

複数ガイド推薦方式によるシェアリングエコノミーの提案

柴田 将寿[†] 山口 汐音[†] 王 元元^{††} 河合由起子^{†,††}

[†] 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

^{†††} 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,g1745257,kawai}@cc.kyoto-su.ac.jp, spanote@gmail.com ^{††}y.wang@yamaguchi-u.ac.jp

あらまし MaaS (Mobility As A Service) が多くの都市で整備普及され始め、Uber や Airbnb に代表されるシェアリングエコノミーに関する研究開発が活発化しているが、本研究は、移動や滞在に必要な車や宿泊施設といった個人のモノではなく、動先の情報に対する個人の知識をシェアリングする新たなガイドシェアリングを提案する。Huber や Airbnb Experience などのツアーシェアリングでは、ガイドとユーザ間のマッチングおよびプライニングに対する時間等のコストに対して、ユーザの満足度は高とは言えなかった。これはガイドは全ての POI や移動に対して十分な知識を備えていないこと、予定と異なる環境要因に対応できないことがあげられる。そこで、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する。また、ガイドに対するユーザレビュー評価によるガイドプロファイリングおよびガイドの質の保証を実現する。さらに、ユーザが猫カフェといった新たに案内してもらいたい POI 等を追加することで、ガイドの新たな知識獲得および学習効果を目指す。提案するガイドシェアリングにより POI や移動手段に対する知識のある人は誰でもガイドになれる、また、複数人に効率的にまとめて案内でき、さらにユーザの知識や嗜好、位置や時刻に合ったガイドやシェアリングユーザによりユーザの満足度の向上が期待できる。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る。

キーワード spatial-temporal operation, space query, 時空間範囲検索, verbal search system

1. はじめに

近年、Uber や Airbnb に代表されるシェアリングエコノミー [1] [2] [3] [4] に関する研究開発が活発化しており、また、MaaS (Mobility As A Service) [5] [6] [7] が多くの都市で整備普及され始め、シェアリングエコノミーの期待が高まっている。これらは、移動や滞在に必要な車や宿泊施設といった個人のモノを対象としており、提供者側の知識といった情報（コト）の提供までには至っていない。そこで情報を提供する取り組みとして、Huber や Airbnb Experience などのツアーシェアリングが注目を浴びている。ツアーシェアリングでは、ガイドとユーザ間のマッチングおよびプライニングを行うが、双方の時間等のコストに対して、ユーザの満足度は高とは言えなかった。これはガイドは全ての POI や移動に対して十分な知識を備えていないこと、予定と異なる環境要因に対応できないことがあげられる。

そこで、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する。また、ガイドに対するユーザレビュー評価によるガイドプロファイリングおよびガイドの質の保証を実現する。さらに、ユーザが猫カフェといった新たに案内してもらいたい POI 等を追加することで、ガイドの新たな知識獲得および学習効果を目指す。提案するガイドシェアリングにより POI や移動手段に対する知識のある人は誰でもガイドになれる、また、複数

人に効率的にまとめて案内でき、さらにユーザの知識や嗜好、位置や時刻に合ったガイドやシェアリングユーザによりユーザの満足度の向上が期待できる。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る。

以下、2 章では関連研究との比較を述べ、3 章ではガイドシェアリングシステムについて提案し、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 章でまとめと今後の課題を述べる。

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。

2.1 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 や Lyft 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 ユーザレビュー分析

Amazon^(注1)や楽天^(注2)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. ガイドシェアリングシステム

本章では、我々が提案するガイドシェアリングシステムについて説明する (図 1)。ガイドシェアリングシステムとは POI

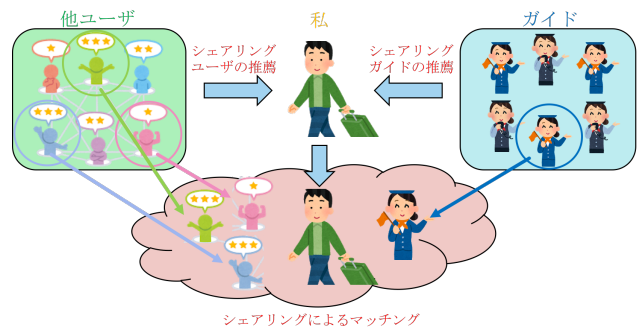


図 1 ガイドシェアリングシステムの概要図

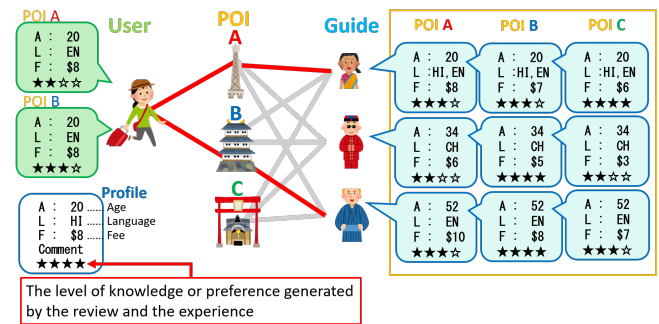


図 2 複数 POI およびガイド推薦の概要図

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たマッチングを行うシステムである。このシステムではガイドとユーザ、ユーザとユーザでのマッチングを行う。ガイドとユーザのマッチングでは、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、リアルタイムで周辺の POI およびガイドの推薦を行う。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観光する最適の順番で POI とガイドを推薦する最適化手法について述べる。

4. ユーザ特性に基づく複数ガイド推薦手法

本章ではガイドシェアリ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。図 2 に提案する複数ガイド推薦の概要を示す。ユーザの希望する POI から各ガイドの登録情報やガイドに対するレビュー情報からガイド特性を抽出し、それらに基づいて POI に対するガイド、ならびに他の POI とガイドを最適な順番で推薦する。また、リアルタイムのガイド推薦では、ユーザの現在場所を取得し、現在場所に基づき複数の POI およびガイドを推薦する。

4.1 ユーザ特性とガイド特性

本章では、我々が提案するガイドシェアリングシステムにつ

(注1) : <https://www.amazon.co.jp/>

(注2) : <https://www.rakuten.co.jp/>

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

いて説明する (図 1)．ガイドシェアリングシステムとは 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たマッチングを行うシステムである．従来のシェアリングエコノミーでは、ユーザに対して一人のガイドを推薦するが、提案するガイドシェアリングはガイドをシェアリングしている他ユーザの特性も考慮する．つまり、ユーザとガイド、ユーザとユーザのマッチングを行う．また、リアルタイムで周辺の POI およびマッチングを行う．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値と文章とする．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 で抽出する．

4.2 複数ガイドの最適化

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手法について述べる．

まず、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、遺伝アルゴリズム手法を用いる．

4.2.1 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し最適化手法である．

- (1) 無作為解 $a1$ 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 $x=a2$ 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．

4.2.2 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

$$AP_k(i,j;T_k) = \exp(-\Delta C(i,j)/T_k) \quad (1)$$

- (4) 温度を以下の式で下げる

$$T_k = T_k * cool \quad (2)$$

- (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によって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

$$T_k \geq c/\log(1+k) \quad (3)$$

を満たさなければならないことが証明されている．

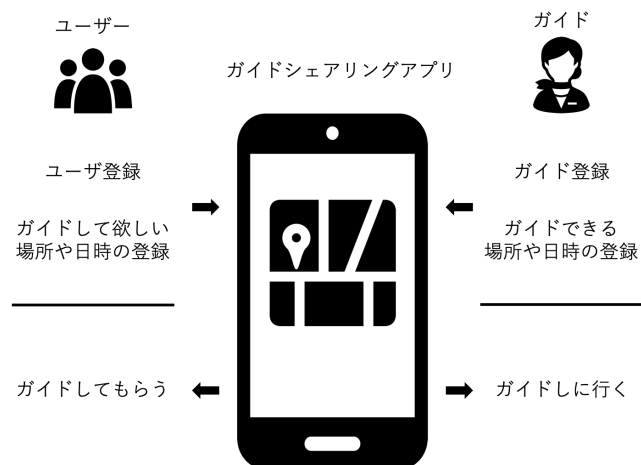


図 3 ガイドシェアリングシステムの構造図

4.2.3 遺伝アルゴリズム

遺伝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。

5. 実装とガイド最適化の検証

本章では実際に作成したガイドシェアリングサービスのシステムについて述べる。

図3に実装したガイドシェアリングの概要を示す。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。

5.1 ガイドのリアルタイム登録確認

図4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。

5.2 ユーザのリアルタイム POI 推薦・ガイド推薦

図5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。

図 4 ガイドの登録画面

表 2 ユーザの入力場所と時間

	場所	開始時間	終了時間	所用時間
1	金閣寺	8:00	11:00	50 min
2	八坂神社	8:00	11:00	40min
3	六角堂	8:00	11:00	45 min
4	金閣寺	9:00	12:00	50 min
5	八坂神社	9:00	12:00	40 min
6	六角堂	9:00	12:00	45 min

また、ユーザは図6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。

5.3 ガイド最適化の検証

4章をもとにガイドデータ作成した。ガイドデータには、「日付」、「ガイド開始時刻」、「終了時間」、「話すことが可能な言語」、「POI名」、「緯度」、「経度」、「料金」の情報が含まれている。POI数は24とした。

名所ガイド

ガイドしてほしい名所のピンをクリックして下さい。
ピンク色のピンは既に希望しているスポットです



選択した名所

最良な（金閣寺）

ガイド時間

20~30分

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

Next

図 5 ユーザの登録画面

シェアリングツアーガイド

ピンク色のピンは既にガイドとして登録しているスポットです



選択した名所

賀茂別雷神社（上賀茂神社）

ガイド時間

~10分

参加人数

1人

対応可能言語

日本語 英語 中国語 フランス語 ドイツ語

図 6 リアルタイムな推薦画面

表 3 最適化手法検証結果：金閣寺

最適化手法	場所 1	場所 2	場所 3	評価値
ランダムサーチ	上賀茂神社	六角堂	金閣寺	99
ヒルクライム	龍安寺	金閣寺	等持院	51
アニーリング	龍安寺	四条烏丸	金閣寺	120
遺伝アルゴリズム	金閣寺	上賀茂神社	龍安寺	69

表 4 最適化手法検証結果：八坂神社

最適化手法	場所 1	場所 2	場所 3	評価値
ランダムサーチ	六角堂	京都国立近代美術館	八坂神社	57
ヒルクライム	上賀茂神社	等持院	八坂神社	142
アニーリング	二条城	仁和寺	八坂神社	142
遺伝アルゴリズム	八坂神社	錦天満宮	京都文化博物館	38

本実験では、ユーザが金閣寺、八坂神社、六角堂の3箇所の案内を想定し、表2に示す開始、終了の希望時刻と所要時間とした場合のガイドのいるPOIに対して3箇所の案内順番の提

表 5 最適化手法検証結果：六角堂

最適化手法	場所 1	場所 2	場所 3	評価値
ランダムサーチ	八坂神社	二条城	六角堂	58
ヒルクライム	六角堂	四条烏丸	清水寺	83
アニーリング	仁和寺	六角堂	錦天満宮	93
遺伝アルゴリズム	八坂神社	錦天満宮	六角堂	36

表 6 最適化手法検証結果：金閣寺

最適化手法	場所 1	場所 2	場所 3	評価値
ランダムサーチ	金閣寺	元離宮二条城	等持院	89
ヒルクライム	金閣寺	等持院	龍安寺	69
アニーリング	金閣寺	等持院	八坂神社	90
遺伝アルゴリズム	金閣寺	等持院	北野天満宮	55

表 7 最適化手法検証結果：八坂神社

最適化手法	場所 1	場所 2	場所 3	評価値
ランダムサーチ	八坂神社	六角堂	上賀茂神社	130
ヒルクライム	八坂神社	清水寺	京都国立近代美術館	91
アニーリング	八坂神社	等持院	京都文化博物館	84
遺伝アルゴリズム	八坂神社	六波羅蜜寺	京都文化博物館	61

表 8 最適化手法検証結果：六角堂

最適化手法	場所 1	場所 2	場所 3	評価値
ランダムサーチ	六角堂	京都国立近代美術館	京都文化博物館	72
ヒルクライム	六角堂	北野天満宮	京都府京都文化博物館	66
アニーリング	六角堂	京都文化博物館	清水寺	58
遺伝アルゴリズム	六角堂	錦天満宮	京都文化博物館	28

案手法による最適化を検証する。

表3, 4, 5に最適化検証結果を示す。全ての表で遺伝アルゴリズムが最良となり、アニーリングが最もコストが高い結果となった。

次にユーザが表2を現在地とした場合に、現在のPOI以降に最適なPOIの順序とコストを表6, 7, 8に示す。

同様に、全ての表で遺伝アルゴリズムが最良となり、ランダムサーチが最もコストが高い結果となった。ただし、遺伝アルゴリズムは計算コストが高いため、現在位置に基づくリアルタイム推薦では、実サービスでの処理時間とのトレードオフを考慮した最適化手法を検討する必要がある。

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。今後の課題として京都以外の案内スポットがまだ登録されていないので、その追加をしていきたい。

謝 辞

本研究の一部は、株式会社 JJ 事業創造および JSPS 科研費 17K12686, 17H01822 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] 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.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [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.