

回遊行動中心性によるスポット抽出

鈴木優伽^{1,a)} 斎藤和巳¹ 風間一洋²

概要: 我々は、これまでの研究で道路網などの距離が付与されているネットワークを対象に、あるノード(以下、スポットと呼ぶ)の立ち寄りやすさを示す指標として「回遊中心性」を提案してきた。回遊中心性を用いることで、道路網上で立ち寄りやすいスポットが抽出でき、フロー需要型における施設配置問題への一解法を示すことが可能である。しかし、既存研究や回遊中心性では、必ずしも回遊者の行動を考慮して施設の配置場所を決定しているとは言えない。そこで本研究では、回遊者の行動履歴を組み込んだ「回遊行動中心性」を導入し、より実際の回遊行動に沿った施設配置の解を求めることを目的とする。

1. はじめに

近年、ソーシャルメディアの発展で個人の行動履歴が容易に所得可能になり、回遊行動の分析やモデル化に関する研究が盛んに行われている。中でも、2015の東京オリンピック・パラリンピックの開催決定や、来日観光客数の増加に伴い、観光地等における回遊者の行動履歴を活用した研究の発展が見込まれている。例えば、主要(観光のメインとなりうる)スポットの提示や、観光ルート推薦等の研究は、今後ますます発展すると考えられる。これらの研究は、回遊者が事前に決めた目的地であるスポットのみを訪問すると仮定している。しかしながら実際には、目的地周辺の近傍スポットをついでに立ち寄ったり、途中のスポットで情報収集や休憩するなどの立ち寄り行動が多く見受けられる。このような立ち寄り行動に関する研究としては[1][2][3]らが挙げられるが、観光地における立ち寄り行動を対象にした研究が、十分にされているとは言えない。しかし、回遊行動時に事前の目的地だけでなく、その場の状況に応じた適切な立ち寄り場所を提示することができれば、回遊行動の促進・質の向上が可能であると考えられる。そのため本研究では、回遊者の立ち寄り行動から、デジタルサイネージやWi-Fiスポット、道の駅や休憩所等の、回遊行動を促進・向上させようとするリソースが適切に配置されうる場所を提示する。

これら立ち寄りスポットは、情報を得る、休憩をするなどの行動を促すため、あるスポットから別のスポットへ移

動する途中で、立ち寄りやすいような場所に設置することが望ましい。我々はこれまでの研究[4][5]で、道路網などのネットワークに複雑ネットワークの分析手法が適応可能であることから[6][7]、中心性の概念を応用して、立ち寄りやすさを示す「回遊中心性」を定義し、上記の施設配置への一解法を示してきた。しかしながら従来指標では、任意のスポット間を移動すると仮定して立ち寄りやすさを求めていたが、実際には、回遊者は何らかの意図に基づいて少数のスポットを選択することから、現実には妥当でないスポットが高く評価される可能性があった。そこで本研究では、スポット選択において実際の行動履歴を反映するように拡張した「回遊行動中心性」を提案する。なお、既存研究の行動モデル付き回遊中心性[5]は、回遊者の行動はスポット間の距離と人気度に影響されると仮定した行動モデルを用いたが、本研究では回遊者の行動履歴を用いている点が異なる。

以下に、本稿の構成を述べる。まず、本研究の問題設定について説明する。次に、既存指標である回遊中心性と行動モデル付き回遊行動中心性について説明する。その後、提案する回遊行動中心性と用いた行動履歴の取得方法について述べる。そして、評価実験において、本指標の有効性と特性について考察し、最後に、本稿のまとめを述べる。

2. 問題設定

観光地等のネットワークを対象に、回遊行動を促進する立ち寄りスポットを複数設置する。この時、立ち寄った際の総移動距離が最小となるように施設の配置場所を求めると仮定する。具体的には、観測されるスポット集合 $S = \{s, t, v, \dots\}$ 、任意のリンク集合 E からなるネットワーク $G = (S, E)$ において、回遊者がスポット s からスポッ

¹ 静岡県立大学 経営情報学部
Faculty of Management and Information, University of Shizuoka

² 和歌山大学 システム工学部
Faculty of Systems Engineering, Wakayama University

a) b12056@u-shizuoka-ken.ac.jp

ト t に移動する際に、あるスポット v を立ち寄るとする。このとき、総移動距離が短いほど立ち寄りに最適であると仮定し、立ち寄りスポット v を逐次的に求めていく。ただし、立ち寄り施設の配置可能場所は、構築したネットワーク上のみとする。

3. 従来指標

3.1 回遊中心性

回遊中心性は、中心性指標である媒介中心性 [8] を、実距離が付与されたネットワークで利用可能なように拡張したものであり、あるスポットの立ち寄りやすさを図る指標である。

媒介中心性は、始点スポット s から終点スポット t への最短パス数 $\sigma(s, t)$ と、媒介スポット v を通る最短パス数 $\sigma(s, t; v)$ から算出される媒介比率 $\sigma(s, t; v)/\sigma(s, t)$ を用いて、スポット v の中心性を算出する指標である。媒介比率は媒介したパス数が多くなるほど大きくなるため、スポット v が、任意のスポット間の移動で立ち寄りやすいか示すとも言える。そこで、回遊中心性では媒介比率の代わりに、実距離の比率を用いてスポットの立ち寄りやすさを定義する。

あるスポット s からスポット t までの距離を $d(s, t)$ とすると、スポット s からスポット v を経由してスポット t へ行く際の立ち寄り距離は以下で表せる。

$$D(s, t; v) = d(s, v) + d(v, t)$$

このとき、直線距離に対する立ち寄り距離の比で、立ち寄りスポット v の回遊中心性を定義する。

$$\text{rmC}(v) = \sum_{s \in S} \sum_{t \in S} \frac{d(s, t)}{D(s, t; v)} \quad (1)$$

スポット s から t の直線経路上に立ち寄りスポット v があった場合、明らかに $d(s, t) = D(s, t; v)$ となるため、式 (1) の値は最大となる。

複数の立ち寄りスポットを提示する際には、回遊中心性の値が大きい方が立ち寄りやすいため、 $\text{rmC}(v)$ の値で降順ソートした上位のスポットを抽出すればよいと考えられる。しかし、 $\text{rmC}(v)$ の値が高い上位スポットが隣接すると、一部のスポットペアを移動する際の立ち寄り距離が最小化され、全体的な効用の向上は期待できない。この問題を解決するために、回遊中心性を拡張した集合回遊中心性が定義されている。具体的には、スポット集合 S の部分集合 $R \subset S$ を立ち寄りスポット集合とし、スポット s から t への移動する際に立ち寄るのは、 R の中で、立ち寄り距離が最短のスポット r と仮定する。このとき、最寄りスポット r を経由した最短立ち寄り距離 $D(s, t; R)$ は以下で定義され、

$$D(s, t; R) = \min_{r \in R} \{d(s, r) + d(r, t)\}$$

R における集合回遊中心性は次式で定義される。

$$\text{srmC}(R) = \sum_{s \in S} \sum_{t \in S} \frac{d(s, t)}{D(s, t; R)} \quad (2)$$

$\text{srmC}(R)$ において、 $R = \{v\}$ とすれば、 $\text{rmC}(v)$ に帰着されるため、集合回遊中心性は回遊中心性の自然な拡張である。

3.2 行動モデル付き回遊中心性

次に、行動モデル付き回遊中心性について説明する。行動モデル付き回遊中心性は、スポット s から t への移動における、立ち寄りスポット v の回遊中心性を算出する際に、回遊者がスポット s から t へ移動する確率で重み付けする。すなわち、回遊者が移動する確率が高いスポット間で立ち寄るスポットほど、回遊中心性が高くなるように設定する。回遊者がスポット s からスポット t への移動する確率 $p(t|s)$ は、スポット間の移動距離 $d(s, t)$ と移動先の人気度 $f(t)$ に依存すると仮定する。移動距離に依存したスポット推移確率を p_1 、移動先の人気度に依存したスポット選択確率を p_2 とすると、 $p(t|s) \propto p_1(t|s)p_2(t)$ である。

[9][10] らの従来研究において、回遊者の移動行動は、Levy Flight で妥当に表現可能であるとされている。Levy Flight とは移動距離を d とした時に、その発生確率 $P(d)$ がベキ則 $P(d) \propto d^{-\lambda}$ に従う行動プロセスである。ここで、 λ はベキ指数で $1 < \lambda < 3$ である。本行動モデルにおけるスポット推移確率 $p_1(t|s; \theta_1)$ も Levy Flight で表現可能とし、次式で定義する。

$$p_1(t|s; \theta_1) = \frac{d(s, t)^{-\theta_1}}{\sum_{v \in S} d(s, v)^{-\theta_1}}$$

ここで、 θ_1 は距離に対するパラメータであり、Levy Flight のベキ係数 λ に対応する。

また、あるアイテムに対する人気度等はベキ則に従うため、 t の人気度を $f(t)$ とし、人気度に対するパラメータを θ_2 とすると、スポット t の選択確率 $p_2(t; \theta_2)$ は次式で定義できる。ただし、スポット $v \in S$ とする。

$$p_2(t; \theta_2) = \frac{f(t)^{\theta_2}}{\sum_{v \in S} f(v)^{\theta_2}}$$

そのため、本行動モデル $p(t|s; \theta_1, \theta_2)$ を以下で定義する。

$$p(t|s; \theta_1, \theta_2) = \frac{p_1(t|s; \theta_1)p_2(t; \theta_2)}{\sum_{v \in S} p_1(v|s; \theta_1)p_2(v; \theta_2)}$$

このとき、行動モデル付き集合回遊中心性を以下で定義する。

$$\text{srmPC}(R) = \sum_{s \in S} \sum_{t \in S} p(t; \theta_2)p(t|s; \theta_1, \theta_2) \frac{d(s, t)}{D(s, t; R)} \quad (3)$$

ただし、距離に対するパラメータ θ_1 、人気度に対するパラメータ θ_2 は最尤推定で求めた値を用いる。詳しくは、[11] を参照されたい。

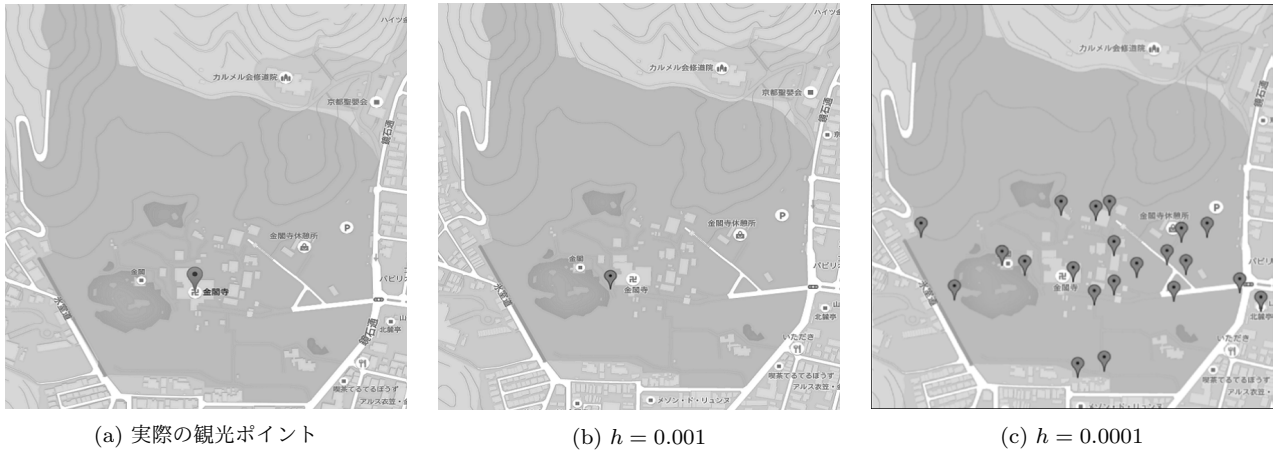


図 1 実際の観光ポイントとの対応

4. 提案指標

4.1 回遊行動中心性

回遊行動中心性では、回遊中心性に回遊者の行動履歴を組み込み、実際の移動行動に沿った立ち寄りやすさを算出する。

今、回遊者の集合を $\mathcal{M} = \{1, \dots, M\}$ とし、回遊者 $m \in \mathcal{M}$ がステップ h で訪れたスポットを $l(m, h)$ 、訪れた総スポット数を H_m とすると、回遊者 m の行動履歴を $l(m) = \{l(m, 1) \rightarrow \dots \rightarrow l(m, h) \rightarrow \dots \rightarrow l(m, H_m)\}$ と書き表せる。また、全回遊者の行動履歴の集合を $L = \{l(1), l(2), \dots, l(M)\}$ とする。この時、回遊行動中心性を以下で定義する。

$$\text{rmbC}(v) = \sum_{m=1}^M \max_{1 \leq h < H_m} \left\{ \frac{d(l(m, h), l(m, h+1))}{D(l(m, h), l(m, h+1); v)} \right\} \quad (4)$$

従来手法では任意のスポット間を移動する際の立ち寄り易さを算出していたが、回遊行動中心性では、実際に回遊者が移動した、どこかのスポット間で立ち寄る容易さを算出する。これにより、実施にはほとんど誰も移動しないようなスポットの組合せを考慮しなくて済む。また、提案法は従来法と同様、集合中心性へと拡張が可能であるため、最短立ち寄り距離 $D(l(m, h), l(m, h+1); R)$ を以下で定義する。

$$D(l(m, h), l(m, h+1); R) = \min_{r \in R} \{d(l(m, h), r) + d(r, l(m, h+1))\}$$

このとき、集合回遊行動中心性を以下の式で定義する。

$$\text{srmbC}(R) = \sum_{m=1}^M \max_{1 \leq h < H_m} \left\{ \frac{d(l(m, h), l(m, h+1))}{D(l(m, h), l(m, h+1); R)} \right\} \quad (5)$$

4.2 回遊者の行動履歴

回遊行動中心性で用いる、回遊者の行動履歴について述べる。回遊者の行動パターンの分析など、回遊者の行動履歴に関する研究 [12][13][14] の多くで、低負担かつ安易に多くの回遊者の行動履歴を取得できるという理由で、全地球測位システム (Global Positioning System: 以下 GPS) が利用されている。そのため本研究では、写真共有サイト Flickr に投稿された写真群に付随する GPS 情報と、時系列情報を用いて回遊者の行動履歴 l を得る。Flickr に投稿されている写真の多くは、回遊者が興味を持った場所や記憶に残す価値があると考えた場所であることから、投稿された写真群の位置情報から回遊者の行動履歴を妥当に構築できると考えられる。

まず、投稿写真 p に付随する GPS 情報 (緯度・経度) を基に、投稿写真群を Mean Shift クラスタリング [15][16] する。カーネル関数には、バンド幅を h としたガウシアンカーネルを用いる。 n 番目に投稿された写真の位置情報を $p_n = (\text{Latitude}, \text{Longitude})$ 、投稿写真群の位置情報集合を $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ とすると、Mean Shift の更新式は以下で表される。

$$q^{(i+1)} = \frac{\sum_{p_n \in P} p_n \exp(-\frac{1}{2h^2} \|q^{(i)} - p_n\|)}{\sum_{p_n \in P} \exp(-\frac{1}{2h^2} \|q^{(i)} - p_n\|)} \quad (6)$$

ただし、 i は反復回数、 $q^{(i)}$ は i 反復目の p_n の更新値とする。一般に、 $q^{(i+1)}$ の値はいくつかの反復を繰り返したのち、あるカーネルの極大点に収束するため、収束した時点でクラスタリングを実行する。

次に、Mean Shift クラスタリングで得られる各クラスタの極大点集合からスポット集合 $S = \{s, t, v, \dots\}$ を構築し、投稿写真の時系列情報から、回遊者の行動履歴 l を構成する。例えば、回遊者 m が、スポット s に対応する写真を投稿したのち、スポット t に対応する写真を投稿したのであれば、 $l(m) = \{s \rightarrow t\}$ と表せる。同様に、回遊者 m が h 番目に投稿した写真に対応するスポットを $l(m, h)$ とし、回遊者 m の総投稿写真数を H_m

とすれば、回遊者 m の行動履歴 $l(m)$ は、4章と同様に、 $l(m) = \{l(m, 1) \rightarrow \dots \rightarrow l(m, h) \rightarrow \dots \rightarrow l(m, H_m)\}$ と構築できる。本研究におけるスポット s, t 間の距離 $d(s, t)$ は、スポット s, t に対応するクラスタの極大点間の距離とし、スポット t の人気度 $f(t)$ は、クラスタ t 内に属する投稿写真数の総和とする。

また、実際のスポットとクラスタリングで得られるクラスタの極大点の対応の妥当性から、バンド幅は $h = 0.001$ を用いた。例として、京都における、 $h = 0.001$ と $h = 0.0001$ でのクラスタの極大点 (以下、極大点) と実際のスポットの対応を図 1 に示す。図 1(a) が実際のスポット (金閣寺) を示し、図 1(b) が $h = 0.001$ での極大点の分布を、図 1(c) が $h = 0.0001$ での極大点の分布を示す。図 1(c) を見ると、 $h = 0.0001$ では実際のスポットに対して複数の極大点に対応しており、得られた極大点をスポットと見なすのは妥当とは言えない。逆に、図 1(b) をみると、 $h = 0.001$ では実際のスポットと極大点がほぼ一致している。

5. スポット抽出の解法

本研究における目的関数 F (式 (2), (3), (5)) は、集合に関する関数であり、この関数を最大化するスポット集合 R を求める最適化問題に帰着する。一般に、このような組合せ最適化問題は NP 完全クラスに属するため、対象が大規模になれば妥当な計算時間で厳密解を求めることが困難となる。しかし、スポット集合 S の部分集合 $Q \subset P \subset S$ に対し、本研究における目的関数は以下のようなサブモジュラ性を有する。このとき、 $r \in R$ であることに注意されたい。

$$F(Q \cup \{r\}) - F(Q) > F(P \cup r) - F(P)$$

サブモジュラ性の有する関数の最適化問題は、貪欲法を用いることで、 $(1 - 1/e)$ 近似解が得られることが保障されている [17]。そのため、我々は貪欲法 (A1) と局所改善法 (A2) に基づく効率的な解法を用いる。

5.1 A1 貪欲法

貪欲法 (A1) のアルゴリズムについて述べる。既に選定した $(k-1)$ 個の立ち寄りスポット集合 R_{k-1} を固定し、新たに付加するとして最適な立ち寄りスポットを求め、 R_{k-1} に加えることを $k = 1$ からスポット抽出数 K まで繰り返す。ここで、各指標における目的関数を統一的に $F(R)$ とする。

- A1-1. $k = 1, R_0 \leftarrow \emptyset$ で初期化;
- A1-2. $\hat{r}_k = \arg \max_{r \in S} \{F(R_{k-1} \cup r)\}$ を求める;
- A1-3. $R_k = R_{k-1} \cup \hat{r}_k$ と更新;
- A1-4. $k = K$ ならば R を出力して終了;
- A1-5. $k = k + 1$ として A1-2 へ戻る;

5.2 A2 局所改善法

局所改善法 (A2) のアルゴリズムについて述べる。既に A1 で選定した k 個の要素からなる立ち寄りスポット集合 R_k から、ある立ち寄りスポット r_n を選び、それ以外の立ち寄りスポット集合 $R_k \setminus \{r_n\}$ を固定し、より望ましい別のスポット r' に置き換えることを繰り返す。どの k でも $r_n = r'$ となれば、それ以上改善できないことは明らかなので、反復を終了させる。

- A2-1. $k = 1, R_0 \leftarrow \emptyset$ で初期化;
- A2-2. $\hat{r}_k = \arg \max_{r \in S} \{F(R_{k-1} \cup r)\}$ を求める;
- A2-3. $R_k = R_{k-1} \cup \hat{r}_k$ と更新;
- A2-4-1. $\eta = 0, n = 0$ で初期化;
- A2-4-2. $R_{k-1} \leftarrow R_k \setminus \{r_n\}$
- A2-4-3. $\hat{r}_k = \arg \max_{r \in S} \{F(R_{k-1} \cup r)\}$ を求める;
- A2-4-4. $r_n = \hat{r}_k$ ならば、 $\eta \leftarrow \eta + 1$ とする;
 さもなくば、 $R_k = R_{k-1} \cup \hat{r}_k, \eta \leftarrow 0$ とする;
- A2-4-5. $\eta = k$ ならば A2-5 へ;
- A2-4-6. $n = k$ ならば、 $h \leftarrow 1$ で初期化。
 さもなくば $h \leftarrow h + 1$ で A2-4-2 まで戻る;
- A2-5. $k = K$ ならば R を出力して終了;
- A2-6. $k = k + 1$ として A2-2 へ戻る;

6. データセット

Flickr に投稿された写真群のうち、京都周辺と伊豆周辺で撮影されたものを対象とした。各地域における、写真の撮影枚数、ユーザ数、クラスタリング結果から得られたスポット数を表 1 に示す。

表 1 データセット

地域	撮影枚数	ユーザ数	スポット数
京都	38857	1601	1977
伊豆	15033	819	1457

7. 評価実験

評価実験では、立ち寄りスポット数 $K = 10$ とし、

- (1) スポット抽出に要する計算時間
- (2) 抽出したスポットの平均立ち寄り距離

から、提案指標を定量的に評価する。比較指標には、集合回遊中心性と行動モデル付き集合回遊中心性 (図中、srmC, srmpC とする) を用いる。また、抽出した立ち寄りスポットを地図上にプロットし、各指標で抽出される立ち寄りスポットの特徴等の考察も述べる。

7.1 抽出に要する計算時間

図 2 に、スポット抽出毎 ($k = 1 \sim 10$) に要する計算時間の総和を示す。図 2 から、提案指標を用いることで、比較指標よりも短い計算時間でスポットを抽出できることがわかる。集合回遊中心性、行動モデル付き集合回遊中心性

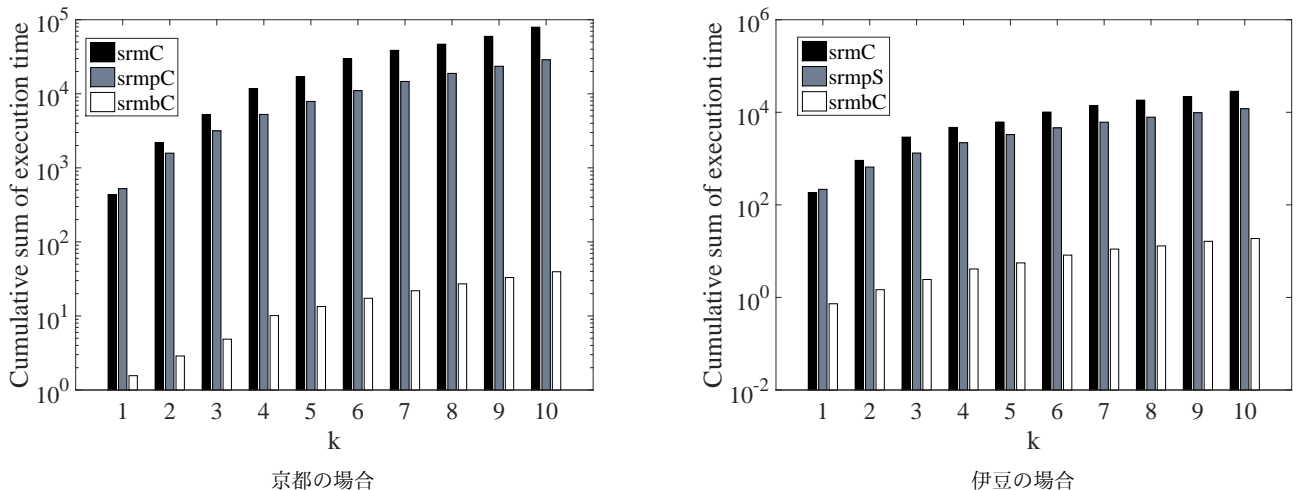


図2 スポット抽出時間

では、任意のスポット間の組み合わせ全てを仮定して、立ち寄りスポットを抽出するため、基本的に $O(|S|^3)$ の計算時間を要する。一方、提案指標では、回遊者が実際に移動したスポット間での立ち寄りのみを扱うため、計算時間は $O(|S||M|\bar{H}_m)$ となる。このとき、あきらかに $\bar{H}_m \ll |S|$ であることから、比較指標に比べ大幅な高速化が可能となったと考えられる。

一般に、本研究で扱った施設配置等の問題は、計算対象となるスポット数が増加すれば膨大な計算時間を要し、現実問題への適応が困難である。そのため、計算対象となるスポットをある程度選定できる提案指標は、求解の高速化という点で、有効性があることが示唆される。

7.2 平均立ち寄り距離

抽出したスポットを立ち寄った際の平均的な立ち寄り距離から、提案指標を評価する。図3に、隣接スポットからの平均立ち寄り距離を、図4に、回遊者が実際に訪れた隣接スポットからの平均立ち寄り距離を示す。ここで、隣接スポットとは、抽出した立ち寄りスポット $r \in R$ を中心に半径 $1km$ に存在するスポットを指す。また、スポット r の隣接スポット集合を $G(r)$ とすると、平均立ち寄り距離は以下で算出する。ただし、 $|G(r)| = n_r$ とする。

$$d_{ave}(r) = \sum_{g \in G(r)} d(r, g) / \binom{n_r}{2} \quad (7)$$

図中、抽出スポットを平均立ち寄り距離の値で昇順にランク付け (rank $k = 1 \sim 10$) して、プロットしていることに注意されたい。

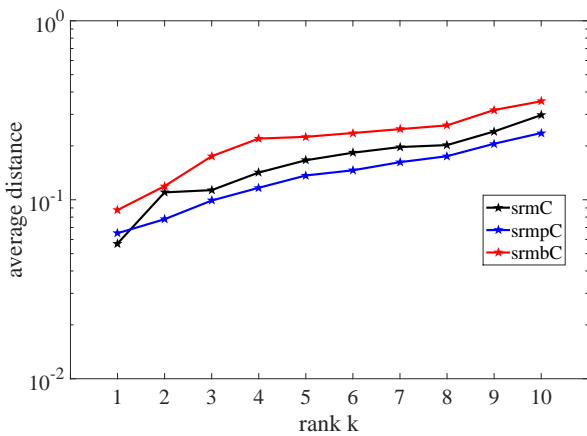
図3を見ると、集合回遊中心性とモデル付き集合回遊中心性で抽出したスポットは、提案指標よりも、隣接スポットからの平均立ち寄り距離が短い傾向があり、回遊者が実際にそれら隣接スポットに訪れるのであれば、最適な立ち寄りスポットが抽出できていると考えられる。しかし、図

4をみると、両指標とも提案指標に比べ、平均立ち寄り距離が長い。この理由として、回遊者が実際には移動しないようなスポットの組まで考慮対象にした悪影響が出ていることが考えられる。逆に、提案指標では、図3での平均距離は長いですが、図4の平均立ち寄り距離が他の指標と比べても短く、実際に訪れるスポットから立ち寄りやすいスポットを抽出できていることが示唆される。そのため、提案指標を用いることで、より実際の回遊行動に沿った立ち寄りやすさが考慮でき、従来指標よりも適切な立ち寄りスポットが提示できると考えられる。

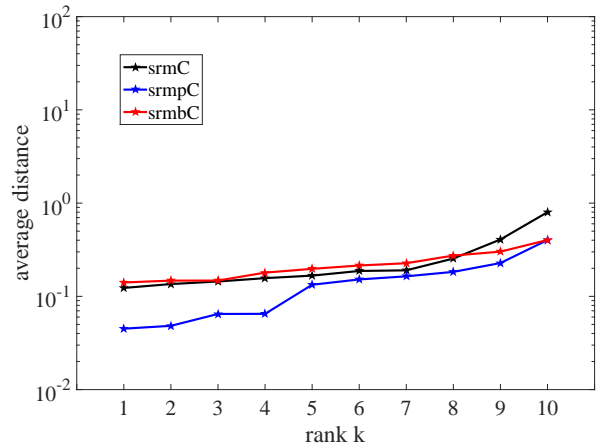
7.2.1 可視化結果の分析

抽出されたスポットの詳細を京都を例にして表2で示す。表2中、括弧付き数字は、全スポットを人気度 $f(t)$ でランキングした際の抽出スポットの順位を表す。また、図5-10に、黄色●で観測されたスポットを、抽出されたスポットを集合回遊中心性では黒★、行動モデル付き集合回遊中心性では青★、提案指標では赤★で表す。

以下に、京都で抽出されたスポットを例に挙げ、各指標で抽出される立ち寄りスポットの特性等を考察する。図5-7から、集合回遊中心性は、対象区域からスポットをバランスよく抽出し、行動モデル付き集合回遊中心性と提案指標は、スポットが密集している京都市内のスポットを集中的に抽出していることがわかる。行動モデル付き回遊中心性では、他の指標で抽出されている「亀岡駅」、「東寺」、「渡月橋」、「智恩寺」など、京都市街地から少し外れたスポットは抽出し辛い傾向がある。これは、本行動モデルの式の性質が反映された結果であると考えられる。一方提案指標では、嵐山周辺、亀岡周辺、宮津周辺のスポットなど京都市街地以外のスポットを抽出している。これらは、京都市街地以外を回遊する回遊者の行動履歴が反映されたためと考えられる。また、京都市街地以外のスポットを抽出する点は、集合回遊中心性と同じであるが、あまり回遊者が立ち寄らないスポット周辺の寄り道スポットは抽出しな

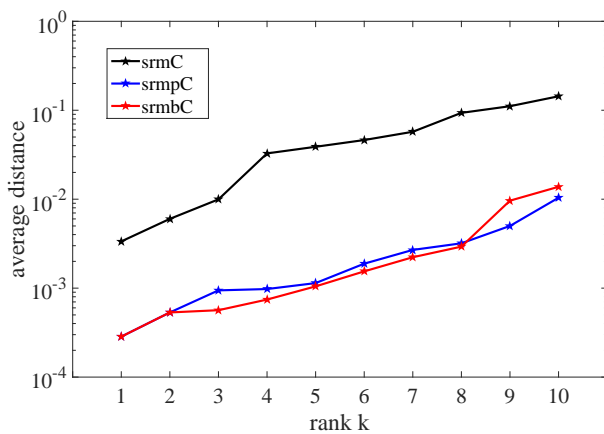


京都の場合

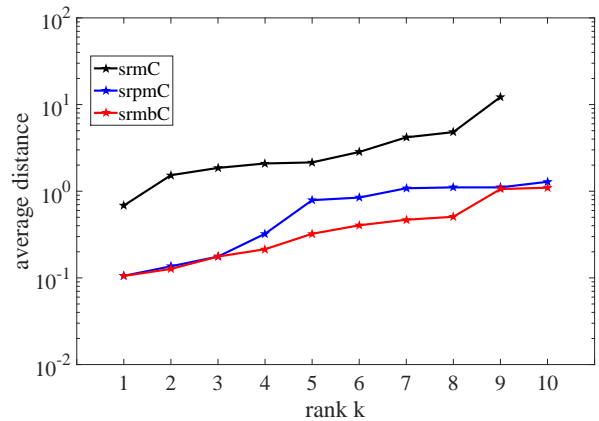


伊豆の場合

図 3 隣接スポットからの平均立ち寄り距離



京都の場合



伊豆の場合

図 4 実際に回遊者が訪れたスポットからの平均立ち寄り距離

い点で異なる。

また、各指標で抽出されたスポットの人気度を比べると、集合回遊中心性は、全体的に人気度が低く、モデル付き集合回遊中心性と提案指標は、全体的に人気度が高い。この理由として、観光地として著名なスポットが京都市内に集中して存在するという、スポットの分布特性が反映されていることが考えられる。すなわち、著名なスポットが互いに隣接しているため、それらスポットを訪れる際に立ち寄るスポットも、また著名である可能性が高く、抽出した立ち寄りスポットの人気度が高いのは自然な結果である。

以上をまとめると、提案指標によって、集合回遊中心とモデル付き集合回遊中心性とは異なる立ち寄りスポットが抽出された。その結果から、従来指標よりも、回遊者の行動に沿った立ち寄りスポットを抽出できていることが示唆され、本研究の目的である回遊者の行動に沿った立ち寄りスポットの提示が可能であると考えられる。また、それら立ち寄りスポットは、京都のスポットの分布特性により人気度が高い傾向を持つことが確認できた。

8. おわりに

本研究では、より回遊者の行動に沿った立ち寄りスポットの提示を目的に、回遊者の行動履歴を考慮した立ち寄りやすさとして回遊行動中心性を提案した。実験において、提案指標は従来指標と比較して、より回遊者の行動を考慮した立ち寄りスポットを抽出できることを示した。しかし、立ち寄りやすいが実際の回遊者の行動履歴に頻出する(人気度が高い)スポットは、事前に予定された目的地の可能性が高いため、立ち寄りスポットとしてはあまり望ましくないと考えられる。そのため今後は、そのような頻出スポットは立ち寄りスポット候補から除外する予定である。また、本研究においては、回遊者のスポット滞在時間などの時刻情報を考慮していないため、抽出した立ち寄りスポットを実際に訪れる時間的余裕の検討はしていない。そのため、時刻情報を考慮した立ち寄りモデルに拡張し、ある一定時間立ち寄れるスポットの提示などに取り組む予定である。

表 2 京都抽出スポット

k	srmC	srmpC	srmbC
1	伏見区深草砥粉山町 (1899)	烏丸駅 (22)	京都駅 (1)
2	丹後天橋立公園 (331)	中京区中島町 (51)	トロッコ亀岡駅 (13)
3	長光寺 (1831)	京都駅 (1)	智恩寺 (25)
4	サンマンション西京極 (1185)	京都御所 (39)	金閣寺 (10)
5	京都御所 (507)	天竜寺 (3)	平等院 (11)
6	上狛駅 (780)	地主神社 (7)	新京極 (4)
7	曹源寺 (1190)	伏見稲荷大社 (2)	渡月橋 (6)
8	長岡京市神足桑ケ本 (602)	南禅寺 (15)	伏見稲荷大社 (2)
9	居酒屋もののふ (631)	鶴の茶屋 (59)	青葉茶屋 (262)
10	桂川 (131)	北野天満宮 (20)	東寺 (43)

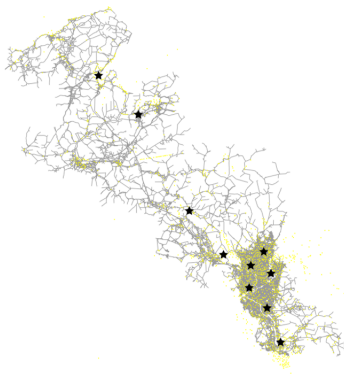


図 5 京都 srmC 抽出スポット

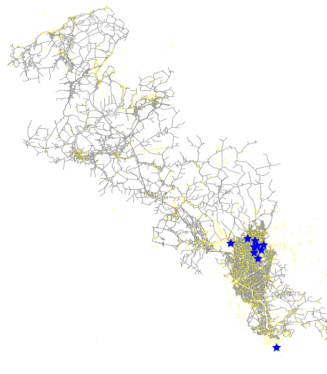


図 6 京都 srmpC 抽出スポット

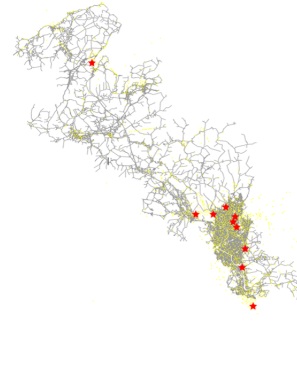


図 7 京都 srmbC 抽出スポット

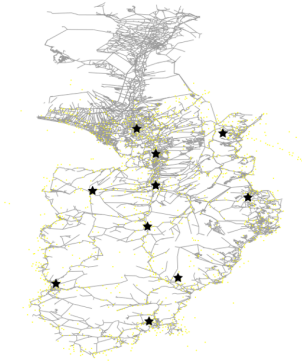


図 8 伊豆 srmC 抽出スポット

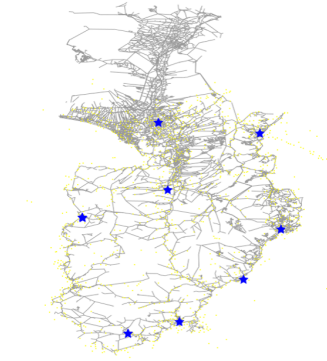


図 9 伊豆 srmpC 抽出スポット

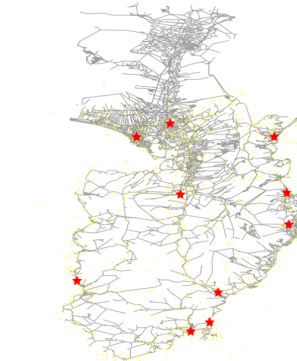


図 10 伊豆 srmbC 抽出スポット

謝辞 本研究は、総務省 SCOPE(No.142306004) 及び、
科研費 (No.26330345) の補助を受けた。

参考文献

[1] O.Berman.: *Deterministic flow-demand location problem*, Journal of operational reserach society 48:75-81 (1997)

[2] 鈴木勉: フロー需要に基づく施設配置モデルと需要構成が施設配置に与える影響, 都市計画論文集 37:115-120 (2002)

[3] 齋藤敦, 田中健一, 沼田一彦: 利用者の立ち寄り行動に着目した新規店舗の最適立地モデル, 日本オペレーションズ・リサーチ学会秋季研究会発表会アブストラクト集 2-A-3:170-171 (2006)

[4] 伏見 卓恭, 齊藤 和巳, 武藤 伸明, 池田 哲夫, 風間 一洋: 道路ネットワークに対する実距離を用いた中心性指標の提案と応用, ネットワークが創発する知能研究会 (JWEIN) (2014)

[5] 鈴木優伽, 伏見卓恭, 齊藤和巳, 風間一洋: 回遊行動モデルに基づく重要観光スポット抽出法, 情報処理学会全国大会 (IPSJ) (2015)

[6] V.Kalapala, V.Sanwalani1, A.Clauset, C.Moore.: *Scale Invariance in Road Networks*, Physics reviews E 73:026130+ (2006)

[7] P.Crucitti, V.Latora, S.Porta.: *Centrality measures in spatial networks of urban streets*, Physics reviews E 73:036125+ (2006)

[8] L.C.Freeman.: *Centrality in social networks conceptual clarification*, Social NetWorks 1:215-239 (1979)

[9] C.Song, T.Koren, P.Wang, A-L.Barabasi.: *Modeling the Scaling Properties of Human Mobility*, Nature Physics 6:818-823 (2010)

[10] D.Brockmann, L.Hufnagel, T.Geisel.: *The Scaling Law of Human Travel*, Nature Physics 439:462-465 (2006)

[11] 鈴木優伽, 齊藤和巳, 風間一洋: 最尤推定にもとづく回遊行動統計モデリング, ネットワークが創発する知能研究会 (JWEIN) (2015)

- [12] M.C.Gonzales, C.A.Hidalgo, A.L.Barabasi.: *Understanding Individual Human Mobility Patterns*, Nature 435: 779-782 (2008)
- [13] Y.Arase, X.Xie, T.Hara, S.Nishio.: *Mining Peoples's Trip from Large Scale Geo-tagged Photos*, in Proc.of ACM Multimedia: 133-142 (2010)
- [14] Y.Zheng, L.Zhang, X.Xie, W.-Y.Ma.: *Mining Interesting Locations and Travel Sequences from GPS Trajectories*, in Proc.of WWW:791-800 (2009)
- [15] D.Crandall, L.Backstrom, D.Huttenlocher, J.Kleinberg.: *Mapping the World's Photos*, in Proc.of WWW:268-288 (2005)
- [16] D.Comaniciu, P.Meer.: *Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis*, IEEE Transactions on PAMI 24:603-619 (2002)
- [17] J.Leskovec, A.Karouse, C.Guestrin, C.Faloutsos, J.VanBriesen, N.Glance.: *Cost-effective Outbreak Detection in Networks*, in Proc.of ACM:420-429 (2007)