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の評価

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，オンサイトで次スポット以降で得られる期待満足度を考慮した次訪問スポットを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 を開発した．提案システム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 人の観光客に京都嵐山 32 箇所の PoI を対象に 4 時間の観光を行った．本稿では，その実験結果について議論する．

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

1. はじめに

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], [9] が盛んに行われている． 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．それに伴い，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 1 箇所を訪問するよりも，半分の満足度しか得られないスポットを 3 箇所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の満足度だけでなく，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を優先するか，次以降の観光スポットの期待満足度を優先するかは，観光客や観光地の状況により異なるため，観光客にその決定を委ねるための意思決定支援システムが必要である．

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] や The City Trip Planner [12] などの既存のシステムでは，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，訪問する時間帯によって満足度が変化していないため，特別展や夜のライトアップを知った後に，再度同じスポットに訪問する可能性がある．

そこで我々は，訪問適時性および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意思決定支援システム（以後，ISO-Tour と呼ぶ）を提案している [13], [14]．

ISO-Tour では，観光客に複数の次訪問スポットを推薦するために，観光全体満足度（ツアースコア）を定式化し，ツアースコアを算出するための，次訪問スポットのみの満足度を考慮して推薦する時系列貪欲法（Algorithm A）および，観光全体満足度を考慮して推薦する探索幅を考慮した全体貪欲法（Algorithm C）を提案した．提案アルゴリズムに基づいて算出した複数の次訪問スポットを，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

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

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

© 1959 Information Processing Society of Japan

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，今後の期待満足度を優先するかの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の選択を観光客に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．

本稿では，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 Algorithm 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 Algorithm A（ベースライン）と比較した．その結果，Algorithm A に比べて，Algorithm 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．

2. 関連研究

一般的に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 [1] は，PersTour アルゴリズム [2] を用いて，訪問するのに適した PoI（Point of Interest）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 [15], [16] 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．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．

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 [17] 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 [18] 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．Pieter ら [12] は，ツアー推薦問題をオリエンテーリング問題のインスタンスとしてモデル化し，混雑度および天候情報を考慮した，満足度が高い観光ルート推薦を行っている．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．

また近年，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 [19], [20]．平野ら [21] 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 [22] 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 [23], [24] 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．

3. ISO-Tour

本章では，複数の次訪問スポットを推薦することで，観光客の観光意思決定支援を行うためのシステム ISO-Tour [13], [14] について示す．ISO-Tour では，観光客の状況に基づいて観光全体満足度（ツアースコア）を算出する機能と算出したツアースコアに基づいて，観光客に複数の次訪問スポットを推薦する機能を示す．

3.1 オンサイト観光経路探索アルゴリズム

本節では，文献 [13] で提案したツアースコアの定式化およびツアースコアを算出するための 2 つのアルゴリズムの概要について説明する．

3.1.1 ツアースコアの定式化

文献 [13] 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 ら [3] の評価手法を用いる．time(s) は，スポット s の滞在時間及び，スポット s 以降の次スポットまでの移動時間の合算時間を示す．

$DV(s,t)$ 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．

© 1959 Information Processing Society of Japan

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

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．

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

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

上記において，T_{end} は，観光終了時刻であり，$movet(s,s')$ 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．

3.1.2 ツアースコア算出のためのアルゴリズム

本節では，ツアースコアを算出するために，文献 [13] のアルゴリズム（時系列貪欲法，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（Algorithm 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 位までの次訪問スポッ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） 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・時間帯）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 位の次訪問スポットを決定する手法である（$k = 3$ を想定）．

上記のアルゴリズムに基づいて，ツアースコアが上位 3 つの次訪問スポットを観光客に推薦する．

3.2 複数の次訪問スポット提示機能

本節では，文献 [14] では，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する機能について提案した．なお，ISO-Tour は Android 及び iOS モバイルアプリケーションとして実装し，開発言語は Dart 言語を用いる．

3.2.1 ユーザインターフェース

ISO-Tour モバイルアプリケーションのユーザインターフェースを図 1, 図 2 に示す．図 1 左は，観光客の観光条件を入力する画面である．図 1 中央は，ツアースコアの上位 3 つに基づいた次スポットを推薦する画面である．図 1 右は，次スポット選択後の今後訪問可能なスポット群および

図 1: 情報入力・選択・詳細提示画面

図 2: マップ・フィードバック画面

次スポットを選択した時のおすすめの観光ルートを提示する画面である．図 2 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 2 右は，次スポットを観光後に評価を入力する画面である．

4. 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．

4.1 評価実験

4.1.1 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（Algorithm A）と観光全体満足度を考慮して推薦する手法（Algorithm 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．

4.1.2 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 (表 1) の PoI を対象として実施した．

© 1959 Information Processing Society of Japan

表 1: 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	清凉寺	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
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

観光客には，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，3.1 節で提案した時系列貪欲法（Algorithm A）と探索幅を考慮した全体貪欲法（Algorithm C）の 2 つのアルゴリズムの比較を行った．Algorithm A 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．観光客を Algorithm A と Algorithm C の 2 グループに分けて比較を行う．各（スポット，時間）の評価値を算出した図を図 3 に示す．今回の実験では，各スポットの各時間あたりの評価値を算出する上で，時間幅を 10 分とする．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．

4.1.3 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，各観光客に対して，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

図 3: 嵐山 32 箇所の PoI の各（スポット，時間）の評価値

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，5: とても期待していた
- Q2 混雑度
  - 1: 空いていた，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，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 7 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

© 1959 Information Processing Society of Japan

図 4: 行きたい訪問スポットで選択された PoI

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，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，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，5: 全て訪れることができた

また，観光実験に関する感想（自由記述）の設問 5 問の計 12 問の質問を行った．

4.2 結果

本節では，実験結果を示し考察する．

4.2.1 事前アンケート結果

図 4 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．

4.2.2 観光推薦結果

図 5 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 4 と図 5 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．

表 2: 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

図 5: 実際に訪問した PoI

表 2 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 3）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 2 に示す．表 2 に示すように，観光全体満足度を考慮した Algorithm C の方が，次スポットのみの満足度を考慮した Algorithm 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 Algorithm A は 25.44 であるのに対して，観光全体満足度を考慮した Algorithm 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に訪問することができたという観点では，次スポットのみの満足度を考慮した Algorithm A に対して，観光全体満足度を考慮した Algorithm 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．Algorithm 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

© 1959 Information Processing Society of Japan

表 3: 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	1.0	1.0
訪問適時性標準偏差	0.03	0.02

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，ツアースコアおよび訪問スポット数の観点で，Algorithm 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 Algorithm A は 4.80 であるのに対して，観光全体満足度を考慮した Algorithm 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 Algorithm 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．

$$timeliness(s,t) = checkin(s,t)/max(s) \tag{5}$$

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 3 に示す．表 3 の結果からわかるように，次スポットのみの満足度を考慮した Algorithm 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 Algorithm 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 Algorithm 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 Algorithm A の訪問適時性標準偏差と，観光全体満足度を考慮した Algorithm C の訪問適時性標準偏差を比較すると，Algorithm 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 Algorithm 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が確認できた．

表 4: 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	4.0	1.12
	C	0	1	4	9	14	4.29	0.85

4.2.3 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〜Q7）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 Algorithm A と観光全体満足度を考慮する Algorithm 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の Algorithm A に比べて，観光全体満足度を考慮する Algorithm 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．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 Algorithm 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 Algorithm 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の Algorithm A に比べて，観光全体満足度を考慮する Algorithm 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 Algorithm A によって推薦した次訪問スポットに，仮に訪

© 1959 Information Processing Society of Japan

(a) ツアースコア　(b) 訪問スポット数　(c) 平均訪問適時性

図 6: 各アルゴリズムごとの箱ひげ図

表 5: 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

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 2 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．

4.2.4 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，Algorithm A と Algorithm 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 6 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，Algorithm A に基づいた結果と Algorithm C に基づいた結果の 2 群間は有意に差があることが確認できた．

4.3 考察

本節では，観光実験中に各訪問スポットに対して，観光客がフィードバックの結果を示し，考察する．表 5 には，各推薦手法ごとのフィードバック結果を示す．

表 5 の結果からわかるように，次スポットのみを考慮する Algorithm A の方が，観光全体満足度を考慮する Algorithm C に比べて，訪問したスポットが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 Algorithm 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 Algorithm A に比べて，観光全体満足度を考慮する Algorithm C の方が，優れた結果となった．4.2 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 Algorithm C の方が，次スポットのみを考慮する Algorithm 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，人数制限をしており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．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う可能性があり，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．

5. おわりに

本論文では，ISO-Tour（Intelligent System for Onsite Tour Planning）について，実際の観光客 56 名に対して評価を行った．

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 32 箇所の PoI 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 Algorithm 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

© 1959 Information Processing Society of Japan

ポットを推薦する Algorithm A と比較した．その結果，観光全体満足度及び平均訪問適時性という観点で，Algorithm C が Algorithm A に比べて有意に優れていることを確認した．また 1 スポットあたりのスコアおよび平均訪問スポット数の観点でも Algorithm C の方が優れていたため，Algorithm 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観光客の観光全体満足度を向上することができる推薦手法であることを確認した．

今後の課題としては，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，実験当日観光スポットによっては規制している箇所が存在した．このような現地でしか知り得ない情報へ対応するために，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．

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 Gyorodi, Cornelia Gyorodi, and Mihai Derșidan. 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 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.

[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] 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.

[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] 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.

[13] Shogo Isoda, Masato Hidaka, Yuki Matsuda, Hirohiko Suwa, and Keiichi Yasumoto. Timeliness-aware on-site planning method for tour navigation. *Smart Cities*, Vol. 3, No. 4, pp. 1383–1404, 2020.

[14] Shogo Isoda, Masato Hidaka, Yuki Matsuda, Hirohiko Suwa, and Keiichi Yasumoto. User decision support system for on-site tourism navigation on smartphone: demo abstract. In *Proceedings of the 18th Conference on Embedded Networked Sensor Systems*, pp. 641–642, 2020.

[15] 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.

[16] 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.

[17] 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.

[18] 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.

[19] 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.

[20] 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.

[21] 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.

[22] 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.

[23] 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.

[24] 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.

© 1959 Information Processing Society of Japan