

ジオタグ付き写真を用いた意味的な移動軌跡の分析 Analysis of the Semantic Trajectories using Geo-tagged Photos

瀧本祥章[†] 石川佳治[†] 杉浦健人[†] 脇田佑希子[†]
Yoshiaki Takimoto Yoshiharu Ishikawa Kento Sugiura Yukiko Wakita

1. はじめに

多数のユーザの移動軌跡から行動パターンを検出する取り組みが盛んに行われている。特に近年では、チェックイン情報や写真、テキストなどさまざまな情報が付加された意味的な移動軌跡の分析が注目されている [1]。例えば、Splitter[2] では Foursquare[3] から収集した POI (Point Of Interest) のチェックイン情報からなる意味的な移動軌跡を分析し、POI のカテゴリ (例: オフィス, 公園) が同一で、距離が近いものをグループとしてまとめ、頻出するグループ間の遷移を意味的な軌跡パターンとして検出する。

一方、Flickr[4] など写真を扱う SNS が普及し、容易に多量の写真を収集できるようになった。また、パターン認識や機械学習の発展により写真を分析し、被写体を表すタグを付加する Clarifai API[5] などのツールが出現している。

本研究では写真から構成される意味的な移動軌跡を分析し、[2] と同様に意味的な軌跡パターンを検出する。[2] では、意味的な移動軌跡に付加された情報として、POI が既知であり、ユーザが訪問した POI とその POI の属性が明らかであることを想定している。そのため、扱える意味的な移動軌跡に制限があった。これに対し、本研究では意味的な移動軌跡から POI の抽出を行うため、POI に関する事前知識を必要としない。そのため、扱える意味的な移動軌跡が多岐にわたり、より一般的な意味的な軌跡パターン検出が可能である。加えて、POI を意味的な移動軌跡から抽出するため、未知の POI の発見も可能であると考えられる。

2. 問題定義

意味的な移動軌跡や意味的な軌跡パターンにはさまざまな定義が考えられる。ここでは、意味的な移動軌跡を以下のように定義する。

定義 1 意味的な移動軌跡 $I = \{I_1, \dots, I_n\}$ はユーザが撮影した写真の系列である。各写真は撮影時刻 $I.t$, 撮影位置 $I.l$ を持つ。

次に意味的な軌跡パターンを以下のように定義する。

定義 2 意味的な軌跡パターン $S = \{p_1, \dots, p_m\}$ は POI (p_i) 間の遷移で構成される。

ただし、POI は付近で類似する複数の写真が撮られた地点であり、クラスタリングにより意味的な移動軌跡の集合 T から抽出する。

本研究では、意味的な移動軌跡集合を分析し、頻出する意味的な軌跡パターンの検出を行う。

3. 提案手法

提案手法の流れは以下のとおりである。まず、収集した意味的な移動軌跡に含まれる各写真に対し、Clarifai API を用いて被写体を表すタグをその確信度と共に複数個付加する。次に付加したタグと確信度から写真間の類似度を計算し、類似度と位置情報を用いてクラスタリングを行い、POI を抽出する。最後に抽出した POI と意味的な移動軌跡から POI 間



タグ	確信度
water	0.995
landscape	0.989
tree	0.983
travel	0.980
mountain	0.980
⋮	⋮

図 1: タグと確信度の例¹

の遷移の頻度を求め、頻出であるものを意味的な軌跡パターンとして出力する。以下に各過程について順に述べる。

3.1 タグの付加

ユーザが興味を持ったものを明らかにするため、Clarifai API などの写真の解析ソフトウェアを用いて各写真を分析し、被写体を表すタグとその確信度のペアを複数個付加する。なお、確信度は解析ソフトウェア (例: Clarifai API) で計算されるものとし、タグ集合内に存在しないタグの確信度は 0 とする。Clarifai API により付加したタグの例を図 1 に示す。

3.2 類似度の計算

写真 I_x, I_y 間の類似度 sim を Jaccard 係数を拡張し、以下のように定義する。

$$\begin{aligned} \text{sim}(I_x, I_y) &= \frac{|X \cap Y|}{|X \cup Y|} \\ &= \frac{\sum_{w \in X \cap Y} \min(X[w], Y[w])}{\sum_{w \in X \cup Y} \max(X[w], Y[w])} \end{aligned}$$

ただし、 X, Y は各々 I_x, I_y に付加されたタグの集合であり、 $X[w]$ はタグ集合 X におけるタグ w の確信度とする。なお、拡張前の Jaccard 係数と同様に類似度 $\text{sim}(I_x, I_y)$ は $0 \leq \text{sim}(I_x, I_y) \leq 1$ を満たし、その値が大きいほど、写真 I_x, I_y は類似する。

3.3 クラスタリング

写真間の類似度と位置情報を用いてクラスタリングを行い、POI を抽出する。本稿では、DBSCAN[6] をベースに、類似度を考慮するクラスタリング SimDBSCAN を提案する。SimDBSCAN のアルゴリズムをアルゴリズム 1 に示す。基本的な流れは DBSCAN と同一であるが、写真 I の ϵ 近傍の写真 $Neighbors$ を考慮するとき、写真 I との類似度が閾値 τ 以上であることを条件に加えるという点で異なる (アルゴリズム 1: 7-9 行目, 手続き `expandCluster`: 6-8 行目)。

3.4 行動パターン抽出

クラスタリングにより抽出した POI 間の遷移を調べる。まず、各ユーザの意味的な移動軌跡を POI 間の遷移 $\{p_1, \dots, p_n\}$ に置換する。次に、系列パターンマイニング [7] を行い、訪問順が同一である部分列を発見する。このとき、出現数が閾値 σ 回以上であるものを頻出する意味的な軌跡パターンとして出力する。

[†]名古屋大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science, Nagoya University

¹写真は Flickr 中の画像

アルゴリズム 1: SimDBSCAN

Input: $\mathcal{T}, \varepsilon, MinPts, \tau$
Output: C // クラスタ集合

```

1  $C \leftarrow \phi$  foreach  $I \in \mathcal{T}$  do
2   if is_visited(I) then
3     continue
4    $I$  を visited とマーキング
   /*  $\varepsilon$  近傍かつ類似度  $\tau$  以上の写真数を確認 */
5    $Neighbors \leftarrow \text{rangeQuery}(I.l, \varepsilon)$  //  $\varepsilon$  近傍
6   foreach  $I' \in Neighbors$  do
7     if sim(I, I') < \tau then // 類似度
8       I' を Neighbors から取り除く
9   if sizeOf(Neighbors) < MinPts then
10    I をノイズとマーキング
11  else
12     $C$  を初期化 (新しいクラスタ)
13    expandCluster(I, Neighbors, C, \varepsilon, MinPts, \tau)
14     $C$  を  $C$  に追加

```

手続き expandCluster

Input: $I, Neighbors, C, \varepsilon, MinPts, \tau$

```

1  $I$  をクラスタ  $C$  に追加
2 foreach  $I' \in Neighbors$  do
3   if !is_visited(I') then
4      $I'$  を visited とマーキング
5      $Neighbors' \leftarrow \text{rangeQuery}(I'.l, \varepsilon)$ 
6     foreach  $I'' \in Neighbors'$  do
7       if sim(I', I'') < \tau then
8         I'' を Neighbors' から取り除く
9     if sizeOf(Neighbors) \geq MinPts then
10       $Neighbors$  に  $Neighbors'$  の要素を追加
11 if  $I'$  がどのクラスタにも属さない場合 then
12   I' を C に追加

```

4. 抽出パターン例

実際に、Flickr から 2015 年 1 月 1 日から同年 7 月 22 日の間に京都市近辺で撮られた写真 20066 枚を収集し、パラメータを表 1 のとおりに設定し、本手法を適用した。その結果、860 個の POI を抽出し、意味的な軌跡パターンを得た。得られたパターンの長さとその個数を表 2 に示す。また、パターンの例 $S = \{p_1, p_2\}$ を図 2 に示す。このパターンは支持度が 7 であり、 p_1 は 20 枚の写真、 p_2 は 15 枚の写真で構成され、それぞれ渡月橋近辺、竹林の道で撮影されている。また、 p_1 では“river”や“tree”, “water”, p_2 では“wood”や“tree”, “leaf”などそれぞれ自然を表すタグが多く付加されている。この意味的な軌跡パターンから、自然を楽しむユーザーが渡月橋から竹林の道によく移動するということがわかる。

²写真は Flickr 中の画像

表 1: 設定したパラメータ 表 2: 得られたパターン数

パラメータ	値	長さ	個数
ε	10m	2	67
$MinPts$	3	3	17
τ	0.3	4	1
σ	7		

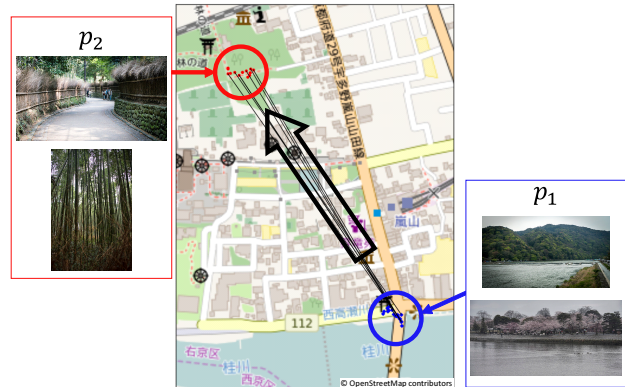


図 2: 抽出パターン例²

5. まとめと今後の展望

本稿では、ジオタグ付き写真集合で構成される意味的な移動軌跡から、ユーザーの興味を考慮して頻出行動パターンを抽出する手法を提案した。今後は抽出したクラスタや意味的な軌跡パターンの妥当性の評価を行い、クラスタリングに必要なパラメータの最適値の推定を行う。

謝辞

本研究の一部は、科研費 (16H01722, 26540043) および文部科学省「実社会ビッグデータ利活用のためのデータ統合・解析技術の研究開発」による。

参考文献

- [1] Christine Parent, Stefano Spaccapietra, Chiara Renso, Gennady Andrienko, Natalia Andrienko, Vania Bogorny, Maria Luisa Damiani, Aris Gkoulalas-Divanis, Jose Macedo, Nikos Pelekis, Yannis Theodoridis, and Zhixian Yan. Semantic trajectories modeling and analysis. *ACM Computing Surveys*, Vol. 45, No. 4, 2013.
- [2] Chao Zhang, Jiawei Han, Lidan Shou, Jiajun Lu, and Thomas La Porta. Splitter: Mining fine-grained sequential patterns in semantic trajectories. *Proceedings of the VLDB Endowment*, Vol. 7, No. 9, pp. 769–780, 2014.
- [3] About Foursquare. <http://foursquare.com/about>.
- [4] Flickr. <https://www.flickr.com/>.
- [5] Clarifai API. <https://www.clarifai.com/api>.
- [6] Martin Ester, Hans-Peter Kriegel, Jörg Sander, and Xiaowei Xu. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In *KDD*, pp. 226–231, 1996.
- [7] Rakesh Agrawal and Ramakrishnan Srikant. Mining sequential patterns. In *ICDE*, pp. 3–14, 1995.