

対話中の未知語獲得のための 正しいクラスに基づく暗黙的確認要求の抽出

Identifying Correct Implicit Confirmation Requests for Lexical Acquisition during Dialogue

大野航平 *1
Kohei Ono

武田龍 *1
Ryu Takeda

ニコルズ エリック *2
Eric Nichols

中野幹生 *2
Mikio Nakano

駒谷和範 *1
Kazunori Komatani

*1 大阪大学産業科学研究所

The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University

*2 (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.

We previously developed a framework for acquiring the ontological categories of unknown terms (lexical acquisition) for a dialogue system through implicit confirmation. Our system generates an implicit confirmation request containing an estimate of an unknown term's category, which may be incorrect. It then acquires the category only if the confirmation request was correct by checking various cues that appeared during the confirmation process. In this paper, we propose two methods for identifying correct implicit confirmation requests by using both the user response following the request and its context and by taking multiple classification results into consideration. First, we introduce features, which are derived from analysis of the confirmation process. Next, we construct a classifier from chat data, which we collect with crowdsourcing, and evaluate it. We show that the classifier can identify correct implicit confirmation requests with a precision of 0.708, and that taking multiple classification results into consideration enables our system to identify them more precisely.

1. はじめに

本研究では、特定ドメインの非タスク指向型対話システムの構築を目指しており、特に食べ物や飲み物に関する対話を行う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、すなわち未知語への対応である。

我々は、暗黙的確認により対話を通じて未知語の獲得を行う手法の開発に取り組んできた。ここで未知語の獲得とは、システムの知識に登録されていない飲食物の、ジャンルに関するクラスを獲得することであるとする。「ラザニア」が未知語の場合、所属クラスが「イタリアン」であることを獲得する。これまでに、明示的な質問を利用した未知語の獲得手法が提案されている [菅生 14, Komatani 16]。例えば、「ラザニア」が未知語である場合、それを含むユーザ発話に対して「ラザニアってイタリアンですか?」といった質問を行う。しかしシステムがこのような質問を繰り返すと、ユーザは煩わしく感じると考える。暗黙的確認により、未知語を理解しているふりをしつつそれを獲得することを狙う。「イタリアン」を含めた確認要求「イタリアンは洒落た料理が多いですね」によって、「ラザニア」の所属クラスが「イタリアン」だと知っているかのような振る舞いにより単調な明示的質問の繰り返しを避けながら、クラスの獲得を試みる。

本論文では、ユーザの応答などに基づいて正しいクラスに基づく確認要求を抽出する手法について述べる。暗黙的確認による未知語の獲得は、(a) 未知語のクラス推定、(b) 推定結果を用いた暗黙的確認要求の生成、(c) 確認要求へのユーザ応答などに基づいたクラス同定、というステップで行う [Ono 16]。ステップ (c) では、正しいクラスに基づく確認要求を抽出できれば、それに用いたクラス推定結果をシステムの知識として獲得する。

暗黙的確認要求に対するユーザ応答は多様であり、正しいク

連絡先: 大野航平, 大阪大学産業科学研究所, 大阪府茨木市美穂ヶ丘 8-1, 06-6879-8416, ohno@ei.sanken.osaka-u.ac.jp

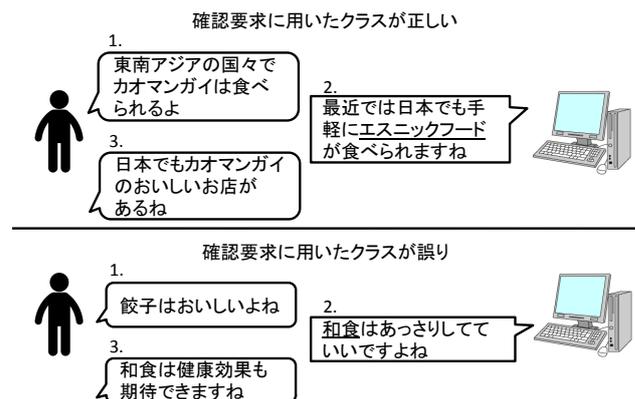


図 1: システムの確認要求に含まれるクラスの正誤の判別

ラスに基づく確認要求を抽出するためには、その表現に注目するだけでは不十分である。図 1 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 1 下の例では、「餃子」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。両者に対してユーザはそのまま話を続けようとしており、確認要求への応答を考慮するだけでは正しいクラスに基づく確認要求を正確に抽出することができない。確認要求前のユーザ発話や、確認要求前後のユーザ発話間の関係についても考慮する必要がある。

さらに、正しいクラスに基づく確認要求をより正確に抽出するために、同じ確認要求に対する、複数のユーザからの結果を用いる。本研究では、サーバベースの対話システムを構築している。従来の対話システムは、図 2 左に示すように、単一のユーザとの対話に焦点が当てられている。これに対してサーバベースのシステムは、図 2 右に示すように、複数のユーザ

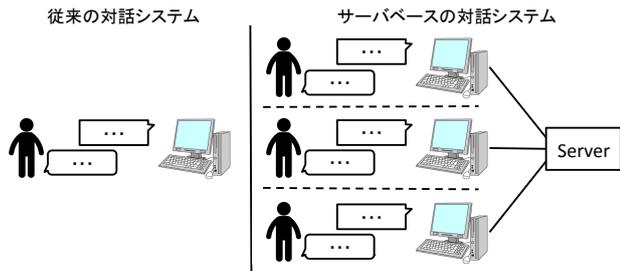


図 2: サーバベースの対話システムでは複数のユーザとの対話から知識を獲得できる

に対して同じ確認要求を行えば、複数の対話における結果を総合して知識を獲得することができる。

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研究が多く行われている。Marneffe らは、「はい」か「いいえ」で答えられる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、反対の立場をとっている投稿を識別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、応答そのものを分類するためではなく、ユーザ応答の表現や確認要求前後のユーザ発話間の関係に基づいて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を行う。さらに、複数のユーザからの結果を利用して正しい確認要求をより正確に抽出するための手法を提案する。クラウドソーシングによってワーカ 100 人から確認要求に対する応答を収集し、得られた結果を対象に正しいクラスに基づく確認要求を判別するための分類器を構築して、その評価を行った。また、その結果をもとに複数の対話における結果を利用する手法の可能性を検証した。

2. 提案手法

2.1 正しいクラスに基づく確認要求抽出のための素性設計

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 1 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発話、を表す。また、素性の名称の後の丸括弧内の文字は、素性値を取り出す対象を示す。例えば、素性 f1 は U2 に同意表現が含まれているかによって素性値が決まる。素性 f10 であれば、U1 に疑問詞が含まれているかによって素性値が決まる。

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を用いた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、一部の素性についてそれを用いた理由を以下で説明する。

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: 冬になるとお鍋がたべたくなりますよね。
 U2: そうですね。

表 1: 設計した素性一覧

f1	S1 への同意表現の有無 (U2)
f2	S1 への反対表現の有無 (U2)
f3	S1 への訂正表現の有無 (U2)
f4	U1 と U2 とで共通した単語の有無 (U1, U2)
f5	S1 に用いられたクラスの有無 (U2)
f6	S1 に用いられていないクラスの有無 (U2)
f7	S1 による話題転換を防止する語の有無 (U2)
f8	S1 に用いられたクラスの有無 (U1)
f9	S1 に用いられていないクラスの有無 (U1)
f10	疑問詞の有無 (U1)
f11	U1 中の表現と S1 に用いられたクラスとの一致 (U1)

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、確認要求に用いたクラスが U1 にも含まれているか否かも考慮し、これを素性 f8 で表現する。これは誤ったクラスを用いた確認要求に対してユーザが投げやりになってしまい、U2 で同意を示す場合があったためである。上記の例では、U1 でユーザは「鍋料理」を含む文を入力している。このように U1 と S1 との両方に同じクラスが含まれている場合、つまり両方で話題が一貫しており U2 に同意を示す表現が現れている場合、ユーザは確認要求に同意していると考えた。

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話を U2 でも継続する傾向にある。以下に例を示す。

U1: マレーシアやシンガポール、タイなど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 f4 で表現する。

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ね。
 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」に変わってしまうのを防ぐため、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」という語とが出現する傾向にある。これを素性 f6, f7 で表現する。

ユーザが「(食べ物)を食べた」や「(飲み物)を飲んだ」といった文を入力し、それに対する確認要求に用いられた誤ったクラスがそれぞれ飲み物、食べ物に関するものであった場合、ユーザは投げやりになる傾向にある。例を以下に示す。

U1: サングリア飲んでみたいです
S1: 洋菓子は味が濃厚なものが多いですね。
U2: そうですね

この例ではユーザは U1 で「飲んでみたい」という表現を用いているが、システムはクラス「洋菓子」を含む確認要求を出力している。そのため、ユーザはシステムが自分の話を理解していないと感じ、U2 で「そうですね」とのみ入力する傾向にある。これを素性 f11 で表現する。

その他の素性についての設定を述べる。素性 f2 は「(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。素性 f3 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 f6, f9 は、確認要求に用いた 20 クラスの他に「チーズ」、「パスタ」など 5 クラスを定義した。素性 f10 は、「どこの」、「何を」など 18 種類の文字列を疑問詞とした。

2.2 複数のユーザ応答を利用した正しいクラスに基づく確認要求の抽出

同じクラスを用いた確認要求についての複数の分類結果を利用し、正しいクラスに基づく確認要求をより正確に抽出する以降では、システムからの 1 回の確認要求に対する分類器が、そこに含まれるクラスを「正しい」と出力することを *cor*、「誤り」と出力することを *err* と表記する。 θ 人分の分類結果が *cor* となった時点で確認要求は正しいと判断するという処理を行う場合、最低でも何人から応答を得なければならないかを考える。

ある正しいクラスに基づく確認要求について *cor* が出力される割合 α_c が既にわかっているとすると、 n 回の応答のうち、*cor* が出力される回数の期待値は $\alpha_c n$ となる。 $\alpha_c n \geq \theta$ を満たす n の最小値 n_c を求めれば、 n_c 人から応答を得た時点で、その確認要求に含めたクラスは正しいとみなせる。一方で、ある誤ったクラスに基づく確認要求について *cor* が出力される割合 α_e が既にわかっているとすると、 $\alpha_e n$ が θ を超えるとその確認要求に含めたクラスは正しいと判断されてしまう。以上のことを考慮して n の値域を求め、それを満たす直近 n 回分の分類結果を参照し、*cor* が出力された回数が θ 以上であれば、確認要求に含めたクラスは正しいと判断する処理を行う。

3. 評価実験

本章では、クラウドソーシングによって収集した応答を用いて分類器を構築し、10 分割交差検証によりその性能を調査した結果について述べる。またその結果から、正しい内容の確認要求抽出をより正確に行うための考察を行った。

3.1 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 人のワーカに依頼し、暗黙の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^{*1} のサービスを利用して行った。データ収集は (1) ワーカ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の確認要求を出力、(3) ワーカ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。

実験に用いたシステムの GUI を図 3 に示す。青字の文がワーカの発話を、緑字の文がシステムの発話を表している。ワーカには、上記の手順 (1) で図 3 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

まず「バーニャカウダ」について話をしてください。

YOU: 昨日始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ね。

「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>

発言を入力 発言

[はじめからやり直す](#)

図 3: 実験に用いたシステムの GUI

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 3 中部) 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「シユラスコ」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、手順 (2) で確認要求の語尾を変化させて出力するようにした。手順 (1) で入力された文が否定文で、手順 (2) でクラス「肉料理」を用いる場合「お肉を見ると気分が高まりますし、ぜひ食べてください」といった確認要求を出力する。

3.2 分類器による正しいクラスに基づく確認要求の抽出

評価には、収集したワーカ 100 人分のデータのうち、確認要求へ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と同じ文を入力し続けたワーカとを除いた、98 人分のワーカのものを用いた。さらに確認要求への応答が空白であったやりとりを除外し、合計 1956 のやりとりを対象とした。

1956 のやりとりから 2 章で述べた素性を抽出し、10 分割交差検証により決定木分析を行った。確認要求に対するユーザ応答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、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。決定木分析のために Weka^{*2} (Version 3.8.1) の J48 を用いた。これは C4.5 アルゴリズムを実行するものである。パラメータはデフォルトで設定されているものをそのまま用いた。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。例えば素性 f1 の場合、確認要求後のユーザ応答に同意表現が含まれていれば、素性値は *True* となる。

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、再現率を用いる。両者のうち、特に適合率に重きを置く。誤ったクラスに基づく確認要求について *cor* が出力されると、システムが単語についての誤った知識を獲得してしまう。これを防ぐには、正しいクラスに基づく確認要求を抽出する際の適合率がより高い分類器を構築する必要がある。

素性 f1, f2 のみを用いた場合の分類結果を表 2 に、11 種類の素性全てを用いた場合の分類結果を表 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 $391/(391+587) = 0.400$

*1 <https://crowdworks.jp>

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

表 2: 素性 f_1, f_2 のみを用いた場合の分類結果

		正解	
		正しいクラス	誤ったクラス
予測	正しいクラス	391	297
	誤ったクラス	587	681
合計		978	978

表 3: 11 種類の素性全てを用いた場合の分類結果

		正解	
		正しいクラス	誤ったクラス
予測	正しいクラス	724	298
	誤ったクラス	254	680
合計		978	978

であった。これに対して後者では、抽出の適合率は $724/(724 + 298) = 0.708$ 、再現率は $724/(724 + 254) = 0.740$ であった。ここから、確認要求に対するユーザ応答だけでなく確認要求前のユーザ応答も考慮することで、正しいクラスに基づく確認要求の抽出がより正確に行えることがわかる。

誤ったクラスに基づく確認要求を正しいものと抽出してしまった 298 のやり取りのうち、大半は確認要求前後のユーザ発話間に主だった関係がないものであった。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ね。
 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 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る。このように、誤ったクラスを用いた確認要求に対するユーザ応答が一般的に正しく、ユーザ発話間に関係を見出せない例が多数であった。

3.3 複数の分類結果の利用

まず、識別器の出力の分布を、確認要求に含めたクラスの正誤ごとに集計した。前節の実験の結果、正しいクラスに基づく確認要求 10 文のうち、 cor が出力された割合の最大値は 0.89、最小値は 0.60、平均は 0.74 であった。一方、誤ったクラスに基づく確認要求 10 文のうち、 cor が出力された割合の最大値は 0.53、最小値は 0.18、平均は 0.30 であった。ここから、正しいクラスに基づく確認要求に対して cor が出力される傾向にあることがわかる。

しきい値を $\theta = 3$ とした際、確認要求を正しいと判断するために考慮するユーザの人数 n を、得られたデータに基づいて定める手順について述べる。正しいクラスに基づく確認要求に対して cor が出力される割合の最小値は $\alpha_c = 0.60$ であり、 $n = 4$ のとき $\alpha_c n = 2.40 < \theta$ 、 $n = 5$ のとき $\alpha_c n = 3.00 \geq \theta$ となる。ここから、正しいクラスに基づく確認要求すべてを正しいと判断するためには、最低でも 5 人分の応答を得なければならないことがわかる。一方、誤ったクラスに基づく確認要求に対して cor が出力される割合の最大値は $\alpha_e = 0.53$ であり、 $n = 5$ のとき $\alpha_e n = 2.65 < \theta$ 、 $n = 6$ のとき $\alpha_e n = 3.18 > \theta$ となる。ここから、最低でも 6 人分の応答を得ると、誤ったクラスに基づく確認要求を正しいと判断してしまうことがわかる。よって $\theta = 3$ とした際には、ある確認要求についての直

近 5 回分の分類結果を参照し、その内 cor が出力された回数が 3 回以上の場合に、その確認要求に含めたクラスは正しいと判断する処理を行う。

4. おわりに

本稿では、同じ確認要求に対する複数の分類結果の利用により、正しいクラスに基づく確認要求を正確に抽出するための手法を提案した。さらに、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、確認要求前のユーザ発話も考慮することが有効であること、複数のユーザ応答の利用によって正しいクラスに基づく確認要求をより正確に抽出できること、の 2 点を示した。

今後は、実際の対話システムに識別器を組み込み、提案手法による未知語獲得手法の有効性を検証する。素性として、確認要求が出力されてからワーカが応答を入力するまでの時間を用いることも検討する。また、暗黙的確認に基づいた未知語獲得手法が、明示的確認に基づいた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の検証も行う。

参考文献

- [Gokcen 15] Gokcen, A. and Marneffe, de M.-C.: I do not disagree: Leveraging monolingual alignment to detect disagreement in dialogue, in *Proc. of ACL*, pp. 94–99 (2015)
- [Komatani 16] Komatani, K., Otsuka, T., Sato, S., and Nakano, M.: Question Selection based on Expected Utility to Acquire Information through Dialogue, in *Proc. of IWSWS* (2016)
- [Marneffe 09] Marneffe, de M.-C., Grimm, S., and Potts, C.: Not a Simple Yes or No: Uncertainty in Indirect Answers, in *Proc. of SIGDIAL*, pp. 136–143 (2009)
- [Ono 16] Ono, K., Takeda, R., Nichols, E., Nakano, M., and Komatani, K.: Toward Lexical Acquisition during Dialogues through Implicit Confirmation for Closed-Domain Chatbots, in *Proc. of WOCHAT* (2016)
- [菅生 14] 菅生 健介, 萩原 将文: ユーザ発話からの知識獲得機能を有する対話システム, 日本感性工学会論文誌, Vol. 13, No. 4, pp. 519–526 (2014)