

# 対話を通じた未知語獲得に向けた 暗黙的確認の提案

大野 航平<sup>1,a)</sup> 武田 龍<sup>1</sup> ニコルズ エリック<sup>2</sup> 中野 幹生<sup>2</sup> 駒谷 和範<sup>1</sup>

概要：対話システムにおいて、自らの知識にない単語（未知語）への対応が課題である。質問により未知語を獲得する手法は提案されているが、雑談対話において質問を逐一行くと、ユーザにとっては煩わしい。本発表では、雑談対話中に現れた未知語のクラスを対話中に獲得するために暗黙的確認を用いることを提案する。まず、未知語の表記からその所属クラスを推定する。推定を最下位クラスと中間クラスとの2つのレベルで行い、その結果から暗黙的な確認要求を生成することで、対話を継続させつつ知識を獲得することを狙う。この際、推定結果の正誤の判定は、推定時に得られる確信度に対するしきい値処理により行うが、このしきい値は実験により得られたデータをもとに決定した。また、暗黙的な確認要求に対するユーザの応答を被験者実験により収集し、分析を行った。

## 1. はじめに

対話システムは、ユーザが対話を通じて達成したい具体的な目標を持っているかどうかという観点から、2種類に分類できる。対話を通じてユーザの目標を達成するシステムをタスク指向型対話システムと呼び、それ以外のシステムを非タスク指向型対話システムと呼ぶ [1]。

非タスク指向型対話システムは、対話を楽しむという娯楽の用途だけでなく、福祉の分野における活用も期待されている。例えば、高齢者の孤独死や認知症の予防を目的とした雑談対話インタフェースが研究されている [2]。また、今後ロボットが人間社会に進出していくことが期待されているが、ロボットと人間とが共生するためには、対話による信頼関係の構築が重要である。非タスク指向型システムについての研究が進み、システムが人間のように対話できるようになれば、その機能をロボットに組み込むことで、それが実現できるであろう。このように、非タスク指向型対話システムに関する研究は重要である。

本研究では、特定の話題についてユーザと対話を行い、時にシステム側から情報提供を行うことができる非タスク指向型対話システムの構築を目指している。例えば、食べ物「ラーメン」に関する対話をしている際に、システムが

「そういえば、無鉄砲ってお店のラーメンが美味しいらしいですよ」といった情報提供を行うことが考えられる。

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。ELIZA [3] のような対話システムは、ユーザ発話に未知語が含まれていても、無視して当たり障りのない応答をすることで対話を継続させることができるが、情報提供のような具体的な応答を行うことはできない。対策としてシステムの開発者による定期的な知識の更新が挙げられるが、人手でいちいち単語を追加するのは非常に煩雑であるし、追加する単語の数には際限がないため、現実的でない。

よって、本研究で目標とする、情報提供の機能を有する非タスク指向型対話システムは、対話を通じて未知語を獲得する必要がある。ここで、未知語の獲得とは、「表記の獲得」と「知識に存在する概念への位置付け」とを行うことだと定義する。例えば、単語「バーニャカウダ」の場合だと、前者は「バーニャカウダ」という表記の獲得、後者は知識に存在する料理ジャンルに関する概念「イタリアン」に属する単語としてそれを位置付けることである。

従来の手法では、ユーザが未知語を含む発話をした際、ユーザに単純な質問を行い、それに対するユーザの応答に基づいて未知語を獲得する [4], [5]。例えば、未知語「バーニャカウダ」がユーザ発話に含まれる場合、システムは「バーニャカウダってイタリアンですか?」といった単純な質問を行う。しかし、対話において逐一このような質問を行うのはユーザにとっては煩わしく、話の流れが悪くなってしまふ。

<sup>1</sup> 大阪大学産業科学研究所  
The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University

<sup>2</sup> (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.

a) ohno@ei.sanken.osaka-u.ac.jp

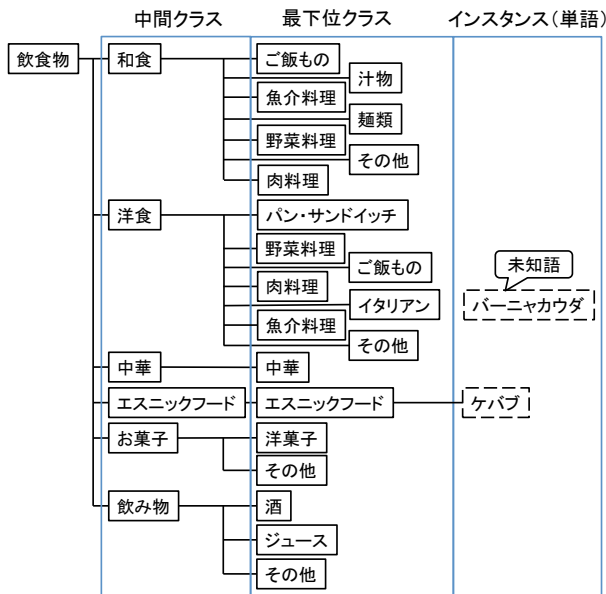


図 1 食べ物・飲み物のジャンルを表すオントロジー

そこで本研究では、暗黙的確認によって話の流れを悪くせずに、ユーザ発話中の未知語を獲得できる非タスク指向型対話システムの構築を目指す。つまり、システムはあたかも未知語を理解しているかのような発話をし、それに対するユーザの応答に基づいて未知語を獲得する。

## 2. 暗黙的確認を利用した未知語の獲得

暗黙的確認を利用した未知語の獲得処理は、以下の3ステップで行う。

- (1) 未知語が、システムが知識として持つオントロジー上のどのクラスに所属するかを推定する
- (2) 推定結果に基づいて暗黙的な確認要求を生成する
- (3) 確認要求に対するユーザの応答に基づいて所属クラスの同定を行う

ここで、システムの持つオントロジーは図1に示すように単純な階層構造を持ち、深さが3段であることを仮定する。また、未知語はシステムが現在持っているオントロジーに存在しないが、オントロジー内の最下位クラスのいずれかに所属するインスタンスであるとする。オントロジー上の最下位クラスに属するインスタンスとして未知語を位置付けることで、未知語を獲得したと定義する。

未知語の獲得処理を、具体例を用いて説明する。ここでは入力として、ユーザが未知語「バーニャカウダ」を含む発話「昨日初めてバーニャカウダを食べたよ」を行った場合を考える。まず、システムは「バーニャカウダ」の所属クラスが「イタリアン」と推定する。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よ」といった発話を生成し、推定結果を含めた暗黙的な確認要求を行う。それに対するユーザの応答「そうだね」から、ユーザがシステムの確認要求に対して肯定的な応答をしている

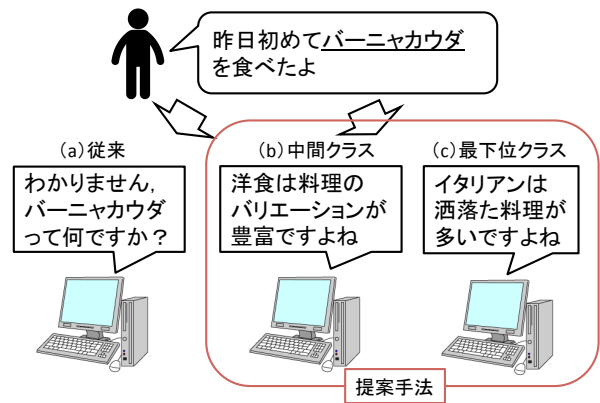


図 2 所属クラスの推定結果に応じたシステム応答例

と判別し、未知語「バーニャカウダ」が所属するクラスが、最下位クラス「イタリアン」であることを同定する。暗黙的確認を用いることで、このように話の流れを悪くせずに未知語を獲得できると考える。

上記の未知語獲得の実現のために必要となる課題として、本稿では以下の2つに取り組んだ結果について報告する。

- (1) 上記(2)において対話を継続させるための広範囲のクラス推定
- (2) 上記(3)で用いるユーザ応答の分析

まず本稿では、誤った内容に基づく確認要求を減らすために、所属クラスの推定を2段階で行う。暗黙的確認であっても、明らかに間違った推定結果に基づくものは対話の流れを悪くしてしまう。例えば、システムが「バーニャカウダ」の所属クラスを誤って「洋菓子」と推定すると、「洋菓子は味が濃厚なものが多いですよ」という入力とは関係のない暗黙的確認要求を行ってしまう。このことから、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、一つ上位にあたる中間クラスレベルでの推定を行い、その結果に基づく暗黙的確認要求を行う。所属する最下位クラスを推定できた場合は図2中の(c)、中間クラスを推定できた場合は同図の(b)のような確認要求を生成する。信頼できる推定結果が得られなかった場合には、従来通り同図(a)のような質問を生成することになる。この手法の詳細と、実際にデータセットを作成して行った評価実験について、3章で述べる。

次に、暗黙的確認要求に対するユーザの応答を用いて所属クラスを同定するには、そのユーザ応答の分析が必要である。「はい」または「いいえ」で答えられる明示的な確認要求に比べて、暗黙的な確認要求に対する応答の表現は多様であることが予想される。まず予備的な調査として、被験者実験によってユーザが確認要求に対してどのような表現を用いて応答するかを調査し、応答結果から確認内容の正誤が推定できそうかどうかを考察する。この内容について、4章で述べる。

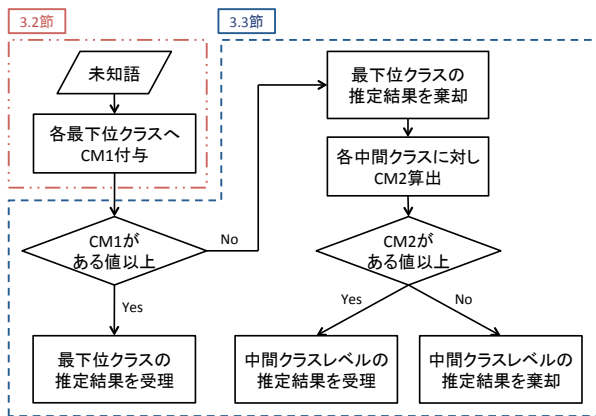


図 3 2 段階での所属クラス推定処理のフローチャート

### 3. 2 段階での所属クラス推定

#### 3.1 所属クラス推定の全体像

所属クラスの推定は、大きく分けて以下の 3 つのステップからなる。

- (1) 各最下位クラスに、未知語がそのクラスに所属する尤もらしさの指標である確信度  $CM1$  を付与する。
- (2) 確信度が最大となる最下位クラスを推定結果とし、その確信度がある値より大きい場合、推定結果を受理する。
- (3) 確信度がある値より小さければ推定結果を棄却し、確信度  $CM1$  を用いて各中間クラスに対し確信度  $CM2$  を算出して、(2) と同様にして推定を行う。

この処理のフローチャートを図 3 に示す。

#### 3.2 最下位クラスへの確信度付与

最下位クラスへの確信度の付与には、大塚らの手法 [5] を用いる。つまり、未知語の文字の分布を入力として、最大エントロピーモデル [6] で各クラスに確信度を付与する。この確信度を用いて、未知語の所属する最下位クラスを推定する。単語とその所属クラスの組を手で多数作成し、これらで学習したモデルを用いて各最下位クラスに確信度を付与する。

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、未知語  $x$  が最下位クラス  $c \in C_l$  に所属する確信度  $CM1(x, c)$  として各最下位クラスに付与する。 $CM1(x, c)$  は以下の式で得られる。

$$CM1(x, c) = p(c|x) = \exp(\mathbf{w}_c \cdot \phi(x, c)) / Z \quad (1)$$

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  $\sum_{c \in C_l} CM1(x, c) = 1$  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

る。文字 n-gram は、単語内にそれが存在する場合に素性値が 1 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、単語内にその文字種の文字が出現すれば素性値は 1 となり、出現しなければ 0 となる。

### 3.3 確信度を利用した 2 段階での所属クラスの推定

#### 3.3.1 最下位クラスの推定

最下位クラスのうち、付与された確信度が最大となるクラス  $\hat{c}$  を推定結果とする。しかし、この結果を常に受理して確認要求を生成してしまうと問題が発生する。なぜなら、確信度  $CM1(x, \hat{c})$  が小さい場合、誤った推定結果を用いて確認要求を生成する割合が大きくなるためである。そのため、確信度のしきい値  $\theta_1$  を導入して推定結果を受理するか棄却するかを判定する。

図 4(a) の例を用いて、実際に推定結果を求める方法を説明する。ここで、 $\theta_1 = 0.7$  と仮定する。まず確信度  $CM1(x, c)$  が、各最下位クラスに対し図 4(a) に示す値のように得られた場合を考える。この場合、 $CM1$  が最大となる最下位クラス  $\hat{c}$  は「イタリアン」であり、これを推定結果とする。 $CM1(x, \text{'イタリアン'}) = 0.75$  で  $\theta_1$  より大きいいため、推定結果「イタリアン」を受理する。

#### 3.3.2 中間クラスレベルの推定

$CM1(x, \hat{c})$  が  $\theta_1$  未満であった場合、中間クラスレベルの推定に移る。未知語  $x$  が、中間クラス  $m \in C_m$  に関係する確信度  $CM2(x, m)$  を次のように定義する。

$$CM2(x, m) = \sum_{c \in \text{child}(m)} CM1(x, c) \quad (2)$$

ここで、 $\text{child}(m)$  は中間クラス  $m$  の子クラスの集合を意味する。中間クラスのうち、確信度が最大となるクラス  $\hat{m}$  を求め、最下位クラスの場合と同様に  $CM2(x, \hat{m})$  が  $\theta_2$  以上であれば、 $\hat{m}$  を受理する。

同様に、確信度  $CM1$  が図 4(b) の左に示す値のように得られた場合を考える。ここで、 $\theta_1 = \theta_2 = 0.7$  と仮定する。この場合、 $CM1$  が最大となる最下位クラス  $\hat{c}$  は「イタリアン」なので、これを最下位クラスの推定結果とする。しかし、 $CM1(x, \text{'イタリアン'}) = 0.25$  と  $\theta_1$  より小さいため、推定結果を棄却して中間クラスレベルの推定に移る。それぞれの中間クラスについて  $CM2(x, m)$  を求めると、 $CM2(x, \text{'洋食'}) = 0.8$ 、 $CM2(x, \text{'中華'}) = 0.2$  となる。このとき、 $CM2$  が最大となるクラス  $\hat{m}$  は「洋食」であるため、これを推定結果とする。 $CM2(x, \text{'洋食'}) = 0.8$  で  $\theta_2$  より大きいいため、推定結果「洋食」を受理する。

### 3.4 確信度のしきい値決定のための損失関数

#### 3.4.1 しきい値決定に用いる評価指標

確信度のしきい値  $\theta_k$  ( $k = 1, 2$ ) の決定には、駒谷らの手法 [7] を用いる。つまり、評価指標の重みを考慮した上で

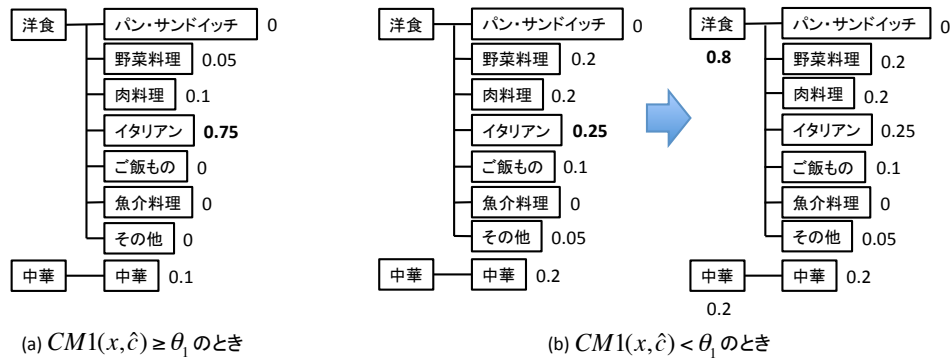


図 4 確信度の付与例

表 1 確信度の大小と推定結果の正誤による単語数の分割表

	推定結果が正	推定結果が誤
受理される ( $CMk \geq \theta_k$ )	A	B
棄却される ( $CMk < \theta_k$ )	C	D

損失関数を定め、算出される値が最小となるしきい値を採用する。

評価指標として、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）とを用いる。ここで、推定結果が正しい単語のうち、しきい値  $\theta_k$  により受理される単語の総数、棄却される単語の総数をそれぞれ  $A, B$  とおく。また、推定結果が誤りの単語のうち、しきい値  $\theta_k$  により受理される単語の総数、棄却される単語の総数をそれぞれ  $C, D$  とおく（表 1 参照）。このとき、FP および FN は以下のように表される。

$$FP = \frac{C}{A+C} \quad (3)$$

$$FN = \frac{B}{B+D} \quad (4)$$

FP と FN は、互いにトレードオフの関係にある。例えば、しきい値  $\theta_k$  を高く設定すると、 $A+C$  は一定だが、 $C$  は大きくなるので、FP は大きくなる。一方、 $B+D$  は一定だが、 $B$  は小さくなるので、FN は小さくなる。FP と FN を用いて  $\theta_k$  に対して損失関数を定義し、 $\theta_k$  の値を変化させ、損失関数が最小となる  $\theta_k$  を採用する。

### 3.4.2 最下位クラスの推定における損失関数

それぞれの評価指標が大きい場合に生じる損失について述べる。FP が大きい、つまり誤った推定結果を受理する割合が大きいとき、誤った推定結果に基づく確認要求が生成されてユーザが困惑する割合が大きくなる。一方で FN が大きい、つまり正しい推定結果を棄却する割合が大きいとき、システムは中間クラスレベルの推定に移行するので、棄却された単語も中間クラスレベルの推定によってある程度カバーできる。

両者を比べると、最下位クラスの推定においては、

誤った推定結果を受理する方が対話における損失が大きくなると言える。よって FP に重みを与えた損失関数  $(\lambda \cdot FP + FN) \times 2 / (1 + \lambda)$  を定義する ( $\lambda > 1$ )。  $\theta_1$  を種々の値に変化させ、損失関数の値が最小となるときの  $\theta_1$  の値を採用する。

### 3.4.3 中間クラスレベルの推定における損失関数

前節と同様に、対話における損失について述べる。FP が大きいとき、最下位クラスの場合と同様に、誤った推定結果に基づく確認が生成される割合が大きくなる。一方で FN が大きいとき、単純な質問が生成されることで、未知語の獲得のために対話が少なくとも 1 ターン余分に長くなってしまふ。

両者を比べると、中間クラスレベルの推定においては、誤った推定結果を受理する割合が大きくなって、正しい推定結果を棄却する割合が大きくなって、対話における損失はほぼ同じであると言える。よって FP と FN のどちらにも重みを与えないで、損失関数  $FP + FN$  を定義する。  $\theta_2$  も  $\theta_1$  と同様にして決定する。

### 3.5 2段階での所属クラス推定手法の評価実験

本章では、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。

#### 3.5.1 システムの仕様と実験の対象

本研究では、食べ物や飲み物のジャンルを表すオントロジーを用いる。具体的には、2節で示した図 1 のような単純な木構造を持つデータである。このオントロジーには、ジャンルの概念を表す「クラス」のノードと、具体的な食べ物・飲み物を表す「インスタンス」のノードが存在する。クラスは「最上位クラス」、「中間クラス」、「最下位クラス」の 3 種類に分けられる。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。また、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いる。最下位クラスの総数は 21 個である。さらに、インスタンス

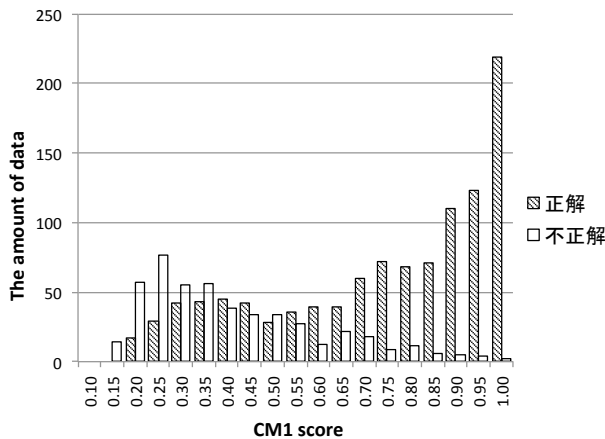


図 5 最下位クラスの推定の正誤の分布

は最下位クラスにのみ位置付けられており、いずれかの最下位クラスに必ず所属する。

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。ここで、データセット中の最下位クラスと中間クラスは、システムが持つオントロジー上のものである。

### 3.5.2 最下位クラスの推定結果

まず、最下位クラスの推定についての実験の手順を述べる。単語を入力として、最大エントロピーモデルにより最下位クラス 21 個にそれぞれ確信度  $CM1$  を付与した。付与された確信度が最大となるクラス  $\hat{c}$  を求め、 $\hat{c}$  が定めた所属クラスと一致していれば正解とした。これらを 10 分割交差検証によって行った。得られた結果を用いて、3.4.2 節に示した損失関数によりしきい値  $\theta_1$  を決定した。

次に、最下位クラス推定の実験結果を述べる。推定の平均正解率は 0.692 で、確信度  $CM1(x, \hat{c})$  による最下位クラス推定の正解数・不正解数のヒストグラムは図 5 のようになった。ここで、ヒストグラムの横軸は確信度  $CM1$  の値の最大値を表している。たとえば横軸の一番右の「1.00」は、「 $0.95 < CM1 \leq 1.00$ 」を表す。また、縦軸は  $CM1$  が横軸の表す範囲内である単語の総数を表している。例えば一番右の「1.00」に属するピンは、確信度が  $0.95 < CM1 \leq 1.00$  である単語の数を表している。これを見ると、確信度が高ければ推定の正解率も高く、確信度が低ければ推定の正解率も低い傾向にあり、確信度を用いた推定がうまく行っていることがわかる。

$\theta_1$  を 0.05 刻みで変化させたときの  $FP$  と  $FN$  の変化を図 6 に示す。ここで、横軸は  $\theta_1$  の値、縦軸は  $FP$ ,  $FN$  や損失関数の値を表している。損失関数  $(\lambda \cdot FP + FN) \times 2 / (1 + \lambda)$  について、重み  $\lambda$  を  $\lambda = 2, 3$  と変化させた結果、 $\theta_1 = 0.7$  のときに損失関数は一貫して最小となった。よって、 $\theta_1 = 0.7$  と決定した。 $CM1(x, \hat{c}) \geq 0.7$  となった単語数は 700 語で、

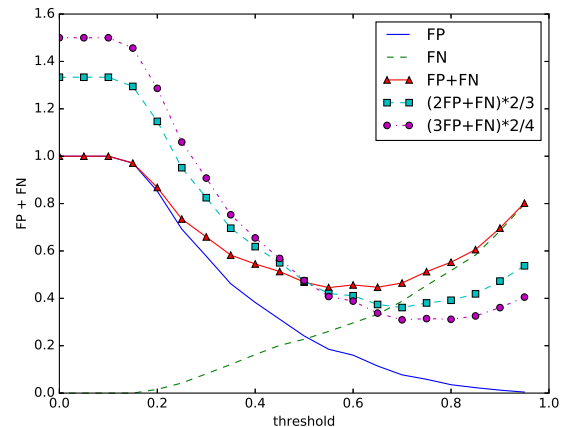


図 6  $\theta_1$  に対する  $FP$  と  $FN$  の変化

表 2 最下位クラスの推定結果が誤りであった単語

単語	推定結果	正解クラス
焼きそばパン	和食; 麺類	洋食; パン・サンドイッチ
アイ스티ー	お菓子; 洋菓子	飲み物; その他
ガーナミルク	飲み物; その他	お菓子; 洋菓子

そのうち推定結果が正しかった単語数は 663 語、誤りであった単語数は 37 語であった。

推定結果が誤りであった単語の例を表 2 に示す。このうち、単語「焼きそばパン」については、正解の最下位クラス「洋食; パン・サンドイッチ」ではなく、最下位クラス「和食; 麺類」が推定結果として出力された。この原因として、データセットの中に、部分文字列「そば」を含み、かつ、最下位クラス「和食; 麺類」に所属する単語が多数あったことが挙げられる。このため、「和食; 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られる。同様に、単語「アイスティー」については、部分文字列「アイス」を含み、かつ、最下位クラス「お菓子; 洋菓子」に所属する単語が多数あったこと、単語「ガーナミルク」については、部分文字列「ミルク」を含み、かつ、最下位クラス「飲み物; その他」に所属する単語が多数あったことが、推定の誤りの原因となったと考えられる。

### 3.5.3 中間クラスレベルの推定結果

まず、中間クラスレベルの推定についての実験の手順を述べる。最下位クラスの推定によって付与された確信度  $CM1(x, \hat{c})$  が 0.7 未満となった単語を対象として、中間クラスレベルの推定について調査を行った。 $CM1$  を用いて中間クラス 6 個にそれぞれ確信度  $CM2$  を算出し、同様に推定を行った。また、得られた結果を用いて、3.4.3 節に示した損失関数によってしきい値  $\theta_2$  を決定した。

次に、中間クラスレベルの推定の実験結果を述べる。対象となった単語 ( $CM1(x, \hat{c}) < 0.7$ ) は 864 語あった。推定の平均正解率は 0.686 で、確信度  $CM2(x, \hat{m})$  による中間クラスレベルの推定の正解数・不正解数のヒストグラム

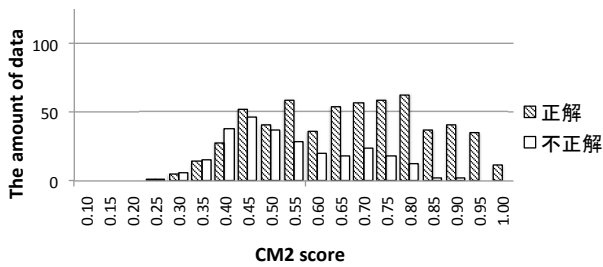


図 7 中間クラスレベルの推定の正誤の分布

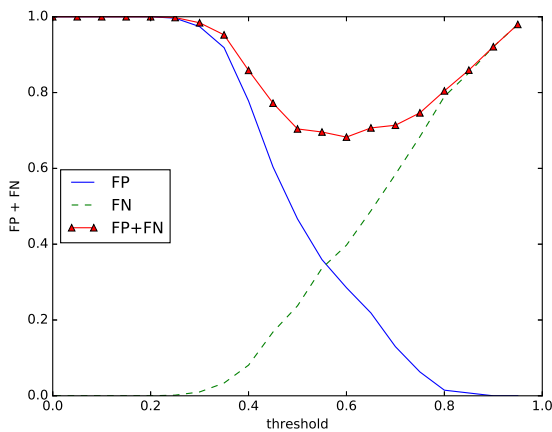


図 8  $\theta_2$  に対する FP と FN の変化

表 3 中間クラスレベルでの推定が誤りであった単語

単語	推定結果	正解
豆かん	和食	お菓子
くらげの冷菜	和食	中華料理
今川焼き	和食	お菓子

は図 7 のようになった。縦軸と横軸の表す値は図 5 と同じである。

$\theta_2$  を 0.05 刻みで変化させたときの FP と FN の変化を図 8 に示す。縦軸と横軸の表す値は図 6 と同じである。損失関数  $FP + FN$  は  $\theta_2 = 0.6$  で最小になるので、 $\theta_2 = 0.6$  とした。 $CM2(x, \hat{m}) \geq 0.6$  となった単語数は 435 語で、そのうち推定結果が正しかった単語数は 358 語、誤りであった単語数は 77 語であった。

推定結果が誤りであった単語の例を表 3 に示す。これらの単語の推定結果は全て「和食」であった。同様に誤った推定結果「和食」が出力された単語数は、これらを含めて 44 語あった。このように誤った推定結果に偏りが生じた原因として、3.3.2 節で示した通り、確信度  $CM2$  が下位クラスに付与された確信度  $CM1$  の単純な和であることが挙げられる。中間クラス「和食」に所属する下位クラスは 7 個と他の中間クラスよりも多いため、「和食」に対して算出される確信度  $CM2$  が不当に大きくなってしまい、推定結果が誤りとなったと考えられる。よって、 $CM2$  を算出する際に、下位クラスの数を考慮して適切な重み付けを行うことが必要である。

表 4 2 段階の推定による単語数の内訳

単語数	推定結果が受取される				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

### 3.5.4 実験結果の総括と考察

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、誤りであった単語数は 37 語であった。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、誤りであった単語数は 77 語であった。さらに、 $CM1 < 0.7$  かつ  $CM2 < 0.6$  となった単語数は 429 語であった。表 4 にこれを示す。

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と考えられる割合は、 $663/1564 = 0.423$  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。

## 4. 暗黙の確認要求に対するユーザ応答表現の分析

本章では、ユーザが暗黙的な確認要求に対してどのような表現を用いて応答するかを、被験者実験によって調査した。これにより、多様なユーザの応答表現から、確認内容の正誤が得られるかどうかを予備的に確認する。

### 4.1 実験の設定

本実験の目的は、暗黙の確認要求に対するユーザの応答を収集することである。このために、(1) 被験者に、ある単語を含む文を入力してもらう、(2) システムが、それに対して暗黙的な確認要求を行う、(3) 被験者に、その確認要求に対する応答を入力してもらう、という手順で実験を実施した。これを、予め準備した 10 個の単語について繰り返すことで、上記 (3) で得られる応答を収集した。実験に用いたシステムの GUI を図 9 に示す。左側に絵のある枠内の文が被験者の発話を、右側に絵のある枠内の文がシステムの発話を表している。被験者は、下部のフォームからキーボードでテキストを入力した。

(1) で用いる単語として、あらかじめ 10 個の単語リストを被験者に提示した。この単語リストは 2 種類用意した。ただし、各被験者が実験の初めに用いる単語は、正しい推定結果に基づく確認要求が行われるように固定した。

(2) で出力する確認要求には、正しい推定結果と誤った推定結果のそれぞれに基づく確認要求を用意した。具体的

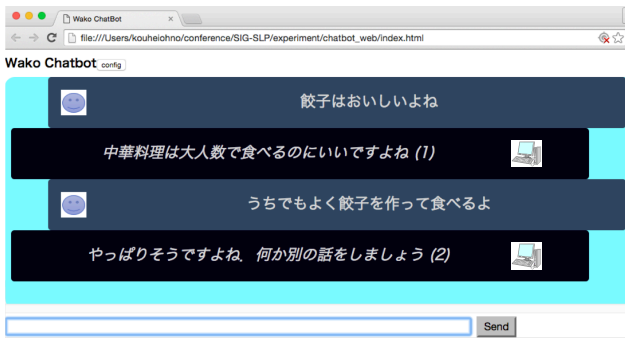


図 9 実験に用いたシステムの GUI

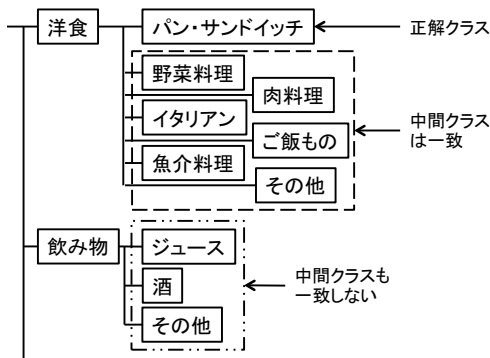


図 10 正解クラス「パン・サンドイッチ」に対する誤りのパターン

には、まず 10 回のうち 5 回は、正しい推定結果に基づく確認要求を行った。このうち、3 回は正しい最下位クラスレベルの推定結果について、2 回は正しい中間クラスレベルの推定結果について、それぞれ確認要求を行った。次に、残りの 5 回は、誤った推定結果に基づく確認要求を行った。1 回は最下位クラスレベルの誤った推定結果（中間クラスは一致）に基づく確認要求、2 回は最下位クラスレベルの誤った推定結果（中間クラスも一致しない）に基づく確認要求、残りの 2 回は中間クラスレベルの誤った推定結果に基づく確認要求を出力するようにした。

確認要求の表現は、筆頭著者が人手で設定した。例えば、単語「ペーグル」に対して、正しい最下位クラスレベルの推定結果「パン・サンドイッチ」を用いた確認要求は、「パンは手軽に食べられていいですね」である。これに対して、誤った最下位クラスレベルの推定結果に基づく確認要求は、図 10 にも示されるように、例えば「イタリアンは洒落た料理が多いですね（中間クラスは一致）」や「お酒を飲むと楽しい気分になりますよね（中間クラスは一致しない）」である。また、誤った中間クラスレベルの推定結果に基づく確認要求は、例えば「美味しい飲みものを飲むとホッとしますよね」である。

被験者には、実験の手順とともに、次の 2 点を教示した。まず、対話システムの発言に対して人間がどのような応答をするかを調査する実験であることを伝えた。次に、システムがちぐはぐな応答をしても投げやりにならずに応答するよう依頼した。後者は、被験者が誤った推定結果に基づ

表 5 正しい推定結果に基づく確認要求に対する応答の意図

意図	数	例
肯定	8	「そうだね」「そうそう」
否定	2	「いやいや、麺でしょ」
不明	10	「うちでもよく作って食べるよ」 「和食も多いとおもうぞ」 「(酢豚の)パイナップルはいる派？」

く確認要求をした場合の反応を得るためである。

#### 4.2 収集した応答表現の分析

4 人の被験者に対して実験を実施した。各被験者から、正しい推定結果と誤った推定結果に基づく確認要求に対する応答をそれぞれ 5 文ずつ、合計で 40 文収集した。本節ではその結果について述べる。

##### 4.2.1 正しい推定結果に基づく確認要求に対する応答

正しい推定結果に基づく確認要求に対する応答を、応答表現の表層的な意図（「肯定」、「否定」、「不明」）ごとに分類した。意図ごとの応答の数と例文を表 5 に示す。被験者が「そうだね」や「そうそう」といった肯定的な応答をする割合は 4 割であった。

この結果より、正しい推定結果に基づく確認要求に対しては、ユーザは肯定的な応答を行う傾向が見られた。このような肯定的な応答を検出することで、暗黙の確認に含めた推定結果の正誤を得られ、これを通じて未知語の所属クラスを同定できる見通しが得られた。ただし、この割合は 4 割に過ぎないことから、この割合を向上させるための分析を以下で述べる。

まず、被験者が確認要求に対して否定的な応答をした場合が 2 例あった。以下にその具体的なやりとりを示す。U はユーザ発言、S はシステム発言、その後の番号は発言番号を表す。

- (1) U1: うどんは香川県民の魂だね  
S1: 麺類はダシが決め手ですね  
U2: いやいや、麺でしょ
- (2) U1: みたらしだんごって香ばしいよね  
S1: お菓子は心身のリフレッシュにいいですね  
U2: そうかなぁ、ストレス発散にはなりそう

(1) の場合、S1 は「麺類はダシが決め手」という発言を行っているが、この被験者は「ダシ」よりも「麺」が重要であると考えているため、U2 で否定の意を表す応答を行ったと考える。また (2) の場合、S1 の「お菓子は心身のリフレッシュにいい」という内容について、被験者は同意できなかったため U2 で「そうかなぁ」という応答を行ったと考えられる。

これらのことから、暗黙の確認要求の表現を自動生成する際には、多くの人が同意できる内容にすべきであるという知見が得られた。これは、本研究で必要であるのは、被

表 6 誤った推定結果に基づく確認要求に対する応答の意図

意図	数	例
肯定	1	「そうだね」
否定	8	「和食じゃなくて中華でしょ」 「そうやっけ？」 「いや、だから嫌いやって」
不明	11	「子供にはヤクルトとか飲ませるよ」 「パスタの作りかたの話しようよ」 「カフェモカと洋菓子は合うよね」

表 7 誤った推定結果に基づく確認要求に対する応答の意図と種類ごとの応答数の分割表

	最下位クラスの誤り		
	中間クラス は一致	中間クラス も一致しない	中間クラス レベルの誤り
肯定	0	1	0
否定	1	3	4
不明	3	4	4
計	4	8	8

験者の見解ではなく、暗黙的確認要求の正誤を示す反応であるためである。

#### 4.2.2 誤った推定結果に基づく確認要求に対する応答

誤った推定結果に基づく確認要求に対するユーザ応答を表 5 と同様に分類した結果を表 6 に示す。被験者が「和食じゃなくて中華でしょ」や「そうやっけ?」といった否定的な応答をする割合は 4 割であった。

この結果より、誤った推定結果に基づく確認要求に対しては、ユーザは否定的な応答を行う傾向が見られた。これは正しい推定結果に基づく確認要求に対する応答とは異なる傾向である。

被験者が確認要求に対して肯定的な応答をすることが 1 例あった。以下に具体的なやりとりを示す。

- U1: モンブランロールを作った  
S1: お酒を飲むと楽しい気持ちになりますよね  
U2: そうだね

これは、S1 の内容が U1 の内容とかけ離れていたため、被験者が「システムに無視された」と感じて投げやりになってしまったからであると考えられる。

さらに、推定結果の誤りの種類ごとに分けて、結果を分析する。被験者の応答の意図の数を、誤りの種類ごとに分類した結果を表 7 に示す。最下位クラスの誤った推定結果（中間クラスは一致）に基づく確認要求に対して、被験者が否定的な応答をした割合は 1/4 であった。一方で、最下位クラスの誤った推定結果（中間クラスも一致しない）や中間クラスレベルの誤った推定結果に基づく確認要求に対して、被験者が否定的な応答をした割合はそれぞれ 3/8, 4/8 と比較的大きいことがわかる。

このような傾向が見られる原因として、ユーザの印象と

大きく離れた推定結果が提示された場合に、ユーザはより強く否定する傾向があるためと考えられる。ここで、クラス「酒」に所属する単語「カルーアミルク」を例として考える。「カルーアミルク」の所属クラスの推定結果が誤って「イタリアン」とされた場合、「イタリアンは洒落た料理が多いですよ」という暗黙的確認要求が出力される。このとき、ユーザは「カルーアミルク」と「イタリアン」とがかけ離れているため、違和感を覚え、それを否定する傾向が見られたと考えられる。一方で、推定結果が誤って「ジュース」とされ、「甘いジュースはリフレッシュにいいですよ」という確認要求が出力された場合、「カルーアミルク」は甘いお酒であることもあり、「イタリアン」についての確認要求と比べると、ユーザはさほど違和感を覚えず、対話を続ける傾向があったと考えられる。このように、推定の誤りの度合により、ユーザの応答表現にも影響が出る可能性が示唆されている。

#### 4.2.3 考察

前節の結果より、確認要求に対するユーザの応答は、推定結果の正誤によって異なる傾向が見られた。さらに、誤りの度合、つまり被験者にとっての正解と推定結果との印象の違いによっても、応答に用いる表現が異なる傾向も示唆された。これらの傾向を利用して、暗黙的確認要求に含めた推定結果が正しかったかどうかを、ユーザの応答を用いて識別する手法の開発を行う予定である。Marneffe らは、「はい」か「いいえ」で答えられる質問に対してどちらでもない応答がなされた場合、話者が暗黙的に肯定の意を示している確率を求めるためのルールを作成することで、応答の意図を判別する手法を提案した [8]。このような研究における知見も取り入れる。

さらには、ユーザの応答（ここまでの対話例での U2）だけではなく、その前後の文脈も用いることで、暗黙的確認に含めた推定結果が正しかったかどうかを識別する手法も検討する。実際、所属クラスの推定結果の正誤によらず、確認要求に対してユーザが肯定的とも否定的ともとれない表現で応答する場面（「不明」）が半数以上あった。実験によって得られた会話のログを例に挙げて説明する。S1 は、「酢豚」の所属クラスについての正しい推定結果「中華」に基づく確認要求である。

- U1: 酢豚のパイナップルはいらない  
S1: 中華料理は大人で食べるのにいいですよ  
U2: パイナップルはいる派? いない派?

U1, U2 とともに、被験者は酢豚に入っているパイナップルに関する発話を行った。これは、被験者が S1 の確認要求の内容が正しいと判断し、対話を継続したためであると推測できる。この結果から、例えば、確認要求の前後でユーザが同じ単語に関する発話を行った場合、ユーザは確認要求に対して暗黙的に肯定の意を示していると判別できる可



能性がある．このような傾向をさらに分析し，この仮説の妥当性を検証することで，暗黙的確認要求に含めた推定結果の正誤を判定できる割合を増加させることも試みる．

## 5. 結論

本論文では，雑談対話中に現れた未知語を対話の流れを悪くしないで獲得するために，暗黙的確認を用いる手法を提案した．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，暗黙的な確認要求に対するユーザ応答を被験者実験により収集し，その表現と表層的な意図について分析を行った．

今後の課題としては，被験者の数を増やしてさらに実験を行うことと，実験により得られたログからユーザ応答の意図を判別するための手法を開発することが挙げられる．

## 参考文献

- [1] 中野幹生，駒谷和範，船越孝太郎，中野有紀子：対話システム，コロナ社 (2015).
- [2] 小林優佳，山本大介，田崎 豪，山地雄士，土井美和子：高齢者向け対話インタフェース-病院スタッフ・患者間の対話モデルを利用した音声対話ロボット-，人工知能学会第26回全国大会 (2012).
- [3] Weizenbaum, J.: ELIZA-A Computational Program For the Study of Natural Language Communication Between Man And Machine, *Communication of the ACM*, Vol. 9, No. 1, pp. 36-45 (1966).
- [4] 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).
- [5] Otsuka, T., Komatani, K., Sato, S. and Nakano, M.: Generating More Specific Questions for Acquiring Attributes of Unknown Concepts from Users, *Proceedings of the SIGDIAL 2013 Conference*, pp. 70-77 (2013).
- [6] 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).
- [7] 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).
- [8] de Marneffe, M.-C., Grimm, S. and Potts, C.: Not a Simple Yes or No: Uncertainty in Indirect Answers, *Proceedings of the SIGDIAL 2009 Conference*, pp. 136-143 (2009).