

# 複数の生活パターンの共通部分に注目した場所の重要度判定と行動範囲推定への応用の検討

Estimating significance of places focused on common places of life patterns and study to apply to estimating the activity area

平田 瑠

Rui Hirata

岡山大学 阿部研究室

Abe Laboratory, Okayama University

**概要** 本研究では、詳細な見守りが可能な行動範囲の推定方式の確立を目指す。本報告では、日常生活における重要度が高い場所を推定するための特徴量として、ユーザの1日の行動パターンに注目した特徴量を提案する。1名の234日分のGPSデータを使用し、提案した特徴量を用いて行動範囲を抽出した結果、非日常でのみ利用する不要な移動経路を抽出することなく、日常的に利用する必須な移動経路を抽出することができた。

## 1 はじめに

近年の高齢化に伴って、位置情報システムを利用した自動で見守りを行うシステムが注目されている。これらの見守りシステムでは、見守り対象者の現在位置を取得し、見守り対象者が事前に設定されたあるエリアに行くと、見守る側に通知するが、このエリアを見守り対象者の日常的な行動に基づいて定めることができれば、誤報や見逃しの少ない詳細な見守りが実現できると考えられる。

Matsuo ら [1] は、ユーザの行動範囲を「自宅とよく行く場所をよく通る移動経路で連結したもの」と捉え、ユーザのGPSデータから行動範囲を抽出する方式を提案している。この方式では、ユーザの自宅とよく行く場所を与えることで、自宅と入力された各場所とを結ぶ移動経路のうち、通る頻度が高いものを抽出できる。移動経路の抽出は与えられる場所に大きく依存し、正確に移動経路を抽出するためには正確にユーザがよく行く場所を与える必要がある。特に、旅行先や出張先など、非日常の行動をしているときに訪れる場所を入力した場合、本来のユーザの行動範囲から大きく逸脱した移動経路が抽出される恐れがある。

本研究では、ユーザがよく行く場所は日常生活における重要な場所であると考えられる。自宅、学校、職場のように、滞在時間が長い場所は日常生活における重要な場所であると考えられるが、旅行先や出張先のような非日常の生活で訪れる場所も、寝泊りのために滞在時間が長くなる可能性がある。

本報告では、日常生活における重要度の高い場所を推定するための場所の特徴量を検討する。ユーザの1日の行動を複数のパターンに分類し、複数の行動パターン

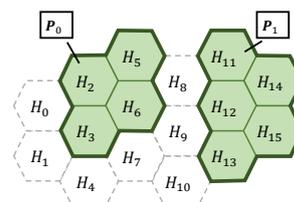


図1: GeoHex から「場所」への変換

で共通して訪れている場所に注目した特徴量を提案する。非日常の生活で訪れる場所は、1つの行動パターンでのみ訪れる場所であると考えられるので、本特徴量により重要な場所と非日常の生活で訪れるような重要でない場所が分離できると考えられる。

本報告では、1名のGPSデータから抽出された場所に対して、提案する特徴量の他に、滞在時間と訪問回数を算出した。また、それぞれの特徴量の値が上位の場所を用いて、Matsuo ら [1] の方式で著者の行動範囲を抽出し、非日常でのみ利用する移動経路を抽出することなく、日常的に利用する移動経路が抽出できたかどうかを評価した。

## 2 提案方式

本報告では、ユーザの1日の行動を、訪れた「場所」で特徴付けられるパターンと考える。このパターンをクラスタリングし、各「場所」がいくつかのクラスタに含まれているか数え上げ、その数をその「場所」の特徴量とする。

まず、「場所」を、ユーザのGPSデータから抽出する。[2]の方式を用いて、GPSの時系列データを滞在状態と移動状態に分類し、滞在状態の緯度経度座標をGeoHexを用いて量子化する。その後、図1のように、隣接したひとつかたまりを「場所」として抽出する。

次に、ユーザのある1日の行動パターンを、全「場所」の訪問回数のベクトル  $w$  で表現する。

$$w = (p_0, p_1, \dots, p_N)$$

ここで、 $p_i$  は「場所」 $P_i$  の訪問回数、 $N$  はユーザのデータ収集期間全体にわたる「場所」の異なり数である。

次に、1日ごとに作成されたベクトル  $w$  の集合を、k-means 法により  $k$  個のクラスタに分割する。クラス

タ分割によって、1つ1つのクラスタがユーザの行動パターンを表し、似た行動をしている日が同じクラスタに分類されると考えられる。

次に、式(1)のように、クラスタ  $C_i$  に属するベクトル  $w$  の和  $W^{(C_i)}$  を求める。

$$W^{(C_i)} = \sum_{w \in C_i} w \quad (1)$$

こうして、クラスタごとに各「場所」の訪問回数を得る。

その後、複数のクラスタで共通して訪れている「場所」は、複数の行動パターンで共通して訪れている「場所」であるから、各「場所」がいくつのクラスタに出現しているかを数え上げ、これを「場所」の共起クラスタ数と呼ぶ。

例えば、「場所」が5個あり ( $P = \{P_0, P_1, P_2, P_3, P_4\}$ )、 $k = 5$  でクラスタリングし、式(1)で次の結果が得られたとする。

$$W^{(C_0)} = (5, 2, 1, 0, 0)$$

$$W^{(C_1)} = (0, 4, 1, 3, 0)$$

$$W^{(C_2)} = (4, 0, 0, 0, 1)$$

$$W^{(C_3)} = (0, 1, 0, 0, 2)$$

$$W^{(C_4)} = (6, 2, 1, 0, 1)$$

この例における各「場所」 $P_i$  の共起クラスタ数  $c_i$  は  $c_0 = 3, c_1 = 4, c_2 = 3, c_3 = 1, c_4 = 3$  となる。

ここで、k-means 法は初期値に依存するため、本報告では  $n$  回のクラスタ分割を行って、その都度共起クラスタ数を求め、最後に「場所」毎に共起クラスタ数を平均した。

本報告では、k-means 法のクラスタ数を  $k = 5$  とし、 $n = 1000$  回のクラスタ分割により特徴量抽出している。

### 3 評価実験

2019年5月1日から12月20までの234日間に1名のユーザが収集したGPSデータを用いて、「場所」を抽出し、総訪問回数が2回以上の「場所」について、滞在時間、訪問回数、共起クラスタ数を計算した。その結果、「場所」は99個得られた。これら99個から選択した  $n$  個の「場所」を用いて、Matsuo ら [1] の方式で行動範囲を抽出した。 $n$  個の選択は、滞在時間、訪問回数、共起クラスタ数の値が上位の「場所」とした。

まず、 $n = 99$  としてすべての「場所」を用いて抽出した行動範囲を地図上に表示し、抽出された移動経路の中から、日常的に利用する必須な移動経路を16個、非日常でのみ利用する不要な移動経路を2個、選抜した。図2, 3に選抜した移動経路の例を示す。

次に、 $n = 10, 20, \dots$  と変化させ、抽出された行動範囲を地図上に表示し、日常的に利用する必須な移動経路と非日常でのみ利用する不要な移動経路が何個抽出されているかを調べた。

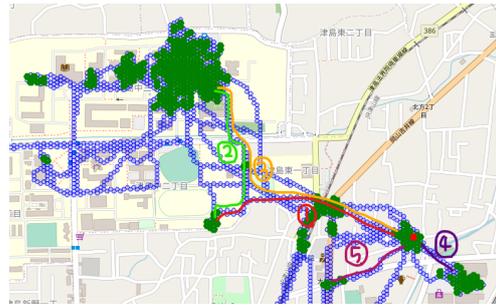


図2: 日常的に利用する必須な移動経路の例 (1 ~ 5)



図3: 非日常でのみ利用する不要な移動経路の例

表1: 抽出された日常的に利用する必須な移動経路の数

	$n$ の値				
	10 個	20 個	30 個	40 個	50 個
滞在時間	12	13	15	15	15
訪問回数	10	14	14	15	15
共起クラスタ数	13	14	15	15	15

表1に、 $n = 10, 20, \dots, 50$  までの抽出された日常的に利用する必須な移動経路の数を示す。 $n = 40$  の時点で、3つの特徴量すべてにおいて、日常的に利用する必須な移動経路を16個のうち15個が抽出できていることから、 $n$  が十分に大きければ、どの特徴量が上位の場所を用いたとしても、必須な移動経路をほとんど抽出できることが確認できた。

表 2: 抽出された非日常でのみ利用する不要な移動経路の数

	$n$ の値				
	10 個	20 個	30 個	40 個	50 個
滞在時間	0	<b>2</b>	2	2	<b>2</b>
訪問回数	0	<b>1</b>	1	1	<b>2</b>
共起クラスタ数	0	0	0	0	<b>0</b>

表 2 に、 $n = 10, 20, \dots, 50$  までの抽出された非日常でのみ利用する不要な移動経路の数を示す。滞在時間が上位の場所を行動範囲の抽出に用いた場合、 $n = 20$  の時点で、非日常でのみ利用する不要な移動経路が 2 つ抽出された。同様に、訪問回数が上位の場所を用いた場合も、 $n = 20$  の時点で、不要な移動経路が 1 つ抽出された。一方、共起クラスタ数が上位の場所を用いた場合は、 $n = 50$  としても、不要な移動経路が抽出されることはなかった。

以上の結果から、共起クラスタ数が上位の場所、すなわち、より多くの行動パターンで共通して訪れる場所を行動範囲の抽出に用いれば、非日常でのみ利用する不要な移動経路を抽出することなく、日常的に利用する必須な移動経路のほとんどを抽出することができることが確認できた。

#### 4 まとめ

本報告では、ユーザの 1 日の行動を複数のパターンに分類し、複数の行動パターンで共通して訪れている場所に注目した特徴量を提案した。1 名の GPS データを用いた実験で、特徴量の値が上位の場所を用いて行動範囲を抽出した結果、提案した特徴量である共起クラスタ数が上位の場所を行動範囲の抽出に用いれば、非日常でのみ利用する不要な移動経路を抽出することなく、日常的に利用する必須な移動経路のほとんどを抽出することができることが確認できた。

今後は、他のユーザのデータを用いて行動範囲を抽出した場合でも、提案法により不要な移動経路を抽出することなく、必須な移動経路を抽出することができることを評価し、提案法の性能についてさらなる分析を行う必要がある。

#### 参考文献

- [1] Y. Matsuo, S. Hara, and M. Abe, "Algorithm to estimate a living area based onconnectivity of places with home," HCI International 2015 - Posters Extended Abstracts, Part II, CCIS 529, pp.570—576, Springer International Publishing, Aug. 2015.
- [2] 平田 瑠, 原 直, 阿部 匡伸, "GPS データのクラスタリングによる日常生活における場所の重要度の分析," マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2020) シンポジウム論文集, pp.785–793, June 2020.