

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とその評価

張 一鳴[†] 北山 大輔[†]

[†] 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24-2

E-mail: [†]tem19011@ns.kogakuin.ac.jp, ^{††}kitayama@cc.kogakuin.ac.jp

あらまし 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、複数人による、旅行先決定を支援するシステムを設計し、そのシステムで必要となる、観光地検索結果に、自分を含む参加者の好みに合致すると考えられるレビューを表示する手法を提案する。このことにより、合意に至る話し合いを促進できると考える。本論文では、多量の被験者を用いて、他者の興味レビューを表示する効果の実験を行った。その結果、参加者の興味レビュー表示がある時、合意に至りやすいと確認した。

キーワード 推薦, 観光, 複数人

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、Trip²、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、旅行客全体の 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。

この解決策として、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。我々は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 [3] において小規模なユーザ評価実験を行った。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。本論文では、多量の被験者を用いて、他者の興味レビューを表示する効果の実験を行い、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説明する。4 章では実験とその評価について説明する。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、置き換えることも可能であると考えられる。

伊達ら [4] 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 [5] 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 [6] は、ユーザが入力した目的地とテーマを用いて、観

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

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

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

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思われる。

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[7]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[8]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[9]は、企業や自治体等での複数人で行う意思決定の場面において、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[10]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

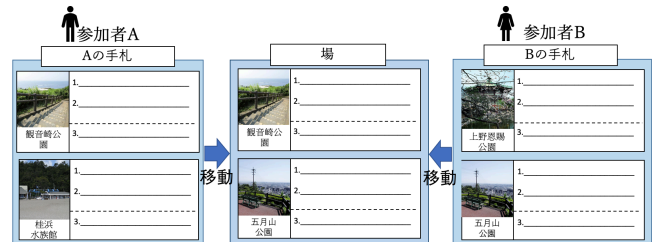


図1 検索されたスポットの例

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と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、参加者のに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-NEologd⁴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inferred、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

4: <https://github.com/neologd/mecab-ipadic-neologd>

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 |

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 [11] 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)。

$$\mathbf{r}_i^{\max} = \max - \text{pooling}(v_1, v_2, \dots, v_L) \quad (1)$$

$$\mathbf{r}_i^{\min} = \min - \text{pooling}(v_1, v_2, \dots, v_L) \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_i = & (\text{absmax}(\mathbf{r}_i^{\max}_1, \mathbf{r}_i^{\min}_1), \\ & \text{absmax}(\mathbf{r}_i^{\max}_2, \mathbf{r}_i^{\min}_2), \\ & \dots, \text{absmax}(\mathbf{r}_i^{\max}_D, \mathbf{r}_i^{\min}_D)) \end{aligned} \quad (3)$$

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群平均法の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

を合計することで、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。単語ベクトルの合計は、各ベクトルのノルムを用いて正規化を行なった後に合計している。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。

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

式中の \mathbf{u} はあるクラスタの興味ベクトル、 \mathbf{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。

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

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、 \mathbf{s} に代わりレビューベクトル \mathbf{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。

⁵: <https://yag-ays.github.io/project/swem/>

参加者1

手順

1. エリアを選択してください.
2. キーワードを入力してください.
3. 提出をクリックしてください.

| | | | |
|-----|----|----|----|
| 東京都 | | | |
| 山 | 温泉 | 神社 | 道路 |
| 提出 | | | |

図2 参加者がキーワードを入力

| | |
|--|--|
| 手札 | 場に表示 |
| <div><p>□1. しなわ水旅館【動物園、水旅館】</p><p>品川区の区民公園の中にある水旅館です。イルカのショーやアシカのショー、トンネル水槽、クラゲの展示などがあり楽しめます。家族連れでいつも賑わっている親しみやすい水旅館です。</p><p>広すぎず狭すぎず、ちょうどいい広さの水旅館でした。アシカやイルカのショーもあるし、魚の観察もたくさんで楽しめました。</p><p>「他A」：品川区の区民公園の中にある水旅館です。イルカのショーやアシカのショー、トンネル水槽、クラゲの展示などがあり楽しめます。家族連れでいつも賑わっている親しみやすい水旅館です。</p><p>more..</p></div> | <div><p>大森貝塚遺跡公園</p><p>品川区にある大森貝塚です。大田区は石狩ですが、こちらは地層の復元模型などもある、史跡公園になっています。</p><p>米人モース博士が明治時代に発見した縄文時代の貝塚遺跡が公園になっています。日本の古代史研究の礎になったという歴史的発見の場跡にしては素晴らしい公園。ここで知られた人々が多く発見されたので日本の古代人は偉人という説があったという。後援にも関係した土の層の中にモース博士の銅像があるくらいで公園入口の「大森貝塚遺跡公園」の標識が無ければ歴史的意義を発見できない。</p><p>more..</p></div> |
| <div><p>□2. サンシャイン水旅館【動物園、水旅館】</p><p>ペンギンやアシカのショーが周辺で見れる上にメイン水槽でのショー。子供連れだけでなく大人も楽しめる水旅館でした。</p><p>動物園といった印象にあるイメージで、交通の便がよくないですが、サンシャイン水旅館は都会にあるのが行きます。また、アシカが泳いでいる水槽は下から見ることが出来、面白かったです。</p><p>「他A」：ペンギンやアシカのショーが周辺で見れる上にメイン水槽でのショー。子供連れだけでなく大人も楽しめる水旅館でした。</p><p>more..</p></div> | <div><p>秋川公園マスコット</p><p>東京とは思えない自然の中でマスコットをすることができます。初めての鳥釣りでしたが子どもたちははしゃいでいました。</p><p>ルアーなどより、イクラなどのエサで竹竿で釣りに釣れます。小さな子どもさんのご家庭には釣り体験できて良いと思います。</p><p>東京にある野山にある釣り場です。近くにキャンプ場や釣り場もあり釣りだけでなく一日中遊ぶことができます。</p><p>more..</p></div> |
| <div><p>□3. 小野神社【武蔵国一之宮小野神社】【神社】</p></div> | |

図3 提示したスポットとレビュー

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依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に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

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8件のスポットを提示する。そのため、 N_1 はクラスタ数の2倍を設定し、 N_2 は $8 - N_1$ 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。

この実験では、以下の2つの評価を行うために、2つの測定を行った。

- RQ1:他の参加者の興味レビューが表示されることで、被験者が候補に出すスポットが変化するのか

- RQ2:参加者の興味レビュー表示がある時に選択された候補と、無い時に選択された候補を比較して、合意に至りやすいのはどちらか

測定1は、以下の2パターンの実験を行った。

- 提示なし:他者の興味に合致しそうなレビュー提示なし
- 提示あり:他者の興味に合致しそうなレビュー提示あり

この測定では、同じキーワードを入力として、同じスポット集合に対して、行った。この時、被験者が回答した設問を表2に示す。

測定2は、測定1に提示したスポットを利用する。レビューの提示は削除し、じゃらんのURLのみを参考情報として示し、測定を行って評価する。参加者全員の興味を明らかにした上で、合意に至りそうなスポットを被験者に選んでもらう。被験者が選んだ3つのスポットに対して、測定1における「提示なし」でのスポットの選択確率と「提示あり」でのスポットの選択確率のどちらに近いかを比較する。比較手法はRMSE(Root Mean Square Error)(式6)を利用する。式6中の d_i は、測定2の選択確率であり、 f_i は実験1の「提示なし」もしくは「提示あり」の選択確率である。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_i - f_i)^2} \quad (6)$$

4.2 実験内容

測定1の被験者はクラウドワークス⁷で応募した、「提示なし」は599人であり、「提示あり」は598人である。

測定1は以下のように設定する。あなたは、次の連休に2名の友人と一緒に旅行に行くことを考えている。旅行先としてタスク中で指定するキーワードに関する旅行先に行きたいと考えている。表3に示した6グループのキーワードとエリアを利用し、システムを用いて得られた8つの検索スポットとそのレビューを図4, 図5のように示した。「提示なし」と「提示あり」

6: <https://www.jalan.net/kankou/>

7: <https://crowdworks.jp/>

表 2 アンケート内容

| | |
|---|----------------------|
| Q1. 観光スポットはあなたの興味を反映したものとして適切でしたか？ | 1-5 段階 |
| Q2. 観光スポットに付与されたレビュー文はあなたの興味を反映したものとして適切でしたか？ | 1-5 段階 |
| Q3. 一緒に旅行に行く友人に提案するスポットを 3 つ選択ください. | 8 つスポットから 3 つスポットを選択 |

| |
|--|
| <p>1. 【A】元測江公園</p> <p>1. 1 2 月になると、公園内がイルミネーションで美しくなります。光のトンネルや、船や気球のモニュメント、木についた電飾が美しいです。無料で楽しめるので、近い人はおすすめです。駅からは、街路樹に電飾がついていてるので、歩いて訪れてもきれいです。</p> <p>2. 生物園の前にある大きな公園です。生物園の傍りに遊びました。セットで遊ぶと楽しい 1 日になりそうです。北千住駅からバスで行きました。</p> |
| <p>2. 【B】東京港野鳥公園</p> <p>1. 東京港野鳥公園に行ってきました。一人で公園まで行きました。のんびりとしてました。散歩もしました。</p> <p>2. 野鳥や水辺の生きものにぎわう公園です。バードウォッチングが出来ます。お手軽なレジャーとして駐車場もあって子供連れにおすすめです。</p> |
| <p>3. 【C】しながわ区民公園</p> <p>1. 品川の区民公園です。公園というかちょっとした日本庭園のような雰囲気です。よく子供連れの家族が散歩に来ていたり、池の近くでクッチをしている人、運動やランニングしている人、休憩している人など様々です。みんなの憩いの場所です。</p> <p>2. 敷地が広く、緑も多いのでのんびり過ごせると思います。大きな池を眺めながら家族でお散歩に来てはどうでしょうか。</p> |

図 4 「提示なし」の提示スポットとレビューの一部

| |
|--|
| <p>1. 【A】元測江公園</p> <p>1. 1 2 月になると、公園内がイルミネーションで美しくなります。光のトンネルや、船や気球のモニュメント、木についた電飾が美しいです。無料で楽しめるので、近い人はおすすめです。駅からは、街路樹に電飾がついていてるので、歩いて訪れてもきれいです。</p> <p>2. 生物園の前にある大きな公園です。生物園の傍りに遊びました。セットで遊ぶと楽しい 1 日になりそうです。北千住駅からバスで行きました。</p> <p>3. 朝早くからウォーキングや犬の散歩、釣り、野球などする人たちが大変にぎわっています。地元の人憩いの場所なんですね。敷地内にも有料で生物園があります。</p> |
| <p>2. 【B】東京港野鳥公園</p> <p>1. 東京港野鳥公園に行ってきました。一人で公園まで行きました。のんびりとしてました。散歩もしました。</p> <p>2. 野鳥や水辺の生きものにぎわう公園です。バードウォッチングが出来ます。お手軽なレジャーとして駐車場もあって子供連れにおすすめです。</p> <p>3. 海と隣接して自然と融合している公園です。バードウォッチングもできて、散策が楽しめました。水辺がいっぱいあり、癒やされました。</p> |
| <p>3. 【C】しながわ区民公園</p> <p>1. 品川の区民公園です。公園というかちょっとした日本庭園のような雰囲気です。よく子供連れの家族が散歩に来ていたり、池の近くでクッチをしている人、運動やランニングしている人、休憩している人など様々です。みんなの憩いの場所です。</p> <p>2. 敷地が広く、緑も多いのでのんびり過ごせると思います。大きな池を眺めながら家族でお散歩に来てはどうでしょうか。</p> <p>3. バーベキュー場や遊具のあるところ、無料の自転車貸し出しがあり、併設してしながわ水族館もあるので 1 日楽しめます。</p> |

図 5 「提示あり」の提示スポットとレビューの一部

の 1, 2 番目のレビュー文は、自分の興味を考慮したレビュー文である。「提示あり」の 3 番目のレビュー文は友人が検索に用いたキーワードに基づくレビュー文である。この時、友人も自分同様に旅行の行き先を提案しようと候補を検索しているものとする。被験者が一緒に旅行に行く友人に提案するスポットを 3 つ選択し、アンケートに回答する。

測定 2 の被験者はクラウドワークスで応募した、593 人である。人物 A、人物 B、人物 C は測定 1 と同じく、興味とエリアを表 3 のように設定した。表 4 のようなスポットを被験者に提示する。表 4 の例は、提示したスポットは「動物園」「夜景」「公園」というキーワードによって検索された結果である。被験者がスポットの URL よりレビュー文を読んで、合意に至りそうなスポットを 3 つ選択する。

4.3 実験結果と考察

測定 1 における、評価アンケートの Q1 と Q2 は、被験者に

提示したスポットとレビューの妥当性を確認するためのものである。結果を表 5（提示なし）、表 6（提示あり）に示す。

測定 1 に対して、提示したスポットとレビューでは、「十分適切だった」、「やや適切だった」の票数が 88%を超えて、平均値が 4.2 であり、候補スポットとレビューは妥当なものが提示できたものとする。

「提示あり」では、検索結果中のレビュー 3 において、全スポットのレビュー 3 の中で出現頻度が高いキーワードが存在すると、そのスポットの票数が多くように見える。例えば、「海」、「水族館」の出現頻度が高いスポットである。「東京港野鳥公園」と「しながわ区民公園」の票数が高い。これは、レビュー 3 が友人が検索に用いたキーワードに基づくレビュー文であることを伝えているため、他者の興味を読み取った結果であると考えられる。一方、レビュー 3 から、友人の興味を読み取れない場合、票数が低くなるように見える。例えば、「テレコムセンター展望台」と「カレッタ汐留 46 階展望スペース」は他のレビュー 3 に出現するキーワードが出現しておらず、「提示あり」の票数が低くなったと考える。「元測江公園」のレビュー 3 では、設定した友人の興味キーワードを含んでいるものの、「釣り」が一回しか出現しないため、参加者が他の人の興味に関連するとは判断せず、票数が低くなったと考える。

レビュー 1, 2 とレビュー 3 の類似度を計算した結果は、票数の変化が大きい方（「元測江公園」、「東京港野鳥公園」）が、レビューの類似度も高いことを示した。

RQ1 の観点について考察する。グループ 1 を例として、詳細に説明する。表 7 は、グループ 1 評価アンケートの Q3 の結果である。「提示なし」、「提示あり」における各スポットの票数を示した。まず、「提示なし」、「提示あり」票数の変化を説明する。人気が高いスポットについては、「提示なし」、「提示あり」、両方の票数も高い。例としては、「上野恩賜公園」、「お台場海浜公園」など、「提示なし」、「提示あり」両方の票数が 50 票程度がある。

RQ2 の観点について考察する。まず、測定 1 と測定 2 の各スポットの選択確率を利用し、被験者が選んだ 3 つのスポットに対して、「提示なし」でのスポットの選択確率と「提示あり」でのスポットの選択確率はどちらの選択確率が高いかを比較する。比較手法としては、RMSE を利用する。結果は、表 8 に示した。結果によって、測定 2 の選択確率と「提示なし」の RMSE 値は、測定 2 の選択確率と「提示あり」の RMSE 値より高くなり、「提示あり」は「提示なし」より、結果が良いと言える。測定 1 と測定 2 の結果として、参加者の興味レビュー表示がある時、合意に至りやすいスポットを選択できることを確認した。

グループ 1 の参加者の選択スポットを表 9 に示し、それを例に説明する。測定 2 に対して、「提示なし」と「提示あり」両方

表 3 設定したキーワードとエリア

| グループ | 自分 | 友人 A | 友人 B | エリア |
|------|---------------|---------------|---------------|-----|
| 1 | 動物園、夜景、公園 | 水族館、海 | 釣り、バーベキュー | 東京 |
| 2 | 博物館、山、自然 | 水族館、海 | 釣り、バーベキュー | 東京 |
| 3 | 神社、温泉、体験 | 水族館、海 | 釣り、バーベキュー | 東京 |
| 4 | 自然、バーベキュー、動物園 | 歴史、神社、夜景 | 公園、海、温泉 | 熊本 |
| 5 | 歴史、神社、夜景 | 公園、海、温泉 | 自然、バーベキュー、動物園 | 熊本 |
| 6 | 公園、海、温泉 | 自然、バーベキュー、動物園 | 歴史、神社、夜景 | 熊本 |

表 4 測定 2 のスポットの例とその URL

| スポット名 | URL |
|-------------------|---|
| 元渕江公園 | www.jalan.net/kankou/spt_13121ah3330042439/ |
| 東京港野鳥公園 | www.jalan.net/kankou/spt_13111ah3330043649/ |
| しながわ区民公園 | www.jalan.net/kankou/spt_13109ah3330041109/ |
| 上野恩賜公園 | www.jalan.net/kankou/spt_13106ah3330041103/ |
| お台場海浜公園 | www.jalan.net/kankou/spt_13103ah3330042069/ |
| テレコムセンター展望台 | www.jalan.net/kankou/spt_guide000000151402/ |
| 葛西臨海公園 | www.jalan.net/kankou/spt_13123ah3330041133/ |
| カレッタ汐留 46 階展望スペース | www.jalan.net/kankou/spt_guide000000177389/ |

の票数が多かった「上野恩賜公園」と「元渕江公園」は、測定 2 では票数が低くなった。一方、「しながわ区民公園」と「お台場海浜公園」の票数は測定 2 でも高かった。「テレコムセンター展望台」と「カレッタ汐留 46 階展望スペース」では、測定 1 と同様に、票数が低かった。これらと、表 7 の各結果との RMSE は、提示なし 0.080、提示あり 0.059 と、提示ありの方が低くなった。

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。多量の被験者を用いて、他者の興味レビューを表示する効果の実験を行い、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ことを確認した。

今後の課題として、今回は事前に準備したスポットとレビューを利用し、実験をしたが、次回はシステムを用いて、被験者が自由にキーワードを入力して、実験をすると考える。今回の実験は 3 人を設定したが、人数が増える場合、使用する際に問題があるのかの確認が必要と考える。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。

6 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。

文 献

- [1] 奥蘭基, 牟田将史, 平野廣美, 益子宗, 星野准一. Recommendation system of sightseeing area for groups. *IPSJ SIG technical reports*, Vol. 2015, No. 19, 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, mar 2020.
- [3] 張一鳴, 北山大輔. 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. 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), aug 2020.
- [4] 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, 第 2011 巻, pp. 1566–1579, jun 2011.
- [5] Gerard Salton. *Automatic Text Processing: The Transformation, Analysis, and Retrieval of Information by Computer*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., USA, 1989.
- [6] 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, 第 2017 巻, pp. 207–208, mar 2017.
- [7] 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, 第 41 巻, pp. 560–571, 1998.
- [8] 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. 第 9 回データ工学と情報マネジメント, pp. 4–6, mar 2017.
- [9] 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, 第 30 巻, pp. 605–612, 2018.
- [10] 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, No. 2017, sep 2017.
- [11] Dinghan Shen, Guoyin Wang, Wenlin Wang, Martin Renqiang Min, Qinliang Su, Yizhe Zhang, Chunyuan Li, Ricardo Henao, and Lawrence Carin. Baseline needs more love: On simple word-embedding-based models and associated pooling mechanisms, 2018.

表 5 「提示なし」のアンケート結果：Q1, Q2

| | 1. 全く適切 ではなかった | 2. あまり適切 ではなかった | 3. どちらとも 言えない | 4. やや 適切だった | 5. 十分 適切だった | 平均値 |
|----|-------------------|--------------------|------------------|----------------|----------------|------|
| Q1 | 0 | 22 | 51 | 300 | 226 | 4.21 |
| Q2 | 0 | 22 | 56 | 321 | 200 | 4.16 |

表 6 「提示あり」のアンケート結果：Q1, Q2

| | 1. 全く適切 ではなかった | 2. あまり適切 ではなかった | 3. どちらとも 言えない | 4. やや 適切だった | 5. 十分 適切だった | 平均値 |
|----|-------------------|--------------------|------------------|----------------|----------------|------|
| Q1 | 0 | 25 | 54 | 294 | 226 | 4.20 |
| Q2 | 0 | 19 | 49 | 291 | 239 | 4.25 |

表 7 グループ 1 のアンケート結果：Q3

| | 元渚江 公園 | 東京港 野鳥公園 | しながわ 区民公園 | 上野 恩賜公園 | お台場 海浜公園 | テレコム センター 展望台 | 葛西海浜 臨海公園 | カレッタ汐留 46 階展望 スペース |
|---------------------------------|-----------|-------------|--------------|------------|-------------|---------------------|--------------|--------------------------|
| 「提示なし」 票数 | 49 | 15 | 13 | 65 | 48 | 25 | 46 | 47 |
| 「提示あり」 票数 | 30 (↓) | 29 (↑) | 27 (↑) | 64 | 53 | 13 (↓) | 51 | 33 (↓) |
| レビュー 3 に提示した 興味 | 釣り | 海 | 水族館 | 水族館 | 水族館 | ー | 海 水族館 | ー |
| レビュー 1,2 と レビュー 3 の類似度 | 0.59 | 0.66 | 0.59 | 0.54 | 0.53 | 0.57 | 0.47 | 0.55 |

表 8 「提示なし」と「提示あり」の測定 2 の RMSE 値

| グループ | 提示なし | 提示あり |
|------|-------|-------|
| 1 | 0.080 | 0.059 |
| 2 | 0.050 | 0.048 |
| 3 | 0.056 | 0.047 |
| 4 | 0.059 | 0.057 |
| 5 | 0.029 | 0.023 |
| 6 | 0.032 | 0.017 |
| 平均値 | 0.051 | 0.042 |

表 9 グループ 1 のアンケート結果：測定 2

| | 元渚江 公園 | 東京港 野鳥公園 | しながわ 区民公園 | 上野 恩賜公園 | お台場 海浜公園 | テレコム センター 展望台 | 葛西海浜 臨海公園 | カレッタ汐留 46 階展望 スペース |
|-------------|-----------|-------------|--------------|------------|-------------|---------------------|--------------|--------------------------|
| 測定 2 の票数 | 18 | 19 | 47 | 32 | 65 | 17 | 66 | 18 |