

観光ガイドプランニングのためのユーザ特性と 社会的距離に基づく最適化手法の提案

柴田 将寿[†] 王 元元^{††} Panote Siriaraya^{†††} 山口 琉太[†]

栗 達[†] 河合 由起子^{†,†††} 下條 真司^{†††}

[†] 京都産業大学コンピュータ理工学部 〒603-8555 京都府京都市北区上賀茂本山

^{††} 山口大学大学院創成科学研究科 〒755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1

^{†††} 京都工芸繊維大学 〒606-8585 京都市左京区松ヶ崎橋上町

^{††††} 大阪大学サイバーメディアセンター 〒567-0047 大阪府茨木市美穂ヶ丘 5 番 1 号

E-mail: [†]{g1744609, g1854012, lida, kawai}@cc.kyoto-su.ac.jp ^{††}y.wang@yamaguchi-u.ac.jp

^{†††}spanote@gmail.com ^{††††}shimojo@cmc.osaka-u.ac.jp

あらまし COVID-19 以降, ソーシャルディスタンス (物理的距離) を考慮した行動変容が世界中で急速に求められているが, 観光や教育, 医療分野では, リモートで全てのサービスを提供することには限界がある. 特に, 日本の観光市場では甚大な経済的損失となっている. このような背景のもと, 近年注目されている MaaS (Mobility as a Service) は, 物理的距離を考慮した行動の目的解決として活用できる. しかしながら, Airbnb Experience や Huber の観光に対するシェアリングエコノミーは, タイムシェアにより 1 人のヒューマンアセット (資産を含めた知識) を長時間独占利用するため, 時間や金銭のコストが高く生産性が低い. これは, 複数のユーザが同時にヒューマンアセットのガイドを共有できないことに起因する. そこで, 本研究では, ガイドおよび現地やリモートにいるユーザ情報を取得分析し, 3 密とならない社会的距離 (他者との密度を示す混雑具合) を保ちつつユーザの嗜好性にあったガイドおよびスポット (Point of Interest: POI) を順路を含めてプランニングする新たなガイドシェアリングサービスの実現を目指す. ユーザは希望の所要時間や観光したい POI 数等の簡易な条件を選択するのみで, ガイドは案内可能な POI の案内内容を登録するだけで, 事前のユーザとのコミュニケーションを最小限としたリアルタイムでの観光ガイドプランニングを提供できる. 提案するプランニング手法は, 距離, 時間, 価格, 意味コストに基づき最適化し, ユーザが指定した POI 数で POI, ガイド, 参加ユーザが最小コストとなる移動順でそれら 3 種類 (POI, ガイド, 参加ユーザ) を同時にプランニングできる. 本稿では, 提案手法より実装した POI とガイドを順路を含めてプランニングする, 観光ガイドプランニングシステムを用いて実施した 68 名のユーザによる評価実験について検討する.

1. はじめに

近年, COVID-19 により時差出勤等の密閉, 密集, 密接 (3 密) とならないソーシャルディスタンス (物理的距離) を考慮した行動変容が世界中で急速に求められている. テレワークでは, IoT 基盤を利用したモバイル端末での他人との物理的接触を一切伴わないコミュニケーションが可能となった. 一方で, 観光や教育, 医療分野では, リモートで全てのサービスを提供することには限界がある. 特に, 経済効果が 840 兆円である日本の観光市場では, 甚大な経済的損失となっている. このような背景のもと, 近年注目されている MaaS (Mobility As A Service) [1] [2] [3] は物理的距離を考慮した行動の目的解決として活用できる. MaaS のサービスはアセット (資産) やヒューマンアセット (資産を含めた知識) をリアルタイムに共有できるシェアリングエコノミーサービス [4] [5] [6] [7] の重要基盤で

ある. しかしながら, Airbnb^(注1) Experience や Huber^(注2) の観光に対するシェアリングエコノミーは, タイムシェアにより 1 人のヒューマンアセットを長時間独占利用するため, 時間や料金のコストが高く生産性が低い.

そこで, 本研究では, ガイドおよび現地やリモートにいるユーザの位置情報, 属性情報, 評価情報を取得分析し, 社会的距離 (他者との密度を示す混雑具合) を考慮しつつユーザの知識, 興味といった嗜好性にあった順路化したガイドおよびスポット (アセット) を同時に推薦する方式を提案する. ユーザは現在地あるいは指定した地域内で推薦されたスポットとガイドを選択するのみで, ガイドは案内可能なスポットでの案内内容 (案内時間や言語, コメント等) を登録するだけで, 事前のユーザとのコミュニケーションを最小限とした案内サービスを提供できる. また, 提案するコスト最適化手法は複数スポットとガイドの推薦も可能であり, ユーザが指定したスポット数で

(注1) : <https://www.airbnb.jp/>

(注2) : <https://huber.co.jp/>

スポットとガイドが最小コストの移動順で推薦できる。本稿では、ガイドとユーザの時空間的制約および嗜好性に基づき、順路化した複数のガイドおよびスポットを推薦する手法を提案し、実装したプロトタイプについて述べる。

以下、2章では観光ガイドプランニングシステムの概要について述べ、関連研究と比較する。4章ではユーザ特性に基づく複数ガイド推薦手法について説明し、5章では実際に作成したシステムについて述べ、最後に6章で最適化手法の検証とまとめと今後の課題を述べる。

2. 観光ガイドプランニングシステム

2.1 観光ガイドプランニングの概要

図1に、我々が提案する観光ガイドプランニングシステムの概要を示す。観光ガイドプランニングでは、POIに対する個人の知識を高い満足度でシェアリングしてもらうためにガイドとユーザの知識や嗜好に基づいて、POIとガイドと他の参加者との複合的なマッチングおよび順位の最適化を行うシステムである。このシステムではユーザに対して最適なPOIだけでなく、ユーザとガイド、さらにユーザとユーザのマッチングも行う。ユーザとガイドのマッチングでは、ガイド側で案内可能なPOI情報、日時、ガイド時間、料金、言語の登録、ユーザ側で希望のPOI情報や日時、言語の登録を行い、これらの事前登録情報の条件に類似するガイド推薦を行う。また、複数スポットとガイドの推薦も可能であり、ユーザが指定したスポット数でスポットとガイドが最小コストの移動順で推薦を行う。ユーザとユーザのマッチングでは、複数のユーザレビューに対してテキスト分析を行い協調フィルタリングから算出される関連度を表す特徴ベクトルからコサイン類似度で他ユーザとの類似性を調べる。特に本論文では、ユーザと複数のPOIにおける異なるガイドとのマッチングに着目し、ガイドがPOIに登録した情報からユーザが物理的距離を考慮しつつ観光する最適の順路でPOIとガイドを推薦する最適化手法について述べる。

2.2 関連研究

本節ではシェアリングエコノミーとガイドマッチングに関連する研究としてユーザレビューに基づく推薦手法に関する研究と本研究に関する相違点について述べる。

2.2.1 シェアリングエコノミー

シェアリングエコノミーの研究開発は社会サービスとして広く取り組まれている。Fangら[8]は、Uber^(注3)やLyft^(注4)などの共有プラットフォームの最適な設計手法の問題について触れており、その中でも共有におけるコスト（価格）と補助金の設計に焦点を当てて研究を行い、プラットフォームには補助金による共有を促進する強いインセンティブがあることを示している。Shuaiら[9]らはシェアリングエコノミーのリソースの使用状況について分析し、バイク共有とサービス品質を改善できる3つのコンポーネントを持つeShareと呼ばれる使用バランス設計を提案している。Qiuら[10]はAirbnbでのオンライン

実験からユーザの信頼性を調べ、評価とレビューの相対的な有効性について述べている。Jacobら[11]はシェアリングエコノミーでの地理的な役割について調査しUberXとTaskRabbitのプラットフォームが堅牢であることを示している。

Tedjasaputraら[12]は、シェアリングエコノミーがコミュニティに労働環境と生活環境を作り出す多くの機会をもたらすスマートシティとなることを示している。

以上、シェアリングエコノミーのプラットフォーム設計手法や社会的・経済的効果に関する研究開発が取り組まれているが、これらは、ライドシェアリングに代表されるように「モノ」を対象としており、「人の知識」のシェアリングにまでは至っていない。本論文では人であるガイドを複数人でシェアすることで、ユーザの知識や興味にあったガイドをシェアリングする方式を提案している点が異なる。

2.2.2 ユーザレビュー分析

Amazon^(注5)や楽天^(注6)に代表されるようなECサイトでユーザレビューが記載されることは今では一般的となっており、そのようなECサイトの普及に伴いユーザレビューの活用、分析に関する研究は数多く行われている。Santosら[13]らはAirbnb、Couchsurfingなどのホスティングサービスでのユーザの否定的なレビューがサービスに損害を与える可能性について調査し、シェアリングエコノミーでのレビューは普通の宿泊施設より好ましい傾向にあることを示している。Lappasら[14]は既存のレビュー要約とレビュー選択の問題点を挙げ、レビューコーパス全体の統計的特性と一緒に保持するレビューの小さなサブセットを選択することにより、既存のレビュー要約方法とレビュー選択方法の間のギャップを埋めるアルゴリズムを提案している。Nguyenら[15]はマイクロレビューというモバイルデバイスを使用して投稿されるマイクロレビューで近似アルゴリズムとヒューリスティックアルゴリズムを用いることでエンティティのマイクロレビューを要約する問題に対処している。Yuら[16]はオンラインレビューの分析が関係者にとって有益な知識を生み出すことに着目し、品質係数を明示的に考慮した回帰モデルを提案し、この品質情報が容易に入手できない場合にどのように予測できるかを論じている。

既存のユーザレビュー分析では、他ユーザのレビュー評価を用いることでアイテムを評価するため、ユーザに対するアイテム推薦に留まっている。本研究はアイテムとなるPOIおよびガイドを単体に推薦するのではなく、ユーザ行動に合わせて場所や時刻を考慮した複数のPOIおよびガイドさらにはシェアする他ユーザを推薦する手法を提案している点が特異点である。

3. POI・ユーザ・ガイド特性に基づく最適化手法によるプランニング

本章では観光ガイドプランニングにおけるユーザ特性とガイド特性を定義し、それら特性からユーザに最適な複数のガイド推薦手法について述べる。

(注3) : <https://www.uber.com/>

(注4) : <https://www.lyft.com/>

(注5) : <https://www.amazon.co.jp/>

(注6) : <https://www.rakuten.co.jp/>

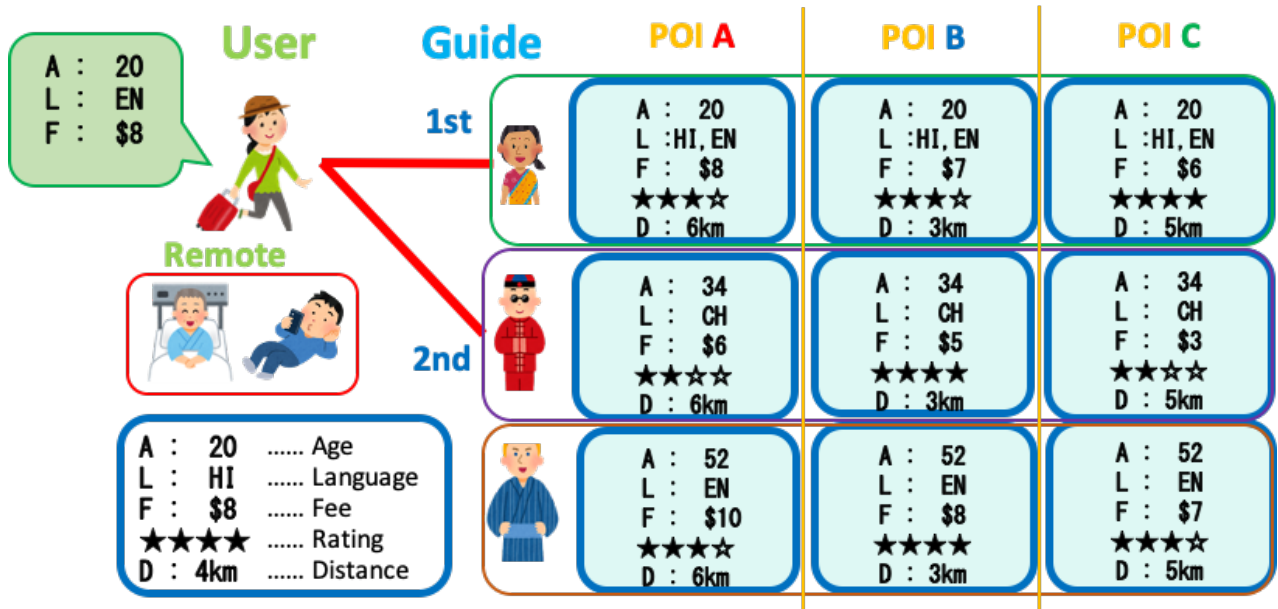


図 1 複数 POI および複数ガイドによる観光ガイドプランニング

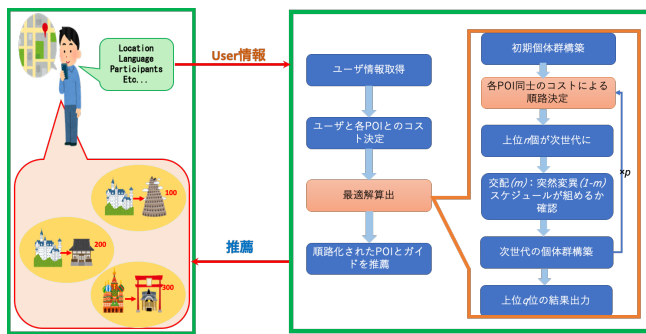


図 2 推薦システムの流れ

図 2 に提案した推薦システムの流れを示す。このシステムでは、まずユーザが開始時間や参加人数等の情報を入力する。その情報をシステムが受け取り、既にシステムに登録されているガイドの情報と合わせてガイドデータ毎に距離や時間のコストを算出する。それらを合算した総コストから最適化を行い、総コストの低い、順路化された POI とガイドを推薦する。例では、POI : A, B, C, D, E の 5 つの POI の 2 箇所を順番に観光する場合のプランニング結果として、POI : A → B のコストが 100 と最適プランニングとして推薦されている。経路の決定は、上記最適化の中で、作成された候補ごとにガイド開始時間と終了時間からユーザが設定した時間内で案内できるかを調べてから行われる。その後、決定された経路間の距離のコストも追加される。

3.1 POI・ユーザ・ガイドのコスト要因

マッチングでは、ガイドおよびユーザで下記の情報を登録する。

- ガイド登録情報：案内可能な POI 情報、日時、ガイド時間、料金、言語の登録、POI に対するコメント
- ユーザ登録情報：案内希望の POI 情報、日時、ガイド時間、料金、言語の登録、レビュー

レビューはガイド後に登録される情報で、リッカート尺度による評価を行う。ユーザとユーザとのマッチングは、場所や時刻といった時空間でのマッチング以外に、ユーザレビュー文章を用いる。レビュー分析より特徴語を抽出しそれら特徴ベクトルを用いてコサイン類似度を算出し推薦する。

ガイドでは POI についての説明、案内をユーザに対して行うので、満足度の高いガイドを実現するためには POI に関する知識を多く持っていることが望ましい。そこで、本研究ではガイドが POI についてどれほど詳しいのかを把握するために知識をガイド特性として扱う。ガイドの知識を抽出するために、まずガイドシェアリングシステムでガイド希望登録を行う際に記入するコメントを利用する。このコメントには自己紹介や POI についてどのようなことを知っているのかなどが書かれているので、POI に関する特徴語ベクトルを Word2Vec により獲得する。

3.2 距離と特性に基づくコスト最適化

本論文では、ユーザ行動に合わせた複数の POI およびガイドを順序付け推薦する。本節では、ユーザの希望の所要時間内に複数のガイド (POI) を推薦するための最適化要素と手法について述べる。

まず、コスト関数作成における要素を示す。

距離 1 : POI との距離, 2 : 参加人数, 3 : 混雑度

時間 1 : ガイド開始時間, 2 : ガイド終了時間

価格 1 : 参加料金

意味 1 : 言語, 2 : POI に対するレビュー, 3 : ガイドに対するレビュー, 4 : 他ユーザとの類似度

これらの要素を用いてコスト算出を行う。コスト算出は POI との距離 ΔD は、ユーザ位置との距離差 ΔD と定数 Cd を乗算した値、

$$Cost_D = \Delta D * Cd \quad (1)$$

$$\Delta D = \sqrt{(lat_U - lat_G)^2 + (long_U - long_G)^2} \quad (2)$$

表 1 コスト関数例

ID	場所	開始時間	終了時間	所用時間	評価値
ユーザ	二条城	11:00	17:00	-	-
ガイド A	二条城	10:00	17:00	90 min	77
ガイド B	二条城	9:00	12:00	60 min	77
ガイド C	錦天満宮	12:30	16:00	90 min	60

参加人数のコストは、POI の面積 $POIarea$ をツイート数から予測したある POI にいる人数 $population$ と参加人数 $users_{local}$ の和で割った値と定数 C_p との乗算、

$$Cost_P = POIarea / (population + users_{local}) * C_p \quad (3)$$

混雑度は、Google Maps から取得した混雑度 $congestion$ に定数 C_p を乗算する。

$$Cost_P = congestion * C_p \quad (4)$$

時間のコストはガイド $start_G, end_G$ ユーザ $start_U, end_U$ との時間差に定数 C_t を乗算した値、

$$Cost_T = (|start_U - start_G| + |end_U - end_G|) * C_t \quad (5)$$

値段のコストは設定した料金 $value$ と参加人数の商に定数 C_v を乗算した値、

$$Cost_V = (value / users_{local}) * C_v \quad (6)$$

評価値のコストは 1 から評価値を減算した値、と求める。言語のコストはユーザの入力した言語と一つでも一致しなければ定数を加算する。以上の計算を行い、ユーザとそれぞれのガイドデータに対してコストを算出する。

次に、上記で算出した結果を用いて、ガイドシェアリングにおけるコスト関数を決定する。表 1 にコスト関数を決定する上で変数として用いた項目を示す。場所はガイドの場合は案内を行う POI 名であり、事前に登録されている。ユーザの場合は、事前に登録されている場合は同様に POI 名であるが、事前登録されていない場合は現在位置となる。これらの POI 名と位置情報から、ユーザとガイド間の距離を算出し、コスト関数に用いる。ユーザにはなるべく開始時間から終了時間の間で待ち時間が発生しないように予定をガイドを設定する。評価値はガイドの POI に対してこれまでガイドした後に評価されたレーティング値、POI に対する知識レベルから算出する。

以上のコスト関数の値を最小化することを目的とし、本研究ではランダムサーチ、ヒルクライム、擬似アニーリング、遺伝的アルゴリズム手法を用いる。

3.2.1 ランダムサーチ・ヒルクライム

ランダムサーチは無作為に n 回の推測を行い、コストを調べその中で最良の推測を選択する方法である。無作為解を生成し、無作為解からコストを算出し、 n 回コスト算出を繰り返し、最良解を得る。検証する組み合わせ数に上限があるので、計算時間が短くて済むというメリットがある。

ヒルクライムは無作為解を始点として、近似解の中からコス

ト関数 $C(x)$ が小さくなるものを探す最適化手法である。

- (1) 無作為解 a_1 を生成し x の初期値として与える
- (2) コスト $C(x)$ を計算し $C(x)$ の値が減少する方向へ x を変化させる
- (3) 変化した結果を $x=a_2$ として再び $C(x)$ の値が減少する方向へ x を変化させる
- (4) (2)(3) の操作を一定回数施行するか $C(x)$ が減少しなくなるまで繰り返す

ヒルクライムはランダムサーチよりさらに計算時間が速い。一方で、周囲の解よりは優れているが全体的な最良ではない局所最小を最終解とする可能性がある。

3.2.2 Simulated Annealing

Simulated Annealing (擬似アニーリング) はヒルクライムで生じる可能性がある局所最小を回避し、より大域最小解に辿り着く確率が高い方法である。

- (1) 温度 T_k と冷却率 $cool$ 、停止条件 (停止温度と試行回数) を設定し、無作為解 i を生成する
- (2) 現在の解 i の近傍解 j を無作為に選び、 $\Delta C(i, j)$ を計算する
- (3) $\Delta C(i, j)$ が 0 以下なら $i = j$ とし、0 以上なら 0 から 1 の間で乱数を生成し、その値が温度 T_k を用いた以下の受理関数 AP_k より小さければ $i = j$ とする

$$AP_k(i, j; T_k) = \exp(-\Delta C(i, j) / T_k) \quad (7)$$

- (4) 温度を以下の式で下げる

$$T_k = T_k * cool \quad (8)$$

- (5) (2)(3)(4) の操作を停止条件を満たすまで繰り返す

この擬似アニーリングの特徴は温度と冷却率から初期は悪い解も受け入れるが、プロセスが進むにつれて次第に温度が下がることで悪い解を受け入れる確率は下がり、最終的には良い解しか受け入れなくなるという点である。この一定確率でコストが大きい方向へ移動する特徴により局所最小を抜け出し大域最小に収束する確率が高くなる。大域最小解に漸次的に収束するためには c を問題規模に依存する数として

$$T_k \geq c / \log(1 + k) \quad (9)$$

を満たさなければならないことが証明されている。

3.2.3 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズムは個体群と呼ばれる無作為解の集団を作成し、最適化のステップごとに個体群の全メンバーに対してコスト関数 $C(x)$ を計算し解のリスト内で順位をつける。解に順位がついたら新しい個体群を生成する。

- (1) 無作為解の個体群を生成する
 - (2) 個体群のコストを計算し、結果が良かったものをエリートとする
 - (3) エリートから突然変異や交配をおこなったものを作成し、新しい個体群を生成する
 - (4) (2)(3) を一定世代繰り返す
- 新しい個体群には最良の解をいくつかと最良の解を突然変異、

交配させて改変したものを入れる。突然変異は既存の解に小さく単純な変更をランダムに加える改変方法で、交配は優れた解を2つ取り出し、何らかの方法で新しい解を生み出す改変方法である。何らかの方法とは例えば、一つの解からいくつか要素を取り出し、残りをもう片方の解から取り出す方法がある。

4. システムの実装

本章では実装した観光ガイドプランニングシステム^(注7)について述べる。実装環境は以下の通りである。

apache : 2.4.29

flask : 1.1.2

python : 3.6.9

php : 7.2.24

mysql : 14.14

本システムで用いた遺伝的アルゴリズムのパラメータは予備実験より以下の通りに設定した。

個体群サイズ 50

次世代通過数 10

突然変異・交配発生比 6 : 4

世代数 25

このシステムの利用者はログイン画面でガイドとして利用するかユーザとして利用するかを問われるので自分の目的に応じてどちらかを選択する。選択後はガイドとユーザで操作が異なる。

4.1 ガイドのリアルタイム登録確認

図3はガイド側の登録画面である。ガイドは自分がガイドしたい場所やガイド日時、料金、最大人数、対応可能言語、その場所に対するコメントを入力しガイド登録を行う。そして、ユーザから予約が入っていれば予約確認画面でユーザの情報を確認することができる。

4.2 ユーザのリアルタイムPOI推薦・ガイド推薦

図4はユーザ側の登録画面である。ユーザは自分が観光を行いたい場所や日時、参加人数、言語を入力しそれらの条件に合致したガイドを選択する。

また、ユーザは図5に示すように現在位置情報を用いることで、リアルタイムなスポット及びガイド推薦が可能となっている。方法としては、ユーザの使用する端末から現在位置情報を取得し、周辺スポットを表示する。これにより、ガイド希望場所・日時を入力する手間を省略することができる。その後、取得した現在位置を基準とした半径1マイル以内にある20スポットを推薦する。スポット推薦時に半径と表示スポット数の制限をすることで読み込みを素早く行うことができるようにした。そこから選択したスポットについて、現在時刻を基準として一定時間以内にそのスポットにいるガイドを推薦する。これにより、観光を行いたいと思った当日にでも近場のスポットを検索し、ガイドを申し込む事ができる。

図6~8は複数POI推薦の画面である。図4と同じようにユーザが情報を入力した後に、希望する訪問箇所数を選択する。

(注7) : <https://delab2.kyoto-su.ac.jp/guidesharing/top.html>



図3 ガイドの登録画面



図4 ユーザの登録画面

図5 リアルタイムな推薦画面

すると図8のように選択した訪問箇所数分のプランニング結果がマップにプロットされる。また、図6ではマップに表示されているPOI以外の場所も選択可能で、自由な位置をスタート地点とすることができる。

5. 観光プランニングの評価実験

本章では、4.章にて実装したシステムを用いて、プランニングの評価実験について検証する。

5.1 設定と実験方法

本研究は、ガイドおよび現地やリモートにいるユーザの位置情報、属性情報、評価情報を取得分析し、ソーシャルディスタ

名所ガイド

スタート地点をクリックして下さい。

選択した地点

八坂神社

ガイド開始時間

9:00

ガイド終了時間

12:00

参加人数

1人

あなたの言語

☒日本語
☐英語
☐中国語
☐フランス語
☐ドイツ語

観光箇所数

3箇所

Next

図 7 複数 POI 推薦入力画面 2

図 6 複数 POI 推薦入力画面 1

Optimization

1st: 八坂神社 (5人)
2nd: 清水寺 (5人)
End: 錦天満宮 (5人)

location	location/八坂神社	location/清水寺
latlng	lat35.0036, lng135.779	lat34.9948, lng135.785
max_num_participant	max_num_participant5	max_num_participant5
charge	charge100	charge200
scheduleID	scheduleID01189	scheduleID01189
id	id0gest01	id0gest02
year	year2019	year2019
date	date11-30	date11-30
start_time	start_time08:00:00	start_time08:00:00
end_time	end_time18:00:00	end_time17:00:00

図 8 複数 POI 推薦結果画面

ンスを考慮しつつユーザの知識、興味といった嗜好性にあった順路化した POI、ガイド、ユーザを同時に推薦する観光ガイドプランニングシステムの構築を目的としている。実験では、京都の 24 件の POI を取得し、それら POI と擬似的に作成した複数のガイドの観光プランニングの評価を行う。

POI データは、「POI 名、神社・公園等のカテゴリ、緯度経度、URL」の 4 つのカラムで構成されている。擬似的なガイドとして、作成したガイドデータには「ID、案内する年月日、開始終了時間、言語、案内する POI 名、緯度経度、最大参加人数、料金、所要時間、案内に対するコメント」の 10 カラムを設定した。これら POI とガイドに対して、3.2 節で述べたコスト関数に基づき提案手法により順路化されたプランニングシステムを用いて、88 名のユーザによる評価を行った。比較手法として、ランダムサーチによるプランニング（以下 Baseline と

う）を用いた。

ユーザ評価は Baseline と遺伝的アルゴリズム（以下 Proposed という）による最適化手法を実装したシステム利用後に次の 5 つの評価項目に対して、5 段階のリッカート尺度で実施した。

- Q1 自分でプランを立てるより、良いプランニングがされたと思いますか
- Q2 自分でプランを立てるより、手軽に（早く）プランニングができたと思いますか
- Q3 マップに表示されたプランニング推薦結果の移動総距離は適切であると思いますか
- Q4 推薦された POI の順番は妥当だと思いますか
- Q5 推薦された POI のうちいくつ訪れたいと思いますか

実装システムではユーザが観光したい POI 数や観光所要時間等を選択できるが、実験では選択した条件による影響を軽減するため、推薦箇所数を 3 箇所とし、開始時間を 9 時、終了時間を 12 時、参加人数 1 人、言語を日本語、開始地点を烏丸御池と固定とした。

また、実験の実行順番によるプランニング評価のバイアスを避けるため、Proposed のプランニング結果の評価後に Baseline を利用するユーザ群（33 人）と、逆順の Baseline の結果後に Proposed の順番で評価するユーザ群（35 人）とした。なお、評価ユーザの個人情報は 20 代から 50 代で日本語を母国語のみ取得しており、居住地および京都への訪問歴は不明である。

5.2 評価実験結果

図 9・10 と表 2 はアンケート結果である。5 段階の評価は数字が小さいほど良い評価となっている。

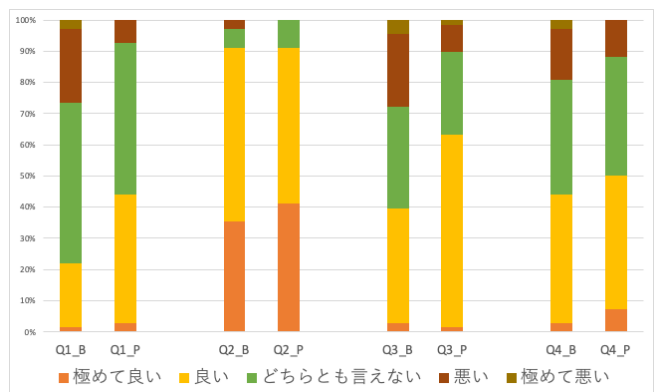


図 9 Q1～Q4 アンケート結果

	平均		標準偏差	
	Baseline	Proposed	Baseline	Proposed
Q1	2.941	3.397	0.784	0.667
Q2	4.235	4.324	0.689	0.629
Q3	3.103	3.529	0.942	0.737
Q4	3.25	3.456	0.864	0.794
総合平均	3.382	3.676	0.967	0.803

Q1 から Q5 の Proposed と Baseline の結果に対して t 検定を行ったところ、Q1 と Q3 に有意差が見られた。以上の結果

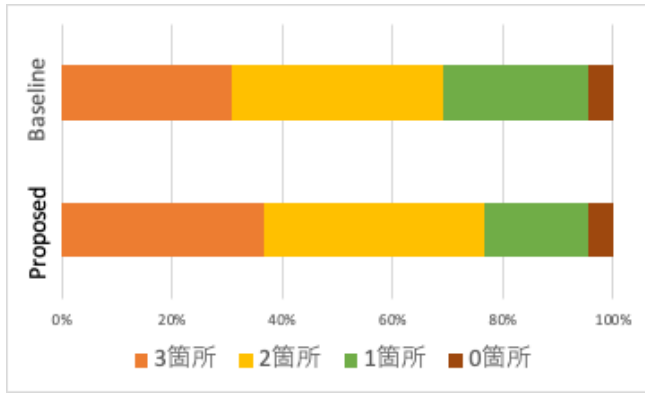


図 10 Q5:推薦された POI のうちいくつ訪れたいと思いますか

から、Q1 から、定性的に見ても Baseline より Proposed の方が良いプランニングをしているのだと判断できる。同じく Q3 でも Proposed の方が移動総距離に関して、良いプランニングをしていると判断できる。しかし、Q1, Q4 では Proposed・Baseline 共にどちらも言えないという評価が多いため、その点に関して改善が必要である。Q2 から Proposed・Baseline 共に良い評価を得ているので、現システムで手軽さは確保できていることが確認できる。また、アンケート結果で“極めて良い”を 5, “極めて悪い”を 1 として Proposed と Baseline それぞれの平均と標準偏差を調べた結果が表 2 である。Q1 から Q5 を個別に見ても、総合して見ても Baseline より Proposed の方が平均が高く、標準偏差が低くなる結果となった。以上のことから総合的に Proposed の方が優れていると判断できる。

5.3 ユーザビリティ評価

上記の評価実験と並行して、使用したウェブサイトのユーザビリティ評価を行った。ユーザビリティ評価には SUS(System Usability Scale) を用いた。

Q(U1) しばしば利用したいと思いますか

Q(U2) 容易に使いこなすことができると思いませんか

Q(U3) コンテンツや操作性に統一感があると感じましたか

Q(U4) 大抵の人は利用方法をすぐに理解すると思いませんか

Q(U5) このサイトを利用できる自信はありますか

Q(U6) 利用するには説明が必要なほど複雑だと感じたか

Q(U7) 利用するのに専門家のサポートが必要だと感じたか

Q(U8) 一貫性のないところが多々あると感じましたか

Q(U9) とても操作し辛いと感じましたか

Q(U10) 利用し始める前に知っておくべきことが多々あるか

結果は 100 点満点中 62.4 点となった。SUS の標準平均は 68 点となっているので、本サイトはそれよりも低く、ユーザビリティ面全体に関して見直しが必要である。また、3 を見ると特に Q(U10) の点数が他の項目より低いので、説明文を付け加える、利用ガイドを設ける等の改善を施す必要があると判断できる。

5.4 今後の予定

今回の検証では用いたガイドデータ数が少なく、また POI でもガイドの登録時間が偏っていたため、今後は実サービスを想定して、より多くのガイドデータによる検証を行う。また、POI に対する知識や好みなどのガイド特性をコストに加えた検

表 3 SUS 個別平均点数 (100 点満点)

	score
Q(U1)	58.1
Q(U2)	68
Q(U3)	71
Q(U4)	60.3
Q(U5)	62.5
Q(U6)	62.9
Q(U7)	71.3
Q(U8)	60.3
Q(U9)	69.1
Q(U10)	40.8

証も行う予定である。

6. おわりに

本研究では、POI や移動手段ごとにユーザの知識、嗜好に基づいた知識提供が可能な複数人のガイドを推薦する方式を提案した。そして、本稿では、ガイドとユーザの時空間的制約および嗜好性に基づき複数のガイドを推薦する手法を提案し、実装したプロトタイプについて述べた。今後の課題としてコスト計算において、他ユーザに対する類似度の計算ができていないので、その部分の修正・追加をしていきたい。

謝 辞

本研究の一部は、株式会社 J&J 事業創造, JSPS 科研費 JP19K12240, JP19H04118, JP20H00584 および京都産業大学先端科学技術研究所 (HMD 共生科学研究センター) の助成を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

文 献

- [1] Efthimios Bothos, Babis Magoutas, Kostantina Arnaoutaki, and Gregoris Mentzas. Leveraging blockchain for open mobility-as-a-service ecosystems. In *IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence - Companion Volume, WI '19 Companion*, pp. 292–296, New York, NY, USA, 2019. ACM.
- [2] Panagiotis Georgakis, Adel Almohammad, Efthimios Bothos, Babis Magoutas, Kostantina Arnaoutaki, and Gregoris Mentzas. Multimodal route planning in mobility as a service. In *IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence - Companion Volume, WI '19 Companion*, pp. 283–291, New York, NY, USA, 2019. ACM.
- [3] Rob Christiaan. Mobility as a service. In *Companion Proceedings of The 2019 World Wide Web Conference, WWW '19*, pp. 83–92, New York, NY, USA, 2019. ACM.
- [4] Shan Jiang, Le Chen, Alan Mislove, and Christo Wilson. On ridesharing competition and accessibility: Evidence from uber, lyft, and taxi. In *Proceedings of the 2018 World Wide Web Conference, WWW '18*, pp. 863–872, Republic and Canton of Geneva, Switzerland, 2018. International World Wide Web Conferences Steering Committee.
- [5] Tony Clear. Thinking issues: What's driving uber?: Values in computing and the 'sharing economy'. *ACM Inroads*, Vol. 8, No. 4, pp. 38–40, October 2017.
- [6] Kyle Barron, Edward Kung, and Davide Proserpio. The sharing economy and housing affordability: Evidence from

- airbnb. In *Proceedings of the 2018 ACM Conference on Economics and Computation*, EC '18, pp. 5–5, New York, NY, USA, 2018. ACM.
- [7] Mathias Lecuyer, Max Tucker, and Augustin Chaintreau. Improving the transparency of the sharing economy. In *Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web Companion*, WWW '17 Companion, pp. 1043–1051, Republic and Canton of Geneva, Switzerland, 2017. International World Wide Web Conferences Steering Committee.
- [8] Zhixuan Fang, Longbo Huang, and Adam Wierman. Prices and subsidies in the sharing economy. In *Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web*, WWW '17, pp. 53–62, Republic and Canton of Geneva, Switzerland, 2017. International World Wide Web Conferences Steering Committee.
- [9] Yang Shuai and Bo Qibo. Research on sharing economy based on sharing bicycles. In *Proceedings of the 4th International Conference on Industrial and Business Engineering*, ICIBE' 18, pp. 13–17, New York, NY, USA, 2018. ACM.
- [10] Will Qiu, Palo Parigi, and Bruno Abrahao. Differential effects of reputation on trust in the sharing economy. In *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '18, pp. 153:1–153:11, New York, NY, USA, 2018. ACM.
- [11] Jacob Thebault-Spieker, Loren Terveen, and Brent Hecht. Toward a geographic understanding of the sharing economy: Systemic biases in uberx and taskrabbit. *ACM Trans. Comput.-Hum. Interact.*, Vol. 24, No. 3, pp. 21:1–21:40, April 2017.
- [12] Adi Tedjasaputra and Eunice Sari. Sharing economy in smart city transportation services. In *Proceedings of the SEACHI 2016 on Smart Cities for Better Living with HCI and UX*, SEACHI 2016, pp. 32–35, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [13] Gustavo Santos, Marcelo Santos, Vinícius F. S. Mota, Fabricio Benevenuto, and Thiago H. Silva. Neutral or negative?: Sentiment evaluation in reviews of hosting services. In *Proceedings of the 24th Brazilian Symposium on Multimedia and the Web*, WebMedia '18, pp. 347–354, New York, NY, USA, 2018. ACM.
- [14] Theodoros Lappas, Mark Crovella, and Evimaria Terzi. Selecting a characteristic set of reviews. In *Proceedings of the 18th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, KDD '12, pp. 832–840, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [15] Thanh-Son Nguyen, Hady W. Lauw, and Panayiotis Tsaparas. Review synthesis for micro-review summarization. In *Proceedings of the Eighth ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, WSDM '15, pp. 169–178, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [16] Xiaohui Yu, Yang Liu, Xiangji Huang, and Aijun An. A quality-aware model for sales prediction using reviews. In *Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web*, WWW '10, pp. 1217–1218, New York, NY, USA, 2010. ACM.