

ユーザの取捨選択行動に基づく嗜好推定による飲食店推薦システム

児玉 礼† 北山 大輔†

† 工学院大学情報学部コンピュータ科学科 〒163-8677 東京都新宿区西新宿 1-24-2

E-mail: tj110047@ns.kogakuin.ac.jp, kitayama@cc.kogakuin.ac.jp

あらまし 近年、飲食店検索サイトが充実しているため、インターネットで飲食店を検索する人は多い。このような飲食店検索サイトでは検索クエリを用いる、飲食店のジャンルを指定して検索をするという方法が存在する。しかし、これらの方法はユーザの食べたいものが明確に決定していない場合には有効に働かない。そこで我々は、目的が明確ではないユーザでも、例示された飲食店の取捨選択は可能であり、そこに嗜好が含まれていると考えた。本稿では、ユーザに対して複数の飲食店情報を提示し、提示された飲食店に対して取捨選択を行うことで、ユーザの嗜好を推定し、新たな飲食店を推薦するための手法を提案する。具体的なシステムの流れは、まず9つの飲食店をユーザに提示する。次に、ユーザは提示された飲食店情報を自身の興味にしたがい取捨選択する。取捨選択行動により、残っている店舗、捨てられた店舗、表示されていない店舗のパターンを用い、ユーザの潜在的/明示的な嗜好を推定する。そして推定した嗜好に基づき、新たな飲食店情報を推薦することを繰り返し、ユーザの嗜好を特定していく。

キーワード 飲食店推薦, 嗜好推定, ユーザ操作

1. はじめに

近年ぐるなび^(注1)のような飲食店検索サイトの発展により、飲食店をインターネットで調べるユーザの割合は8割にのぼるといわれている。^(注2) また食べログ^(注3)、ホットペッパー^(注4)のような飲食店検索サイトもある。このような飲食店検索サイトではキーワードによる検索で飲食店のジャンルをキーワードに検索を行ったり、カテゴリから飲食店のジャンルを指定して飲食店を検索したりするなどといった方法がある。これらの方法ではユーザは食事をしたい飲食店のジャンルを絞りこめている場合、検索がスムーズに行うことができ、非常に有効であると考えられる。しかし、食べたいジャンルが絞り込めていないときや、漠然としているときは、ジャンルを検索、選択することは難しい。クエリを用いた検索では飲食店の知識が多くない場合検索するのは難しく、飲食店について詳しく知らないがために飲食店を調べようとしたにもかかわらず、うまく調べることができないことがある。またジャンルを指定して検索する方法では、料理のジャンルが書かれているため、その中から選択することでキーワードによる検索よりも容易であるといえるが、具体的に画像があったり、予算が書かれているわけではないため、ジャンルを選びづらいと考えられる。また食べたいものが決まっていないがために、エリア名だけをクエリにして検索すると自分の漠然とした嗜好と合わない飲食店が表示され、非効率な検索方法である。このようなユーザ知識と検索の関係について中島ら[1]は検索対象に対する知識がない場合、情報検索のパフォーマンスが落ちると結論付けている。

そこで、我々は食べたいものがはっきりと決まっていない場

合でも、ジャンルやその店に関する画像など、その店の情報を示すことでユーザが飲食店を選びやすくなると考えた、またこのような自分の食べたいものを選択する行為にユーザの嗜好が含まれていると考えた。本研究ではユーザに対して複数の飲食店を提示し、提示された飲食店に対して取捨選択をすることによってユーザの嗜好を推定し、新たな飲食店を推薦するための手法を提案する。

以下、本論文の構成を示す。まず2節では関連研究について説明する。3節では想定するUIとユーザ操作について説明する。4節ではユーザの取捨選択操作に基づく嗜好推定に関して説明する。5節でプロトタイプシステムについて説明する。6節で評価実験について説明する。7節でまとめと今後の課題を説明する。

2. 関連研究

神谷ら[2]は好みの画像をユーザがチェックし、チェックされた画像のジャンル情報とチェックを付けた数から重みを計算し、リアルタイムで新たに画像を推薦するシステムを提案している。加藤ら[3]は旅行地の画像をユーザに提示し、その画像をユーザが選択、拡大することでユーザの興味として点数をつけ、画像に付与されたタグとそのタグが属しているカテゴリから嗜好を抽出し、タグ、カテゴリをもとに観光地を推薦する手法を提案している。奥蘭ら[4]は表示された観光スポットの画像のなかからユーザが選択を繰り返すことでプロファイルする手法を提案している。また階層的構造の嗜好モデルを定義し、その嗜好モデルに基づきユーザが選択した画像からどのような項目を重視しているかにより嗜好を推定している。これらは選択されたものから嗜好を推定するにとどまっておらず、選択されなかったものからの嗜好の推定は行われていない。

大坪ら[5]は複数の推薦された飲食店のメニューの画像からユーザが気に入ったもの、気に入らないものを選択し、ユー

(注1) : <http://www.gnavi.co.jp/>

(注2) : <http://www.myvoice.co.jp/biz/surveys/19313/>

(注3) : <http://tabelog.com/>

(注4) : <http://www.hotpepper.jp/>

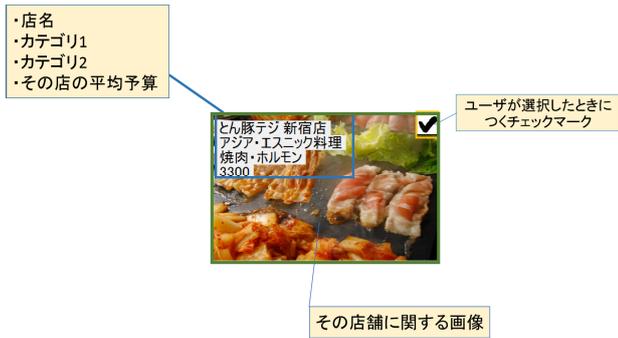


図 1 推薦店舗の情報の表示方法



図 2 変更する店舗と推薦される店舗

ザがメニューを決定する手法を提案している。これは Support Vector Machine を用いることで正負両方の選択を考慮し、ユーザの興味の推定を行っている。本研究とはユーザが選択した店舗の属性のみに注目しており、ユーザの振る舞いからユーザの嗜好を推定するには至っていない。

阪本ら [6] は複数のエージェントが飲食店を推薦し、それに対するユーザの Good か NoGood の評価によって各属性の重みを学習しながら飲食店を推薦するシステムを提案している。布目ら [7] は不動産物件の選択の際の漠然とした嗜好を推定する手法を提案している。これは数値の属性である広さや階数といった間取りの要素へ重みづけを行いユーザの嗜好の推定を行っている。これらは数値による属性のみを考慮しており、テキストの属性を考慮していない点で異なる。

井原ら [8] は通常のブログ検索に加え、blog 記事に投稿された画像をサムネイルのみで表示できる手法を提案している。本研究とは画像を用いて、ユーザの理解を助けるという点では類似しているが、ユーザの嗜好を特定するまでには至っていない。

四方ら [9] は EC サイトでの洋服の推薦を想定、初回アクセス時にコンジョイント分析を用い、重視属性を把握し、推薦する手法を提案している。本研究との違いは初回時にユーザの重視する属性を把握している点で異なる。

井上ら [10] は電子チラシをユーザが閲覧している振る舞いからユーザの傾向を抽出し、階層型ページを再構成するシステムを提案している。本研究とはユーザの選択によって興味対象が絞られているかなどを推定するという点で類似している。本研究と異なる点は、テキスト属性に対して考慮されているが、商品の価格などの数値属性に対して考慮されていない。

3. 想定する UI とユーザ操作

3.1 ユーザインタフェース

ユーザは提示・推薦された飲食店に対して変更操作を行う。指定したエリア内の k 件の店舗をシステムが提示・推薦する。その際に店名、カテゴリ、平均予算、その飲食店の画像等の店舗情報を表示する。店舗の表示方法は図 1 に示す。ユーザはそれらの表示された情報から飲食店を取捨選択することになる。取捨選択の方法を図 2 に示し、以下に選択と推薦の流れを説明

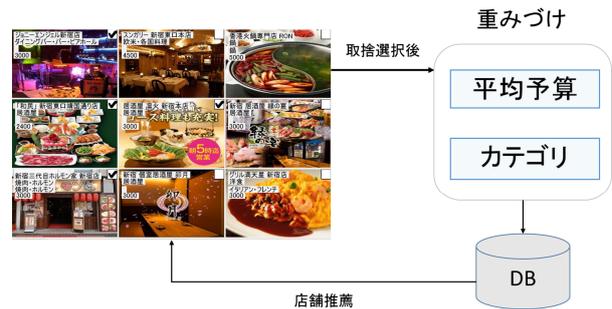


図 3 システム構成

する。

- (1) k 件の店舗の飲食店が推薦、表示される
- (2) 現在の嗜好と合わないと思う店舗を 1 つ以上選択する
- (3) 変更ボタンを押す
- (4) 選択した店舗が消え、代わりに新たに推薦される店舗を表示する
- (5) ユーザが店を決定するまで (1) から (4) を繰り返す

3.2 属性

飲食店の推薦において考慮する属性は大きく分けて、テキスト属性と、数値属性がある。テキスト属性とは飲食店のジャンル(カテゴリ)や店名、説明文等がある。数値属性には予算、席数、店に対する評価値などがある。ここではカテゴリと予算を例に説明する。本稿でのカテゴリとは中華や和食、居酒屋といった料理ジャンルのことを示し、平均予算はその店舗で使われた平均の金額をいう。ユーザは提示された情報のうち、主にカテゴリ、平均予算により飲食店を決定すると考えられる。そこで各カテゴリと各平均予算に対して重みづけを行い、ユーザの嗜好を推定する。提示・推薦された飲食店をユーザが変更操作を行うことで、変更された飲食店、変更されず残っている飲食店からカテゴリの重み、平均予算の重みを変動させる。この時のシステムの流れを図 3 に示す。

3.3 ユーザの操作と嗜好推定

本稿ではカテゴリ、平均予算のそれぞれの重みに対して、明示的嗜好と潜在的嗜好の 2 つに分け、変更されずに残った飲食

店、変更された飲食店によって重みをそれぞれ別々に変動させる。ここでの明示的嗜好とは変更されずに残っている飲食店によって変動する重みのことをいい、潜在的嗜好とは変更された飲食店によって変動する重みのことをいう。

ユーザが変更せずに残した店舗は、ユーザがその店舗のカテゴリ、平均予算の両方を許容していると考えられ、明示的な嗜好であるといえる。そこで変更されずに残った飲食店によって変動させる重みは明示的嗜好と定義する。また一方でユーザが変更した店舗は、ユーザが変更した理由をこのシステムからは明確に判断できないといえる。カテゴリ、平均予算のどちらか一方、またはその両方が気に入らない場合や、推薦された店をユーザがすでに知っており、かつユーザの好きではない店舗である場合、また他に提示されている店舗と何らかの比較をして、劣っていると判断し、変更する場合は考えられる。そのため、変更した店舗のカテゴリ、平均予算に対して必ずしも気に入らないとは限らないため、店舗を変更して変動させる重みを潜在的嗜好と定義する。

これらの明示的嗜好と潜在的嗜好を足すことで各カテゴリ、各平均予算の重みとなる。この重みに基づき、推薦する飲食店のカテゴリ、平均予算をそれぞれ決定する。この推薦する店舗のカテゴリ、平均予算は1店舗推薦するごとに決定する。そして決定したカテゴリ、平均予算に合致する店舗を推薦する。

4. ユーザの取捨選択操作に基づく嗜好推定

本稿では各カテゴリ、各平均予算に対してシステムが重みづけを行うことによってユーザの嗜好を推定する。またカテゴリ、平均予算それぞれに対して、潜在的嗜好と明示的嗜好の2つに分けて、それぞれで重みを変動させ、潜在的嗜好と明示的嗜好の重みを足すことでその属性の重みとなる。潜在的嗜好は店舗を変更した時に変動する重みであり、明示的嗜好とは店舗を変更せず店舗を残した際に変動する重みのことをいう。

4.1 ユーザの潜在的嗜好推定

ユーザがある店を変更した場合、その変更した店のカテゴリ、価格帯のそれぞれの潜在的嗜好の重みをシステムが減少させる。ただし変更した店のカテゴリと同じカテゴリを持つ店舗が変更されずに残っている場合、また変更した店の平均予算と同じ価格帯の平均予算を持つ店舗が、変更されずに残っている場合、それぞれの重みを減少させることはない。

これは、例えば変更した店舗と同じカテゴリの店舗が残っている場合、変更した店舗の平均予算が気に入らなかったという可能性がある。また同じカテゴリまたは価格帯を持つ店舗が推薦・提示されたときに、ユーザがそれらの店舗同士で何らかの比較を行い、変更したなどの理由が考えられるためである。以下が潜在的嗜好推定の式となる。

$$P(a_i, t_{+1}) = P(a_i, t) \times \alpha^{mn} \quad (1)$$

P は潜在的嗜好の重みであり、 a_i は属性を表す、 n は一度の変更操作で a_i を持つ店舗が変更された数、 m は a_i の属性をもつ店舗が推薦されて、残ることなくすぐに変更が押された回数である。 $\alpha (< 1.0)$ をパラメータとする。 $P(a_i, 0)$ の重みの初

期値は 1.0 とする。

4.2 ユーザの明示的嗜好推定

ユーザが提示・推薦された店舗を選択後、変更されずに残っている店舗によって明示的嗜好の重みを上昇させる。明示的嗜好の重みは一時的な重みとなる。これは変更されずに残っている店舗は推薦、変更を繰り返していくごとに変化するため、一時的な重みとする。この明示的嗜好の重みは潜在的嗜好の重みに足して、そのカテゴリ、平均予算の価格帯の重みとなる。また明示的嗜好は、変更されずに残っている店舗からわかるユーザの明らかな嗜好であるため明示的嗜好は潜在的嗜好よりも大きな影響を与える。

またこの明示的嗜好では未推薦のカテゴリの重みの上昇による変化も加える。そしてユーザの明示的嗜好による重みの変化はテキスト属性か数値属性かによって変化する。明示的嗜好の重みの変化は以下の式になる。

$$w(a_i, t_{+1}) = \begin{cases} N(a_i, t) & (a_i \text{ が数値属性であり, } a_i \text{ 近傍の} \\ & \text{数値属性が変更されずに残っている}) \\ T(a_i, t) & (a_i \text{ がテキスト属性であり} \\ & a_i \text{ が変更されずに残っている}) \\ S(a_i, t) & (a_i \text{ がテキスト属性であり} \\ & \text{未推薦である}) \end{cases} \quad (2)$$

本稿ではテキスト属性としてカテゴリ、数値属性として平均予算の価格帯を例に説明する。さらにここではカテゴリのみにまだ推薦されていないカテゴリの重みを上昇させる。

4.2.1 数値属性の明示的嗜好の重みの上昇

数値属性として飲食店の平均予算の価格帯を属性とする。このとき、式は以下のようなになる。

$$N(a_i, t) = \sum_{j=i-x}^{i+x} d(a_i, a_j) \times P(a_j, t) \times \beta^l \\ \times e^{-\frac{1}{var+1}} \times \frac{k}{C} \quad (3)$$

$\beta (> 1.0)$ はパラメータである。 C はユーザによる1度の変更操作で変更された店舗数を表す。1度の変更操作で1店舗以上変更する店舗を選び、また提示・推薦される店舗は k 件で固定されているので C は $(1 \leq C \leq k)$ となる。式 (3) の $d(a_i, a_j)$ は属性 a_i と a_j からの距離によって値が変化し、さらに a_j の明示的嗜好の重みによって $N(a_i, t)$ は変化する。

var は変更されずに残っている店舗の平均予算の価格帯の分散であり、この分散が小さいほど価格帯の明示的嗜好の重みの上昇は大きくなる。これは分散が小さい場合、ユーザは価格帯に関してこだわりがあるといえるため、その価格帯の重みを大きく上昇させる。また $\frac{k}{C}$ は店舗の変更された数が少ないほど値は大きくなる。これはユーザの変更した店舗数が少ないほどユーザは店舗を絞り込んでいると考えられる。つまり、変更されずに残っている店舗の平均予算の価格帯が一つに集中しているほど、重みは大きく上昇する。

4.2.2 テキスト属性の明示的嗜好の重みの上昇

テキスト属性として飲食店のカテゴリを属性とする。このとき式は以下ようになる。

$$T(a_i, t) = P(a_i, t) \times \beta^l \times \log_2 \left(\sqrt{\sum_{i \in A_x} L(a_i)^2} \times \frac{k}{C} + 1 \right) \quad (4)$$

l は一度の変更操作で属性 a_i の店舗が変更されず残っている数である。 A_x は a_i と同種の属性であり、 a_i がカテゴリである場合 A_x はカテゴリ集合となる。 $\sqrt{\sum_{i \in A_x} L(a_i)^2}$ は変更されず残っているカテゴリの2乗和を表す。これは変更されず残っている店舗のカテゴリが、あるカテゴリに集中して残っているときにこの値は大きくなる。変更されず残っている店舗の数が多いが、変更されず残っているカテゴリの種類数が少ないほどカテゴリの明示的嗜好の重みの増加は大きくなる。これはユーザの変更する店舗の数が多いということは、ユーザが食べたいカテゴリをまだ絞れていないと判断でき、変更する店舗の数が多いほど食べたいカテゴリが絞れていると判断できるためである。また、残っているカテゴリの種類数が多いほど、ユーザが食べたいと思うカテゴリを絞り切れていないと判断でき、カテゴリの種類数が少ないほど、ユーザが食べたいものははっきりと絞り込んでいると判断できるためである。

4.2.3 未推薦のテキストの重みの上昇

まだ自分の嗜好に合うカテゴリが推薦されていない可能性があるためにこれを行う。この時の重みの上昇はユーザが食べたいと思うカテゴリを絞り込めていないとき、重みの上昇が大きくなる。これはあるカテゴリが変更されずに多く残っているとき、ユーザの嗜好はすでにそのカテゴリでほぼ決めているものと考えられる。そのようなユーザにはまだ推薦されていないカテゴリはそれほど必要がないと考えられるため、重みの上昇は少なくなる。一方で残っているカテゴリの種類数が多いときユーザはまだ食べたいと思うカテゴリを決まていないということが考えられることから、多くのカテゴリを推薦するためにこの重みの上昇は大きくなる。以下が式となる。

$$S(a_i, t) = P(a_i, t) \times \gamma \times \left(- \sum_{i \in A_x} \left(\frac{A_i}{E} \right) \log_2 \left(\frac{A_i}{E} \right) + 1 \right) \times \frac{k}{C} \quad (5)$$

$\gamma (> 1.0)$ はパラメータで、 E は残っている店舗数から考えられる最大のカテゴリの種類数を表す。式 (5) では平均情報量を利用する。これにより、起こりうる確率が小さいとき、平均情報量の値は大きくなり、起こりうる確率が大きい時、平均情報量は小さくなる。これにより、取りうる最大のカテゴリ数のうち、残っているカテゴリのうちの1つに集中している状態であると、平均情報量は小さくなることから、カテゴリの種類数が多いほど未推薦のカテゴリへの重みは大きくなる。

5. プロトタイプシステム

5.1 システム構成

本手法に基づき、プロトタイプシステムを作成した。プロト



図4 プロトタイプシステム

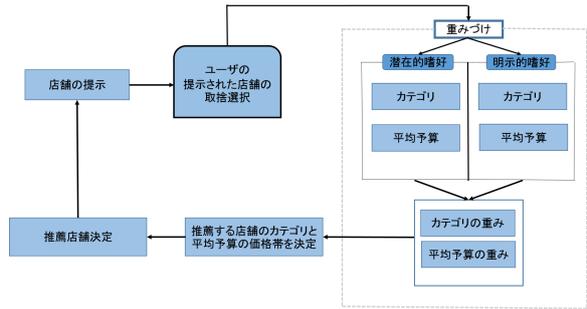


図5 システム構成図

タイプシステムのインタフェースを図4に示し、構成図を図5に示す。飲食店情報としてぐるなびAPIを用いた。飲食店のカテゴリ数は22種類。平均予算の価格帯は14の価格帯に分かれる。1,000円未満、1,000円以上2,000円未満のように、10,000円まで1,000円区切りの価格帯となり、それ以降は30,000円まで5,000円区切りの価格帯となり、30,000円以上は30,000円以上の価格帯となる。各飲食店はカテゴリと平均予算の情報を持つ。カテゴリは必ず2つ持つようにしている。カテゴリが1つしか記載されていない場合、2つ目のカテゴリも1つ目のカテゴリと同じものとみなす。また予算が記載されていない店のデータが存在する。予算がついていない店を出す確率を0.067の固定値として変動させない。インタフェースは3×3の9個の飲食店を提示、飲食店の情報として、店名、カテゴリ、平均予算とその店舗に関する画像を表示させている。また飲食店を取捨選択する際、画像をクリックすることでチェックマークがつく。1店舗以上チェックがついた状態で変更ボタンを押すことでチェックを付けた店舗の数だけ新しく店舗が推薦され、チェックを付けた店舗が変わって推薦される。パラメータの値はそれぞれ $\alpha = 0.9, \beta = 1.15, \gamma = 1.2$ とした。

6. 評価実験

6.1 実験内容

実験には提案手法、ユーザの絞り込み、周辺の価格帯を考慮しない手法 (以後、絞りこみなしと記す) およびランダム の3

表 1 正解カテゴリ・予算との一致率

	提案手法	絞りこみなし
カテゴリ	0.429	0.850
価格帯	0.571	0.429

表 2 平均推薦率

	提案手法	絞りこみなし	ランダム
カテゴリ	0.101	0.192	0.078
価格帯	0.159	0.196	0.127

表 3 試行を終了してから K 回目以内の正解カテゴリ推薦率

K 回目以内	提案手法	絞りこみなし	ランダム
0	0.206	0.333	0.157
1	0.191	0.306	0.138
2	0.159	0.309	0.117
3	0.139	0.293	0.107
4	0.129	0.262	0.100
5	0.139	0.244	0.099
6	0.139	0.215	0.090
7	0.136	0.201	0.062
8	0.123	0.208	0.062
9	0.115	0.202	0.070
10	0.123	0.217	0.062

手法を用いた。絞り込みなしを以下に説明する。式 (3) の $d(a_i, a_j)$ が $a_i = a_j$ 以外の時 0 となり、 \sum 内の 4 項以降を用いない。また、式 (4) では 2 項、式 (5) では 3 項を用いず、ユーザの絞り込み割合を全く考慮しないものである。被験者はそれぞれの手法で推薦するシステムを利用した。システムを利用し、店舗を決定した時点、もしくは 10 回変更操作を行ったが店舗が決定しなかった場合に試行は終了とする。試行終了後に被験者は試行終了時点の状態、どのカテゴリの店舗で食事がしたいと考えていたか、どのくらいの予算を考えていたかを回答をした。このカテゴリを正解カテゴリ、予算を正解予算と記す。カテゴリに関しては複数回答可とし、予算に関しては何円以下、何円から何円、何円くらいのような方法で回答した。被験者は 7 人、実験に用いるエリアを、提案手法では北海道札幌大通り、ユーザの絞り込み、周辺の価格帯を考慮しない手法では大阪府梅田・大阪駅、ランダム手法では愛知県名駅前・国際センターを推薦するエリアとして実験を行った。

提案手法とユーザの絞り込み、周辺の価格帯を考慮しない手法では、ユーザの嗜好と最終的な確率の一致率を評価とする。カテゴリでは正解カテゴリ N 個が最終的な全てのカテゴリの確率上位 N 位に何個入っているかを一致率とした。平均予算の価格帯では、正解予算を価格帯に置き換え、平均予算の価格帯の確率の上位にある割合を一致率とした。3 手法の比較として、正解カテゴリ、正解予算が全体のうち何回推薦されたか推薦率として評価した。また店が決定した段階、もしくは変更操作を行った 10 回目からみて K 回目以内の推薦率を見ることで操作回数に対する考察を行う。

6.2 実験結果と考察

表 1 では正解カテゴリ、正解予算との最終的な確率の一致率

表 4 試行を終了してから K 回目以内の正解予算推薦率

K 回目以内	提案手法	絞りこみなし	ランダム
0	0.342	0.278	0.222
1	0.287	0.282	0.171
2	0.252	0.278	0.150
3	0.229	0.255	0.137
4	0.210	0.253	0.135
5	0.212	0.256	0.133
6	0.211	0.261	0.130
7	0.222	0.276	0.123
8	0.215	0.234	0.122
9	0.197	0.228	0.127
10	0.194	0.227	0.070

を示している。表 1 の結果からカテゴリに関しては絞り込みなしの手法が提案手法を上回った。これは提案手法では未推薦のテキスト属性の重みの上昇により、推薦されていないカテゴリの確率が上がることで、また、推薦されていないカテゴリを正解カテゴリとした被験者がいなかったため、提案手法が下回った結果となったと考えられる。未推薦カテゴリを正解カテゴリとできる被験者はあらかじめ、そのカテゴリを食べたいと考えている被験者しか存在しないため、このような結果になるのは妥当であると考えられる。一方価格帯では、提案手法が上回った、これは周辺の価格帯を考慮しているため、絞り込みなしの手法を上回ったと考えられるため、周辺の価格帯の考慮することへの有効性は確認できた。

価格帯の場合、未推薦である周辺価格帯であっても被験者はその価格帯が存在することを知っているため、有効に働いていると考えられる。

表 2 は、試行全体での正解カテゴリ、正解予算の平均推薦率を示している。表 2 の推薦率の結果から、カテゴリの推薦率は、表 1 の結果と同様に絞り込みなしの手法が提案手法を上回り、ランダム手法も上回った。また価格帯に関して、絞り込みなしの手法が全てを上回る結果となった。これは提案手法での被験者の考えていた予算と合致するような店がエリア中にあまり存在しなかったため、推薦されることが少なく、結果的に推薦率が絞り込みなしの手法を下回ったと考えられる。

また表 3 に試行が終了した時点から K 回目以内の正解カテゴリの推薦率を示す。表 3 の結果より絞り込みなしの手法がどの回数から見ても全ての手法を上回った。提案手法では 2 回目以内、1 回目以内で値が大きく変化しており、ユーザが店を決定する直前の嗜好推定ができていたと考えられたため、絞り込みによる嗜好推定が有効的であるといえる。表 4 では試行が終了した時点から K 回目以内の正解予算の推薦率を示す、表 4 より、0 回目以内での推薦率は提案手法が全てを上回った。また表 3 のカテゴリの推薦率と同様に提案手法では、K=0 に近いほど急激に推薦率が上昇しているため、カテゴリと同様に価格帯においても絞り込みによるユーザの嗜好推定が有効であるとされる。また今回の実験では各手法と推薦エリアが分離できておらず、エリアの影響を評価から取り除く必要がある。

7. まとめと今後の課題

本稿では、ユーザに対して複数の飲食店情報を提示し、ユーザが取捨選択を行うことで、ユーザの嗜好を推定し、新たな飲食店を推薦するための手法を提案した。また評価実験を行い、ユーザの飲食店の変更の仕方を考慮した絞り込みが有効であると確認できた。また周辺の価格帯を考慮した提案手法が有用であると確認できた。ただし、価格帯に関してカテゴリと価格の関係性の考慮はしておらず、カテゴリ、平均予算の価格帯をそれぞれ独立したものとして推薦を行った。今後、平均予算の価格帯に関する推薦は、カテゴリとの関係性を考慮する推薦を今後検討したい。また、未推薦のテキストの重みの上昇により、ユーザが食べたいと思っていたカテゴリと違うカテゴリの確率が上がりすぎている可能性がある。そのため、未推薦のテキストの重みの上昇に関して適切に評価する必要がある。また評価実験として、本システムと既存の飲食店検索サイトでそれぞれで行きたいと思う飲食店を決定するような比較、評価を行いたいと考えている。

今回、カテゴリと平均予算の価格帯を属性に飲食店の推薦システムを構成した。飲食店の属性として考えられるものは多くあり、数値属性であれば席数や、その飲食店の評価値やメニュー数が考えられる。またテキスト属性であれば店の説明文などが考えられる。今後、そのような属性を用いた飲食店の推薦を行うことを考えている。またその際現在の数値属性、テキスト属性と同じような重みづけによってユーザの嗜好を推定することが可能かを検討する必要がある。

謝 辞

本研究の一部は、平成 27 年度科研費若手研究 (B)(課題番号: 15K16091) によるものです。ここに記して謝意を表すものとします。

文 献

- [1] 中島悠, 土方嘉徳, 西田正吾. 検索経験と領域知識の www 情報検索行動に与える影響. ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol. 7, No. 2, pp. 309-319, may 2005.
- [2] 神谷優, 矢守恭子, 田中良明. ジャナル学習に基づく sns 画像推薦の実装と評価 (無線 lan,m2m/センサネットワーク,p2p/アドホックネットワーク, モバイルアプリケーションとサービス, オフロード技術, 映像配信, およびこれらの品質と省電力化, 一般). 電子情報通信学会技術研究報告. CQ, コミュニケーションクオリティ, Vol. 113, No. 208, pp. 1-4, sep 2013.
- [3] 加藤桃子, 安井顕誠, 原田史子, 島川博光. O-037 ユーザの潜在的な嗜好・要望・目的に適う段階的な目的地推薦 (o 分野:情報システム, 一般論文). 情報科学技術フォーラム講演論文集, Vol. 13, No. 4, pp. 405-406, aug 2014.
- [4] 奥蘭基, 牟田将史, 平野廣美, 益子宗, 星野准一. 複数人での旅行における嗜好分析による観光地推薦システムの提案. 情報処理学会研究報告. HCI, ヒューマンコンピュータインタラクション研究会報告, Vol. 2015, No. 19, pp. 1-8, mar 2015.
- [5] 大坪五郎. Gards-変化し続ける興味に対応する情報推薦. WISS2005 論文集, 2005.
- [6] 阪本俊樹, 北村泰彦, 辰巳昭治. 競争型情報推薦システムとその合理的推薦手法 (特集ソフトウェアエージェントとその応用論

- 文). 電子情報通信学会論文誌. D-I, 情報・システム, I-情報処理, Vol. 86, No. 8, pp. 608-617, aug 2003.
- [7] 布目直之, 相馬孝宣, 原田史子, 島川博光. D-037 評価指標の表現変更による嗜好の決定要因分析 (d 分野:データベース). 情報科学技術フォーラム一般講演論文集, Vol. 6, No. 2, pp. 89-90, aug 2007.
 - [8] 井原伸介, 林貴宏, 尾内理紀夫. 画像情報を含む blog 記事検索システムの開発 (コンテンツ技術,web 情報システム). 電子情報通信学会論文誌. D, 情報・システム, Vol. 89, No. 6, pp. 1236-1247, jun 2006.
 - [9] 四方絢子, 加藤俊一, 数藤恭子, 森本正志. 商品属性の重視度を把握することによる嗜好推定及び商品推薦手法の開発. 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), Vol. 2012, No. 20, pp. 1-8, mar 2012.
 - [10] 井上麻里, 平元綾子, 角谷和俊. e コマースにおける制作者とユーザの意図を用いた広告コンテンツの動的提示方式. 電子情報通信学会第 19 回データ工学ワークショップ (DEWS2008), pp. 2-11, 2008.