

地理および時間情報を持つ写真データに基づいた ホット撮影スポットの抽出

熊野 雅仁^{1,a)} 小関 基徳^{2,b)} 小野 景子^{1,c)} 木村 昌弘^{1,d)}

受付日 2012年2月2日, 再受付日 2012年3月23日,
採録日 2012年4月18日

概要: 人々を惹きつける実世界の撮影スポットを発見する問題は、観光産業などへの応用が期待できるため、重要である。しかし、撮影スポットは、空間的に局在する地域を特定するだけでは、旬のある撮影期間を逃す可能性がある。本研究では、数多くの人々が撮影した、撮影場所を示す地理情報や撮影時間の情報が付与された大量の写真データを用いて、実世界の空間に局在する主要撮影地域と、時間軸上に局在し、他の地域と比較して顕著にその地域で写真が撮影されている格別な期間とのペアをホット撮影スポットと呼んで、その局在する実時空間の抽出問題に取り組む。そこで、本研究ではホット撮影スポットの数理モデルと、その効率的な抽出法を提案する。そして、人工データと Flickr から収集した実データを用いた実験により、提案法の有効性を示す。

キーワード: ホット撮影スポット抽出, カーネル密度推定, アノマリー検出, 時空間マイニング, ソーシャルメディアマイニング

Extracting Hot Photo-spots from Geotagged Photographs with Timestamps

MASAHIRO KUMANO^{1,a)} MOTONORI KOSEKI^{2,b)} KEIKO ONO^{1,c)} MASAHIRO KIMURA^{1,d)}

Received: February 2, 2012, Revised: March 23, 2012,
Accepted: April 18, 2012

Abstract: Discovering good photo-spots in the real world is an important problem from the point of view of sightseeing industry. While a popular photo-spot in general means a spatially localized region, it should have its own *hot-period*, a period of time during which it can provide more interesting photographs than other photo-spots. In this paper, we address the problem of extracting a pair of a major photo-spot and its hot-period, which is called a *hot photo-spot*, from a large number of geotagged photographs with timestamps that many people have taken. We propose a mathematical model for hot photo-spots, and present a method of efficiently identifying them. Using synthetic and real Flickr data, we experimentally demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Keywords: hot photo-spots extraction, kernel density estimation, anomaly detection, spatiotemporal mining, social media mining

¹ 龍谷大学理工学部電子情報学科
Department of Electronics and Informatics, Faculty of Science and Technology, Ryukoku University, Otsu, Shiga 520-2194, Japan

² 龍谷大学大学院理工学研究科電子情報学専攻
Division of Electronics and Informatics, Graduate School of Science and Technology, Ryukoku University, Otsu, Shiga 520-2194, Japan

a) kumano@rins.ryukoku.ac.jp
b) t12m023@mail.ryukoku.ac.jp
c) kono@rins.ryukoku.ac.jp
d) kimura@rins.ryukoku.ac.jp

1. はじめに

近年、写真を撮影する際、どこで撮影したか（地理情報）を、写真に付与できるデジカメやカメラ付き携帯端末が一般化し始めている。また、多くの写真共有サイトが賑わいを見せており、Flickr^{*1}などでは、写真とともに地理情報を登録できる機能を備えているため、Web空間に共有化さ

*1 <http://www.flickr.com/>

れた、膨大な地理情報付き写真データが蓄積され続けている。この写真共有サイトのユーザは、実世界の対象や出来事を記録する撮影者であるだけでなく、Web空間に情報発信することからソーシャルメディア [1] と見なすことができ、さらに、実世界をセンシングすることからソーシャルセンサととらえることもできる [2]。一方、Web空間に電子化された観光情報が溢れるに従い、計算機科学の領域では「観光」が注目されており [3], [4]、近年、観光や旅行支援への応用も期待できる新しいアプローチとして、地理情報付き写真群を用いる研究が脚光を浴びている。

写真は、撮影者の心をつかむ対象に遭遇したとき撮影されることが多いことから、写真が単なる記録ではなく、撮影者の何らかの意見を内在化させていると考えることができる。つまり、大量の写真群は、意見の集合と見なすことができ、写真そのものから得られる情報や、付随する情報をうまく集約すれば、集合知^{*2}が得られる可能性がある [5]。Crandall ら [6] は、大量の地理情報付き写真と、写真の画像特徴を用いて、空間的なクラスタリングを行い、多くの人が訪れる人気スポットや、ランドマークのある主要地域が得られることを示した。この地理情報付き写真群を用いる空間に着目した研究は、写真に付与された文書情報も利用することで、地域ごとの地理的トピックを抽出し、地域間の文化を比較して新たな知識を発見する研究 [7] や、観光への応用として、観光マップを生成する研究 [8] などに波及している。また、Crandall らは、同一の撮影者が同日に複数の写真を撮影した場合、写真が撮影された時間情報を追跡し、地理情報と併用することで、撮影地点の軌跡が得られることも示した。この地理情報および時間情報を用いる研究は、旅行する人々の写真撮影行動から旅行行動をマイニングする研究 [9] や、旅行の計画を支援する研究 [10]、旅行計画の経路を生成する研究 [11] などに波及している。しかし、以上の経路の概念は、写真に付随する時間情報が利用されているものの、主に空間上の概念といえる。つまり、これまでの研究は、いずれも空間的な観点が重点的に扱われているといえ、まだ時期に関する観点が十分に検討されていない。

Crandall らが抽出した人気スポットは、実空間に局在する地域に写真群が密集することを重点に置くため、年間を通じて人々が訪れ写真を撮る地域が優先的に抽出される傾向がある。しかし、写真の撮影スポットを推薦するという問題を考える場合、「どこで」という地理情報だけでなく、「いつ」という時期の情報が欠けていると、旬のある撮影期間を逃しかねない。たとえば京都の醍醐寺は、世界遺産の1つであり、四季折々の見どころがあるものの、他の名所にはない特徴として、豊臣秀吉が贅をつくし、各地の有名な桜を醍醐寺に集め、1カ所で見ることができると、4月

に最も撮影者を引き寄せる。また、愛知の豊田市小原は、奥地でありながら、11月頃に撮影者を引き寄せる。それは、四季桜という4月と10月末の年に2回咲くめずらしい桜が植えられているため、10月末から11月中旬に紅葉と桜を同時に見ることのできる格別の場所だからである。ある場所のある時期に他の地域と比べて普段以上に人が集まり、多数の写真が撮影されるとき、地理および時間情報付きの写真群は、撮影者の意見を代弁し、旬のある名所であることを教えてくれる。つまり、撮影スポットに着目する場合、時期の存在は欠かせない。時期に着目した先駆的な研究としては、文書時系列が与えられたとき、トピックと期間に着目して χ^2 検定を用いることで存在期間が付随するホットトピックを抽出する研究 [12] や、並行して存在する複数の異なるトピックの時間的遷移を空間的に可視化する研究 [13] などがある。

本研究では、実空間内に局在する地域を抽出する研究の流れと、時間軸上に局在する期間を抽出する研究の流れを拡張し、空間と時間のペアに着目して、実世界に局在する局在実時空間を抽出するという問題を論じる。Naaman ら [14] は、ひとりの撮影者による地理および時間情報付き写真データを地域およびイベントの観点から整理する研究を行っている。一方、本研究では、多数の撮影者が混在する地理および時間情報付き写真データ群から、集合知的観点により撮影者の意見を集約して浮かび上がる、実世界に局在する時空間をランキングして抽出するという問題に焦点を当てる。具体的には、多数の撮影者が生み出した地理情報および時間情報付き大規模写真データから、撮影者の意見が反映され、他の地域と比較して普段とは逸脱して顕著に撮影数が増える、集合知的観点を背景とした格別な局在実時空間をホット撮影スポットと呼んで、その自動抽出問題に取り組む。そして、ホット撮影スポットの数理モデルと、構築された数理モデルに基づいた、その効率の良い抽出法を提案する。そこで、2章で問題の定式化を与え、3章で提案法を詳説する。さらに、4章で人工データを用いて提案法の性能を検証し、5章でFlickrから収集した日本全土を含む写真の実データを用いた実験と考察を行い、提案法の有効性を示す。そして、6章で議論し、7章でまとめる。

2. 問題の定式化

正の整数 T に対して、 T 日の期間 $[1, T]$ 内に撮影された写真データ全体の集合を、

$$\mathcal{D}_T = \{d_n; n = 1, \dots, N\}$$

とする。ここに、各写真データ d_n には、地理情報 x_n 、時間情報 t_n が付随しており、そのことを明記するために、

$$d_n = (x_n, t_n), \quad (n = 1, \dots, N)$$

^{*2} 集合知については 6.1 節で議論する。

と記述する。ただし、 $x_n = (x_{n,1}, x_{n,2})$ であり、 $x_{n,1}$ と $x_{n,2}$ はそれぞれ写真 d_n が撮影された緯度と経度、 t_n は d_n が撮影された日、 N は写真データの総数である。Flickr など多くの写真共有サイトから、このような写真データが大量に収集可能であることに注意しておく。

緯度と経度^{*3}の情報を用いれば、地球表面上の点は2次元 Euclid 空間 \mathbf{R}^2 内の領域

$$\Omega = [-\pi/2, \pi/2] \times [-\pi, \pi] \quad (\subset \mathbf{R}^2)$$

上の点と同一視される。我々は、写真データ集合 \mathcal{D}_T から、多くの写真が撮影される人気撮影スポットが近接して存在する地域 $R_k \subset \Omega$ ($k = 1, \dots, K$) を抽出し、その地域において格別の期間 $I_k = [T_{k,0}, T_{k,1}]$ ($k = 1, \dots, K$)、すなわち、他の地域と比較して顕著に人々がその地域で写真を撮影している期間を検出することを考える。各 R_k を主要撮影地域、 I_k を R_k のホット撮影期間と呼ぶ。ここに、 K は抽出した主要撮影地域の総数であり、 R_k は半径 h_0 のある円板に含まれる Ω 内の領域、 $1 \leq T_{k,0} < T_{k,1} \leq T$ ($k = 1, \dots, K$) である。ただし、 $h_0 (> 0)$ は、主要撮影地域のサイズを規定するパラメータである。我々は、 R_k と I_k のペア (R_k, I_k) をホット撮影スポットと呼び、与えられた T 日間の写真データ集合 \mathcal{D}_T からホット撮影スポット群 $\{(R_k, I_k); k = 1, \dots, K\}$ を抽出するという問題を考える。

地域 R_k 内で期間 I_k に撮影された写真群を、

$$D_k = \{d_n = (x_n, t_n) \in \mathcal{D}_T; x_n \in R_k, t_n \in I_k\},$$

$$(k = 1, \dots, K)$$

とする。 D_k に属する写真を R_k のホットスポット写真と呼ぶ。

3. 提案法

ホット撮影スポットの数理モデルを構築し、与えられた T 日間の写真データ集合 $\mathcal{D}_T = \{d_n = (x_n, t_n); n = 1, \dots, N\}$ から、ホット撮影スポット群 $\{(R_k, I_k); k = 1, \dots, K\}$ を抽出する手法を提案する。本章では、まず、主要撮影地域 R_k ($k = 1, \dots, K$) の数理モデルとそれらを抽出する手法を与え、次に、ホット撮影期間 I_k ($k = 1, \dots, K$) の数理モデルとそれらを効率的に抽出する手法を提案する。

3.1 主要撮影地域の抽出法

写真データ集合 \mathcal{D}_T から主要撮影地域 R_k ($k = 1, \dots, K$) を抽出する手法を与える。まず我々は、人々が写真をどの場所で撮影するのにかに関する確率分布に対して、その確率密度関数を極大にする点の近傍が主要撮影地域であるとモデル化する。ただし、極大値が比較的小さいものについて

^{*3} 本研究の実験においては、日本近郊を対象としているため、緯度と経度情報を平面直角座標系（平成十四年国土交通省告示第九号）(<http://www.gsi.go.jp/LAW/heimencho.html>) の手法を利用し、平面直角座標に変換している。

は、主要撮影地域とは考えないことにする。

そのような確率密度関数の推定に対して、ノンパラメトリックアプローチであるカーネル密度推定

$$\hat{p}(x) = \frac{1}{Nh^2} \sum_{n=1}^N G\left(\| (x - x_n) / h \|^2\right), \quad (x \in \mathbf{R}^2)$$

$$(1)$$

を考える。ここに、 $\| \cdot \|$ は \mathbf{R}^2 の Euclid ノルム、 $G(s)$ はカーネル関数であり、Epanechnikov カーネルや Gaussian カーネルなどを利用する。また、 $h (> 0)$ は、主要撮影地域のサイズを規定するパラメータとして、対象とする問題のスケール（解像度）に応じてユーザが事前に指定するものとする^{*4}。

我々は、Crandall らの研究 [6] に従い、 \mathcal{D}_T に属する各写真の撮影場所 x_n ($n = 1, \dots, N$) を初期値としてミーンシフト法を適用し、式 (1) の確率密度関数 $\hat{p}(x)$ の極大値を与える点を推定するとともに、 \mathcal{D}_T に属する写真のクラスタリングを行う。 $\hat{p}(x)$ の極大値を与える点として推定されたもの全体を $\{\hat{c}_k; k = 1, \dots, K'\}$ とし、各 k に対して \hat{c}_k に収束した x_n ($n = 1, \dots, N$) の全体を、

$$X_k = \{x_{n(k,j)}; j = 1, \dots, N_k\}, \quad (k = 1, \dots, K')$$

とする。ただし、 $|X_1| \geq \dots \geq |X_{K'}|$ とする。我々は、 $|X_k| \geq \mu_0$ を満たす $k \in \{1, \dots, K'\}$ の最大値 K を求める。ここに、 μ_0 はユーザが指定するパラメータである。次に、各 $k \in \{1, \dots, K\}$ に対して、 \hat{c}_k を中心とし X_k を含む最小の円板と領域 Ω との共通部分 R_k を求める。そして、 $\{R_1, \dots, R_K\}$ を主要撮影地域として出力する。

3.2 ホット撮影期間の検出法

抽出された各主要撮影地域 R_k に対して、そのホット撮影期間 $I_k = [T_{k,0}, T_{k,1}]$ を検出する手法を提案する。ここに、 $T_{k,0}$ と $T_{k,1}$ は $T_{k,0} < T_{k,1}$ なる T 以下の自然数である。

任意の $k \in \{1, \dots, K\}$ に対して、 $q_k(t)$ を R_k 内で第 t 日に撮影された写真の数とする。我々は、各 $q_k(t)$ が

$$q_k(t) = q_k^*(t) + q_0(t)$$

$$(2)$$

のように分解されるとモデル化する。ここに、 $q_0(t)$ は k に依存しない正整数で、地域によらず一般的に第 t 日に撮影される写真数を表す確率変数である。また、 $q_k^*(t)$ は、地域 R_k に特徴的な撮影動向を表すもので、通常の日には k によって異なる正定数値 $w_{k,0}$ をとり、ホット撮影期間 I_k において $w_{k,0}$ より大きい正定数値をとる階段関数である。ただし、各 R_k に対して、ホット撮影期間 I_k は複数個（たとえば、 $I_{k,1}, I_{k,2}, \dots$ ）存在しうるが、それらの任意の2つの交わりは空集合である。また、 $k \neq k'$ ならば、 R_k と $R_{k'}$

^{*4} 空間スケールについては、6.4 節で議論する。

のホット撮影期間は一致しないとする。

任意の主要撮影地域に対して、そのホット撮影期間の候補全体は $\mathcal{J} = \{J = [T_0, T_1]; T_0, T_1 \in \mathbf{Z}, 1 \leq T_0 < T_1 \leq T\}$ であり、それらを、

$$\mathcal{J} = \{J_i; i = 1, \dots, T(T-1)/2\}$$

と番号づけする。我々は、各 R_k におけるホット撮影期間（すなわち、他の地域と比較して顕著に多数の写真が撮影された期間）を効率的に検出するために、撮影された写真の数に関して、地域 R_k ($k = 1, \dots, K$) と期間 J_i ($i = 1, \dots, T(T-1)/2$) の独立性を検定することを考える。具体的には、まず Fisher 直接確率検定に従って、 R_k と独立性が低い（すなわち、Fisher 直接確率の値が小さい）期間を候補 \mathcal{J} から探索する。ところで、 R_k に対する Fisher 直接確率の値が小さい期間は、他の地域と比較して顕著に少数の写真が撮影された期間という場合もありうる。Fisher 直接確率検定で検出された期間に対して、さらにその期間で撮影された写真数をも考慮し、 R_k におけるホット撮影期間を抽出する。以下に、 R_k のホット撮影期間を検出するための提案手法を詳述する。

まず、Fisher 直接確率検定に従って、地域 R_k ($k = 1, \dots, K$) と期間 J_i ($i = 1, \dots, T(T-1)/2$) の独立性を検定する。表 1 のような R_k と J_i に関する 2×2 分割表を考えよう。ここで、 N は写真の総数、 m_k は領域 R_k に属する写真の数、 m'_i は期間 J_i に含まれる写真の数、 $m_{k,i}$ は R_k に属し J_i に含まれる写真の数、 $m_{\bar{k},i}$ は R_k に属し J_i に含まれない写真の数、 $m_{k,\bar{i}}$ は R_k に属さず J_i に含まれる写真の数、 $m_{\bar{k},\bar{i}}$ は R_k に属さず J_i に含まれない写真の数を、それぞれ表す。このとき、

$$\begin{aligned} m_{k,i} + m_{k,\bar{i}} &= m_k, & m_{\bar{k},i} + m_{\bar{k},\bar{i}} &= N - m_k, \\ m_{k,i} + m_{\bar{k},i} &= m'_i, & m_{k,\bar{i}} + m_{\bar{k},\bar{i}} &= N - m'_i \end{aligned}$$

である。Fisher 直接確率検定では、Fisher 直接確率

$$F_{k,i} = \sum_{j=m_{k,i}}^{\min(m_k, m'_i)} \frac{\binom{m_k}{j} \binom{N-m_k}{m'_i-j}}{\binom{N}{m'_i}} \quad (3)$$

が大きいほど、 R_k と J_i の独立性が高いと検定される。我々は、各 R_k に対して $m_{k,i} \geq \phi_k$ なる J_i を、Fisher 直接確率 $F_{k,i}$ の小さい順に「 $I_{k,1}, I_{k,2}, \dots$ 」とランキングし、「 $I_{k,1}$

を R_k の第 1 ホット撮影期間、 $I_{k,2}$ を R_k の第 2 ホット撮影期間、 \dots 」として抽出する。ここに、 $\phi_k (> 0)$ はユーザが指定するパラメータである。

Fisher 直接確率 $F_{k,i}$ ($k = 1, \dots, K; i = 1, \dots, T(T-1)/2$) は、原理的には式 (3) に従ってナイーブに直接計算することにより求めることが可能だが、 N と T が大きくなると膨大な計算量が必要になると考えられる。そこで我々は、

$$f(\ell, j) = \log \binom{\ell}{j}, \quad (\ell = 1, \dots, N; j = 0, 1, \dots, \ell)$$

を、漸化式

$$f(\ell, j) = \begin{cases} 0 & (j = 0) \\ f(\ell, j-1) + \log(\ell-j+1) - \log(j) & (j \geq 1) \end{cases} \quad (4)$$

を用いて計算し、これらから Fisher 直接確率 $F_{k,i}$ を、

$$F_{k,i} = \sum_{j=m_{k,i}}^{\min(m_k, m'_i)} \exp(f(m_k, j) + f(N - m_k, m'_i - j) - f(N, m'_i)) \quad (5)$$

と計算することを提案する。式 (5) では指数値を計算する前に対数値 $f(\ell, j)$ の加算および減算を実行しているの、提案法が計算精度の劣化を抑制することも期待できる。以下に、 R_k のホット撮影期間を計算するナイーブ法および提案法のアルゴリズムを示す。

Algorithm ナイーブ法

- 1: $i := 1$;
- 2: **while** ($i \leq T(T-1)/2$) **do** /*期間 J_i の $F_{k,i}$ を計算*/
- 3: R_k と J_i に関する 2×2 分割表を構築 (表 1 を参照);
- 4: **if** $m_{k,i} < \phi_k$ **then**
- 5: **goto** step8;
- 6: **end if**
- 7: $F_{k,i}$ を式 (3) から直接計算により求める;
- 8: $i := i + 1$;
- 9: **end while**
- 10: $F_{k,i}$ の小さい順に J_i をランキングし、 R_k におけるホット撮影期間 $I_{k,1}, I_{k,2}, \dots$ を出力;

Algorithm 提案法

- 1: m_k を求める;
- 2: 式 (4) から $\{f(m_k, i); 1 \leq i \leq m_k\}$, $\{f(N - m_k, i); 1 \leq i \leq N - m_k\}$, $\{f(N, i); 1 \leq i \leq N\}$ を求める;
- 3: $i := 1$;

表 1 2×2 分割表
Table 1 2×2 contingency table.

	J_i	\bar{J}_i	
R_k	$m_{k,i}$	$m_{k,\bar{i}}$	m_k
\bar{R}_k	$m_{\bar{k},i}$	$m_{\bar{k},\bar{i}}$	$N - m_k$
	m'_i	$N - m'_i$	N

```

4:   while( $i \leq T(T-1)/2$ ) do /*期間  $J_i$  の  $F_{k,i}$  を計
      算*/
5:      $R_k$  と  $J_i$  に関する  $2 \times 2$  分割表を構築 (表 1 を
      参照);
6:     if  $m_{k,i} < \phi_k$  then
7:       goto step10;
8:     end if
9:     式 (5) から  $F_{k,i}$  を求める;
10:     $i := i + 1$ ;
11:  end while
12:   $F_{k,i}$  の小さい順に  $J_i$  をランキングし,  $R_k$  における
      ホット撮影期間  $I_{k,1}, I_{k,2}, \dots$  を出力;

```

さらに我々は, Fisher 直接確率 $F_{k,i}$ に基づいて主要撮影地域とホット撮影期間候補のペア (R_k, J_i) をランキングすることにより, 与えられた T 日間の写真データ集合 \mathcal{D}_T から, 格別なホット撮影スポット群を抽出する.

4. 人工データによる実験評価

主要撮影地域 R_k ($k = 1, \dots, K$) が与えられたとき, 提案法によるホット撮影期間の抽出性能およびその効率性を, 人工データを用いた実験により評価した. ここでは特に, 各 R_k にただ1つのホット撮影期間 I_k が存在する場合の評価結果についてのみを述べる. それが複数ある場合についても, 同様な結果が得られたことに注意しておく.

4.1 人工データの生成

各 R_k における第 t 日目の写真数 $q_k(t)$ を, 式 (2) に基づいて人工的に生成した.

まず $q_k^*(t)$ を,

$$q_k^*(t) = \begin{cases} w, & t \in I_k = [T_{k,0}^*, T_{k,1}^*], \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (6)$$

と定めた. ここに, $T_{k,0}^*$ と $T_{k,1}^*$ は, $1 \leq T_{k,0}^* < T_{k,1}^* \leq T$ となる整数であり,

$$T_{k,1}^* = T_{k,0}^* + \tau$$

である. ここでは簡単のため, R_k のホット撮影期間 $I_k = [T_{k,0}^*, T_{k,1}^*]$ の長さおよびそこでの特徴的撮影数は, k によらず一定とし, それぞれ正の整数 τ および正の整数 w とし, また $w_{k,0}$ も, k によらず一定で $w_{k,0} = 0$ としている^{*5}.

次に $q_0(t)$ については, 地域によらず一般に高頻度に写真が撮られる時期が存在することを考慮して, 特に次のように二項分布に従う確率変数と定めた.

$$q_0(t) \sim \begin{cases} \text{Binomial}(100, 1), & t \in [T_0', T_1'], \\ \text{Binomial}(100, 0.1), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

ここに, $\text{Binomial}(n_b, p_b)$ は試行回数 n_b で成功確率 p_b の二項分布であり, T_0' と T_1' は $1 \leq T_0' < T_1' \leq T$ となる整数である.

4.2 評価尺度と比較法

各 k に対して, 真のホット撮影期間 $I_k = [T_{k,0}^*, T_{k,1}^*]$ の推定期間を $[\hat{T}_{k,0}, \hat{T}_{k,1}]$ とするとき, ホット撮影期間推定の推定誤差を,

$$E = \frac{1}{2K} \sum_{k=1}^K \left(\left| T_{k,0}^* - \hat{T}_{k,0} \right| + \left| T_{k,1}^* - \hat{T}_{k,1} \right| \right)$$

で評価した. 実験では, すべての R_k において, 最も撮影数の多い期間が $[T_0', T_1']$ となるようにした. したがって, R_k におけるホット撮影期間として, $[T_0', T_1']$ を抽出する手法をベースライン法として, 提案法と比較した.

4.3 人工データ実験の結果

4.3.1 ホット撮影期間の推定性能の評価

ホット撮影期間の推定性能に関して, 提案法をベースライン法と比較した. 実験では, $T = 100$, $K = 10$, $T_0' = 5$, $T_1' = 10$ とし, 各 $T_{k,0}^*$ は一様ランダムにサンプルした. 前節でも述べたように, すべての R_k において, $[T_0', T_1']$ を最も撮影数の多い期間とするため, ホット撮影期間における特徴的撮影数 w は, $5 \leq w \leq 25$ とした. また, ホット撮影期間の長さ τ については, 全期間が $[1, 100]$ であることから, 短めの場合 $\tau = 5$ と長めの場合 $\tau = 15$ を調べた. 実験結果を図 1 に示す. ここに, 100 回試行してその平均をプロットしている.

まず, w の値がある程度大きいときには ($w \geq 10$ では), ベースライン法によって抽出することが困難なホット撮影期間を, 提案法は高精度で抽出できることが分かる. ここで, ホット撮影期間 $I_k = [T_{k,0}^*, T_{k,1}^*]$ 内の日 t_1 における撮影数 $q_k(t_1)$ と, ホット撮影期間 I_k でなく, 地域によらず一般に高頻度に写真が撮影される期間でない日 t_0 における撮影数 $q_k(t_0)$ を比較した場合, 式 (2), および式 (6) と式 (7) から, $w = 5$ では $q_k(t_1)$ と $q_k(t_0)$ に大差がなく, 推定精度の劣化を招くが, $w = 10$ では, $q_k(t_1)$ が平均的に $q_k(t_0)$ の 2 倍となり, w がより増加すれば, $q_k(t_1)$ と $q_k(t_0)$ の差がより顕著になるため, 推定精度の向上が期待される. 提案法では予想どおり, 図 1(a) および図 1(b) から, w の値が増加すると推定誤差 E が減少することが観察される. また, 図 1(a) および図 1(b) から, w の値が小さいとき ($w = 5$), τ が短い ($\tau = 5$) 場合は, τ が長い ($\tau = 15$) 場合に比べて推定性能が劣化することも観察される. これは, τ が短いときには, ホット撮影期間における特徴的な

^{*5} τ と w と $w_{k,0}$ を k ごとにランダムに微小変化させたところ, 同様な結果が得られたことに注意しておく.

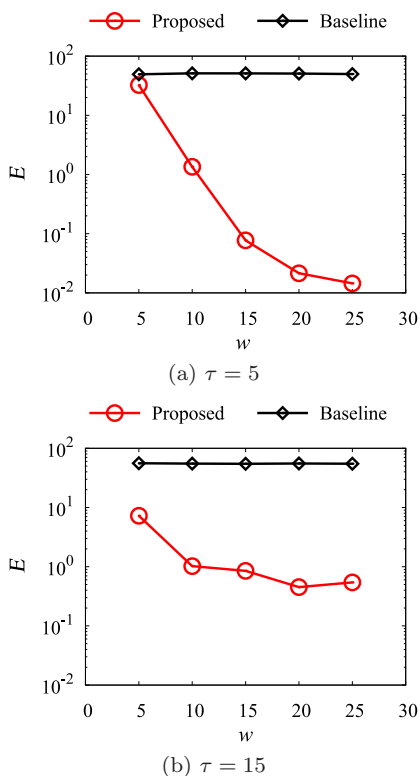


図 1 ホット撮影期間の推定誤差
Fig. 1 Estimation errors of hot-periods.

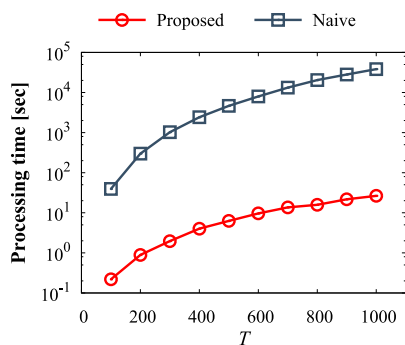


図 2 提案法とナイーブ法における計算時間の比較
Fig. 2 Comparison of the proposed and the naive methods in processing time.

変動が通常期間におけるノイズに埋もれてしまうためと考えられる。しかしながら、 w の値が大きい ($w \geq 15$) ならば、 τ が短い ($\tau = 5$) 場合の方が τ が長い ($\tau = 15$) 場合に比べて、提案法の推定性能は高いことが観察される。これは、 τ が長くなると、異なる R_k の間でホット撮影期間に重なりが生じる場合が増えるためと考えられる。

これらの結果は、我々のホット撮影スポットの数理モデルに対して、提案法がホット撮影期間の有効な推定法であることを示している。

4.3.2 計算時間の比較

さらに、ホット撮影期間推定の計算時間に関して、提案法をナイーブ法と比較した。図 2 は、計算時間を全期間の長さ T の関数として表している。ここに、 $K = 10$, $w = 10$,

$\tau = T/10$, $q_0(t) \sim \text{Binomial}(100, 0.1)$ ($t \in [1, T]$) とし、100 回試行してその平均をプロットしている。ただし、平均的には、 $N = K(wT/10 + 10T^2)$ となっていることに注意しておく。計算には、CPU が Intel core i7 980X 3.33 GHz で 6 GB の Memory を持つ PC を用いた。 T の増加にともない、提案法はナイーブ法よりもきわめて効率的になることが観察される。これより、大規模実データを用いてホット撮影期間を抽出する場合、提案法を適用する必要性が示唆される。

5. 実データによる実験評価

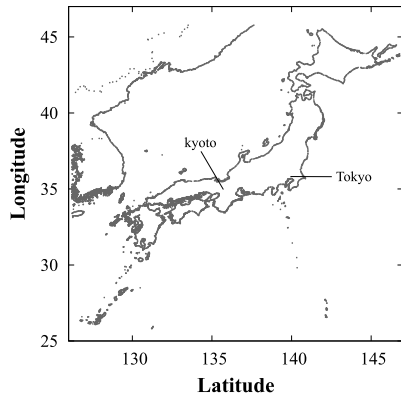
写真共有サイト Flickr から収集した大量の地理情報および時間情報付き写真を用いて、提案法の有効性に関する実験を行った。

5.1 実験データと設定

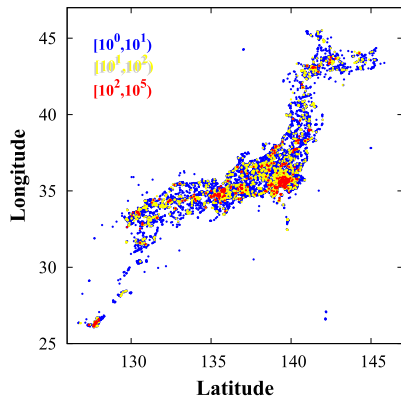
日本国内で提案法の性能を検証するため、写真共有サイト Flickr から、日本列島が含まれる矩形領域 (緯度: 25.8 ~ 45.8, 経度: 126.2 ~ 146.8) に含まれる 2010 年 1 月 1 日から 2010 年 12 月 31 日までの 1 年間の地理情報・時間情報付き写真データを収集した。ただし、日本国内に焦点を当てるため、矩形領域に入り込む他国の写真データを除いた。その結果、548,922 枚の写真データが得られた。図 3(a) は地図、図 3(b) は写真データ群のジオタグ (地理情報) の位置を点で示したものであり、各位置の色は、写真数 0 枚を無色、写真の数を 3 つの色クラス $\{ [10^0, 10^1) : \text{青}, [10^1, 10^2) : \text{黄}, [10^2, 10^5) : \text{赤} \}$ に分けて示した。図 3 より、京都近郊や、特に東京近郊の都市部で数多く撮影されているが、ジオタグの位置は国土の形状が見えるほど日本全土に分布していることが分かる。ここで、ジオタグの位置は、撮影位置を示す以外に、写真共有サイト上でユーザーが任意に登録した登録位置が含まれるため、必ずしも撮影位置を表していない場合がある。しかし、収集した写真データにおいては、多くの場合、撮影位置と一致していたため、本研究では、以後、ジオタグの位置を撮影位置と見なす^{*6}。また、図 4 は、写真データ群の撮影時間情報に基づいて、1 年間 1 日ごと (横軸) に撮影された写真数 (縦軸) を示したものである。図 4 より、1 年を通じて撮影されていることが分かる。

本研究では、日本全体に撮影位置が分布し、年間を通じた撮影行為が存在するこの大量の写真データからホット撮影スポットを抽出するうえで、集合知を考慮するため、撮影者数に着目した空間の離散化を行う。具体的には、平面直角座標上の 1 辺 u m の正方形を最小領域 (最小単位) とした離散化を行う。ただし、Crandall ら [6] や Yin ら [7] に従い、離散化された各最小領域内で同一撮影者が何度撮影

*6 ジオタグの地理的位置を撮影位置と見なす観点については、6.2 節で議論する。



(a) Map around Japan



(b) Geographic locations of photographs

図 3 Flickr データセットにおける写真の地理的位置

Fig. 3 Geographic locations of photographs in the Flickr dataset.

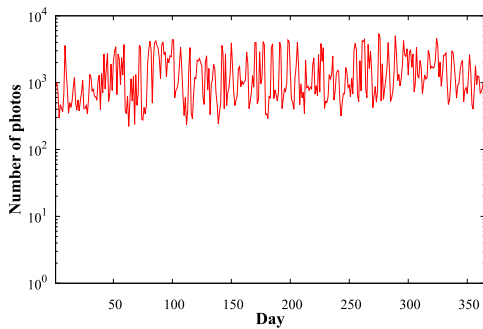


図 4 Flickr データセットにおける 1 日ごとの写真数の変遷

Fig. 4 Daily fluctuation of the number of photographs in the Flickr dataset.

しても 1 度と数えた。ここで、Crandall らや Yin らの方式に従わない場合を考える。同じ撮影地点で異常なほど高頻度に撮影を行う同一撮影者が存在する場合を想定したとする。異常者がいる最小領域内の写真数は、撮影数の少ない撮影者が複数存在しても、少数の異常者の影響を大きく受けることになる。しかし、最小領域内で同一撮影者の撮影をすべて 1 度と数えることは、視点を変えれば最小領域内の撮影者数を数えていることに相当する。つまり、以上の離散化に基づく最小領域内の写真数は、単純に写真数をとらえているのではなく、むしろ撮影者数に着目する点で集

合知を考慮していると見なせる。ただし、この離散化の方式では、 h でサイズが定まる地域 R_k 内に最小領域が多数含まれる場合、同一撮影者が異なる最小領域を移動しながら撮影していれば、同一撮影者でも、それぞれの最小領域ごとに撮影行為が 1 度と数えられる点に注意しておく。

本研究の実験においては、1 章で例をあげた醍醐寺の桜や、小原の紅葉など、歩いて観光できる範囲のホット撮影スポットに着目して提案法の有効性を検証する。ただし、たとえば桜や紅葉を撮影する際、同じ木々を対象とする場合でも、撮影者の趣向により、別の地点（視点）から撮影する場合は考えられる。この地点の違いを意見の違いとして区別するため、 u を 10m として、異なる最小領域は、異なる撮影地点であるとした。以上に基づき離散化を行ったところ、写真数は 162,933 枚となった。これを本稿では Flickr dataset と呼ぶ。この Flickr dataset を、提案法と次節に示す比較法に対して適用し、実験を行った。

5.2 ホット撮影スポットの抽出結果

提案法に基づくホット撮影スポットの抽出実験を行った。ただし、本研究では、空間スケールを制御するうえで、 h を用いる。空間スケールとして、Crandall らは、metropolitan-scale (100 km) と landmark-scale (100 m) を用いて実験を行っているが、本研究では、徒歩圏内を想定するうえで、Crandall らの landmark-scale を参考として、 $h = 100$ m に固定して実験を行った。 $G(s)$ は Epanechnikov カーネルを用いて主要撮影地域の候補を抽出したところ、 $K' = 24,954$ カ所の R_k が得られ、 $\mu_0 = 100$ としたところ、 $K = 205$ となった。

ホット撮影期間の抽出実験の結果、ホット撮影スポット候補ランキングのトップ 10 を示したものが表 2 である。表 2 には、各ホット撮影スポット候補の代表撮影位置（緯度・経度）と撮影期間（日数）を示した。ただし、表 2 の都市と地域・施設や写真の主な内容の情報は、代表撮影位置が含まれる施設やイベントなどを手動で調べて記載した。一方、比較法として、期間を考慮せず、空間的な地域だけをとりえて主要撮影地域を抽出し、単純に写真数の多さでランキングしたトップ 10 が表 3 である。まず、表 3 の比較法は、いずれも日本全国や海外からも年間を通じて人が集まる京都の清水寺や、主に東京の名所が上位にあることが分かる。空間のみを考慮した場合、このような名所が抽出される傾向があるものの、これらの地域は、新たに推薦するまでもなく、非常に多くの観光ガイドで紹介されている地域である。一方、表 2 から、提案法では、東京だけでなく日本各地をとらえており、また、写真の主な内容から、目標となる限られた時期と相関がある対象として、開花時期がある桜やバラ、コスモスの咲く地域と期間が抽出されている。また、車の魅力を伝えるイベントとして毎年開催される、車好きの心を惹きつけるトップカテゴリの魅惑の

表 2 提案法により抽出されたホット撮影スポット (Top 10)

Table 2 Hot photo-spots extracted by the proposed method (Top 10).

Rank	都市	施設・地域 (写真の主な内容)	代表撮影位置 (緯度・経度)	撮影期間 (日数)	写真数
1	京都	醍醐寺 (桜)	34.95154090384615, 135.8187998269231	4/2-4/5 (4)	169
2	東京	北の丸公園 (桜)	35.69242769444443, 139.7495188888889	3/31-4/7 (8)	223
3	神奈川	小田原城 (桜)	35.25080959756099, 139.15348648780497	4/8-4/8 (1)	115
4	東京	昭和記念公園 (コスモス)	35.714454, 139.39490104	10/17-10/17 (1)	131
5	千葉	京成バラ園 (バラ)	35.73144322500001, 140.08629146666667	11/3-11/3 (1)	122
6	愛知	小原 (四季桜・紅葉)	35.25913421538461, 137.30022104615378	11/20-11/20 (1)	147
7	山梨	富士吉田 (富士山)	35.37871445454546, 138.74417633333331	7/23-7/23 (1)	91
8	京都	平安神宮 (夜桜)	35.01567406504066, 135.7824145691056	4/3-4/8 (6)	176
9	東京	台場 (モーターカーレース)	35.622330133333335, 139.77391376666657	10/2-10/2 (1)	126
10	京都	仁和寺 (桜)	35.02922719685039, 135.71334140157478	4/11-4/14 (4)	132

表 3 比較法により抽出された撮影スポット (Top 10)

Table 3 Photo-spots extracted by the comparison method (Top 10).

Rank	都市	施設・地域	代表撮影位置 (緯度・経度)	撮影期間 (日数)	写真数
1	東京	浅草駅周辺	35.71116632472328, 139.79643657195564	1/1-12/31 (365)	1,200
2	東京	渋谷駅周辺	35.65938335567006, 139.70053403865978	1/1-12/31 (365)	1,162
3	東京	東京ミッドタウン	35.66563613360324, 139.73103747368424	1/1-12/31 (365)	1,072
4	京都	清水寺	34.99515869659446, 135.7833673312695	1/1-12/29 (363)	955
5	東京	六本木ヒルズ	35.66045848894347, 139.72951846191646	1/3-12/31 (363)	855
6	東京	新宿駅周辺	35.6891346185567, 139.69867209278354	1/2-12/31 (364)	841
7	東京	銀座三越周辺	35.67141111235957, 139.7650917041196	1/2-12/31 (364)	800
8	東京	渋谷駅北西地点	35.66087938709676, 139.69750708870964	1/1-12/30 (364)	757
9	東京	有楽町駅周辺	35.673572662162165, 139.76206032432427	1/3-12/30 (362)	693
10	東京	秋葉原駅周辺	35.69836962184875, 139.77466774789917	1/1-12/31 (365)	599

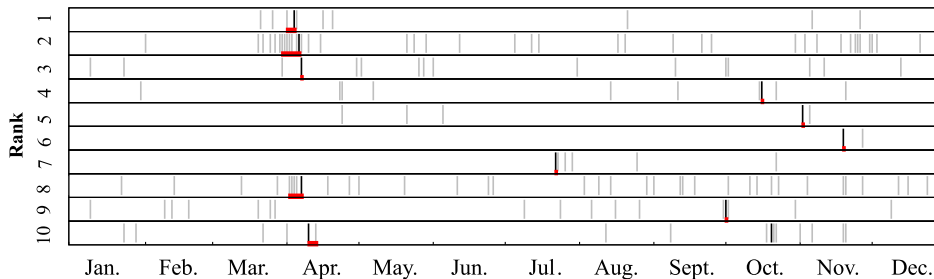


図 5 提案法によるホット撮影スポットのランキングトップ 10 における日ごとの写真数変動

Fig. 5 Daily fluctuations of the numbers of photographs in the top 10 hot photo-spots by the proposed method.

車が、珍しく東京都心の台場でレースを行う格別な地域と期間が抽出されており、撮影スポットといえる地域がよく抽出できている点で、提案法の有効性を実証している。

また、各地域の時間軸に沿った詳細を調べるため、2010年 365 日の日ごとに、どの程度の写真が撮影されているかを色で示したのが図 5 と図 6 である。表 2 は図 5 に対応し、表 3 は図 6 に対応する。横軸は日、縦軸は Rank 1~Rank 10 までを黒の直線で区切り、縦に並べている。ただし、日ごとの写真数は、0 枚は白、1~50 枚を灰色、50 枚以上を黒で表現した。

まず、比較法の図 6 より、主要撮影地域を写真数の多さでランキングした上位は、灰色の期間が年間を通じて絶

え間なく現れる傾向がある。つまり、空間のみを単純にとらえると、年中人が訪れる地域が抽出されることを裏付けていると思われる。一方、図 5 から分かるように、提案法で抽出されたホット撮影期間を含む主要撮影地域は、年間の写真総数が少ないことは一目瞭然である。このことから、提案法で抽出される上位の地域は、写真数の多さに基づいて、空間的密集度だけをとらえる方法では見逃される傾向が強いといえる。つまり、提案法は、埋もれがちな地域から撮影スポットを抽出している点で、有効性があるといえる。

また、表 2 の提案法が抽出した撮影期間を図 5 の各 Rank ごときの下部に横軸の日数に沿って赤線で示した。まず、図 5

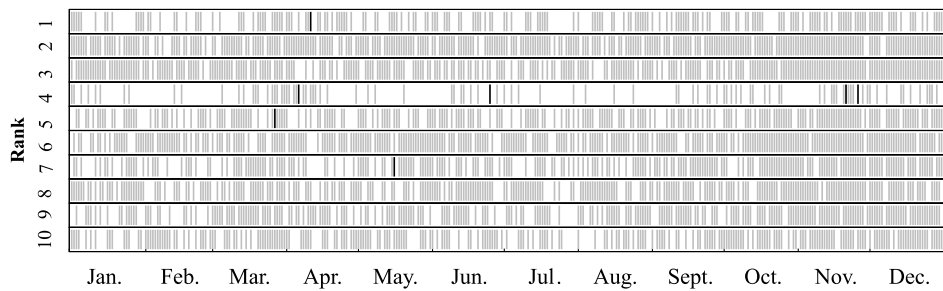


図 6 比較表によるランキングトップ 10 における日ごとの写真数変動

Fig. 6 Daily fluctuations of the numbers of photographs in the top 10 by the comparison method.

から、提案法が抽出した地域には、普段とは逸脱して顕著に撮影数が増えた、時期と相関した旬の期間（黒が含まれる期間）が存在することが分かる。また、赤線で示した提案法で抽出されたホット撮影期間がその旬の期間とよく対応し、抽出性能の良さを実証している。また、その旬の期間以外は、撮影がほとんど行われていないため、その旬の期間は、その地域にとって格別な期間である可能性が示唆される。そこで、抽出されたホット撮影スポット候補を抜粋し、詳細を考察する。

5.3 考察

本研究の目的は、集合的観点から実時空間に局在するホット撮影スポットをランキングして抽出するという問題にある。提案法により抽出されたホット撮影スポットが本研究の目的に合致した、もっともらしい結果となっているかをより詳しく検証するため、ベスト 10 の一部を抜粋し、ホット撮影スポットの地域・期間・ホットスポット写真に関する情報を人手で調査し、主要撮影対象が含まれる写真数の観点を含め、内容を解釈する試みを行った。

提案法のランキングトップとなった醍醐寺は、世界遺産であり、春の桜や秋の紅葉を含め、四季を通じて見どころがあり、多くの人々が訪れる観光スポットであると考えられる。しかし、図 5 を見る限り、1 年のうち写真が撮影されている時期は 3 月下旬から 4 月中旬にかけて数週間に集中している。この時期、桜は日本全国各地で開花するため、桜を觀賞する地域としては特別ではない。しかし、醍醐寺は、豊臣秀吉が贅をつくし、各地の有名な桜を醍醐寺に集め、かわづ桜、しだれ桜、ソメイヨシノ、山桜、八重ザクラ、大紅しだれ、大山桜などを 1 カ所で見ることができ、桜の名所としては格別の地域であるといえる。2010 年は、3 月 19 日頃から開花し、早めに咲く桜から遅咲きの桜を含め、3 週間程度で咲き終わる。その中心となる 4 月初旬は、多種類の桜の満開時期がほぼ重なるため、見頃の時期である。提案法で抽出された 4 月 2 日から 5 日は、この時期と重なる点で、見頃の時期をとらえていると考えられる。また、図 7 は、醍醐寺近傍の地域に含まれるホットスポット写真 169 枚のうち、可能なかぎり異なる桜が映って

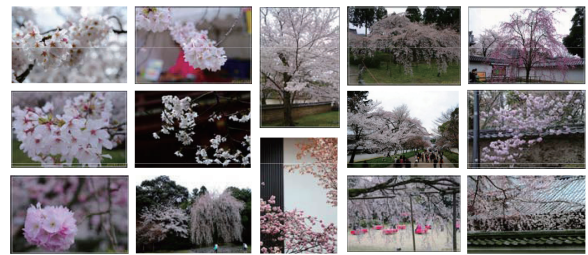


図 7 提案法によるランキング 1 位のホット撮影スポットにおける写真例（醍醐寺）

Fig. 7 Example of the photographs in the hot photo-spot of rank 1 extracted by the proposed method (Daigoji temple).

いる写真を抜粋した結果である。ただし、169 枚中、桜が映っていない写真は 13 枚しかなく、桜が映る 156 枚中、醍醐寺境内の建築物が主題と思える写真は 10 枚程度しかなかった。醍醐寺の建築物よりも、桜が撮影者の心を惹きつけたものと思われる。また、醍醐寺では、図 5 より、この 4 月初旬前後の時期以外に写真の撮影がほとんどないことから、この時期にこそ、撮影者の心をつかみ、シャッターを押したくなる格別の場所であることを教えてくれていると見なせる。

図 8 に、トップ 10 に関する Rank 1 以外の Rank 2 から Rank 10 に対応するホットスポット写真を抜粋した。図 8 中、Rank 6 の愛知県豊田市小原は、都市から離れた奥地でありながら、図 5 のように、ほぼ 11 月中旬にのみ撮影が行われている。図 8 中、Rank 6 の例は、抽出されたホットスポット写真 147 枚のうち 3 枚を抜粋したホットスポット写真の例である。3 枚のうち、最も大きい写真では、桜と紅葉が同時に映っている。小原には、四季桜という 4 月と 10 月末の年に 2 回咲くめずらしい桜がある。四季桜は 4 月にも咲くが、図 5 から、4 月には撮影が行われていない。つまり、単に桜が見られるだけでは、この奥地へ桜を撮影しに訪れる人はいないことを示唆しており、147 枚中、四季桜、紅葉以外の撮影対象は、10 枚程度であることから、10 月末から 11 月中旬に紅葉と桜を同時に見ることのできる格別のこの時期にこそ、撮影者を呼び寄せる格別な地域であると推測される。



図 8 提案法による他のホット撮影スポットにおけるホットスポット写真例

Fig. 8 Examples of the hot spot photographs in the other hot photo-spots extracted by the proposed method.

また, Rank 10 の仁和寺は, 図 5 から, 春だけでなく, 秋にも顕著に撮影数が増えている. 図 8 下段右から 2 つ目に仁和寺の 4 月の写真, その右に 10 月~11 月の写真を抜粋した. 春の仁和寺では, 132 枚中, 約 6 割の 80 枚程度に桜が映っており, 桜への関心が高いことが分かるが, 仁和寺境内の建築物のみを撮影する写真も多かった. また, 仁和寺の秋では, 64 枚中, 仁和寺境内の建築物の外部や内部が半数, 緑に満ちた庭園を撮影する事例も多く含まれ, 3 割に相当する 19 枚に紅葉が映っていた. この時期は, 仁和寺の建築物とともに緑に満ちた庭園と紅葉が同時に見られることが撮影者の心をつかんでいと推測される. 仁和寺は, 他の時期に撮影が少ないため, 同じ地域に 2 つ格別な時期を持つ地域であるといえる.

これらの例は, 提案手法が撮影者の意見をくみ取り, 格別なホット撮影スポットを発見できた好例であるといえ, この点においても提案法の有効性が実証された.

6. 議論

6.1 集合知

写真は, 個々の人が何か撮影したいと思える対象を目の前にしたときはじめて撮影される傾向がある. また, 写真共有サイトに登録する際, 撮影者が, もし撮影したすべての写真を登録するのではなく, 選りすぐりの写真を抜粋したと考えるならば, 写真共有サイトの写真群は, 特に撮影者の意見が反映されたコンテンツであると考えることができる. これを前提とすれば, 写真共有サイトの大量の写真群は, 質が良く, 集合知を得る情報群として優れた資質を持ち, うまく集約すれば集合知が得られる可能性がある.

しかし, 集合知には少なくとも 2 つの着眼点が見られている. 1 つは, 多くの個人同士の協力と協創の中から, 互いの意見が影響を及ぼし合い, その集団自体に知能, 精神が存在するかのように見える知性として, Levy によって広められた集団的知性 (Collective Intelligence) [15] の観点であり, 専門家同士の調整が必要な知としての一面を持つ点で, Web 空間においては Wikipedia の多人数による編集結果が好例としてあげられる. 一方, 一握りの優秀な専

門家による知よりも, 専門的知識もなく, それほど優秀でもない烏合の衆, それぞれの平均的な知の方がより正確であるとする, Surowiecki が広めた群衆の知恵 (Wisdom of Crowds) [16] がある. この群衆の知恵の観点においては, 1. 多様性 (ありとあらゆる観点からの意見が存在している), 2. 分散性 (個々人がそれぞれの知に基づいて判断を下す), 3. 独立性 (他者からの影響を受けない), 4. 集約性 (多様な意見を集約する仕組みの存在), が注目される. では, 大量の写真群から得られる知はいずれに相当すると考えられるのか.

同じ場所の同じ時期に撮影していても, その価値感には多様性があると考えられる. また, その撮影行為は, 主にその個人の価値観に基づいて判断されるため分散性があり, 主に撮影時に他者の影響がないと考えられる点で独立性がある. 群衆の知恵においては, 個々の独立な価値観が揃えば集合の知として増幅され, 不揃いの価値観どうしは相殺されるため, 多様性, 独立性, 分散性が十分に発揮されれば平均的な知の質は高まる. このような無数の独立した多様な価値観を反映した対象を集約することで, はじめて群衆の知恵は抽出される. この点で, 写真撮影者の撮影行動は, 撮影者同士が調整し合うわけではないことから, 撮影者の意見を写真を通じて大量に集約した結果は, 集団的知性の観点よりも群衆の知恵の観点に近い集合知であるように思われる.

6.2 ジオタグと撮影位置

写真共有サイト Flickr から得られるジオタグ (地理情報) には, 少なくとも 2 つの観点による位置情報が含まれる. 1 つ目は GPS に基づいた撮影位置である. デジタル写真に埋め込まれたメタ情報に GPS に基づく撮影位置情報がある場合, Flickr では位置情報の登録拒否を設定していないかぎり, 写真登録時にジオタグとして自動記録され, 変更できなくなる. 2 つ目は, Flickr ユーザーが地図ツール上の位置を任意に指定して登録した位置であり, 登録された写真に一度もジオタグが記録されていない場合に設定が可能となる. 2 つ目の場合でも撮影位置を登録することは

できるが、ユーザに一任されるため、まったく関係のない位置を登録することもできる。また、たとえば、富士山が映る写真を撮影した際、撮影場所は遠く離れた位置でも、ユーザが何を被写体としたかを記録しようとして富士山の存在する位置を登録することができる。この場合、位置情報は、撮影位置ではなく、被写体の存在位置となる。

Flickr dataset では、548,922 枚の写真データ中、20,000 枚を無作為にサンプルしたところ、8 割が GPS に基づく位置情報であった。このことから、Flickr dataset のジオタグの位置は、撮影位置が多数派であると考えられ、群衆の知恵の観点による、不揃いの意見は相殺され、多数派の揃った意見が増幅されるという観点も考慮して、撮影位置と見なした。

6.3 時間スケール

観光スポットには、日の出や夕焼けの眺望が格別な地域や、夜景の眺望が格別な地域をはじめ、時間帯と相関がある場合が考えられる。図 9 は、表 2 に示したランキング 2 位のホット撮影スポットに関して、その期間中 (3/31-4/7) の撮影時間と撮影数の関係を日ごとに色を変えて積み重ねたものである。図 9 から、期間中、どの時間帯で撮影数が多いかを知ることが可能である。本研究では、期間に着目したが、提案法で抽出された I_h に含まれる時間情報付き写真群を用いれば、集合知の観点から、提案法を地域と時間帯を推薦するという問題へ拡張することも可能となる。ただし、日の出や夕焼け、夜景の眺望できる地域と時間帯で定まるホット撮影スポットは、写真の撮影を前提とせずに、観光スポットといい換えることもできる。つまり、ホット撮影スポットの抽出問題は、観光スポット抽出問題への拡張可能性もある。

6.4 空間スケール

局在する地域のサイズをどのように設定するかについては、広域から狭域まで、無数の空間スケールが考えられるという問題がある。本研究では、 h を主要撮影地域のサイズを定めるパラメータとし、3.1 節で、対象とする問題のスケールに応じてユーザが事前に指定するものと位置づけ

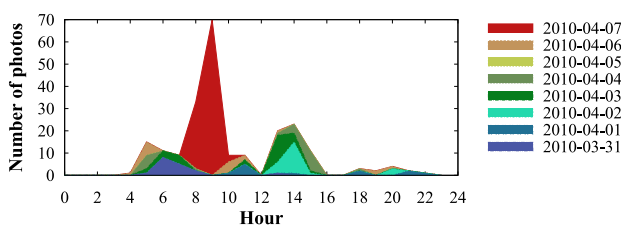


図 9 提案法によって抽出されたホット撮影スポットにおける撮影時間帯ごとの写真数変動

Fig. 9 Time fluctuation of the number of photographs in a hot photo-spot extracted by the proposed method.

た。そして、5.2 節では、本研究の実験上、徒歩圏内という空間スケールとして h を 100m に固定化し、醍醐寺近傍のような規模の地域が得られた。ただし、 h を広域に設定すれば、より大規模の地域が抽出され、 h を狭域に設定すれば、より小規模の地域が抽出される。 h を徒歩圏内と定めても、人が 1 日で歩ける距離を数十 km と考えれば、曖昧性が解消されない。また、醍醐寺規模のスケールを基準としたとき、境内には、桜の撮影スポットとして特に格別な三宝院庭園や、霊宝館など、より小規模の格別な下位地域が内包されるが、この場合、下位地域の存在が埋もれ、見逃される可能性がある。逆に、醍醐寺規模のスケールを基準としたとき、醍醐寺が京都市という、多くの格別な撮影地域を内包する都市規模の格別な上位地域に含まれる事実が見逃される可能性があるという問題もある。木を見て森を見ず、森を見て木を見ず、ということわざがあるように、 h を広域に設定すれば、下位の格別な地域が見逃され、 h を狭域に設定すれば、上位の格別な地域が見逃される可能性がある。京都市のような地域では、多段階の h を扱う階層化が 1 つの解決策である。

本研究の場合、ホットスポット写真は、空間スケールに依存せずつねに緯度・経度情報が扱えるため、階層的に地域を扱う問題への拡張法が考えられる。たとえば、最初に広域の主要撮影地域 R_h を抽出し、得られた R_h 内の写真データを対象として、 h をより小さく設定し、下位の主要撮影地域を抽出する方法が考えられるため、再帰的に「京都」→「醍醐寺」→「三宝院庭園」という内包関係を見つけたり、階層的に構造化されたホット撮影スポットを構築したりする方法が考えられる。ただし、ホット撮影スポットは、地域だけでなく、時期にも着目する点で、時間スケールとの関係を考慮する必要がある。時間スケールと空間スケールの両方を考慮した、ホット撮影スポットの構造化問題を考えることは、今後の重要な課題である。

6.5 隠れスポットの発見

ホット撮影スポットのランキング 6 位である小原の例は、奥地であると述べた。たとえばこの地が、まだ多くの人に知られていない撮影スポットであるとすれば、この地を訪れた撮影者は、将来の人気撮影スポットに成長する可能性を持った地域に先駆的に訪れた人であると考えられ、この場合の撮影者は、実世界の格別の撮影スポットを検出したソーシャルセンサであり、まだ多くの人に知られていない「隠れスポット」を世界に知らしめる、先駆者としてのソーシャルメディアであるともいえる。本研究で抽出されるホット撮影スポットは、年間の写真総数が少ない傾向があることから、隠れスポットをとらえている可能性もある。本研究の空間と時間に着眼点を置く方法は、多数の一般人の撮影行動から、集合知として隠れスポットを発見する問題への応用も期待される。

6.6 ホット撮影期間

ホット撮影期間の抽出には、提案法だけでなく、バースト性に着目した Kleinberg [17] の手法や、ある出来事に含まれる時系列データ群を抽出・整列し、階層的に整理を行う Naaman ら [14] のアプローチなど、様々な時系列解析法の適用も考えられる。提案法とこれらの手法との性能比較は、今後の重要な課題である。しかしながら、我々は局在する地域と時期のペアから定まるホット撮影スポットの自動抽出という新たな問題を提起し、まず第一歩としてシンプルで有効かつ効率的な手法を与えた。さらに、現実の大規模な写真データベースを用いた実験でその有効性を実証した。本研究は、より一般化された空間と時間軸に局在する実時空間の抽出問題に向けて、重要な第一歩としての意義があると考えている。

7. まとめ

本研究では、数多くの人々が撮影した、撮影場所を示す地理情報や撮影時間の情報が付与された大量の写真データを用いて、実世界の空間に局在する主要撮影地域と、時間軸上に局在し、他の地域と比較して顕著にその地域で写真が撮影されているホット撮影期間とのペアをホット撮影スポットと呼んで、その局在する実時空間の抽出問題に取り組んだ。そして、ホット撮影スポットの数理モデルと、その効率的な抽出法を提案し、人工データと実データを用いた実験により、提案法の有効性を実証した。今後は、応用を検討し、さらなる効率性や拡張性を求め、ホット撮影スポットの抽出問題の優れた解法を探求する。そのさらなる発展に向け、ホット撮影スポットの自動抽出という新たな問題を考え、有効かつ効率的な手法を提案した本研究は、その重要な第一歩であるといえる。

謝辞 本研究の一部は JSPS 科研費 23650113 の助成を受けたものである。

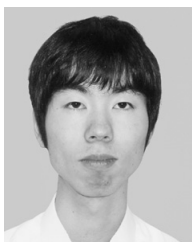
参考文献

- [1] 垂水浩幸：ソーシャルメディアと実世界, 情報処理, Vol.51, No.7, pp.782-788 (2010).
- [2] Sakaki, T., Okazaki, M. and Matsuo, Y.: Earthquake Shakes Twitter Users: Real-time Event Detection by Social Sensors, *Proc. 18th International Conference on World Wide Web*, pp.851-860 (2010).
- [3] 川村秀憲, 鈴木恵二, 山本雅人, 松原 仁：観光情報学, 情報処理, Vol.51, No.6, pp.642-648 (2010).
- [4] 松原 仁：特集：「観光と知能情報」にあたって, 人工知能学会誌, Vol.26, No.3, p.225 (2011).
- [5] 味八木崇, 暦本純一：集合知センシングによる実世界インタフェース, 情報処理, Vol.51, No.7, pp.775-781 (2010).
- [6] Crandall, D.J., Backstrom, L., Huttenlocher, D. and Kleinberg, J.: Mapping the world's photos, *Proc. 18th International Conference on World Wide Web*, pp.761-770 (2009).
- [7] Yin, Z., Cao, L., Han, J., Zhai, C. and Huang, T.: Geographical Topic Discovery and Comparison, *Proc. 20th International Conference on World Wide Web*, pp.247-256 (2011).
- [8] 王 佳な, 野田雅文, 高橋友和, 出口大輔, 井手一郎, 村瀬 洋：Web 上の大量の写真に対する画像分類による観光マップの作成, 情報処理学会論文誌, Vol.52, No.12, pp.3588-3592 (2011).
- [9] Arase, Y., Xie, X., Hara, T. and Nishio, S.: Mining People's Trips from Large Scale Geo-tagged Photos, *Proc. 18th International Conference on Multimedia*, pp.133-142 (2010).
- [10] Yin, H., Lu, X., Wang, C., Yu, N. and Zhang, L.: Photo2Trip: An interactive trip planning system based on geo-tagged photos, *Proc. 18th International Conference on Multimedia*, pp.1579-1582 (2010).
- [11] Lu, X., Wang, C., Yang, J.-M., Pang, Y. and Zhang, L.: Photo2Trip: Generating travel routes from geo-tagged photos for trip planning, *Proc. 18th International Conference on Multimedia*, pp.143-152 (2010).
- [12] Swan, R. and Allan, J.: Automatic generation of overview timelines, *Proc. 23rd Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, pp.49-56 (2000).
- [13] 福井健一, 齊藤和巳, 木村昌弘, 沼尾正行：自己組織化ネットワークによる動的クラスタの可視化編纂, 人工知能学会論文誌, Vol.23, No.5, pp.319-329 (2008).
- [14] Naaman, M., Song, Y.J., Paepcke, A. and Garcia-Molina, H.: Automatic Organization for Digital Photographs with Geographic Coordinates, *Proc. ACM/IEEE-CS JCDL Joint Conference on Digital Libraries*, pp.53-62 (2004).
- [15] Levy, P.: *Collective Intelligence: Mankind's Emerging World in Cyberspace*, Basic Books (1999).
- [16] Surowiecki, J.: *The Wisdom of Crowds: Why the Many Are Smarter Than the Few and How Collective Wisdom Shapes Business, Economies, Societies and Nations*, Doubleday (2004).
- [17] Kleinberg, J.: Bursty and hierarchical structure in streams, *Proc. 8th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp.91-101 (2002).



熊野 雅仁 (正会員)

1991年立命館大学理工学部基礎工学科卒業。1991年龍谷大学理工学部実験助手。2008年同大学理工学部実験講師、現在に至る。映像理論・コンテンツ制作支援技術・ソーシャルメディアネットワークに関する研究と教育に従事。博士(工学)(神戸大学大学院工学研究科情報知能学専攻)。電子情報通信学会, 日本音響学会, 映像情報メディア学会, 人工知能学会, 認知科学会, 芸術科学会, 日本教育工学会, IEEE-CS, ACM 各会員。



小関 基徳

2012年龍谷大学工学部電子情報学科卒業。現在、同大学大学院理工学研究科電子情報学専攻在学中。



小野 景子

2003年同志社大学大学院工学研究科修士課程修了。2007年同大学大学院工学研究科博士課程修了。博士（工学）、2009年同大学研究開発推進機構省エネルギー照明システム研究センター特定任用研究員（助教）。2010年龍谷大学工学部電子情報学科助教。並列処理、最適設計、進化計算等の研究に従事。電気学会、進化計算学会、建築学会各会員。



木村 昌弘

1987年大阪大学理学部数学科卒業。1989年同大学大学院理学研究科数学専攻修士課程修了。同年日本電信電話株式会社入社。NTTコミュニケーション科学基礎研究所を経て、現在、龍谷大学工学部電子情報学科教授。複雑ネットワーク科学、データマイニングおよび機械学習の研究と教育に従事。博士（理学）。日本数学会、日本応用数理学会、人工知能学会、電子情報通信学会各会員。