

他者の興味提示に基づく 複数人による旅行先決定システム

張 一鳴^{1,a)} 北山 大輔^{1,b)}

概要：観光地検索サイトでは、観光地を決める際に、一般的にキーワードを入力して観光地を決定する。1人で旅行する場合、検索結果を十分に吟味することは可能だが、複数人で旅行する場合、それぞれの好みを知りながら検索を行うのは難しい。この解決策として、観光情報推薦システムでは、参加者の嗜好を抽出し、統合して観光地の推薦を行うアプローチが多い。このような、参加者の嗜好を統合して1つにするアプローチでは、参加者全員が納得できる旅行先にできるかはわからない。参加者全員の興味を満たす行き先を推薦するだけでなく、参加者が行き先に合意できることも重要である。我々は、以前の研究で候補となる観光スポットに他の参加者の好みに合致するレビューを表示する手法を提案し、実験により、他者の興味レビューによりその後の話し合いが行いやすくなることを確認した。しかしながら、2名の参加者にしか適応できない手法であり、また実験も著者らが事前に用意した候補観光地で行ったため、限定的であった。本論文では、3名以上に対応可能になるように手法を拡張し、実装したプロトタイプシステムにより実験を行い、その結果を報告する。

1. はじめに

旅行計画時に Web 上で提供されている多くの観光に関する情報を活用して計画を立てることが多くなっている。このような場合、観光地検索サイト（じゃらん^{*1}、Trip^{*2}、トリップアドバイザー^{*3}）等で検索し、旅行者が行きたい観光地を決定することがある。複数人で旅行に行く機会は、旅行者全体の 84%にのぼる [1]。しかし、旅行者が複数人である場合に、旅行の計画を立てるのは、参加者それぞれの好みといった検討事項が増えるため困難である。

この解説策として、複数人の嗜好に基づき旅行先を推薦するアプローチが考えられるが、参加者全員が納得できる旅行先にできるかはわからない。そのため、多人数による旅行など、意思決定の場面においては、参加者の興味を満たす行き先を推薦するのみならず、参加者が行き先に合意できることも重要である。

以前の研究 [2] で候補となる観光スポットに他の参加者の好みに合致するレビューを表示する手法を提案し、実験により、他者の興味レビューによりその後の話し合いが行

いやすくなることを確認した。例えば、ユーザ 1 は夜景などの景色を好んでいるとする。もう一人のユーザ 2 は寺、温泉を好んでいるとする。このようなときに、ユーザ 1 には、夜景に基づく旅行先の候補と、その候補に関する寺や温泉の情報を提供する。ユーザ 2 には、寺、温泉に基づく候補とそれに関する夜景の情報を提供する。このことにより、ユーザ 1 の興味とユーザ 2 の興味の接点を発見しやすくし、旅行先の合意を得やすくすることを期待する。本論文では、3 名以上に対応可能になるように手法を拡張し、実装したプロトタイプシステムにより実験を行い、その結果を報告する。

本稿の構成を以下に示す。2 章で関連研究について説明する。3 章では提案方式について各参加者の興味に基づくスポット、レビューの提示手法と参加者興味処理などを説明する。4 章では実験として、実験手順とシステムについて説明する。5 章ではまとめと今後の課題を説明する。

2. 関連研究

2.1 単数の観光地推薦

観光地の決定支援として、観光地の検索/推薦技術は多数提案されている。まず、1 人で用いることが想定される観光地検索/推薦技術について紹介する。これらは、提案手法における手札に提示する観光地の決定に相当すると考え、その部分は各手法を組み込んだり、置き換えることも

¹ 工学院大学大学院工学研究科情報学専攻
〒163-8677 東京都新宿区西新宿 1 丁目 2 4-2

a) em19011@ns.kogakuin.ac.jp

b) kitayama@cc.kogakuin.ac.jp

*1 <https://www.jalan.net/kankou/>

*2 <https://jp.trip.com/>

*3 <https://www.tripadvisor.jp/>

可能であると考ええる。

伊達ら [3] は、ブログから観光地の印象を抽出し、その印象を用いて観光地を提案することを目的とした。具体的には、まず観光地に関するブログを収集し、ブログを形態素解析し、TF-IDF 法 [4] を基にした TDF-IDF 法を用いてそれぞれの語の TDF-IDF 値を求める。その後、ピアソンの積率相関係数により、観光地同士の類似度を算出している。次に、ユーザが過去に訪れたことのある観光地や気に入っている観光地と印象の似ている観光地をユーザに推薦する。最後の実験結果としては、動詞の場合、カテゴリである程度使用される動詞が決まる場合に良い結果が得られることが分かった。

宇野ら [5] は、ユーザが入力した目的地とテーマを用いて、観光ポイント、エリア内評価ポイントを計算し、上位2か所を抽出という方法を提出した。結論として、利用者はガイドマップに掲載されているメジャーな観光プランだけでなく、自分の好みに合ったテーマの観光プランを容易に探すことができるようになると考えられる。

2.2 複数人に対する推薦

複数人の嗜好を適切に扱う研究について紹介し、各研究と本研究のアプローチの違いについて説明する。

中西ら [6] は、評価者の原始データ (見解) を操作することなく、各評価者の不満の総和 (集団意思決定ストレス) を最小化する評価者格付けを行う手法を提案した。この手法を用いることにより、類似見解グループの探索や、それに基づく集団案の収斂が行いやすくなる。

奥蘭ら [1] は、各ユーザの入力は観光に関する写真群から好みの写真を繰り返し選択するという直感的な操作のみのインタフェースを導入した。しかし、この方法では、複数人全員が納得できる旅行先にできるかはわからない。

谷口ら [7] は、ユーザが選んだ飲食店同士の類似度に基づき、グループの嗜好を示す飲食店を抽出するという方法を提案した。「カテゴリ」「平均価格」「説明文」の3つの要素からなる店舗構造の類似度を定義した。類似度が最も高かった飲食店同士の情報から、グループとしての嗜好を抽出し、飲食店を推薦する。

ここまでの研究は、ユーザ群の入力に対し、それぞれの嗜好を適切に合成することで、意思決定となる値を求めたり、目的のコンテンツを検索および推薦するための入力としたりするものである。本研究では、嗜好の合成は行わず、あくまで複数人の意思決定は参加者間のインタラクションによって行われるものとし、その支援として、他者の興味をレビューという形で可視化する手法を提案している点でアプローチが異なる。

次に、参加者間のインタラクションに着目した研究について紹介する。

大木ら [8] は、企業や自治体等での複数人で行う意思決定

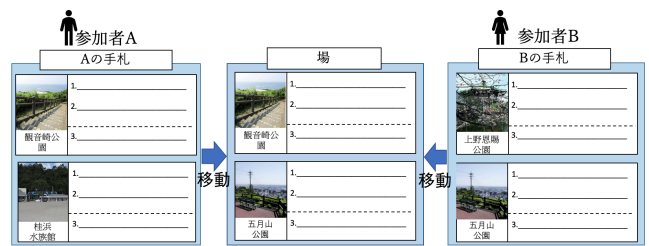


図1 検索されたスポットの例

の場面において、その集団の目的認識の一致の程度「チーム指向性」を定量的に評価する「見解間距離均等法」を提案した。「チーム指向性」を定量的に測ることで、集団浅慮を防ぐことができるだけでなく、組織の活性化と効率化に大きく貢献する。この研究では、インタラクション過程における、見解の一致度合いを測る手法を提案している。本研究においては、インタラクション過程の定量化ではなく、インタラクションをしやすくするための素材の提供を行うことを目的としている点で異なる。

下室ら [9] は Twitter から得られる飲食に関するツイートを活用し、複数人での食事メニュー決定を支援する食事嗜好可視化システム「コノミックス」を提案した。複数人の飲食関連の興味が一致する部分を探ることができる可能性があることが分かった。この研究では、他者の興味はキーワードレベルで共有されることになる。それに対し、本研究ではレビューという文書レベルで興味が共有され、参加者が入力したキーワードに関しては、わからない状態となる。興味をどの粒度で共有すると効果的であるかについては、今後検討が必要であると考えている。

3. 提案システム

3.1 複数人による旅行先決定支援システム

本システムでは、カードゲームのメタファを採用し、各参加者のみが閲覧できる画面 (手札) と全参加者が閲覧できる画面 (場) を想定する。基本的な流れを以下にまとめる。

まず、各参加者は自分の興味があるキーワードを入力する。次に、システムが入力キーワードに関連するスポットを候補スポットとして、各参加者の手札に追加する (図1)。このとき、各候補スポットには入力したキーワードに関連するレビューを表示し、さらに他の参加者が入力したキーワードと関連するレビューが存在する場合、そのレビューも表示する。

次に、各参加者は、任意の候補スポットを場に移動させる。参加者は場に出ている候補スポットを中心に意見交換を行う。このとき参加者は、各スポットに表示されている他の参加者の興味に基づくレビューを参考に、場に出す候補スポットを決定することが考えられる。この事により、場に出す候補スポット自体が、参加者の受け入れられやすいスポットが提出されることが期待される。

3.2 レビューベクトルおよびスポットベクトル

本研究では、観光スポット、レビューおよびキーワードを分散表現で表す。キーワードに関しては、word2vec等で作成された分散表現を用いる。スポットおよびレビューについては、後述するSWEMに基づいてベクトルを作成する。

候補スポットの検索や興味に合致するレビューはベクトルの類似度に基づいて行う。そこでまず、本節では、レビューベクトルとスポットベクトルの生成について述べる。

ベクトル作成手順について述べる。まず、観光スポットに投稿されたレビューに対し形態素解析を行う。形態素解析には、辞書としてmecab-ipadic-NEologd^{*4}を設定したMeCabを利用した。

文章に対する固定次元の分散表現を得る手法としては、doc2vecやSkip-thoughts、テキスト間の含意関係を学習することで分散表現を得る infersent、最近では強力な言語モデルとなったBERTといった方法がある。これらの手法は、単語ベクトルに加えて文章ベクトルを得るためのニューラルネットワーク自体を、大規模コーパスから学習させる必要がある^{*5}。

そこで、より単純ながらも後続タスクへの精度がでる文章埋め込みの計算方法として、追加学習やパラメータチューニングを必要とせず単語埋め込みだけを利用するShenら[10]が提案したSWEMが存在する。SWEMは複数のデータセットにおける評価において、既存のCNN/RNNモデルと同等またはそれ以上の精度となっている。ロジックは単純ながらもある程度良い性能を示すことから、本研究ではSWEMを用いて特徴ベクトルを作成する。

Shenらはmax-pooling手法(SWEM_max)(式1)によってSWEMベクトルを作成したが、我々は分散表現ではマイナスの値にも特徴が現れると考えた(式2)。ここで、式1、式2中の v は単語ベクトルであり、 L はその文書の単語数である。

そのため、ある次元において文書に含まれる単語のうち最も絶対値の大きい値を、ある次元における文書の特徴を表現する値として採用する手法(SWEM_absmax)を利用する(式3)。

$$r_i^{max} = \max - pooling(v_1, v_2, \dots, v_L) \quad (1)$$

$$r_i^{min} = \min - pooling(v_1, v_2, \dots, v_L) \quad (2)$$

$$r_i = (absmax(r_i^{max}_1, r_i^{min}_1), absmax(r_i^{max}_2, r_i^{min}_2), \dots, absmax(r_i^{max}_D, r_i^{min}_D)) \quad (3)$$

^{*4} <https://github.com/neologd/mecab-ipadic-neologd>

^{*5} <https://yag-ays.github.io/project/swem/>

表1 SWEM_max および SWEM_absmax の例

	dim1	dim2	dim3	dim4	dim5	dim6
紅葉	0.21	0.67	0.34	-0.79	-0.42	-0.62
山	-0.64	-0.31	0.49	0.16	0.38	0.82
綺麗	-0.74	-0.85	0.74	0.66	0.76	-0.83
SWEM_max	0.21	0.67	0.74	0.66	0.76	0.82
SWEM_absmax	-0.74	-0.85	0.74	-0.79	0.76	-0.83

式3中のabsmaxは、引数のうち絶対値が最大となる値を返す関数である。また、 D は次元数である。

表1は「紅葉の時期で、紅く染まる山々が綺麗です。」という文書に対し、それぞれSWEM_maxとSWEM_absmaxを適応した例を示している。

上記の例のように、レビュー中に含まれる名詞、動詞、形容詞を抽出し、レビューごとに300次元のSWEM_absmaxベクトルを作成し、これをレビューベクトルとする。スポットベクトルは、同一スポットのレビューベクトルの各次元値の平均値とったものである。

3.3 参加者の興味ベクトル

参加者の興味ベクトル作成手順について述べる。各参加者は、興味のあるキーワードを複数入力する。このとき、互いに意味の近いキーワードが含まれることがある。そのため、まず、参加者が入力したキーワードに対しコサイン類似度による階層的クラスタリングを行う。閾値は0.65に設定した。

得られたクラスタに関して、クラスタに属する単語ベクトルを加算することで、興味ベクトルとする。すなわち、1人の興味ベクトルは、クラスタ数だけ存在する。単語ベクトルの加算は、各ベクトルのノルムを用いて正規化を行った後に加算している。例えば、参加者が「山」、「夜景」を入力する時、山のノルムは約3.9と小さく、夜景のノルムは約5.7と大きい。そのため、2つのベクトルを合成すると、夜景がより強い特徴として出てしまうためである。

3.4 候補スポットとレビューの提示

候補スポットとしては、個別の興味ベクトルに基づくものと全興味ベクトルを考慮したもの2種類が存在する。まず、個別の興味ベクトルに基づくものについて説明する。参加者の入力したキーワード集合はOR条件で入力したと仮定する結果に相当する。それぞれの興味ベクトルに類似するスポットを上位 N_1 件ずつ提示する。そのために、興味ベクトルとスポットベクトルの類似度を式4で定義する。

$$\cos(u, s) = \frac{u \cdot s}{|u||s|} \quad (4)$$

式中の u はあるクラスタの興味ベクトル、 s はスポットベクトルである。

次に、全興味ベクトルを考慮したものについて説明する。こちらは、参加者の入力したキーワード集合はAND条件

で入力したと仮定する結果に相当する．そのためなるべく多くの興味を最大限満たすことができるスポットが望ましい．そこで，各興味ベクトルとある観光スポットにおいて類似度を算出した後，類似度の総和をその観光スポットのスコアとする（式5）．スコア上位 N_2 件を候補スポットとして参加者に提示する．

$$score(s) = \sum_{u \in U} cos(u, s) \quad (5)$$

式中の U はあるユーザの入力キーワードのクラスタ集合である．

上記の方法で検索されたスポットに対して，興味を表現するレビューを提示する．提示レビューは2種類存在する．一つは自分の興味に関するレビューであり，もう一つは他人の興味に関するレビューである．

自身の興味に関連するレビューとして，興味との合致の判断材料であるため，特定の興味に類似することが望ましい．そこでそのスポット内で，ある興味ベクトルと類似度の高い上位 M_1 件のレビューを提示する．類似度は式（4）と同様の計算で， s に代わりレビューベクトル r を用いる．ここで興味ベクトルは，個別の興味ベクトルに基づくスポットの場合，その興味ベクトルを用い，全興味ベクトルを考慮したスポットの場合，すべての興味ベクトルを用い，類似度の最大値となるものを用いた．

次に，他人の興味に関するレビューの提示について述べる．全参加者のキーワード集合に対し，3.3 節で用いた階層的クラスタリングを利用しクラスタリングする．このとき，より多くの参加者の興味を表すレビューを提示することが望ましいため，クラスタに属している単語の入力ユーザ数が上位 L 件のクラスタから，他者の興味ベクトルを生成する．各他者の興味ベクトルとレビューの類似度を計算して，類似度の高いレビューを上位 M_2 件提示する．

3.5 ユーザインタフェース

提案システムでは flask と bootstrap を利用した．システムのユーザインタフェースは図2，図3のように実装した．まず，各参加者は，各自で自分の画面（図2）にエリアとキーワードを入力する．次に，図3のようにスポットとレビューが提示される．手札（左側）にあるのはユーザが入力したキーワードに応じて検索されたのスポットである．提示したスポットには，ユーザ自身のキーワードに関するレビューと他人のキーワードに関するレビューが表示されている．

ユーザが各自の手札で興味があるスポットを選択することで，右側の場で表示される．図3（右側）のように，場にはそれぞれのユーザが選択したスポットが表示される．場の部分は各ユーザで同期しており，同じスポットが表示される．すなわち，手札は各ユーザにしか見えていない

図2 参加者がキーワードを入力

図3 提示したスポットとレビュー

が，場は全ユーザで同じものを見ている．ユーザは，場に出された候補のスポットを元に話し合いを行うことが可能である．

4. 実験

4.1 実験設定とデータセット

提案手法と2つのシステムを比較することで，全参加者の興味を個別に扱うことの効果，他人の興味を示すレビューを提示することの効果の評価する実験を行う．

観光スポットとそのレビューは，じゃらん^{*6}から収集した．収集した観光スポット数は44378箇所，レビュー件数は1,481,825件である．階層的クラスタリングに対して，今回は閾値0.65を設定した．この実験では，候補スポットに関して，各参加者に10件のスポットを提示する．そのため， N_1 はクラスタ数 $\times 2$ を設定し， N_2 は $10 - N_1$ を設定した．提示レビューに関して，各スポットにつき3件のレビューを提示する．そのため，自分に関するレビューの件数である M_1 を2に，他人に関するレビューの件数である M_2 を1に設定した．

比較システムとしては，以下の2つを用いた．

興味の合成 全参加者を1人の仮想的なユーザとして扱うことで興味を合成した手法である．この手法では，手札は存在せず，すべての候補スポットは予め場に出ている状態でスタートする．全参加者のキーワードを

^{*6} <https://www.jalan.net/kankou/>

3.3 節の方法でクラスタリングし興味ベクトルを得る。各興味ベクトルに応じてスポットおよびレビューを提示する。1 人のユーザの時と同様に、全興味ベクトルに基づくスポットも抽出する。レビューとしては、全員の興味に関するレビューが抽出されることになるため、結果的に他者の興味を知れるレビューが提示されることになる。このシステムでは、最大 24 件のスポットを提示し、各興味ベクトルから 2 件ずつ、残りは全興味ベクトルに基づいて抽出した。このシステムと比較することで、興味を合成せずに個別に扱うことの効果を考察する。

自身の興味のみ 提案システムから、他人のレビュー表示の機能を取り除いたものである。このシステムと比較することで、他者の興味に基づくレビューの有無の効果を考察する。

4.2 実験タスク

実験は以下のように行った。参加者は大学生、大学院生の 9 人であり、3 人 1 グループで、3 グループに別れて行った。1 つのグループが興味の合成システム、自身の興味のみシステム、提案システムの順番で旅行の行き先についての話し合いを行った。実験は遠隔会議システムの zoom で行い、画面共有はせず、音声通話を利用し実行した。同一メンバーが旅行先の決定を 3 回行うことになるため、行き先、システムの組み合わせが異なるようにラテン方格 (表 3) を組み、実験を行った。

興味の合成システムでは、被験者は以下の手順に従って、システムを利用した。

- (1) 各参加者がキーワードを入力する
- (2) 場にスポットとレビューが提示される
- (3) 場のスポットをに基づいて行き先決定の話し合いを行う
- (4) 行き先が 5 件まで決定したら実験を終了する
- (5) 評価アンケートに回答する

自身の興味のみシステムおよび提案システムでは、被験者は以下の手順に従って、システムを利用した。

- (1) 各参加者がキーワードを入力する
- (2) 手札にスポットとレビューが提示される
- (3) 手札から場に適宜スポットを追加しながら行き先決定の話し合いを行う
- (4) 行き先が 5 件まで決定したら実験を終了する
- (5) 評価アンケートに回答する

どのシステムでも、キーワード入力を終了した時点から、行き先が 5 件決定するまでの時間を計測している。

システム利用後の評価アンケートについて説明する。表 2 に用いた設問を示す。Q1 から Q4 まではすべてのシステムで共通の質問であり、システムの利用終了時に回答している。Q5 から Q8 は 3 つのシステム終了時のみ質問であ

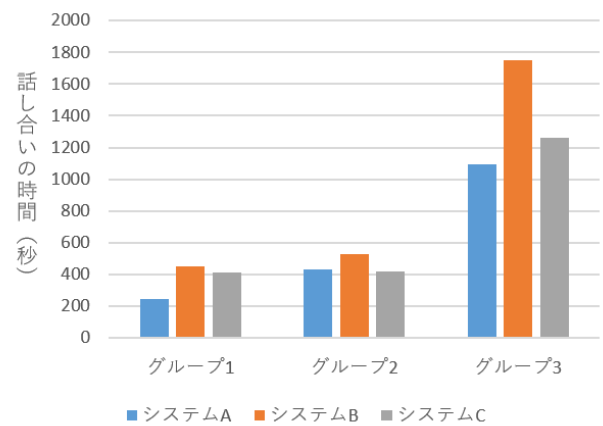


図 4 話し合い時間

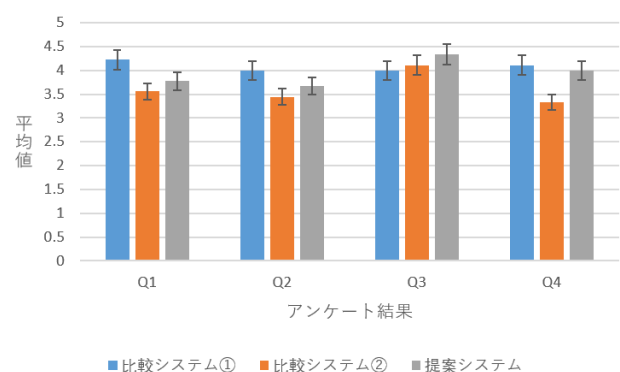


図 5 アンケート結果 (平均値): Q1-Q4

り、すべてが終了した時、すなわち提案システムの実験が終了した時に回答している。5 段階評価は、1 がそう思わない、5 がそう思うとなるリッカート尺度である。Q7, Q8 のシステム A, B, C はそれぞれ、興味の合成システム、自身の興味のみシステム、提案システムである。被験者には仕組みを気にせずに実験に参加してもらうため、単にシステム A, B, C とだけ提示している。

4.3 実験結果と考察

実験結果として、行き先決定に要した時間、評価アンケートの Q1 から Q4 の結果、Q5 と Q6 の結果、Q7 と Q8 の結果について述べ、考察する。まず、行き先の決定までに要した時間を図 4 に示す。

興味の合成システムでは、場に直接スポットを提示するため、各手札に提示したスポットを見て、場に出すものを選択する時間がないので、自身の興味のみシステム、提案システムより時間が短くなったものと考えられる。自身の興味のみシステム、提案システムに関しては、提案システムで決定までの時間が短くなった。他人の興味を含むレビューを提示することで、意見が一致しやすくなる候補スポットを適切に提示できたものと考えられる。

評価アンケートの結果を図 5, 図 6, 図 7 に示す。図 5 は、各システムを比較した設問の回答の平均値である。

表 2 評価アンケートの内容

Q1	提示した各観光地は適切でしたか？	1-5 段階		
Q2	各観光地に付与されたレビューは適切でしたか？	1-5 段階		
Q3	旅行先決定を楽しく行えましたか？	1-5 段階		
Q4	旅行先を決定しやすかったですか？	1-5 段階		
Q5	他人の興味に関するレビューがあることは、場に出すときの判断に有効でしたか？	1-5 段階		
Q6	他人の興味に関するレビューがあることは、行き先決定に有効でしたか？	1-5 段階		
Q7	システム A,B,C では、どちらの方が旅行先決定を楽しく行えましたか？	A	B	C
Q8	システム A,B,C では、どちらの方が旅行先を決定しやすかったですか？	A	B	C

表 3 設定した行き先のエリア

	興味の合成	自身の興味のみ	提案システム
グループ 1	北海道	熊本	沖縄
グループ 2	熊本	沖縄	北海道
グループ 3	沖縄	北海道	熊本

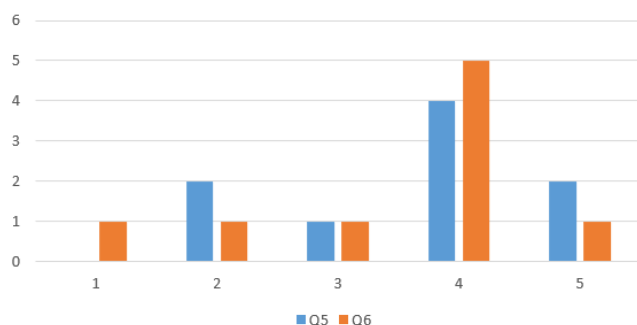


図 6 アンケート結果：Q5,Q6

全体的な傾向としては、すべての回答が3を上回っており、ネガティブな回答は少ないことがわかる。また、エラーバーより、多くの回答者の値にブレは少ないことがわかる。Q1, Q2 から、各システムのスポットおよびレビューの抽出アルゴリズムはほぼ同じであるため、差が出るとしたら入力キーワードによる差となると考えられる。どのシステムにおいても、回答に差が見られないことから、どのキーワードでも適切に候補スポットを提示できていたと考える。

Q3 では、どのシステムも高い評価であり、旅行先決定のプロセスとして、実験方法は問題が無かったと考えられる。Q4 では、自身の興味のみシステムの評価が相対的に低い結果となった。興味の合成システム、提案システムでは、提示するレビューに他者の興味も反映された結果になる。そのため、他者の興味に関するレビューを提示することが行き先決定のしやすさにつながった可能性が考えられる。なお、この評価アンケートは各システムによる実験後に行っているため、最初に行う興味の合成システムでは、絶対評価であるのに対し、他のシステムは無意識に相対評価になっている可能性も考えられる。このような順序効果について、また、結果の有意差については今後被験者数を増加させた実験を行うことで、実験の精度を高める必要があると考えている。

図 6 は、アンケート Q5 および Q6 の結果である。これ

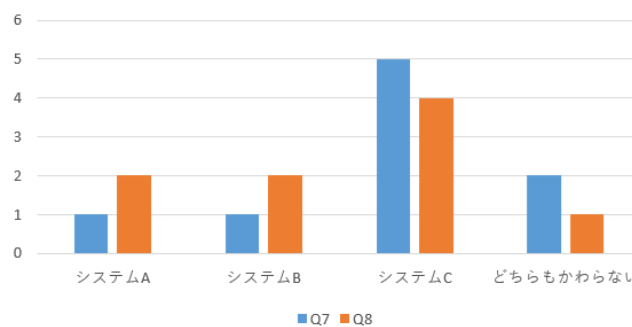


図 7 アンケート結果：Q7,Q8

らの設問は、提案システムについてのみの質問であり、直接的に他人の興味レビューの効果について評価するための質問となっている。Q5 および Q6 の結果から、提案システムにより、半分以上の参加者が他人の興味に関するレビューがあることは、場に出すときの判断に有効であり、行き先決定に有効であると回答していることがわかる。このことから、他者の興味レビューを示すことは、複数人の意思決定にポジティブな効果があることを確認した。システムの設計上、他人の興味に関するレビューと自分の興味に関するレビューに同じものが出現することがある。被験者が回答した自由記述にこのケースに遭遇したことが書いてあり、その被験者の評価は低かった。また、自由記述より、その後の話し合いでどのような興味であるかは互いに確認するため、事前に他人の興味レビューが表示されることにに対する効果を感じない被験者も存在した。

図 7 は、アンケート Q7 および Q8 の結果である。これらの質問は、3つのシステムによる実験の終了時に回答しており、各システムを直接的に比較した評価を行うための質問である。Q7 および Q8 とともに、被験者の多くが提案システム（システム C）を選択している。このことより、他人の興味を含むレビューを提示し、他人の嗜好に合致しそうかどうかという情報を出す手法が旅行先決定を楽しく行うことに効果的であり、複数人で行く旅行先を決定しやすくなると考える。一方、少数ではあるが、興味の合成システム、自身の興味のみシステムが決定やすいと思う人もある。原因としては、提案システムでは他者の興味レビューを含めて、候補に出すスポットを考える必要がある面で、負荷が大きくなることが考えられる。また、自身で候補を

決めて提案するという積極的な参加姿勢が求められることから負荷を感じると考えられる。このような、認知的、心理的な負荷については、被験者への聞き取りを進め、原因を明らかにするとともに、負荷の軽減をどのように実現するかは今後の課題であると考えている。

5. まとめと今後の課題

本研究では、推薦システムを用いて候補を提示し、旅行者が多人数である場合において、旅行先についての会話を促すことで合意形成支援を行うフレームワークを設計し、実装した。実験の結果、複数人の場合、他者の興味に基づくレビュー提示が意思決定に有効である可能性を確認した。今後の課題として、今回の実験では被験者数が少ないため、被験者数を増やした評価実験をおこなうことを考えている。また、場に提示したスポットは各参加者が手札に選択したスポットだけである。場に出されたスポットから自動的に候補を追加する機能の考案も必要であり、また地理的な関係性を考慮して、選択支援するような機能も必要であると考えている。認知的負荷や心理的負荷を考慮し、各参加者に応じた話し合いへの貢献が可能となる機能についても検討する必要がある。

謝辞 本研究の一部は、2020 年度科研費基盤研究 (B)(課題番号: 19H04118) によるものです。ここに記して謝意を表すものとします。

参考文献

- [1] 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,” 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), 第 2015 巻, pp. 1-8, mar 2015
- [2] 張 一鳴, 北山 大輔, “複数人による行き先決定時における他者の興味に基づくレビュー提示の効果,” 第 12 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum 2020), P1-31, オンライン会議, 2020 年 3 月,
- [3] 伊達賢志, 北須賀輝明, 糸川剛, 有次正義, “旅先での観光地選び支援のためのブログを用いた観光地の印象抽出手法”, マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2011 論文集, 2011 巻, pp. 1566 - 1579, 2011
- [4] G. Salton, “Automatic text processing: the transformation, analysis and retrieval of information by computer”, Addison-Wesley, 1988 .
- [5] 宇野 都, 植竹 朋文, “ユーザの興味を考慮した観光プラン推薦システムの提案”, 第 79 回全国大会講演論文集, 2017 巻, pp. 207-208, 2017, mar
- [6] 中西昌武, 木下栄蔵, “集団意思決定ストレス法の集団 AHP への適用”, 日本オペレーションズ・リサーチ学会論文誌集, 41 巻 4 号, pp. 560-571, 1998
- [7] 谷口 雄大, 北山 大輔, “複数人による選択店舗の構造類似性に基づく飲食店推薦システム”, DEIM Forum 2017 論文集, 2017 巻, pp. 4-6, 2017
- [8] 大木真, 工藤海人, 徳永弦己, “集団意思決定におけるチーム指向性の定量評価とその応用”, 知能と情報, 30 巻 4 号 pp. 605-612, 2018
- [9] 下室 孝平, 宮部 真衣, 吉野 孝, “複数人での食事メニュー決定支援のための食事嗜好可視化システムの提案”, 2017

- 年度 情報処理学会関西支部 支部大会 講演論文集, 2017 巻, 2017, sep
- [10] Dinghan Shen, Guoyin Wang, Wenlin Wang, Martin Renqiang Min, Qinliang Su, Yizhe Zhang, Chunyuan Li, Ricardo Henao, Lawrence Carin, “Baseline Needs More Love: On Simple Word-Embedding-Based Models and Associated Pooling Mechanisms”, ACL 2018, arXiv:1805.09843, 2018