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

～複数のユーザ嗜好タイプへの適応性の検証～

磯田 祥吾[1,2]　日高 真人[1]　松田 裕貴[1,2]　諏訪 博彦[1,2]　安本 慶一[1,2]

概要：オンサイトで使用可能な既存の観光経路および観光スポット推薦手法の多くは，次訪問スポットのみの満足度に基づいて推薦している．しかし次以降に訪れるスポットを考慮に入れていないため，その後の観光スポットで得られる満足度が低下する可能性がある．そこで著者らは，次スポット以降で得られる期待満足度を考慮したオンサイト観光スポット推薦システム（以後，ISO-Tour と呼ぶ）を提案した [1]．しかしながら，ISO-Tour では，ほぼ同じ時間帯の同一観光スポットが選択される場合があり，多様な選択肢を検討できていないことが分かった．そこで本稿では，観光満足度をより向上させるために，ISO-Tour の改良を行った．また，先行研究では，全てのユーザを一つの嗜好タイプと仮定し評価を行っていた．しかしながら，ユーザの嗜好は様々であり，複数のユーザ嗜好タイプによる評価が不可欠である．そこで，本稿では，複数の異なる嗜好タイプのユーザに対する ISO-Tour の適応性の検証を行った．改良 ISO-Tour の有効性および異なる嗜好タイプへの適応性を検証するため，京都市嵐山エリアにある 20 箇所の観光スポットを対象に，3 つのユーザタイプ (通常ユーザ，混雑を気にするユーザ，混雑を気にしないユーザ) を想定し評価実験を行った．その結果，改良 ISO-Tour は，多様な選択肢を含み各ユーザの嗜好タイプに適した解を実用時間で算出可能であることを明らかにした．

1. はじめに

近年，観光産業の需要の増加とともに，個人 1 回あたりの旅行費用が増加傾向にある [2]．それに伴い，個人に最適化された観光経路や観光スポット推薦が盛んに行われている [3], [4], [5], [6], [7], [8]．これらの研究の多くは，次に行く観光スポットのみの満足度に基づいて推薦している．しかしながら，仮に満足度の高い観光スポットが離れた場所にある場合，移動に時間がかかるため，そのスポット以降の観光が制限される（訪問できるスポット数が減るなど）ことが考えられる．そのため，観光全体の満足度が低下することが考えられる．満足度が高いスポット一つを訪問するよりも，半分の満足度しか得られないスポットを 3 つ以上訪問する方が観光全体の満足度は高くなることもある．そのため，次に訪問する観光スポットだけでなく，次以降に訪問可能な観光スポットの期待満足度も考慮した推薦が求められる．次の観光スポットの満足度と，次以降の観光スポットの期待満足度とを考えた場合，この二つにトレードオフ関係が発生する可能性がある．先に示した通り，次の観光スポットとして高い満足度が得られる観光スポットを選択することにより，観光全体の満足度が低くなる可能性がある．

我々は，複数のスポットを次スポットとして選択させることで，次スポットで得られる満足度と，次スポット以降に得られる満足度とのトレードオフを考慮するオンサイト観光推薦システムを提案している [1]．このシステムを ISO-Tour（Intelligent System in Onsite Tour planning method）と呼ぶ．

しかしながら，ISO-Tour [1] で提案した探索幅を考慮した全体貪欲法では，探索幅内でほぼ同じ時間帯の同一観光スポットが選択される場合があり，多様性の欠如，または観光全体満足度が低下する可能性があった．仮に移動時間が長い，あるいは滞在時間が長いようなスポットが，ほぼ同じ時間帯にも関わらず探索幅内の全てを占めてしまった場合，それ以降に探索できる観光スポット群が制限される可能性がある．結果的に観光全体の満足度が低下する可能性があった．また，以前のシステムでは，全てのユーザに対し共通する一つの嗜好タイプを想定した観光地コンテキストのスケーリングを行っており，一つの嗜好タイプへの

1　奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology
2　理化学研究所 革新知能統合研究センター
RIKEN Center for Advanced Intelligence Project

有効性を検証することができた．しかし，以前のシステムでは個人に特化した推薦が行えるとは言えない．

そこで本稿は，ISO-Tour [1] で提案したアルゴリズムの改良および複数のユーザ嗜好タイプへの適応性の検証を行うことを目的とする．多様性を高める，または観光全体満足度を向上するために，探索幅内では，ほぼ同じ時間帯の同一観光スポットは重複しないアルゴリズムに改良する．また，観光地コンテキストのスコアリングを，複数のユーザ嗜好タイプ（通常ユーザ，混雑を気にするユーザ，混雑を気にしないユーザ）を想定したときのスケーリングへ変化させ，提案アルゴリズムによって出力した観光ルートの評価を行うことで，複数ユーザへの適応性の検証を行う．

改良 ISO-Tour の有効性および複数のユーザ嗜好タイプに適した解の評価を検証するために，嵐山エリアにある 20 箇所の観光スポットを対象に改良版アルゴリズムを適用した．その結果，3 つの提案アルゴリズムは準最適解を，それぞれ 1.3±0.1 (s)，1.9±0.3 (s)，4.6±0.1 (s) の計算時間で算出できることを確認した．また，各ユーザ（通常ユーザ，混雑を気にするユーザ，混雑を気にしないユーザ）の嗜好タイプに適した解を算出できることを確認した．

2. 関連研究

本章では，関連研究として観光スポット推薦や観光ルート推薦に関する既存研究について整理するとともに，本研究の位置づけを示す．

観光地コンテキストに基づいた推薦手法は，静的観光地コンテキストに基づいた推薦手法と動的観光地コンテキストに基づいた推薦手法に大別される．静的観光地コンテキストに基づいた推薦手法として，Kwan ら [5] は，PersTour アルゴリズム [9] を用いて，訪問するのに適した PoI と各 PoI の平均滞在時間を推薦するために，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している．また，倉田らは，CT-Planner [10], [11] と呼ばれる実用システムを作成している．このシステムは，ユーザの嗜好を分析しながら，観光ルート作成を行っている．

動的観光地コンテキストに基づいた推薦手法として，Wu ら [12] は，P-tour を用いて，天気変化を確率で表現することで，各スポットの満足度を算出し，満足度が高い観光ルート推薦を行っている．また，Jeviger ら [13] は，公共交通機関の混雑のリアルタイムの影響を考慮に入れることで，個人に最適化されたルート提案を行っている．

平野ら [14] は，観光によって得られる満足度と，観光客が移動や観光地で消費するリソース（金銭・時間・体力）のトレードオフを考慮に入れ観光ルートを推薦している． Dawei ら [15] 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に利用し，確率の高いツアールートを推薦している．ツアー推薦問題をオリエンテーリング問題 [16], [17] 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ている．

このように既存の観光経路および観光スポット推薦手法の多くは，次訪問スポットのみの満足度に基づいて推薦している．しかし次以降に訪れるスポットを考慮に入れていないため，その後の観光スポットで得られる満足度が低下する可能性がある．そこで著者らは，次スポット以降で得られる期待満足度を考慮したオンサイト観光スポット推薦システム（以後，ISO-Tour と呼ぶ）を提案している [1]．しかしながら，ISO-Tour では，ほぼ同じ時間帯の同一観光スポットが選択される場合があり，多様な選択肢を検討できていないことが分かった．そこで本稿では，観光満足度をより向上させるために，ISO-Tour の改良を行う．

また，先行研究 [1] では，一つのユーザ嗜好タイプを想定した評価しか行われていない．ISO-Tour の実運用を考えると，様々なユーザの嗜好タイプに適した観光スポット推薦を行う必要がある．そこで本稿では，複数のユーザ（通常ユーザ，混雑を気にするユーザ，混雑を気にしないユーザ）の嗜好を想定した評価を行う．

3. ツアースコアの定式化

文献 [1] では，次スポットおよびそれ以降のスポット群を訪問する際のツアー全体の評価値 (ツアースコア) を求めるための定式化を行った．訪問可能スポットの集合 S，次訪問スポット s，スポット s への到着時刻を t とした時のツアースコア $Tour(S,s,t)$ を，式 (1) で示す．

$$\begin{aligned} Tour(S,s,t) \;=\; & SV(s)+DV(s,t) \\ & +EV(s,S-\{s\},t+time(s)) \end{aligned} \tag{1}$$

上記において，$SV(s)$ は，スポット s の静的スコアであり，ユーザの嗜好と訪問スポット s のマッチング度合いを静的スコア $SV(s)$ と定義する．静的スコアは，Kwan Hui ら [4] の評価手法を用いる．

$DV(s,t)$ は，スポット s の動的スコアであり，下記の式 (2) における $TV(s,t)$ は，スポット s の時刻 t における加算ポイントであり，$CE(s,t)$ は，混雑度による加算ポイントであり，$WE(s,t)$ は時刻 t におけるスポット s での天候による加算ポイントである．これらの値は，ユーザの嗜好，スポット，状況ごとに用意されているものとする．

$$DV(s)=TV(s,t)+CE(s,t)+WE(s,t) \tag{2}$$

また，スポット s を訪問後の事後期待スコア $EV(s,S',t')$ は，下記の式 (4) で再帰的に定義する．

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

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

上記において，T_{end} は，観光終了時刻であり，T_{move} はスポット間の移動時間の上限，$movet(s,s')$ はスポット s から s' への移動時間，$stayt(s')$ はスポット s' における滞在時間とする．

4. オンサイト観光経路探索アルゴリズム

本章では，文献 [1] で提案したツアースコアを算出するための 3 つのアルゴリズムを説明する．また，探索幅を考慮した全体貪欲法の改良点について説明する．

4.1 アルゴリズムの概要

本節では，本研究の主題であるツアースコアを算出するために，文献 [1] 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）の説明を行う．

時系列貪欲法（アルゴリズム A） 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．この手法では，現在地から未訪問スポット集合 S の各スポットへの到着時刻を，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）の観光ルートを決定する手法である．

全体単一貪欲法（アルゴリズム B） 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．この手法では，訪問予定スポットリスト Z の各スポットへ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・時間帯の組を順に選択していき，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 全ての時間帯の中で上位 k 位以内までの評価値を持つスポット・時間帯の組を考慮する貪欲法である．この手法では，訪問予定スポットリスト Z の各スポットへ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木構造を作りながら選択していき，木の根から葉に向かう経路の中で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．

4.2 探索幅を考慮した全体貪欲法の改良

本節では，探索幅を考慮した全体貪欲法の問題点および改良点について説明する．

従来の探索幅を考慮した全体貪欲法は，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く手法であった．本研究では，混雑度による加算ポイント $CE(s,t)$ を Google Map から取得した値（時間幅 30 分）を使用している．提案アルゴリズムに適用するため，この取得した値を時間幅 10 分で複製している．そのため探索幅 k 内で一定時間幅で複製した（スポット，スコア値）のみが選択される可能性があった．

従来の探索幅を考慮した全体貪欲法は，観光時間全体を考慮し，上位 k 個のスコアのスポット・時間帯の組から順に木構造で探索していく手法である．以前のアルゴリズムでは，探索幅の k 個のスポット・時間帯の組がほぼ同じ時間帯の（１０分違いの）同一観光スポットで埋められてしまう可能性が高かった．

仮に滞在時間が長い同一スポット（スポット，スコア値）のみが上位 k 位以内に選択された場合，観光全体時間の大部分を占めてしまい，それ以降の探索が制限され，ツアースコアが低下するケースが発生していた．本稿では，この現象を回避するために探索幅 k 内ではほぼ同じ時間帯の同じスポットで占めないように改良し，より高いツアースコアを算出するようにした．この探索幅を考慮した全体貪欲法の改良版をアルゴリズム C とする．

表 1: List of Symbol

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	宝筐院	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

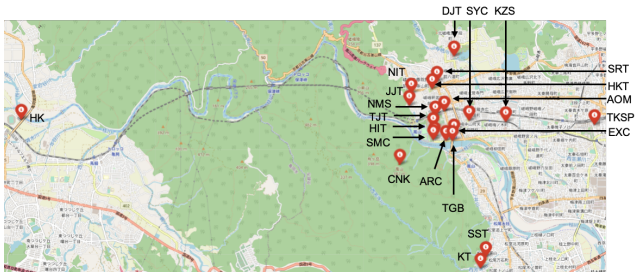


図 1: 嵐山エリアの 20 PoI のプロット

5. 評価実験

5.1 実験目的

本実験では，改良した探索幅を考慮した全体貪欲法の効果と，各ユーザ嗜好タイプに対する ISO-Tour の適応性を評価することが目的である．

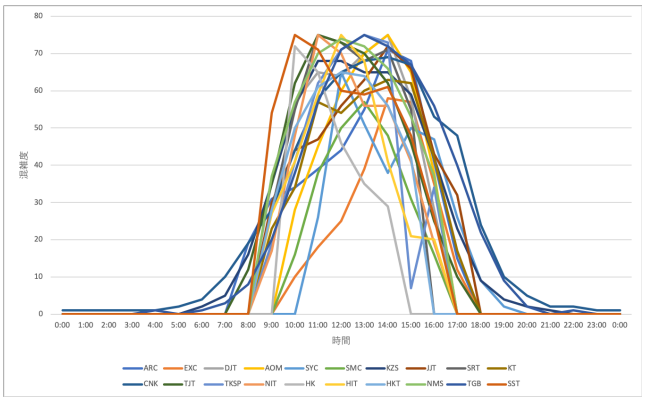


図 2: 嵐山エリアの PoI の混雑度

5.2 実験内容

本試験では，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 20 箇所の PoI を含むエリア（図 1，表 1）に対して適用する．

提案アルゴリズムは Python 言語にて記述されており，マシンスペックは CPU : Intel Core i5 2.3GHz，メモリ : 8.0GB，OS : macOS Catalina である．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 17 時までの 4 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時間幅は 10 分とする．

各スポット間の移動時間，各スポットの滞在時間については，観光情報誌 [18], [19] 及び，観光情報誌に記載されていない値に関しては Google Map API から取得したデータを用いる．静的スコア，動的スコアは Google Map から取得したデータを用いる．

本実験では，複数のユーザ嗜好タイプに対する ISO-Tour の適応性を検証するため，複数のユーザ嗜好タイプを想定した各観光地コンテキストのスコアリングが必要である．そこで，通常ユーザ (PLAN1)，混雑を気にするユーザ (PLAN2)，混雑を気にしないユーザ (PLAN3) と設定し．表 2 に，各ユーザの嗜好タイプに合わせたスコアリングの幅（Min，Max）を示す．

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用いる．動的スコアの混雑度 CE は，2020 年 4 月 2 日に Google Map から取得した日曜日における各スポットの混雑度に基づいている．取得した各スポットの混雑度を図 2 に示す．取得した混雑度は 30 分毎の値であるため，その 30 分の中では一定として扱っている．例えば，渡月橋の 14:30 の混雑度が 8.0 の場合，14:40 および 14:50 も混雑度 8.0 としている．取得した混雑度の逆数をとり，各想定ユーザのスケール幅に合うように変換した値を混雑度 CE としている．

加算ポイント TV に関して．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 Max を付与する．

表 2: 各嗜好タイプに適した観光地コンテキストのスコアリング

[Min, Max]	静的スコア	動的スコア		
		混雑度	天候情報	加算ポイント
通常 (PLAN1)	[1, 5]	[0, 2]	[-1, 1]	[0, 2]
混雑気にする (PLAN2)	[1, 1]	[0, 9]	[-1, 0]	[0, 0]
混雑無視 (PLAN3)	[1, 6]	[0, 0]	[-1, 1]	[0, 3]

スポット 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 $Max/2$ を付与する．その他のスポットは，0 とする．天候情報 WE は，Min から Max のスケールとする．屋外のスポットで雨の場合，Min を付与し，晴れなら Max とする．屋内のスポットで雨の場合，Max を付与し，晴れなら 0 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シートのヒートマップを図 3(a), 図 3(b), 図 3(c) に示す．

各アルゴリズムを各スコアシートに適用することでツアースコアを算出し，それぞれの結果を比較する．また，観光情報誌に記載されているモデルルートから算出されるツアースコアとの比較も行う．また，計算時間はオンサイトナビを想定しているため，1 分以内の出力が望ましいと考えている．

6. 実験結果

本節では，各アルゴリズムで導きだされた出力解（観光ルートおよびツアースコア），計算時間について結果を示す．

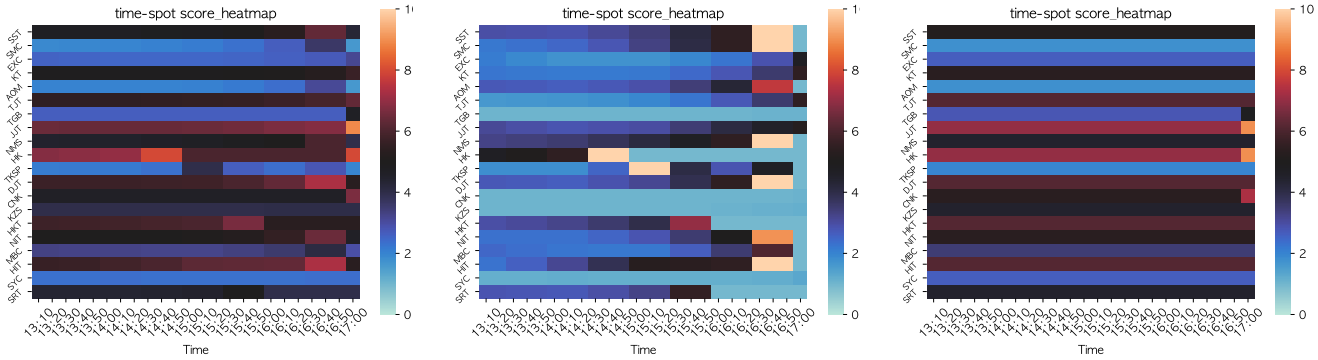
6.1 出力解

表 3, 表 4, 表 5, は，各アルゴリズムを実験環境に適用した時の，観光ルートの出力解を示す．アルゴリズム A,B においては，ページの関係上，最大値ルートのみの記載とし，本研究で最も重要であるアルゴリズム C においては，上位 3 つの観光ルートの記載とする．

6.1.1 通常ユーザ (PLAN1)

表 2 の PLAN1 における各アルゴリズムの結果を表 3 に示す．ツアースコアを比較した結果，アルゴリズム C が最も優れており，アルゴリズム B 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，アルゴリズム A とアルゴリズム B を比較すると，アルゴリズム A では，観光全体時間の中で評価値が最大のスポット（16 時半，HIT）を訪問することができていない．アルゴリズム 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，アルゴリズム 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，アルゴリズム A の方が優位な結果であった．



(a) PLAN1 **(b)** PLAN2 **(c)** PLAN3

図 3: 各時間帯の各スポットにおけるスコア

表 3: PLAN1 での各アルゴリズムの結果

	Route	Result	Tour_Score	Count_Spot	Mean
アルゴリズム A	最大値	[13:20, KT, 5.0], [14:30, JJT, 6.4], [15:10, HIT, 6.3], [16:00, TJT, 5.7], [16:40, NMS, 6.0]	29.4	5	
アルゴリズム B	最大値	[13:20, KT, 5.0], [16:30, HIT, 7.3], [15:30, HKT, 6.7], [14:30, JJT, 6.4]	25.4	4	
アルゴリズム C	最大値	[13:10, TGB, 2.7], [16:30, HIT, 7.3], [15:30, HKT, 6.7], [14:40, JJT, 6.4], [13:30, TJT, 5.5], [14:10, NMS, 4.6]	33.2	6	32.9
	二番目	[13:20, JJT, 6.5], [16:30, HIT, 7.3], [15:00, HKT, 6.0], [14:10, TJT, 5.5], [15:40, NMS, 4.8], [16:10, TGB, 2.7]	32.8	6	
	三番目	[13:20, KT, 5.0] , [16:30, HIT, 7.3], [15:40, HKT, 6.7], [15:00, JJT, 6.5], [14:30, NMS, 4.6], [14:10, TGB, 2.7]	32.7	6	

アルゴリズム A とアルゴリズム C を比較すると，スポットにあまり違いはないが，時間帯が異なっている．全体の中で評価値が大きいスポット上位 k 番目までを考慮しているアルゴリズム 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，かつツアースコアが高い結果となった．アルゴリズム B とアルゴリズム C を比べたときに，アルゴリズム C は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，かつ今後訪問できるスポットまでも考慮することができるため，ツアースコアが優位な結果であった．

6.1.2 混雑を気にするユーザ (PLAN2)

表 4 の結果において，ツアースコアの比較を行うと，アルゴリズム C が最も優れており，アルゴリズム A が最も劣っていた．まず，アルゴリズム A とアルゴリズム B を比べたときに，アルゴリズム A では，観光全体時間の中で評価値が最大のスポット（16 時半，NMS）を訪問することができていない．アルゴリズム B とアルゴリズム C の最大評価値ルートを比較したときに，HKT を訪問する時間を 20 分ずらすことで，より多くのスポットを訪問することができ，ツアースコアが大きく優位な結果となった．

6.1.3 混雑を気にしないユーザ (PLAN3)

表 5 の結果において，ツアースコアの比較を行うと，アルゴリズム C が最も優れており，アルゴリズム A が最も劣っていた．まず，アルゴリズム A とアルゴリズム B を比べたときに，アルゴリズム A では，観光全体時間の中で評価値が大きいスポット（14 時，JJT）を訪問することができているが，他のスポットにおいて満足度が高い（時間，スポット）を選択することができていない．アルゴリズム B とアルゴリズム C を比べたときに，HKT を訪問するときに 20 分ずらすことで，評価値は大きくないが，他のスポットを増やすことができ，ツアースコアが大きく優位な結果となっている．この結果は探索幅を上位 k 個まで考慮することで，観光全体満足度を向上させる本研究の主題を満たしていることがわかる．

以上より，3 つのアルゴリズムは，各アルゴリズムの目的に対して有効に機能していると言える．

6.2 計算時間

PLAN1 において，各アルゴリズムの 1 回目から 5 回目の計算時間を表 6 に示す．この結果から，各アルゴリズムはそれぞれ 1.3 ± 0.1 (s)，1.9 ± 0.3 (s)，4.6 ± 0.1 (s) の平均計算時間で結果を出力できることがわかった．各 PLAN でも同様の計算時間であったため，ページの関係上，PLAN1

表 4: PLAN2 での各アルゴリズムの結果

	Route	Result	Tour_Score	Count_Spot	Mean
アルゴリズム A	最大値	[13:30, SST, 3.0], [15:10, HIT, 5.3], [16:00, NMS, 5.5], [16:30, NIT, 9.1]	22.8	4	
アルゴリズム B	最大値	[13:20, KT, 2.3], [16:30, NMS, 10.0], [15:30, HKT, 7.0], [14:30, HIT, 3.9], [14:10, TGB, 1.1]	24.2	5	
アルゴリズム C	最大値	[13:20, SRT, 2.9], [16:30, NMS, 10.0], [15:50, HKT, 7.0], [15:00, HIT, 5.3], [14:00, JJT, 2.9]	28.0	5	27.4
	二番目	[13:20, JJT, 3.1], [16:40, NMS, 10.0], [15:30, HKT, 7.0], [14:00, HIT, 3.2], [14:50, 清涼寺, 3.0], [16:20, TGB, 1.1]	27.4	6	
	三番目	[13:20, HKT, 3.0] , [16:30, NMS, 10.0], [15:00, HIT, 5.3], [15:50, SRT, 5.6], [14:00, JJT, 2.9]	26.9	5	

表 5: PLAN3 での各アルゴリズムの結果

	Route	Result	Tour_Score	Count_Spot	Mean
アルゴリズム A	最大値	[13:10, AOM, 1.8], [14:20, JJT, 7.0], [15:10, TJT, 6.2], [16:00, HKT, 6.2], [16:40, NMS, 4.5]	25.7	5	
アルゴリズム B	最大値	[13:20, HKT, 6.2] , [14:00, JJT, 7.0] ,[14:40, HIT, 6.2], [15:30, TJT, 6.2], [16:20, NIT, 5.3]	30.8	5	
アルゴリズム C	最大値	[13:10, TJT, 6.2], [14:20, JJT, 7], [15:20, HKT, 6.2], [16:00, NIT, 5.3], [13:50, NMS, 4.5], [16:40, KZS, 4.5]	33.7	6	33.7
	二番目	[13:10, TGB, 2.8], [14:10, JJT, 7.0], [13:30, HIT, 6.2], [14:50, HKT, 6.2], [15:40, TJT, 7.3], [16:30, NIT, 5.3]	33.7	6	
	三番目	[13:20, NIT, 5.3] , [14:00, JJT, 7.0], [14:40, HKT, 6.2], [15:50, TJT, 6.2], [15:20, NMS, 4.5], [16:40, KZS, 4.5]	33.7	6	

表 6: PLAN1 での各アルゴリズムの計算時間

	計算時間 (s)					
	1 回目	2 回目	3 回目	4 回目	5 回目	Mean
アルゴリズム A	1.3	1.3	1.3	1.4	1.4	1.3 ± 0.1
アルゴリズム B	2.4	1.8	1.6	1.7	1.9	1.9 ± 0.3
アルゴリズム C	4.6	4.6	4.6	4.5	4.6	4.6 ± 0.1

のみでの計算時間の記載とする．アルゴリズム A，B, 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．本手法では，観光客がオンサイトでの使用を想定としているため，各提案アルゴリズムは実観光において実用的であることが確認できた．

7. 考察

7.1 各ユーザの嗜好タイプへの適応性の検証

本節では，各 PLAN で出力した観光ルートが，他の PLAN で出力した観光ルートに比べて優位であるかの考察を行う．本節で，各ユーザの嗜好タイプに適した観光ルートを出力することができているかの検証を行い，複数ユーザの嗜好タイプへの適応性を確認することができる．表 3, 表 4, 表 5 において出力した観光ルートはそれぞれ各 PLAN において観光満足度が大きい上位のルートであるため，通常ルート，混雑回避ルート，混雑無視ルートと定義することができる．各観光ルートを，それぞれの PLAN での観光地コンテキストのスケーリングに適用し比較する．

7.1.1 アルゴリズム A で出力したルートの比較

表 7 において，PLAN1 では，通常ルートが最大ルートになっており，通常の嗜好タイプは通常ルートが最も適している結果となった．一方，PLAN2 および PLAN3 では，通常ルートが最大となったため，混雑を気にするユーザおよび混雑を気にしないユーザの嗜好タイプに適した観光ルートを出力できていないことがわかる．

7.1.2 アルゴリズム B で出力したルートの比較

表 8 において，PLAN1 では，混雑無視ルートが最大ルートという結果となった．一方，PLAN2 および PLAN3 では，それぞれ混雑を好まない嗜好タイプおよび混雑を気にしない嗜好タイプの観光ルートが最も良い結果となった．つまり，全体単一貪欲法では，通常ユーザの嗜好タイプに適した観光ルートを出力することはできていないが，混雑を気にするユーザおよび混雑を気にしないユーザの嗜好タイプに適した観光ルートの出力ができることが確認できた．

7.1.3 アルゴリズム C で出力したルートの比較

表 9 において，PLAN1 では，通常ルートが最大ルートになっており，通常の嗜好タイプの観光ルートが最も良い結果となった．また PLAN2 および PLAN 3 では，それぞれ混雑を好まない嗜好タイプおよび混雑を気にしない嗜好

表 7: アルゴリズム A での比較

	通常ルート	混雑回避ルート	混雑無視ルート
PLAN1	29.4	22.6	25.4
PLAN2	23.4	22.8	18.7
PLAN3	29.2	21.2	25.7

表 8: アルゴリズム B での比較

	通常ルート	混雑回避ルート	混雑無視ルート
PLAN1	25.4	26.4	30.2
PLAN2	22.3	24.2	17.1
PLAN3	24.7	25.0	30.8

タイプの観光ルートが最も良い結果となった．つまりアルゴリズム C を用いることで，各ユーザの嗜好タイプにあった観光ルートを出力できることは確認できた．

アルゴリズム A およびアルゴリズム B では，各ユーザの嗜好タイプによって満足度が良い観光ルートを出力することができなかったが，アルゴリズム C において各ユーザの嗜好タイプによって満足度が高い観光ルートを出力することができた．つまり，探索幅 k を考慮することで，各ユーザの嗜好タイプに適した観光ルートを出力することが確認できた．

7.2 改良前のアルゴリズムの出力結果の比較

本稿では，[1] での探索幅を考慮した全体貪欲法を改良したアルゴリズムを提案した．以前提案したアルゴリズムとの出力結果の比較を行うことで，改良アルゴリズムの有効性の検証を行う．改良前の探索幅を考慮した全体貪欲法を嵐山エリア 20PoI に適用したときの出力結果とアルゴリズム C での出力結果の比較を行う．本稿ではページの関係上，PLAN1 で適用したときの結果の一部のみを記載する．

改良前のアルゴリズムの場合，(13 時，嵯峨嵐山駅) の次スポットとして TJT を訪問するとき，上位 3 つのルートとして，最大値：(13:10, TJT, 5.5), (14:50, HK, 8.0), (14:00, NIT, 5.0), 二番目：(13:10, TJT, 5.5), (14:40, HK, 8.0), (14:00, KZS, 4.0), 三番目：(13:10, TJT, 5.5), (14:30, HK, 8.0), (13:50, TGB, 2.7) となる．

一方，改良後のアルゴリズムの場合，(13 時，嵯峨嵐山駅) の次スポットとして TJT を訪問するとき，上位 3 つのルートとして，最大値：(13:10, TJT, 5.5), (16:30, HIT, 7.3), (15:30, HKT, 6.7), (14:30, JJT, 6.4), (14:00, NMS, 4.6) , 二番目：(13:10, TJT, 5.5), (14:40, HK, 8.0), (13:50, TGB, 2.7)，三番目：(13:10, TJT, 5.5), (14:20, HK, 7.0), (13:50, TGB, 2.7) である．

図 3(a) から分かるように，観光全体時間の中で評価値が最大である (時刻，スポット，スコア値) は（14:30, HK, 8.0），（14:40, HK, 8.0），（14:50, HK, 8.0）である．このことから改良前のアルゴリズムでは，上位 3 個内に（14:30-14:50, HK，8.0）が選択される．HK は滞在時間が 2h であるために，それ以降の観光が制限され，それ以降に訪問できるスポットがごくわずかである．結果的にツアースコアが低下する．一方，改良後のアルゴリズムでは，探索幅内の複製（時刻，スポット）は選択しないようにするため，上位 3 個内に（14:40，HK）のみ選択されており，（14:30, HK, 8.0），（14:50, HK, 8.0）が選択されていないことがわかる．これらから次スポットとして TJT を訪問するとき，明らかに改良後のアルゴリズム（アルゴリズム C）の方がツアースコアの観点で優位であることがわかる．

7.3 複数のユーザ嗜好への適応性の比較

表 10 には，改良前の探索幅を考慮した全体貪欲法を嵐山エリア 20PoI に適用したときの観光ルートを各 PLAN で比較した結果である．表 10 の結果から，混雑を気にするユーザの嗜好タイプおよび混雑を気にしないユーザの嗜好タイプには適切な観光ルートを提示できていることがわかる．一方，通常ユーザの嗜好タイプへ適切な観光ルートを提示できていないことがわかる．この結果から，改良前のアルゴリズムでは，各ユーザに対して適切な観光ルートを推薦できていないことがわかる．上記の節で述べたように，探索幅 k 内に複製（時刻，スポット）が含まれていたことから，ツアースコアが低下し，適切な観光ルート推薦が行えていなかったことから，このような結果が考えられる．このことから，探索幅 k 内に，複製（時間，スポット）を選択しない改良アルゴリズム C を用いることで，各ユーザの嗜好タイプに適した観光ルートを提示できることが確認できた．

8. おわりに

本稿では，観光経路探索問題に対し，次スポットの満足度および次スポット以降で得られる満足度のトレードオフを考慮した改良版探索幅を考慮した全体貪欲法を提案した．次に，複数のユーザ嗜好タイプを想定した観光地コンテキストのスコアリングのスケール変化を行い，実際の京都府京都市嵐山エリアにある 20 箇所の PoI に対して本アルゴリズムを適用し，各ユーザの嗜好タイプに適した出力解の評価を行った．この評価実験では，*i*) 改良アルゴリズムの妥当性，*ii*) 各ユーザの嗜好タイプへの適応性に対して評価を行った．実験結果として，*a*) 時系列貪欲法・全体単一貪欲法では，各ユーザの嗜好タイプに適した観光ルートを推薦することができない，*b*) 探索幅を考慮した全体貪欲法では，各ユーザの嗜好タイプに適した観光ルートを推薦することができる，などが分かった．また，実験結果として，3 つの提案アルゴリズムはトレードオフを考慮した準最適解を，それぞれ 1.3 ± 0.1 (s)，1.9 ± 0.3 (s)，4.6 ± 0.1 (s) の計算時間で出力でき，オンサイトでの使用が可能であることを確認した．今後は ISO-Tour で提案したアルゴリズムが実観光において有効であるかの検証を行うために，アプリケーションの開発を行う．

表 9: アルゴリズム C での比較

	通常ルート			混雑回避ルート			混雑無視ルート		
	ツアースコア	スポット数	平均値	ツアースコア	スポット数	平均値	ツアースコア	スポット数	平均値
PLAN1	33.2	6	32.9	27.5	5	29.6	32.0	6	32.1
	32.8	6		31.7	6		32.8	6	
	32.7	6		29.5	5		31.6	6	
PLAN2	26.3	6	26.0	28.0	5	27.4	18.0	6	18.7
	24.6	6		27.4	6		21.7	6	
	27.2	6		26.9	5		16.4	6	
PLAN3	32.9	6	32.6	28.4	5	28.8	33.7	6	33.7
	32.9	6		31.2	6		33.7	6	
	32.0	6		26.7	5		33.7	6	

表 10: 以前のアルゴリズム C での比較

	通常ルート			混雑回避ルート			混雑無視ルート		
	ツアースコア	スポット数	平均値	ツアースコア	スポット数	平均値	ツアースコア	スポット数	平均値
PLAN1	32.7	6	30.3	27.5	5	29.9	35.9	6	33.9
	29.8	5		30.8	6		33.0	6	
	28.5	5		31.5	5		32.9	6	
PLAN2	27.2	6	26.3	28.0	5	27.4	29.3	6	24.6
	25.2	5		27.4	6		22.3	6	
	26.6	5		26.9	5		22.3	6	
PLAN3	32.0	6	29.5	25.7	5	27.6	33.7	6	33.7
	29.2	5		29.5	6		33.7	6	
	27.4	5		27.6	5		33.7	6	

参考文献

[1] 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. *Multimedia, Distributed, Cooperative, and Mobile Symposium. (DICOMO 2020)*.

[2] 国土交通省観光庁. 旅行・観光消費動向調査. `https://www.mlit.go.jp/kankocho/siryou/toukei/shouhidoukou.html` (accessed 2020-05-16).

[3] Carlos Lamsfus, Aurkene Alzua-Sorzabal, David Martin, Zigor Salvador, and Alex Usandizaga. Human-centric ontology-based context modelling in tourism. In *KEOD*, pp. 424–434, 2009.

[4] 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.

[5] Prarthana Padia, Bhavya Singhal, and Kwan Hui Lim. User-relative personalized tour recommendation. 2019.

[6] 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, 2018.

[7] 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.

[8] R Logesh, V Subramaniyaswamy, 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.

[9] 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.

[10] 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.

[11] 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.

[12] 武兵, 村田佳洋, 柴田直樹, 安本慶一, 伊藤実. 天気変化を考慮した観光スケジュール群の探索アルゴリズム. 研究報告数理モデル化と問題解決 (MPS), Vol. 2009, No. 3, pp. 1–6, 2009.

[13] Ase Jevinger and Jan A. Persson. Potentials of context-aware travel support during unplanned public transport disturbances. 2019.

[14] Hirano Yodai, Suwa Hirohiko, and Yasumoto Keiichi. A method for generating multiple tour routes balancing user satisfaction and resource consumption，. In *IWSSS*, 2019.

[15] 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.

[16] 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.

[17] 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.

[18] JTB. 2019 秋限定の京都. JTB, 2019.

[19] まっぷる. 秋　紅葉の京都 2019. 昭文社, 2019.