

# GPS データから構築したネットワークにおける ノード次数に基づく行動分析法の検討

藤岡 大輔<sup>1</sup> 原 直<sup>1,a)</sup> 阿部 匡伸<sup>1,b)</sup>

**概要：**個人の位置情報履歴から構築したネットワークの構造的特徴を基に個人の行動分析を行う手法について検討する。本報告では、GPS から取得した位置情報履歴を利用して構築された有向ネットワークを滞在ネットワークと呼ぶ。滞在ネットワークでは位置情報履歴から抽出された滞在地をノードとして扱う。一般に、有向ネットワークの個々のノードは出次数と入次数という構造的特徴量を持っている。滞在ネットワークでは個々のノードが持つ出次数と入次数やそれらの比には偏りがある。そこで、この偏り度合いにはその滞在地における人の行動と関係性があると仮定して、その関係性を分析した。特に、人の行動結果の一つと考えられる滞在地の滞在目的に着目して、次数の偏り度合いと滞在目的との関係性について分析した。

**キーワード：**GPS, 位置情報サービス, 行動分析, 複雑ネットワーク

## Preliminary study for behavior analysis based on degree of nodes in a network constructed from GPS data

**Abstract:** We discuss a behavior-analysis method based on structural features in networks constructed from a personal location history. In this paper, a directed network constructed from GPS location history is called a stay network. Stay network treat set of stay extratcted from the location history as nodes in networks. Generally, nodes of directed networks have out-degrees and in-degrees as structural features. The stay network has biased values of out-degrees, in-degrees and their ratio. Therefore, we assumed existance of relationships between the degree of biased values and human behaviors in the stay, and analyzed the relationships. We focused on a purpose of the stay, which is assumed to be occur as a result of human behavior, and particularly analyzed relationships between the degree of biased values and the purpose of the stay.

**Keywords:** GPS, Location-based service, Behavior analysis, Complex network

### 1. はじめに

近年、人の位置情報を収集する方法が多様化しており、収集した位置情報データに基づく行動分析が広く行われている。行動分析の例として、文献 [1][2] では人の滞在地間の遷移を配列と見なし、シーケンスマイニングにより頻度の高い遷移を抽出している。文献 [3][4] では位置情報に基づくソーシャルネットワークサービスである Gowalla, Brightkite, Foursquare における多人数の行動パターンを分析している。分析によって得られた知識はレコメンドシステムやロケーションウェアサービスなどに応用されている。しかし、個人の日々の詳細な位置データに基づいて

行動を分析するためには今後も様々な検討が必要と考えられる。

本研究ではネットワーク構造の分析に基づく行動分析手法を提案する。人の行動を滞在地間の遷移の集合としてモデル化するために、滞在地によるノードと滞在地間の遷移によるエッジで構成された滞在ネットワークを生成する。ノードとなる滞在地は個人の位置情報履歴から抽出して作成するため、滞在ネットワークは個人の行動を抽象化した表現だと考えられる。

そこで本報告では日々の行動を抽象化した分析を行うために、特定の滞在地における滞在目的に着目する。そして、滞在目的と滞在ネットワークの構造的特徴との間の関係性について分析する。構造的特徴としては個々のノードの入次数と出次数の値を用いるが、本報告ではその構成比も考慮した特徴量について検討する。

<sup>1</sup> 岡山大学 大学院自然科学研究科  
Tsushima-naka 3-1-1, Kita-ku, Okayama, 700-8530, Japan  
a) hara@okayama-u.ac.jp  
b) abe@cs.okayama-u.ac.jp

## 2. 関連研究

ネットワーク構造による分析は、Web のハイパーリンク構造や論文の共著者関係などの身の回りの社会的ネットワークにおいて活用されてきた。分析対象の属性ではなくその繋がりに着目した分析であるため、個々の属性に焦点を当てた分析では得られない新たな知識を得られることが期待できる。

位置情報からネットワーク構造を構築する研究として、伊藤ら [5] の研究が挙げられる。この研究は、ユーザの移動軌跡が交差する点、イベントが発生した点、一定時間以上滞在した点、地図上でランドマークとなっている点をそれぞれノードとして、ノード間の移動をエッジとしたネットワークを構築する。その後、ネットワークを地図と重ね合わせ、ノードやエッジに対応して地図の一部分を拡大縮小することで、ユーザの直感に近い地図を提示させることを目指している。ただし、この研究はネットワークを用いたインターフェースに焦点を当てているためネットワーク構造の分析を行うためには十分な検討が必要である。

また、ネットワークを直接生成してはいないが、滞在地間の遷移について分析する研究として Gambbs ら [6] や Ashbrook ら [7] の取り組みが挙げられる。彼らは人の滞在地から滞在地への遷移においてマルコフモデルを用いることにより、次に遷移する場所を確率的に与える方式を提案している。ただし、この研究は滞在地間の遷移によるシーケンスに焦点を当てているため、本研究が目的とするネットワークの構造に基づく行動特徴では彼らとは異なる分析結果が得られると考えられる。

## 3. 滞在地ネットワークの生成と予備分析

### 3.1 GPS データの収集

被験者 5 人（被験者 A から E）に GPS ロガーを 24 時間携帯してもらい、GPS データを 30 秒おきに自動収集した。GPS ロガーは Global Sat 社の DG-100 を使用した。収集期間は 1 年から 2 年間である。被験者ごとの詳細な収集期間を表 1 に示す。GPS ロガーから得られるデータは「年月日、時刻、緯度、経度」であり、このデータを用いて滞在地を抽出し、滞在地ネットワークを生成する。

### 3.2 GPS データからの滞在地の抽出

本報告では滞在地を「100 m 以内に 5 分以上停留した場所」と定義する。滞在地の抽出アルゴリズムは以下の通り

である。なお、図 1 は以下に説明する方法を図示したものである。

- (i) 1 つ 1 つの GPS データに対し、時系列順に  $P_1, P_2, \dots, P_N$  とする。
- (ii)  $P_{i-1}P_i$  間の速度と  $P_iP_{i+1}$  間の速度がいずれも 1 m/s 以上ならば  $P_i$  は移動中と見なし削除する。ただし、 $i = 1, n$  においては各々  $P_1P_2, P_{n-1}P_n$  の速度を求め 1 m/s 以上ならば  $P_1$  または  $P_n$  を削除する。最終的に残ったデータを時系列順に新しく  $Q_1, Q_2, \dots, Q_M$  とする。
- (iii)  $S_1 = Q_1$  とする。  $S_1$  と  $Q_2$  の距離を計算し、100 m 以内ならば  $S_1$  と  $Q_2$  の緯度経度の平均を求め、新たに  $S_1$  の緯度と経度とする。その後  $S_1$  と  $Q_3, S_1$  と  $Q_4 \dots$  と同様の処理を繰り返し、ある  $m$  において  $S_1$  と  $Q_m$  の距離が 100 m より大きければ  $Q_1$  と  $Q_{m-1}$  の時間差を算出し、5 分以上ならば  $S_1$  を滞在地と見なす。
- (iv)  $S_2 = Q_m$  とする。そして、 $S_2$  と  $Q_{m+1}, S_2$  と  $Q_{m+2} \dots$  において (iii) と同様の処理を繰り返し滞在地  $S_2$  を得る。以下同様の処理を繰り返して、 $S_3, S_4 \dots$  を生成することで、最終的に  $L$  個の滞在地  $S_1, S_2, \dots, S_L$  を得る。

ここで、GPS データ間の速度を求めるためにはデータ間の距離と時間差が必要である。時間差は 2 つの GPS データの時刻より求められる。2 つの GPS データ  $X, Y$  間の距離  $D(X, Y)$  は式 (1) に示した球面三角法により算出する。

$$D(A, B) = R \times \cos^{-1}(\sin \phi_x \sin \phi_y + \cos \phi_x \cos \phi_y \cos(\lambda_y - \lambda_x)) \quad [\text{m}] \quad (1)$$

ただし、定数  $R = 6378137$  [m] を利用<sup>\*1</sup>して、 $\phi_x$  と  $\lambda_x$  は地点 X の緯度と経度、 $\phi_y$  と  $\lambda_y$  は地点 Y の緯度と経度である。

上記の方法によれば同じ場所に別の時間帯に滞在した場合でも別の滞在地として抽出することが可能である。その

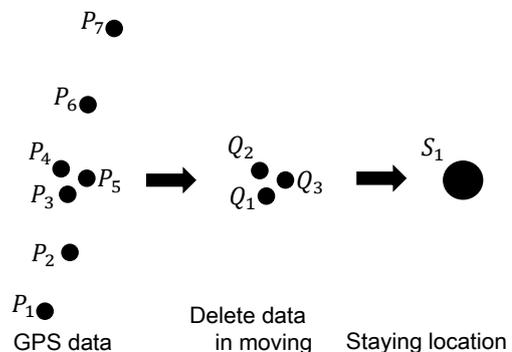


図 1 GPS データから滞在地の抽出過程

Fig. 1 Create staying locations from GPS data

表 1 GPS データの収集期間  
Table 1 Period of GPS data collection

被験者	期間
A	2010.11.26 から 2013. 3.31
B	2011. 4. 4 から 2013. 3.29
C	2012. 5.22 から 2013. 6.13
D	2011. 4. 4 から 2013. 3.17
E	2011. 4. 4 から 2013. 3.31

\*1 測量法施行令第 3 条の 1 に定める楕円体としての地球の長半径の値。

<http://law.e-gov.go.jp/htmldata/S24/S24SE322.html>

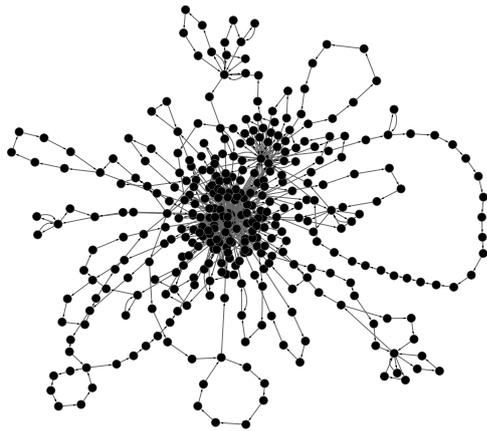


図 2 滞在地のネットワーク (被験者 A)  
 Fig. 2 Network of stay (participant A)

ため、 $S_1, S_2, \dots, S_L$  の中には同じ滞在地を指すデータが複数含まれている。

なお、GPS データから滞在地を抽出する方法として DB-SCAN アルゴリズム [8] が広く知られているが、本研究では採用していない。DBSCAN アルゴリズムは、平面状で点が密になっている箇所を 1 つのクラスとしてクラスタリングすることにより滞在地を抽出する方法である。しかし、この方法では違う時間帯に同じ場所に居たこと (例えば、朝に自宅に居たことと、夜に自宅に居たこと) を区別することができないため、本研究での分析には適していない。

### 3.3 滞在地ネットワークの生成

3.2 節により GPS データから滞在地の系列  $S_1, S_2, \dots, S_L$  が得られた。この系列を用いて滞在地のネットワークを生成する。具体的には  $S_1, S_2, \dots, S_L$  を各々ノードとし、 $S_i$  から  $S_{i+1}$  に向って重み 1 の有向なエッジを張る。その後  $S_1, S_2, \dots, S_L$  の中には同じ滞在地を指すデータが複数含まれている為、ある  $S_a, S_b$  の距離が 100 m 以内であれば同じ場所の滞在地と見なし、1 つのノードとして重ね合わせる。この時同時にエッジも重なる場合は、それらのエッジの重みの和を新たな重みとするエッジを張る。以上により被験者毎の滞在地ネットワークが完成する。

上記の処理で生成された滞在地ネットワークはループ (エッジの両端が同じノードと接続されている) と多重辺 (ある 2 ノード間を 2 本以上のエッジが接続されている) が無く、エッジは 2 つの滞在地間の遷移回数の総和を重みとして持つ有向ネットワークである。図 2 は実際に被験者 A の GPS データから生成した滞在地ネットワークである。ネットワークの描画には Cytoscape \*2 を用いた。表 2 は全被験者の滞在地ネットワークのノード数とエッジ数である。

### 3.4 滞在地ネットワークのスケールフリー性

ネットワークにおいて、ノードに接続しているエッジの本数を次数と呼ぶ。特にノードから出る向きで接続してい

表 2 被験者毎の滞在地ネットワークのノード数とエッジ数  
 Table 2 The number of nodes and edges for every participants' network of stay

被験者	ノード数	エッジ数
A	348	1246
B	140	540
C	102	420
D	123	488
E	195	1084

表 3 全被験者のべき指数の値  
 Table 3 Exponents of all participants

被験者	ノード数	$\gamma_{out}$	$\gamma_{in}$
A	348	2.8	2.7
B	140	2.9	2.4
C	102	2.6	2.4
D	123	2.4	2.1
E	195	2.1	2.2
参考			
映画俳優のネットワーク [9]	212250	2.3	2.3
Web ハイパーリンク構造 [10]	$2 \times 10^8$	2.7	2.1
論文の共著関係 [11]	24841	2.7	2.7

るエッジの本数を出次数、ノードへ入る向きで接続しているエッジの本数を入次数と呼ぶ。次数  $k$  が存在する割合  $p(k)$  がべき乗則  $p(k) \propto k^{-\gamma}$  に従う時、そのネットワークはスケールフリー性を持つと言う。ここで  $\gamma$  は「べき指数」と呼ばれる定数である。

スケールフリー性を持つネットワークは少数のノードの次数が大きくなっている一方で、他の大多数のノードの次数は小さいという特徴がある。例えば Web のハイパーリンク構造は、少数のサイトが莫大な数のリンクを集めている一方で他の大多数のサイトはほとんどリンクが張られていないことから、スケールフリー性を持っているとみなせる。また、さまざまな社会的ネットワークにおいてスケールフリー性が成り立つことはすでに検証されており、べき指数  $\gamma$  は 1.05 から 3.4 の間であることが示されている [9]。

そこで、前節で構築した被験者ごとの滞在地ネットワークにおけるスケールフリー性の傾向を分析した。図 3 と図 4 はそれぞれ被験者 A の出次数と入次数の相対頻度である。結果より、出次数と入次数の各々でべき乗則に従っていることが分かる。またこのべき乗則は全被験者の滞在地ネットワークに共通して見られた。表 3 は各被験者において非線形最小二乗法を用いて求めたべき指数の値と、比較対象の映画俳優のネットワーク、Web のハイパーリンク構造、論文の共著関係におけるべき指数である。表 3 より滞在地ネットワークにおけるべき指数  $\gamma$  は 2.1 から 2.9 の間の値をとっていることから、滞在地ネットワークは他の社会的ネットワークとほぼ同等のスケールフリー性を持ったネットワークだと考えられる。

\*2 Cytoscape: <http://www.cytoscape.org/>

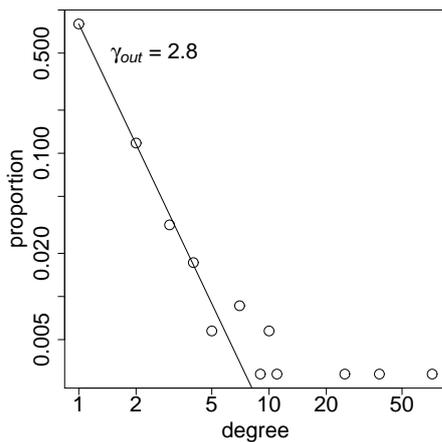


図 3 被験者 A の出次数分布 (両対数)

Fig. 3 Outdegree distribution of participant A (log-log scale)

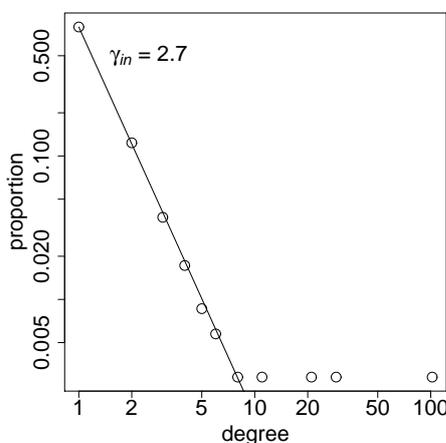


図 4 被験者 A の入次数分布 (両対数)

Fig. 4 Indegree distribution of participant A (log-log scale)

## 4. 滞在地への滞在目的のラベル付与

### 4.1 滞在目的の付与

日常的に滞りする場所を詳細に分析するために、あらかじめ全体在対に対して被験者自身によって手作業で滞在目的を付与させた。付与の際には被験者に自分自身の滞在地を地図上にピンとして提示した (図 5)。そして、一つ一つのピンに対して、その滞在地での滞在目的を以下の 8 種類から選択させた。

- (1) 家 自宅, 下宿先, 実家, 親戚宅など
- (2) 仕事 学校, 職場, アルバイト先, 出張先など勤務のために訪れた場所
- (3) 飲食 レストラン, 居酒屋などの飲食をした場所
- (4) 買物 スーパー, 専門店, 百貨店などの買い物をした場所
- (5) 遊び ゲームセンター, カラオケなどの娯楽をする場所 (観光地も含む)



図 5 被験者に提示した滞在地表示の例

Fig. 5 Example view of the stay for a certain participant

- (6) 乗物待ち 駅, バス停, 空港など公共交通機関を使用するために滞りした場所
- (7) サービス 役所, 郵便局, ホテルなどの買い物よりはサービスを受けることが主体となる場所
- (8) その他 上記 7 種類以外の場所

### 4.2 滞在目的の予備分析

表 4 に被験者ごとの滞在目的の割合を示す。すべての被験者について、「(1) 家」と「(2) 仕事」は少ない傾向が見られるが、これは滞在地の抽出時点でほぼ 1 つにまとめられているためである。被験者 A と被験者 B はやや「(2) 仕事」の割合が多いことから、アルバイトや仕事のために様々な場所へ移動して滞りしていることが考えられる。また、被験者 B は「(6) 乗り物待ち」が一番多いことから、主に電車等で様々な場所へ移動した後に様々な場所に滞りしていることがうかがえる。被験者 A と被験者 C はともに「(5) 遊び」の割合が高いが、被験者 C は被験者 A に比べると「(5) 乗り物待ち」の割合が少なく「(4) 買物」の割合が多いことから、良く行く場所があり、その場所で買物をしていると考えられる。被験者 D と被験者 E は「(3) 飲食」の割合が高いが、被験者 D は「(6) 乗り物待ち」や「(7) 遊び」の割合も比較的高いことから、様々な観光地等に移動して食事を楽しんでいることが想像される。

この分析ではネットワーク構造のみに着目した分析を目的としているため、それぞれの滞在地の滞在時間は考慮していない。より精密な分析を行うためには、滞在地の時間やその滞在地までの移動距離なども活用することが望ましいが、本報告では今後の課題とする。

## 5. 入次数・出次数と滞在目的の関係性の分析

3 節において、滞在地ネットワークの大局的な特徴として、5 名の被験者それぞれのデータから生成されたネットワークは入出次数の分布がべき乗則に従うことを示した。

表 4 被験者ごとの滞在目的の割合。太字はその被験者の中で最も高い値を意味する。

Table 4 Distribution of purposes of stays for each participant. Bold values mean the highest values in each participant.

Purposes	Participants				
	A	B	C	D	E
(1) 家	0.9%	2.9%	2.9%	4.1%	0.5%
(2) 仕事	14.7%	11.4%	8.8%	7.3%	7.7%
(3) 飲食	13.5%	17.9%	19.6%	<b>22.0%</b>	<b>28.2%</b>
(4) 買物	9.2%	15.7%	21.6%	19.5%	27.2%
(5) 遊び	<b>32.8%</b>	11.4%	<b>22.5%</b>	16.3%	7.7%
(6) 乗物待ち	20.1%	<b>25.0%</b>	14.7%	13.8%	9.7%
(7) サービス	8.9%	9.3%	1.0%	6.5%	6.7%
(8) その他	0.0%	6.4%	8.8%	10.6%	12.3%

本節では個々のネットワークに着目して分析を行う。具体的には、まず入次数と出次数の偏り度合いを数値化する。そして、これらの滞在地に関して算出された偏り度合いと4節で検討した滞在地での滞在目的との関係を分析する。

### 5.1 入次数と出次数の偏り度合いの定義

本報告で扱う滞在地のネットワークはエッジが有向であるため、あるノードにおける入次数と出次数はノードによって偏りがあると考えられる。表5は被験者Eの滞在地ネットワークの中からノードの一部を取り出し、その入出次数を表したものである。表5よりノード2, 3の入出次数に偏りが見られる。この偏りは、そのノードが指す滞在地がさまざまな場所から遷移されている場所なのか、さまざまな場所へ遷移していく場所なのかを表しており、その滞在地における個人の行動を強く表していると考えられる。そこで本報告では、ノード*i*の入出次数の偏りの指標として  $b(i)$  を以下の式(2)として定義した。

$$b(i) = \frac{\log(d_{out}(i)/d_{in}(i))}{\log(K-1)} \quad (2)$$

ここで、 $d_{out}(i)$  と  $d_{in}(i)$  はそれぞれノード*i*の出次数と入次数である。また、 $K$  はネットワーク内の全ノード数を指す。 $b(i)$  は-1から1の間の値をとり、-1に近づくほど入次数への偏りが強く、1に近づくほど出次数への偏りが強いことを表す。

### 5.2 日常的に滞在する場所

5.1節で定義した指標は数回のみ滞在した滞在地に適用する場合、入次数と出次数がどちらも必然的に小さな値をとるため有効な値が得られない。また、先行研究[12]によ

表 5 被験者Eの一部のノードの入出次数

Table 5 In-/Out-degrees calculated from a part of the participant E's nodes

ノード	入次数	出次数	偏り
1	59	58	ほとんどない
2	7	30	出次数に偏りがある
3	33	21	入次数に偏りがある

り日常的に滞在する度合いが相対的に高い滞在地は、個人の特徴が表れやすいことが示されている。そこで、滞在地ネットワークの中から日常的に滞在する度合いが相対的に高い滞在地を抽出する方法を検討する。

本報告では日常的に滞在する場所を抽出する方法として、以下の指標を考慮した。

- (a) 滞在地の入りの遷移数と出の遷移数の和
- (b) ハブとなる度合い

(a) は日常的に滞在する場所は必然的に遷移回数が増えることを考慮した指標である。(b) は日常的に滞在する場所はさまざまな滞在地と隣接したハブとなりやすいことを考慮した指標である。

そして、ノード*i*における日常的に滞在する度合いを式(3)の  $M_i$  として定義した。

$$M_i = \log(f_i) \times e_i \quad (3)$$

$$f_i = \sum_j w_{ij} + \sum_k w_{ki}$$

$$e_i = \frac{1}{r} \sum_j a_{ij} e_j$$

ここで、 $f_i$  はノード*i*における入りの遷移数と出の遷移数の和を表しており、 $w_{ij}$  はノード*i*から*j*への遷移回数である。 $e_i$  はノード*i*における固有ベクトル中心性を表しており、 $a_{ij}$  はノード*i*からノード*j*へのエッジがあれば1、なければ0をとる。 $r$  は正の比例定数である。

固有ベクトル中心性とは、ハブとなっているノード、もしくはハブとのネットワーク上での距離が短いノードほど高い値をとる尺度である。これは、Webページの重要度を示す指標の1つであるページランク[13]としても応用されている。本報告では各被験者において、全滞在地の  $M_i$  を求めた後、その総和を求め、上位から75%までを占める滞在地を日常的に滞在する場所とした。図6は  $M_i$  の総和における割合と全滞在地数における割合の関係を表したものである。図より  $M_i$  の総和から上位75%までを占めるノードは各被験者において、全体のノードの約20%以下であることが分かる。

### 5.3 「家」と「仕事」に着目した指標の分析

本節では、8つの滞在目的のうち「(1) 家」と「(2) 仕事」に注目して分析を行う。「(1) 家」と「(2) 仕事」はほぼ特定の場所に何回も滞在する場所であるため、滞在回数のみから特徴的な滞在地として検出することは可能である。両者を識別するためには、例えば地図と位置情報を利用する方法が考えられるが、本研究では位置情報を利用せずネットワーク上の構造的な特徴から「(1) 家」と「(2) 仕事」の分類可能性を検討する。

5.2節で抽出した上位75%の滞在地において式(2)を用いることで、全被験者の日常的に滞在する滞在地の入次数と出次数の偏りについて分析した。図7は、全被験者の日常的に滞在する滞在地から滞在目的が「家」と「仕事」とな

る滞在地を抽出し、それぞれの偏り度合いの相対頻度を示している。図より、滞在目的が「家」である滞在地は-0.075から0.025の間に分布しており出次数と入次数の偏りは小さいことが分かる。これは、さまざまな場所から「家」へ遷移し、さまざまな場所へ遷移していくという行動により、結果として出次数と入次数の差が小さくなっていることが要因だと考えられる。また、滞在目的が「仕事」である滞在地は-0.275から0.325の間に分布し、「家」と比較すると入出次数が偏りやすいことが分かる。これはさまざまな場所から仕事へ向かい、仕事終わりにはほぼ決まった場所へ向かうといった行動や、ほぼ決まった場所から仕事へ向かい、仕事終わりにはさまざまな場所へ向かうという行動が要因だと考えられる。

以上より「家」「仕事」となる滞在地と入出次数の偏りにおいては関係性があることが分かる。入出次数の偏りという指標はネットワークの構造のみから抽出することが出来るため、この指標を頻度が高い滞在地に適用すれば、「家」的な特徴をもつ滞在地や「仕事」的な特徴を持つ滞在地を抽出することができる。これにより、「家」的滞在地を多く持つユーザや「仕事」的滞在地を多く持つユーザなどのユーザの行動傾向を掴むことが可能になると考えられる。

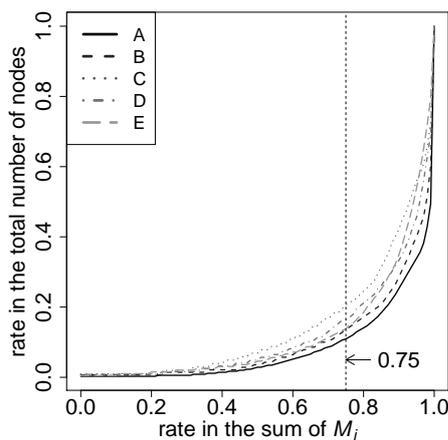


図 6  $M_i$  の総和と全滞在地数の割合毎の関係性

Fig. 6 Relation between each rate of sum of  $M_i$  and total number of nodes

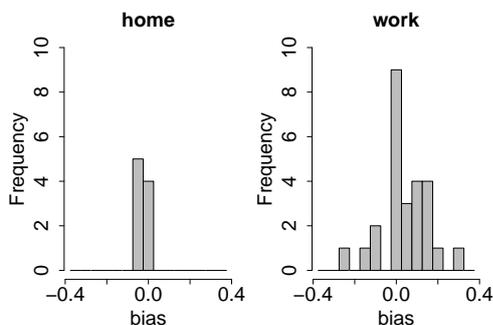


図 7 全被験者の家と仕事の滞在地における偏り度の分布

Fig. 7 Distribution of bias factor in all participants' home and work

## 6. まとめと今後の課題

本報告では位置情報から滞在地ネットワークを生成し、ネットワーク構造による行動分析を行った。滞在地ネットワークには社会的ネットワークと同様にスケールフリー性が確認され、ハブとなる滞在地が存在することが示唆された。次に、滞在地の滞在目的を分類するために、被験者自身による滞在地への滞在目的の付与を行った。最後に、滞在目的とそのノードの入出次数の偏りの関係性の分析結果から、「家」と「仕事」のそれぞれで異なる特徴が現れることが示された。以上よりネットワーク構造による行動分析によって有益な行動特徴が得られる可能性を示唆した。

今後の課題として、具体的なサービスの検討とそのサービス構築が挙げられる、また、被験者の属性の影響や有益な特徴を得るために必要なデータ量についても検討する必要がある。実際のサービスでは長期的に利用することが考えられるが、被験者自身が年齢を重ねることに起因する被験者の属性や行動特性の経年変化への対策も興味深い課題である。

## 参考文献

- [1] 西野正彬ら, “滞在地遷移情報からの行動パターン抽出方式の検討,” 情処研報, UBI, vol.2008, no.110, pp.57-64, Nov. 2008.
- [2] 柳沢豊ら, “実世界中で行動する人間の移動軌跡データからの特徴抽出,” 情処研報, UBI, vol.2003, no.115, pp.43-48, Nov. 2003.
- [3] H. Wang, *et al.*, “Location recommendation in location-based social networks using user check-in data,” Proc. ACM SIGSPATIAL GIS 2013, pp.364-373, Nov. 2013.
- [4] A. Noulas, *et al.*, “An empirical study of geographic user activity patterns in foursquare,” Proc. ICWSM, pp.570-573, 2011.
- [5] 伊藤昌毅, 徳田英幸, “ユーザの行動を反映した位置履歴表示システムの構築,” DICOMO2003 シンポジウム, pp.477-480, Jun.2003.
- [6] S. Gambs, *et al.*, “Next place prediction using mobility markov chains,” Proc. MPM' 12, pp. 1-6, 2012.
- [7] D. Ashbrook and T. Starner, “Using gps to learn significant locations and predict movement across multiple users,” Personal and Ubiquitous Computing, vol.7, no.5, pp.275-286, 2003.
- [8] M. Ester, *et al.*, “A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise,” KDD' 96, pp.226-231, 1996.
- [9] R. Albert and A.-L. Barabasi, “Statistical mechanics of complex networks,” Reviews of Modern Physics, vol.74, no.1, pp.47-97, 2002.
- [10] A. Broder, *et al.*, “Graph structure in the web,” Proc. WWW9, pp.309-320, 2000.
- [11] 杉山浩平ら, “論文の引用・共著関係から何が分かるか?,” 信学技報, IN, vol.106, no.42, pp.85-90, 2006.
- [12] 藤岡大輔ら, “GPS データから抽出した滞在地のネットワークにおける個人の特徴分析,” 信学技報, LOIS, vol.112, no.466, pp.179-184, 2013.
- [13] L. Page, *et al.*, “The pagerank citation ranking: bringing order to the web,” Technical Report 1999-66, Stanford InfoLab, 1999.