

潜在的な要求を喚起する個人属性を考慮した推薦型対話システム[†]

関 陽介^{*1}・植野美彦^{*1}

徳島大学高等教育研究センター^{*1}

与えられた質問に機械的応答する対話システムは実用段階に達しており、大学への進学希望者を対象にした広報活動にも活用できると考えられる。しかし、ユーザ特有の問題として、初めての入試や受動的な受験等による情報収集の困難さがあり、従来の対話システムでは十分に情報が収集されない可能性がある。そこで本研究では、ユーザの潜在的な要求を喚起することで情報収集を支援する推薦型対話システムを開発する。具体的には、過去とリアルタイムの質問履歴を用いた嗜好分析の結果と、大学からのおすすめ情報により、個人属性を考慮したユーザの参考になり得る情報を質問形式で推薦する。推薦機能有無の評価と本学の進学希望者向け広報活動を対象にした導入評価を実施した結果、潜在的な要求の喚起による平均質問件数の増加が確認され、ユーザの情報収集を支援できたことが示された。

キーワード：対話システム、情報推薦、協調フィルタリング、広報活動、大学入学者選抜

1. はじめに

18歳人口の減少に伴い大学全入時代に入中、より優秀で多くの志願者確保が大学では求められている。また、高大接続改革により学力の3要素の多面的・総合的な評価が求められており、国立大学においては様々な改革が推進されている。このような背景のもと、大学の特色や新たな選抜方法、さらには就職実績や生活環境などを発信するための広報活動が重視される。

大学の広報活動は、広報媒体（大学案内やWebサイト等）の配布・公開と進学相談会や説明会等による対面発信に大別できる（図1に示す）。しかし、前者は情報の点在による見落としが懸念され、後者は地理的・日程的問題により参加可能な者は限られる。そのため、求められる情報が進学希望者に届くよう、これらの課題を解決する新たな広報手段の確立が求められる。

近年、問い合わせ対応の自動化や人的資源の削減などを目的として、与えられた質問に機械的応答する対

話システムが注目を集めている。例えば、ゴミの分別案内サービスや観光案内サービスなど、行政や企業が積極的に導入しており、本技術は実用段階に達している。そのため、対話システムは進学希望者を対象にした広報活動にも活用できる。特に、具体的に知りたい情報を得ることが可能であるため、ユーザの顕在的な要求解決に対話システムは有効と考えられる。

一方で進学希望者の大半は高校生が占める。そのため、初めての入試や受動的な受験、さらには入試構造の複雑化や大学の多様化などにより、何を質問すべきか分からない等の情報収集の困難さがある。従って、参考情報が対話システムに存在するが把握すべき内容が不明瞭であるため質問されないなど、ユーザの潜在的な要求解決ができない場合がある。例えば、特徴的な教育内容やアドミッション・ポリシー（AP）など、進学先の決定や入試を受ける上で重要な情報が収集されない可能性がある。このような不十分な情報収集



図1 大学における主な広報活動

2020年7月29日受理

[†] Yosuke SEKI^{*1} and Yoshihiko UENO^{*1}: A Recommendation-type Dialogue System Responding to Potential Requests in Consideration of Personal Attributes

^{*1} Research Center for Higher Education, Tokushima University, 2-24, Shinkura-cho, Tokushima-shi, Tokushima, 770-8501 Japan

により、入学後のミスマッチ問題や、受験における公平性の欠如が懸念される。

そこで本研究では、このような問題を解決するために、ユーザ主導の質問応答による顕在的な要求解決に加えて、システムによる情報推薦を実現することで、進学希望者の潜在的な要求を喚起して情報収集を支援する推薦型対話システムを開発する¹⁾。推薦する情報（以下、推薦文）はユーザの個人属性を考慮して、過去とリアルタイムの質問履歴を用いた嗜好分析の結果と大学からのおすすめ情報により質問形式で提供する。システムによる情報推薦は、ユーザが把握すべき情報が不明な状況や、漠然と興味がある情報を効率的に収集する場面において、有効と考えられる。

2. 開発する対話システムの概要

2.1. 関連研究と本研究の位置づけ

自然言語処理や人工知能の分野では、システム技術としての対話システムの導入、実践報告やデザイン研究が増加している (CHEN *et al.* 2017)。例えば音声カーナビ、音声アシスタント、AI スピーカ、雑談対話システムや対話ロボットがある。これらは目的地設定、音楽検索、オープンドメインの雑談やクローズドな質問応答など、多様な目的のもと提供されている。

対話システムはタスク指向型と非タスク指向型に大別される。タスク指向型は特定のタスクを解決するという明確な目標を持つ。例えばフライト情報案内 (DEMBERG and MOORE 2006) やバスの運行案内 (STANIMIROVIC *et al.* 2000) などに利用されている。しかし、本研究ではユーザが能動的に要求する情報に加えて、漠然と興味がある情報を収集する場面も想定している。これら関連研究は特定のタスク解決を目指しており、本研究の適用場面とは異なる。

非タスク指向型は特定の目標を持たず、ユーザとの雑談を目的とする。例えば雑談応答の精度向上を目指す研究として、ナレッジグラフを用いた応答生成 (ZHOU *et al.* 2018)、対話履歴やユーザ評価等を用いた快適度推定による応答選択 (水上ほか 2012) や、ランキング学習を用いた統計的応答手法 (稲葉ほか 2012) がある。当該手法を用いることで、ユーザ満足度を考慮した応答選択が可能になる。ただし、これらの研究はユーザの情報収集を支援しないため、情報収集の困難さは解決できない。

システムとユーザ双方が対話の主導権をとりながら、インタラクティブに情報交換することで、ユーザ

の情報収集を支援する研究がある。例えば、述語項構文解析により直前の応答文からユーザの意図に沿った関連情報を提供する研究 (吉野ほか 2011) や、固有表現に着目し直前の質問応答の応答候補からユーザに有用となる情報を質問形式で提供する研究 (翠ほか 2007) がある。これらの研究では直前のシステム応答や応答候補から応答生成しており、特定の話題に関する情報収集をユーザに促す場面において有用である。しかし、本研究では学生数や研究内容など、関連性は低いが進学希望者の参考になり得る情報を幅広く扱う。そのため、特定の話題に限定されず多様な内容において、進学希望者の情報収集を支援する必要がある。

2.2. 提案システムの構成

本研究ではユーザの個人属性を考慮して、嗜好に沿った幅広い情報と大学からのおすすめ情報を対話中に推薦することで、ユーザの潜在的な要求を喚起して情報収集を支援する。おすすめ情報については3.2節で述べる。

本研究で開発する対話システムの全体構成を図2に示す。DBにはユーザが登録する個人属性、管理者が登録する質問分野のラベル付き質問・応答文やおすすめ情報、質問履歴などが記録される。個人属性は3.3節、質問分野は3.4節で述べる。本システムではフレームを用いた対話管理を行う。フレーム属性として個人属性、質問文、質問分野と質問対象 (学部・学科) を用いる。

通常の質問・応答(a)に関しては、事前に個人属性を取得した後に、形態素解析器のMeCabでユーザの質問文から名詞や感嘆詞等の単語を抽出して、必要であれば質問対象を判定する。形態素解析に用いる辞書は、NEologd 辞書と大学広報特有の単語 (大学入学共通テストや入学者受入方針など) を判定するために作成したユーザ辞書を併用する。個人属性や質問文などをフレームに記録し、質問対象はどの学部・学科ですか? など、不足情報がある場合はユーザに確認する。フレ

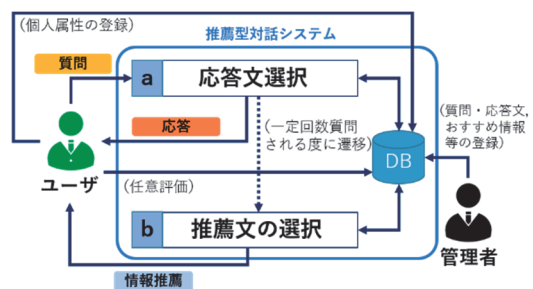


図2 提案システムの全体構成

ームが満たされた後に、単語分散表現によるテキスト分類²⁾により応答文を選択する。分散表現は Wikipedia から作成されたモデルを用いて求める。登録済みの質問・応答文とユーザの対話履歴から学習データを用意し、fastText を用いてテキスト分類器を作成する。なお、より正答率を高めるために、手動生成した同義語・類義語辞書を用いて分類前に質問文を単語変換する。例えば、“徳大”を“徳島大学”に変換して表記ゆれを解決している。

次に、(b) ではユーザが一定回数の質問をする度に、嗜好分析の結果とおすすめ情報を用いて、個人属性を考慮した推薦文を選択する。推薦文には DB 内の質問文を用いて質問形式で提供する。情報推薦に関しては 3 章で述べる。

本システムの対話例を図 3 に示す。U がユーザの質問、S がシステム応答、R がシステムによる推薦を示す。ユーザの質問内容に応じて推薦文を定期的に発信して、幅広く情報を提供する。なお、対話を妨げないように、ユーザの質問文と応答文が表示される画面領域とは別に推薦用の画面領域を作成する。

3. 嗜好分析の結果とおすすめ情報を用いた推薦方法

3.1. ユーザの嗜好分析

推薦文はユーザが興味を示す内容でなければ利用されない。ランキング形式で情報提供する方法があるが、これは過去の被質問回数などに基づき、多くのユーザが興味を示している情報を提供する。本研究ではユーザが要求する情報は多様であり、少ない被質問回数でも一部のユーザにとっては参考になる場合がある。そのため、ユーザ単位で興味が表示される推薦が求めら

れる。

あるユーザと嗜好が類似する他ユーザの質問は、あるユーザも興味を示す可能性が高い。例えば、人工知能に興味があるユーザが、「AI の研究をした学生は、どのような会社に就職しましたか？」と質問した場合、この内容は人工知能に興味がある他のユーザにも参考になる。このような情報推薦により、参考となる情報の気づきや発見を促すことができると考えられる。

そこで本研究では、蓄積した嗜好情報から嗜好が類似するユーザを選び出し、それらの嗜好パターンに基づいて情報推薦する協調フィルタリング (HERLOCKER *et al.* 1999) を用いる。この推薦手法は、オンラインストアの商品推薦やネットニュースの記事推薦など、多様な場面で利用されている。本研究では協調フィルタリングの代表的な手法である利用者間型メモリベース法を用いる。本手法は被推薦ユーザと他ユーザとの類似度を算出し、類似した他ユーザの評価により推薦候補となる質問文の予測評価値を求める。

ユーザ間の類似度は、被推薦ユーザのリアルタイムの質問履歴と他ユーザの過去の質問履歴において、質問文 i に付与される評価値を用いて算出する。評価値は質問有無とユーザ評価により決定され、質問有り・高評価の場合に 2、質問有り・評価無しの場合に 1、質問有り・低評価または質問・評価無しの場合に 0 とする。ユーザ評価の方法は 3.5 節で述べる。ユーザ間の類似度の算出方法を式 (1) に示す。被推薦ユーザを u 、他ユーザを u' 、 u の質問文 i に対する評価値を $r_{u,i}$ 、質問文の集合を n とする。 u と u' の類似度 $s(u, u')$ は余弦類似度を用いて算出する。

$$s(u, u') = \frac{\sum_{i \in n} r_{u,i} r_{u',i}}{\sqrt{\sum_{i \in n} r_{u,i}^2} \sqrt{\sum_{i \in n} r_{u',i}^2}} \quad (1)$$

$$E_{u,i} = \frac{\sum_{u' \in U} s(u, u') (r_{u',i})}{\sum_{u' \in U} s(u, u')} \quad (2)$$

次に、式 (2) を用いて質問文の予測評価値を算出する。被推薦ユーザ u に類似する上位 30 人の他ユーザの集合を U とする。事前調査では、他ユーザを上位 30 人に制限しても推薦文の内容に大きな変化はなかったため、計算量の軽減を目的として本人数を設定している。被推薦ユーザ u の質問文 i に対する予測評価値 $E_{u,i}$ は、被推薦ユーザとの類似度により重み付けられた他ユーザの評価値の和と、類似度の総和による加重平均で求

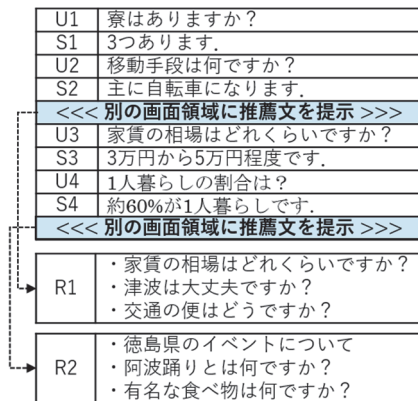


図 3 提案システムの対話例

める。従来の協調フィルタリングでは、この予測評価値が高い質問文から推薦される。

3.2. おすすめ情報を用いた最終予測評価値の計算

推薦文の提供順序は評価値に依存する。そのため、大学側が進学希望者に質問してほしい情報の被質問回数が少なくユーザ評価が低い場合、その推薦文はユーザに提供されない可能性がある。例えば、APには「大学が求める人物像」や「入学者選抜方法における重点評価項目」などが具体的に示されているが、認知度が低いいためAPに関する被質問回数は少ない可能性が高い。実際、受験する際にAPを考慮した学生は少数と報告されている(西村ほか2018)。

そこで、評価値に依存せずに大学(提案システムの管理者等)の判断を意図的に介入させることで、特定の質問文を優先的に推薦する仕組みを実装する。具体的には、管理者等がおすすめ情報として質問文を事前に選択し、その質問文の予測評価値を高める。式(3)に示す。 $N_{u,i}$ ($0 \leq N_{u,i} \leq 1$)は被推薦ユーザ u の質問文 i に対する最終予測評価値、 D は提供済み推薦文(提供済みおすすめ情報含む)の集合、 S はおすすめ情報の集合、 E_{min} と E_{max} は $E_{u,i}$ の最小値と最大値を示す。 $N_{u,i}$ は提供済み推薦文の場合に0、おすすめ情報の場合に1、その他の場合に予測評価値を正規化(最大値1, 最小値0)した値になる。おすすめ情報の最終予測評価値 $N_{u,i}$ は、値域内($0 \leq N_{u,i} \leq 1$)の最大値をとるため、優先的に推薦される。

$$N_{u,i} = \begin{cases} 0 & \text{if } i \in D \\ 1 & \text{else if } i \in S \\ \frac{E_{u,i} - E_{min}}{E_{max} - E_{min}} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

3.3. 個人属性を考慮した情報推薦

開催・実施期間が定められている行事や入試等の情報は、時期によりユーザには不要になる場合がある。例えば、本学の進学相談会は毎年1月まで開催されるが、高校3年生に当該情報を2月以降に提供しても参考にならない。また徳島県の紹介や女子学生向けの情報は、出身地や性別により不要になる場合がある。そこで、ユーザがより興味を示しうる情報を提供するために、個人属性を考慮した情報推薦をおこなう。

個人属性は身分(高校1~3年, 既卒生, 保護者など)、出身地、性別とする。そして、これら属性値と提供時期を対象に、質問文の被推薦条件を設定する。表

表1 非推薦条件の一例

質問文(簡略化)	条件
オープンキャンパス	身分(高校3年生 or 既卒生) 時期(9月以降)
特別入試(推薦I)	身分(高校3年生 or 既卒生) 時期(12月下旬以降)
一般入試(前期日程)	身分(高校3年生 or 既卒生) 時期(3月中旬以降)
徳島県の紹介	出身地(徳島県)
理系女子について	性別(男子)

1に非推薦条件の一例を示す。条件はすべてAND条件とする。例えば、一般入試(前期日程)の合格発表日は3月上旬になるため、高校3年生と既卒生には前期日程に関する情報を3月中旬以降に推薦しない。なお、提供時期の有効期間は年度単位とする。

3.4. 推薦文の提供方法

より多くの情報収集をユーザに促すためには、推薦頻度を高くすることが望ましい。先行研究(吉野ほか2011)(翠ほか2007)の音声対話システムは、一定時間のユーザからの無音を検知して情報を提供している。ただし、対話中にも継続的に情報推薦をすることで、よりユーザが興味を示す機会を増やすことができ、話題が広がる可能性がある。そこで、本システムでは3回の質問がされる度に、3件の推薦文を提供する。この質問回数と推薦件数はシステム導入後のユーザ評価を参考に更新する。

これまで実施してきた進学相談会においては、進学希望者の質問は入試科目や生活環境など多様な分野に渡る。また、入試に関して一通り質問した後に生活に関して質問するなど、分野単位に質問が纏まっている。これらの傾向は対話システムにおいても同様と考えられる。そのため、質問中の分野とは異なる分野の推薦文が提供された場合、ユーザは違和感を感じる可能性が高い。例えば、「理工学部的一般入試(前期)の入試科目を教えてください」と質問された後に「1人暮らしをしている学生はどの程度いますか?」という推薦文の提供は不自然である。

そこで、本システムでは質問分野を「特徴, 入試, 生活, その他」に分類し、直近のユーザの質問と同一分野の推薦文を提供する。具体的には、直近3回の質問の内、最多の質問分野のラベルが付いた質問文の最終予測評価値を算出する。なお、「その他」は挨拶文やとくぼん(詳細は3.5節)への質問文が該当し、推薦の対象外とする。

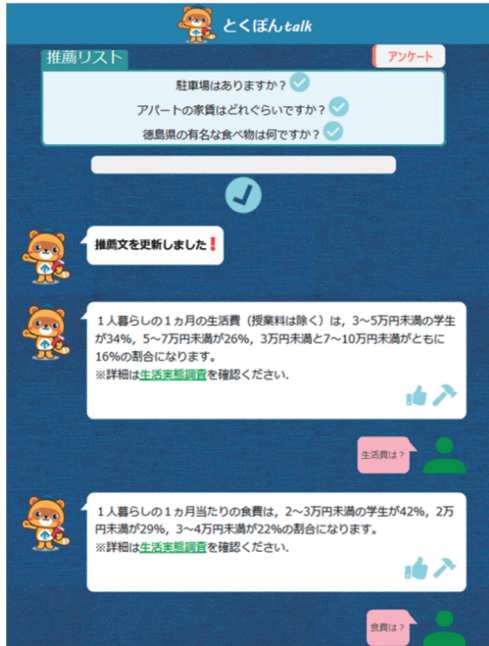


図4 とくぼん talk の参考画面

3.5. 対話システムの開発

システムに対してユーザが親近感を持つために、ヒューマノイドロボットや擬人化エージェントなどのインターフェースを備えた対話システムが開発されている(西村ほか 2004)。そこで、本システムでは、徳島大学のマスコットキャラクターである「とくぼん」を応答者として用いる。そして、本システムを「とくぼん talk」と名付ける。

サイト構成としては、まずサービス紹介ページを用意し、そこで個人属性と利用回数が選択された後に本システムに遷移させる。図4は本システムの参考画面を示す。画面構成としては、上部から推薦リスト、質問文の入力フォーム、対話画面になる。徳島県は藍発祥の地であるため、背景色に藍色を採用した。非同期通信による部分的な画面領域の更新により、推薦文、ユーザの質問文と応答文を表示する。推薦リストには推薦文と応答ボタンを表示する。本ボタンの押下で、推薦文に対応する応答文を対話画面に表示する。

対話画面には、主にユーザの質問文と応答文を表示する。システムの無機質さを可能な限り軽減するために、質問から応答文が表示するまでの時間を不規則(0.05秒~0.5秒)にしている。なお、応答内容の適切さや誤応答を把握するために、高評価・低評価ボタンを応答文の末尾に付加している。

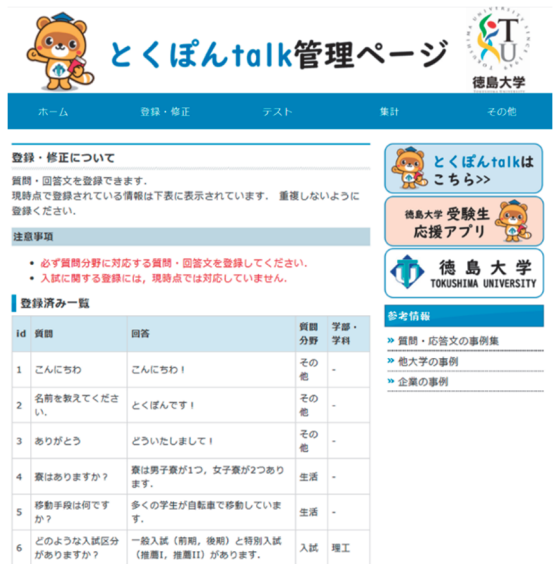


図5 管理サイトの参考画面

推薦情報の更新有無を知らせるために、対話中にユーザに更新された旨を通知する。ただし、推薦文の重要性がユーザには判断できない可能性がある。そのため、「APには入試の重点評価項目などが記載されています」など、特定の推薦文を提供する場合は推薦理由を通知する。なお、ユーザ評価をするために、画面上部にアンケートボタンを設置する。

ユーザの質問に的確に応答するためには、質問・応答文の十分な登録数が求められる。ただし、不定期に開催されるイベントや公開情報の内容変更など、担当者でなければ迅速に把握できない情報がある。そこで、質問・応答文の登録・修正、おすすめ情報や質問履歴の閲覧機能などを備える管理サイトを開発した。図5に参考画面を示す。管理者の配下に複数の登録担当者を階層的に配置することで、分散的な管理体制を整える。なお、登録内容の質にばらつきがある場合、正答率や推薦機能の利用率に影響を与える可能性がある。そのため、登録基準の統一を目的として登録済みの全質問・応答文の閲覧権限を登録担当者に付与し、管理者が更新内容を随時確認できる仕組みを導入することで、本課題を解決している。

とくぼん talk の開発には、表2のソフトウェアを使用した。VMware ESXiの仮想環境にPHPやjQuery等を用いてWebシステムを開発した。パソコンに加えてスマートフォンの利用率も高いことを想定し、レスポンス Web デザインにより数種類の端末向け画面を

表2 ソフトウェア一覧

種類	ソフトウェア
仮想化ソフトウェア	VMware ESXi 6.7.0
OS	CentOS 7.4 64bit
Http サーバ	Apache 2.4.6
データベース	MariaDB 5.5.52
プログラミング言語等	PHP 5.4.16, Python 3.6.8, jQuery 3.5.1, HTML
その他	fastText 0.9.2, MeCab, shibboleth 3.0.4

設計した。管理サイトには本学の統合認証システム（Shibboleth 認証）（松浦ほか 2012）を用いて、本学アカウントによる認証・認可機能を実装した。

4. システム評価

推薦機能有無の評価と、本学の進学希望者向け広報活動を対象にした導入評価を実施した。評価の実施時期は前者が2020年5月で後者が2019年4月4日から2020年3月31日までになる。

4.1. データセット

データセットとして458件³⁾の質問・応答文を登録した。本学の大学案内や選抜要項、Webサイト等を参考にして、志願者数や留学制度など、より多くの進学希望者の注目を集めるであろう情報を手作業で登録した。おすすめ情報は、求める人物像や入試における重点評価項目などが記載された「APとは何ですか？」と、進学相談会などで県内の紹介が好評であるため「徳島県はどのようなところですか？」の2件を選択した。両者は推薦理由が通知され、後者のみ出身地（徳島県）の非推薦条件が適用される。

4.2. 推薦機能有無の評価

推薦機能の有無による影響を調査するために、推薦文を提示しないシステム(A)と提案システム(B)を用いて比較評価を実施した。推薦文の提示有無を除いて、両システムの画面デザインや機能、質問・応答文の登録件数は同じである。システムの評価指標として質問件数を用いる。本件数が多いシステムほど情報収集が多くされたと判断できる。被験者は大学進学を希望する高3生24人で、徳島県を除く都府県の出身である。無作為抽出により被験者を同数の2群に分けた。評価順による影響を避けるために、片方の群はA・B、別の群はB・Aの順に評価する。評価に際してのタスクは進学先を決定するための情報収集として、1回目と2回目において、初めて情報収集する場面を想定した計30分程度の評価を依頼した。評価の流れとして、

事前に質問文を作成してもらい、1回目と2回目にこれら質問文を入力してもらう。この際、新たな質問を思いついた場合、評価中のシステム(AまたはB)に限り追加質問を可能とした。例えば、Aを評価している場合はAのみに追加質問ができる。なお、情報推薦を得るために最低3件以上の質問を必須とした。また、ユーザ数580人と質問履歴1,647件が登録されており、十分に嗜好分析ができる状態で本評価を実施した。

本評価の結果、平均質問件数(標準偏差, 以下同様)はAが5.08件(4.36), Bが9.5件(9.15)であった。推薦文を利用した被験者は全体の58.3%であり、1人辺りの平均利用件数は5.71件(9.36)であった。ウィルコクソンの符号順位検定($p < 0.01$)の結果、有意確率は0.003となり、AとBの平均質問件数において有意差が認められた。そのため、推薦機能を用いることでより多くの情報が収集されたと考えられる。

一方で、推薦文の平均利用率(提供した全推薦文における利用された割合)は45%であったが、おすすめ情報の平均利用率は20%であった。評価時期が5月であるため入試への関心が低いことや、地方大学への進学を考えていないため徳島県への興味が湧かない等が、平均利用率が低くなった要因として考えられる。ただし、おすすめ情報と同じ内容の質問をした被験者はいなかった。特にAPの認知度は低いため、おすすめ情報として提供することで特定の情報を周知できると考えられる。

次に、推薦機能の効果や更新頻度の調査をするためにアンケートを実施した。設問は以下の4つで、5件法(1(思わない)~5(思う))で評価した。

- (1) Aと比較してBは、進学先を決定する上で参考情報をより収集できたか
- (2) Aと比較してBは、何を質問すればよいか不明な状況で参考情報をより収集できたか
- (3) 推薦されなければ得られなかった参考情報を収集できたか(Bのみ)
- (4) 推薦の更新頻度や表示数は適切か(Bのみ)

(1), (2)はAと比較したBの相対評価, (3), (4)はBの絶対評価になる。(2)は想定した状況に当てはまらない被験者を考慮して、該当者のみが評価した。各設問の平均値は, (1) 3.83 (0.9), (2) 4.16 (0.59), (3) 4 (0.91), (4) 4.26 (0.94)で, (2)の回答者数は19人であった。被験者からは「推薦情報に参考になる情報があった」、「Bでは短期間に多くの情報を把握できた」、「質問できなかった情報を推薦により収集でき

た」などのコメントがあった。(2)、(3)の結果も踏まえて、推薦機能により潜在的な要求が喚起され、進学先の決定に参考となる情報の気づきや発見が促されたと考えられる。また(4)の結果より、推薦の更新頻度や表示数は適切であったと考えられる。

以上の結果より、推薦機能は進学希望者の情報収集の困難さの解決に貢献でき、進学先選択における情報収集を支援できたと考えられる。一方で、推薦機能の未利用者があり、これは参考情報が提供されなかったことが要因として考えられる。また「調べたいことが決まっている場合に推薦機能は不要」というコメントがあった。本評価では(2)の状況に該当しない被験者が5人おり、収集したい情報が明確なユーザにとっては、推薦機能は情報収集の妨げになる可能性がある。そのため(1)の平均値は他の設問と比較して低くなったと考えられる。これらを解決するためには推薦の手動更新機能や非表示機能の実装が有効と考えられる。

4.3. 導入評価

とくぼん talk を本学が提供する受験生サイト・APナビに公開した。なお、本システムは評価期間の経過後も継続して公開している。

まず、期間内のユーザ数(累計)は533人で、内訳は高校1年生が20人、高校2年生が49人、高校3年生が237人、既卒生が9人、保護者が81人、中学生以下が2人、その他が135人であった。この内、質問件数が0件のユーザは66人であった。月毎のユーザ数を図6に示す。

上半期は6月と8月のユーザ数が多くなった。6月はとくぼん talk が新聞記事で紹介され、また進学相談会などでチラシを配布したことが、大きな要因として考えられる。また、本学のオープンキャンパスは毎年8月に開催されるため、本イベントに関して「いつ開催される?」、「どのような服装が適切?」、「参加有無は入試に影響する?」など、多くの質問が同月にあった。

下半期は12月と1月のユーザ数が多くなった。2019年度に実施された一般・特別入試(推薦II)の出願期間は、1月下旬から2月上旬になる。そのため、特に受験を控える高校3年生から「合格者の平均点を教えて」、「理工学部の特長は?」、「1人暮らしの割合は?」など、進学先選択の参考にするための質問が多くあった。

受験サイト・APナビでは、2020年1月18、19日のセンター試験前後でアクセス者数が6倍ほど増加した。

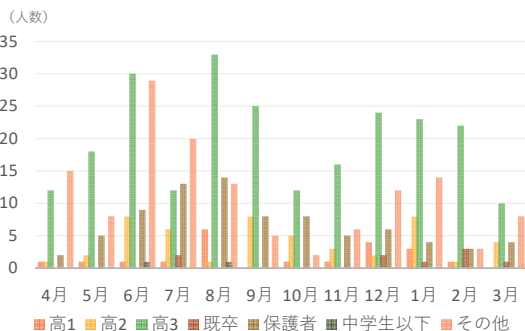


図6 月毎のユーザ数

これは現実的な出願候補先の情報収集が要因と考えられるが、とくぼん talk のユーザ数は大きく増えなかった。センター試験後は入試日程や合格発表の方法など、入試に関する具体的な質問が多くあった。ただし、このような情報は受験サイト・APナビや本学HPで公表しているため、とくぼん talk があまり利用されなかった可能性がある。

正確な評価が困難になるため、以降(平均質問件数や推薦文の平均利用件数など)は質問件数が0件のユーザを除く。期間内の質問件数は1,508件で、内訳は特徴が550件、入試が357件、生活が421件、その他が180件であった。1ユーザ辺りの平均質問件数は3.83件(4.95)であった。

全ての質問・応答文を手作業で確認した結果、正答率は74.8%であった。4月の正答率は35.7%であったが、継続的に質問・応答文の追加登録や同義語・類義語辞書を充実させたことで、導入期間の経過に従い正答率が上昇している。

提供した推薦文(その内、利用された推薦文)は849(290)件で、内訳は特徴が336(93)件、入試が156(35)件、生活が240(89)件、その他が105(67)件であった。質問分野別の平均利用率は、特長が27.7%、入試が22.4%、生活が37.0%、その他が63.1%であった。その他の利用率が最も高く、特にとくぼんに関して「名前の由来は?」、「好きな食べ物?」、「お腹のマークは何?」などの推薦文が多く利用されていた。これらは進学先選択の参考になる情報ではないが、システムへの親近感や対話持続性の向上に貢献できたと考えられる。また、とくぼんは大学の Mascot キャラクターであるため、本学の印象が良くなった可能性がある。

推薦文を利用したユーザは全体の21.8%であり、1人辺りの平均利用件数は3.37件(4.47)であった。推薦文

の未利用者の平均質問件数は2.30件(1.92)であったが、利用者の平均質問件数は9.31件(7.77)まで増加した。マン・ホイットニーのU検定($p < 0.01$)の結果、有意確率は 9.35×10^{-37} となり、推薦文の利用有無における平均質問件数において有意差が認められた。あるユーザの質問(U)と利用された推薦文(R)の一例として、「(U) 学生寮はどのような様子ですか?」、「(R) 学生が住んでいるアパートはどの辺りにありますか?」、「(U) 最寄りの施設について教えて下さい」、「(R) どのようなサークル(部活動)がありますか?」、「(U) 雰囲気はどんな感じですか?」という流れで質問が続いていた。情報推薦により話題を広げたり新たに提供することで、ユーザの情報収集を支援できたと考えられる。

おすすめ情報の利用率は「徳島県はどのようなところですか?」が54.5%、「APとは何ですか?」が28.6%であった。どちらも該当の質問分野(前者が生活、後者が入試)における提供した推薦文の平均利用率より高くなった。個人属性を考慮し、また推薦理由とあわせて優先的に提供したことが、おすすめ情報の利用率の向上に寄与したと考えられる。進学先選択の参考になる情報をユーザに知らせるために、おすすめ情報は有効と考えられる。

次に、アンケート結果を述べる。設問は以下の5つで、5件法(1(思わない)~5(思う))で評価した。

- (1) とくぼん talk は目的(進学先の検討など)を果たす上で役立ったか
- (2) 従来の広報媒体にとくぼん talk が加わることで、情報収集がしやすくなると思うか
- (3) 推薦の更新頻度や表示数は適切であったか
- (4) 推薦内容は適切であったか
- (5) 推薦されなければ得られなかった参考情報を収集できたか

回答者は18人で、内訳は高校2年生が2人、高校3年生が9人、既卒者が1人、保護者が4人、その他が2人になる。各設問の平均値は、(1) 3.28 (1.49), (2) 4.56 (0.71), (3) 4.28 (0.75), (4) 4.38 (0.77), (5) 3.94 (0.86)であった。(1)の各ユーザの評価は二極化しており、誤回答や回答不可となる質問の頻度により、評価が分かれたと考えられる。特に導入初期は十分に質問・応答文が登録できていなかったため、評価が低くなった。(2)~(4)の結果より、とくぼん talk の導入効果や推薦機能の設計が評価され、(5)の結果より、推薦機能を用いることで、ユーザはより多くの情報を

収集できたと考えられる。実際、あるユーザは「推薦により志望学部 of 学生生活がよくわかった」とコメントしており、参考になる情報を提供できたと考えられる。

全ユーザの内、質問件数が0件のユーザがいたが、受験生サイト・APナビではとくぼん talk の参考画面をバナーとして使用しており、興味本位でアクセスした可能性がある。このようなユーザには、嗜好分析が困難にはなるが早期に情報推薦をすることで、質問を促すことができる。そのため、例えば人気がある質問文を提供する等が有効と考えられる。

とくぼん talk を複数回利用するユーザが多くおり、一部のユーザには日を跨いで必要最低限の質問をする傾向がみられた。例えば1度目のアクセスではオープンキャンパスの日程のみ、2度目は申込方法のみ、3度目は開催場所のみ、等があった。とくぼん talk ではユーザの嗜好を分析するため、一度に複数回の質問がなければユーザが興味を示す情報推薦が困難になる。また、新たに登録した質問・応答文は被質問履歴が蓄積されていないため、推薦されない可能性がある。これは新規ユーザや新規アイテムが増えた場合、評価データが蓄積するまで推薦されないコールドスタート問題(SCHEINほか2002)と呼ばれる。新規ユーザの問題においては、属性情報が同一で同じ質問をしたユーザの質問履歴を一時的に利用することで解決できる可能性がある。また、状態行動価値を定義し、この価値を最大化するように学習を進める強化学習がある。この強化学習を応用することで、属性情報や少数の質問履歴からユーザの参考になりうる情報を推論できると考えられる。新規アイテムの問題においては、関連する質問文を特定して、その質問をしたユーザに新規登録した質問文を推薦することで解決できる可能性がある。また、おすすめ情報として優先的に推薦することで、被質問履歴を蓄積できると考えられる。

本評価において、導入初期は蓄積されたユーザ数や質問履歴が少なかつたため、ユーザの参考になる情報は多く推薦されなかつた可能性がある。実際、アンケートの回答者18人の内、回答時期が早い9人の平均値は(4) 4 (0.82), (5) 3.67 (0.67)で、残りの9人の平均値は(4) 4.78 (0.42), (5) 4.22 (0.92)であった。回答時期が早いユーザの平均値がやや低くなった。参考になる情報が推薦されない場合、ユーザの信頼性は低下する。そのため、導入初期はユーザ数等が蓄積されるまで、大学の特長や入試などの特に重要と考えら

れる情報のみを提示する等の回避策が必要になる。

適切な推薦のタイミングは、ユーザ毎に異なると考えられる。本研究では回数を起点に推薦しているが、質問内容や順序なども考慮することで、ユーザ毎に適切なタイミングで情報推薦できる可能性がある。快適度・満足度を推定するために、対話途中や対話後のユーザのフィードバックを用いる研究（水上ほか 2012）（HARA *et al.* 2010）がある。今後の研究において、これらの手法を参考にユーザからより詳細なフィードバックを取得したり、これまで蓄積された対話履歴の統計的解析により、推薦のタイミング、さらには適切な推薦内容の推定方法を検討する必要がある。

とくぼん talk は 3 回の質問がされる度に 3 件の推薦文を提示している。そのため、おすすめ情報が 4 件以上登録された場合、ユーザが 6 回以上質問しなければ 4 件目以降の情報は提示されない。重要な情報をより確実に提示するためには、優先順位の設定やユーザの質問内容に応じておすすめ情報の提示順を動的に変更する仕組みが求められる。また、直近のユーザの質問と同一分野の推薦文が提供されるが、分野を問わず多角的に情報提供することで、ユーザの興味をより喚起できる可能性がある。広範な情報収集を支援するためにも、分野を限定しない推薦の評価が必要になる。

本研究では、質問件数やアンケート調査により推薦機能有無の評価と導入評価を実施した。ただし、個々の推薦文が進学先選択の参考となる情報収集に有用であったかは、十分に評価できていない。そのため、各推薦文の評価、さらには推薦文が利用された後にもどのような質問が展開される傾向にあるか等のより詳細な調査が必要になる。また、本学では広報活動の効果測定等を目的として、毎年入学者アンケートを実施している。調査項目の 1 つに本学の選択理由があり、利用者に限定して推薦機能の貢献度を調査することで、より本システムの有効性を評価できると考えられる。

5. ま と め

本研究では大学広報活動を対象に、進学希望者の潜在的な要求を喚起することで情報収集を支援する推薦型対話システムを開発した。具体的には、過去とリアルタイムの質問履歴を用いた嗜好分析の結果と、大学からのおすすめ情報により、個人属性を考慮したユーザの参考となり得る情報を、質問形式で推薦する機能を実装した。推薦機能有無の評価では、平均質問件

数（標準偏差）は推薦無しが 5.08 件（4.36）で、推薦有りは 9.5 件（9.15）まで増加した。またアンケートの結果から、推薦機能により潜在的な要求が喚起され、進学先の決定に参考となる情報の気づきや発見が促されたことを確認した。本学の進学希望者向け広報活動に本システムを導入した結果、平均質問件数は推薦文の未利用者が 2.30 件（1.92）で、利用者は 9.31 件（7.77）まで増加した。これらの評価により、初めての入試や受動的な受験等による情報収集の困難さの解決に貢献でき、ユーザの情報収集を支援できたと考えられる。

今後の課題としては、推薦機能が不要または利用しないユーザへの対応方法、質問件数 0 件のユーザを対象にした質問の促進方法、質問件数が少数のユーザへの推薦方法、ユーザ毎の推薦タイミングの推定方法の検討、推薦文の提示方法の再設計、進学先選択の有用性に関するより詳細な調査等があげられる。また、本システムに蓄積された質問履歴は、入学後の追跡調査に活用できる。具体的には、進学希望者の質問内容やプロフィール情報を収集することで、マーケティング手法による大学マネジメント・サイクルを実現するエンrollment・マネジメント（福島 2015）に活用できる。入学前の大学との接触から受験、入学、卒業までを追跡することで、効果的な学生募集戦略を確立できる可能性がある。そのため、本システムの継続的な導入によるデータ分析・追跡方法や、進学希望者のさらなる情報収集の支援方法を検討したい。

註

- 1) 本研究では、先行研究（SEKI and UENO 2018）の設計モデルを大幅改良し、新たな推薦型対話システムを開発した。そして、推薦機能有無の評価と本学の進学希望者向け広報活動を対象にした導入評価を実施した。
- 2) 分類器の作成に必要な学習データを用意するために、システム導入初期はユーザの質問文と最も類似する DB 内の質問文を検索（余弦類似度）して、その質問文に紐づく応答文を選択する。
- 3) 運用を通して質問・応答文を追加登録しており、本件数は評価最終月（2020年3月）の登録件数になる。推薦機能有無の評価は本件数で実施した。

謝 辞

とくぼん talk の質問・応答文の登録作業や導入環境の準備に協力して頂いたアドミッション部門と学務

部入試課の皆様，画面設計に多大な協力を頂いた妻に，心より感謝申し上げます．本研究は JSPS 科研費 19K14317 の助成を受けたものです．

参 考 文 献

- CHEN, H., LJU, X., YIN, D. and TANG, J. (2017) A survey on dialogue systems: Recent advances and new frontier. *SIGKDD Explor. News*, **19**(2) : 25-35.
- DEMBERG, V. and MOORE, J.D. (2006) Information presentation in spoken dialogue systems. *Proc. of 11th Conf. of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics*.
- 福島真司 (2015) 「総合的學生情報データ分析システム」の構築 山形大学におけるエンロールメント・マネジメントとインスティテューショナル・リサーチ. *情報管理*, **58**(1) : 2-11.
- HARA, S., KITAOKA, N. and TAKEDA, K. (2010) Estimation method of user satisfaction using n-gram-based dialog history model for spoken dialog system. *Proc. of the International Conf. on Language Resources and Evaluation*.
- HERLOCKER, J.L., KONSTAN, J.A., BORCHERS, A. and RIEDL, J. (1999) An algorithmic framework for performing collaborative filtering. *Proc. of SIGIR Forum*, pp. 230-237.
- 稲葉通将, 平井尚樹, 鳥海不二夫, 石井健一郎 (2012) 非タスク指向型対話エージェントのための統計的応答手法. *信学誌*, **95**(6) : 1390-1400.
- 松浦健二, 上田哲史, 佐野雅彦 (2012) 複数認証基盤に対応する複合 SSO 環境でのユーザエクスペリエンス. *学術情報処理研究*, **16**(16) : 138-145.
- 翠輝久, 河原達也, 正司哲朗, 美濃導彦 (2007) 質問応答・情報推薦機能を備えた音声による情報案内システム. *情報学論*, **48**(12) : 3602-3611.
- 水上雅博, Nio, L., 木付英士, 野村敏男, G. NEUBIG ほか (2012). 快適度推定に基づく用例ベース対話システム. *人工知能誌*, **31**(2) : 1-12.
- 西村公, 井上敏憲, 中村裕行 (2018) アドミッション・ポリシーの認知状況から見えるもの—2007年度及び2016年度高校卒業予定者へのアンケートから—. *大学入試研究ジャーナル*, (28) : 93-98.
- 西村竜一, 西原洋平, 鶴身玲典, 李晃伸, 猿渡洋ほか (2004) 実環境研究プラットフォームとしての音声情報案内システムの運用. *信学論*, **87**(3) : 789-798.
- SCHEIN, A., POPESCU, A., UNGAR, L. H. and PENNOCK, D. M. (2002) Methods and metrics for cold-start recommendations. *Proc. of the 25th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, pp. 11-15.
- SEKI, Y. and UENO, Y. (2018) A dialogue system recommending query sentences in consideration of user interest. *Proc. of 2018 IEEE 7th Global Conf. on Consumer Electronics*, pp. 428-430.
- STANIMIROVIC, L., CIROVIC, Z., DONIN, D. and SAVIC, M. (2000) Serbian spoken dialogue system for bus travel information retrieval. *European Signal Processing Conference*.
- 吉野幸一郎, 森信介, 河原達也 (2011) 述語項の類似度に基づく情報抽出・推薦を行う音声対話システム. *情報学論*, **52**(12) : 3386-3397.
- ZHOU, H., YOUNG, T., HUANG, M., ZHAO, H., XU, J. *et al* (2018) Commonsense knowledge aware conversation generation with graph attention. *Proc. of the Twenty-Seventh International Joint Conf. on Artificial Intelligence*, pp. 4623-4629.

Summary

We proposed a recommendation-type dialogue system for public relation in universities to support collection of information, responding to potential requests in consideration of personal attributes. Specifically, a function to recommend information, using the results of preference analyses by past and real-time query histories and information recommended by universities, was implemented. As a result of evaluation of the recommend method and introducing the system, the effectiveness to support collection of information are shown by increase in the average number of queries and questionnaire results.

KEYWORDS: DIALOGUE SYSTEM, INFORMATION RECOMMENDATION, COLLABORATIVE FILTERING, PUBLIC RELATION, ENTRANCE EXAMINATION in UNIVERSITIES

(Received July 29, 2020)