

混雑を考慮した観光ルート生成に関する研究

前川 丈幸[†] 笠原 秀一^{††} 馬 強[†]

[†] 京都大学大学院情報学研究科 〒606-8501 京都府京都市左京区吉田本町

^{††} 大阪成蹊大学データサイエンス学部設置準備室 〒533-0007 大阪府大阪市東淀川区相川 3 丁目 5-9

E-mail: [†]maekawa.takeyuki.28s@st.kyoto-u.ac.jp, qiang@i.kyoto-u.ac.jp,

^{††}kasahara.hidekazu.k13@kyoto-u.jp

あらまし 観光における混雑は近年関心を集めている問題の一つであり、観光公害、旅行の体験価値の低下という形で影響が現れる。観光客は大まかな計画性を持ち、密集を避ける行動を取ると考えられるので、混雑を考慮した観光ルートのプランニングによって旅行者を支援する。既存研究の多くは複雑なネットワーク上の計算が難しくなる可能性があるため、強化学習と Pointer Network を用いた手法が提案されたが、混雑のような動的な要素を考慮することはできない。したがって本研究では、スポットの滞在時間を混雑状況によって変化させる「動的滞在時間」、混雑状況に応じた追加報酬機構「環境税メタファー」の二つを組み込んだ手法を提案し、混雑を考慮するルートプランニングの実現を目指す。

キーワード 観光, 混雑, ルート生成, ルートプランニング, 推薦

1 はじめに

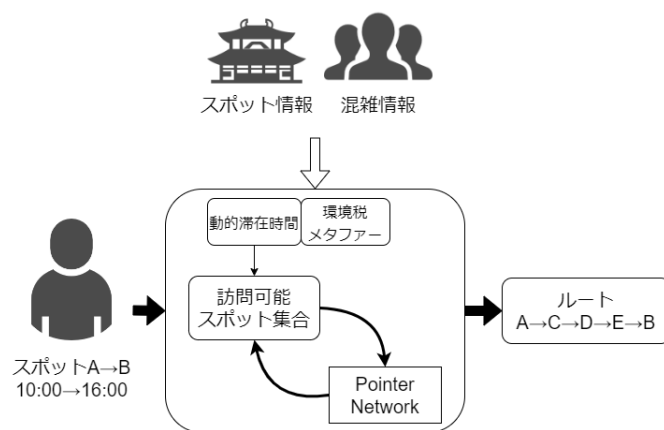


図1 提案手法の概略図

観光における混雑は観光都市と観光客の双方に悪影響を与えており、近年関心が集まっている問題の一つである。観光都市の一部の観光スポットに観光客が集中すると、観光公害（オーバーツーリズム）と呼ばれる、交通渋滞やごみ・騒音問題などが引き起こされる。観光客に対する悪影響は旅行の体験価値の低下や満足度の低下が挙げられる。これは観光スポットや移動中の混雑によって引き起こされるものである。目的地への到着時刻が遅くなってしまい、旅程が変更され、予定通りの観光ができなくなってしまうことがある。

このような混雑が与える影響を減らし、持続可能な観光 [1] を実現する方法の一つとして、混雑状況を考慮した観光ルート生成による観光客支援が挙げられる。理由は混雑回避や観光客の分散化に加えて二つある。一つは旅行者の旅程の立て方、もう一つは新型コロナウイルス感染症拡大にともなう情勢による

ものである。旅行者は自分たちが行きたい場所をリストアップしただけのようなおおまかな旅行計画を立てることが多いと考えられる。ゆえに旅行者は現地で観光中にナビゲーションアプリなどを活用して、現在地から目的の場所までの手段をその場で検索し、その結果に従うことが多い。また新型コロナウイルス感染症拡大によって、密閉・密集・密接を避ける意識が多くの人に根付いた。感染症の終息後も、混雑した場所を避けて観光したいという需要はあると考えられる。

観光ルートプランニングに関する研究の多くはヒューリスティックを用いて最適化問題を解く手法が多い。そのためスポット数が多いなど複雑な問題に対処することが難しい可能性がある。Gama ら [2] は強化学習と Pointer Network [3] を用いた手法を提案し、大規模な探索での計算のコストを削減した。しかし現実世界では混雑や旅行体験価値といった時々刻々変化する要素が存在し、Gama らの手法はそのような動的な要素に対応することができない。動的な要素のうち混雑は時間に影響を及ぼすものである。観光客は限られた時間しか持たないため、混雑を考慮した観光ルート生成が求められると考える。

そこで本研究では Gama らのモデルに混雑の要素を導入し、混雑状況から推定する滞在時間「動的滞在時間」と混雑状況に応じた追加報酬機構「環境税メタファー」を導入して観光ルート生成を行う手法を提案する。提案手法の概略を図1に示す。また混雑の指標として「充足率」「相対混雑度」の二つを定義する。充足率は観光スポットに収容人数を設定し、ある時刻での滞在人数の収容人数に占める割合のことである。相対混雑度はある時刻の観光都市内のスポットの充足率の分布が正規分布に従うと仮定した場合に、スポットの充足率を標準化したものである。動的滞在時間は充足率を基準にスポットの滞在時間を変化させるものである。充足率が高いほど滞在時間が増加し、旅行者の限られた時間を圧迫するため、充足率の高いスポットを回避するように学習が進むというものである。環境税メタ

ファアの与える報酬は環境税と補助金の二つを考える。環境税は充足率が高い場所への訪問を抑制するための負の追加報酬である。相対混雑度と設定した閾値を基準に計算され、相対混雑度の低いスポットへ訪問するよう学習できる。反対に補助金は充足率が低い場所への訪問を促進するための正の追加報酬である。

提案手法により、混雑を回避して観光を楽しめるようなルートをユーザに提供することで、

- 旅行者は混雑に悩まされない旅ができる
- 観光都市は観光客の分散化や混雑の緩和が見込める

の二点に貢献が見込まれる。

本論文の構成は次のとおりである。まず2節で関連研究を紹介したのち、3節で問題提起を行う。続いて4節で本研究の提案手法を述べ、5節で手法の有用性を検証する実験について説明し、6節で結論を述べる。

2 関連研究

観光ルートプランニングに関する研究は多く存在する。最適化手法として、ヒューリスティックをはじめ、深層学習、強化学習など多数あり、また最適化の対象として、最短経路、最短旅行時間、ユーザの好み最大化、環境からの報酬最大化などこちらも多くの種類が存在する。

2.1 ヒューリスティックを用いた最適化手法

2.1.1 混雑を考慮しない手法

Gavalas ら [4] は旅程の時間的余裕を考慮しスポット間の移動時間を動的に設定し、スポットを挿入しながらルートを構築する手法を提案している。Wu ら [5] は時間予算と金銭面の制約を課しながら旅行で費やす時間と経済的コストによって定まる満足度を、最大化する手法を提案している。同様に Hirano ら [6] は時間、体力、金銭の消費の最小化と満足度の最大化の複数の関数を最適化する問題を遺伝的アルゴリズムで解いている。Zhang ら [7] はスポットに時間ごとに变化する魅力度を設定して、それを最大化するようにルートをくみ上げる手法を提案し、遺伝的アルゴリズムで解いている。ほかに遺伝的アルゴリズムをベースとする手法を用いてルート探索を行う手法 [8,9] がある。

2.1.2 混雑を考慮する手法

Isoda ら [10] は観光スポットに対し、スポットそのものの価値などの静的な特徴に加え、時間や季節によって変動する動的特徴に基づくスコアを設定し、最も高いスコアを持つルートを、動的計画法を用いて探索する手法を提案している。混雑状況は動的特徴に含まれており、Yahoo!混雑レーダーから値を取得している。Muccini ら [11] は予約した美術館の訪問時間までの待ち時間を周囲の美術館に立ち寄ることで解消するモバイルアプリケーションを開発している。混雑状況として美術館のリアルタイムでの待ち時間を取得しており、それを用いて訪問するスポットによる木を構築し、一定数時間の制約を満たすルートが生成されるまで探索をするというものである。Xu

ら [12] はスポットをグラフネットワークで表現し、混雑度と人気度を反映させたスポットの価値を計算し、高い順に訪問するルートを、ヒューリスティックを用いて探索する手法を提案している。Mahdis ら [13] は交通、天気、観光スポットのビッグデータをもとにスポットやスポット間の移動に関するデータを作成し、ユーザの好みを反映したメタヒューリスティックを用いたプランニングを提案している。スポットの混雑ではなく道路の混雑が反映されている。Cristina ら [14] の手法は道路ネットワーク上の指定された個数のスポットを経由しつつ、最短経路をバックトラック法によって解いている。その中で混雑度を設定し、混雑しているスポットを除外することで混雑を回避したルートを計算している。

2.2 深層学習・強化学習を用いた最適化手法

Geng ら [15] らは道路ネットワーク上でエージェントを事前情報なしで学習させる手法を提案している。最適化の対象は最短旅行時間である。深層強化学習を採用することで、未知の道路ネットワークであっても、従来の最短経路アルゴリズムのおよそ半分の時間で学習が完了したとしている。Kong ら [16] はマルチエージェント強化学習を用いて、多くのユーザが密集することのない観光ルートの生成の手法を提案している。混雑の指標としてノードの集まる人数を用いており、一定以上の人数が集まると負の報酬が与えられるようになっている。

2.3 本研究について

既存研究の多くがヒューリスティックを用いて最適化問題を解く手法を提案している。一方で近年深層学習や強化学習を用いた手法が登場している。これらは既存研究において難易度の高かった、複雑な環境上での計算を容易にしている。Gama ら [2] の Pointer Network と強化学習を用いた手法はその一つである。混雑を考慮するという点では、実世界のデータを使用している例 [10,11] や、滞在人数を混雑度としたりする例 [16] がある。また動的な要素としては時間帯によって変化する報酬を設定する例 [7,10] がある。しかし混雑度合いによって生じる滞在時間の増減を考慮した研究は少ない。ゆえに本研究は時間帯によって変化する、混雑状況、報酬を導入することで複雑な環境を再現し、現実世界に即したルートプランニングを行うことを目指す。

3 問題定義

3.1 問題定義

観光ルートプランニングは旅行者の計画の大変さを鑑みて、支援の目的で盛んに研究されている。既存の観光ルートプランニングの研究ではヒューリスティックを使用した最適化手法が多く提案されている。Gama ら [2] の手法は既存の研究の問題点であった、大規模な探索を伴う場合に計算が難しくなることを強化学習の導入によって容易にしたものの、混雑のような動的特徴な要素を考慮していない。また移動時間が座標に依存していることやスポット訪問時の報酬が静的であるように、固定された情報を参照している。しかし現実世界においては移動時間は

地理上の座標だけでなく交通手段によって変化すること、またスポット訪問時の観光体験価値が時間や季節、混雑によって変化することが考えられる。

動的な情報のうち、混雑は時間に対して最も影響を与えると考えられる。観光中に行列に並ぶなどの余分な時間が生じて、旅程を圧迫することは少なくない。そして場合によっては旅程の一部を変更を余儀なくされ、訪問しなかったスポットをあきらめるということが起こりえる。スポットを訪問できなかったことにより、旅行の体験価値が低減してしまう。したがって混雑を考慮した、実情に即したルート生成が求められる。本研究では混雑に伴う動的な要素として、スポットの滞在時間が変化する「動的滞在時間」と相対的な混雑度に応じて追加報酬を与える「環境税メタファー」を導入し、混雑を回避するルート生成を目指す。

3.2 用語・記号

本論文で用いる用語と記号を定義し、説明を加える。

まず本研究で用いる語を説明する。

スポット 一般に観光スポット、景勝地のことであり、本研究では京都市とその周辺の観光スポット 91 か所のことを指す。

インスタンス ある観光都市 (本論文では京都市) に存在する観光スポットの情報と旅行者のクエリの情報をまとめたもの。

クエリ 旅行者の出発地・目的地・出発時間・時間予算の組で、Gama 手法や提案手法での入力要素である。

時間予算 旅程の開始時間から終了時間までの時間のこと

充足率 スポットに滞在する人の数の、収容人数に対する割合のこと。充足率が高いほどそのスポットは人が集中している。

相対混雑度 あるスポットが、インスタンス内のほかのスポットと比較してどの程度混雑をしているかを表す。充足率をもとに計算され、インスタンス内のスポットの充足率が正規分布に従うという仮定の下で、スポットの充足率を標準化したものである。すなわちスポットの充足率 C が $N(\mu, \sigma^2)$ に従うと仮定したとき、相対混雑度 Z_c は $Z_c = \frac{C-\mu}{\sigma}$ となる。

報酬 スポットに対して用いる語で、本研究では訪問報酬、環境税、補助金の三つが存在する。

訪問報酬 スポットを訪問した際に得られる正の報酬

環境税 相対混雑度に基づく負の報酬

補助金 相対混雑度に基づく正の報酬

ルート 訪問するスポットを時系列順に並べた列のことで Gama 手法や提案手法での出力要素

価値 生成されたルートに対して用いる。ルートの価値はルートに含まれるスポットの訪問報酬、環境税、補助金をすべて足し合わせたものである。

滞在時間 スポットに観光客がどれくらい滞在するかを表す時間のこと。基準滞在時間はスポットが閑散としている場合の滞在時間である。動的滞在時間はスポットの充足率によって滞在時間が変化するという仮定の下での滞在時間を指す。

本研究で用いる記号は表 1 のとおりである。

表 1 本研究で用いる記号

記号	意味
$P \in \mathcal{P}$	スポット
C	充足率
Z_c	相対混雑度
R_v	スポットの訪問報酬
R_p	スポットの環境税
R_b	スポットの補助金
V	価値
T	時間予算
$m_{P_i P_j}$	スポット i から j への移動時間
D, d	D は基準滞在時間, d は動的滞在時間

4 提案手法

既存の観光ルートプランニングの研究では、ヒューリスティックを用いた最適化手法が提案されており、複雑な計算に対処できない可能性が高い。Gama ら [2] は強化学習と Pointer Network [3] を用いた手法を提案した。本研究では Gama 手法をベースとして、混雑を表す動的な要素「動的滞在時間」、「環境税メタファー」の二つを導入する。

この 2 つの要素によって、従来の観光ルートプランニングの手法が式 (1) のような最適化問題としているのに対し、

$$\begin{aligned} \max V_{route} &= \sum_{P_i \in route} R_v(P_i) \\ \text{subject to} & \sum_{P_i, P_j \in route} D_{P_i} + m_{P_i P_j} \leq T \end{aligned} \quad (1)$$

提案手法は式 (2) のような最適化問題としてあらわすことができる。

$$\begin{aligned} \max V_{route} &= \sum_{P_i \in route} (1 - \alpha) R_v(P_i, t) + \alpha \text{ penalty}(P_i, t) \\ \text{subject to} & \sum_{P_i, P_j \in route} d_{P_i}(t) + m_{P_i P_j} \leq T \\ & \alpha \in [0, 1] \end{aligned} \quad (2)$$

4.1 動的滞在時間

動的滞在時間とは、スポットの滞在時間が混雑によって変化するという構造を表すものである。混雑を考慮しない観光ルートプランニングでは、スポットで観光する時間は固定されることが多い。しかし現実世界においては、ほかの観光客の存在によって混雑が発生する。混雑を原因とする余計な時間が生じることで、想定より長い時間観光スポットに滞在することになる。

したがって混雑によってスポットの滞在時間が延長されるという仮定を立て、ルート生成の要素として取り込む。ここでの混雑はスポット自身の混雑、すなわち充足率が関係すると仮定する。充足率と滞在時間の関係について次のような仮定を設ける。まず充足率 C に二つの閾値 L, H を設ける。 $0 \leq L < H \leq 100$ とする。

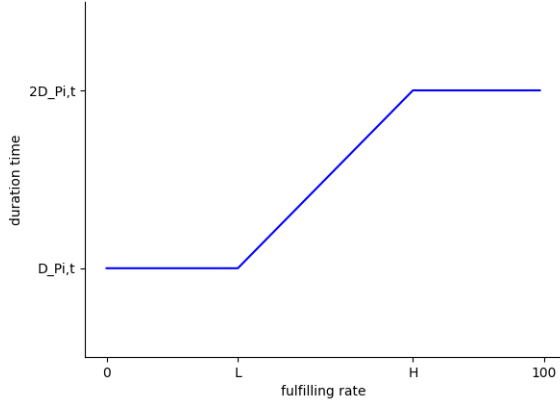


図2 充足率と滞在時間の関係

- $0 \leq C < L$ の場合、低度の混雑と呼び、混雑に起因する時間は発生しないとする。
- $L \leq C < H$ の場合、中度の混雑と呼び、滞在人数の増加によって、混雑に起因する時間が線形に増大する。
- $H \leq C$ の場合、高度の混雑と呼び、スポット内は非常に混雑しているため、混雑に起因する時間が最大値をとる。

本研究では低度の混雑時の滞在時間を基準滞在時間とし、高度の混雑時の滞在時間は基準滞在時間の二倍とする。充足率と動的滞在時間の関係を図2に示す。スポット i の時刻 t における滞在時間 $d_{P_i,t}$ は式(3)のように表せる。

$$d_{P_i}(t) = \begin{cases} D_{P_i,t} & (C_{P_i,t} \leq L) \\ (1 + \frac{C_{P_i,t} - L}{H - L}) D_{P_i,t} & (L \leq C_{P_i,t} \leq H) \\ 2D_{P_i,t} & (H \leq C_{P_i,t}) \end{cases} \quad (3)$$

4.2 環境税メタファー

観光客の集中を避け、観光公害の発生を低減させる方法の一つとして、観光客の分散化が挙げられる。本研究では混雑しているスポットへの訪問を抑制するルートを生成することで観光客の分散化への貢献を目指す。混雑スポットへの訪問を避けるために、動的報酬機構「環境税メタファー」を導入する。報酬の種類は環境税と補助金の二つを考える。

4.2.1 環境税

環境税はあるスポットが観光都市内のほかのスポットと比較して混雑しているならば、スポットの訪問時に負の報酬を与えるというものである。この報酬は環境税と呼び、訪問報酬とは独立している。

環境税は相対混雑度に依存して値を決定する。スポット i の時刻 t における環境税は式(4)のように表される。閾値を2つ設定し、それぞれ T_B, T_M (ただし $0 \leq T_B < T_M$) とする。 T_B は相対混雑度の許容値であり、 T_B を上回ると環境税を課す。 T_M はこれを上回ると環境税が最小値をとるようにする。最小値はスポット訪問時刻の訪問報酬の平均値をマイナス1倍した値とする。

$$\text{penalty}(P_i, t) = -\min(1, \frac{Z_{cP_i,t} - T_B}{T_M - T_B}) * \overline{R_v(P_*, t)} \quad (4)$$

4.2.2 補助金

環境税の反対の考え方として、混雑のしていない場所へ観光客を誘導するための補助金を与えるというものが考えられる。環境税では混雑している場所への訪問に罰を設けることで抑制しているが、補助金では混雑していない場所への訪問に報酬を設ける。

補助金は環境税同様、相対混雑度に依存して値を決定する。スポット i の時刻 t における補助金は式(5)のように表される。閾値を2つ設定し、それぞれ T_B, T_M (ただし $T_M < T_B \leq 0$) とする。 T_B は相対混雑度の許容値であり、 T_B を下回ると補助金を与える。 T_M はこれを下回ると補助金が最大値をとるようにする。最大値はスポット訪問時刻の訪問報酬の平均値とする。

$$\text{bonus}(P_i, t) = \min(1, \frac{Z_{cP_i,t} - T_B}{T_M - T_B}) * \overline{R_v(P_*, t)} \quad (5)$$

4.3 データ作成

本研究で用いるデータは下記のとおりである。

- 訪問報酬行列
- 基準滞在時間
- 充足率行列
- スポット営業時間
- 移動時間行列

これらは以下のデータセットを用いて整理する。

- 京都観光マップ2.0 [17] のデータ
- Yahoo Japan Corporation のGPS統計データ [18]

訪問報酬行列、基準滞在時間は京都観光マップ2.0 [17] のデータをもとに作成した。これはFlickrに投稿された写真データをもとに、京都市を中心とした91か所の観光スポットの情報をもとめたものである。データにはスポットの名前と、地理的座標、1時間ごとの美的スコアが含まれている。美的スコアはそのスポットで撮影された写真を数値化したものである [19]。本研究ではスポットの訪問報酬として用いる。なお美的スコアが設定されていないスポット・時間帯は平均値を利用して補完し、訪問報酬行列を作成した。またこのスポットのデータとは独立した、GPSの軌跡データを用いる。軌跡データがどのスポットに滞在しているかを座標から判定し、1時間以内のログ更新は連続して滞在するとして、滞在した分数を計算した。その後滞在時間が20分以内と極端に短い場合、80分以上と極端に長い場合はそれぞれ40分、70分の値を採用した。この値を基準滞在時間として使用する。

充足率行列はYahoo Japan Corporation のGPS軌跡データ [18] をもとに作成した。このデータは基準滞在時間を計算する際に用いたものとは異なる。2021年11月20日から12月5日までの16日間に、Yahoo! JAPANのアプリを使用したユーザのGPSの軌跡をまとめたもので、757878ユーザによる6667031軌跡が含まれる。スポットの緯度経度と照らし合わせて1時間ごとの滞在人数行列を作成する。この滞在人数行列を用いて充足率を計算する。充足率は各スポットの、滞在人数の収容人数に対する割合である。収容人数の設定は次のように行

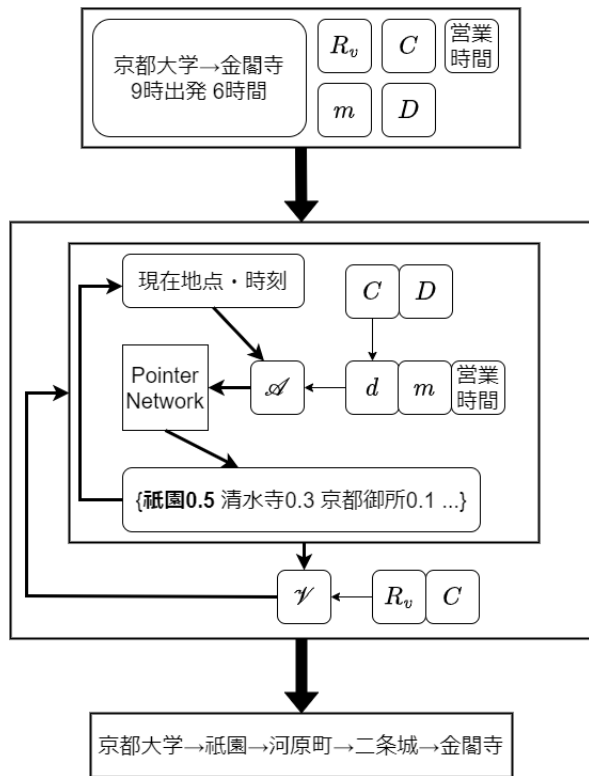


図 3 学習の流れ図

う。観光地として特に有名で混雑が予想されるスポットは、滞在人数が最大値をとる 2 時間前に充足率が 100%に達するように設定する。したがって充足率が 100%を超える時間帯が存在する。そのほかの観光スポットは滞在人数が最大となる時間帯で充足率が 80%となるように設定する。収容人数を用いて、滞在人数行列から充足率行列を作成する。

スポットの営業時間は Google Maps Platform の Place Details API [20] を用いた。なおこの API で取得できなかったスポットは、屋外のものとみられる場合は 24 時間営業、屋内のものともみられる場合は 9 時から 17 時まで営業しているとした。移動時間は openrouteservice の matrix API [21] を用いた。公共交通機関での移動時間を計算することができないため、経験的に自動車での移動時間を 2.5 倍とすることで移動時間行列を作成した。

4.4 モデル

提案手法のモデルとその学習の仕組みは Gama らの手法をベースとする。入力観光スポットの情報とクエリの二つである。前者は 4.3 節で説明した、訪問報酬行列、基準滞在時間、充足率行列、スポット営業時間、移動時間行列の 5 つである。後者は旅行者が与える情報で、旅行を開始するスポット (出発地)、終了するスポット (目的地)、出発時間と時間予算の四つをまとめたものである。出力は最も価値の大きいルートである。

モデルの学習の流れは次のとおりで、図示すると図 3 のようになる。

(1) 出発地、目的地をサンプリングし、学習のためのクエリを発行する。

(2) 現在時刻と現在位置から訪問可能なスポットの集合 \mathcal{A} を求める。訪問可能な基準は、次のとおりである。

- 現在位置からそのスポットを訪問・滞在し、目的地に時間予算内に到着することができる
- 現在位置からそのスポットを訪問した際、スポットの営業時間内である

(3) \mathcal{A} を Pointer Network のモデルに通し、各スポットに訪問する確率分布を生成する。

(4) 生成された確率分布からスポットをサンプリングし、スポットを訪問し現在時刻と位置を変更する。

(5) 2~4 を目的地に到達するまで繰り返す。

(6) 生成されたルートの価値 γ を計算し、モデルのパラメータを更新する。

手順 2 で動的滞在時間、手順 6 で環境税メタファの処理を行う。

4.5 手法の制限

提案手法は一人の旅行者に対してルートを生成することを想定している。モデルが価値の最大化を目的として学習するため、同じクエリを入力すると同じルートを返す。もし複数人が同時に同じクエリを入力し、出力されたルートに従って行動すると、かえって混雑が発生することが起こりうる。しかしながら、複数の同じ入力に対して異なる出力を返し、分散化に貢献しつつ観光体験価値を損なわないようなルートを生成することは理論上可能である。本研究では実現できなかったが、リアルタイムの滞在人数の情報、混雑情報を取得してその都度学習を行うように改良を加えることができれば実現できる。

また本研究で使用するデータは 4.3 節で述べたように、現実世界の情報を含んでいる。混雑状況を示す充足率は、実際に京都市内で滞在している人のデータである Yahoo! JAPAN の GPS 統計データから計算されている。移動時間は openrouteservice の API を用いて自動車での移動時間をもとに近似的な数値を用いている。このように実世界のデータを使ってモデルを学習しているため、ルート生成においては実情に即したシミュレーションが行えていると考えられる。さらに本研究では実現できなかったが、仮想的な人流を示す軌跡データを混雑情報に取り入れることも、環境を現実世界に近づける手段の一つである。

5 実験

4 節で述べた提案手法の有用性を検証する実験を行う。実験は提案手法中のパラメータをチューニングしたのちに、定量的評価を行う評価実験と定性的評価を行うユーザ実験を実施した。

5.1 パラメータチューニング

5.1.1 チューニング方法

提案手法には三つのパラメータが存在し、動的滞在時間と環境税メタファの効果を調整することができる。最も効果的であるパラメータを決定するためにチューニングを行い、評価実験を行うモデルを選択する。評価実験では提案手法のモデルを二種類用いる。動的滞在時間と環境税を導入したモデルをモデ

ル A, モデル A に補助金を適用したものをモデル B とする.

チューニングの評価基準を表 2 に示す. またチューニングを行うパラメータとその候補値は次の通りである.

- 式 (2) の $\alpha = 1/3, 1/2, 2/3$
- 式 (3) の $L, M = (20, 80), (30, 70), (40, 60)$
- 式 (4) の $T_M = 0.5, 1.0, 1.5, T_B$ は 0 に固定する

三種類のパラメータについて三通りの計 27 モデルを比較する. モデルは 30000 回学習したものをを用いる. クエリは時間予算を 8 時間とし, 出発地と目的地は同一とならないようにランダムに選択し, 30 クエリ用意する.

5.1.2 チューニング結果

動的滞在時間と環境税を適用したモデルを比較した結果, $(L, M) = (30, 70), T_M = 1.5, \alpha = 1/3$ のモデルが最も平均相対混雑度が小さくなったため, モデル A のパラメータとして採用する. また動的滞在時間と環境税・補助金を適用したモデルを比較した結果, $(L, M) = (40, 60), T_M = 1.5, \alpha = 2/3$ のモデルが最も平均相対混雑度が小さくなったため, モデル B のパラメータとして採用する.

5.2 評価実験

評価実験では提案手法とそのベースとなる Gama 手法を比較することで, 混雑を回避し, 分散化に貢献しつつ, 観光体験価値を損ないにくいルートを生成できるかを確かめる.

5.2.1 実験計画

比較する手法は 5.1 節で選択したモデル二種類と, Gama 手法である. Gama 手法は提案手法のモデルと同じ条件にすることに, 出発地と目的地を異なる場所を指定できるようにすること, 京都市のデータを参照して学習できるようにすること, の二点の変更を加えている. モデル Gama とそれ以外のモデルでは動的滞在時間の適用の有無という違いがある. これによりモデル Gama では時間の制約が緩い状態でルートを生成でき, 訪問報酬が高くなることは明らかである. したがって, Gama 手法に動的滞在時間を適用したものを Gama-d モデルとし, 比較の対象に含める.

モデルは 30000 回学習したものをを用いる. クエリは時間予算を 8 時間とし, 出発地と目的地は同一とならないようにランダムに選択し, 30 クエリ用意する. 評価基準は 5.1 節と同じものをを用いる.

5.2.2 実験結果

実験結果を表 3 に示す. 表 3 の項目はすべて 30 クエリの平均値である. また項目のうち平均相対混雑と平均報酬は実数値で, そのほかはすべて単位が百分率である.

a) 動的滞在時間

動的滞在時間の効果について, モデル Gama, Gama-d を比較することで確かめる. 表 3 から, 充足率, 相対混雑度のどの指標をとっても, モデル Gama-d が優れていることがわかる. なお動的滞在時間の適用の有無で同じ時間予算内で訪問できるスポット数に差が生じるため, 訪問報酬を比較することはできない.

b) 環境税・補助金

動的滞在時間を導入したモデル群を比較することで, 環境税・補助金の効果を確認する. 表 3 から, 高充足比率, 平均充足率, 高相対混雑比率, 低相対混雑比率, 平均相対混雑度ではモデル B が, 低充足比率と訪問報酬ではモデル Gama-d が最も優れている数値を出していることがわかる. よって充足率, 相対混雑度の観点からモデル B の優位性を示すことができた. 以下各基準について結果を詳しく述べる.

c) 充足率

充足率に関する基準を比較すると, モデル B, A, Gama-d の順で優れた値を記録していることがわかる. モデル B はモデル Gama-d より高充足比率が 20 ポイント近く減少している. 理由は環境税と補助金の導入により, 相対混雑が低い場所を積極的に訪問するようになったことが考えられる.

相対混雑は充足率を基準に計算されているため, 相対混雑度が小さいことは充足率が比較的低く, 高充足の基準に満たないスポットがルート内に多く含まれている. 高充足比率が下がった結果, 平均充足率も減少している.

d) 高相対混雑比率

相対混雑に関する基準に関しても, モデル B がほか二つより優れている. 高相対混雑比率はモデル Gama が 20% に対し, モデル A は 10% 以下, モデル B は 1% 以下である. 高相対混雑度のスポットの訪問に負の報酬を課したことが効果を発揮したと考えられる.

e) 低相対混雑比率

低相対混雑比率はモデル Gama-d と比較して, モデル B で 50% 弱増加している一方で, モデル A はやや減少している. モデル B は補助金の効果が影響して低相対混雑のスポットを積極的に訪問したことがわかる. モデル A は補助金を導入していないため, あくまで高相対混雑のスポットを回避しただけの結果である. 高相対混雑には負の追加報酬が生じるが, ほかのスポットはすべて訪問報酬がそのままスポットの報酬となるため, 訪問報酬の高さと, 動的滞在時間の変動のもととなる充足率の低さを基準に訪問するスポットが選択されたと推測できる.

もう一つの理由として, モデル Gama-d でのスポット選択のランダム性が関係していると考えられる. 複数のスポットが同程度の訪問報酬を持ち, 移動時間や滞在時間の制約が大差ない場合, 環境税と補助金を導入していないため, いずれのスポットも訪問確率が近くなる. したがって偶然低充足の基準を満たすスポットを訪問することが考えられる.

f) 平均相対混雑度

平均相対混雑度はモデル Gama, モデル A, モデル B の順に小さくなっている. モデル Gama とモデル A の差は高相対混雑比率の差, モデル A とモデル B の差は低相対混雑比率の差が影響している. モデル B における平均相対混雑率-1.900 は下位約 3.8% の範囲を指しており, 混雑を回避した行動をユーザはとることができる.

g) 訪問報酬

訪問報酬はモデル Gama-d, A, B の順に高い結果となった. これはスポット選択の自由度が関係していると考えられる. モ

表 2 評価基準. 相対混雑度 0.52 以上は充足率分布で上位 30%の範囲に収まることを表す.

評価基準	優れている場合	優先度 (○△×の順に高い)	
高充足比率	小さい	△	充足率の高い (70%以上) スポットを訪問した割合
低充足比率	大きい	○	充足率の低い (30%以上) スポットを訪問した割合
平均充足率	小さい	△	充足率の平均値
高相対混雑比率	小さい	○	相対混雑度の高い (0.52 以上) スポットを訪問した割合
低相対混雑比率	大きい	△	相対混雑度の低い (-0.52 以下) スポットを訪問した割合
平均相対混雑度	小さい	○	相対混雑度の平均値
平均訪問報酬	大きい	×	訪問報酬の平均値

表 3 評価実験の結果. モデル Gama は Gama 手法, モデル Gama-d は Gama 手法に動的滞在時間を適用したもの, モデル A はモデル Gama-d に環境税を適用したもの, モデル B はモデル A に補助金を適用したもの

モデル	高充足	低充足	平均充足	高相混	低相混	平均相混	訪問報酬
Gama	64.583	0.0	79.730	30.658	29.881	0.0121	42.478
Gama-d	42.222	0.0	72.219	20.0	65.0	-0.587	24.126
A	34.667	4.883	63.968	6.667	60.333	-1.197	23.847
B	24.444	5.000	53.899	0.833	96.667	-1.900	22.906

デル Gama-d は動的滞在時間の影響のみを受け, 充足率を基準に高い報酬を持つスポットを選択する. モデル A は環境税を適用しているため, 高相対混雑のスポットを避けて選択する. モデル B は環境税と補助金を適用しているため, 低相対混雑のスポットを中心に選択するように学習される. したがって, 選択肢の多いモデルほど訪問報酬は高くなる. 一方で最も差のあるモデル Gama-d, B 間で 8%であることから, 訪問報酬を旅行の体験価値ととらえた場合, 大きな影響を与える可能性は低いと考えられる.

5.3 ユーザ実験

モデル Gama とモデル B で生成したルートにユーザに評価してもらった.

5.3.1 実験計画

モデル B とモデル Gama でクエリに対して生成したルートにユーザに提示し, アンケートに回答してもらう. クエリは実際に利用者が多いと思われる, (1) 京都タワー → 河原町, (2) 河原町 → 嵐山駅前, (3) 河原町 → 金閣寺, の三種類を用いる. なお時間予算は 4, 6, 8 時間の三つを用意し, モデルが二つのため全部で 18 通りである. 区別のため, { 手法 (Gama は G, モデル B は B) } { クエリ番号 } - { 時間予算 } と表記する. 例えばモデル Gama を利用した河原町 → 嵐山駅前の時間予算 6 時間のクエリは G2_6 である.

被験者への提示画面例を図 5.3.1 左に示す. 提示画面の構成は次の通りである. 画面中央部は三つの部分に分かれており, 左から, クエリ情報, マップ表示, スポット情報を表示している. クエリ情報部分にはルートのクエリと, 生成されたルートの訪問するスポットを訪問時刻とともに示している. マップ表示部分には生成されたルートを地図上に表示し, 移動時の経路を示している. また Yahoo JAPAN! の GPS 統計データに基づいた滞在人数を, ヒートマップの形で重ねて表示している. スポット情報部分にはスポットの写真, 混雑情報, 観光客の感想が表示されている. この情報は京都観光マップ 2.0 のデータを

用いている.

被験者へのアンケート項目は次の通りである. すべて五段階で評価し, 1 は全くそう思わない (悪い, 低い, したくない), 5 は強くそう思う (よい, 高い, したい) とする. 混雑度のみ値が小さいほどよく, ほかの評価基準は大きいほどよい. また任意で評価理由の記述回答をしてもらった.

- (1) 観光においてスポットの混雑を気にするか
- (2) 観光において移動時の混雑を気にするか
- (3) 観光においてオーバーツーリズムを意識するか
- (4) 各クエリについて評価: 訪問順序, 移動距離, 混雑しているか, 満足するか, 実際に旅行したいか
- (5) 混雑情報を提示した後再評価 (4 に同じ)

質問 5 に回答する際に, ルートの始終点を除くスポットの充足率と相対混雑度を図 5.3.1 右に示すような形で提示した. 目的は混雑に関する情報がある状態では, 提案手法によるルートが受け入れられやすいかを確かめることである. 図 5.3.1 左では滞在人数がヒートマップによって可視化されているが, これは滞在人数のみを基準としている. 提案手法での混雑の概念として, 個々のスポットに焦点を当てた充足率と相対混雑度があり, 実際の旅行においては都市全体の状況に加えて, 各スポットの状況も重要であると考えからである.

5.3.2 実験結果

研究室の 3 名の方にアンケートに回答していただいた.

a) 質問 1-3 について

観光の移動時・スポットの混雑についてはともに平均 4.333 と回答者は比較的気にする傾向にある. 一方でオーバーツーリズムに対する意識は平均 2.667 であまり高くない.

b) 質問 4 について

質問 4 の回答結果を表 4, 5, 6 に示す. 混雑度はクエリ 1.4 を除いてモデル B のほうが低いと回答している. また移動距離や満足度の面で, モデル B がモデル Gama と同等かわずかに劣る評価を受けている. したがって提案手法のモデルは混雑を

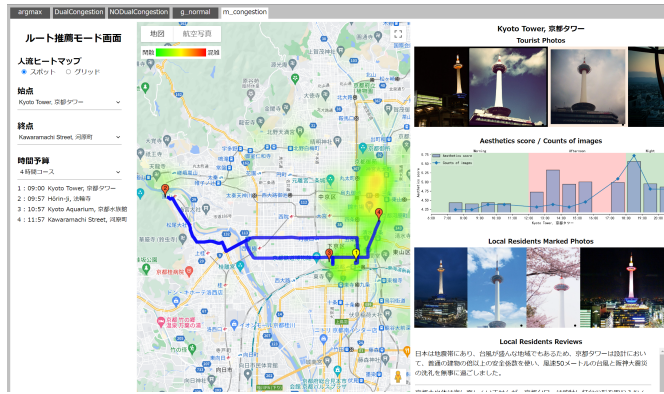


図 4 ユーザ実験の提示資料例，右は質問 5 のみ

表 4 クエリ 1(1 回目)

	G1.4	B1.4	G1.6	B1.6	G1.8	B1.8
訪問順序	3.67	4.67	2.00	3.33	3.67	3.33
移動距離	4.33	4.00	3.33	1.33	3.00	1.33
混雑度合い	2.67	3.00	3.67	3.00	4.00	3.00
満足度	4.33	2.67	3.67	2.67	4.00	2.67
旅行したいか	4.33	3.33	3.67	2.33	3.67	2.33

表 5 クエリ 2(1 回目)

	G2.4	B2.4	G2.6	B2.6	G2.8	B2.8
訪問順序	3.67	4.33	3.67	3.33	3.00	4.33
移動距離	3.33	3.67	3.67	1.33	3.33	2.67
混雑度合い	4.00	2.67	3.00	2.00	3.33	1.67
満足度	3.00	2.67	3.33	3.67	3.67	3.67
旅行したいか	3.00	3.00	3.67	2.67	3.67	4.0

表 6 クエリ 3(1 回目)

	G3.4	B3.4	G3.6	B3.6	G3.8	B3.8
訪問順序	4.67	4.33	2.67	4.00	3.00	3.33
移動距離	4.00	2.67	3.33	1.33	2.67	1.67
混雑度合い	3.33	1.33	4.00	2.00	4.00	2.33
満足度	4.00	4.00	3.67	2.33	3.67	3.33
旅行したいか	4.33	3.33	3.33	2.00	4.00	3.00

表 7 クエリ 1(2 回目)

	G1.4	B1.4	G1.6	B1.6	G1.8	B1.8
訪問順序	4.33	4.33	3.00	3.33	3.67	3.33
移動距離	4.33	4.33	4.00	1.33	3.33	1.33
混雑度合い	3.67	1.00	1.33	1.33	3.33	1.33
満足度	4.00	2.33	4.33	2.67	4.00	2.00
旅行したいか	4.33	2.33	4.33	2.33	3.33	1.33

回避しつつ，満足度を維持できるルートを生成できると考えられる。

c) 質問 5 について

質問 5 の回答結果を表 7, 8, 9 に示す。質問 5 では混雑に関する情報を提示したことによる評価の変化を調べる。混雑度合いに関する評価は G1.4 を除くすべてのモデル・クエリで値が小さくなっているものの，モデル B のモデル Gama に対する優位性は保たれている。

表 8 クエリ 2(2 回目)

	G2.4	B2.4	G2.6	B2.6	G2.8	B2.8
訪問順序	3.67	4.33	3.33	3.67	3.67	4.00
移動距離	3.33	4.33	3.67	1.67	3.33	2.67
混雑度合い	1.33	1.00	1.33	1.33	2.33	1.33
満足度	4.00	2.33	3.00	3.00	3.33	3.67
旅行したいか	4.00	2.00	3.33	2.67	3.33	3.67

表 9 クエリ 3(2 回目)

	G3.4	B3.4	G3.6	B3.6	G3.8	B3.8
訪問順序	4.33	3.67	3.33	3.67	3.67	4.00
移動距離	4.00	3.33	4.00	1.67	3.33	2.33
混雑度合い	1.33	1.00	1.33	1.33	3.00	1.33
満足度	3.67	3.33	4.00	2.00	4.00	3.33
旅行したいか	3.67	3.33	5.00	2.00	4.00	3.33

6 おわりに

本研究では動的な要素である混雑を考慮した観光ルート生成を行うために，強化学習と Pointer Network を用いたモデルを提案した Gama ら [2] の手法に，「動的滞在時間」，「環境税メタファー」を導入したモデルを提案した。

提案手法の有用性を確かめるために，Gama らの手法のモデル (Gama)，Gama らの手法に動的滞在時間を適用したモデル (Gama-d)，モデル Gama-d に環境税を導入した提案手法のモデル (A)，モデル A に補助金を導入した提案手法のモデル (B) を比較する評価実験を行った。データセットは京都観光マップ 2.0 [17] と Yahoo! JAPAN [18] のデータを用いた。評価実験を行うにあたって，動的滞在時間，環境税メタファー，環境税と報酬の割合の三種類のパラメータをチューニングした。その後四つのモデルを相対混雑度を中心とした評価基準で比較した。平均相対混雑度は B, A, Gama-d, Gama の順で大きくなっており，モデル B が混雑を回避したルートを生成できていることがわかった。

続いて実際に生成したルートを利用者に評価してもらうユーザ実験を行った。モデル B と Gama で各九つのルートを表示し，五段階で評価を行った。実験結果からモデル B が Gama と比較して混雑度が低いと感じることがわかった。また満足度

ではほぼ同等か少し劣った評価を受けた。したがって提案手法のモデルが観光体験価値を維持し、混雑を回避するルートを生成できることが確かめられた。

今後の展望として、リアルタイムの情報を読み込んでモデルを学習できるようにすることが挙げられる。

謝 辞

本研究の一部は総務省 SCOPE (201607008) による。

文 献

- [1] 馬強. 観光情報学 -スマートツーリズムに向けた研究動向- : 3. ugc を利用した観光資源の発見と推薦. 情報処理, Vol. 62, No. 11, pp. e12-e17, oct 2021.
- [2] Ricardo Gama and Hugo L. Fernandes. A reinforcement learning approach to the orienteering problem with time windows, 2021.
- [3] Oriol Vinyals, Meire Fortunato, and Navdeep Jaitly. Pointer networks. In C. Cortes, N. Lawrence, D. Lee, M. Sugiyama, and R. Garnett, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 28. Curran Associates, Inc., 2015.
- [4] Damianos Gavallas, Vlasios Kasapakis, Charalampos Konstantopoulos, Grammati Pantziou, Nikolaos Vathis, and Christos Zaroliagis. The ecompass multimodal tourist tour planner. *Expert Systems with Applications*, Vol. 42, No. 21, pp. 7303-7316, 2015.
- [5] Xiongbin Wu, Hongzhi Guan, Yan Han, and Jiaqi Ma. A tour route planning model for tourism experience utility maximization. *Advances in Mechanical Engineering*, Vol. 9, No. 10, p. 1687814017732309, 2017.
- [6] Yodai Hirano, Hirohiko Suwa, and Keiichi Yasumoto. A method for generating multiple tour routes balancing user satisfaction and resource consumption. In Andrés Muñoz, Sofia Ouhbi, Wolfgang Minker, Loubna Echabbi, and Miguel Navarro-Cía, editors, *Intelligent Environments 2019 - Workshop Proceedings of the 15th International Conference on Intelligent Environments, Rabat, Morocco, 24-27 June 2019*, Vol. 26 of *Ambient Intelligence and Smart Environments*, pp. 180-189. IOS Press, 2019.
- [7] Yanmei Zhang, Linjie Jiao, Zhijie Yu, Zheng Lin, and Mengjiao Gan. A tourism route-planning approach based on comprehensive attractiveness. *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 39536-39547, 2020.
- [8] 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.
- [9] Weimin Zheng, Zhixue Liao, and Jing Qin. Using a four-step heuristic algorithm to design personalized day tour route within a tourist attraction. *Tourism Management*, Vol. 62, pp. 335-349, 2017.
- [10] 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.
- [11] Henry Muccini, Fabrizio Rossi, and Luca Traini. A smart city run-time planner for multi-site congestion management. In *2017 International Conference on Smart Systems and Technologies (SST)*, pp. 175-179, 2017.
- [12] Ying Xu, Tao Hu, and Ying Li. A travel route recommendation algorithm with personal preference. In *2016 12th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (ICNC-FSKD)*, pp. 390-396, 2016.
- [13] Mahdis Banaie Dezfouli, Mohammad H. Nadimi Shahraki, and Hoda Zamani. A novel tour planning model using big data. In *2018 International Conference on Artificial Intelligence and Data Processing (IDAP)*, pp. 1-6, 2018.
- [14] Cristina Maria Păcurar, Ruxandra-Gabriela Albu, and Victor Dan Păcurar. Tourist route optimization in the context of covid-19 pandemic. *Sustainability*, Vol. 13, No. 10, 2021.
- [15] Yuanzhe Geng, Erwu Liu, Rui Wang, Yiming Liu, Weixiong Rao, Shaojun Feng, Zhao Dong, Zhiren Fu, and Yanfen Chen. Deep reinforcement learning based dynamic route planning for minimizing travel time. In *2021 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*, pp. 1-6, June 2021.
- [16] Wei Kun Kong, Shuyuan Zheng, Minh Le Nguyen, and Qiang Ma. Diversity-oriented route planning for tourists. In Christine Strauss, Alfredo Cuzzocrea, Gabriele Kotsis, A. Min Tjoa, and Ismail Khalil, editors, *Database and Expert Systems Applications*, pp. 243-255, Cham, 2022. Springer International Publishing.
- [17] Jing Xu, Junjie Sun, Taishan Li, and Qiang Ma. Kyoto sightseeing map 2.0 for user-experience oriented tourism. In *2021 IEEE 4th International Conference on Multimedia Information Processing and Retrieval (MIPR)*, pp. 239-242, 2021.
- [18] Yahoo Japan Corporation. Yahoo! JAPAN.
- [19] Vlad Hosu, Bastian Goldlücke, and Dietmar Saupe. Effective aesthetics prediction with multi-level spatially pooled features. In *proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 9375-9383, 2019.
- [20] Google. https://developers.google.com/maps/documentation/javascript/places?hl=ja#place_details, 2023 年 1 月 25 日閲覧.
- [21] openrouteservice. <https://openrouteservice.org/dev/#/api-docs/v2/matrix/{profile}/post>, 2023 年 1 月 25 日閲覧.