

# 文脈の中で相互理解感を形作る推薦対話システム

## Context-dependent recommendation dialogue system forming sense of mutual understanding

前川 知行<sup>†\*</sup>, 松森 匠哉<sup>†</sup>, 福地 庸介<sup>†</sup>, 今井 倫太<sup>†</sup>

Tomoyuki Maekawa, Shoya Matsumori, Yosuke Fukuchi, Michita Imai

<sup>†</sup> 慶應義塾大学

Keio University

\*maekawa@ailab.ics.keio.ac.jp

### Abstract

This research aims to build a recommender dialogue system which promotes comfortable interaction like conversation between humans. Problems in existing recommender dialog systems include misunderstanding of the user's implicit interest by the system and misunderstanding of the system's intention by the user. We propose SCAIN/R, which sequentially estimates the user's interest with the progress of the conversation and retrieves appropriate utterance according to confidence on the estimation. We tested the performance of a prototype system of SCAIN/R with participants. The results showed that it is effective to make an unspecific description for continuing the conversation when the system cannot specify the item which the user has mentioned.

**キーワード**: context, mutual understanding, interaction experience

### 1. 序論

本研究は人同士の対話のようにインタラクションとしての質の高い推薦を行う対話システムの開発を目的とする。私たちは他者とのインタラクションの中で、相手の欲求に、より適すると思われる行動を提案したり、相手が購入しそうだと思われる商品を推薦したりするというような推薦行為を日常的に行っている。上記のような推薦の場面において、私たちは相手の目標や欲求を推測し、かつそれを踏まえた上で自分の意見や要望を自然に表出することができる。

システムが商品推薦を行う際にも、ユーザがどの商品を欲しがっているかという欲求を推測する機能と、店舗側にとって（利益が大きいなどの理由で）売りたい商品をユーザが購入するように誘導する機能を実装することが求められる。システムがさらにユーザとの対話も行う場合は、上記の推測および誘導の機能に加

えて、人間の店員のように質の高いインタラクションを実現することが重要になる。

従来の推薦システムは、ユーザの購買履歴等の情報を用いてユーザが購入しそうな商品を予測することを主眼として開発された [1]。さらに、推薦対話システムとしては購買履歴等の情報が得られていないユーザに質問を投げかけることでユーザに関する情報収集を行うもの [2] や、システムが推薦を行う際に商品に関する知識を利用してより自然に感じられる発話を生成するもの [3] が提案された。

既存の推薦対話システムに関して、大別して2つの問題点が挙げられる。第1の問題点はユーザに対するシステムの理解が十分に達成されていない点である。人が買い物をして店頭を訪れるとき、どのような商品を買いたいかは買い物客自身にとっても明確に決まっていなかったりする場合がある。人間の店員であれば、買いたい商品が明確でなさそうな客に対して、対話を進めながら徐々に客が欲している商品の性質を絞り込んでいくことができる [4]。しかし、ユーザの嗜好を決定的なものとして扱う推薦対話システムは、ユーザの興味が曖昧な状態を考慮できないので、推薦する商品を決定するには直接的に興味を問う質問をせざるを得ない。安易に質問を繰り返すことは、対話の進行を妨げ、インタラクションの質を低下させてしまう。第2の問題点は、ユーザがシステムを理解する過程が十分に検討されていない点である。店員の側に特定の商品売りたいという事情がある場合、人であれば、客の興味を踏まえながらも特定の商品への誘導を対話に織り交ぜていくことで、売りたいという意図を自然に表現することができ、客もその意図を認識することができる。しかし、既存の推薦システムは、客の購買確率を指標としていてそもそも売る側に特定の商品売りたいという意図がない場合や、逆に客の意向と無関係にシステムが売りたい商品を一方的に展開する場合はほとんどである。そのため、対話の流れの中でシステムが自然

に推薦意図を表出し、かつユーザに「システムは自分のことを理解してくれている」と感じさせながらシステム側の意図を認識させるための方法論は、明らかでない。

そこで、ユーザとの対話の中で、ユーザがどの商品に興味を持っているかを動的に推定し、推定の確信度に応じてシステムの発話を選択することで相互理解感を形作る推薦対話システム SCAIN/R を提案する。SCAIN/R は推定の確信度が低い段階では質問攻めを避けてあえて多様に解釈可能な曖昧な発話を行うことで、ユーザの興味を推定するための情報が少ない段階でもインタラクションの質を損なわずに対話を継続することができる。さらに発話対象の商品を選択する際に商品ごとの選ばれやすさにバイアスをかけることで対話の進行を妨げることなくユーザの興味を誘導することができる。SCAIN/R は相互理解感を形成することで既存の推薦対話システムにみられた問題点の解決を図る。本研究において相互理解感とは、ユーザにとってシステムがユーザの興味を理解しているという感覚と、ユーザがシステムの意図を理解できているという感覚がともに生じることを指す。実際にはシステムがユーザの興味を絞り込めていなかったり、システムの意図をユーザが取り違えていたりすることで互いに完全な理解ができていなくても、相互理解感は形成できると考えられる。

本稿では、SCAIN/R のプロトタイプとして開発した対話システムを予備的に評価するため、簡易的なインターフェースを用いて行ったユーザ実験の結果を以下の構成で述べる。2 節では相互理解感、推薦対話システムおよび SCAIN に関連する先行研究を紹介する。3 節では SCAIN/R が相互理解感を形成するための確信度計算および発話選択の手法を説明する。4 節ではユーザ実験で行われた対話の内容を分析し、多様に解釈可能な発話に対話の進行に与える影響について考察する。5 節では本稿の結論をまとめる。

## 2. 関連研究

### 2.1 相互理解および相互理解感

認知科学および心理学において、人間が他者の意図や心情を推定する過程に関連する研究が行われている。その中でも物体への興味の伝達に関して、対象を注視することで他者との興味の共有が試みられること [5, 6] がわかっている。また、意図の伝達に関しては言語表現におけるフレーム選択によって対象への主観的評価が表出されること [7] がわかっている。このような知見をもとに、ロボットなどの計算機システムが

人間とインタラクションする中で相互理解関係を構築することを旨とした研究が行われている [8, 9]。

他者の理解そのものではなく、他者に理解されているという感覚（被理解感）を対象とした研究も存在する。他者が実際に自分を理解しているかどうかを直接知ることはできないので、被理解感は実際には表面的に観測される他者の行動と、他者は自分を理解するはずだというという自身の信念によって形成される [10]。また、他者に理解されていると感じることで生活上の満足度が高まるという調査結果が報告されている [11]。

### 2.2 推薦システムおよび推薦対話システム

推薦システムとは、消費者個人の選好を予測することで、対象の消費者が購入するにふさわしい商品を選択して提示するシステムを指す [1]。購買履歴やレビューといった個人に関する情報から選好を予測するモデルとしては、協調フィルタリングをはじめとする様々な機械学習の手法が応用されたものが存在する [12]。対話エージェントを用いた推薦対話システムとしては、ユーザ個人の選好の推定に有用な情報を収集するためにユーザの居住地や予算等を問う質問を投げかけるものがある [2]。また、対話履歴からユーザの選好を推定すると同時に、商品に関する知識を活用して発話を生成することで単なる商品の提示にとどまらず対話の促進を図るシステムも提案されている [3]。

しかしながら、既存の推薦対話システムは店員と客が店頭で行うような対話を扱うには至っていない。その背景には、選好に関する人間同士の対話が複雑かつ口語的なため機械的な処理が困難である [13] という事情が存在すると考えられる。すなわち、客の発言は一つ一つが独立に解釈できるものではなく、対話全体を振り返って初めて客がどの商品に興味を持っていたかが推測できるようになるといえる。したがって、推薦対話システムがより現実的な対話を扱うには、対話を継続する中でユーザの興味に関して複数の仮説を保持しながら発話を逐次的に解釈していく必要がある。

### 2.3 SCAIN および SCAIN/KE

SCAIN [14] は対話文において話者が言及している対象を確率的に推定するアルゴリズムである。SCAIN において文脈は多数のパーティクルとして表され、各パーティクルは自然言語の分散表現空間上における文脈の位置、観測された単語の分散表現、および単語の観測時刻の情報を保持する。SCAIN では文脈の位置

が発話の観測に伴って分散表現空間上を移動するものとされ、観測された単語と文脈との位置関係に基づいてパーティクルがリサンプリングされる。SCAIN は文脈をパーティクルとして表現することで、話者の言及対象に関して複数の仮説を保持しながら対話を逐次解釈する中で対象を明らかにしていくという特徴がある。

SCAIN/KE[15] は文脈の推定において単語の重要度を考慮するように SCAIN を改良したアルゴリズムである。SCAIN/KE では SCAIN に対して主に以下の 2 点が改良された。

- 発話の観測による文脈の移動を表すベクトルが、発話に含まれる単語を文脈との類似度で重み付けした平均として計算されるようになった。
- パーティクルをリサンプリングする際の重みが、観測された単語の近傍に文脈が存在する場合により大きく付与されるようになった。

### 3. 提案システム

#### 3.1 SCAIN/R の概要

われわれは新しい推薦対話システム SCAIN/R を提案する。SCAIN/R は以下の 2 つの特徴を有する。第 1 に、ユーザの買いたい商品が曖昧であることを前提として、対話を進めながらユーザの興味を逐次的に推定する。第 2 に、システムの売りたい商品に向けてユーザの興味を誘導することを意図した発話を行う。

SCAIN/R において文脈とは、対話中のユーザが商品に関して抱く興味の状態として解釈される。2.3 項で述べたように、SCAIN および SCAIN/KE では分散表現空間上に位置するパーティクルとして文脈が表現される。個々の商品をパーティクルと同様に分散表現空間上の位置として表現することで、対話の進行に伴ってユーザの興味が複数の商品の間で移りゆくさまを文脈の移動と見なすことができる。文脈の座標と商品の座標との位置関係から文脈の確信度が商品ごとに計算され、文脈の確信度に基づいてシステムの発話が決定される。

SCAIN/R はパーティクルフィルタを用いて確率的に文脈を扱うことで、ユーザの興味を断定せず、あたかもユーザの曖昧な興味をシステムが理解しているかのように見せかけることができる。一方、特定の商品について発話の選択のされやすさにバイアスをかけることで、システムが特定の商品を売りたいという意図を表現できる。これらの文脈推定と発話選択の機構がユーザとシステムとの相互理解感の形成につながると考えられる。

表 1 商品の説明文と特定度の例。ここではカバンの値段を説明する文を挙げる。特定度が低い説明文は他の商品にも当てはまりうる内容になっているのに対し、特定度が高い説明文は対象の商品にしか当てはまらない内容になっている。

特定度	説明文
1	少し高めですよ。
2	しっかりした商品なので結構なお値段になります。
3	このカバンは 10,000 円で販売しています。
4	こちらのかっこいい旅行用カバンは 10,000 円でお求めいただけます。

#### 3.2 商品説明文の作成

各商品には色、素材、大きさなどの属性を記述した説明文があらかじめ人手で付与されている。説明文ごとに特定度が正の実数値で与えられている。特定度は説明文が対象の商品を説明する詳しさを示す度合いである。1 つの商品に対して特定度の異なる複数の説明文を付与することで、システムが発話選択する際に言及対象の商品を特定する発話と特定しない発話を使い分けることが可能になる。表 1 に、ある商品に対する説明文とその特定度の例を示す。

以降の説明ではシステムが推薦可能な商品の個数を  $N$ 、 $i$  番目 ( $1 \leq i \leq N$ ) の商品に付与された説明文の個数を  $n_i^D$ 、その説明文の集合を  $D_i = \{d_{ij}\}_{j=1}^{n_i^D}$ 、説明文  $d_{ij}$  の特定度を  $s_{ij}^d$ 、説明文  $d_{ij}$  に含まれる名詞、形容詞、形容動詞、動詞の個数の合計を  $n_{ij}^d$ 、それらの単語の分散表現ベクトルを  $\{\mathbf{v}_{ijk}^d\}_{k=1}^{n_{ij}^d}$  とする。

また、各商品の推薦度を非負の実数値で与え  $(r_i)_{i=1}^N$  とする。推薦度はシステムがそれぞれの商品を売りたい度合いを表す数値であり、より売りたい商品に対して大きい推薦度を与える。

#### 3.3 確信度の計算

SCAIN/R はユーザによる発話の言及対象となっている商品に関して、局所確信度と広域確信度という 2 種類の確信度を発話ごとにそれぞれ計算する。局所確信度は直前にユーザから発せられた発話がある商品について言及している程度を表し、広域確信度は対話開始からその時点までの発話全体を解釈してある商品にユーザの関心が向けられた程度を表す。2 種類の確信度を計算する理由は、ユーザの個々の発話にシステム

が返答しながらもユーザの長期的な興味を追跡できるようにするためである。

局所確信度は、直前のユーザの発言と商品の説明文との類似度をもとに以下の手続きで計算される。時刻  $t$  におけるユーザの発言に含まれる名詞、形容詞、形容動詞および動詞の個数の合計を  $n_t^u$  とし、それらの単語の分散表現ベクトルを  $\{v_l^u\}_{l=1}^{n_t^u}$  とする。ユーザの発言に含まれる上記の各単語について、商品の説明文に含まれる単語とのコサイン類似度で最大のもの  $M_{il}^{\cos}$  を商品ごとにそれぞれ求める：

$$M_{il}^{\cos} = \max_{j,k} \text{cossim}(v_l^u, v_{ijk}^d). \quad (1)$$

ただし、 $\text{cossim}(a, b)$  は次の式 (2) で与えられる：

$$\text{cossim}(a, b) = \frac{a \cdot b}{|a||b|}. \quad (2)$$

式 (1) で求めたコサイン類似度の最大値を商品ごとに足し合わせ、ユーザの発言に含まれる単語数で割った値を、その商品に対する発言の類似度スコア  $\text{simscore}_{it}$  とする：

$$\text{simscore}_{it} = \frac{\sum_{l=1}^{n_t^u} M_{il}^{\cos}}{n_t^u}. \quad (3)$$

1 から類似度スコアを引いた値の逆数を取り推薦度  $r_i$  を加えた値を局所確信度スコア  $\text{localscore}_{it}$  とする：

$$\text{localscore}_{it} = \frac{1}{1 - \text{simscore}_{it}} + r_i. \quad (4)$$

局所確信度  $\text{localconf}_{it}$  は、全商品の局所確信度スコアの合計に対する各局所確信度スコアの比で表され、0 以上 1 以下の値をとる：

$$\text{localconf}_{it} = \frac{\text{localscore}_{it}}{\sum_{k=1}^N \text{localscore}_{kt}}. \quad (5)$$

広域確信度は、分散表現空間における類似度をもとに計算されるという点で局所確信度と共通している。しかし、広域確信度が扱う類似度は、SCAIN/KE による対話全体の文脈推定結果と、システムとユーザとの間で共有されている情報を重視して計算された商品の代表ベクトルとの類似度である点が局所確信度の計算と異なる。広域確信度の計算の手続きは以下ようになる。一連のユーザの発言文を SCAIN/KE に入力したときの任意のパーティクルについて、 $i$  番目の商品の説明文に含まれる名詞、形容詞、形容動詞、動詞のうちユーザの発言文として観測済みのものの数を  $n_i^S$ 、それらの単語の分散表現ベクトルを  $\{v_{ij}^S\}_{j=1}^{n_i^S}$  とする。同様に、 $i$  番目の商品の説明文に含まれる名

詞、形容詞、形容動詞、動詞のうちユーザの発言文として未観測のもの数を  $n_i^U$ 、それらの単語の分散表現ベクトルを  $U_i = \{v_{ik}^U\}_{k=1}^{n_i^U}$  とする。またベクトル  $v_{ij}^S, v_{ik}^U$  で表される単語について、 $i$  番目の商品の説明文の中でその単語が含まれるものの特定度の最小値を  $s_{ij}^S, s_{ik}^U$  とする。分散表現空間上での  $i$  番目の商品の代表ベクトル  $y_i$  を、商品の説明文に含まれる単語の重み付き平均ベクトルとして計算する：

$$y_i = \frac{\sum_{j=1}^{n_i^S} \alpha^S s_{ij}^S v_{ij}^S + \sum_{k=1}^{n_i^U} \alpha^U s_{ik}^U v_{ik}^U}{\sum_{l=1}^{n_i^S} \alpha^S s_{il}^S + \sum_{m=1}^{n_i^U} \alpha^U s_{im}^U}, \quad (6)$$

ここで  $\alpha^S, \alpha^U$  はそれぞれ観測済みの単語と未観測の単語に対する重みを表すパラメータであり、本稿の実装では  $\alpha^S = 1, \alpha^U = 0.1$  としている。SCAIN/KE でパーティクルをサンプリングする際の重みに文脈と発言内の単語とのコサイン類似度の最大値を加えていたことに代えて、SCAIN/R では文脈と各商品の代表ベクトルとのコサイン類似度の最大値を加えるように変更している。時刻  $t$  において、尤度が最も高いパーティクルにおける文脈の座標  $x_t^*$  と  $i$  番目の商品の代表ベクトル  $y_i$  とのコサイン類似度を、その商品に対する共有類似度  $\text{simshared}_{it}$  とする：

$$\text{simshared}_{it} = \text{cossim}(x_t^*, y_i). \quad (7)$$

局所確信度の計算と同様に、1 から共有類似度を引いた値の逆数を取り推薦度  $r_i$  を加えた値を広域確信度スコア  $\text{globalscore}_{it}$  とする：

$$\text{globalscore}_{it} = \frac{1}{1 - \text{simshared}_{it}} + r_i. \quad (8)$$

広域確信度  $\text{globalconf}_{it}$  は、全商品の広域確信度スコアの合計に対する各広域確信度スコアの比で表され、0 以上 1 以下の値をとる：

$$\text{globalconf}_{it} = \frac{\text{globalscore}_{it}}{\sum_{k=1}^N \text{globalscore}_{kt}}. \quad (9)$$

### 3.4 システムによる発言の決定

システムの発言は、商品ごとに作成した説明文、または商品によらない一般的応答として用意された文の中から選択される。ユーザの発言内容と局所確信度および広域確信度から、システムの発言の種類、言及対象とする商品、および発言の特定度を決定し、条件に当てはまる発言が選択される。

システムの発言の種類はユーザの発言内容と用意されたキーワードのマッチングによって決定される。

表 2 発話の種類とキーワードの対応関係. 発話の種類に“†”を付けたものは商品によらない一般的応答を返し, その他の発話の種類は商品に付与された該当する属性の説明文を返す.

発話の種類	キーワード
start†	-
end†	終わり, おわり
thank†	買う, 買お, 買いたい, 買います, 買 いましょう, 欲しい, にする, にし ます
eliza†	-
price	いくら, 値段, 価格, 何円
material	材質, 素材, 何で, 何製
user	誰, だれ, 専用, 向け
size	大きさ, 大きい, サイズ, 何センチ
weight	重さ, 重い, 重量, 何キロ, 何グラ ム
years	何年, 使え, 耐用
color	色, カラー
function	機能, 特徴, 部分
carry	持, 運, 履, 付
usage	使い, 使用, 利用, 場面
appearance	見た目, 外観, カッコいい, きれいな おしゃれ, かわいい, クール

表 2 に発話の種類とキーワードとの対応関係を示す. ユーザの発話にキーワードが含まれるかどうかを表 2 の上から順に調べ, キーワードが含まれれば該当する発話の種類が選択される. いずれのキーワードも含まれない場合は, “start”, “end” を除く発話の種類の中から無作為に選択される.

一般的応答として用意されている “start” および “end” の発話は, それぞれ対話開始時と対話終了時のみ行われる. “thank” の発話は, 商品を購入する意図を示すユーザの発話に対して感謝を述べるものである. “eliza” の発話は, 言及対象の商品を特定せずに対話を継続するために行われるもので, ELIZA [16] を参考に作成されている.

言及対象とする商品は局所確信度と広域確信度から決定される. 時刻  $t$  における  $i$  番目の商品の言及スコア  $\text{mentionscore}_{it}$  は以下の式 (10) で与えられる:

$$\text{mentionscore}_{it} = \text{localconf}_{it} + \beta \text{globalconf}_{it}. \quad (10)$$

ここで  $\beta$  は局所確信度と広域確信度のバランスを調整するパラメータであり, 本稿の実装では  $\beta = 3$  としている. 言及スコアが最も高い商品を言及対象とする.

表 3 局所確信度, 広域確信度と発話の特定度の関係. 表中で  $\text{localc.}^*$  は言及対象とする商品の局所確信度を,  $\text{globalc.}^*$  は言及対象とする商品の広域確信度をそれぞれ表す.

特定度	条件		
0	$\text{localc.}^* < 0.48$	かつ	$\text{globalc.}^* < 0.38$
1	$\text{localc.}^* \geq 0.48$	または	$\text{globalc.}^* \geq 0.38$
2	$\text{localc.}^* \geq 0.60$	または	$\text{globalc.}^* \geq 0.42$
3	$\text{localc.}^* \geq 0.72$	または	$\text{globalc.}^* \geq 0.46$
4	$\text{localc.}^* \geq 0.84$	または	$\text{globalc.}^* \geq 0.50$

局所確信度と広域確信度はともに推薦度によるバイアスが増えられているので, 推薦度が高い商品についてはユーザの発話がわからなくても説明文に類似していればシステムが言及するようにできる.

発話の特定度は言及対象とする商品の局所確信度および広域確信度と閾値とをそれぞれ比較することで決定される. 本稿の実装では閾値を表 3 のように設定している. 局所確信度のほうが広域確信度に比べてより極端な値になりやすいことから, 局所確信度についての閾値が高めに設定されている. 特定度が 0 となる場合は商品の属性を説明する発話を行わず, “thank” または “eliza” の種類の発話が無作為に選択する.

## 4. 実験

### 4.1 実験の概要

本稿で実施した実験は以下の 2 点を目的とする予備実験である. 第 1 の目的は SCAIN/R のプロトタイプを用いて行われる対話の傾向を調べることである. 第 2 の目的は文脈の確信度が低い時点でシステムが行う特定度の低い発話に対話の進行に与える影響を確かめることである. 以上の目的のためにテキストの入出力で対話を行う基礎的なシステムを構築し, 5 人の実験参加者に対話を試してもらった.

### 4.2 実験設定

予備実験では腕時計, 革靴, カバンの 3 つの画像を商品のイメージとして選び, それぞれの説明文を手手で付与した. 図 1 に示すように, PC の画面上に商品の画像と, ユーザの発話を入力するテキストボックス, および対話の履歴を表示する UI を設計した. 実験に関する教示は対話開始時のシステムの発話として参加者に提示した. 本稿で述べる予備実験では, システム

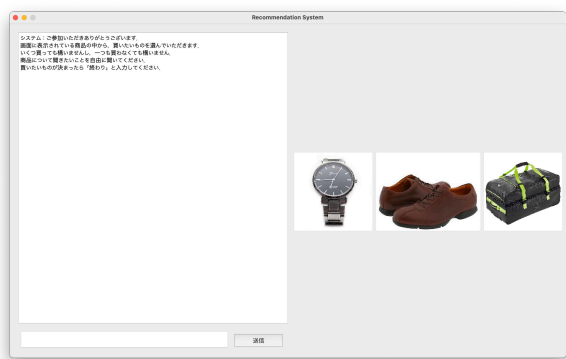


図1 予備実験で設計したUI.

が行う発話の特定度の効果を確認することを目的とし、推薦度の影響を調べないことを目的としないので、全ての商品の推薦度を0に設定した。

### 4.3 実験結果

5人分の対話ログを収集した結果、システムの指示に従って、実験参加者が商品について質問したり欲しい商品の特徴を述べたりしたのち、購入を希望する商品を決定する過程の対話を得られた。参加者は平均で10回発話を送信した。

実験で行われた対話の中で、システムがユーザの興味を逐次的に推測することに成功したと考えられるケースについて以下で説明する。表4に、ある参加者の対話ログと、対話の各時点における局所確信度および広域確信度の値を示す。局所確信度に着目すると、時刻16以外ではどの商品の局所確信度も特定度1の条件である0.48に満たない値になっている。このことから、直前のユーザの発話が1個の商品の説明文とのみ類似しているわけではないことがわかる<sup>1</sup>。一方で、広域確信度に着目すると、カバンの広域確信度が対話の進行に伴って上昇している。このことから、対話全体を通してユーザの興味がカバンに向いているとシステムが推測したことがわかる。時刻8以降はカバンの広域確信度が特定度1の条件を満たす0.38以上になっており、システムがカバンについて返答するようになっている。なお、時刻9ではユーザが革靴について質問しているのに対し、時刻10でのシステムの発話は革靴ではなく広域確信度の高いカバンについて返答している。しかしながら、このときのシステムの

<sup>1</sup>例外的に時刻16では、「カバン」と「買う」という2単語全てがカバンの説明文に含まれているので、カバンの類似度スコアが1となり、結果的にカバンの局所確信度が1になっている。

発話が特定度の低い説明文であるため、対話の進行上は特に不自然な返答になっていないことがわかる。

## 5. 結論

本稿は、ユーザの興味が曖昧な状態から自然な対話を通じて売りたい商品に興味を誘導する推薦対話システムの構築を目的とした。簡易的なシステムを用いた予備実験により対話ログを収集した。予備実験の結果から、ユーザの興味に関する確信度が低い時点で、システムが言及対象を特定しない発話を行うことが、対話の自然な進行に有効であることを確認した。

## 謝辞

本研究は、JST, CREST, JPMJCR19A1 および JSPS, KAKENHI, JP21J1378 の支援を受けたものである。

## 文献

- [1] Jie Lu, Dianshuang Wu, Mingsong Mao, Wei Wang, and Guangquan Zhang, (2015) "Recommender system application developments: a survey", Decision Support Systems, Vol. 74, pp. 12–32.
- [2] Yueming Sun and Yi Zhang, (2018) "Conversational recommender system", Proceedings of The 41st international ACM SIGIR conference on research & development in information retrieval, pp. 235–244.
- [3] Qibin Chen, Junyang Lin, Yichang Zhang, Ming Ding, Yukuo Cen, Hongxia Yang, and Jie Tang, (2019) "Towards Knowledge-Based Recommender Dialog System", Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP), pp. 1803–1813.
- [4] Hideo Shimazu, (2002) "ExpertClerk: A Conversational Case-Based Reasoning Tool for Developing Salesclerk Agents in E-Commerce Webshops", Artificial Intelligence Review, Vol. 18, pp. 223–244.
- [5] Chris Moore, Philip J Dunham, and Phil Dunham, (2014) "Joint attention: Its origins and role in development", Psychology Press.
- [6] Ulf Liskowski, Malinda Carpenter, Anne Henning, Tricia Striano, and Michael Tomasello, (2004) "Twelve-month-olds point to share attention and interest", Developmental science, Vol. 7, No. 3, pp. 297–307.
- [7] Shlomi Sher and Craig RM McKenzie, (2006) "Information leakage from logically equivalent frames", Cognition, Vol. 101, No. 3, pp. 467–494.
- [8] Alessandra Sciutti, Martina Mara, Vincenzo Tagliasco, and Giulio Sandini, (2018) "Humanizing human-robot interaction: On the importance of mutual understanding", IEEE Technology and Society Magazine, Vol. 37, No. 1, pp. 22–29.
- [9] 中村慎也, 岩橋直人, 長井隆行, (2009) "実世界における人とロボットの共有信念の推定に基づいた相互適応的な発話生成", 知能と情報, Vol. 21, No. 5, pp. 663–682.

表4 ある参加者の対話ログと、対話の各時点で計算された局所確信度および広域確信度の値。

時刻	発話者	発話内容	局所確信度			広域確信度		
			腕時計	革靴	カバン	腕時計	革靴	カバン
0	システム	ご参加いただきありがとうございます。画面に表示されている商品の中から、買いたいものを選んでいただきます。いくつ買っても構いませんし、一つも買わなくても構いません。商品について聞きたいことを自由に聞いてください。買いたいものが決まったら「終わり」と入力してください。						
1	ユーザ	それぞれ値段はいくらですか						
2	システム	聞きたいことはなんですか？	0.29	0.38	0.32	0.32	0.31	0.36
3	ユーザ	時計の値段を教えてください						
4	システム	どんな商品をお探しですか？	0.40	0.33	0.27	0.33	0.31	0.36
5	ユーザ	どれが一番安いですか						
6	システム	あなたはどう思いますか？	0.33	0.35	0.32	0.33	0.30	0.37
7	ユーザ	カバンの大きさはどれくらいですか						
8	システム	やや大きめです。	0.30	0.32	0.37	0.35	0.26	0.38
9	ユーザ	靴のサイズはどれくらいですか						
10	システム	やや大きめです。	0.31	0.46	0.23	0.31	0.29	0.40
11	ユーザ	カバンの素材を教えてください						
12	システム	軽い素材です。	0.31	0.35	0.34	0.32	0.29	0.39
13	ユーザ	カバンはいくらですか						
14	システム	少し高めですよ。	0.28	0.36	0.35	0.30	0.30	0.40
15	ユーザ	カバンを買います						
16	システム	恐れ入ります。	0.00	0.00	1.00	0.29	0.29	0.42
17	ユーザ	終わり						
18	システム	対話を終了します。ありがとうございました。						

[10] Harry T. Reis, Edward P. Lemay, and Catrin Finkenauer, (2017) “Toward understanding understanding: The importance of feeling understood in relationships”, *Social and Personality Psychology Compass*, Vol.11, No.3, pp. e12308.

[11] Janetta Lun, Selin Kesebir, and Shigehiro Oishi, (2008) “On feeling understood and feeling well: The role of interdependence”, *Journal of Research in Personality*, Vol. 42, No. 6, pp. 1623–1628.

[12] Jesús Bobadilla, Fernando Ortega, Antonio Hernandez, and Abraham Gutiérrez, (2013) “Recommender systems survey”, *Knowledge-Based Systems*, Vol. 46. pp. 109–132.

[13] Filip Radlinski, Krisztian Balog, Bill Byrne, and Karthik Krishnamoorthi, (2019) “Coached Conversational Preference Elicitation: A Case Study in Understanding Movie Preferences”, *Proceedings of the*

Annual SIGdial Meeting on Discourse and Dialogue.

[14] Yusuke Takimoto, Yosuke Fukuchi, Shoya Matsumori, and Michita Imai, (2020) “SLAM-Inspired Simultaneous Contextualization and Interpreting for Incremental Conversation Sentences”, *arXiv:2005.14662*.

[15] Teppei Yoshino, Shoya Matsumori, Yosuke Fukuchi, and Michita Imai, (in press) “Simultaneous Contextualization and Interpretation with Keyword Awareness”, *Proceedings of The 20th International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing*.

[16] Joseph Weizenbaum, (1966) “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.