

修士論文

訪問適時性および期待満足度を考慮した オンサイト観光意思決定支援システム ISO-Tour の提案と評価

磯田 祥吾

奈良先端科学技術大学院大学

先端科学技術研究科

情報理工学プログラム

主指導教員: 安本 慶一 教授

ユビキタスコンピューティングシステム 研究室 (情報科学領域)

令和3年3月17日提出

本論文は奈良先端科学技術大学院大学先端科学技術研究科に
修士(工学) 授与の要件として提出した修士論文である。

磯田 祥吾

審査委員：

主査	安本 慶一 教授	(主指導教員, 情報科学領域)
	中村 哲 教授	(副指導教員, 情報科学領域)
	諏訪 博彦 特任准教授	(副指導教員, 情報科学領域)
	松田 裕貴 助教	(副指導教員, 情報科学領域)

訪問適時性および期待満足度を考慮した オンサイト観光意思決定支援システム ISO-Tour の提案と評価*

磯田 祥吾

内容梗概

近年、オンサイトで個人に最適化された観光スポットの推薦を提供するトラベルアプリケーションへの関心が高まっている。これらのアプリケーションは有用であるが、そのほとんどは、天候、突発的なイベント、混雑状況などの動的要因を考慮せずに、観光客の嗜好に関する静的な情報のみに基づいた選択肢を提供し、観光客が次に訪れるべき単一のスポットの決定を支援することに焦点を当てている。このような制限は、観光客が限られた資源（時間やお金など）を最適に利用することを妨げる可能性がある。既存の研究には、事前に複数のスポットを訪れる準最適な観光ルートを計算できるものもあるが、計算時間が長い、動的要因を考慮していないなどの理由から、オンサイトでの利用は困難である。本研究では、次に訪れる可能性がある各観光スポット候補に対し、そのスポットの静的な観光情報、動的な観光情報、そしてそのスポット以降に訪れることが可能な観光スポット群から獲得できる満足度からなる3要素に対し総合的な評価値を算出・提示するアプローチを提案する。以降の訪問可能性も考慮しながら最高評価値の次訪問スポットを求める問題はNP困難であり、実用時間で最適解を求めるのは難しいため、本研究では貪欲法に基づいた3つのアルゴリズム：(A) 次スポットのみを考慮した貪欲法、(B) 観光時間全体を考慮した貪欲法、(C) 観光時間全体および探索幅を広げた貪欲法を提案する。提案手法の有用性を検証するために、京都

*奈良先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科 修士論文, 令和3年3月17日.

東山と嵐山エリアの観光スポットを対象とし、3つのアルゴリズムを適用した結果、ベースライン手法（アルゴリズム A 及び京都観光情報誌に記載されているモデルルート）に比べて、観光全体満足度の観点で、アルゴリズム C は、東山エリアでは約 15 %、嵐山エリアでは約 2 % 以上満足度の高い観光ルートが得られることを確認した。また、提案手法に基づき、オンサイトで次訪問スポットを観光客に推薦するモバイルアプリケーションとして、オンサイト観光意思決定支援システム ISO-Tour (Intelligent System for Onsite Tour planning) を開発した。観光全体満足度及び訪問適時性の観点で、アルゴリズム C の有効性を検証するために、開発したアプリケーションを用いて 56 人の被験者に京都嵐山にて 4 時間の観光を行った。その結果、アルゴリズム A に比べて、アルゴリズム C の方が、約 23 % 観光全体満足度が高いルートを得ることができた。また、訪問適時性に関して、最大で約 3 % 満足度が高い時間帯に観光スポットへ訪問可能であることを確認した。

キーワード

オンサイト観光計画, 意思決定支援, 観光推薦, コンテキスト認識

ISO-Tour: on-site touristic decision support system for timely visit of spots and expected satisfaction*

Shogo Isoda

Abstract

In recent years, there has been a growing interest in travel applications that provide on-site, personalized recommendations of tourist attractions. While these applications are useful, most of them focus on helping tourists decide on a single spot to visit next by providing choices based only on static information about the tourist's preferences, without considering dynamic contexts such as weather, unexpected events, and congestion. They focus on helping tourists decide on a single spot to visit next. Such a restriction may prevent tourists from optimally using their limited resources (e.g., time and money). Although some existing studies can calculate quasi-optimal tourist routes visiting multiple spots in advance, it is difficult to use them on-site due to the long computation time and the fact that dynamic contexts are not taken into account. In this thesis, we propose an approach that calculates the evaluation value for the next tourist spot by summing up the scores of the three factors: static tourist contexts of the spot, dynamic tourist contexts of the spot, and the expected satisfaction level that can be obtained at the tourist spots that may be visited after the next spot. Since this problem is NP-hard and it is difficult to find the optimal solution in practical time, we propose three algorithms based on the greedy method: (A) the greedy

*Master's Thesis, Graduate School of Science and Technology, Nara Institute of Science and Technology, March 17, 2021.

method considering only the next spot, (B) the greedy method considering the whole tourism time, and (C) the greedy method considering the whole tourism time and the search width. In order to verify the usefulness of the proposed method, three algorithms were applied to tourist spots in the Higashiyama and Arashiyama areas of Kyoto. Compared to the baseline method (Algorithm A and the model routes described in the Kyoto tourist information magazines), Algorithm C, which takes into account the overall satisfaction of the tourist, derives tourist routes that are about 15% more satisfactory in the Higashiyama area and about 2% more satisfactory in the Arashiyama area in terms of the overall satisfaction of the tourist. Based on the proposed method, we developed an on-site tourism decision support system, ISO-Tour (Intelligent System for Onsite Tour planning) as a mobile application that recommends the next spots to be visited on-site to tourists. In order to verify the effectiveness of Algorithm C in terms of overall tourism satisfaction and visit timeliness, fifty-six participants were recruited and asked to spend four hours for sightseeing in Arashiyama area, Kyoto, using the developed application. As a result, Algorithm C derived tourist routes that was 23% more satisfying than Algorithm A. In terms of the timeliness of the visit, it was confirmed that it was possible to visit the tourist spot at the time when the satisfaction level was about 3% higher.

Keywords:

onsite sightseeing planning, decision making, tourism recommendation, context awareness

目次

1. 序論	1
2. 関連研究	5
2.1 既存研究	5
2.2 本研究の位置付け	6
3. オンサイト観光推薦システム: ISO-Tour	9
3.1 目的	9
3.2 機能要件	9
3.2.1 観光全体満足度算出手法	9
3.2.2 観光全体満足度に基づいた次訪問スポット推薦	10
4. オンサイト観光推薦: 問題提議およびアルゴリズム	11
4.1 問題定義	11
4.1.1 定式化	11
4.1.2 観光地コンテキストの収集	13
4.1.3 NP 困難性	14
4.2 提案手法	16
4.2.1 基本アイデア	16
4.2.2 提案アルゴリズム: 説明環境	17
4.2.3 提案アルゴリズム	18
4.2.4 時系列貪欲法	19
4.2.5 全体単一貪欲法・探索幅を考慮した全体貪欲法	22
5. オンサイト観光推薦: 提案アルゴリズムの評価	27
5.1 スポット密集型観光エリアにおける実験目的・方法	27
5.1.1 スポット密集型観光エリア: 目的	27
5.1.2 スポット密集型観光エリア: 方法	29
5.2 スポット密集型観光エリア: 結果・考察	32

5.3	スポット分散型観光エリアにおける実験目的・方法	37
5.3.1	スポット分散型観光エリア：目的	37
5.3.2	スポット分散型観光エリア：方法	39
5.4	スポット分散型観光エリア：結果・考察	40
6.	ISO-Tour：実装	47
6.1	モバイルアプリケーションのシステム要件	47
6.2	ユーザインターフェース	47
6.2.1	入力画面	47
6.2.2	選択画面	48
6.2.3	提示画面	50
6.2.4	マップ画面	50
6.2.5	フィードバック画面	50
7.	ISO-Tour：評価	52
7.1	評価実験	52
7.1.1	実験目的	52
7.1.2	実験概要	52
7.1.3	行きたい訪問スポットの設定	53
7.1.4	アンケート内容	53
7.2	結果	55
7.2.1	事前アンケート結果	55
7.2.2	観光推薦結果	56
7.2.3	実験後アンケート結果	59
7.2.4	統計検定	61
7.3	考察	61
8.	結論	63
	謝辞	65
	参考文献	66

図目次

1	ISO-Tour の構成図	10
2	観光スポットの人気度および混雑度	15
3	Algorithm A の概要図	21
4	Algorithm B の概要図	24
5	Algorithm C の概要図	25
6	東山エリアの 20 箇所の PoI の位置関係	28
7	東山エリアに位置する 20 箇所の PoI の時間-混雑度	30
8	東山エリアに位置する各 PoI の時間別スコア	31
9	東山エリア：探索幅を変化させた時の計算時間およびツアースコア	35
10	東山エリア：各提案アルゴリズムの空きスロット	37
11	嵐山エリアの 32 箇所の PoI の位置関係	39
12	嵐山エリアに位置する 32 箇所の PoI の時間-混雑度	40
13	嵐山エリアに位置する各 PoI の時間別スコア	41
14	嵐山エリア：探索幅を変化させた時の計算時間およびツアースコア	45
15	情報入力・選択・詳細提示画面	48
16	マップ・フィードバック画面	49
17	行きたい訪問スポットで選択された PoI	56
18	実際に訪問した PoI	57
19	各アルゴリズムごとの箱ひげ図	61

表目次

1	本システムと既存システムとの比較	8
2	提案アルゴリズムの説明用環境	17
3	提案アルゴリズムの説明を行うための時間-スコア値	18
4	東山エリアに位置する 20 箇所の PoI	27
5	東山エリアに対して提案アルゴリズムを適用したときの出力解	33
6	東山エリアに対して出力解算出までの計算時間	34

7	東山エリアにおけるモデルルートとの比較	36
8	嵐山エリアに位置する 32 箇所の PoI	38
9	嵐山エリアにおける各アルゴリズムの結果	42
10	嵐山エリアにおける各提案アルゴリズムの計算時間	43
11	嵐山エリアにおけるモデルルートとの比較	44
12	嵐山エリア：観光時間を変化したときの計算時間	46
13	嵐山エリア：スポット数を増加したときの計算時間	46
14	各推薦手法ごとの訪問スポット数および観光全体満足度	58
15	各推薦手法ごとの訪問適時性	59
16	観光実験後アンケートの結果	60
17	各推薦手法ごとのフィードバック結果	62

1. 序論

近年、観光産業における需要は年々増加しており、観光客の旅行費用は増加の一途をたどっている¹。それに伴い、個人に最適化された観光ルートの推薦（観光ナビゲーション）に関する研究 [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8] が盛んに行われている。しかしながら、突然の大雨、混雑、特別なイベント、臨時休業などの予期せぬ出来事によって観光計画を変更せざるを得なくなる場合も多く発生しており、それにより観光に満足できていない観光客も少なからずいることが考えられる。本研究では、このような予期せぬ出来事による計画変更の可能性を考慮し、観光客の観光全体満足度を最大化する手法およびシステムの実現を目的とする。観光客の観光全体満足度を最大化するためには、観光地の状況および観光客の状況などからなる「観光地コンテキスト」を考慮しなければならない。一般に、観光地コンテキストには2つのタイプがある。(i) 観光スポットの位置、営業時間、価格、観光スポットの特徴などの変化しない「静的観光地コンテキスト」と、(ii) 天候、混雑、特別なイベント、臨時休業などの動的に変化する「動的観光コンテキスト」である [9]。

既存の観光推薦システムの多くは、静的観光地コンテキストに基づいて推薦を行っているため、観光客が観光前に検索を行っても、観光中に検索を行っても、提案される観光スポットの推薦に変化はない。しかし、実際には、ほとんどの観光スポットの状況は動的に変化する。例えば、ある観光スポットが臨時休業でその日に行けない場合、その観光スポットに対する観光客の満足度が低下してしまう。また、観光スポットに対する満足度は、天候や混雑状況、冬のライトアップなどの特別なイベントの有無などによっても大きく変化する。このような観光スポットの動的変化を考慮して、各観光スポットの動的観光地コンテキストをリアルタイムに収集・予測し、それに応じてスポットを推薦するシステムの設計が望まれる。

既存のシステムの多くは、上記のような制限があることに加えて、次に訪れる観光スポットの満足度だけを考慮して推薦を行っている。しかし、仮に満足度の高い次の観光スポットがかなり離れた場所にある場合、移動時間が長くなること

¹<https://www.mlit.go.jp/kankocho/siryou/toukei/shouhidoukou.html>

で、その観光スポットを訪れた後の選択肢が少なくなり、観光全体の満足度が低下する可能性がある。場合によっては、満足度の低いスポットを3箇所以上訪問した方が、満足度の高いスポットを1箇所訪問するよりも観光全体の満足度が高くなることもある。したがって、推薦する観光ルートは、次に訪れるスポットの満足度だけでなく、その後に訪れる可能性のある観光スポットの満足度も考慮に入れるべきである。

また、訪問する時間帯によっても満足度が異なる場合があり（例えば、夜景のきれいなスポットなど）、観光客の満足度を高めるためには、そのスポットの満足度が最も高い時間帯を推薦することが重要である [10]。P-Tour [11] などの既存のシステムでは、観光開始前に複数のスポットを巡る準最適な観光満足度を算出することができるが、計算時間が大きいことや動的要因を考慮していないことなどから、オンサイトでの利用は困難である。

本研究では、訪問適時性および今後の期待満足度を考慮したオンサイト観光意思決定支援システム ISO-Tour (Intelligent System for Onsite Tour planning) を提案する。本提案システムでは、大きく2つの機能要件を設定する。i) 訪問適時性および今後の期待満足度を考慮した次訪問スポットを推薦すること、ii) 観光客の次訪問スポットの意思決定支援を行うための機能を実装すること、である。

今後の期待満足度が最大となる次訪問スポットを特定するためには、次訪問スポットから訪問可能なすべての観光パターンの満足度を計算する必要がある。この問題はNP困難であり（NP困難であるナップザック問題を特殊例として含んでいるため）、厳密解を求めるには膨大な計算時間が必要となる可能性がある。そこで本研究で提案するアプローチでは、観光時間の一定幅の時間帯への分割および貪欲法をベースとした各時間帯へのスポットの割当アルゴリズムを用いて、実用的な計算時間で準最適解を見つけることを可能にし、オンサイトで観光客に次訪問スポット推薦を実現する。

提案アルゴリズムでは、各（スポット、時間）の組に対して、スポットの静的観光地コンテキストおよび動的観光地コンテキストのスコアを合算した評価値を算出する。同じスポットでも訪問時間帯により評価値は異なる。そのため、訪問適時性を考慮し、最も評価値が高くなる時間帯にスポットを割り当てる。観光時

間中で合計評価値が最大となるような（スポット，時間）の組を見つけ出す方法として，貪欲法に基づく3つのアルゴリズムを提案する．

- Algorithm A（時系列貪欲法）は，次のスポットのみを考慮して，最大スコアを持つ上位3つのスポットを順番に選択する貪欲アルゴリズムである．
- Algorithm B（全体単一貪欲法）は，観光全体時間を考慮して，スコアが高い（スポット，時間）の組の中から上位3つの組を選択し，それぞれの組に対し，前後に訪問可能な最もスコアの高い（スポット，時間）の組を加えて行くことで，3つの経路を求めるアルゴリズムである．
- Algorithm C（探索幅を考慮した全体貪欲法）は，アルゴリズムBの拡張版であり，木構造の中で上位 k 個の組の全てを再帰的に探索するアルゴリズムである．

提案した3つのアルゴリズムの有用性を評価するために，観光全体満足度及び，訪問スポット数，オンサイト性の3つの観点で評価を行う．京都府東山エリアの20箇所のPoIおよび嵐山エリアの32箇所のPoI（季節：秋）を対象に，3つのアルゴリズムを適用した．主な結果は以下の通りである．

- 京都の観光雑誌に掲載されている観光ルートと比較して，提案したアルゴリズムBとCでは，各スポットが満足度の高い時間帯に訪問できることが確認された．（5章）．
- 今後の期待満足度を考慮することで，観光全体満足度と訪問スポット数が向上することが確認された．（5章）．

提案アルゴリズムに基づいて算出した次訪問スポットを，観光客に推薦するモバイルアプリケーションを実装した．モバイルアプリケーションでは，提案アルゴリズムによって算出した次訪問スポットを3つ提示する機能，次訪問スポットで獲得できる満足度及び今後期待できる満足度の提示機能，次訪問スポットを訪問した時のおすすめの観光ルートおよび今後訪問可能なスポットを提示する機能を備える．上記の機能により，観光客は次訪問スポットの満足度を優先するか，

今後の観光満足度を優先するか、意思決定を行うことができる。次訪問スポットで獲得できる満足度を優先するか、今後の期待満足度を優先するかは、観光地の状況や観光客の状況により異なるため、観光客にその選択を委ねるオンサイト観光意思決定支援システム ISO-Tour を Android 及び iOS モバイルアプリケーションとして構築した。

実観光を行う上で、ISO-Tour の実用性および有効性を検証するために、開発したモバイルアプリケーションを用いて、観光客 56 人を対象に京都嵐山にて 4 時間の実証実験を行った。観光全体満足度を考慮して次訪問スポットを推薦するアルゴリズム C の有効性を検証するために、次訪問スポットのみの満足度を考慮して次訪問スポットを推薦するアルゴリズム A（ベースライン）と比較した。その結果、アルゴリズム A に比べて、アルゴリズム C の方が、約 23 % 観光全体満足度が高いルートを得ることができ、優位な差を確認することができた。また、訪問適時性に関して、最大で約 3 % 満足度が高い時間帯に観光スポットへ訪問可能であり、優位な差を確認した。

本論文の構成は以下の通りである。以降、2 章では提案手法に関連した既存研究を概説すると共に、本提案の位置付けを明らかにする。その後、3 章では、ISO-Tour のシステムおよびシステム要件を述べる。4 章ではアルゴリズムの設計に必要なデータの収集および定式化された問題を解くための一般的なアルゴリズムについて述べ、5 章では提案アルゴリズムの有効性の評価についてを、6 章ではオンサイト観光で用いるモバイルアプリケーションの実装についてを述べる。そして、7 章でモバイルアプリケーションを用いた観光客の評価実験および結果の考察を行い、最後に 8 章で結論および課題を述べて、本論文をまとめる。

2. 関連研究

2.1 既存研究

本研究では、収集した情報に基づいて、観光客のプロフィール、混雑状況、天候情報などの様々な観光スポットの状況に応じて、次訪問スポットを複数推薦することを目指している。この目標に対して、これまでの研究 [12, 13, 14, 15] では、観光スポットの特性と観光客の嗜好に合った観光ルートを選択肢に基づいて観光スポットを推薦する手法が検討されてきた。

静的観光地コンテキストに基づく研究に関して、Lim ら [3] は、PersTour アルゴリズム [2] を適用し、PoI の人気度とユーザーの嗜好の両方を考慮しスポットを推薦する手法を提案した。倉田ら [16, 17] は、ユーザの好みを分析してルートを作成する CT-Planner という実用的なシステムを開発した。しかし、このような静的観光地コンテキストに基づいた推薦システムでは、動的に変化する観光地の状況に対応することができていない。

一方、動的観光地コンテキストを考慮した研究がいくつか行われている [18, 19, 20, 21]。Wu らの研究 [22] では、観光満足度の高い観光ルートを算出する P-Tour [11] を拡張し、今後の天気の変化確率をもとに、各スポットの天気を考慮した満足度を計算する手法を提案している。Jevinger ら [23] は、公共交通機関の混雑の影響を考慮したルート最適化手法を提案した。しかし、これらの研究は、複数の動的観光地コンテキストを考慮しているのではなく、天候や混雑などの単一の変数を考慮に入れているだけである。また、上記のような研究は、オンサイトでの利用を想定したものではない。

近年、多目的最適化のアプローチや機械学習を用いた観光推薦手法がいくつか提案されている [24, 25]。平野ら [26] は、観光で得られる満足度と、観光や観光地で消費されるリソース (お金, 時間, 労力) のトレードオフを考慮して、観光ルートを推薦するシステムを提案した。Chen ら [27] は、PoI とルート情報を特徴量として機械学習アルゴリズムを適用し、確率の高い観光ルートを推薦した。ツアー推薦問題をオリエンテーリング問題 [28, 29] のインスタンスとしてモデル化し、特定の PoI 訪問シーケンスと PoI カテゴリ制約に基づく様々なバリエーションを

提案した。しかし、これらの研究では、各スポットでの訪問時間によって満足度
が変化することを考慮せず、次のスポットの満足度のみに基づいた推薦を行って
いる。

観光計画と都市における観光客の行動に関する既存の研究がいくつかある。
McKercher らの研究 [30] では、観光時の初回訪問者とリピート訪問者の行動に違
いがあることが示された。Caldeira ら [31] も同様に、過去の経験が観光客の時間
的・空間的行動に与える影響を検討した。その結果、初回訪問者とリピート訪問
者では、訪問した地域での行動範囲や滞在時間に違いが見られた。Shoval らの研
究 [32] では、インセンティブを与えられた利用者と与えられなかった利用者の違
いについても調査した。観光客の行動に関する時間的・空間的なデータを活用す
ることで、観光客数をより合理的に管理するための観光経営計画を策定する際の
参考になることを示した。

以上のように、観光の分野では、観光推薦アルゴリズムの構築や、都市におけ
る観光計画や観光客の行動について様々な研究が行われてきた。本論文ではオン
サイト観光推薦システムの構築に焦点を当てているため、次節では既存の観光推
薦システムの問題点と本提案システムの位置づけを提示する。

2.2 本研究の位置付け

上節 2.1 では、既存の観光スポット推薦や観光ルート推薦の手法を紹介したが、
これらの手法にはいくつかの問題点がある。表 1 では、既存の研究と本研究を比
較している。

第一の問題点は、既存の研究では、観光客がオンサイトで観光推薦システムを
利用しないことを前提としていることである。観光客は観光地を訪れる前にシス
テムを利用すると想定しており、観光地を訪れた際に観光スポットを再検討した
り、次のスポットの再検索したりすることはない。しかしながら、実際に観光客
が観光地を訪れた際には、天候や混雑状況、その時の気分によって、次の観光ス
ポットを決定する可能性がある。そのため、観光客にとっては、オンサイトで観
光スポット推薦システムを利用することが不可欠である。GPS 情報をもとに近隣

の観光スポットを推薦してくれるサービス (GoogleMaps² など) はいくつかあるが、これらのサービスの多くは、観光ルート of 状況を考慮していない。例えば、観光客が観光スポットを検索した場合、その観光スポットは以前に訪れたことのある場所である可能性がある。P-Tour [11, 22] や CT-Planner [16, 17] のように、スタート地点とゴール地点を決めて、観光満足度が高い有効的な観光ルートを提案するシステムがある。しかし、これらのシステムは観光地を訪れる前に利用することを目的としたものであり、オンサイトでの利用を想定したものではない。仮にシステムが推薦した観光スポットで、観光客が予想以上に長く滞在した場合でも、同じルートを再度推薦してしまうことがある。そのため、オンサイトで観光客の状況に合わせて、次の訪問スポットを推薦する必要がある。

第二の問題は、動的観光地コンテキストを考慮していないことである。既存手法の多くは、静的観光地コンテキストである観光客の嗜好を考慮している。一方で、天候情報や混雑状況などの動的観光地コンテキストを考慮していない。例えば、天候などの条件によって、観光スポットのタイプ (屋内か屋外) が観光の満足度に大きく影響する。美術館などの屋内スポットでは、天候に関係なく満足度に変動することはほとんどない。しかし、寺社仏閣などの屋外スポットでは、天候によって満足度が大きく変わる。そのため、静的観光地コンテキスト (観光客の嗜好など) だけでなく、動的観光地コンテキスト (天候情報や混雑状況など) も考慮する必要がある。

第三の問題は、各スポットの時間帯による満足度の変化を考慮していないことである。既存手法の多くは、訪問した時間帯に関わらず、各スポットの満足度は一定である。しかし、例えば、紅葉の季節にライトアップされたスポットを訪れた場合、通常の満足度よりもライトアップされた時間帯に訪れた方が満足度が高くなることが考えられる [10]。また、オリエンテーリング問題のモデルに基づいたルート推薦 [33, 34] の場合、スポットの満足度は時間帯によって変化しないという仮定の下で、観光全体満足度が最大になるルートを推薦している。時間帯によって満足度が変化しないため、観光客がライトアップを知った場合、再度同じスポットを訪れる可能性がある。したがって、そのスポットの訪問時間帯による

²<https://www.google.com/maps>

表 1 本システムと既存システムとの比較

		Method					
		GoogleMaps [35]	P-Tour [11, 22]	CT-Planner [16, 17]	Yuan et al [10]	The City Trip Planner [33, 34]	本研究
On-site	Next-POI Route	✓				✓	✓
Reflect Reference	Static Dynamic		✓ ✓(a)	✓	✓	✓ ✓(b)	✓ ✓(c)
	Timeliness				✓		✓
	Future Expection						✓

(a) 天候情報, (b) 天候情報と混雑度, (c) 天候情報, 混雑度と加算ポイント

満足度の変化を考慮する必要がある。

第四の問題は、今後の期待満足度を考慮していないことである。多くの既存の観光推薦手法は、次の観光スポットのみの満足度を考慮している。例えば、満足度の高い次の観光スポットが現在地から離れた場所にある場合、そのスポットまで行くのに時間がかかるため、今後訪問できるスポットが限られてしまうことがある。そのため、観光全体満足度が下がってしまう可能性がある。場合によっては、1箇所満足度の高いスポットを訪れるよりも、3箇所以上の満足度の高いスポットを訪れた方が観光全体満足度が高くなることもある。そのため、次のスポットの満足度だけでなく、次のスポット以降の満足度も考慮した上での推薦が必要である。

3. オンサイト観光推薦システム: ISO-Tour

本章では、オンサイト観光意思決定支援システム ISO-Tour を開発する目的と、機能要件について述べる。

3.1 目的

本研究では、訪問適時性および今後の期待満足度を考慮したオンサイト観光意思決定支援システム ISO-Tour を提案する。本システムは、実際の観光中の使用を想定しているために、スマートフォン上で実現する。スマートフォンで実装することにより、観光客は、観光地の状況やその時の気分に合わせて、次の訪問スポットを選択・決定することができ、満足度の高い観光が可能となる。

3.2 機能要件

ISO-Tour のシステム概要図を図 1 に示す。ISO-Tour (図 1) では、観光客の入力情報に基づいた「観光全体満足度算出手法」と、算出した「観光全体満足度に基づいた次訪問スポットの推薦」の 2 つの機能を備える。そのために、主に次の機能要件を満たすシステムを設計・開発する。

3.2.1 観光全体満足度算出手法

本システムで、観光客に推薦する次訪問スポットは、観光地コンテキストおよび期待満足度に基づいた観光全体満足度（ツアースコア）に基づいて推薦するため、観光地コンテキストおよび期待満足度の定量化をすることが望ましい。またオンサイトで次訪問スポットを検索可能かつ実用的な計算時間でツアースコアを算出できることが望ましい。そこで、観光客の状況（現在地、現在時刻、観光終了時刻など）に合わせて、ツアースコアが高い複数の次訪問スポットを算出する。

ツアースコアの算出方法の詳細については、4章で述べ、5章でその評価を行う。

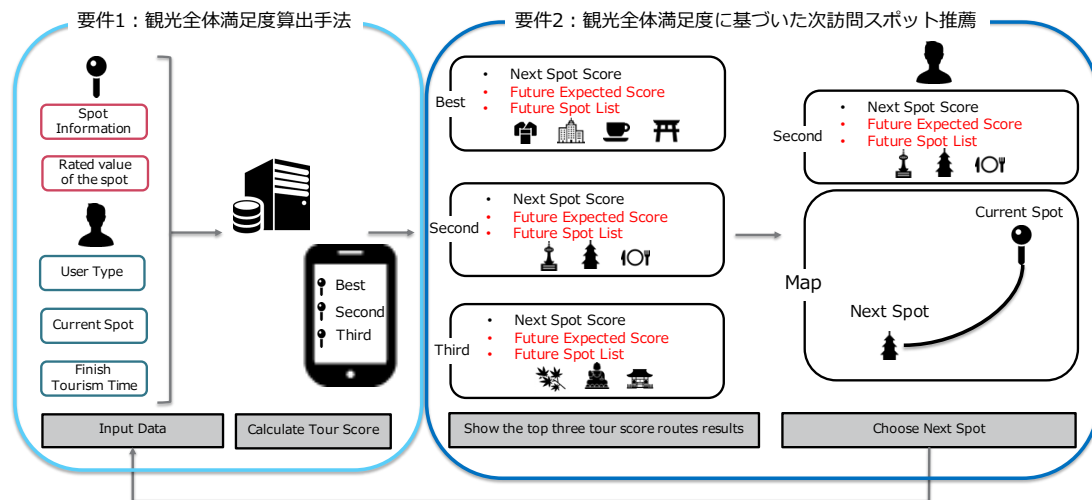


図1 ISO-Tourの構成図

3.2.2 観光全体満足度に基づいた次訪問スポット推薦

観光客は観光中に、終了時刻、開始地点を入力情報として設定する。観光中は、観光客の入力情報に基づいて算出したツアースコアが高い上位 k 箇所の次訪問スポットを推薦する。本論文では、一般性を失うことなく、以降 $k = 3$ とし、ツアースコア上位 3 箇所の次訪問スポットを、観光客に推薦する。上位 3 箇所の次訪問スポットの中から、観光客が 1 箇所の次訪問スポットを選択する。システムが観光客に対して、選択された次訪問スポットまでの観光ナビゲーションを行う。訪問スポットでの観光が終了する度に、入力情報は更新され、次訪問スポットはその更新情報に基づき推薦する。

ツアースコアに基づいた次訪問スポット手法に関する実装方法の詳細については、6章で述べ、7章でその評価を行う。

4. オンサイト観光推薦：問題提議およびアルゴリズム

本章では、本研究が対象とするオンサイト観光スポット推薦問題の定義とその問題を解くアルゴリズムについて述べる。

4.1 問題定義

4.1.1 定式化

提案するアプローチを実現するにあたり、次訪問スポットの静的スコアと動的スコア、そして次訪問スポット以降の今後獲得できるスコア（事後期待スコア）を変数として定義し、次のスポットとそれに続くすべてのスポットを訪問したときの観光全体の満足度を求める。ツアースコア $Tour(s, S, t)$ を次式のように定義する。ここで、訪問可能なスポットの集合 S 、次のスポット s 、スポット s の到着時間を t とする。

$$Tour(s, S, t) = SV(s) + DV(s, t) + EV(s, S - \{s\}, t + time(s)) \quad (1)$$

ここで、 $SV(s)$ と $DV(s, t)$ は、スポット s の静的スコアと動的スコアである（これらについては後述する）。 $EV(s, S', t')$ は、 S' 内のスポットを観光して得られるツアースコアの最大値で、スポット s を観光した後の時刻 t' から得られる（後に定義する）。また $time(s)$ は、スポット s で消費した時間である。

この式から算出されるツアースコアは、観光客が次に訪れるスポットを選ぶかどうか依存する。本システムの要件を満たすためには、複数の観光スポットの選択肢のそれぞれについてツアースコアを計算して提示することであり、観光客が次に訪れるスポットを選択できるようにすることである。

静的スコア

本システムでは、ユーザの嗜好と訪問スポット s のマッチング度を静的スコア $SV(s)$ と定義する。この静的スコアには、Lim et al. [3] が提案した評価方法を用

いる。静的スコアの設定方法は後に述べる。

動的スコア

スポット s の時刻 t における動的スコア $DV(s, t)$ は、次の式で計算する。

$$DV(s, t) = TV(s, t) + CE(s, t) + WE(s, t) \quad (2)$$

ここで、 $TV(s, t)$ は、時刻 t におけるスポット s の付加的特徴を表す項である。例えば、美しい夕日や格別な夜景が見られるスポットの場合、時間 t が夕方や夜の場合、 $TV(s, t)$ は正の値をとる。 $CE(s, t)$ は混雑度を表す項で、時刻 t にスポット s が混雑していないときは大きな値をとり、混雑しているときは小さな値をとる。 $WE(s, t)$ は天候に関連する項で、スポットの種類（屋内か屋外かなど）と天候に応じて、正または負のどちらかになる。これらの値は、スポットや観光地の状況に応じて決定される。

事後期待スコア

スポット s を訪れた後の事後期待スコア $EV(s, S', t')$ は、次の式で再帰的に定義する。

$$EV(s, S', t') = \begin{cases} 0 & (\text{if } t' \geq T_{end}) \\ EV_{\max} & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (3)$$

$$EV_{\max} = \max_{s' \in S' \wedge \text{movet}(s, s') + \text{stayt}(s') \leq T_{end}} \left(SV(s') + DV(s', t') + EV(s', S' - \{s'\}, t' + \text{movet}(s, s') + \text{stayt}(s')) \right) \quad (4)$$

ここで、スポット s' は、スポット s の次に訪れるスポットであり、 T_{end} は観光終了時刻、 $\text{movet}(s, s')$ はスポット s から s' までの移動時間、 $\text{stayt}(s')$ はスポット s' で過ごした時間（滞在時間）である。

事後期待スコア $EV(s, S', t')$ は、スポット s を訪れた後、観光終了前にスポット T_{end} までに訪れることが可能なスポット群に対して得られる最高スコアとして定義される。

4.1.2 観光地コンテキストの収集

本システムで取り扱う観光地コンテキストとは、静的観光地コンテキストと動的観光地コンテキストの2つに大別される [9]。本節では、上節 4.1.1 で定式化した、静的スコアおよび動的スコアを算出するための観光地コンテキストを収集する手法を提案する。

また本システムはオンサイトでの使用を想定しているため、各観光スポットでの滞在時間および各観光スポット間の移動時間を考慮する必要がある。本システムでは移動方法として徒歩のみを考慮している。ただし、現実的な徒歩での移動が考えられない場合は、徒歩ではなく公共交通機関での移動とする。

観光地コンテキスト

静的観光地コンテキストは、観光客の嗜好および観光スポットのジャンルや人気度などに基づいて算出する。しかしながら、本研究では、観光客の嗜好に基づいた観光スポットのスコア化の手法は対象としていない。そのため、本研究では、静的観光地コンテキストの算出方法は、GoogleMaps³ から各観光スポットの人気度を取得し、取得した値を静的スコアとする。

動的観光地コンテキストである加算ポイント TV は、京都の観光情報誌に記載されている内容を元に算出している。紅葉のライトアップなど大きく取り上げられている観光スポットに対しては、スコアを加算している。天候情報 WE は、観光スポットのタイプ（屋内か屋外）によって、与えるスコアを変化させている。屋内スポットに対して、雨の場合は、スコアを加算しており、晴れの場合は、加算しない。一方、屋外スポットに対して、晴れの場合は、スコアを加算しており、雨の場合は、スコアを減点している。混雑度 CE は、GooleMaps から取得した混

³<https://www.google.co.jp/maps>

雑度情報に基づいて算出している [36]。GoogleMaps から取得した混雑度情報を図 2 に示す。図 2 のように、各スポットの時間帯ごとの混雑度を取得することができる。取得した各観光スポットの混雑度は、時間幅 30 分で値を取得できる。本システムでは、探索可能な組み合わせ（スポット、時間）の数を削減するために時間幅を設定しており、その時間幅に適した混雑度を取得する処理を行う。例えば、設定する時間幅が 10 分の場合は、GoogleMaps から取得した時間幅 30 分の混雑度を、時間幅 10 分に複製する。複製した値の逆数をとることで、混雑している場合、加算するスコアが小さく、混雑していない場合、加算するスコアが大きい。

時間

PoI で消費する時間とは、その PoI での滞在時間に該当する。これは訪問客の平均滞在時間を調査することで算出することができる。本論文では、京都の観光情報誌 [37, 38] に記載されている各観光スポットの平均滞在時間に基づいて算出している。しかしながら、観光スポットによっては観光情報誌に記載されていない観光スポットもある、記載されていない観光スポットに対しては、GoogleMaps に記載されている平均滞在時間を使用する。

経路で消費する時間は PoI 間の移動時間に相当する。徒歩および公共交通機関を利用した移動の場合は、Google Directions API⁴ によって取得できる徒歩移動時の移動時間を経路移動の消費時間として用いた。この移動時間は基本的に移動距離に比例しているため、移動時間は移動経路の長さを考慮した値である。取得した移動時間は、1 分ごとに算出されているため、本システムでは、設定する時間幅に合うように移動時間を変換する。

4.1.3 NP 困難性

本システムの取り扱う問題は、NP 困難であるナップザック問題がこの問題の特殊なケースである。限られた観光時間と N 種類のスポットが与えられた場合、観

⁴<https://developers.google.com/maps/documentation/directions/start>

常寂光寺

ウェブサイト 経路案内 保存 電話

4.5 ★★★★★ Google のクチコミ (2,056)
京都市の仏教寺院

常寂光寺は、京都府京都市嵯峨にある日蓮宗の寺院。山号は小倉山。旧本山は、大本山本願寺。百人一首で詠まれる小倉山の中腹の斜面にあって境内からは嵯峨野を一望でき、境内の庭園には200余本のカエデが植えられており、秋は全山紅葉に包まれる。

[ウィキペディア](#)

所在地：〒616-8397 京都府京都市右京区嵯峨小倉山小倉町3

時間：営業中・営業終了: 17:00 -

山号：小倉山

⚠ 営業時間や提供サービスが実際とは異なる場合があります。

[情報の修正を提案](#)・このビジネスのオーナーですか？

イベント予定

⚠ COVID-19 に関する注意

新型コロナウイルス感染症（COVID-19）の影響により、イベントの情報はすでに最新ではない可能性があります。詳細についてはイベント運営者にお問い合わせください。

[COVID-19 に関する詳細](#)

12月31日(木) 常寂光寺 除夜の鐘<2020年は関係者のみ...

1月1日(金) 常寂光寺 初詣

この場所に行ったことがありますか？ [最新情報を共有する](#)

質問と回答

すべての質問を表示 (3件)

質問する

ウェブ上のレビュー

4.3/5 [じゃらんNet](#) 118 票

混雑する時間帯



人気度

混雑度

図 2 観光スポットの人気度および混雑度

光客の期待満足度を最大化する次のスポットを探索する問題である。N種類のスポットの評価値は、各スポット間の移動時間や滞在時間、訪問する時間帯によって異なる。ここでは、各訪問時間帯における各スポットの評価値は一定とし、各スポット間の移動時間を0とする。この問題は、観光時間内にN種類のスポットの中からいくつかのスポットを選択し、選択したスポットの評価値の総和を観光時間内で最大にするために、どのスポットを選択するかを組み合わせた最適化問題となる。この問題はNP困難であるナップザック問題と同等の問題である。加えて、本システムでは、観光全体満足度が最も高いルートを探さず、次のスポットの満足度と次のスポットの期待満足度を計算する。これが本システムの取り扱う問題がNP困難問題となる理由である。

そこでオンサイトで実用的な計算時間で、ツアースコアを算出するための手法として、時間幅の設定および、貪欲法をベースとした3つのアルゴリズムを提案する。

4.2 提案手法

本節では、オンサイトで実用的な計算時間で、ツアースコアを算出するための手法について述べる。

4.2.1 基本アイデア

実際の観光の場合には、例えば1分間隔などで各スポットでの訪問時間に関連した満足度を算出することが望ましいかもしれない。しかし、このような方法で観光ルートを推薦すると、(スポット, 時間)の組み合わせをすべて評価するために膨大な計算量が必要となる。この計算上の課題に加えて、我々の提案するアルゴリズムは、今後期待できる満足度を計算するため、通常の観光スケジューリング問題よりも計算時間がかかることが予想される。

そこで、1分ごとに観光スポットごとの評価値を算出するのではなく、より大きな時間間隔で観光スポットごとの評価値を決定することで、ある時間間隔内に1つの観光スポットしか訪れないと仮定した場合に、比較的迅速に最適解を算出

表 2 提案アルゴリズムの説明用環境

Definition	Description
All spots set S_{all}	$A, B, C, D, E, F, G, H, I$
Set of visited spots $S_{visited}$	B, H
Set of unvisited spots S	A, C, D, E, F, G
Tourism time T	13:00 - 18:00
Time slot width tl	1h
Current position cp	I
Current time ct	12:00
List of spots to be visited Z	$[ct, cp, 0]$
List of spots to be visited on a temporary variable Z_{tmp}	$\{\}$

することが可能となる。本システムでは、ある観光スポットの満足度を静的スコアと動的スコアの合計として、指定された時間範囲（観光時間）で計算する。

4.2.2 提案アルゴリズム：説明環境

各アルゴリズムで用いる想定環境の説明を表 2 に示す。表 2 の訪問予定スポットリスト Z とは、アルゴリズムを適用したときに訪問することができるスポットを格納するためのリストである。このリスト内には、各スポットごとに {到着時刻, スポット ID, 得られる満足度} が格納されている。訪問予定スポットリスト Z の合計満足度が、ツアースコアとなる。本システムでは、観光客の次訪問スポットの意思決定を行うため、ツアースコアの最大値を観光客に提示するのではなく、複数を提示するのが望ましいと考える。そこで、ツアースコアの上位 3 位を観光客に提示するために算出する。

また、提案アルゴリズムの説明を行うために各スポットの到着時間におけるスコア値の設定が必要である。静的スコア $SV(s)$ は時間とともに変化しないが、動的スコア $DV(s, t)$ は、各時間内の各スポットの評価値は、時間 t とともに変化する。提案した 3 つのアルゴリズムの適用を説明するために、それぞれを表 3 に示すような環境で適用する。

表 3 提案アルゴリズムの説明を行うための時間-スコア値

		Time					
		13:00	14:00	15:00	16:00	17:00	18:00
Spot	A	7	3	4	5	6	7
	B	4	5	3	2	4	5
	C	4	5	6	7	9	6
	D	4	5	4	3	2	6
	E	4	3	2	1	2	3
	F	7	7	6	4	3	2
	G	5	4	3	2	4	7
	H	4	5	4	3	2	1
	I	2	1	4	5	1	6

4.2.3 提案アルゴリズム

本システムの要件の1つであるツアースコアを算出するために、3つのアルゴリズム（時系列貪欲法，全体単一貪欲法，探索幅を考慮した全体貪欲法）を提案する。

時系列貪欲法 (Algorithm A) Algorithm Aは，次スポットで得られる評価値のみを考慮した貪欲法である．想定環境に適用した時の概略を図 3に示す．この手法では，現在地から未訪問スポット集合 S の各スポットまでの到着時刻を，滞在時間および移動時間を考慮して算出する．到着時刻の評価値が最大のスポットを選択していき，ツアースコアが上位3位まで ($k = 3$ を想定) の観光ルートを決める手法である．

全体単一貪欲法 (Algorithm B) Algorithm Bは，全ての時間帯で得られる評価値を考慮した貪欲法である．想定環境に適用した時の概略を図 4に示す．この手法では，訪問予定スポットリスト Z の各スポットとの移動時間および滞在時間を考慮して，観光全体時間の中で評価値が最大のスポット・時間

帯の組を選択していき、ツアースコアが上位3位までの観光ルートを決定する手法である。

探索幅を考慮した全体貪欲法 (Algorithm C) Algorithm Cは、全ての時間帯の中で上位 k 位以内までの得られる評価値を考慮した貪欲法である。想定環境に適用した時の概略を図5に示す。この手法では、訪問予定スポットリスト Z の各スポットとの移動時間および滞在時間を考慮して、再帰的に観光全体時間の中で評価値が上位 k 位以内のスポットを選択していき、ツアースコアが上位3位の観光ルートを決定する手法である。

次に、各アルゴリズムの詳細を擬似コードを用いて述べるとともに、アルゴリズムを想定環境に適用した時の実行例について説明する。

4.2.4 時系列貪欲法

Algorithm 1—P1 (Main) では、Algorithm 1—P2 (GetOptRoutes) で算出した次スポットの評価値と Algorithm 1—P3 (GetEVRoutes) で算出した事後期待スコアの和であるツアースコアが上位3位のルート (訪問予定スポットリスト) の結果および各ルートのツアースコアを出力する。

Algorithm 1—P2 (GetOptRoutes) では、未訪問スポット集合 S の中の各スポットの評価値 (静的スコアと動的スコアの和) を算出する。この時、選択したスポットを訪問予定スポットリスト Z に格納する。次に更新した未訪問スポット集合 S_{remain} 、訪問予定スポットリスト Z 、観光時間 T を引数として、GetEVRoutesにおいて、ツアースコアを算出する。

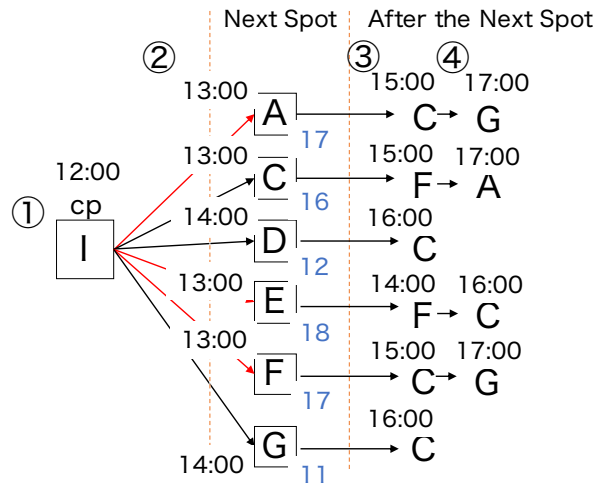
Algorithm 1—P3 (GetEVRoutes) を用いて、訪問予定スポットリスト Z に格納されているスポットの中から、最も観光時刻が遅いスポットを選択する。更新後の未訪問スポット集合 S_{remain} 内の各スポット (未訪問スポット) について、各スポットの移動時間と滞在時間を考慮して、到着時間の評価値を算出する。そして、各スポットの評価値を計算し、最も評価値の高いスポットを訪問予定スポットリスト Z に追加する。訪問予定スポットリスト Z に追加されたスポットは、訪問し

Algorithm 1 Algorithm A (Time Series Greedy Algorithm)

P1: Main()
 input : $S_{all}, S_{visited}, T, sp, k, cp, ct$
1 $S = S_{all} \setminus S_{visited}$
2 Output *GetOptRoutes* (k, cp, ct, T, S, Z) as *Recommended_Route*

P2: GetOptRoutes()
 input : k, cp, ct, T, S, Z
 output : *Recommend_Route*
1 **foreach** *element* s **in** S **do**
2 | Add s to Z and remove s from S_{remain}
3 | Calculate the tour score from s by *GetEVRoutes* (T, S_{remain}, Z)
4 | **return** the k largest routes from the next spot

P3: GetEVRoutes()
 input : T, S_{remain}, Z
 output : *Rout*
1 Select the lowest tourism time spot among the spots stored in Z
2 **foreach** *element* ns **in** S_{remain} **do**
3 | Determine if it is possible to move to ns considering the time spent
 | and travel time
4 Store the largest ns among the movable ns in Z
5 Recursively apply *GetEVRoutes* (T, S_{remain}, Z_{tmp}) to find the maximum
 tour score route
6 **return** the top route for tour score



※ The figures in blue are the tour scores of the next spot visited.

図 3 Algorithm A の概要図

ていないスポットの集合 S_{remain} から削除する．同じ処理をツアー終了時の T_{end} まで繰り返すか，未訪問スポットの集合が空になるまで繰り返す．ツアー終了時の訪問予定スポットリスト Z 内のスポットの評価値の合計が，ツアースコアとなる．

Algorithm A の動作例

Algorithm A を説明するために，表 3 で述べた環境を想定する．また図 3 を用いて説明を行う．まず，図 3①のように，観光客の観光開始時の位置は， $\{12:00, I\}$ とする．Algorithm A は，まず，未訪問スポット集合 S_{remain} の各スポットまでの移動時間を考慮して，評価値を算出する．例えば，図 3②のように，次の訪問スポットが A の場合， $\{13:00, A\}$ の満足度は 7 とし，これを訪問予定スポットリスト Z の中に $\{13:00, A, 7\}$ を格納する．次に，図 3③のように， $\{13:00, A\}$ での滞在時間と，次のスポットまでの移動時間を考慮すると，15:00 のスポット C で最

大値6である。この時、訪問予定スポットリスト Z には、 $\{15:00, C, 6\}$ を格納する。最後に、図 3④のように、スポット C での滞在時間と、次の場所までの移動時間を考慮すると、スポット G の 17:00 に最大値4があるので、訪問予定スポットリスト Z には、 $\{17:00, G, 4\}$ を格納する。 $\{17:00, G\}$ で滞在した時間で観光は終了となる。この時点での訪問予定スポットリスト Z に格納されている満足度の合計は、17である。これがツアースコアとなる。最終的に、各未訪問スポット集合 S_{remain} の各スポットのツアースコアを計算し、上位3つのツアースコアを観光客に提示する。

4.2.5 全体単一貪欲法・探索幅を考慮した全体貪欲法

Algorithm B と C は、探索幅 k ($k = 1, k > 1$) 以外は同じなので、Algorithm B と C の説明には、Algorithm 2で示した擬似コードを使用する。Algorithm 2—P2 (Main) は、Algorithm 1—P1 (Main) と同じである。

Algorithm 2—P2 (GetOptRoutes) を実行すると、未訪問スポットの集合 S 中の各スポットの評価値 (静的スコアと動的スコアの合計) を計算する。この時、選択されたスポットは、訪問予定スポットリスト Z に格納される。次に、ツアースコアを探索幅 k 、現在地 cp 、未訪問スポット集合 S 、訪問予定スポットリスト Z 、観光時間 T を引数として、GetEVRoutes で計算する。Algorithm 2—P3 (GetEVRoutes) では、計算されたソート結果 TS を用いて、 $\{\text{到着時間, スポット}\}$ の評価値の上位 k を選択する。そして、探索幅 k 、現在地 cp 、未訪問スポット集合 S_{remain} 、訪問一時的スポットの複製リスト Z_{tmp} 、観光時間 T を引数に、再帰的に GetEVRoutes を行う。 TS は、観光時間 T 、未訪問スポットの集合 S 、訪問予定スポットリスト Z に基づいて降順にソートした結果である。複数の再帰結果が返ってきた場合は、その中で最も評価値の高いルートが Z_{out} に格納される。再帰結果がない場合は、再帰前の結果が Z_{out} に格納される。 Z_{out} が R_{out} に格納されているとき、 R_{out} に k のルートが含まれている場合、反復は終了し、その時点での R_{out} を返す。観光終了時に訪問予定スポットリスト Z に格納されているスポットの評価値の合計がツアースコアとなる。

ここで説明した擬似コードで使用した探索幅は、アルゴリズム B では $k = 1$,

アルゴリズム C では $k = 3$ に設定した（前述の通り，Algorithm C では $k > 1$ となる）。

Algorithm 2 Algorithm B (Whole Single Greedy Algorithm) and Algorithm C (Whole Greedy Algorithm with Search Width)

```

P1: Main()
  input :  $S_{all}, S_{visited}, T, sp, k, cp, ct$ 
1   $S = S_{all} \setminus S_{visited}$ 
2  Output  $GetOptRoutes(k, cp, ct, T, S, Z)$  as Recommended_Route
P2: GetOptRoutes()
  input :  $k, cp, ct, T, S, Z$ 
  output : Recommend_Route
1  foreach element  $s$  in  $S$  do
2    Add  $s$  to  $Z$  and remove  $s$  from  $S_{remain}$ 
3    Calculate the tour score from  $s$  by  $GetEVRoutes(k, cp, T, S, Z_{tmp})$ 
4  return the  $k$  largest routes from the next spot
P3: GetEVRoutes()
  input :  $k, cp, T, S, Z$ 
  output :  $R_{out}$ 
  temporal_variable:  $Z_{tmp}$ 
1  Create descending sorted sequences  $TS$  using  $T$  and  $S$ , considering  $Z$ 
2  foreach element  $ts$  in  $TS$  do
3    Determine if it is possible to move to  $ts$  considering the time spent
      and travel time
4    Add  $ts$  to  $Z$  and assign it to  $Z_{tmp}$ 
5    Recursively  $GetEVRoutes(k, cp, T, S, Z_{tmp})$  to find the maximum
      tour score route
6    if there are  $k$  or more root results then
7      break
8  return the  $k$  routes for tour score

```

Algorithm B, C の動作例

Algorithm B を，表 3 で述べた環境に適用した。また図 4 を用いて説明を行う。まず，図 4①のように，観光客の観光開始位置は，再び， $\{12:00, I\}$ とする。未訪問スポット集合 S の各スポットまでの移動時間を考慮して評価値を算出する。例

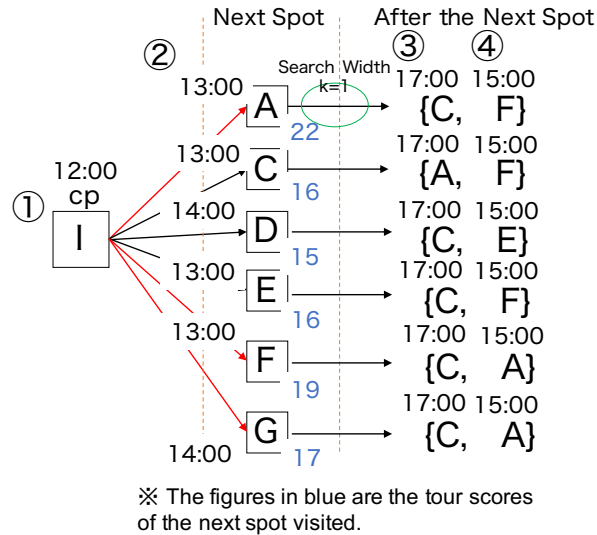


図 4 Algorithm B の概要図

例えば、まず、図 4②のように、次の訪問スポットが{13:00, A}である場合、満足度は7となる。よって、訪問予定スポットリスト Z には、{13:00, A, 7}を格納する。次に、図 4③のように、残スポットの中で、最も満足度が高いのは、17:00のスポット C である。17:00の C は、移動時間と滞在時間を考慮すると訪問可能なので、{17:00, C}を、訪問予定スポットリスト Z に格納する。最高評価値は7であるが、既に訪問予定スポットリスト Z に格納されている{17:00, C}を考慮すると、評価値7のスポットは存在しないことになる。次に高い評価値は6で、15:00のスポット F の場合（つまり、{15:00, F}）。移動時間と滞在時間を考慮すると、{13:00, A}から{15:00, F}までの移動が可能であり、{15:00, F}から{17:00, C}までの移動が可能であることから、図 4④のように、{17:00, C}に格納される。これにより、{17:00, C}は、訪問予定スポットリスト Z に格納される。リストに追加できる選択肢がなくなったので、観光終了となる。訪問予定スポットリスト Z に格納されている評価値の満足度の合計は22である。これは、スポット A を次の訪問スポットとして開始した場合のツアースコアである。未訪問スポット集合

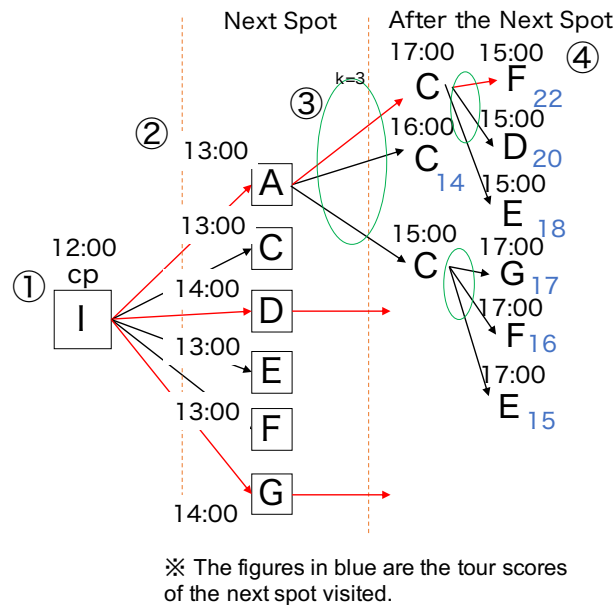


図 5 Algorithm C の概要図

S の各スポットのツアースコアも同様に計算し、上位 3 つのツアースコアを観光客に提示する。

Algorithm C も同じ仮想環境に適用する。図 5 を用いて説明を行う。まず、図 5①のように、先ほどと同じように、観光客の現在地を{12:00, I}とし、未訪問スポット集合 S の各スポットまでの移動時間を考慮して評価値を算出する。例えば、図 5②のように、満足度が 7 のスポット A が最初に訪問するスポットである場合、訪問予定スポットリスト Z には、{13:00, A, 7} を格納する。図 5③のように、スポット A の後、スポット A での滞在時間を除いた全観光時間の評価値の上位 3 つは、{17:00, C, 9}, {16:00, C, 7}, {15:00, C, 6} となる。移動時間と滞在時間を考慮すると、{13:00, A} から {17:00, C} に移動可能である。その結果、{17:00, C, 9} は、訪問一時リスト Z_{tmp} に格納する。図 5④のように、スポット A からスポット C までの移動時間とスポット C での滞在時間を考慮した評価値の上位 3 つは、{15:00, F, 6}, {15:00, D, 4}, {15:00, E, 2} である。これら全てに対して、{13:00, A} に行くことが可能であり、{17:00, C} に行くことも可能である。訪問

スポットリストの格納は、どのルートでも観光時間の最後に行う。各評価値をもとにツアースコアを計算すると、最大ルートが R_{out} に加算される。この場合、訪問一時リスト Z_{tmp} に、 $\{15:00, F, 6\}$ を追加することで、最大ルートが生成される。 $\{16:00, C, 7\}$ や、 $\{15:00, C, 6\}$ でも同じことができる。 R_{out} 内に3つのルートがある場合、 R_{out} 内の最大ルートがツアースコアルートに加算される。この時点で、 $\{13:00, A\}$ のツアースコアが計算できる。最終的には、未訪問スポット集合 S の各スポットについても同様の処理を行い、各スポットのツアースコアを計算し、上位3つのツアースコアを観光客に提示する。

表 4 東山エリアに位置する 20 箇所の PoI

Symbol	Description	Symbol	Description
IK	石塀小路	SGR	青蓮院門跡
RNT	六波羅蜜寺	KM	京都南座
KCM	京都文化博物館	KYT	清水寺
CIT	知恩院	CHT	長楽寺
YK	安井金比羅宮	MP	円山公園
NM	錦市場	KNT	建仁寺
KRGS	京都霊山護国神社	YS	八坂神社
RD	六角堂	TT	東福寺
HS	花見小路通	NZ	二年坂
KDT	高台寺	SSD	三十三間堂

5. オンサイト観光推薦：提案アルゴリズムの評価

本節では、節 4 で提案したアルゴリズムを、スポット密集型観光エリアおよびスポット分散型観光エリアに適用し、結果および考察を行う。

5.1 スポット密集型観光エリアにおける実験目的・方法

5.1.1 スポット密集型観光エリア：目的

提案アルゴリズムの有効性を検証するため、観光スポットが比較的密集しているエリアである京都府東山エリアの 20 箇所の PoI (表 4, 図 6) に、提案アルゴリズムを適用し、アルゴリズムの出力する解（ツアースコア）についての評価を行う。また、本研究では、オンサイトでの観光ナビゲーションを前提としているため、ツアースコアを出力するまでの計算時間が実用的であるかどうかの評価を行う。

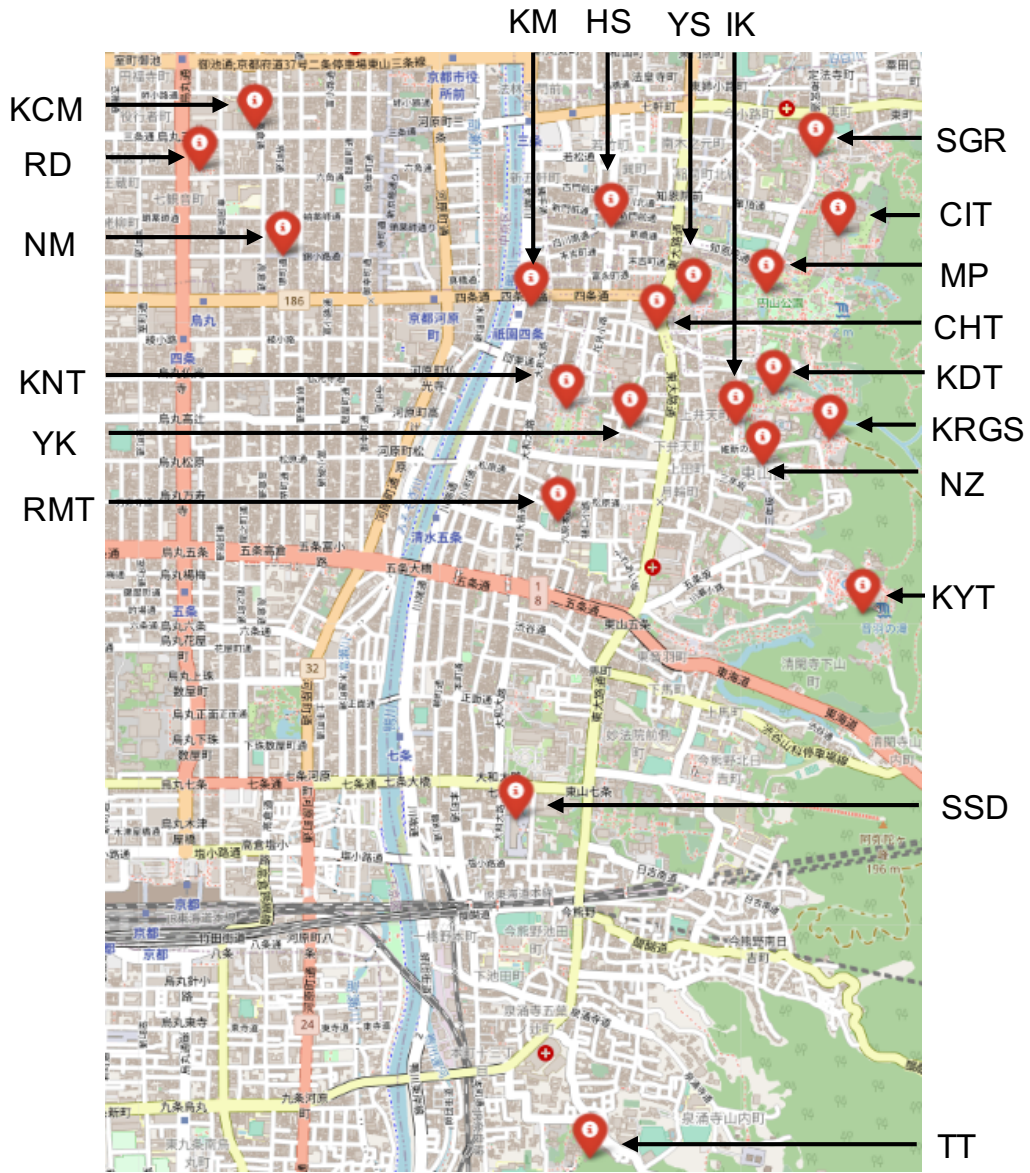


図 6 東山エリアの 20 箇所の PoI の位置関係

5.1.2 スポット密集型観光エリア：方法

本実験では、実際にアルゴリズムを京都府京都市東山区にある 20 箇所の PoI を含むエリアに対して適用する。実験環境として、季節を秋とし、天候は晴れとする。また観光時間は 13 時から 18 時までの 5 時間とする。出発地点は祇園四条とし、訪問済みスポットは無しとする。アルゴリズムが考慮する観光時間中の時間幅は 10 分とする。Algorithm C における探索幅を $k=3$ とする。

提案アルゴリズムは Python で記述し、Intel Core i5 2.3 GHz CPU、メモリ 8.0 GB、macOS Catalina OS を搭載したマシン上で実行する。

静的スコア SV は各スポットに対して取得できる人気度を 1 から 5 にスケール変換し用いる。動的スコア DV は、加算ポイント TV 、混雑度 CE 、天候情報 WE で構成し、 TV 、 CE 、 WE は以下のように算出する。 TV は、京都観光情報誌のイベント情報（夜間ライトアップ）を元に算出する。3 つのスポット（KDT, KYT, CIT）は 17:30~21:00 の時間帯を +2、4 つのスポット（RD, MP, SGR, TT）は観光情報誌に紅葉ライトアップの写真なしで文字のみで掲載されていたため +1 とする。また、 CE については、2020 年 4 月 2 日現在の日曜日の Google マップの各スポットの混雑状況データを使用する。混雑度を可視化した図を、図 7 に示す。 CE は各スポット毎に 0 から 2 のスケール幅で、 WE はスポット毎に -1 から 1 のスケールで用いる（屋外スポットでは雨が降ったら -1、晴れたら +1、屋内スポットでは雨が降ったら +1、晴れたら 0 となる）。各スポットの各時間帯の静的スコアと動的スコアから算出された合計スコアのヒートマップを、図 8 に示す。

一方、提案手法を実用化するためには、動的スコア $DV(s, t)$ をどのように推定するかも重要である。本研究では、動的スコア DV をリアルタイムで推定する方法として、以下を想定している。まず、付加点 TV は参加型センシング [39] を用いて取得する。参加型センシングを利用することで、観光客は実際の観光地のポイント情報（夜間のライトアップ情報など）を共有することができる。混雑ポイント CE は、yahoo の混雑レーダー⁵ をもとに、各観光スポットの混雑度情報から算出する。天気情報 WE は、OpenWeatherAPI⁶ から取得した天気情報をも

⁵<https://map.yahoo.co.jp/maps?layer=crowd>

⁶<https://openweathermap.org/>

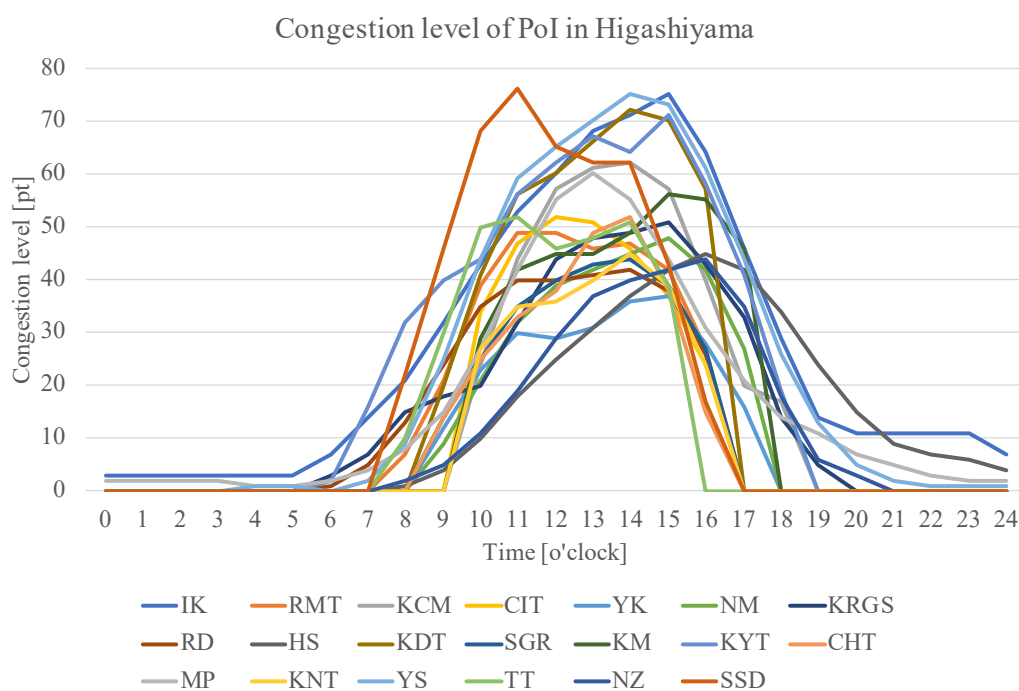


図 7 東山エリアに位置する 20 箇所の PoI の時間-混雑度

とに、スポットタイプ（屋内・屋外）ごとの値をもとに算出する。これらのデータは随時収集・更新される。観光客の状況が大きく変化した時（予期せぬ出来事など）や、観光客が別の計画を要求した時（観光客が次のスポットを決める時）に、システムはルートを再検索する。上記のような機能の実装と提案システムへの組み込みは今後の課題である。

提案した 3 つのアルゴリズムによって生成されたツアースコアを、観光情報誌に掲載されているモデルルートの合計値と比較する。また本システムはオンラインでの観光ナビゲーションを前提としているため、実用性を考え、数分以内の計算時間を目標とする [40]。

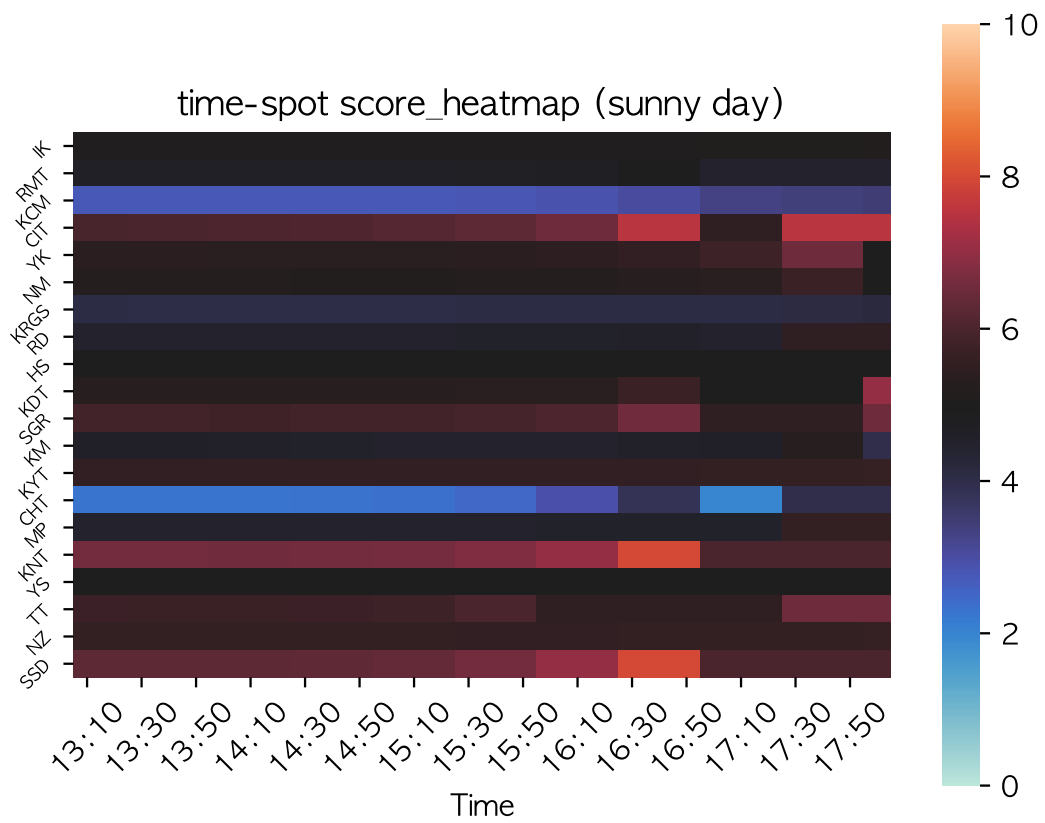


図 8 東山エリアに位置する各 PoI の時間別スコア

5.2 スポット密集型観光エリア：結果・考察

スポット密集型観光エリア：出力解

表 5は、各アルゴリズムをスポット密集型観光エリアに適用した場合の上位 3 つの観光ルートの実出力解を示す。ツアースコアの値を比較した結果、Algorithm C が最も良く、Algorithm B が最も悪い結果となった。

Algorithm A と B を比較した結果にて、いくつかの興味深いことがわかった。Algorithm A では、図 8 の評価値が最も高いスポット（16:30、三十三間堂）と（16:30、建仁寺）は訪問されていない。Algorithm A では、行き当たりばったりに評価値が大きいスポットを訪問するために、滞在時間及び移動時間を考慮に入れると、人気スポットを最も評価値が高くなる時間帯に訪問できなくなる事象が生じる。Algorithm B の方が、各スポットをより良い時間帯に訪問できる可能性が高いと言える。しかし期待満足度の観点では、Algorithm A の方が優れた結果であった。

Algorithm A と Algorithm C を比較してみると、訪問するスポットに大きな違いはないが、訪問する時間帯が大きく異なっていることがわかる。全体の評価値の中で大きいスポット上位 k 番目までを考慮している Algorithm C の方が、より良い時間帯にスポットを訪れることができ、かつ期待満足度が優れた結果であった。

Algorithm B と Algorithm C を比較すると、Algorithm C は評価値の大きい上位 k スポットを考慮し、かつ今後訪問可能なスポットも考慮しているため、Algorithm C のツアースコアが優位になっている。しかし、建仁寺を訪問した場合は、Algorithm B の方がスコア値が優れていた。

以上のことから、提案した 3 つのアルゴリズムは、それぞれの目的を達成するために有効に機能していることがわかる。Algorithm C が全体的に高いツアースコアを出しているのに対し、Algorithm B は最も良い時間帯に高スコアのスポットを訪問できている傾向がある。

表 5 東山エリアに対して提案アルゴリズムを適用したときの出力解

Route	Result	Tour_Score	Count_Spot	Mean
Algorithm A	Best	[13:20, KDT, 5.3], [14:00, KNT, 6.5], [14:50, SSD, 6.3], [16:10, CIT, 6.5], [16:50, SGR, 6.5], [17:30, MP, 5.6], [17:50, IK, 5.1]	7	41.9
	Second	[13:10, KNT, 6.6], [14:00, SSD, 6.3], [15:20, CIT, 6.1], [16:00, SGR, 6.0], [16:50, KDT, 5.7], [17:30, MP, 5.6], [17:50, IK, 5.1]	7	41.4
	Third	[13:20, SSD, 6.3], [14:30, KNT, 6.6], [15:20, CIT, 6.1], [16:00, SGR, 6.0], [16:50, KDT, 5.7], [17:30, MP, 5.6], [17:50, IK, 5.1]	7	41.4
Algorithm B	Best	[13:10, HS, 5.0], [13:40, SGR, 5.8], [14:30, IK, 5.1], [15:00, SSD, 6.4], [16:30, KNT, 8.0], [17:30, CIT, 8.0]	6	38.3
	Second	[13:10, IK, 5.1], [13:40, SGR, 5.8], [14:30, HS, 5.1], [15:00, SSD, 6.4], [16:30, KNT, 8.0], [17:30, CIT, 8.0]	6	38.3
	Third	[13:10, YS, 5.0], [13:40, SGR, 5.8], [14:30, IK, 5.1], [15:00, SSD, 6.4], [16:30, KNT, 8.0], [17:30, CIT, 8.0]	6	38.3
Algorithm C	Best	[13:10, YS, 5.0], [13:40, SGR, 5.8], [14:30, CHT, 2.3], [15:00, KNT, 6.6], [15:50, KDT, 5.3], [16:30, CIT, 7.5], [17:10, HS, 5.0], [17:30, MP, 5.6], [17:50, IK, 5.6]	9	48.3
	Second	[13:20, SGR, 5.8], [14:00, CHT, 2.3], [14:30, KNT, 6.6], [15:20, KDT, 5.3], [16:00, YS, 5.0], [16:30, CIT, 7.5], [17:10, HS, 5.0], [17:30, MP, 5.6], [17:50, IK, 5.6]	9	48.2
	Third	[13:10, KNT, 6.6], [14:00, SSD, 6.3], [15:20, SGR, 5.9], [16:00, YS, 5.0], [16:30, CIT, 7.5], [17:10, HS, 5.0], [17:30, MP, 5.6], [17:50, IK, 5.6]	8	47.0

表 6 東山エリアに対して出力解算出までの計算時間

	Computation Time (s)					
	First	Second	Third	Fourth	Fifth	Mean
Algorithm A	1.8	2.0	1.9	1.8	1.8	1.9 ± 0.1
Algorithm B	2.2	1.9	1.8	2.0	2.0	2.0 ± 0.1
Algorithm C	29.9	25.5	26.3	25.1	28.0	27.0 ± 1.8

スポット密集型観光エリア：計算時間

各アルゴリズムの計算時間は、5回の実行のそれぞれについて、表 6に記載する。結果は、Algorithm A-C の平均計算時間が、それぞれ 1.9 ± 0.1 (s), 2.0 ± 0.1 (s), 27.0 ± 1.8 (s) であることを示している。Algorithm A-C は、オンサイトでの実用的な計算時間であり、十分な性能を有している。提案したアルゴリズムはいずれも 1 分以内に解を出力することができ、オンサイトでの利用が可能であることを示している。

スポット密集型観光エリア：Algorithm C 探索幅設定

上記までは、Algorithm C の探索幅を $k = 3$ に設定した。探索幅の変化によるツアースコアの変化を検証するために、探索幅を可変にした。探索幅 k に 1 から 5 の値を代入した場合の計算時間とツアースコア（観光全体の満足度）を示す。図 9 のように、 k が増えると計算時間は指数関数的に増加するが、ツアースコアはほとんど直線的に増加して飽和する。この理由は、探索幅が大きくなると、今後訪問できる（スポット・時間帯）のより多くの組み合わせを探索できるためである。また、図 9 の結果から示すように、探索幅 $k = 3$ 以降、ツアースコアの変化が小さく計算時間が 1 分以上かかるため、探索幅 $k = 3$ が適切であったことが確認できる。

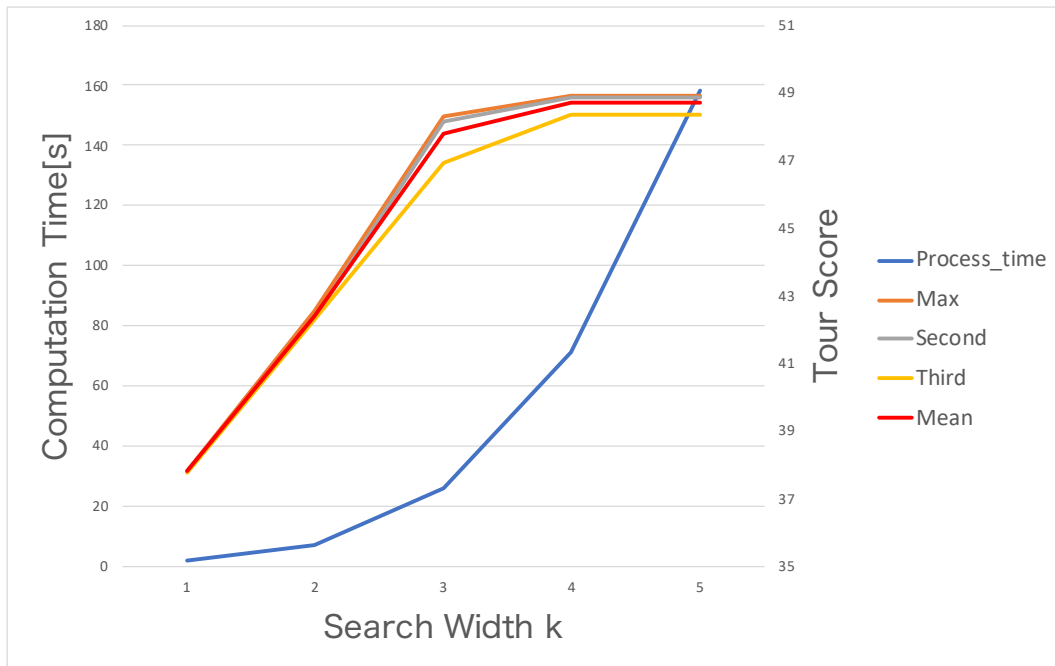


図 9 東山エリア：探索幅を変化させた時の計算時間およびツアースコア

スポット密集型観光エリア：モデルルートとの比較

本提案アルゴリズムの比較性能を評価するために、出力解を、2つの観光情報誌 [37, 38] に掲載されているルートと比較した。結果を表 7 に示す。スポット密集型観光エリアでの評価値をもとに、約 5 時間の観光時間で計算している。

平均ツアースコアの点では、Algorithm A-C (それぞれ 41.6, 38.3, および 47.8) は、それぞれモデルルート 1 (27.3) を上回った。モデルルート 1 では、ツアースコアが低い要因として、観光情報誌に掲載されている有名なスポットを選ぶ傾向があることである。例えば、有名なスポットである清水寺 (KYT) では、平均滞在時間が 1 時間以上であり、観光全体を考慮すると観光した場合、ツアースコアは低下する。また、観光情報誌のモデルルートでは、必ずしも評価値が最も高い時間帯に訪れるとは限らないためであることから、モデルルート 1 のツアースコアが、低い要因であると考えられる。

一方、モデルルート 2 (39.3) は、Algorithm A (41.6), Algorithm C (47.8) には劣るものの、Algorithm B (38.3) よりも高いスコアを出している。しかしな

表 7 東山エリアにおけるモデルルートとの比較

Route	Result	Tour_Score	Count_Spot
Model Route 1	[13:20, KYT, 5.5], [14:40, KDT, 5.3], [15:20, MP, 4.6], [16:20, CIT, 6.5], [17:30, SGR, 5.5]	27.3	5
Model Route 2	[13:10, YS, 5.0], [13:30, IK, 5.1], [13:50, KRGS, 3.1], [15:20, KDT, 5.3], [16:00, CHT, 3.4], [16:30, MP, 4.9], [16:50, CIT, 7.0], [17:30, SGR, 5.5]	39.3	8

がら、詳しく見てみると、モデルルート 2 は Algorithm B が算出したルートよりもツアースコアが優れているが、Algorithm B は 17:30 に知恩院 (CIT) を訪問した場合にスコア 8 を出しているのに対し、モデルルート 2 は 16:50 に同じ知恩院を訪問した場合にスコア 7.5 を出している。Algorithm B の方が知恩院を訪問するのに適した時間帯を見つけている。これは、Algorithm B が知恩院を訪問するのに適した時間帯を見つけたことを意味している。このことから、ツアースコアを優劣の明確な指標として使用することは、すべてのケースで適切ではないかもしれないということがわかる。

スポット密集型観光エリア：空きタイムスロットの確認

表 5 の結果において、Algorithm B で出力したツアースコアが他のアルゴリズムに比べて大きく劣っている理由について述べる。

図 10 には、各提案アルゴリズムの最大値のルートをタイムテーブル化した図を示す。まず、Algorithm A が Algorithm C よりもツアースコアが低いのは、訪れる時間帯によって様々なスポットのスコア値が異なっているからである。Algorithm C は、今後訪問可能なスポットを考慮して、上位 3 つの評価値の中からスポットを選択するため、ツアースコアを考慮に入れた上で、より良い時間帯に訪問することができる。

Algorithm B のツアースコアが他の 2 つの Algorithms に比べて劣ってしまった理由の 1 つは、Algorithm B の結果に、図 10 中の赤い部分で示されているように、かなり多くの自由時間が存在している。このように、Algorithm B の結果では全

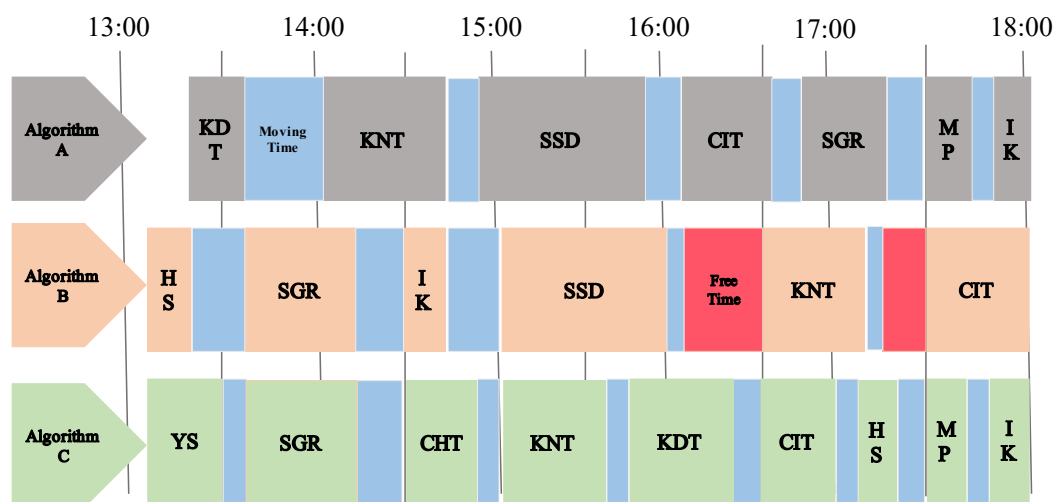


図 10 東山エリア：各提案アルゴリズムの空きスロット

体のフリータイムは30分であるが、他の2つのアルゴリズムの結果では自由時間が全くない。探索幅が1であるAlgorithm Bとは異なり、Algorithm Cでは探索幅が3であるため、Algorithm Bで発生した断片化が軽減されている。

5.3 スポット分散型観光エリアにおける実験目的・方法

5.3.1 スポット分散型観光エリア：目的

スポット密集型観光エリア（節5.1）では、各スポットに密集傾向があり、スポット間の移動時間がかかり、次スポットを訪問した時、それ以降のスポットが制限されるというケースが起こる可能性が少なかった。しかし、観光地の特性によっては、観光スポットが分散されているケースもある。このような観光地の特徴の違いに対して検証を行うため、観光スポット間の距離が長く、分散しているエリアである嵐山エリア（表8, 図11）も同様の手法で提案アルゴリズムの有効性の評価を行なう。嵐山エリアは、東山エリアとは異なり、移動時間が長く満足度が高いスポット（東映太秦映画村、保津川下り）があるため、本提案アルゴリズムの、ツアースコアおよび今後の期待満足度を考える上で重要な評価を行うことができる。

表 8 嵐山エリアに位置する 32 箇所の PoI

Symbol	Description	Symbol	Description
TGB	渡月橋	MBC	マールブランシュ嵐山店
TJT	天龍寺	SST	鈴虫寺
HIT	宝厳院	KZS	車折神社
JJT	常寂光寺	TKSP	東映太秦映画村
NIT	二尊院	SMC	嵯峨嵐山文華館
SRT	清涼寺	AOM	京都嵐山オルゴール博物館
HKT	宝篋院	EXC	eXcafe 京都嵐山本店
NMS	野宮神社	KT	苔寺
CNK	竹林の小径	SYC	嵯峨野湯
DJT	旧嵯峨御所	HK	保津川下り
MSC	ムスビカフェ	CHC	茶寮八翠
RSS	落柿舎	OST	大河内山荘庭園
GOT	祇王寺	MOS	松尾大社
INT	化野念仏寺	HRT	法輪寺
ANC	嵐山のむら	CRC	カフェライブラ
KRT	広隆寺	HKC	廣瀬珈琲店

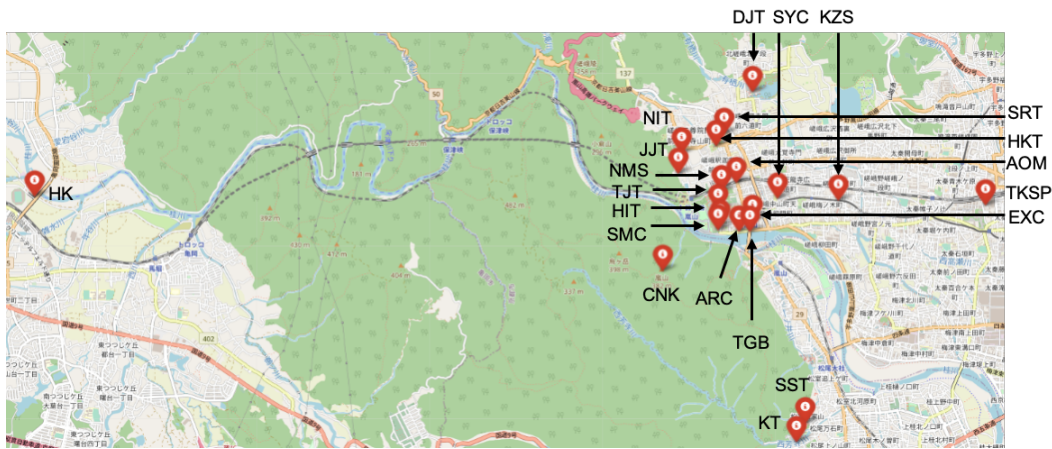


図 11 嵐山エリアの 32 箇所の PoI の位置関係

5.3.2 スポット分散型観光エリア：方法

本実験では、提案アルゴリズムを実際の京都府京都市にある観光地として有名な嵐山エリアにある 32 箇所の PoI を含むエリア（図 11, 表 8）に対して適用する。

実験環境として、季節を秋とし、天候は晴れとする。また観光時間は 13 時から 18 時までの 5 時間とする。出発地点は嵯峨嵐山駅とし、訪問済みスポットは無しとする。アルゴリズムが考慮する観光時間中の時間幅は 10 分とする。Algorithm C における探索幅は $k=3$ とする。

各スポットに静的スコア SV を割り当て、1 から 5 までのスケールで表示する。動的スコア DV は、加算ポイント TV 、混雑度 CE 、天候情報 WE で構成されており、 TV 、 CE 、 WE は以下のように算出する。 CE については、2020 年 4 月 2 日現在の日曜日の Google マップの各スポットの混雑状況データを使用する。混雑度を可視化した図を、図 12 に示す。図 12 では、20 スポットのみ記載する。 CE は各スポット毎に 0 から 2 のスケールで示す。 WE は各スポット毎に -1 から 1 のスケールで示した（屋外スポットでは雨が降ったら -1 、晴れたら $+1$ 、屋内スポットでは雨が降ったら $+1$ 、晴れたら加算なしとする）。加算ポイント TV に関して、3 つのスポット（HIT, JJT, DJT）には、観光情報誌で写真付きで紅葉のライトアップが大きく特集されているため、17:30-21:00 に $+2$ を付与する。3 つのスポッ

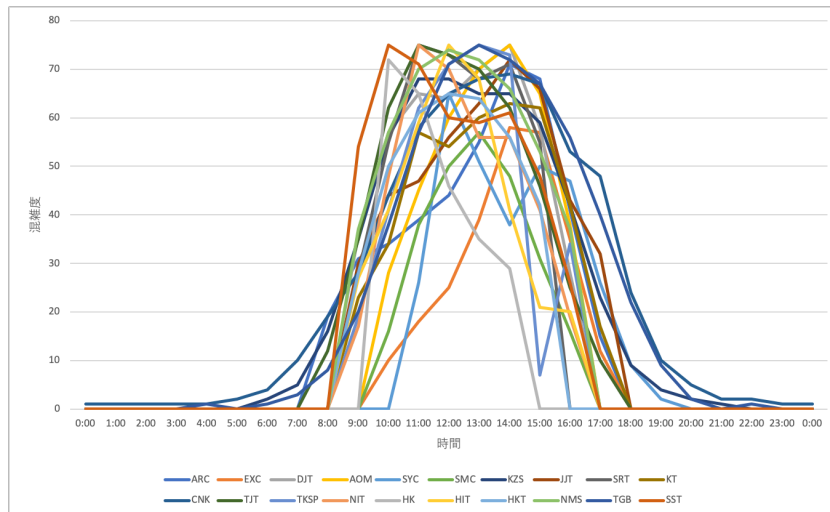


図 12 嵐山エリアに位置する 32 箇所の PoI の時間-混雑度

ト (HK, CNK, TGB) には、観光情報誌で写真なしで紅葉のライトアップが記載されていたため+1を付与する。その他のスポットは、加算なしとする。

各スポットの各時間帯に対して、静的スコアと動的スコアから算出したスコアのヒートマップを図 13に示す。

5.4 スポット分散型観光エリア：結果・考察

スポット分散型観光エリア：出力解

表 9は、各アルゴリズムをスポット分散型観光エリアに適用した時の、観光ルートの出力解を示す。各アルゴリズムの結果を表 9に示す。ツアースコアを比較した結果、Algorithm Cが最も優れており、Algorithm Aが最も劣っていることが確認できる。

観光ルートの詳細を確認する。まず、Algorithm AとAlgorithm Bを比較すると、Algorithm Aでは、観光全体時間の中で評価値が最大のスポット(16:00-16:20, 大河内山荘庭園)を訪問することができていない。Algorithm Aでは、評価値が大きいスポットをその都度訪問するために、滞在時間及び移動時間を考慮に入れ

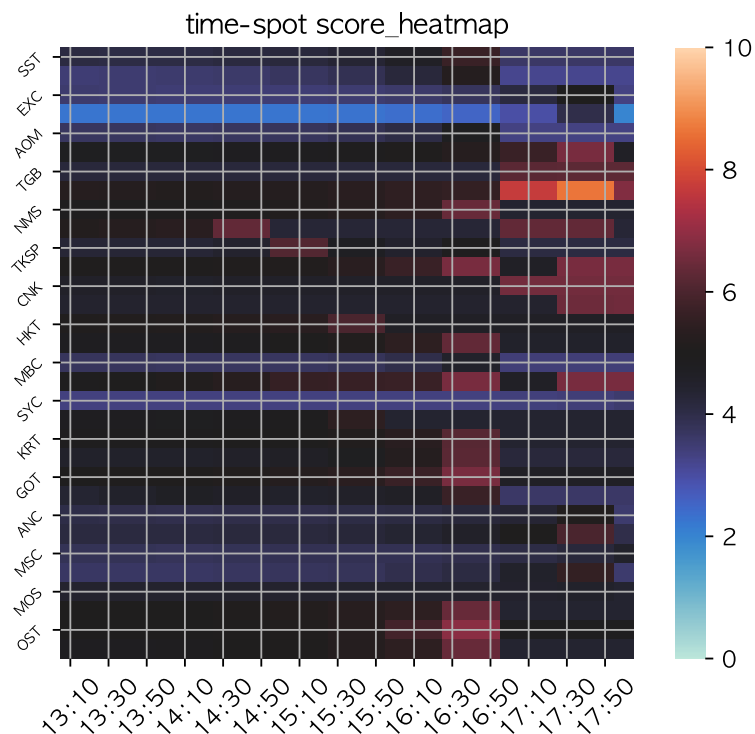


図 13 嵐山エリアに位置する各 PoI の時間別スコア

ると、人気スポットを最も評価値が高くなる時間帯に訪問できなくなることがある。そのため、Algorithm Bの方が、各スポットをより良い時間帯に訪問できる可能性が高いと言える。Algorithm Bと Algorithm Cを比べたときに、スポット密集型観光エリアに提案アルゴリズムを適用した時の結果とは異なり、Algorithm Bと Algorithm Cに訪問スポットの変化がない。これは、スポット分散型観光エリアでは $k = 1$ でより良いツアースコアが得られる次訪問スポットを探索できることがわかる。

表 9 嵐山エリアにおける各アルゴリズムの結果

Route	Result	Tour_Score	Count	Spot	Mean
Best	[13:20, GOT, 4.9] , [14:00, OST, 5.6], [14:40, JJT, 5.4],	35.8	7		
	[15:20, HIT, 5.4], [16:00, CRC, 5.4] , [16:50, NMS, 5.5],				
	[17:20, TGB, 3.5]				
Algorithm A					
Second	[13:10, TJJ, 4.6] , [14:00, OST, 5.6], [14:40, JJT, 5.4],	35.6	7		35.6
	[15:20, HIT, 5.4], [16:00, CRC, 5.4] , [16:50, NMS, 5.5],				
	[17:20, TGB, 3.5]				
Third	[13:20, NIT, 4.3] , [14:00, OST, 5.6], [14:40, JJT, 5.4],	35.3	7		
	[15:20, HIT, 5.4], [16:00, CRC, 5.4] , [16:50, NMS, 5.5],				
	[17:20, TGB, 3.5]				
Best	[13:20, GOT, 4.9], [14:00, CRC, 5.2], [14:50, HIT, 5.1],	36.3	7		
	[15:30, JJT, 5.6], [16:10, OST, 6.5], [16:50, NMS, 5.5],				
	[17:30, TGB, 3.5]				
Algorithm B					
Second	[13:20, HIT, 4.8], [14:00, CRC, 5.2], [15:00, GOT, 5.0],	36.1	7		36.1
	[15:30, JJT, 5.6], [16:10, OST, 6.5], [16:50, NMS, 5.5],				
	[17:30, TGB, 3.5]				
Third	[13:20, TJJ, 4.6], [14:00, CRC, 5.2], [14:50, HIT, 5.1],	36.0	7		
	[15:30, JJT, 5.6], [16:10, OST, 6.5], [16:50, NMS, 5.5],				
	[17:30, TGB, 3.5]				
Best	[13:20, GOT, 4.9], [14:00, CRC, 5.2], [14:50, HIT, 5.1],	36.3	7		
	[15:30, JJT, 5.6], [16:10, OST, 6.5], [16:50, NMS, 5.5],				
	[17:30, TGB, 3.5]				
Algorithm C					
Second	[13:20, HIT, 4.8], [14:00, CRC, 5.2], [15:00, GOT, 5.0],	36.1	7		36.1
	[15:30, JJT, 5.6], [16:10, OST, 6.5], [16:50, NMS, 5.5],				
	[17:30, TGB, 3.5]				
Third	[13:20, TJJ, 4.6], [14:00, CRC, 5.2], [14:50, HIT, 5.1],	36.0	7		
	[15:30, JJT, 5.6], [16:10, OST, 6.5], [16:50, NMS, 5.5],				
	[17:30, TGB, 3.5]				

表 10 嵐山エリアにおける各提案アルゴリズムの計算時間

	Computation Time (s)					
	First	Second	Third	Fourth	Fifth	Mean
Algorithm A	1.6	1.6	1.8	1.6	1.6	1.6 ± 0.1
Algorithm B	31.4	31.7	30.3	31.0	30.2	30.9 ± 0.6
Algorithm C	93.9	90.9	88.5	90.2	87.0	90.1 ± 2.3

スポット分散型観光エリア：計算時間

各アルゴリズムの1回目から5回目の計算時間を表 10に示す。この結果から、各アルゴリズムはそれぞれ 1.6 ± 0.1 (s), 30.9 ± 0.6 (s), 90.1 ± 2.3 (s) の平均計算時間で結果を出力できることがわかった。Algorithm A–C は計算時間として実用的であり、アルゴリズムの性能として満足のいくものである。The City Trip Planner [34] で解の出力時間が1分半程度であれば実用的であると論じられており、本提案アルゴリズムはいずれも1分半程度に出力することができるため、実用的であると考えられる。

スポット分散型観光エリア：モデルルートとの比較

本提案アルゴリズムの比較性能を評価するために、出力解を、2つの観光情報誌 [37, 38] に掲載されているルートと比較した。結果を表 11に示す。スポット分散型観光エリアでの評価値をもとに、約5時間の観光時間で計算している。

Algorithm A–C (それぞれ 35.6, 36.1, および 36.1) は、それぞれモデルルート 1 (29.5) およびモデルルート 2 (30.4) を上回った。モデルルートでは、よりその観光地で有名なスポットを選択することが多いため、そのスポットの混雑度などを考慮に入れると、ツアースコアが小さくなる。そのため、Algorithm A–C に比べてツアースコアが小さくなったことが言える。また本提案アルゴリズムでは、その訪問スポットにおいて、できるだけ満足度が高い時間帯に推薦をしていることから、本提案アルゴリズムの方がモデルルートと比べ優れた結果になったと考えられる。

表 11 嵐山エリアにおけるモデルルートとの比較

Route	Result	Tour_Score	Count_Spot
Model Route 1	[13:10, HRT, 5.0], [13:40, TGB, 4.2], [14:00, TJT, 4.8], [15:10, CNK, 4.6], [15:30, OST, 5.3], [16:50, JJT, 5.6]	29.5	6
Model Route 2	[13:10, TGB, 4.2], [13:40, TJT, 4.8], [14:30, NMS, 5.1], [15:10, JJT, 5.2], [16:10, NIT, 5.5], [17:20, CNK, 5.6]	30.4	6

スポット分散型観光エリア：Algorithm C 探索幅設定

上記までは、Algorithm C の探索幅を $k = 3$ に設定した。探索幅の変化によるツアースコアの変化を検証するために、探索幅を可変にした。探索幅 k に 1 から 5 の値を代入した場合の計算時間とツアースコア（ツアー全体の満足度）を示している。図 14 のように、 k が増えると計算時間は指数関数的に増加しており、ツアースコアは $k = 3$ まではほとんど直線的であり、 $k = 4$ においてツアースコアは増加し、 $k = 5$ で最大値ルートのツアースコアのみ再び直線的になる。これは、探索幅を $k = 5$ 以降では、より（時間帯・スポット）の組を探索できることがわかる。また、東山エリアの 20 箇所 PoI での計算時間（図 9）とは、大きく異なっていることがわかる。スポット数が増加したことによる大幅な探索数の増加によるものだと考えられる。しかしながら、本提案システムでは、オンサイトでの使用を想定しているため、 $k = 3$ が妥当であると考えられる。

スポット分散型観光エリア：観光時間を変化したときの計算時間

上記までは、観光時間を 5 時間として、ツアースコアを算出した時の結果を示しました。本節では、観光時間を 4 時間、6 時間に変更した時の各提案アルゴリズムの 1 回目から 5 回目の計算時間を表 12 に示す。表 12 の結果から、観光時間が 4 時間の場合、全てのアルゴリズムにおいて訪問スポット数は 6 であり、各アルゴリズムはそれぞれ 0.4 ± 0.0 (s), 7.4 ± 0.2 (s), 20.9 ± 0.3 (s) の平均計算時間で結果が出力できることを確認した。観光時間が 6 時間の場合、全てのアルゴリズムにおいて訪問スポット数は 8 であり、各アルゴリズムはそれぞれ 1.8 ± 0.1 (s),

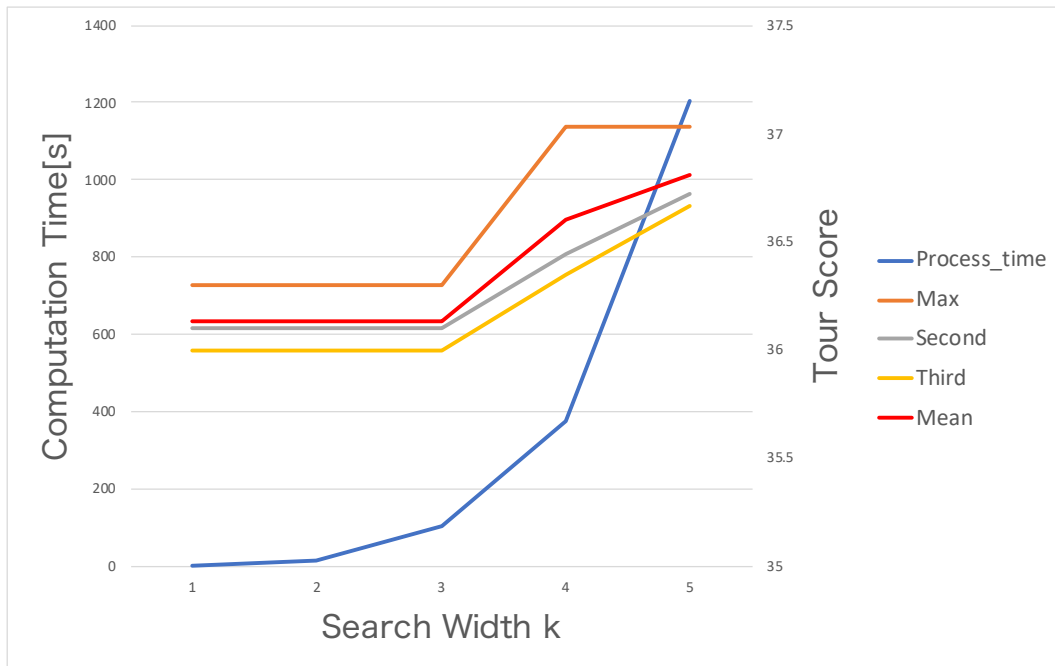


図 14 嵐山エリア：探索幅を変化した時の計算時間およびツアースコア

49.3±0.7 (s), 250.2±6.9 (s) の平均計算時間で結果が出力できることを確認した。上節で述べたように、次訪問スポットを推薦するまでの実用的な計算時間は、1分半程度以内が妥当であるため、観光時間が5時間まではオンサイトでの実用が可能であることが確認できた。しかしながら、観光時間を6時間に変化させた時に、提案アルゴリズムCの出力までの計算時間は、250.2±6.9 (s)であったため、実用的な計算時間で出力が困難であることを確認した。

スポット分散型観光エリア：スポット数を増加したときの計算時間

上記までは、スポット数を32箇所ですコアを算出した時の結果を示しました。本節では、スポット数を50箇所、75箇所、100箇所にした時の各提案アルゴリズムの1回目から5回目の計算時間を表13に示す。表13の結果から、スポット数が50箇所の場合、各アルゴリズムはそれぞれ1.8±0.0 (s), 63.2±0.4 (s), 334.6±9.5 (s) の平均計算時間で結果が出力できることを確認した。スポット数が75箇所の場合、各アルゴリズムはそれぞれ3.3±0.0 (s), 93.4±1.0 (s), 688.7±32.5 (s)

表 12 嵐山エリア：観光時間を変化したときの計算時間

Tourism Time (h)	Algorithm	Computation Time (s)					
		First	Second	Third	Fourth	Fifth	Mean
4	Algorithm A	0.4	0.4	0.4	0.4	0.4	0.4 ± 0.0
	Algorithm B	7.3	7.2	7.4	7.6	7.7	7.4 ± 0.2
	Algorithm C	21.2	20.5	20.7	21.0	21.1	20.9 ± 0.3
6	Algorithm A	1.8	1.7	1.8	1.9	1.7	1.8 ± 0.1
	Algorithm B	49.7	48.3	48.6	50.2	49.8	49.3 ± 0.7
	Algorithm C	257.8	250.7	243.1	241.8	257.7	250.2 ± 6.9

表 13 嵐山エリア：スポット数を増加したときの計算時間

Number of PoI	Algorithm	Computation Time (s)					
		First	Second	Third	Fourth	Fifth	Mean
50	Algorithm A	1.8	1.9	1.8	1.9	1.8	1.8 ± 0.0
	Algorithm B	62.6	63.1	62.9	63.5	63.7	63.2 ± 0.4
	Algorithm C	333.6	339.3	346.3	317.7	335.9	334.6 ± 9.5
75	Algorithm A	3.4	3.3	3.3	3.3	3.3	3.3 ± 0.0
	Algorithm B	93.9	94.6	93.2	91.7	93.4	93.4 ± 1.0
	Algorithm C	671.7	679.4	643.8	737.6	711.1	688.7 ± 32.5
100	Algorithm A	4.2	4.3	4.2	4.1	4.1	4.2 ± 0.1
	Algorithm B	183.1	187.5	179.5	182.6	182.5	183.0 ± 2.6
	Algorithm C	2191.1	2328.6	2235.8	2266.1	2282.8	2260.9 ± 46.0

の平均計算時間で結果が出力できることを確認した。また、スポット数が100箇所の場合、各アルゴリズムはそれぞれ 4.2 ± 0.1 (s), 183.0 ± 2.6 (s), 2260.1 ± 46.0 (s)の平均計算時間で結果が出力できることを確認した。上節で述べたように、次訪問スポットを推薦するまでの実用的な計算時間は、1分半程度以内が妥当であるため、PoI数を50に変化させた場合のアルゴリズムCにおける出力時間は約5分であり、実用的な計算時間で出力が困難であると考え。PoI数を増やした場合でも、実用的な計算時間で出力するのは、今後の課題である。

6. ISO-Tour：実装

本章では、提案手法の各機能を実現するための実装について述べる。なお、ISO-Tour は iOS アプリおよび Android アプリとして実装し、開発言語は Dart 言語を用いる。

6.1 モバイルアプリケーションのシステム要件

本システムは、観光中に次の訪問スポットの意思決定支援システムを行うことが目的である。そのために、観光中に使用するアプリケーションには、i) 観光客の入力情報に基づいて、次訪問スポットの満足度と、それ以降の期待満足度を提示、ii) 算出したツアースコアに基づいて、複数の次訪問スポットを提示、iii) 次訪問スポットを選択した時の今後訪問可能なスポット群を提示という3つの要件がある。

6.2 ユーザーインターフェース

ISO-Tour モバイルアプリケーションのユーザーインターフェースを図 15、図 16 に示す。図 15左は、観光客の観光条件を入力する画面である。図 15中央は、ツアースコアの上位3つに基づいた3つの次スポットを推薦する画面である。図 15右は、次スポット選択後の今後訪問可能なスポット群を提示する画面である。図 16左は、次スポットを選択した観光ルートを地図上で確認する画面である。図 16右は、次スポットを観光後に評価を入力する画面である。以下の節に詳細を示す。

6.2.1 入力画面

図 15左は、観光中に、観光客が入力する情報を示している。観光客が入力する情報は、嗜好タイプ、観光優先タイプ、観光終了時刻、行きたい訪問スポット、現在地の計5つの項目がある。観光客が入力する嗜好タイプには、(通常)という選択肢がある。観光優先タイプには、(次スポットの満足度重視、観光全体満足度



図 15 情報入力・選択・詳細提示画面

重視) の2つの選択肢がある。この時の選択した観光優先タイプによって、本提案アルゴリズム A あるいは C を用いてツアースコアを算出する。観光終了時刻には、観光客が観光を終了する想定時刻を選択する項目がある。行きたい訪問スポットには、観光エリアに位置する POI 群の中から3箇所の観光スポットを選択することができる。現在地には、観光客が観光を開始する観光スポットの選択肢がある。上記の5つの項目の観光情報を全て入力して、検索ボタンをタップすると、次訪問スポットを選択する画面に遷移する。

6.2.2 選択画面

図 15 中央では、観光中に、観光客が入力した情報から算出したツアースコアの上位3つのルートに基づいた次スポットを、観光客に提示する。観光客の意思決定支援を行うために、次スポットで獲得できる満足度及び、今後訪問可能なス

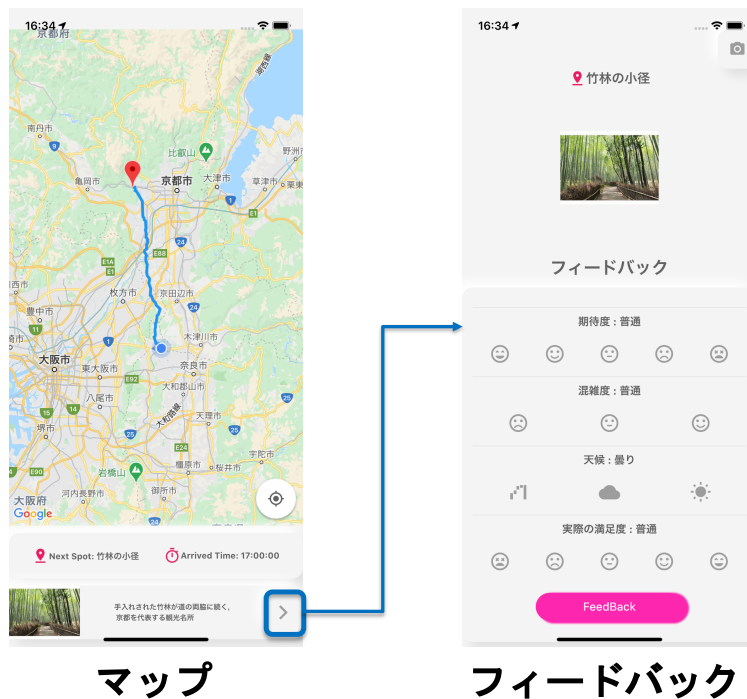


図 16 マップ・フィードバック画面

ポットで獲得できる期待満足度を提示する。図 15中央の推薦結果は、図 15左にて、(嗜好タイプ: 通常, 観光優先タイプ: 観光全体満足度重視, 観光終了時刻: 19:00, 行きたいスポット: 選択なし, 現在地: 嵯峨嵐山駅) を選択したときの結果である。

図 15中央の推薦結果は、Best が、(次訪問スポット: 天龍寺, 次スポットのスコア: 5.24, 期待満足度: 17.00), Second が、(次訪問スポット: 野宮神社, 次スポットのスコア: 4.44, 期待満足度: 16.00), Third が、(次訪問スポット: 竹林の小径, 次スポットのスコア: 6.58, 期待満足度: 16.00) である。

次スポットの満足度が高い次訪問スポットは Third の竹林の小径であり、今後の期待満足度が高い次訪問スポットは Best の天龍寺である。このように、観光客に次訪問スポットで満足度が高いスポットを選択するか、今後の期待満足度が高いスポットを選択するかを委ねることで、1章で述べたトレードオフ関係を考慮するようなシステムとなっている。

推薦された各次訪問スポットを選択すると、各次訪問スポット以降の推薦詳細情報を確認できる画面に遷移する。

6.2.3 提示画面

図 15右では、選択画面(図 15中央)で推薦された上位3つの次スポットをそれぞれ選択したときに、その次スポット以降に訪問可能なスポット群及び、その中で最も期待満足度が高いルートを示す。図 15右では、図 15中央で次スポットとして、Best を選択したときのページを示す。ISODA'S CHOICE ROUTE では、次訪問スポットを Best として選択した中で、今後訪問可能なスポットでの最も期待満足度が高いルートを示す。今後訪問可能なスポットでは、今後訪問可能なスポット群を示し、グレースケール表示のスポットは訪問することができず、それ以外は訪問可能であることを示す。吹き出しには、なぜこのルートが推薦されているかの理由を記載する。上記のような項目を、提示することでより観光客にわかりやすい形で意思決定支援を行うことができる。より観光客にわかりやすい形で推薦されている理由を生成することは、今後の課題である。

6.2.4 マップ画面

図 16左では、提示画面(図 15中央)で選択した次訪問スポットまでのルートを示す。図 16左で、次訪問スポットとして Third の竹林の小径を選択した時の画面である。この画面では、そのスポットまでの到着予想時刻および、そのスポットの簡潔な説明を示すことで、観光客に、そのスポットに訪問するまでに確認してもらおう。

6.2.5 フィードバック画面

図 16右では、次訪問スポットで観光した時のフィードバックを観光客から得るための画面である。フィードバック内容としては、訪れたスポットの期待度5段階、混雑度3段階、天候3段階、実際の満足度5段階である。フィードバック内容を元に、各観光客にパーソナライズした次訪問スポットを推薦するのは、今後

の課題である。フィードバックの項目を全て入力し、FeedBack ボタンを押すと、観光客の現時点の状況（現在時刻，現在地）に合わせて，次の訪問スポットが推薦される。

7. ISO-Tour：評価

本章では、オンサイト観光意思決定支援システム ISO-Tour の有効性を評価するための評価実験とその結果について述べる。

7.1 評価実験

7.1.1 実験目的

観光地コンテキストおよび訪問適時性を考慮し、ツアースコアを算出する手法と意思決定支援システム機能の組み合わせによって、観光の意思決定支援を行うことができるかを、次訪問スポットに基づいて推薦する手法（アルゴリズム A）と観光全体満足度を考慮して推薦する手法（アルゴリズム C）とを比較して検証する。また、システムの実用性を確認するためにアンケートを実施する。

7.1.2 実験概要

実験は、20代から60代までの56名を対象に、嵐山エリアに位置する32箇所のPoIを対象として実施した。被験者には、事前に実験内容の説明を行い、ISO-TourのインストールされたiOS端末を用いた。実験は、5章で提案した時系列貪欲法（アルゴリズム A）と探索幅を考慮した全体貪欲法（アルゴリズム C）の2つのアルゴリズムの比較を行った。時系列貪欲法は、次スポットの満足度に基づいて観光スポットを順に選択していく手法であるため、この手法をベースラインとする。被験者をアルゴリズム A とアルゴリズム C の2グループに分けて比較を行う。観光実験では、季節は冬、観光時間を4時間とし、基本的に徒歩でのみの移動とした。しかしながら、保津川下りおよび東映太秦映画村に訪問する際には、徒歩での移動は非現実的であるため、公共交通機関の使用を許可した。観光実験を開始する前に、観光客は端末上で行きたいスポットを3つ選択するアンケートを開発アプリケーション上で実施した。また、観光実験中には、各訪問スポットごとのフィードバックを行い、観光終了後には、事後アンケートを実施した。

7.1.3 行きたい訪問スポットの設定

本システムの目的は、観光客が、訪問したいスポットへ確実に訪問できるようにするため、行きたい訪問スポットに対して、加算ポイントを与える必要がある。5章では静的スコアのスケール幅を [1, 5] を用いてツアースコアを算出していた。しかしながら本観光実験では、訪問したいスポットに対して、加算ポイントとしてあらかじめ +2 を静的スコアに対して付加する。このように付加処理を行うことで、観光客が行きたい訪問スポットを推薦できるようにする。変換後の静的スコアと動的スコアを加算した値を、(時間, スポット) の組ごとに算出する。

7.1.4 アンケート内容

本実験では、観光実験前のアンケート、観光実験中のアンケートと、観光実験後のアンケートの3つがある。観光実験前のアンケートでは、各被験者に対して、行きたい訪問スポットを 32 箇所の PoI の中から 3 箇所の PoI を決定してもらう。観光実験中アンケートでは、訪問したスポットで観光終了すると、(期待度, 混雑度, 天候状況, 実際の満足度) の4つの項目である。設問とその回答は次に示す通りである。回答の選択肢は期待度, 実際の満足度は1~5の5段階評価とし、混雑度, 天候状況は1~3の3段階評価とした。

- Q1 期待度
 - － 1: 全く期待していなかった, 2: 期待していなかった, 3: 普通, 4: 期待していた, 5: とても期待していた
- Q2 混雑度
 - － 1: 空いていた, 2: 普通, 3: 混雑していた
- Q3 天候状況
 - － 1: 雨, 2: くもり, 3: 晴れ
- Q4 実際の満足度

- 1: とても不満である, 2: 不満である, 3: 普通, 4: 満足である, 5: とても満足である

また観光実験後アンケートでは, ISO-Tour のアルゴリズムの妥当性 (計算時間, 推薦結果の質) などの下記に示す 8 問について質問した.

- Q1 推薦された結果は, 次の観光スポットを決める時の意思決定支援に役立ちましたか
 - 0: いいえ, 1: はい
- Q2 Q1 で「はい」の場合は, どのように役立ちましたか
 - 記述
- Q3 Q1 で「いいえ」の場合は, なぜ役立ちませんでしたか
 - 記述
- Q4 次の観光スポットを決める時の意思決定には何の情報が必要ですか
 - 記述
- Q5 今後訪問できるスポットを確認することで, 次の観光スポットを選択するのに役立ちましたか
 - 1: 全く影響しなかった, 2: 影響しなかった, 3: どちらとも言えない, 4: 影響した, 5: 非常に影響した
- Q6 今後の期待できる満足度を確認することで, 次の観光スポットを選択するのに役立ちましたか
 - 1: 全く影響しなかった, 2: 影響しなかった, 3: どちらとも言えない, 4: 影響した, 5: 非常に影響した
- Q7 このアプリを利用することで, 自身が行きたかったスポットに訪れることができましたか

- 1: 全く訪れることができなかった, 2: あまり訪れることができなかった, 3: どちらとも言えない, 4: 少し訪れることができた, 5: 全て訪れることができた
- Q8 推薦結果が出力されるまで, 時間がかかるなあと感じましたか
 - 1: 非常に長いと感じた, 2: 長いと感じた, 3: どちらとも言えない, 4: 短いと感じた, 5: 非常に短いと感じた

また, 観光実験に関する感想(自由記述)の設問5問の計13問の質問を行った.

7.2 結果

本節では, 実験結果を示し考察する.

7.2.1 事前アンケート結果

図 17は, 本実験で56名の観光客の行きたい訪問スポットの結果である. 今回, 行きたい訪問スポットの区分として, 嵐山・渡月橋や竹林の小径など嵐山の観光スポットとして最も有名であろうスポットが選択されやすい傾向にあった.

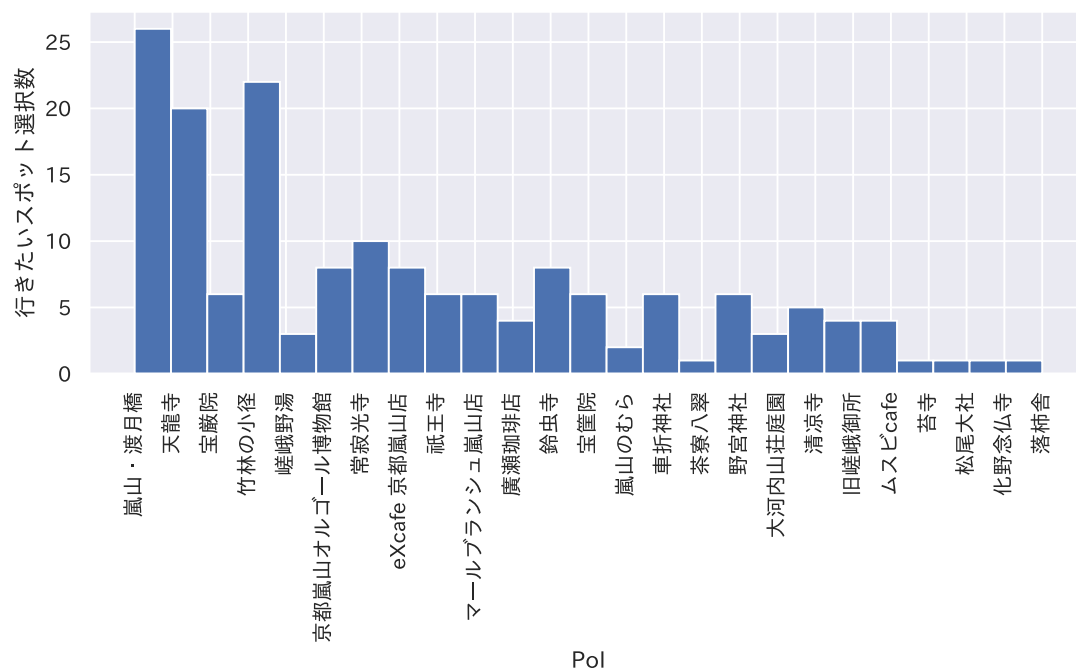


図 17 行きたい訪問スポットで選択された PoI

7.2.2 観光推薦結果

図 18には、本実験で観光客 56 人が推薦された結果に基づいて、実際に訪問した PoI を示す。嵐山エリア 4 時間にて観光客 56 人の総チェックイン数は 329 であることを確認した。図 17 と図 18 の結果からわかるように、観光客が実際に行きたい訪問スポットとして選択した嵐山・渡月橋や天龍寺などは訪問できていることが確認できる。一方で、野宮神社などは、行きたい訪問スポットとして選択されにくかったが、実際に訪問している回数が多いことが確認できた。しかしながら竹林の小径は、行きたい訪問スポットとして選択されやすかったが、実際の訪問スポット数は少ないことが確認できる。野宮神社に訪問する際に、必ずしも竹林の小径を通過するにもかかわらず、訪問したスポット数が少ない理由としては、観光客は推薦されたスポット以外のフィードバックを行うことができないためだと考えられる。推薦されたスポット以外で、寄り道を行った際の PoI でのフィードバックを行う機能の組み込みは、今後の課題である。

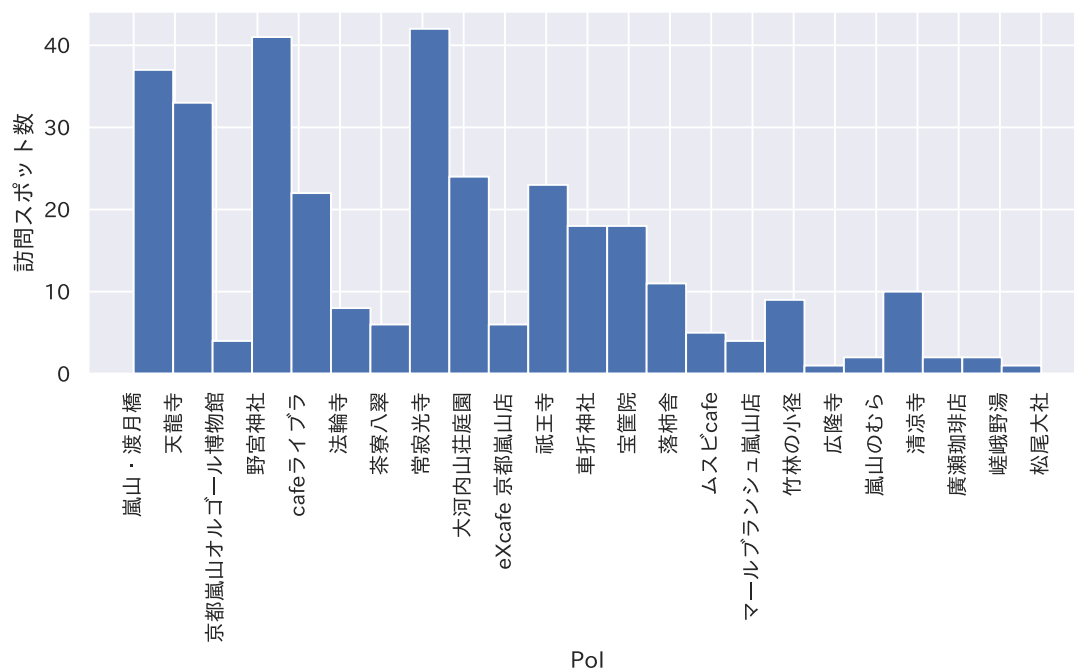


図 18 実際に訪問した PoI

表 14に、チェックインデータおよび各時刻における各スポットの評価値（図 13）に基づいて、各推薦手法ごとの訪問スポット数や観光満足度などを算出した結果を表 14に示す。表 14に示すように、観光全体満足度を考慮したアルゴリズム Cの方が、次スポットのみの満足度を考慮したアルゴリズム Aに比べて、訪問スポット数が優れた結果となっていることが確認できた。平均ツアースコアの観点で、次スポットのみの満足度を考慮したアルゴリズム Aは25.44であるのに対して、観光全体満足度を考慮したアルゴリズム Cは31.38と優れた結果になったことが確認できた。行きたい訪問スポットの実際訪問数という観点では、次スポットのみの満足度を考慮したアルゴリズム Aに対して、観光全体満足度を考慮したアルゴリズム Cが、行きたい訪問スポットに訪問することができていることが確認できた。アルゴリズム Cは観光全体満足度を考慮して次訪問スポットを推薦する手法であるため、観光時間中により多くの訪問スポットに訪問することができ、より良い時間帯にスポットに推薦することができる。そのため、ツアー

表 14 各推薦手法ごとの訪問スポット数および観光全体満足度

	推薦手法	
	A	C
合計訪問スポット数	148	181
平均訪問スポット数	5.29	6.46
訪問スポット数標準偏差	1.46	2.35
平均ツアースコア	25.44	31.38
ツアースコア標準偏差	7.44	11.46
1スポットあたりのスコア	4.80	4.85
行きたい訪問スポットの実際訪問数	39	41

コアおよび訪問スポット数の観点で、アルゴリズム A より優れた結果となった。1スポットあたりのスコアの観点でも、次スポットのみの満足度を考慮したアルゴリズム A は 4.80 であるのに対して、観光全体満足度を考慮したアルゴリズム C は 4.85 と優れた結果になったことが確認できた。このことから、観光全体満足度を考慮したアルゴリズム C は単に多くの訪問スポットを回るための推薦手法ではなく、より多くの訪問スポットに訪れることができかつ、観光客の観光全体満足度を向上することを確認することができた。

本論文では、観光スポットにより良い時間帯に訪問できるためのアルゴリズムを提案していることから、訪問適時性という観点で、チェックインデータを評価する。訪問適時性をスコア化する上で下記の式 5 に基づいて算出する。

$$timeliness(s, t) = checkin(s, t) / max(s) \quad (5)$$

ここで $checkin(s, t)$ は、時刻 t におけるスポット s の評価値を示し、 $max(s)$ は、全時間帯におけるスポット s の最大評価値を示す。

上記の式に基づいて、各推薦手法ごとの平均訪問適時性、訪問適時性標準偏差などの結果を表 15 に示す。表 15 の結果からわかるように、次スポットのみの満

表 15 各推薦手法ごとの訪問適時性

	推薦手法	
	A	C
平均訪問適時性	0.70	0.72
最大訪問適時性	1.00	1.00
訪問適時性標準偏差	0.03	0.02

足度を考慮したアルゴリズム A の平均訪問適時性は、0.70 であり、観光全体満足度を考慮したアルゴリズム C の平均訪問適時性は、0.72 であることから、観光全体満足度を考慮したアルゴリズム C の方が、訪問適時性を考慮できていることが確認できた。また、次スポットのみの満足度を考慮したアルゴリズム A の訪問適時性標準偏差と、観光全体満足度を考慮したアルゴリズム C の訪問適時性標準偏差を比較すると、アルゴリズム A の方が、訪問適時性のばらつきが大きいことが確認できた。観光全体満足度を考慮したアルゴリズム C の方が、訪問適時性にばらつきがなく、推薦した訪問スポットをより良い時間帯に訪問する可能性が高いことが確認できた。これらの結果より、次スポットのみだけでなく、観光全体の満足度を考慮して、各訪問スポットに対して、より良い時間帯に訪問可能にする本提案アルゴリズム C の機能が有効的に働いていることを確認した。

7.2.3 実験後アンケート結果

実験後アンケートでは、観光客 56 人に対して、ISO-Tour のアルゴリズムの妥当性 (Q1~Q8) の結果について示す。

Q1 の結果からわかるように、次スポットのみを考慮するアルゴリズム A と観光全体満足度を考慮するアルゴリズム C の違いが確認できた。今後訪問できるスポットの観点で、次スポットのみを考慮するアルゴリズム A に比べて、観光全体満足度を考慮するアルゴリズム C の方が、探索幅を考慮して、より多くの (スポット, 時間) を探索することができ、観光客が今後訪問スポットをより多くのスポットを確認できる可能性があるため、次スポットを決める上での意思決定によ

表 16 観光実験後アンケートの結果

	Algorithm	回答結果 (人)		Mean	Std
		0	1		
Q1	A	13	15	0.46	0.51
	C	6	22	0.79	0.42

	Algorithm	回答結果 (人)					Mean	Std
		1	2	3	4	5		
Q5	A	0	11	5	10	2	3.11	1.03
	C	0	3	5	13	7	3.86	0.93
Q6	A	1	7	8	7	5	3.29	1.15
	C	1	2	4	11	10	3.96	1.07
Q7	A	1	9	7	8	3	3.11	1.10
	C	0	6	6	10	6	3.57	1.07
Q8	A	1	2	5	8	12	4.00	1.12
	C	0	1	4	9	14	4.29	0.85

り役立ったのではないかと考えられる。これは Q5 の結果からも確認することができる。次スポットのみを考慮するアルゴリズム A では、今後訪問可能なスポット数が、観光全体満足度を考慮するアルゴリズム C に比べて、フラグメンテーションなどの影響により、少なくなってしまう可能性がある。そのため、今後訪問できるスポットを確認しても、あまり観光に影響がなかった可能性が考えられる。また、Q2 の回答として、「3つの選択肢が用意されていたため、適度な自由度を持ちつつ、おすすめの観光地を巡る事ができた」というコメントもあり、単一の観光スポットを推薦するのではなく、複数の観光スポットを推薦することで、観光客に次訪問スポットの選択権があり、観光客の意思決定を支援することができていることが確認することができた。Q7 の結果から、次スポットのみを考慮するアルゴリズム A に比べて、観光全体満足度を考慮するアルゴリズム C の方が、行きたい観光スポットに訪問することができたという回答が多いことが確認できる。これは、次スポットのみを考慮するアルゴリズム A によって推薦した

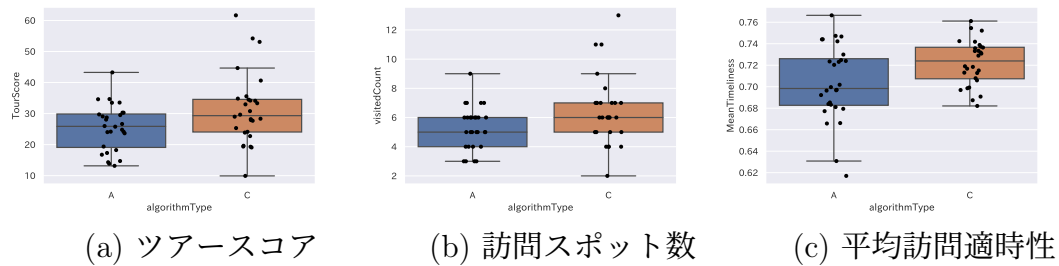


図 19 各アルゴリズムごとの箱ひげ図

次訪問スポットに、仮に訪問した場合、それ以降の観光が制限され、行きたい観光スポットに行けなかったことが考えられる。しかしながら、観光全体を考慮して推薦する手法 C は、観光全体を考慮して次訪問スポットを推薦していくため、行きたい訪問スポットに、より訪問できたのではないかと考えられる。これは表 14 における「行きたい訪問スポットの実際訪問数」からも確認することができる。

7.2.4 統計検定

上節までのデータを基に、平均ツアースコア、訪問スポット数、平均訪問適時性についてウェルチの t 検定を実施し、アルゴリズム A とアルゴリズム C の母平均の差を検定した。有意水準は 5% とし、検定は両側検定とした。各アルゴリズムごとの箱ひげ図を図 19 に示す。それぞれの項目の p 値は、0.0285, 0.0082, 0.0165 であった。全項目で、 $p < 0.05$ なので、帰無仮説は棄却され、それぞれの項目について、アルゴリズム A に基づいた結果とアルゴリズム C に基づいた結果の 2 群間には有意に差があることが確認できた。

7.3 考察

本節では、観光実験中に観光客が各訪問スポットに対して、フィードバックを行った結果について示し、考察する。表 17 には、各推薦手法ごとのフィードバック結果を示す。

表 17 の結果からわかるように、次スポットのみを考慮するアルゴリズム A の方が、観光全体満足度を考慮するアルゴリズム C に比べて、訪問したスポットが

表 17 各推薦手法ごとのフィードバック結果

	推薦手法	
	A	C
混雑度平均	1.38	1.33
混雑度分散	0.59	0.53
期待度平均	3.45	3.45
期待度分散	0.87	1.01
実際満足度平均	3.73	3.76
実際満足度分散	0.94	1.02

混雑していると感じた回数が多いことが確認できる。このことから、混雑を避けるより良い時間帯の観光スポットを、観光全体満足度を考慮するアルゴリズム C では、推薦できていることが確認できる。また、期待度および実際満足度の観点では、次スポットのみを考慮するアルゴリズム A に比べて、観光全体満足度を考慮するアルゴリズム C の方が、優れた結果となった。上節におけるツアースコアの観点においても、観光全体満足度を考慮するアルゴリズム C の方が、次スポットのみを考慮するアルゴリズム A に比べて、優れた結果であった。これは、自身が設定した各時間ごとの各スポットの評価値と、各ユーザが感じた各時間ごとの各スポットに対する評価との乖離がないことの確認を行うことができた。

今回の実験では、COVID-19 の影響により、観光スポットによっては、人数制限をしてお待ち時間が要するなどの規制が実施されていた。これらの規制は、観光客の満足度を低下させる要因の 1 つである。今回の実験で観光スポットとして対象にした cafe ライブラがその例である。実際の観光を行いながらでない、知り得ない情報を共有する機能を組み込むことで、設定した評価値と観光客が感じた満足度との乖離が生じにくく、観光客の観光満足度を向上できると考えられる。また同じ時間帯に推薦した人数が多ければ多いほど、そのスポットが混雑してしまい、観光客の満足度が低下してしまう可能性がある。推薦した人数も踏まえた上での、混雑度のリアルタイム情報の取得は今度の課題である。

8. 結論

本修士論文では、オンサイト観光ルート探索問題に対し、静的スコア、動的スコア、事後期待スコアの3つの要素からなるツアースコアを定義し、時系列貪欲法(アルゴリズム A)、全体単一貪欲法(アルゴリズム B)、探索幅を考慮した全体貪欲法(アルゴリズム C)を提案した。

これらのアルゴリズムを京都東山の20のPoI及び京都嵐山の32のPoIに適用し、各アルゴリズムの解の質(ツアースコア)と計算時間を評価した。その結果、(a) アルゴリズム A と B は現実的な計算時間でツアースコアが得られること、(b) アルゴリズム C は最も高いツアースコアが得られること、(c) アルゴリズム C の計算時間は、幅が増加するにつれて指数関数的に増加することが確認できた。

実験結果から、提案した3つのアルゴリズムは、計算時間のトレードオフの中で準最適解を出力できることが確認できた。アルゴリズム A~C を京都東山の20箇所PoIに適用した場合の計算時間は、それぞれ 1.9 ± 0.1 、 2.0 ± 0.1 、 27.0 ± 1.8 秒となった。アルゴリズム A~C を京都嵐山の32箇所PoIに適用した場合の計算時間は、それぞれ 1.6 ± 0.1 、 30.9 ± 0.6 、 90.1 ± 2.3 秒となった。両環境とも現実的な計算時間でツアースコアを算出することができた。

また提案したアルゴリズムに基づいて、実際の観光中に次訪問スポット意思決定支援システム ISO-Tour を構築するために、観光客に次訪問スポットを推薦するモバイルアプリケーションを実装した。モバイルアプリケーションでは、提案アルゴリズムによって算出した次訪問スポットを3つ提示する機能、次訪問スポットで獲得できる満足度及び今後期待できる満足度の提示機能、次訪問スポットを訪問した時のおすすめの観光ルート及び今後訪問可能なスポットを提示する機能を備えた。

ISO-Tour の実用性及び有効性を検証するために、開発したモバイルアプリケーションを用いて、観光客を対象に京都嵐山にて4時間の実証実験を行った。観光全体満足度を考慮して次訪問スポットを推薦するアルゴリズム C の有効性を検証するために、観光客を2つのグループに分割し、次訪問スポットのみの満足度を考慮して次訪問スポットを推薦するアルゴリズム A と比較した。その結果、観光全体満足度及び訪問スポット数、訪問適時性という観点で、アルゴリズム C が有

効的に働いた。

今後の課題としては、次のような改善を実施する必要があると考える。1つ目は、行きたい観光スポットのスコアリング方法である。今回の実験では、相対的な付加処理ではなく、絶対的な付加処理(+2)という加点方式で、スコアリングをしていた。しかしながら、絶対的な付加処理では、行きたい観光スポットに必ずしも訪問できていないケースが生じたため、相対的な付加処理での工夫が必要であると考え。2つ目は、動的観光地コンテキストのリアルタイム収集方法である。今回の実験では、観光実験を行う前に、動的観光地コンテキストをスコア化していたが、COVID-19の影響により、観光スポットによっては規制している箇所が存在した。実際の観光を行いながらでないと、知り得ない情報を共有する機能を組み込むことで、より設定した評価値と観光客が感じた満足度との乖離が生じにくく、観光客の観光満足度を向上できると考えられる。モバイルアプリケーション上に観光客同士の共有機能などの工夫が必要である。

3つ目は、ツアースコアの各構成要素のスコアの与え方の最適化である。本稿では、ツアースコアを構成する、静的スコア、動的スコア、事後期待スコアの3つの要素は、一般ユーザを想定した時のスコアの与え方をしている。しかしながら、観光客の嗜好タイプによっては、観光スポットの人気度よりも観光スポットの混雑度や特別展を重視する人がいることは十分に考えられる。そのような観光客の嗜好タイプに合わせて、ツアースコアの構成要素のスコアの与え方を最適化する必要がある。各構成要素のスコアの与え方の最適化することで、各(時間、スポット)の設定したスコアと、観光客が実際に感じた満足度での乖離が生じないようにできると考える。

このような機能を実現することは今後の課題である。

謝辞

本研究を進めるにあたり、安本慶一 教授には、研究全般に関し、多大なるご指導・ご助言を賜りました。また、充実した研究環境の整備など、研究活動を手厚くご支援いただきました。感謝の意を表すと同時に、心より厚く御礼申し上げます。

中村哲 教授には、ご多忙の中、論文審査委員を引き受けてくださった上で、副指導教官として様々なご助言をいただきました。本研究関連のプロジェクトでも、ご指導いただき、的確なアドバイスを賜りました。感謝の意を表すと同時に、心より厚く御礼申し上げます。

諏訪博彦 特任准教授には、本研究を進めるにあたり、使用するデータの分析やアンケート方法を始めとした専門的な立場からのご指導・ご助言をいただきました。研究に関する相談にも、丁寧に回答してくださいました。感謝の意を表すと同時に、心より厚く御礼申し上げます。

藤本まなと 助教には、学生に近い立場から、論文執筆時の基礎や本研究に関するご助言を賜りました。感謝の意を表すと同時に、心より厚く御礼申し上げます。

松田裕貴 助教には、本研究を進めるにあたり、日頃からの的確なアドバイスやまた、日常的に研究室内の様々なことに対してご助言を賜りました。感謝の意を表すと同時に、心より厚く御礼申し上げます。

中村優吾 特任助教には、日常的に研究室内の様々なことに対してご助言を賜りました。感謝の意を表すと同時に、心より厚く御礼申し上げます。

金岡恵 事務補佐員、山内奈緒 事務補佐員、尾川恵理 事務補佐員には、学会や出張に関する事務処理を始め、研究生活の様々な場面でご支援いただきましたこと、謹んで感謝申し上げます。

また研究において、的確なアドバイスをくださった日高真人さん、河中祥吾さんを始めとする先輩の皆様、共に研究生活を過ごしたユビキタスコンピューティングシステム研究室の同輩、後輩には、公私ともにお世話になりました。心より感謝申し上げます。

最後に、今日まで学生生活を様々な面から支えてくださった母を始め、家族に心より感謝申し上げます。

参考文献

- [1] Prarthana Padia, Bhavya Singhal, and Kwan Hui Lim. User-relative personalized tour recommendation. 2019.
- [2] Kwan Hui Lim, Xiaoting Wang, Jeffrey Chan, Shanika Karunasekera, Christopher Leckie, Yehui Chen, Cheong Loong Tan, Fu Quan Gao, and Teh Ken Wee. Perstour: A personalized tour recommendation and planning system. 2016.
- [3] Kwan Hui Lim, Jeffrey Chan, Christopher Leckie, and Shanika Karunasekera. Personalized trip recommendation for tourists based on user interests, points of interest visit durations and visit recency. *Knowledge and Information Systems*, Vol. 54, No. 2, pp. 375–406, 2018.
- [4] Mao Ye, Peifeng Yin, Wang-Chien Lee, and Dik-Lun Lee. Exploiting geographical influence for collaborative point-of-interest recommendation. In *Proceedings of the 34th international ACM SIGIR conference on Research and development in Information Retrieval*, pp. 325–334, 2011.
- [5] Robert Gyrodi, Cornelia Gyrodi, and Mihai Derşidan. An extended recommendation system using data mining implemented for smart phones. *International Journal of Computers & Technology*, Vol. 11, No. 3, pp. 2360–2372, 2013.
- [6] Huiji Gao, Jiliang Tang, Xia Hu, and Huan Liu. Exploring temporal effects for location recommendation on location-based social networks. In *Proceedings of the 7th ACM conference on Recommender systems*, pp. 93–100, 2013.
- [7] R Logesh, V Subramaniaswamy, and V Vijayakumar. A personalised travel recommender system utilising social network profile and accurate gps data. *Electronic Government, an International Journal*, Vol. 14, No. 1, pp. 90–113, 2018.

- [8] Yuki Matsuda, Dmitrii Fedotov, Yuta Takahashi, Yutaka Arakawa, Keiichi Yasumoto, and Wolfgang Minker. Emotour: Estimating emotion and satisfaction of users based on behavioral cues and audiovisual data. *Sensors*, Vol. 18, No. 11, p. 3978, 2018.
- [9] Gregory D Abowd, Anind K Dey, Peter J Brown, Nigel Davies, Mark Smith, and Pete Steggles. Towards a better understanding of context and context-awareness. pp. 304–307, 1999.
- [10] Quan Yuan, Gao Cong, Zongyang Ma, Aixin Sun, and Nadia Magnenat Thalmann. Time-aware point-of-interest recommendation. In *Proceedings of the 36th international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, pp. 363–372, 2013.
- [11] Atsushi Maruyama, Naoki Shibata, Yoshihiro Murata, Keiichi Yasumoto, and Minoru Ito. A personal tourism navigation system to support traveling multiple destinations with time restrictions. In *18th International Conference on Advanced Information Networking and Applications, 2004. AINA 2004.*, Vol. 2, pp. 18–21. IEEE, 2004.
- [12] Aldy Gunawan, Hoong Chuin Lau, and Pieter Vansteenwegen. Orienteering problem: A survey of recent variants, solution approaches and applications. *European Journal of Operational Research*, Vol. 255, No. 2, pp. 315–332, 2016.
- [13] Joan Borràs, Antonio Moreno, and Aida Valls. Intelligent tourism recommender systems: A survey. *Expert Systems with Applications*, Vol. 41, No. 16, pp. 7370–7389, 2014.
- [14] Kwan Hui Lim, Jeffrey Chan, Shanika Karunasekera, and Christopher Leckie. Tour recommendation and trip planning using location-based social media: a survey. *Knowledge and Information Systems*, pp. 1–29, 2019.

- [15] Jingjing Li, Lizhi Xu, Ling Tang, Shouyang Wang, and Ling Li. Big data in tourism research: A literature review. *Tourism Management*, Vol. 68, pp. 301–323, 2018.
- [16] Yohei Kurata and Tatsunori Hara. Ct-planner4: Toward a more user-friendly interactive day-tour planner. In *Information and communication technologies in tourism 2014*, pp. 73–86. Springer, 2013.
- [17] Yohei Kurata, Yasutaka Shinagawa, and Tatsunori Hara. Ct-planner5: a computer-aided tour planning service which profits both tourists and destinations. In *Workshop on Tourism Recommender Systems, RecSys*, Vol. 15, pp. 35–42, 2015.
- [18] Masato Hidaka, Yuki Kanaya, Shogo Kawanaka, Yuki Matsuda, Yugo Nakamura, Hirohiko Suwa, Manato Fujimoto, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto. On-site trip planning support system based on dynamic information on tourism spots. *Smart Cities*, Vol. 3, No. 2, pp. 212–231, 2020.
- [19] Faisal Mehmood, Shabir Ahmad, and DoHyeun Kim. Design and development of a real-time optimal route recommendation system using big data for tourists in jeju island. *Electronics*, Vol. 8, No. 5, p. 506, 2019.
- [20] Victoria Bellotti, Bo Begole, Ed H Chi, Nicolas Ducheneaut, Ji Fang, Ellen Isaacs, Tracy King, Mark W Newman, Kurt Partridge, Bob Price, et al. Activity-based serendipitous recommendations with the magitti mobile leisure guide. In *Proceedings of the sigchi conference on human factors in computing systems*, pp. 1157–1166, 2008.
- [21] Linas Baltrunas, Bernd Ludwig, Stefan Peer, and Francesco Ricci. Context relevance assessment and exploitation in mobile recommender systems. *Personal and Ubiquitous Computing*, Vol. 16, No. 5, pp. 507–526, 2012.

- [22] Wu Bing, Murata Yoshihiro, Shibata Naoki, Yasumoto Keiichi, and Ito Minoru. A method for composing tour schedules adaptive to weather change. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2009.
- [23] Åse Jevinger and Jan A Persson. Potentials of context-aware travel support during unplanned public transport disturbances. *Sustainability*, Vol. 11, No. 6, p. 1649, 2019.
- [24] Zhizhou Duan, Yuan Gao, Jun Feng, Xiaoxi Zhang, and Jie Wang. Personalized tourism route recommendation based on user ’ s active interests. In *2020 21st IEEE International Conference on Mobile Data Management (MDM)*, pp. 729–734. IEEE, 2020.
- [25] Lei Hang, Sang-Hun Kang, Wenquan Jin, and Do-Hyeun Kim. Design and implementation of an optimal travel route recommender system on big data for tourists in jeju. *Processes*, Vol. 6, No. 8, p. 133, 2018.
- [26] Hirano Yodai, Suwa Hirohiko, and Yasumoto Keiichi. A method for generating multiple tour routes balancing user satisfaction and resource consumption. In *IWSSS*, pp. 180–189, 2019.
- [27] Dawei Chen, Dongwoo Kim, Lexing Xie, Minjeong Shin, Aditya Krishna Menon, Cheng Soon Ong, Iman Avazpour, and John Grundy. Pathrec: Visual analysis of travel route recommendations. In *Proceedings of the Eleventh ACM Conference on Recommender Systems*, pp. 364–365, 2017.
- [28] Munmun De Choudhury, Moran Feldman, Sihem Amer-Yahia, Nadav Golbandi, Ronny Lempel, and Cong Yu. Automatic construction of travel itineraries using social breadcrumbs. In *Proceedings of the 21st ACM conference on Hypertext and hypermedia*, pp. 35–44, 2010.
- [29] Munmun De Choudhury, Moran Feldman, Sihem Amer-Yahia, Nadav Golbandi, Ronny Lempel, and Cong Yu. Constructing travel itineraries from

- tagged geo-temporal breadcrumbs. In *Proceedings of the 19th international conference on World wide web*, pp. 1083–1084, 2010.
- [30] Bob McKercher, Noam Shoval, Erica Ng, and Amit Birenboim. First and repeat visitor behaviour: Gps tracking and gis analysis in hong kong. *Tourism Geographies*, Vol. 14, No. 1, pp. 147–161, 2012.
- [31] Ana Maria Caldeira and Elisabeth Kastenholtz. Tourists ’ spatial behaviour in urban destinations: The effect of prior destination experience. *Journal of Vacation Marketing*, Vol. 24, No. 3, pp. 247–260, 2018.
- [32] Noam Shoval, Alon Kahani, Stefano De Cantis, and Mauro Ferrante. Impact of incentives on tourist activity in space-time. *Annals of Tourism Research*, Vol. 80, p. 102846, 2020.
- [33] Wouter Souffriau and Pieter Vansteenwegen. Tourist trip planning functionalities: State-of-the-art and future. In *International Conference on Web Engineering*, pp. 474–485. Springer, 2010.
- [34] Pieter Vansteenwegen, Wouter Souffriau, Greet Vanden Berghe, and Dirk Van Oudheusden. The city trip planner: an expert system for tourists. *Expert Systems with Applications*, Vol. 38, No. 6, pp. 6540–6546, 2011.
- [35] Google. Google map. <https://www.google.com/maps>.
- [36] Takashi Aoike, Bach Ho, Tatsunori Hara, Jun Ota, and Yohei Kurata. Utilising crowd information of tourist spots in an interactive tour recommender system. In *Information and Communication Technologies in Tourism 2019*, pp. 27–39. Springer, 2019.
- [37] Mapple. *Autumn Maple Leaves in Kyoto 2019*. Mapple, 2019.
- [38] JTB. *Kyoto for Fall 2019 only*. JTB, 2019.

- [39] Shogo Kawanaka, Yuki Matsuda, Hirohiko Suwa, Manato Fujimoto, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto. Gamified participatory sensing in tourism: An experimental study of the effects on tourist behavior and satisfaction. *Smart Cities*, Vol. 3, No. 3, pp. 736–757, 2020.
- [40] Pieter Vansteenwegen, Wouter Souffriau, and Dirk Van Oudheusden. The orienteering problem: A survey. *European Journal of Operational Research*, Vol. 209, No. 1, pp. 1–10, 2011.

研究業績

本論文に関係のある国際会議

1. Shogo Isoda, Masato Hidaka, Yuki Matsuda, Hirohiko Suwa, Keiichi Yasumoto: "Timeliness-Aware On-Site Planning Method for Tour Navigation, Smart Cities 2020, 3, 1383-1404.
2. Shogo Isoda, Masato Hidaka, Yuki Matsuda, Hirohiko Suwa, Keiichi Yasumoto: "User decision support system for on-site tourism navigation on smartphone: demo abstract (Sensys ' 20), Nov. 2020

本論文に関係のある国内会議

1. 磯田祥吾, 日高真人, 松田裕貴, 諏訪博彦, 安本慶一: "観光地コンテキストの変化を考慮した理由付き訪問スポット推薦", 2019 年度情報処理学会関西支部 支部大会 講演論文集, Vol.2019.
2. 磯田祥吾, 日高真人, 松田裕貴, 諏訪博彦, 安本慶一: "観光ナビにおいて必見スポットをよりよい時間帯に訪問可能にするオンサイトプランニング手法", 2020 年度マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム (DICOMO).
3. 磯田祥吾, 日高真人, 松田裕貴, 諏訪博彦, 安本慶一: "訪問時間の適時性を考慮したオンサイト観光スポット推薦手法 ISO-Tour の改良と評価", 2020 年度第 28 回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ (DPSWS).

本論文に関係のない国際会議

1. Shogo Isoda, Shogo Kawanaka, Yuki Matsuda, Hirohiko Suwa, Keiichi Yasumoto: "How much does human mobility behavior affect the COVID-19 infection spread?: poster abstract (Sensys ' 20), Nov. 2020

本論文に関係のない国内会議

1. 平野陽大, 磯田祥吾, 佐々木皓大, 玉置理沙, 福田修之, 諏訪博彦, 安本慶一: “動画キュレーションによる観光経路案内システムの提案と動画収集実験”, 2019 年度 SIG-SAI, Vol.37.

受賞

1. 優秀論文賞受賞: “観光ナビにおいて必見スポットをよりよい時間帯に訪問可能にするオンサイトプランニング手法”, 2020 年度マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム (DICOMO).
2. 優秀プレゼンテーション賞受賞: “訪問時間の適時性を考慮したオンサイト観光スポット推薦手法 ISO-Tour の改良と評価”, 2020 年度第 28 回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ (DPSWS).