

ユーザーのニーズに合わせた インタラクティブな推薦システムの提案

呉越 思瑤[†] 酒井 哲也[†]

[†] 早稲田大学基幹理工学部情報理工学科 〒169-8555 東京都新宿区大久保3-4-1

E-mail: [†]shiyoh@ruri.waseda.jp, ^{††}tetsuyasakai@acm.org

あらまし 現在ウェブ上で提供されているレストラン検索サイトは、キーワードや条件指定によりレストランの検索結果をリスト表示するものである。しかし、レストランの好みは人それぞれである。また、時間をかけたくない場合が多い外出先での検索に適したレストランの探し方も、急いで決めたい場合、じっくり比較検討したい場合など、状況により異なると考えられる。本研究では、外出先でのレストラン検索に着目し、6人のインタビュー結果を元に、ユーザを「じっくり決めたい」、「早く決めたい」という二つのタイプに分け、それぞれに対して異なる提示方法を行う提案システムを開発した。また、提案システムを10人の被験者に体験してもらい、アンケートとインタビューを用いて、ユーザタイプに応じた推薦情報の提示方法がユーザビリティに与える影響を評価した。その結果として、上記の情報の提示方法の切り替え機能に対するユーザの満足度が高いことがわかった。

キーワード HCI, 推薦システム

1. 研究背景

WWW や SNS の発展とともに、膨大な情報からユーザの求めるものを探し当てる情報検索や情報推薦技術の重要性は高まる一方である。一般ユーザの典型的な情報要求の一つとして、「良いレストランを見つけたい」があげられる。博報堂 DY グループ・スマートデバイス・ビジネスセンターによる2012年の調査によれば、スマートフォンユーザの実に6割以上が外出先でこれから訪れる飲食店をスマートフォンで検索するという^(注1)。本研究は、ユーザが外出先で上記のような情報要求を満たす手助けをするための取り組みである。

インターネットコムと goo リサーチによる2013年の調査^(注2)によれば、飲食店を探す際には「飲食店情報ウェブサイト」(レストラン検索サイト)を参考にするユーザが多い。しかし、現在ウェブ上で提供されているレストラン検索サイトは、キーワードや条件の指定に応じたレストラン検索結果をリスト表示するものである。ここで、レストランの表示順序には、ランダム形式のものや、ユーザの口コミ評価に基づくランキングを適用したものなどがある^(注3)。しかし、上述のレストラン検索サイトには以下のような改善の余地が考えられる。

- 検索結果に個人の好みを反映させることができない。このため、個人の好みに適合したレストランが検索結果に含まれず、ユーザがそのようなレストランの情報に到達できない可能性がある。

- 例え個人の好みに応じた検索結果のパーソナライゼー

ションが可能であったとしても、ユーザの状況に応じた検索及び提示を行うことができない。特に、現状の検索インタフェースは、時間をかけたくない場合が多い外出先での検索に適した設計には必ずしもなっていない。また、同じユーザであっても、レストランをじっくり検討したい場合と、即決したい場合とで、提示されるべき情報の量と提示形態が同じで良いとは限らない。

本研究では、上記2つの問題に対応するために、ユーザの好みと状況に基づきインタラクティブにレストランを提示するシステムを試作し、そのユーザビリティ評価結果について報告する。

2. 従来研究

推薦システムのアルゴリズムに関しては、大きく二つに分類される。一つは検索対象の内容を考慮して推薦をするので内容ベースフィルタリング (content-based filtering) と呼ぶ。もう一つは他のユーザの嗜好データから使用ユーザの嗜好と類似した他のユーザを探し出し、それらの情報を利用して推薦をする方法である。これは協調フィルタリング (collaborative filtering) と呼ばれている [6]。

レストラン推薦に関する研究として、例えば協調フィルタリングを用いた Zeng らの研究がある [4]。彼らは、モバイル環境からユーザが訪ねたレストランの履歴を利用して、レストランの特徴からユーザの嗜好モデルを作成し、モデルから得た推薦結果をユーザとレストランの位置情報に基づいて生成することを提案している。また、同じく協調フィルタリングを用いた Christakopoulou らの研究 [1] では、ユーザーにいくつかの質問を提示し、それぞれに対するネガティブなフィードバックやポジティブなフィードバックを推薦モデルに組み込みことによりユーザの嗜好の抽出を実現している。

(注1) : <https://markezine.jp/article/detail/16675>

(注2) : <http://research.nttcoms.com/database/data/001562/>

(注3) : 食べログ - ランキングと口コミで探せるグルメサイト
<https://tabelog.com/> Retty 日本最大級の実名型グルメサービス
<https://retty.me/>

推薦システムのインタラクティブの研究に関しては、Hea ら [2] が 24 個の既存のインタラクティブな推薦システムで用いられているデータの可視化の手法を分析し、インタラクティブな推薦システムに用いられる可視化のフレームワークを提案している。そのフレームワークを図 1 に示す。

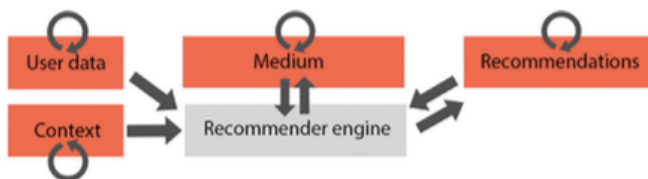


図 1 インタラクティブな推薦システムのフレームワーク (文献 [2] より引用)

図 1 では、User data、Context、Medium、Recommender engine、Recommendation という 5 つのノードで構成されている。各ノードは推薦システム内で処理されるデータを表している。例えば、User data ノードでは、ユーザの閲覧履歴や口コミ履歴などを示し、Recommendation ノードでは推薦結果を示す。24 個のシステムではこれらのノードで処理するデータを可視化することにより、主に以下のような目標を達成しようとしている。

- Transparency (システムの透明性)
- Justification (結果の正当性)
- Controllability (可制御性)
- Diversity (推薦結果の多様性)

特に Controllability (可制御性) について、Hea らは上述の各ノードのデータを可視化、可制御することでユーザにコントロール感と満足感を与えると述べている。本研究では、図 1 の Recommendation ノード、つまり推薦結果についてユーザがコントロールできる部分を増やすという取り組みを行った。

また、Hea らは今後の方向性を以下のように述べている。

An interesting further line of research is adapting support for user control to different user needs.

本研究の方向性はこれに基づき定めたものである。

3. 事前調査

本研究では、ユーザーの好みと状況に基づきインタラクティブなレストラン推薦システムのインタフェースをデザインするにあたって、今までユーザがどのようにレストラン検索をしてきたか、また現在の検索で不便を感じたことについてインタビューをした。今回はレストラン検索経験のある 20 代の 6 人 (早稲田大学情報理工学科の女子学生 2 名、男子学生 4 名) がインタビューに参加した。以降、「検索」はレストラン検索を意味する。

3.1 結果

3.1.1 場所とデバイス

「普段の検索ではいつ、どこで、どのデバイスで行っていた

か？」という質問に対し、6 人中 4 人は「在宅ではパソコン上で、外出先ではスマホで検索することが多い」と回答した。また、その理由として、以下のような回答が得られた。

- 「事前調べの際は、多くの情報を比較してみたいから、大きな画面でみたいのでパソコンを使う」
- 「複数人と外食する場合は、ちゃんと調べたいので、パソコンを使う」
- 「外出先で検索に時間かけたくないからスマホで検索する」

3.1.2 検索方法

「普段の検索ではどのサイトを使うのか、なぜそのサイトを使うのか」という質問に対し、6 人中 5 人は「まず検索エンジン (グーグルやヤフーなど) を使い、そこで得た結果の中から順次に調べていくことが多い」と回答した。もう 1 人は、「まずグーグルマップを開き、現在地から近いレストランを表示させ、それらの検索を行う」と回答した。

また、「検索する際、どのような検索条件を使うか」という質問に対する 6 人全員の回答に「場所」が含まれていた。「ジャンル」が回答に含まれていた人は 6 人中 5 人であった。従って、「ジャンル」と「場所」はレストラン検索で欠かせない要素となっていることがわかる。「得られた検索結果からどの要素を見てレストランを決めているのか」という質問に対する 6 人全員の回答に「写真」が含まれていた。また、「価格帯」、「距離」や「メニュー」が含まれる回答もあった。

3.1.3 システムの使い方

「レストラン推薦アプリケーションがあるとしたら、どのような使い方をしてみたいか」という質問に対する回答として、「位置情報を考慮して欲しい」や「検索の入力を少なく、できれば押すだけがいい」が得られた。その他、以下のような回答が得られた。

- 「外で検索する際は推薦レストランを素早く提示してく欲しい」
- 「勝手に推薦結果が出されても、やはりそれを見て、自分で再度比較してみたい」
- 「全部決めてほしい、自分で調べるのは面倒だから、システムが提示した答えでいい」

これらの回答から、ユーザには「とにかく早く決めたい、多くの情報で迷いたくない、システムにお任せしたい」タイプと「とにかく色々調べたい、システムから答え出されてもそれについてさらに調べたい」タイプが存在すると考えられる。

3.2 提案システムの方針

上述のインタビューの結果から以下の要素を提案システムにて実現することにした。

- ユーザタイプに合わせた結果の表示方法
- 位置情報を考慮した推薦結果
- 操作のシンプルさ

4. 提案システム

本研究では、上述の 2 種類のユーザタイプに合わせたインタ

ラティブなレストラン推薦システムを作成した。提案システムは、インタフェースと推薦アルゴリズムで構成される。ここではそれぞれについて説明する。

4.1 インタフェース

提案システムにはそれぞれ、「現地探索」(図2)、「今日の気分」(図3)、「今日のモード」(図4)、「カスタマイズ」(図5)、「推薦結果(じっくり決めたいモード)」(図6)、「推薦結果(早く決めたいモード)」(図7)という5つの画面で構成されている。以下、表示順で説明する。



図2 現在地探索



図3 今日の気分

(1) 現在地探索 (図2)

外出先での検索を前提としているため、「現在地探索」画面では現在地の位置情報(緯度経度)を取得する。

(2) 今日の気分 (図3)

レストランのジャンルを選択する画面である。また、クエスチョンマークは食べたいジャンルが決まっていない時に該当する。

(3) 今日のモード (図4)

早く決めたいモード(早く決めたいユーザータイプ)とじっくり決めたいモード(色々調べたいユーザータイプ)の切り替え画面である。ユーザーに毎回モードの選択をさせる理由は、同一ユーザーであっても、早く決めたい状況とじっくり決めたい状況があると考えたためである。



図4 今日のモード



図5 カスタマイズ

(4) 推薦結果

モードの切り替えの後に推薦結果を表示する画面となっている。ただし、推薦結果画面はモードによって表示する内容が異なる。

● 早く決めたいモード (図7)

推薦するレストランはリストで表示される。多くの情報が与えられるとユーザーは簡単に決断できないため、表示の数は常に2つとしている。また、表示された2つのレストランに対し、ユーザーが行きたいと思わない場合、画面の右下の「Change it」ボタンを押すと、2つのレストランが別のものに差し替わるようになっている。

● じっくり決めたいモード (図6)

推薦するレストランはリストで表示される。このモードではユーザーが多く情報を吟味して選択したいと考えられるため、ここでは10件のレストランを表示している。また、じっくり決めたいユーザータイプについて、結果に対し以下のようにカスタマイズできる機能を付けた。

(5) カスタマイズ (図5)

推薦結果を口コミ順に並べ替えられる設定とWiFiがあるレストランだけを出力する設定があり、その設定をオンにすると先ほどの推薦結果が変わる。

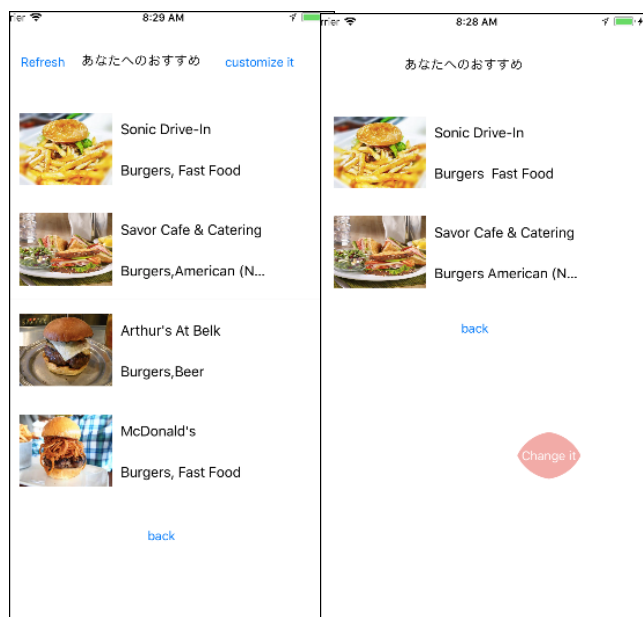


図6 じっくりモード

図7 早く決めたいモード

4.2 データセット

本研究では Yelp Dataset Challenge data^(注4)を使用した。このデータセットでは、実在の店の business データ(44,072件)やユーザーの review データ(2,989,045件)などが含まれている。businessの中からレストランのデータは48,485件あり、reviewは28,399件ある。

(注4) : <https://www.yelp.com/dataset/challenge/>

4.2.1 口コミリスト

推薦システムを構築するため、business データと review データを元に口コミリストを作成した。口コミリストには、一つのユーザ ID に対し、そのユーザが行ったことのある（レビューがある）複数のレストラン ID があり、それぞれに対し口コミの点数が付いている。今回作成した口コミリストではユーザ数 1 万、レストラン数 28,399 件となった。

4.2.2 レストランのジャンル

business データでは、各レストランに対し複数のジャンルのタグが与えられている。そこで、口コミリストにあるそれぞれのレストランのジャンルをカウントし、そこで出現頻度が高いものの中からジャンルを選択し、「今日の気分」の画面で表示することを考えた。しかし、今回使用するレストランのデータセットには海外のレストラン情報のみが含まれるため、レストランデータに日本ではあまり見慣れていないジャンル（例えば、American (Traditional) や American (New)) が存在する。そこで、後ほどの評価実験のため、今回は出現頻度の高いものの中から日本で見慣れているジャンルとして、和食、中華、アメリカンフードを表示することにした。

4.3 推薦アルゴリズム

提案システムでは Saimadhu^(注5)の協調フィルタリングのアルゴリズムを用いてレストラン推薦を実現している。

4.3.1 類似度計算

まず、ユーザの類似度を算出するにあたって、ピアソンの相関係数を用いた。ユーザ対 (p, p') に対するピアソンの相関係数は以下のように定義される。

$$S(p, p') = \frac{X(p, p')}{\sqrt{X(p) * X(p')}} \quad (1)$$

ここで、 $X(p)$ (および $X(p')$) は分散、 $X(p, p')$ は共分散であり、ユーザ p のレストラン i に対する評点 (最低 0 点、最高 5 点) を $R(p, i)$ 、ユーザ対 (p, p') に共通なレストランの集合を I とするとき、以下のように求められる。

$$X(p) = \sum_{i \in I} R(p, i)^2 - \frac{(\sum_{i \in I} R(p, i))^2}{|I|} \quad (2)$$

$$X(p, p') = \sum_{i \in I} R(p, i) * R(p', i) - \frac{(\sum_{i \in I} R(p, i)) * (\sum_{i \in I} R(p', i))}{|I|} \quad (3)$$

ここで得た $S(p, p')$ が 1 に近いほど p と p' は類似ユーザだとみなす。

4.3.2 推薦度計算

口コミリストのユーザ p' が評価したレストランの中から、ユーザ p が行ったことのないレストランを抽出し、その中から推薦スコアの高いレストランを推薦結果として出力する。ユーザ p に対するレストラン i のスコアは以下の式で計算する。

$$score(p, i) = \frac{\sum_{p' \neq p} R(p', i) * S(p, p')}{\sum_{p' \neq p} S(p, p')} \quad (4)$$

(注5): COLLABORATIVE FILTERING RECOMMENDATION ENGINE IMPLEMENTATION IN PYTHON

<http://dataaspirant.com/2015/05/25/collaborative-filtering-recommendation-engine-implementation-in-python/>

4.4 実験方法

提案システムのユーザビリティの評価を得るため、ベースラインシステムを用意し、提案システムとベースラインのそれぞれについてユーザ実験を実施した。

4.4.1 ベースラインのインターフェース

ベースラインは、提案システムのモード選択画面がなく、結果についてのカスタマイズや切り替えボタンもない。

ベースラインでは現在地探索の画面 (図 2) からジャンル選択画面 (図 4) に移り、その後直接検索結果の画面 (図 8) に移るようになっている。また、結果画面で提示するレストランの数は毎回 10 個となっている。

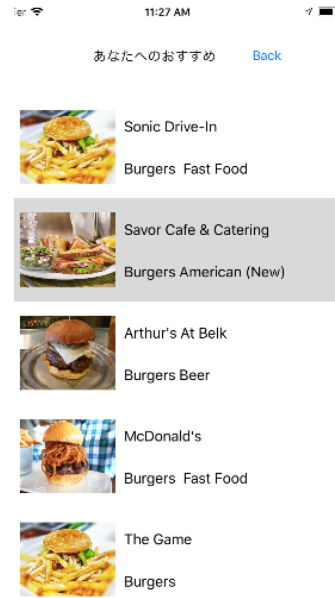


図 8 推薦結果 (ベースライン)

4.4.2 ユーザ実験

提案システムとベースラインを被験者に日常生活で一定時間使用してもらい、その後ユーザアンケートを行うことが理想であるが、本研究で使用したデータセットに日本のレストランが入っていないため、実際に日常生活で使って評価してもらうことは難しい。従って、今回の実験では被験者にシステムの使用方法を説明し、操作体験をしてもらうことにした。

また、システムのユーザビリティを測るため、USE アンケート [3] を用いた。USE は 7 段階のリッカート尺度に基づき、全部で 30 問ある。そのうち、Usefulness について 8 問、Ease of use について 11 問、Ease of Learning について 4 問、Satisfaction について 7 問となっている。

実験の流れとして、各被験者は一つのシステムについて体験した後、USE アンケートを記入してもらい、次のシステムの体験に移る。また実験後にインタビューも行った。ここで、評価に偏りがないように、体験するシステムの順番は被験者ごとにランダムとなっている。

今回は 10 名の被験者にユーザ実験を実施した。被験者は 20 代の早稲田大学の学生で、女性 5 名、男性 5 名であった。

5. 実験結果と考察

5.1 USE アンケートの結果と考察

5.1.1 結果

USE アンケートの提案システムおよびベースラインの評価値をそれぞれカテゴリ (Usefulness、Ease of use、Ease of Learning、Satisfaction) ごとに平均した結果を表1に示す。また、USE アンケートの各質問から得た平均値について、10名の参加者から得た提案システムとベースラインの差について、有意水準 $\alpha = 0.05$ で対応のある両側 t 検定を行ったところ [5]、以下の質問に対して、提案システムの効果が統計的に有意であった。

- Q1. It helps me be more effective (Usefulness)
- Q4. It gives me more control over the activities in my life (Usefulness)

- Q13. It is flexible (Ease of Use)

- Q29. I feel I need to have it (Satisfaction)

それぞれに対し、以下に p 値を示す。

Q1 での平均値の差 ($\bar{d} = 0.8$) について、差の不偏分散 $V = 0.400$ $t(9) = 3.073$ 、 p 値 = 0.0133。

Q4 での平均値の差 ($\bar{d} = 1.3$) について、差の不偏分散 $V = 1.567$ $t(9) = 3.284$ 、 p 値 = 0.0095。

Q13 での平均値の差 ($\bar{d} = 1.5$) について、差の不偏分散 $V = 3.167$ 、 $t(9) = 2.666$ 、 p 値 = 0.0258。

Q29 での平均値の差 ($\bar{d} = 1.0$) について、差の不偏分散 $V = 1.556$ $t(9) = 2.5355$ 、 p 値 = 0.0319。

図 9-12 は、Q1, Q4, Q13, Q29 の結果を標準誤差とともに視覚化したものである。

表 1 アンケート結果 (各セルに平均値±標準誤差を示している)

カテゴリ	提案システム	ベースライン
Usefulness	5.23 ± 0.31	4.46 ± 0.29
Ease of Use	5.52 ± 0.27	5.59 ± 0.19
Ease of Learning	6.33 ± 0.19	6.45 ± 0.18
Satisfaction	5.07 ± 0.40	4.21 ± 0.41

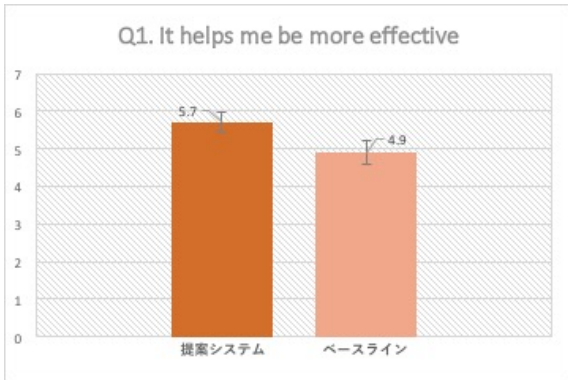


図 9 Q1 についてシステムごとの結果

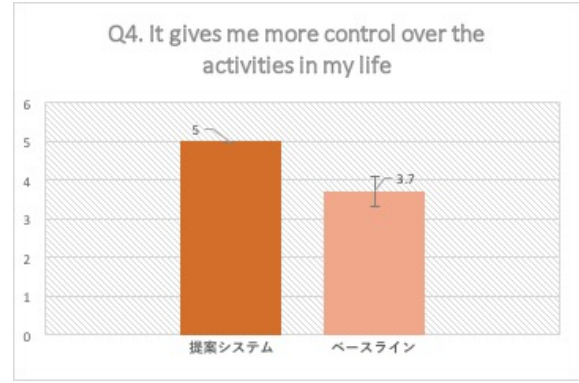


図 10 Q4 についてシステムごとの結果

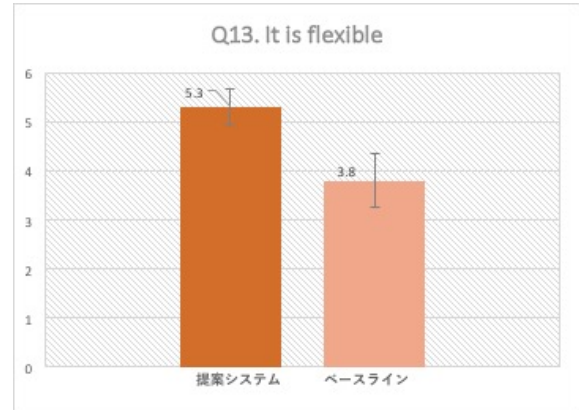


図 11 Q13 についてシステムごとの結果

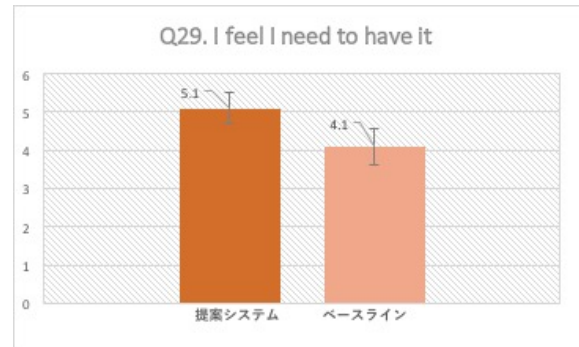


図 12 Q29 についてシステムごとの結果

5.1.2 考察

今回 USE アンケートの各カテゴリの各質問に対し有意差を求めたところ、Ease of Learning についての質問の中から一つも有意差が出なかったが、表 1 により、両方とも高い値を得ている。その理由として、ユーザはベースラインと提案システムの両方に関して操作の容易さを感じる事ができたと考えられる。従って、両システムの共通部分、つまり操作の便利さやシンプルさが Ease of Learning の高い値に影響していると言える。

5.2 インタビューの結果と考察

5.2.1 結果

以下に、ユーザ実験後のインタビューから得られた回答をまとめる。提案システムのカスタマイズ性に関しては、以下のよ

うなポジティブな意見が得られた。

- 「カスタマイズができて、結果をコントロールできた感がある」

- 「カスタマイズできる項目が複数あるのがとても助かる」
提案システムのモード選択に関しては、以下のようなポジティブな意見が得られた。

- 「早く決めたいモードで、選択肢が少ないから悩まずにすぐに決められる」

- 「早く決めたいモードは外出先で使う時とても便利」
- 「モード選択があるシステムはとても面白い、その後の結果に期待する」

一方、モード選択について以下のようなネガティブな意見も得られた。

- 「検索する度にモードの切り替えがあるので、不便を感じる」

- 「早く決めたい時にはジャンルを考慮しない時が多いので、ジャンルの後にモード選択という順番はよくない」

- 「早く決めたいモードとじっくり決めたいモードの違いを感じない、単に表示の量が変わっているだけではないか」

システムの操作性については、提案システムおよびベースラインの両方に対して以下の意見が得られた。

- 「両方とも操作が簡単で、デザインがシンプルなので、直感的に操作ができる」

5.2.2 考察

提案システムでは、毎回の検索でその時のユーザの気分によって、必要とするモードが異なってくると考え、毎回の検索でジャンルの選択のあとにモードを選択させている。しかし、ユーザ実験により、各ユーザにはある程度固定なレストラン検索のパターンがあることがわかった。もちろん、検索パターンは気分や必要に応じて変わってくるが、「デフォルトのパターン」が存在するようである。従って、毎回の検索でモードの選択はとても非効率であり、前のモードを次の検索の時のデフォルトとして表示することも必要である。

また、インタビューでは、両システムの操作の便利さやシンプルさに関して使いやすいという回答が多く見られる。そして5.1.2で述べたように、両システムに対して Ease of Learning の値も高いことから、システムの操作のステップが少ない、選択肢が少ないとユーザは直感的に使えて、使い慣れやすいということが言える。

6. まとめ

6.1 結論

今回の実験はユーザのニーズを「早く決めたい」、「じっくり決めたい」の2つのモードとして表し、それに合わせて提示方法や操作方法を変えるレストラン推薦システムを構築し、それをベースラインと比較するという方針で研究を進めた。

その結果として以下のようなことがわかった。

- 「早く決めたい」、「じっくり決めたい」の2つのモードにより推薦の提示方法を変えることはユーザビリティにプラスの影響を与えている

- ユーザは推薦結果をカスタマイズできることに満足感を
得る

- ユーザのニーズは常に変わるものではなく、「デフォルトのパターン」が存在する

- 操作の便利さとシンプルさは使い慣れやすさにプラスの影響を与えている

6.2 今後の課題

提案システムのインタフェースには多くの改善の余地が残されている。特に、5.2.2で述べたように、モードを毎回選択するのではなく、初めて使用する時のみモードの設定をさせ、以降毎回デフォルトとしてモードが設定されるような改善手段が考えられる。

また、5章で報告したユーザ実験は、日常的にシステムを使ってもらったわけではなく、あくまでシステムの説明を受けたあとの操作体験にとどまっている。今回は日本のレストランのデータが入手できなかったが、もし日本のレストランのデータセットによりシステムが構築でき、実際に被験者に使ってもらえれば、より現実に即した新たな知見が得られる可能性がある。

文 献

- [1] Konstantina Christakopoulou, Filip Radlinski, and Katja Hofmann. Towards conversational recommender systems. In *KDD '16 Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 815–824, 2016.
- [2] Chen Hea, Denis Parrab, and Katrien Verberta. Interactive recommender systems: A survey of the state of the art and future research challenges and opportunities. pp. 9–27, 2016.
- [3] Lund and Arnold. Measuring usability with the use questionnaire. Vol. 8, pp. 3–6, 2001.
- [4] Jun Zeng, FengLi, Haiyang Liu, Junhao Wen, and Sachio Hirokawa. A restaurant recommender system based on user preference and location in mobile environment. 2016.
- [5] 酒井哲也. 情報アクセス評価方法論: 検索エンジンの進歩のために. コロナ社, 2015.
- [6] 神島敏弘. 推薦システムのアルゴリズム (1). No. 6, pp. 826–837, 2007.