

画像入力から推定するユーザの嗜好に基づく対話への取り組み

A Study on a Dialogue System based on User's Preference estimated by Input Images

飯島采永 *1
Sae Iijima

青木花純 *1
Kasumi Aoki

山上勝義 *2*3
Katsuyoshi Yamagami

小林一郎 *1
Ichiro Kobayashi

小澤順 *3
Jun Ozawa

*1お茶の水女子大学
Ochanomizu University

*2パナソニック株式会社
Panasonic Corporation

*3産業技術総合研究所
National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

We have developed a dialogue system for recipe recommendation. In particular, we have proposed an idea to allow users to provide the system with a picture of their favorite foods so as they can tell the system their preference on foods without interaction by words. By this, the system can estimate user's hidden favorites and recommend foods. In the dialogue management, we have optimized dialogue policy using natural actor critic.

1. はじめに

近年、対話システムが多く普及してきている。よりユーザの満足度の高い対話を達成させるために、システムがユーザの潜在的な嗜好を推定した上でユーザが興味を持つ情報を推薦する対話戦略を持つことが望ましい。本研究では、レシピを推薦する対話を対象にし、対話を通じてユーザの潜在的な嗜好を推定しつつ、発話内容をその結果に基づき変更する方策学習を取り入れた対話システムを構築する。方策学習には、自然政策勾配法を用いた強化学習により対話戦略の最適化を行った。また、レシピを選ぶ際には、視覚的な情報も意思決定に重要な要因となる。そこで、ユーザとの対話では言語だけでなく、ユーザからの料理画像の入力を受け付ける機能を実装することで、潜在的な嗜好を正確に推定できるシステムを目指す。

2. 画像入力を利用した対話システム

ユーザの満足度の高い対話を達成させるために、ユーザの発話には現れていない潜在的な要求を推測し、その考えに則した対話戦略を持つシステムの構築を目指す。今回はユーザの意図を汲み、適切なレシピを推薦することを目標とする。従来の対話システムでは、どのような観点でユーザの意図を理解するのかユーザからはわからないため、先行研究 [1] では観光スポットを特徴づける観点をシステム応答の中で提示し、その観点についてのユーザの好みを問うような形で、システムがユーザ意図を理解する観点をユーザに徐々に開示している。この手法は、言語でのインタラクションというモデルでは自然ではあるが、対話が長くなるという傾向がある。ユーザがどのような潜在的な要求を持っているのかをシステムがより短い対話で理解できるようにしたい。そこで、ユーザの意図に関連のある画像を対話システムに入力することを考える。本研究では、画像入力として料理画像を入力する。入力画像に紐づく複数の観点を同時に解釈するモデルにより、1つの画像入力で複数の観点を提示可能になる。料理画像の入力から得られた複数の観点をシステム応答文でユーザに提示し、ユーザの意図に沿った観点と沿わない観点を選択させることで、ユーザから対話シ

テムへの意図の伝達ステップを短縮できる。目標とする画像を入力としたレシピ提案対話例を図1に示す。

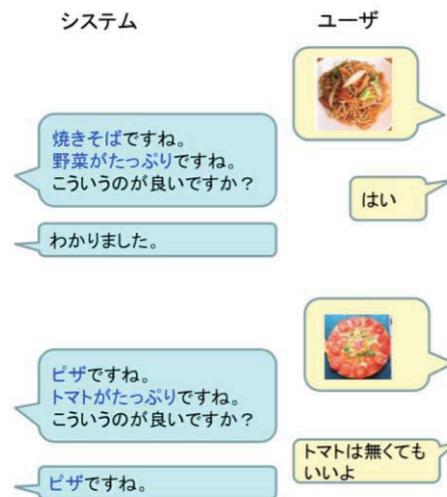


図 1: 目標とするレシピ提案対話例

対話の枠組みは CookChat [2] を参考に作成した。CookChat*1 はパナソニック株式会社の提供する対話によるレシピ提案サービスである。対話システムの概要図を図2に示す。フロントエンドは、ユーザからの入力テキストを言語解析する言語理解部と、入力画像から画像に写っている料理名と特徴を出力する画像理解部、システムが選択した行動に応じてユーザに出力テキストを提示する言語生成部からなる。言語生成部は、既定のフォーマットにキーワードを当てはめてシステムの応答文を生成している。

3. 方策学習モデル

3.1 学習アルゴリズム

相談型の対話を扱うために POMDP を用いたユーザの知識と嗜好を考慮する対話状態のモデルが提案されている先行研

連絡先: 飯島采永, お茶の水女子大学, 〒112-8610 東京都文京区大塚 2-1-1, g1220503@is.ocha.ac.jp

*1 <https://www.weekcook.jp/trial/cookchat/lp.html>

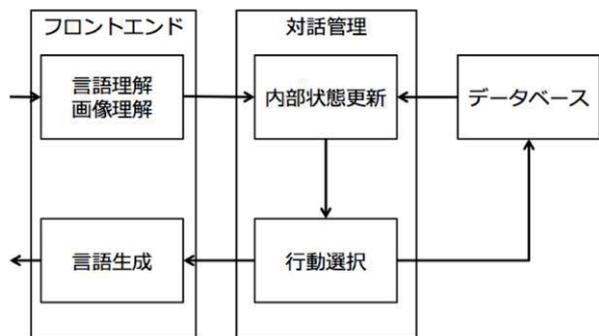


図 2: 対話システム概要

究 [1] に基づきモデルを作成した。ユーザの意図を推測するために、意思決定支援タスクでは代表的な手法として階層分析法 (AHP 法) [3] が利用されている。AHP 法では、問題の要素を「最終目標」「評価基準」「代替案」の三階層に分け、ユーザの各評価基準に対する局所重み (重要度) を推定することにより最適な意思決定を行う。レシピ推薦システムにおける最終目標は、ユーザ自身の嗜好に合ったレシピを決定することであり、代替案はシステムが提示できるレシピのリストである。評価基準には「料理を決める際に重視しているもの」を、実際に 20 代の女性 8 名にアンケートをとり、表 1 に示すような 100 個の評価基準を選んだ。アンケートには先行研究 [4] を参考に、評価グリッド法という、人間が何を知覚して、その結果どのような評価を下しているのかという認知構造を同定するための方法を用いた。

図 3 に例を示す。評価基準 m が M 個、代替案 (レシピ) n が N 個あるとき、ユーザにとって最適なレシピの推薦を行うために、ユーザの評価基準に対する重み $P = (p_1, p_2, \dots, p_M)$ 、各代替案に対する各評価基準の観点からの重み $V = (v_{11}, v_{12}, \dots, v_{1M}, \dots, v_{NM})$ を決定する。ユーザにとって最適なレシピの候補 \hat{l} は式 (1) に従い選択する。

$$\hat{l} = \underset{l}{\operatorname{argmax}} \sum_{m=1}^M (p_m - 0.5) v_{lm} \quad (1)$$

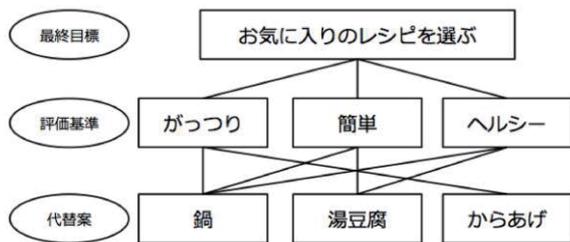


図 3: AHP 法における階層構造

システムはユーザの内部状態を直接観測することができないためユーザとのインタラクションから推定する。システムが推定するユーザの嗜好の状態を表す確率分布として、 $P_{sys} = (Pr(p_1 = 1), \dots, Pr(p_M = 1))$ 、ユーザの知識の状態を表す確率分布として、 $K_{sys} = (Pr(k_1 = 1), \dots, Pr(k_M = 1))$ と表す。ユーザの状態 S は以下に示す特徴量とする。特徴量は全部で 27 項目あり、下記に示す項目に対して上から順番に 1 番から 27 番の項目に対する ID が振られ管理されている。

1. 決定要因を重視する確率の期待値 (11 項目)
2. ターン数 (5 項目)
3. 直前のユーザの発話行為 (6 項目)
4. 直前のシステムの発話行為 (5 項目)

システムが推定するユーザの嗜好 P_{sys} はベイズ則を適用することで式 (2) のように更新される。ここで、 $I^t = (a_{sys}^t, a_{user}^t)$ はユーザとシステム間のインタラクションを表す。

$$Pr(p_m = 1 | I^t) = \frac{Pr(I^t | p_m = 1) Pr(p_m = 1)}{Pr(I^t | p_m = 1) Pr(p_m = 1) + Pr(I^t | p_m = 0) Pr(p_m = 0)} \quad (2)$$

報酬はランダムにレシピを決定した場合と比較して、どれだけよい選択であるかに基づいて、下式 (3) のように与えられる。ここで l はユーザが決定したレシピを指す。また、式 (3) の第 1 項において p_m から 0.5 を引いているのは、各項目においてユーザの好みの変化が平均よりも上がったのか下がったのかを明確にすることでどの項目を重視することによって料理を推薦するかを容易に判定できるようにしている。

$$R = \sum_{m=1}^M v_{lm} (p_m - 0.5) - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M p_m v_{nm} \quad (3)$$

以下に推薦手法とシステムの対話例を示す。

1. 現在話題のレシピに関する情報推薦
User: (鍋の画像)
System: 鍋のように野菜が多くて、温まるものが食べたいですか?
2. 現在話題の評価基準に関する情報推薦
User: がっつりしたものが食べたい
System: がっつりした料理だと、唐揚げや麻婆豆腐はいかがですか?
3. オープンプロンプト
System: 何か食べたいものはありますか?
4. 推定したユーザの知識が低い順に決定要因の提示
System: 簡単な料理がいいですか?
5. 推定したユーザの知識が高い順に決定要因の提示
System: 簡単な料理がいいですか?
6. 推定したユーザの嗜好に従ってレシピの推薦
System: 湯豆腐をお勧めします。

システムの行動は、これら 6 つの推薦手法から式 (4) に示すソフトマックス方策に従って選択する。また、ソフトマックス方策におけるパラメータ θ を自然方策勾配法 (Natural Actor Critic: NAC) を用いて最適化する。パラメータ $\theta = (\theta_{11}, \theta_{12}, \dots, \theta_{1M}, \dots, \theta_{AM})$ は、 A (行動数、今回は 6 つ) \times M (状態の特徴数) 個のパラメータと置く。

$$\begin{aligned} \pi(a_{sys} = a' | S) &= Pr(a_{sys} = a' | S, \theta) \\ &= \frac{\exp(\sum_{i=1}^A \sum_{m=1}^M s_{im} \theta_{a'm})}{\sum_{a=1}^A \exp(\sum_{i=1}^A \sum_{m=1}^M s_{im} \theta_{am})} \quad (4) \end{aligned}$$

表 1: アンケートにより選んだ評価基準 100 個

地域	味付け	温度	目的	工程	料理ジャンル	シズル	食感
イタリアン	辛い/スパイシー	温かい	大人数	調理が難しい	丼	こってり	ぼそぼそ
フレンチ	しょっぱい	冷たい	パーティー	調理が簡単	プレート	さっぱり	ふわふわ
スペイン	酸っぱい		子供	洗い物が少ない	常備菜/作り置き	あっさり	こりこり
ドイツ	甘じょっぱい		大人数	時間がかかる	家庭料理	がっつり	パリッと
ロシア	苦い		お年寄り	時間がかからない	バランスが良い	ジューシー	柔らかい
アジア	甘い		家族	焼く	ヘルシー	クリーミー	つるつる
中華	塩辛い		時間がない	煮る	春	香ばしい	とろとろ
韓国	甘辛い		朝食	油で揚げる	夏	コクのある	噛み応えがある
インド	甘さ控えめ		昼食	蒸す	秋	濃い	カリカリ
タイ	(親しみやすい)		夕食	包丁を使わない	冬	さわやか	コシのある
日本	(親しみにくい)		夜食	手が汚れる	スープ	シンプル	サクサク
	酸っぱい		ブランチ	大人数で作れる		みずみずしい	しこしこ
	脂っぱい		ダイエット	電子レンジのみ			しゃきしゃき
	生臭い		体調が悪い時				のどごしが良い
	クセが強い		お酒に合う				

3.2 簡易実験

3.2.1 画像入力を用いた対話

次に料理画像をユーザが入力に用いた場合と、言語のみを入力とした場合の対話した例を図 4 に示す*2。ここで、ユーザが { さっぱり, 簡単, ヘルシー, 温まる, ダイエット, 煮る } の 6 つの嗜好を持つとき、真の嗜好ベクトルは $P_{user} = (1, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0)$ とする。 P_{user} と、料理画像をユーザが入力に用いた場合と、言語のみを入力とした場合の二つの各対話ごとに推定したユーザの嗜好ベクトル P_{sys} それぞれを確率分布と見なし、カルバックライブラー情報量を測った。その結果を図 5 に示す。黄線が料理画像を入力に用いた場合、青線が言語のみを入力とした場合である。図 5 より、どちらの場合もカルバックライブラー情報量の値は小さくなり、対話が進むごとにユーザの嗜好ベクトルは推定できていると言える。更に、料理画像を入力に使用した場合は使用しなかった場合と比べてより早くカルバックライブラー情報量の値が小さくなっており、これは料理画像の入力を利用することで、ユーザから対話システムへの意図の伝達ステップを短縮できたことを示している。

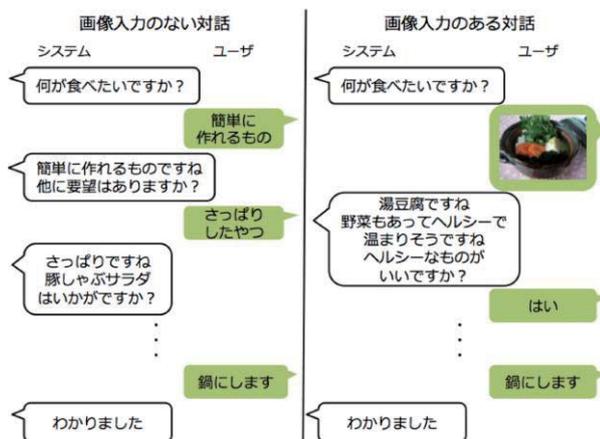


図 4: 実験対話例

*2 画像表示の GUI については実装中である。

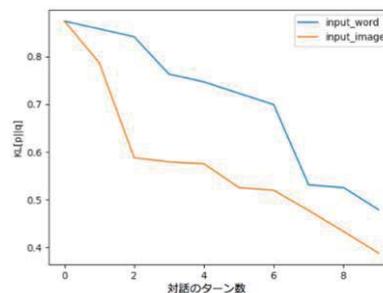


図 5: ターン数と KL 情報量

3.2.2 擬似ユーザによる方策学習

小規模なレシピ提案システムを作成した。評価基準をアンケート結果から 11 個 { 和食, 中華, イタリアン, 温かい, 冷たい, 辛い, ガッツリ, サッパリ, ヘルシー, 家庭, コクのある }, レシピを WeekCook ナビ*3 から 8 つ { サラダ, 牛丼, 唐揚げ, 麻婆豆腐, 湯豆腐, 生姜焼き, 焼きそば, ピザ, 鍋 } を選び、実装を行った。ユーザ状態は上述した状況項目 27 個の特徴量で表している。1~11 は決定要因を重視する確率の期待値 $Pr(p_m = 1)Pr(k_m = 1)$, 12 16 はターン数を表すパラメータ, 17~22 は直前のシステムの発話行為, 23~27 は直前のユーザの発話行為を表す。学習するパラメータ θ はユーザ状態とシステムの行動に対する重みであり, $27 \times 6 = 102$ 個から成る。

方策の学習のためユーザシミュレータの構築をした。シミュレーションごとに疑似対話者を 4 人設定し, 4 人とも食べたいものや嗜好は異なるものとした。一回の対話が最長で 20 ターン続くものとし, 100 対話ごとにパラメータ θ の更新を行った。より具体的には, 100 対話中に 4 人のユーザがランダムに対話に参加するとし, 1 対話ごとにパラメータ (θ' と呼ぶことにする) を算出し保存しておき, 100 対話ごとに保存しておいたパラメータ θ' のマクロ平均を求めることにより新たなパラメータ θ として更新した。これにより, 嗜好の異なるユーザとの対話方策が学習でき, ユーザに対する汎用性のある対話戦略をもつ方策の獲得を行った。また, POMDP の遷移確率に相当するシステムの発話に対するユーザの行動の選択確率は, ユーザの 5 つの行動とシステムがとる 6 つの行動の関係にお

*3 <https://www.weekcook.jp/index.html>

いて定義される。これには、先行研究 [1] の確率をもとに設定を行った (表 2 参照)。

表 2: ユーザの行動選択確率

	行動 1	行動 2	行動 3	行動 4	行動 5	行動 6
システムの推薦内容	71.5	30	-	71.5	71.5	71.5
評価基準	7	25	38.6	7	7	7
レシピ名	16.8	16.7	24.8	16.8	16.8	16.8
レシピ名と評価基準	1.4	6.7	2	1.4	1.4	1.4
その他	3.3	21.6	34.6	3.3	3.3	3.3

図 6 から図 8 に学習した θ の変遷と、図 9 に学習後の対話例を示す。表 3 に各ターン数以下で目的のレシピが推薦された確率を示す。

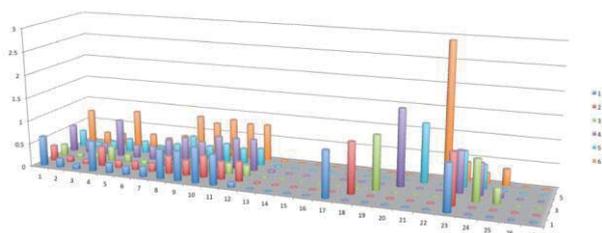


図 6: 100 対話後のパラメータ θ

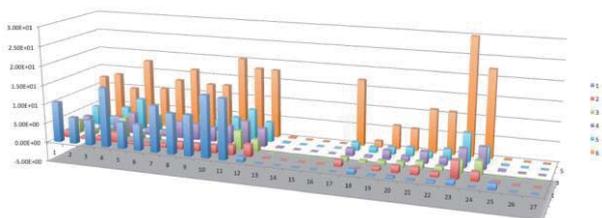


図 7: 500 対話後のパラメータ θ

学習した後のパラメータを用いると、ランダムに行動を選択した場合に比べてより少ないターン数で目的のレシピを推薦することができた (表 3 参照)。ユーザの好みに従って情報を推薦することはできたが、 θ の変遷にも見られるように、システムの選択する行動に偏りが見られ、再度学習を見直す必要がある。

4. おわりに

本研究では、ユーザの嗜好を考慮した対話を達成するために、料理画像の入力に基づく対話システムのフレームワークを提案した。ユーザの画像入力から言語情報が生成されるという想定のもと、その言語情報からユーザ意図を逐次的に更新し推定する方策学習モデルを構築した。料理画像の入力を用いた場合と言語のみを入力とした場合を比較を行い、料理画像による情報提示を用いることで、より短い時間でユーザからシステムへ意図をより早く伝達できることを確認した。また、様々なユーザに対して適切な対話を行えるようにするため、料理の嗜好が異なる擬似ユーザを用意し、シミュレーションにより対

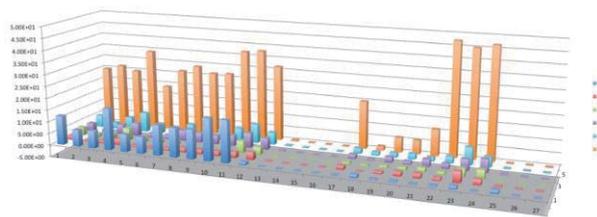


図 8: 1000 対話後のパラメータ θ

表 3: 各ターン数以下で目的のレシピが推薦された確率

	20 ターン	10 ターン	5 ターン
ランダム	0.972	0.796	0.45
学習後	1	0.976	0.77

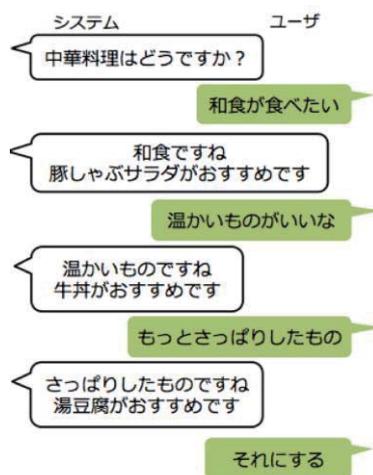


図 9: 学習後の対話例

話の方策を強化学習の代表的な方策学習である Natural Actor Critic により求めた。

今後の課題として、画像入力に対応するシステムの処理および対話の方策学習における実験設定の再検討をし、その結果を踏まえた実ユーザ評価を行いたいと考えている。

参考文献

- [1] 翠輝久, 大竹清敬, 堀智織, 柏岡秀紀 “意思決定を支援する音声対話システム” 言語処理学会 第 18 回年次大会発表論文集, pp.658-661, 2012.
- [2] 遠藤充, 牛尾貴志, 山上勝義, 堀井則彰 “発話とコマンドの系列を制御する対話エージェント”, 第 31 回人工知能学会全国大会, 4Q1-7in2, 2017.
- [3] T. Saaty. The Analytic Hierarchy Process: Planning, Priority Setting, Resource Allocation. McGraw-Hill, 1980.
- [4] 杉浦孔明, 岩橋直人, 芳賀麻誉美, 堀智織 “階層型評価構造に基づく観光スポット推薦システムの構築と長期実証実験”, 観光情報学会第 8 回研究発表会, 2013.