場合の誤判定の防止を狙う。

確認要求に含めたクラスが正しい場合、ユーザは U1 で用いた単語についての話を U2 でも継続する傾向にある。以下に例を示す。

U1: 東南アジアの国々でカオマンガイは食べられるよ

S1: 最近では日本でも手軽にエスニックフード

が食べられますよね。

U2: 日本でもカオマンガイの美味しいお店があるよね

この例では、単語「カオマンガイ」についての正しいクラス「エスニックフード」を含む確認要求 S1 に対して、ユーザは U2 で、U1 と同様に「カオマンガイ」についての文を入力している。これを素性 f11 で表現する。

§2 誤ったクラスに基づく確認要求前後のユーザ発話に現れる傾向

確認要求に含めたクラスが誤りである場合、ユーザは U2 で確認要求に対する反対表現を用いる傾向にある。以下に例を示す。

U1: カルパッチョは美味しいですよ。

S1: 夏に食べるアイスは冷たくていいですよ。

U2: カルパッチョはアイスじゃないよ。

この例では、単語「カルパッチョ」についての誤ったクラス「アイス」を用いた確認要求 S1 に対して、被験者は U2 で「アイスじゃない」と反対している。これを素性 f2 で表現する。「(S1 に含めたクラス) ではない」、「違う」など 17 種類の文字列を反対表現とした。

ユーザが誤ったクラスに基づく確認要求によって話題が変わってしまったと感じた際、U2 で話題を U1 のものに戻そうとする傾向にある。以下に例を示す。

U1: サングリアのフルーティーな甘さが好き

S1: 洋菓子は味が濃厚なものが多いですよ。

U2: お酒の話だよ？

この例では「サングリア」についての発話 U1 に対して、システムは誤ったクラス「洋菓子」を含む確認要求 S1 を出力している。それに対して、ユーザは話題が「洋菓子」になってしまうを防ぐため、U2 で単語「サングリア」の正しいクラス「酒」についての話がしたいと主張する傾向にある。このように、ユーザが話題転換を防止する際には、U2 中に確認要求に用いていないクラスと、話題転換を防ぐための「話」という語が出現する傾向にある。これを素性 f5, f6 で表現する。素性 f6 では、「話」という 1 種類の文字列を話題転換を防ぐための語とした。

§3 説明を省略した素性

説明を省略した素性について、設定した表現やクラスを述べる。素性 f3 では「(S1 に含めていないクラス) だよ」、「(S1 に含めていないクラス) です」など 6 種類の文字列を訂正表現とした。素性 f5, f8 では、確認要求に用いた 20 クラス *2 の他に、「チーズ」、「パスタ」など 5 クラスを設定した。素性 f5 は、U2 中に S1 に含めてい

まず「バーニャカウダ」について話をしてください。

バーニャカウダの情報はこちらから: <https://ja.wikipedia.org/wiki/バーニャカウダ>

YOU: 昨日初めてバーニャカウダを食べたよ

SYSTEM: イタリアンはデートにぴったりですよ。

[はじめからやり直す](#)

図 6 実験に用いたシステムの GUI

ないクラスが現れ、かつ素性 f3 の訂正表現が現れない場合とした。素性 f9 は、「どこの」、「何を」など 18 種類の文字列を疑問詞とした。素性 f10 は、U1 中に「食べる」「飲む」という表現があった場合に、それらと S1 に含まれるクラスとの不一致に着目する。具体的には、(1) U1 中に「食べる」やその活用形が含まれる場合に、S1 中に「飲み物」に関するクラスが含まれるかどうか、(2) U1 中に「飲む」やその活用形が含まれる場合に、S1 中に「食べ物」に関するクラスが含まれるかどうか、により素性値を決める。U1 中に「食べる」「飲む」の活用形が含まれているか否かの判定には、McCab^{*3}による形態素解析の結果を用いた。

5.2 クラウドソーシングによるユーザ応答収集

クラウドソーシングにより 100 人のワーカーに依頼し、暗黙的確認要求に対する応答を収集した。依頼はクラウドワークス^{*4}のサービスを利用して行った。データ収集は (1) ワーカーがある単語を含む発話を入力、(2) システムがそれに対する暗黙的確認要求を出力、(3) ワーカーがその確認要求に対する応答を入力、という手順を、指定した 20 個の単語について繰り返すことにより行った。自然な応答を収集するため、暗黙的確認要求に対する応答内容については特に制約は課さなかった。

実験に用いたシステムの GUI を図 6 に示す。「YOU」で始まる文がワーカーの発話を、「SYSTEM」で始まる文がシステムの発話を表している。ワーカーには、上記の手順 (1) で図 6 最上部の黒字の文で指定した単語を含む発話を行うよう依頼した。また、指定した単語がわからない場合は、その単語について記述された Wikipedia ページのリンク (図 6 上部) を適宜参照して、やりとりを行うよう依頼した。これは、単語についての知識がないせいで、システムの出力した確認要求の内容が正しいか誤りかわからないまま、ユーザが応答を入力することを防ぐためである。

手順 (2) で出力する確認要求は、指定した単語についての正しいクラスを用いたものを 10 文、誤ったクラスを用いたものを 10 文、それぞれ人手で作成した。例えば、単語「シュラスコ」に対して、正しいクラス「肉料理」を用いた確認要求は、「お肉を見ると気分が高まりま

*2 4 章の実験で使用した最下位クラスの集合とは異なる。実験で用いるシステムの拡張・改善のためクラス集合を若干変更したが、実験結果や結論への影響は小さいと考える。

*3 <http://taku910.github.io/mecab/>

*4 <https://crowdworks.jp>

表 3 11 種類の素性全てを用いた場合と素性 f1, f2 のみを用いた場合との分類結果

用いた素性	出力	正解	
		正しい	誤り
11 種全て	正しい	724	298
	誤り	254	680
f1, f2 のみ	正しい	391	297
	誤り	587	681

すよね」である。一方で、単語「サングリア」に対して、誤ったクラス「洋菓子」を用いた確認要求は、「洋菓子は味が濃厚なものが多いですよね」である。また、手順(1)でワーカが入力した発話が疑問文や否定文であった場合は、確認要求をより自然なものにするために、手順(2)で確認要求の文末を変化させて出力するようにした。例えば、ユーザが「シュラスコって食べたことない」と否定文を入力したとする。通常の確認要求は「お肉を見ると気分が高まりますよね」であるが、「食べたことがない」と言った後に、食べたことを前提とした確認要求を行うのは不自然である。そのため、これに代えて「お肉を見ると気分が高まりますし、ぜひ食べてください」と、対象の飲み物・食べ物を勧めるような表現を文末に加えて出力した。

依頼により、98 人のワーカから 1956 のやりとりを収集した。このうち半分は正しいクラスを含む確認要求についてのもので、残りの半分は誤ったクラスを含む確認要求についてのものである。100 人のワーカのうち、確認要求後の応答において指定した単語 1 語のみを入力し続けたワーカ 1 人と、同じ文を入力し続けたワーカ 1 人のデータは除外した。さらに、確認要求後の応答が空白であった 4 つのやりとりも除外した。

5.3 評価実験

本節では、設計した素性を利用した正しいクラスに基づく確認要求の抽出性能について、収集したデータを対象に評価実験を行った結果について述べる。誤った知識の獲得を避けるという目的から、正しいクラスに基づく確認要求の抽出に注目し、その適合率を重視する。まず、クラウドソーシングにより収集した 1956 のやりとりから、5.1 節で素性として定義した表現やクラスの有無をそれぞれ検出した。各々の素性値は、設定した表現やクラスなどが含まれていれば *True*、そうでなければ *False* とした。次に、10 分割交差検証により決定木分析を行った。評価指標として、正しいクラスに基づく確認要求を抽出する際の適合率、再現率を用いた。決定木分析は Weka^{*5}(Version 3.8.1) の J48 を用いて行い、パラメータはデフォルト値をそのまま用いた。

確認要求に対する同意表現、反対表現のみを考慮して設計した素性 f1, f2 を用いる手法をベースラインとし、

表 4 素性を 1 つ除いた場合の適合率、再現率、F 値

除いた素性	適合率	再現率	F 値
なし	0.708	0.740	0.724
f1	0.703	0.745	0.723
f2	0.688	0.740	<u>0.713</u>
f3	0.698	0.743	<u>0.720</u>
f4	0.659	0.873	0.751
f5	0.688	0.761	0.723
f6	0.704	0.738	0.721
f7	0.684	0.753	<u>0.717</u>
f8	0.670	0.780	0.721
f9	0.698	0.751	0.724
f10	0.698	0.739	<u>0.718</u>
f11	0.697	0.761	0.728

11 種類の素性全てを用いた場合の結果との比較を行った。それぞれの分類結果を表 3 に示す。前者では、正しいクラスに基づく確認要求を抽出する際の適合率は $391/(391 + 297) = 0.568$ 、再現率は $391/(391 + 587) = 0.400$ であった。一方後者では、適合率は $724/(724 + 298) = 0.708$ 、再現率は $724/(724 + 254) = 0.740$ であった。これらから、確認要求に対する同意表現や反対表現以外の表現を考慮することで、正しいクラスに基づく確認要求の抽出性能が向上することがわかった。

正しいクラスに基づく確認要求の抽出に有効な素性について議論する。まず、11 種類の素性のうち 1 つを除外した際の、それぞれの適合率、再現率、F 値を表 4 に示す。「除いた素性」が「なし」とは、11 種類全ての素性を用いた場合のことである。素性を 1 つ除外した際に F 値が小さくなるもの、つまり抽出に有効な素性上位 4 つは、順に素性 f2, f7, f10, f3 であった。次に、生成された決定木から分析を行った。決定木のノード数は 13、リーフ数は 14 であった。決定木の上部に現れる素性、つまり分類における影響力の強い素性上位 5 つは、順に素性 f3, f10, f2, f7, f5 であった。表 4 の結果と合わせると、確認要求前のユーザ応答も考慮して設計した素性 (f7, f10) が、正しいクラスに基づく確認要求の抽出に重要であることが示唆されている。

除くことで F 値が向上した素性について述べる。表 4 より、素性 f4, f9, f11 を除いた際の F 値が、全ての素性を用いた場合の F 値以上となっている。特に、素性 f4 を除いた場合では再現率が 10% 以上向上した。実験データ中には、確認要求 S1 が誤ったクラスを含む場合でも、元々の U1 とは無関係に、単に S1 に同調して応答 U2 で同じクラスを用いた発話を行う場合が多数見られた。素性 f4 は、S1 と U2 に同じクラス名が含まれるかどうかを表す素性であるが、その素性値が *True* であるケースには、誤ったクラスに基づく確認要求が行われた場合が半数以上含まれていた。このことから、素性 f4 を用いた場

*5 <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

合は「誤ったクラスが含まれる」とより多く出力するよう決定木が学習されていたのに対して、これを除いた場合には「正しいクラスが含まれる」と出力する回数が増えた。これにより、素性 f4 を取り除いた場合、適合率は下がったものの、再現率は向上するという結果になった。ただし、これらの場合でも適合率は全ての素性を使った場合の方が高い。実際のシステムでは、単語についての誤った知識を獲得することを避けるため、再現率を犠牲にしても適合率を高くするように調整しなくてはならない場合がある。この際にどのように素性選択をすれば良いかは、目標とする適合率に応じて変わってくる。これは今後調査していく予定である。

本研究においては、誤った知識の獲得を避けることが重要なため、誤ったクラスに基づく確認要求に対し「正しいクラスが含まれる」と出力された場合を調査した。このようなケース 298 のうち、203 のやりとりは素性値が全て *False* となるものであった。例を以下に示す。

U1: ミルフィーユっておいしいよね
 S1: 新鮮な魚は美味しいですよ。
 U2: おいしいものは大好きです

この例では、システムは「ミルフィーユ」についての誤ったクラス「魚料理」を用いた確認要求を行っている。U1, U2 のどちらにも、素性として設計した表現やクラスが含まれていない。このような場合には「正しいクラスが含まれる」と出力するよう決定木が学習されたため、分類が誤りとなった。また、U1 と U2 との両者に「おいしい」という単語が含まれているが、この単語は食べ物や飲み物についての発話を行う際に一般的に用いられるものであり、正しいクラスに基づく確認要求の抽出に有効とは言えない。応答内容を制約するインストラクションは特に課していないため、このような応答も多く存在する。

今後は、複数の対話における同じ確認要求に対するユーザ発話を利用することで、正しいクラスに基づく確認要求をより高い適合率で抽出する手法の開発に取り組む。誤ったクラスに基づく確認要求に対し、ユーザが上記の例のような発話を行うと、システムは単語についての誤った知識を獲得してしまう。これを防ぐために、複数のユーザから得られた発話に基づく分類結果を総合して考慮し、正しい知識のみを獲得することを狙う。

6. おわりに

本稿では、ユーザが未知語を含む発話を行った際に、暗黙的確認を用いてより自然な対話を継続しつつそのクラスを獲得する手法を提案した。そのうち、未知語の所属クラスを2段階で推定する手法について、実際にデータセットを作成して評価実験を行った。その結果、最下位クラスの推定のみを行う場合に比べ、2段階での推定を行うことで、適切な確認要求の生成が期待できる割合が

0.423 から 0.653 に増加することを示した。また、正しいクラスに基づく確認要求を抽出するための素性設計と、クラウドソーシングによって収集した応答を対象とした分類器の評価実験を行った。その結果から、正しいクラスに基づく確認要求の抽出には、確認要求に対する応答だけでなく、確認要求前の発話も考慮することが有効であることを示した。

今後は、暗黙的確認による未知語のクラス獲得手法が、明示的な質問によるものに比べてユーザに煩わしさを感じさせないという仮説を検証するため、実際のユーザを対象に印象評価実験を行う。また、現在システムの知識として仮定しているオントロジーの階層構造は単純なものであるため、実際の料理ジャンルに即したものになるよう構造の見直しを行う必要がある。さらに、正しいクラスに基づく暗黙的確認要求の抽出性能を向上させるために、複数のユーザから得られた発話に基づく分類結果を利用する手法の開発に取り組む。このとき、高い適合率で抽出を行うためには再現率をどの程度犠牲にする必要があるかについても調査を行う。

謝 辞

本研究の一部は JSPS 科研費 JP16H02869 の助成を受けた。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Banerjee 07] Banerjee, S. and Rudnicky, A. I.: Segmenting meetings into agenda items by extracting implicit supervision from human note-taking, in *Proc. International Conference of Intelligent User Interfaces (IUI)*, pp. 89–92 (2007)
- [Berger 96] Berger, A. L., Pietra, S. A. D., and Pietra, V. J. D.: A maximum entropy approach to natural language processing, *Computational Linguistics*, Vol. 22, No. 1, pp. 39–71 (1996)
- [Dingli 13] Dingli, A. and Scerri, D.: Building a hybrid: Chatterbot – dialog system, in *Proc. International Conference on Text, Speech, and Dialogue (TSD)*, pp. 145–152 (2013)
- [Gokcen 15] Gokcen, A. and Marneffe, de M.-C.: I do not disagree: Leveraging monolingual alignment to detect disagreement in dialogue, in *Proc. Annual Meetings of the Association for Computational Linguistics (ACL)*, pp. 94–99 (2015)
- [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 *Proc. International Conference on Computational Linguistics (COLING)*, pp. 928–939 (2014)
- [Higashinaka 15] Higashinaka, R., Funakoshi, K., Araki, M., Tsukahara, H., Kobayashi, Y., and Mizukami, M.: Towards taxonomy of errors in chat-oriented dialogue systems, in *Proc. Annual Meeting of the Special Interest Group on Discourse and Dialogue (SIGDIAL)*, pp. 87–95 (2015)
- [Holzapfel 08] Holzapfel, H., Neubig, D., and Waibel, A.: A dialogue approach to learning object descriptions and semantic categories, *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 56, No. 11, pp. 1004–1013 (2008)
- [Kobori 16] Kobori, T., Nakano, M., and Nakamura, T.: Small talk improves user impressions of interview dialogue systems, in *Proc. Annual Meeting of the Special Interest Group on Discourse and Dialogue (SIGDIAL)*, pp. 370–380 (2016)
- [駒谷 02] 駒谷 和範, 河原 達也: 音声認識結果の信頼度を用いた効

率的な確認・誘導を行う対話管理, 情報処理学会論文誌, Vol. 43, No. 10, pp. 3078–3086 (2002)

[Komatani 09] Komatani, K. and Rudnicky, A. I.: Predicting barge-in utterance errors by using implicitly supervised ASR accuracy and barge-in rate per user, in *Proc. Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and International Joint Conference on Natural Language Processing (ACL-IJCNLP)*, pp. 89–92 (2009)

[Komatani 16] Komatani, K., Otsuka, T., Sato, S., and Nakano, M.: Question selection based on expected utility to acquire information through dialogue, in *Proc. International Workshop on Spoken Dialogue Systems (IWSDS)* (2016)

[Lee 09] Lee, C., Jung, S., Kim, S., and Lee, G. G.: Example-based dialog modeling for practical multi-domain dialog system, *Speech Communication*, Vol. 51, No. 5, pp. 466–484 (2009)

[Marneffe 09] Marneffe, de M.-C., Grimm, S., and Potts, C.: Not a simple yes or no: Uncertainty in indirect answers, in *Proc. Annual Meeting of the Special Interest Group on Discourse and Dialogue (SIGDIAL)*, pp. 136–143 (2009)

[Meng 04] Meng, H., Ching, P. C., Chan, S. F., Wong, Y. F., and Chan, C. C.: ISIS: An adaptive, trilingual conversational system with interleaving interaction and delegation dialogs, *ACM Transactions on Computer-Human Interaction (TOCHI)*, Vol. 11, No. 3, pp. 268–299 (2004)

[Otsuka 13] Otsuka, T., Komatani, K., Sato, S., and Nakano, M.: Generating more specific questions for acquiring attributes of unknown concepts from users, in *Proc. Annual Meeting of the Special Interest Group on Discourse and Dialogue (SIGDIAL)*, pp. 70–77 (2013)

[Papaioannou 17] Papaioannou, I. and Lemon, O.: Combining chat and task-based multimodal dialogue for more engaging HRI: A scalable method using reinforcement learning, in *Proc. the Companion of the 2017 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*, pp. 365–366 (2017)

[Pappu 14] Pappu, A. and Rudnicky, A. I.: Learning situated knowledge bases through dialog, in *Proc. Annual Conference of the International Speech Communication Association (INTERSPEECH)*, pp. 120–124 (2014)

[Takahashi 02] Takahashi, Y., Dohsaka, K., and Aikawa, K.: An efficient dialogue control method using decision tree-based estimation of out-of-vocabulary word attributes, in *Proc. International Conference on Spoken Language Processing (ICSLP)*, pp. 813–816 (2002)

[Yu 16] Yu, Z., Xu, Z., Black, A. W., and Rudnicky, A.: Strategy and policy learning for non-task-oriented conversational systems, in *Proc. Annual Meeting of the Special Interest Group on Discourse and Dialogue (SIGDIAL)*, pp. 404–412 (2016)

[担当委員: 颯々野 学]

2017 年 6 月 6 日 受理

著者紹介

大野 航平(学生会員)

2016 年大阪大学工学部電子情報工学科卒業。同年より、同大学院工学研究科電気電子情報工学専攻博士前期課程在学中。対話システムの研究に従事。情報処理学会、言語処理学会各学生会員。

武田 龍

2006 年京都大学工学部情報学科卒業。2008 年同大学院情報学研究科修士課程修了。2011 年同研究科博士後期課程修了。博士(情報学)。2011–2014 年株式会社日立製作所中央研究所研究員。2014 年より大阪大学産業科学研究所助教。主に音響信号処理・音声認識の研究に従事。IEEE、情報処理学会、日本音響学会各会員。

ニコルズ エリック

2002 年メリーランド州立大学コンピュータサイエンス学部・日本語学部卒業。2005 年奈良先端科学大学院大学情報科学専攻修士課程修了。2010 年同大学院情報科学専攻博士(工学)課程修了。同年～2013 年東北大学大学院情報科学研究科研究員。2013 年(株)ホンダ・リサーチ・インスティテュート・ジャパン入社。現在、同社シニア・リサーチャ。自然言語処理、機械学習の研究に従事。Association for Computational Linguistics、言語処理学会各会員。

中野 幹生(正会員)

1988 年東京大学教養学部基礎科学科第一卒業。1990 年同大学院理学系研究科相関理化学専攻修士課程修了。1990～2004 年日本電信電話(株)勤務。1998 年東京大学博士(理学)。2004 年(株)ホンダ・リサーチ・インスティテュート・ジャパン入社。現在、同社プリンシパル・リサーチャ。対話システム、音声言語理解の研究に従事。情報処理学会、言語処理学会、電子情報通信学会、日本ロボット学会、ACM、IEEE 各会員。

駒谷 和範(正会員)

1998 年京都大学工学部情報工学科卒業。2000 年同大学院情報学研究科知能情報学専攻修士課程修了。2002 年同研究科博士後期課程修了。京都大学博士(情報学)。同年、京都大学大学院情報学研究科助手、同助教、2010 年名古屋大学大学院工学研究科准教授を経て、2014 年より大阪大学産業科学研究所教授。主に音声対話システムの研究に従事。2008～2009 年米国カーネギーメロン大学客員研究員。2010～2014 年 JST さきがけ研究員兼務。2013～2017 年

SIGdial Scientific Advisory Committee 委員。言語処理学会理事。情報処理学会、電子情報通信学会各会員。