

# 移動体データを用いた観光地における目的地の抽出と滞在時間による特徴付け

益野 日乃美<sup>1</sup>・井料 隆雅<sup>2</sup>・神谷 大介<sup>3</sup>

<sup>1</sup>学生会員 東北大学大学院情報科学研究科 (〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06)

E-mail: hinomi.masuno.q3@dc.tohoku.ac.jp

<sup>2</sup>正会員 東北大学大学院情報科学研究科 (〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06)

E-mail: iryo@tohoku.ac.jp

<sup>3</sup>正会員 琉球大学工学部 (〒 903-0213 沖縄県中頭郡西原町千原 1 番地)

E-mail: d-kamiya@tec.u-ryukyu.ac.jp

観光地において、訪問客が実際に訪問した場所やその時間帯を把握するには、移動体データを用いた分析が有用であると思われる。本研究では沖縄県を訪問した人々から得られた人流データから目的地の抽出を空間座標のクラスタリングにより行った。クラスタリングされた目的地に滞在する訪問者の滞在時間の特徴を、滞在時間パターンに対する階層クラスタリングによって分類した。クラスタリングによる分類が目的地の特徴をどれだけ反映しているかを見るために、Point of Interest (POI) データによる目的地の施設カテゴリーとクラスタリングの分類の関係性を分析した。この結果、POI の施設カテゴリーと滞在時間による分類には一定の関係があることが確認できた。

**Key Words:** *tourists' behaviour, destination extraction, duration of stay*

## 1. はじめに

観光地における目的地選択モデルは、観光行動の解析やそれに基づく施策検討において重要である。1990年代以降、観光による交通渋滞の緩和や行動分析、また、旅行ルートの提案を目的とした研究が多く行われている<sup>1)2)3)4)5)6)7)</sup>。しかし、こうした目的地選択モデルでは、目的地の候補は事前に列挙され、それらは広域なゾーンや、主要な観光スポットを中心としたエリアなど、大きな単位で分類されているものが多い。一方で、観光客は、主要観光地だけでなく、その周辺にあるマイナーな観光スポットや、飲食店や商店などの小規模施設も目的地として選択し、訪問していると考えるのが自然だろう。これらの目的地への訪問状況は、観光地が持つ経済効果に大きく影響することが予想される。したがって、そのような目的地を個別に考慮する目的地選択モデルが構築できることが望ましい。

小規模な目的地は多数存在することが予想され、その列挙には地図情報だけではなく、観光客から取得された移動体データの活用も有用であると思われる。益野ら<sup>8)</sup>は、沖縄を訪問した人々のスマートフォンから取得した GPS データを用い、昼間の滞在を対象とした目的地の抽出を行っている。抽出には DBSCAN (Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise)<sup>9)</sup> に類似する方法を用い、近接する観測点を同じ目的

地に滞在したものとしてひとまとめにしている。抽出された目的地は、それらと 100m 以内で最も近接する Point of Interest (POI) と紐づけられ、POI データに含まれるカテゴリ名による特徴付けが行われている。目的地での平均滞在時間のような滞在時間に関する基本的な集計量と特徴付けの関連性を定性的に分析することも行っている。

こうした目的地の抽出や、抽出された目的地と地図情報とを結びつける研究は、近年になって増えてきている。Liu et al.<sup>10)</sup>、Zheng et al.<sup>11)</sup>、Suzuki et al.<sup>12)</sup>、Hamid and Croock<sup>13)</sup> の研究では GPS データを用い、一定の時間を超えて滞在した範囲の中心点を滞在点として抽出している。Liu et al.<sup>10)</sup> は抽出された滞在点から逆ジオコーディングを行い、実際に訪問した場所を推定している。Zheng et al.<sup>11)</sup> は抽出された滞在点に対して OPTICS (Ordering Points To Identify the Clustering Structure)<sup>14)</sup> を適用させ、滞在点のグルーピングを行っている。Suzuki et al.<sup>12)</sup> は抽出された滞在点に近い位置にある POI を抽出し、実際に訪問した場所を推定している。Hamid and Croock<sup>13)</sup> は抽出された滞在点から最も近い観光スポットを抽出し、観光客の好む観光地の推定を行っている。Ashbrook and Starner<sup>15)</sup> は GPS データを用い、K-means を変形させたクラスタリング手法によって滞在点のクラスタリングを行っている。Crandall et al.<sup>16)</sup> と Kurashima

et al. <sup>17)</sup> はジオタグ付きの写真データを用い、Mean Shift<sup>18)</sup> によってランドマークごとに分類している。渡部ら<sup>19)</sup> は京都を訪れた修学旅行生の GPS データを用い、Mean Shift によって観光地や乗り換え等の経由地といった観光客集中点の抽出を行っている。Adams et al. <sup>20)</sup> は GPS データを用い、DBSCAN によって滞在点のクラスタリングを行っている。Cao et al. <sup>21)</sup> は車両の GPS データを用い、OPTICS と K-means によって滞在点のクラスタリングを行っている。Nishida et al. <sup>22)</sup> は DBSCAN を拡張させたクラスタリングアルゴリズムを開発し、これを用いて GPS データの滞在点をクラスタリングしている。井料・神谷<sup>23)</sup> はカーナビゲーション併設の GPS を用い、車両の滞在点に対して最短距離法を用いた階層クラスタリングを適用させることで目的地の抽出を行っている。すでに述べたように、益野ら<sup>8)</sup> はスマートフォンの GPS データから DBSCAN によって目的地の抽出を行い、それらと最も近接する POI とを結びつけることによって目的地の特徴付けを行っている。

訪問した場所が抽出できたら、その特性がどのようなものであるかを、POI のような外部データを用いずに内生的に推計できれば、より推計データの有用性が高まる。このような目的地への特性の付与には、目的地を訪問した人の滞在時間を分析することが有用であることが予想される。過去にも、滞在時間の分析は様々な目的で行われているが、こうした研究では個人の活動タイプを判別するための分析を行ったものが多く存在する。Widhalm et al. <sup>24)</sup> は、携帯電話データから抽出した滞在点について、土地利用データと滞在時間から活動タイプを検出している。Jiang et al. <sup>25)</sup> は、携帯電話の通話明細記録から個人の活動タイプを特定している。Cao et al. <sup>26)</sup> は、グリッド内の POI 分布に基づいてグリッドを特徴づけし、そこを訪れたユーザーの滞在時間分析を行っている。Yin et al. <sup>27)</sup> は、携帯電話の GPS から得られた滞在点に対し、周辺の POI カテゴリによる紐づけを行い、一日の行動パターンという観点から滞在時刻分析を行っている。一方で、滞在点の特徴づけを試みた分析を行ったものもいくつか存在する。Andrienko et al. <sup>28)</sup> は、研究者の車とコンクリートトラックの停車位置から、POI や滞在時間帯を用いてその場所の分析を行っている。Yang et al. <sup>29)</sup> は、携帯電話データの位置情報や滞在時間、行動パターンから自宅と職場の位置検出を行っている。

しかし、特に余暇行動において、目的地がどのような施設であるかといった特徴を、滞在行動をもとに分析した事例を見つけることはできなかった。上記の滞在行動分析を行った研究では、日常活動でのデータを用いたものがほとんどであり、余暇行動に着目したも

のは Cao et al. <sup>26)</sup> だけであった。ただし、前述のようにこの研究では個人に着目した分析が行われており、訪問先がどのような場所かという観点での分析はなされていない。目的地の特徴は、観光客の目的地選択に影響を与える。特に時間帯に依存した目的地選択やトリップチェーンを考えたいときには、何時にどこに行きやすいか、どの程度の時間滞在するかといった情報が、目的地選択に影響することは明白といえよう。

本研究ではスマートフォンから取得される人流データから推計される滞在点のデータを用いて多くの訪問客が滞在する場所を推定し、それを用いて目的地を抽出することを、沖縄本島全体でのデータを対象に試みる。目的地の抽出には既存研究と同様に 2 次元空間上の点群に対するクラスタリングを用いる。既存研究や益野ら<sup>8)</sup> と比較した本研究の分析ポイントは、目的地の地理的位置だけでなく、目的地における時間帯ごとの滞在数も推定していることと、時間帯ごとの滞在数に対して階層的クラスタリングを適用して、POI などの外部データを用いることなく目的地の特徴付けを行うことを試みる、という点である。滞在点のデータだけを用いる目的地の特徴付けは、抽出した目的地の情報を観光地における目的地選択モデルの構築やその他の観光振興施策の立案や評価に用いる際に有用であると考えられよう。

本稿は 4 章からなる。第 1 章では研究の背景と目的を説明した。第 2 章で分析方法について、第 3 章で分析結果を示す。第 4 章で結論と今後の課題を述べる。

## 2. 分析方法

本研究では沖縄県本島全体を対象に、実際に観測された人流データから推計された滞在点のデータに対してクラスタリングを適用して目的地を抽出する。さらに、抽出された目的地において、各観測点がその目的地に滞在した時間帯を集計し、目的地の特徴付けを行う。滞在時間による特徴づけがどの程度実際の目的地の特徴を反映しているかを検証するために、実際に存在する施設等の位置情報とその種類に関するデータである POI データとの比較を行う。

本研究では(株)ブログウォッチャー<sup>30)</sup>より提供される、スマートフォンから許諾を得て収集し抽象化された沖縄本島来訪者の人流データから得られる滞在データを用いる。データの前処理については、益野ら<sup>8)</sup>と同じである。具体的には、15 分以上連続して一定の広さのある領域に滞在したとみなされるデータを滞在点と見なし、滞在の開始および終了時刻とともに 10m 四方の格子に紐づける。なお、この 10m という格子のサイズは分析の際の利便性のみを理由として適当に定めた値で

あり、観測精度とは特に関係はない。滞在の時刻には日付の情報は含まれない。また、すべての曜日を区別なく分析対象としている。分析対象期間は 2019/7/15~9/8 である。

目的地抽出のためのクラスタリングの手法としては Mean Shift を採用する。この方法では観測点を複数の異なるグループにクラスタリングし、各クラスターに属する観測点の平均座標から目的地を推定する。益野ら<sup>8)</sup>で用いた DBSCAN と違う方法を用いた理由として、両者の特性の違いがある。DBSCAN では連続して分布する観測点をすべて同一のクラスターとして抽出するのに対し、Mean Shift では連続した分布であっても、観測点が集中しているところを中心として複数のクラスターに切り分けることができる。例として、遊園地での観測点データから目的地を抽出する場合を考える。遊園地には複数の遊戯施設が存在し、それぞれの遊戯施設に待機列ができていくとする。この場合、DBSCAN では遊戯施設ごとに観測点を切り分けて抽出することは難しく、遊園地で一つの目的地として抽出する可能性が高い(図-1)。一方、Mean Shift では観測点が集中する場所を中心として目的地を抽出することが可能であり、各遊戯施設を別の目的地として抽出することが期待される(図-2)。

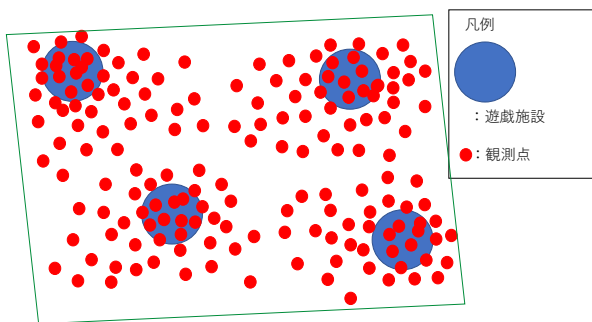


図-1 DBSCAN で想定される抽出例

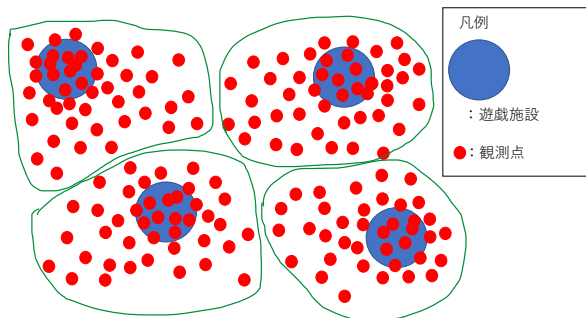


図-2 Mean Shift で想定される抽出例

こうした特性から、Mean Shift によって抽出された目的地の POI による特徴付けも容易になると考えられる。POI データは施設名称ごとに設定されているものであることから、商店街などでは小さなエリアに多数のデータが登録されている。Mean Shift では DBSCAN よりも細かく目的地が抽出される傾向があるため、抽出された目的地を POI と紐づける際、その情報が正確である可能性が高くなると考えられる。以上により、今回は Mean Shift を用いる。Mean Shift によって推定された目的地を「推定目的地」と呼ぶ。今回用いた Python の scikit-learn<sup>31)</sup>に含まれる Mean Shift には、bandwidth というパラメータがある。これは観測点からの探索範囲半径であり、範囲内の点の座標平均に探索範囲の中心を移動させていくことでクラスターを形成する。今回は、地図上に表示させたときの観測点のばらつきの様子から、bandwidth=50m とする。

POI データでの特徴づけでは、日中観測点数が 100 以上の推定目的地と POI を位置座標に基づいて紐付けする。本研究では株式会社マップルの POI データ<sup>32)</sup>に含まれる施設の名称と位置データを用いる。分析対象とした施設については、益野ら<sup>8)</sup>と同じく、以下の大分類に含まれる施設とする。

- ショッピング・サービス
- グルメ
- レジャー・観光
- 宿泊・温泉
- 交通（那覇空港および道の駅に限る）

推定目的地との紐付けにおいてはユークリッド距離を用い、推定目的地から最も近い位置座標を持つ POI と結び付ける。

滞在時間データは、推定目的地ごとに 7 時～同日の 21 時までで完結する観測点（以下「日中観測点」とする）を対象に集計して作成する。対象時間帯を 1 時間ごとに区切り、分析期間全体にわたり、各時間帯に滞在した延べ人数をカウントする。1 時間の時間帯のうち 1 時間未満 ( $t$  分) しか滞在しなかった分の人数については、1 人ではなく、 $t/60$  人と、その時間帯での滞在時間長に応じた人数でカウントしている。これを日中観測点数の総数で割った値を求める。この推定目的地ごとの時間帯ごとの相対的な滞在人数の分布を、時間帯別滞在数と名付ける。

滞在時間データの特徴付けを行うために、日中観測点数が 100 以上の推定目的地の時間帯別滞在数に対して階層クラスタリングを実施する。7 時～21 時の時間帯別滞在数を 15 個の実数からなるベクトルとみなす。要素間の距離をこれらのベクトル間のユークリッド距離で定義する。クラスター間の距離は Ward 法により計算する。この方法によって作成されたデンドログラ

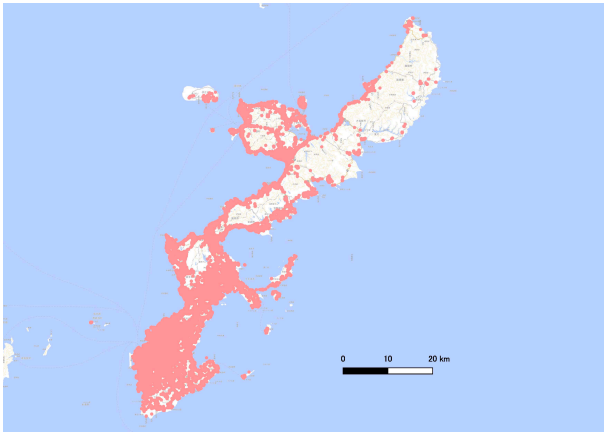


図-3 沖縄本島周辺で滞在点が観測された領域

ム（樹形図）より適当なクラスタ数を決定する。以降では個々のクラスタを「グループ」と呼ぶ。同一グループに属することは、滞在時間分布の特徴が似通っていることを意味する。グループごとに時間帯別滞在数の平均値を求め、これを折れ線グラフで図示する。

POI を用いた推定目的地の特徴づけとの比較のために、各グループ内に含まれる推定目的地にどのような大分類に属する POI が含まれるかを集計する。そのうえで、グループごとに含まれる推定目的地の大分類にどのような特徴があるかの定性的な分析を行う。

### 3. 分析結果

#### (1) 目的地の抽出結果

図-3 に、分析対象とした滞在点のうち、沖縄本島周辺で観測された領域を示す。本島の中部から北部の山間部を除く本島全域に観測点が存在することがわかる。

観測点数は 1,199,940 個であり、ここから抽出された推定目的地数は 15,763 か所であった。図-4 に、推定目的地に含まれる観測点数に関する両対数グラフを示す。順位が大きくなるほど推定目的地に含まれる観測点数は少なくなっていることがわかる。

図-5 に、抽出された推定目的地のうち、観測点数が 1,000 以上のものを示す。観測点数が多い推定目的地は、島の西側沿岸部に集中していることがわかる。

#### (2) POI とのマッチング結果

図-6 に、日中観測点数が 100 以上である推定目的地と最近接 POI との距離についての分布を示す。日中観測点数が 100 以上の推定目的地は 1,062 個あり、このうち最近接 POI との距離が 100m 以内の推定目的地は 604 か所であった。604 か所の大分類の内訳は、表-1 のようになっていた。

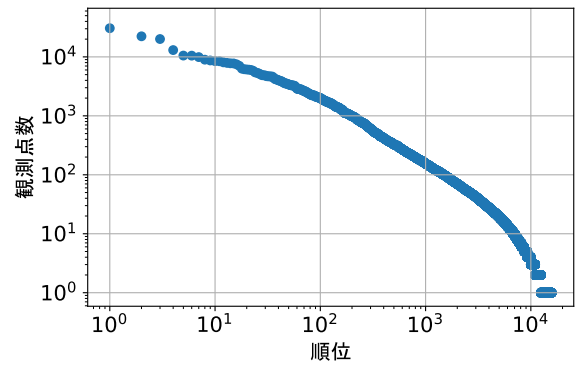


図-4 推定目的地に含まれる観測点数の分布

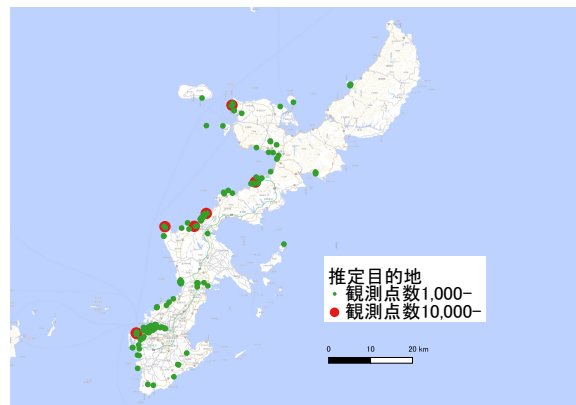


図-5 観測点数が 1,000 以上の推定目的地

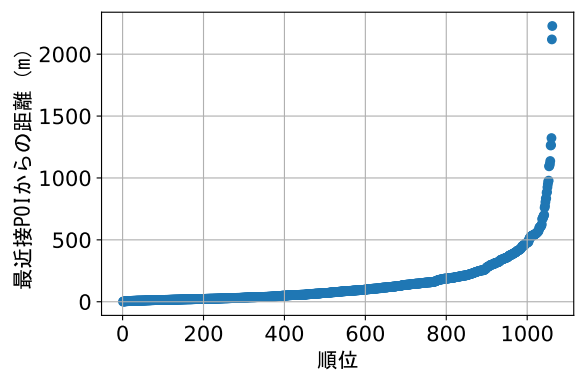


図-6 日中観測点数 100 以上の推定目的地と最近接 POI との距離

#### (3) 滞在時間帯による分析

図-7 に、グループ数を 20 にしたときの Ward 法によるデンドログラムの結果を示す。この結果から、しきい値 1 でグループ数を 8 にするのが適当であると判断した。図中のアルファベットは以降のグループ名と対

表-1 紐づけに成功した POI 大分類の内訳

大分類名	数
ショッピング・サービス	125
グルメ	182
レジャー・観光	120
宿泊・温泉	171
交通	6

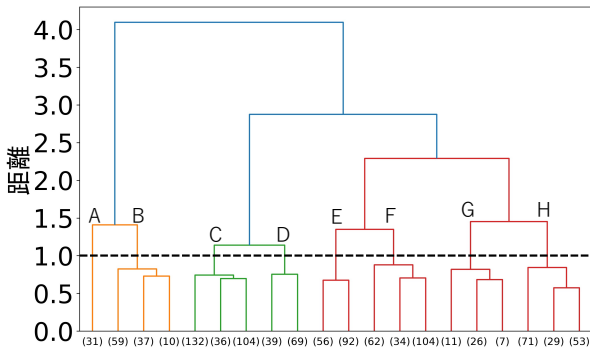


図-7 グループ数を 20 にしたときの Ward 法によるデンドログラム (横軸は各ノードに含まれる推定目的地数)

表-2 各グループに含まれる推定目的地数

グループ名	推定目的地数
A	31
B	106
C	272
D	108
E	148
F	200
G	44
H	153

応するものである。それぞれのグループに含まれる推定目的地数は、表-2 のようになっていた。

デンドログラムを見ると、しきい値 2 で、8 個のグループはさらに

1. (1 組) グループ A, B
2. (2 組) グループ C, D
3. (3 組) グループ E, F
4. (4 組) グループ G, H

の 4 つの組に束ねることができる。これらの組ごとに、図-8、図-9、図-10、図-11 として時間帯別滞在数を示す。1 組は 18 時以降に大きな滞在のピークがあるのがわかる。2 組は 12 時ごろに滞在のピークが見られる。3 組と 4 組はどちらもピークが 2 か所存在しているが、3 組

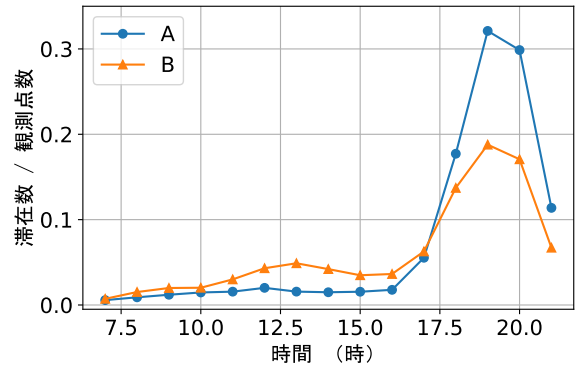


図-8 1 組の時間帯別滞在分布

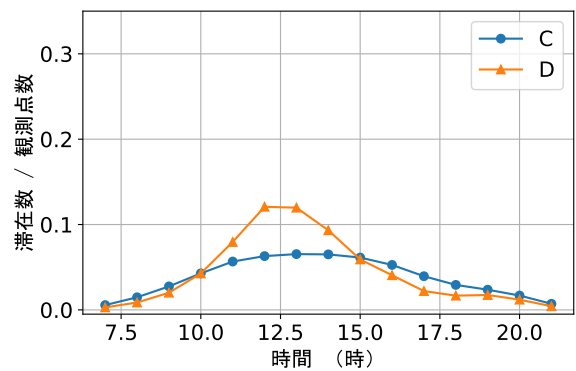


図-9 2 組の時間帯別滞在分布

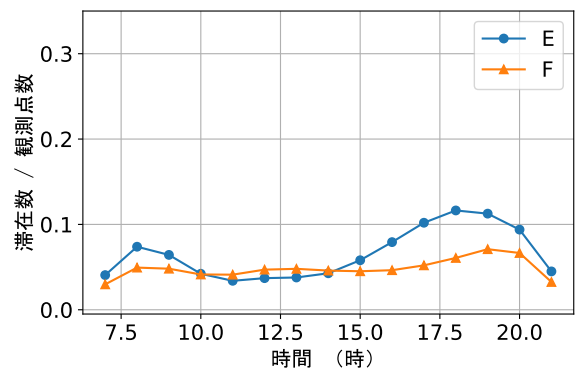


図-10 3 組の時間帯別滞在分布

では朝と夜にピークがあり、4 組では昼頃の滞在がほかの時間帯に比べて少ないという違いがある。

各グループに含まれる推定目的地のうち、最近接 POI と 100m 以内で結び付いたものについて、グループごとにその POI の大分類の割合を図-12 に示した。1 組ではグルメの割合が大きくなっているのがわかる。2 組に

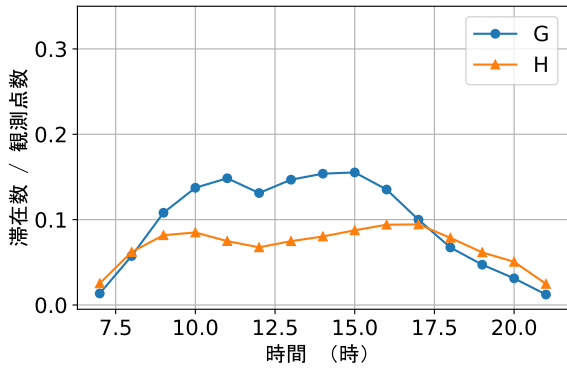


図-11 4組の時間帯別滞在分布

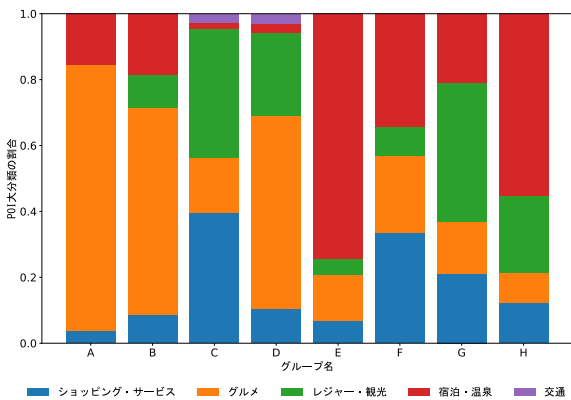


図-12 日中観測点数が100以上、最近接POIとの距離が100m以内の推定目的地と紐づいたPOI大分類の割合

は交通のPOIが含まれているが、グループCとDではショッピング・サービスとグルメの割合が大きく異なっている。3組ではレジャー・観光の割合がほかの組に比べて小さくなっている一方、4組ではその割合が大きくなっている。また、グループE、Hでは宿泊・温泉の割合がかなり大きくなっている。

表-3に、各グループにおけるPOI大分類の上位2つをその割合とともに示す。グループAではグルメの割合が80%を超え、グループFでは宿泊・温泉が75%弱を占めていた。グループGでは、2番目に大きな割合を占める大分類がショッピング・サービスと宿泊・温泉の2つとなっていた。グループF、Gを除くすべてのグループで上位2つの大分類の割合の合計が75%を超え、残り2つについても65%前後を占めていた。

時間帯別滞在分布による結果とPOI大分類の割合から、それぞれのグループに含まれる推定目的地について考察する。1組の結果は以下のようにまとめられる。

- 夜の滞在がかなり多くなっていた
- POI大分類の割合はグルメが大部分を占めていた

表-3 各グループにおけるPOI大分類の上位2つの割合

グループ名	第1位		第2位	
	大分類名	割合(%)	大分類名	割合(%)
A	グルメ	80.8	宿泊・温泉	15.4
B	グルメ	63.0	宿泊・温泉	18.5
C	ショッピング・サービス	39.7	レジャー・観光	39.1
D	グルメ	58.9	レジャー・観光	25.0
E	宿泊・温泉	74.3	グルメ	13.9
F	宿泊・温泉	34.4	ショッピング・サービス	33.3
G	レジャー・観光	42.1	ショッピング・サービス	21.1
H	宿泊・温泉	55.4	レジャー・観光	23.1

以上より、グルメは夕食での利用と考えられる。

2組の結果は以下のようにまとめられる。

- 日中に滞在のピークがあるものの、全体的に滞在は少なかった
- グループCはグループDほどの強いピークは存在しない
- グループDではグルメが最も高い割合を占め、12時ごろに滞在時間のピークが存在していた

以上により、それぞれの施設は短時間の利用と考えられる。また、グループDでのグルメは昼食での利用と考えられる。両グループで昼食時のピークの差が出たことについては、グループCではグルメの割合が低いことが理由として考えられる。

3組の結果は以下のようにまとめられる。

- 朝方と夜の滞在が多くなっていた
  - POI大分類では宿泊・温泉の割合が最も高かった
- 以上により、宿泊施設での滞在を反映していると考えられる。なお、今回の分析に使用したデータでは夜間帯と朝の滞在は連続しているとは限らない。そのため、ピークが連続しているのではなく、2つのピークとなって表れていると考えられる。また、昼食時の滞在が少ないことからグルメの利用はそれほど多くないと考えられる。グループEのグルメは夕食がメインなのではないかと考えられ、それが18時頃の滞在の差につながったと考えられる。

4組での結果は以下のようにまとめられる。

- 12時に滞在が減っていたものの、昼間を中心にしたピークが見られた
- グループGではレジャー・観光の割合が最も高く、ショッピング・サービスと宿泊・温泉が続いていた
- グループHでは宿泊・温泉の割合が最も高く、レジャー・観光が続いていた

以上により、午前と午後で滞在場所を変えていると考えられ、グルメ以外の利用が多いと考えられる。両グループでのグルメの割合が低くなっていることから、その可能性は高いだろう。また、宿泊・温泉については宿泊利用ではなく、日帰りでの利用と考えられる。

## 4. 考察と今後の課題

### (1) 本研究のまとめと考察

本研究では移動体データから Mean Shift を用いて目的地の抽出を行った。沖縄本島を訪問した観光客から取得されたデータを用いた目的地抽出では 15,763 か所の推定目的地が抽出された。目的地の特徴付けにおいては、日中観測点数が 100 以上の推定目的地 1,062 か所に対して、滞在時間分析と、推定目的地と POI との紐付けを行った。滞在時間分析では 7 時～21 時の時間帯別滞在数を 15 個の実数からなるベクトルとみなし、階層クラスタリングの Ward 法を用いてデンドログラムを作成した。この結果、推定目的地を 8 個のグループに分けるのが妥当と判断した。POI との紐付けでは推定目的地と POI の位置座標をユークリッド距離を用いて計算し、推定目的地から最も近い POI を結び付けた。この結果、100m 以内で POI と紐付いた推定目的地は 604 か所であった。この 604 か所の推定目的地について、滞在時間のグループごとに POI 大分類の割合を求めた。8 個のグループをさらに 4 組に分けると、1 組ではグルメリが半数以上を占め、2 番目に大きな割合を持つのは宿泊・温泉であるなど、各組の特徴が見られた。表-3 を見ると、グループ A では単独の大分類で全体の 80%を超えており、ほかにも上位 2 つの大分類で 75%を超えるグループが多くなっていた。

以上の結果から、ある目的地で各グループに似通った時間帯別滞在分布が検出された場合、その目的地は各グループの上位 2 つの大分類のどちらかである可能性が高いといえる。この結果は、本研究で提案した手法により、人流データなどのデータから人の滞在情報のみを用いて、多くの人が滞在する目的地が抽出できること、また、滞在時間の特徴に基づいて抽出した目的地の特徴付けがある程度できることを示唆している。ただし、グループ F, G では上位 2 つの大分類の割合を合計しても 65%前後にしかならず、目的地に紐付く POI の種別を完全に判定するほどの特徴付けができていないわけではないことには注意したい。

### (2) 今後の課題

目的地の抽出においては、地図上に観測点を表示させたときの分布から Mean Shift の bandwidth を 50m に設定したが、この値が妥当かどうかについては検証する必要があるだろう。目的地の特徴付けには階層的クラスタリングを用いたが、ほかの機械学習手法の活用もできるだろう。目的地の特徴付けには滞在時間以外にも、曜日や季節といったものも利用できるのではないかと考えられる。今回の分析では曜日や季節、また個々の観光客の滞在時間の情報については考慮しな

かったが、それらによって滞在が変わるような目的地が抽出されると、例えば目的地選択モデルを構築する際には有用な情報となるであろう。

謝辞： 本研究は、国土交通省による道路政策の質の向上に資する技術研究開発「ETC2.0 データの活用と評価を通じた次世代 ETC の基本設計提案」の一部として実施された。ここに記して謝意を表する。

### 参考文献

- 1) 森川高行, 佐々木邦明, 東力也: 観光系道路網整備評価のための休日周遊行動モデル分析, 土木計画学研究・論文集, Vol.12, pp.539-547, 1995.
- 2) 西野至, 藤井聡, 北村隆一: 観光周遊行動の分析を目的とした目的地・出発時刻同時選択モデルの構築, 土木計画学研究・論文集, Vol.16, pp.681-687, 1999.
- 3) 西野至, 西井和夫, 佐々木邦明, 宮島俊一, 品川円宏: 目的地訪問順序を導入した観光周遊行動シミュレーションとモデル全体の評価手法に関する研究, 土木計画学研究・論文集, Vol.20, pp.597-603, 2003.
- 4) 溝上章志, 朝倉康夫, 古市英士, 亀山正博: 観光地魅力度と周遊行動を考慮した観光交通需要の予測システム, 土木学会論文集, No.639, pp.65-75, 2000.
- 5) 本間裕大, 栗田治: 複数目的地の同時決定プロセスを考慮した周遊行動モデルの構築国内観光流動データに基づく分析例, 都市計画論文集, Vol.41, pp.187-192, 2006.
- 6) Yang, Y., Fik, T., and Zhang, J.: Modeling sequential tourist flows: Where is the next destination?, *Annals of Tourism Research*, Vol.43, pp.297-320, 2013.
- 7) 笠原秀一, 田村和範, 飯山将晃, 椋木雅之, 美濃導彦: 行動履歴に基づく地域の環境要因を考慮した観光行動モデルの構築とその応用, *情報処理学会論文誌*, Vol.57, No.5, pp.1411-1420, 2016.
- 8) 益野日乃美, 井料隆雅, 神谷大介: 移動体データと地図情報に基づく観光地における目的地候補の抽出, 土木計画学研究・講演集, Vol.64, 2021.
- 9) Ester, M., Kriegel, H.-P., Sander, J., Xu, X., et al.: A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise., *KDD*, Vol. 96, pp. 226-231, 1996.
- 10) Liu, J., Wolfson, O., and Yin, H.: Extracting semantic location from outdoor positioning systems, 7th International Conference on Mobile Data Management (MDM'06), pp. 73-73, IEEE, 2006.
- 11) Zheng, Y., Zhang, L., Xie, X., and Ma, W.-Y.: Mining interesting locations and travel sequences from GPS trajectories, *Proceedings of the 18th international conference on World wide web*, pp. 791-800, 2009.
- 12) Suzuki, J., Suhara, Y., Toda, H., and Nishida, K.: Personalized visited-poi assignment to individual raw GPS trajectories, *ACM Transactions on Spatial Algorithms and Systems (TSAS)*, Vol.5, No.3, pp.1-28, 2019.
- 13) Hamid, R. A. and Croock, M. S.: A developed GPS trajectories data management system for predicting tourists' poi, *Telkomnika*, Vol.18, No.1, pp.124-132, 2020.
- 14) Ankerst, M., Breunig, M. M., Kriegel, H.-P., and Sander, J.: Optics: Ordering points to identify the clustering structure, *ACM Sigmod record*, Vol.28, No.2, pp.49-60, 1999.

- 15) Ashbrook, D. and Starner, T.: Learning significant locations and predicting user movement with GPS, *Proceedings. Sixth International Symposium on Wearable Computers.*, pp. 101–108, IEEE, 2002.
- 16) Crandall, D. J., Backstrom, L., Huttenlocher, D., and Kleinberg, J.: Mapping the world’s photos, *Proceedings of the 18th international conference on World wide web*, pp. 761–770, 2009.
- 17) Kurashima, T., Iwata, T., Irie, G., and Fujimura, K.: Travel route recommendation using geotags in photo sharing sites, *Proceedings of the 19th ACM international conference on Information and knowledge management*, pp. 579–588, 2010.
- 18) Cheng, Y.: Mean shift, mode seeking, and clustering, *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol.17, No.8, pp.790–799, 1995.
- 19) 渡部岳志, 笠原秀一, 飯山将晃, 美濃導彦: 軌跡データのみを用いた観光スポット遷移モデルの構築, *人工知能学会全国大会論文集 第 32 回全国大会 (2018)*, pp. 20104–20104, 一般社団法人 人工知能学会, 2018.
- 20) Adams, B., Phung, D., and Venkatesh, S.: Extraction of social context and application to personal multimedia exploration, *Proceedings of the 14th ACM international conference on Multimedia*, pp. 987–996, 2006.
- 21) Cao, X., Cong, G., and Jensen, C. S.: Mining significant semantic locations from GPS data, *Proceedings of the VLDB Endowment*, Vol.3, No.1-2, pp.1009–1020, 2010.
- 22) Nishida, K., Toda, H., and Koike, Y.: Extracting arbitrary-shaped stay regions from geospatial trajectories with outliers and missing points, *Proceedings of the 8th ACM SIGSPATIAL International Workshop on Computational Transportation Science*, pp. 1–6, 2015.
- 23) 井料隆雅, 神谷大介: 車両走行軌跡データを用いた回遊行動と滞在目的地の特徴の記述的分析, *土木計画学研究・講演集*, Vol.63, 2021.
- 24) Widhalm, P., Yang, Y., Ulm, M., Athavale, S., and González, M. C.: Discovering urban activity patterns in cell phone data, *Transportation*, Vol.42, No.4, pp.597–623, 2015.
- 25) Jiang, S., Ferreira, J., and Gonzalez, M. C.: Activity-based human mobility patterns inferred from mobile phone data: A case study of singapore, *IEEE Transactions on Big Data*, Vol.3, No.2, pp.208–219, 2017.
- 26) Cao, J., Chen, S., Kennedy, S., Kim, N., and Zhang, L.: Extracting mobile user behavioral similarity via cell-level location trace, *2017 IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)*, pp. 378–383, IEEE, 2017.
- 27) Yin, L., Lin, N., and Zhao, Z.: Mining daily activity chains from large-scale mobile phone location data, *Cities*, Vol.109, pp.103013, 2021.
- 28) Andrienko, G., Andrienko, N., and Wrobel, S.: Visual analytics tools for analysis of movement data, *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, Vol.9, No.2, pp.38–46, 2007.
- 29) Yang, Y., Xiong, C., Zhuo, J., and Cai, M.: Detecting home and work locations from mobile phone cellular signaling data, *Mobile Information Systems*, Vol.2021, 2021.
- 30) ブログウォッチャー, <https://www.blogwatcher.co.jp/>, (2022/1/31 閲覧) .
- 31) Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., and Duchesnay, E.: Scikit-learn: Machine learning in Python, *Journal of Machine Learning Research*, Vol.12, pp.2825–2830, 2011.
- 32) GIS (地理情報システム) 向け検索用「POI データ」| 株式会社マッブル, <https://mapple.com/products/data-poi/>, (2022/2/5 閲覧) .

(Received 2022. 9. 30)

## EXTRACTION OF DESTINATIONS IN TOURIST AREAS USING MOBILE DATA AND CHARACTERISATION BY DURATION OF STAY

Hinomi MASUNO, Takamasa IRYO and Daisuke KAMIYA