

# 位置情報サービスが行動に与える影響の分析

落合 桂一<sup>1,2,a)</sup> 深澤 佑介<sup>1</sup> 松尾 豊<sup>2</sup>

概要：スマートフォンの普及を背景に位置情報サービスが注目されている。位置情報サービスは現地に行くことで利用が可能となるものもありコンテンツ配置がユーザの行動に影響を与えられられる。そこで、本研究では Pokémon Go を例として位置情報サービスの利用によるユーザの行動変化を分析する。具体的には Foursquare のチェックインデータを用いて、チェックイン回数や時間帯、訪問したスポットの傾向やカテゴリの傾向、移動距離などを、サービス利用前後および利用者と非利用者で比較し特徴を分析する。

## Analysis of Effect of Location-based Service for Human Mobility

KEIICHI OCHIAI<sup>1,2,a)</sup> YUSUKE FUKAZAWA<sup>1</sup> YUTAKA MATSUO<sup>2</sup>

### 1. はじめに

スマートフォンでは GPS, Wi-Fi, 携帯電話の基地局情報などを利用し、端末の位置情報を取得することができる。そのため、スマートフォンの普及に伴い位置情報を利用したサービスやゲームが注目されている。例えば 2016 年 7 月に Niantic 社がリリースした Pokémon Go<sup>\*1</sup> は世界中で利用されている。位置情報ゲームでは、その場に行くことでゲーム内のアイテムやポイントを入手したりゲームを行うことが可能となるため、コンテンツの配置が人々の行動に影響を与えられられる。このような位置情報ゲームの特性を集客に利用する動きもある。例えば日本マクドナルドは Niantic 社と提携し、店舗を他プレイヤーのポケモンと戦う「ジム」やアイテムを入手できる「ポケストップ」として登録し店舗に立ち寄りきっかけとすることを発表<sup>\*2</sup>している。また、自治体でも横須賀市は観光促進のため横須賀中心市街地の「Pokémon GO」MAP を公開<sup>\*3</sup>している。宮城県と Niantic 社は「Explorer Miyagi<sup>\*4</sup>」と題したイベントを開催した。東日本大震災の被災地である岩

手県、宮城県、福島県の沿岸部に珍しいポケモンの出現率をアップさせるイベントを行い<sup>\*5</sup> 経済効果は約 20 億円と報じられている<sup>\*6</sup>。このような取り組みは、観光スポットやご当地商品など実世界にあるコンテンツだけでなく、デジタルコンテンツが実世界での人々の移動に影響を与えていると考えられる。

Pokémon Go のような位置情報ゲームだけでなく、写真を共有するソーシャルメディアの Instagram<sup>\*7</sup> では、“インスタ映え”と言われるお洒落な写真が撮れるということが動機となり特定の施設を訪れるユーザが存在したり<sup>\*8</sup>、ランニングアプリを利用しているユーザは皇居などランナーに人気のスポットを訪れやすいと考えられる。つまり、利用しているサービスがユーザの訪問場所に影響を与えられられる。しかしながら、位置情報サービスのどの要因がどの程度人の行動に影響を与えるかは定量的にはわかっていない。

そこで、本研究では Web から収集可能なデータを用いて位置情報サービスの人の行動への影響を分析する。本稿では、比較的データの収集が用意な Pokémon Go を分析対象としてサービス利用前後および利用者と非利用者での行動への影響を分析する。行動のデータとして、Foursquare

<sup>1</sup> 株式会社 NTT ドコモ, NTT DOCOMO, INC.

<sup>2</sup> 東京大学, The University of Tokyo

a) ochiaike@nttdocomo.com

\*1 <http://pokemongo.nianticlabs.com/>

\*2 <http://www.mcd-holdings.co.jp/news/2016/promotion/promo0722a.html>

\*3 <http://stg.cocoyoko.net/pdf/20160822pokemonmap.pdf>

\*4 <https://www.pokestop.miyagi.jp/>

\*5 <https://twitter.com/pokemongoappjp/status/796888508803649537>

\*6 <http://www.pref.miyagi.jp/release/ho20161219-6.html>

\*7 <https://www.instagram.com/>

\*8 <https://retrip.jp/articles/61957/>

を通じて Twitter に投稿されたツイートからチェックイン履歴を収集し分析に用いる。

## 2. 関連研究

Althoff らの研究 [1] ではマイクロソフトバンドというリストバンド型の活動量計と Bing の検索ログを組み合わせ、Pokémon Go ユーザの活動量の分析を行った。Bing の検索語から Pokémon Go ユーザを判定し、マイクロソフトバンドで計測した活動量と突合し分析している。その結果、Pokémon Go ユーザの活動量がサービスの利用前後で増加することを報告している。平均で 1000 歩歩数が増加し、各ユーザの平均寿命が 41.4 日増えると試算している。Colley ら [2] は Pokémon Go ユーザの地理的な行動の分析を、世界中の 375 人のユーザからのアンケートを元に行っている。46% のユーザは Pokémon Go をするときに何らかの商品を購入したと回答しており経済的な効果があることや、個人よりグループでの行動を行うことが多いことなどを報告している。株式会社ナイトレイ<sup>\*9</sup> は Twitter などの SNS の投稿を分析しポケモン Go ユーザの人気のスポットやキャラクターの出現度・希少度を可視化するシステムを公開している [3]。

Noulas らの研究 [4] では、Foursquare のデータを対象に、施設 (Point-of-Interest, 以下 POI) へのチェックイン行動を分析している。この研究では、POI をノード、ユーザの移動をエッジと捉え、新しいエッジの生成を予測している。著者のうちの 1 人が Foursquare に所属しており Foursquare のデータセットを利用している。

ソーシャルメディアで公開されているデータを用いて、位置情報サービスを利用することによる行動の変化を分析した研究は著者らの知る限りない。

## 3. データセット

チェックインデータには 2016 年 7 月 1 日～8 月 12 日の Foursquare のデータを利用した。2016 年 7 月 22 日が Pokémon Go が日本でリリースされた日であり、8 月中旬は、日本ではお盆の期間であり通常とは異なる行動を取る可能性が高いと考え、サービスリリースから 8 月 12 日の期間を対象とした。サービスリリース後が 3 週間分のデータであるため、サービスリリース前も 3 週間とした。チェックインデータは Foursquare<sup>\*10</sup> を通じて Twitter<sup>\*11</sup> に投稿されたツイートから取得した。Foursquare を投稿元とするツイートは本文が「I'm at 施設名称 in 市, 県 https:// ~ 」や「ユーザ記述文 (@ 施設名称 in 市, 県) https:// ~ 」となる。ここから施設情報を抽出し

表 1 ユーザ集合の分け方

	リリース前	リリース後
非利用者	$U_A$	$U_B$
利用者	$U_C$	$U_D$

た。ツイートは Twitter API<sup>\*12</sup> により取得した。以上の処理により 943,472 件、79,221 ユーザのチェックインデータを収集した。その中で、7 月 22 日～8 月 12 日の期間で「ポケモン」「ポケストップ」などサービスを利用していると判断できるキーワードを含むツイートを 3 件以上投稿しているユーザを Pokémon Go のサービス利用者、キーワードを含む投稿が 0 件のユーザをサービス非利用者とした。前述の条件により投稿を抽出しているため、Pokémon Go と Foursquare を同時に利用している必要はない。そのため Pokémon Go 利用者と判定されたユーザのチェックインの中でも Pokémon Go と関連のない場所も含まれる。Pokémon Go の利用者は 1,055 ユーザ、非利用者は 46,644 ユーザであった。

## 4. ユーザ行動の分析

本章では位置情報サービスを利用することによる行動の変化を分析する。本稿では Pokémon Go のユーザを対象として、サービス利用開始前後での行動の比較およびサービス利用者・非利用者での比較を行い、行動の違いや行動への影響を明らかにする。

### 4.1 定義

本研究ではユーザの行動を、一定期間内にユーザがチェックインした場所の集合であるチェックイン履歴とする。 $U$  を全ユーザの集合、 $L$  を全 POI の集合、 $T$  を時間の集合 (例えば 1 日を 24 個に区切った時間帯)、それぞれの要素をユーザ  $u \in U$ 、POI  $l \in L$ 、時刻  $t \in T$  とし、チェックインおよびチェックイン履歴を以下の通り定義する。

定義 (チェックイン) ユーザ  $u$  のチェックイン  $v_u$  はユーザ-POI-時刻の 3 つ組  $(u, l, t)$  で表され、ユーザ  $u$  が POI  $l$  に時刻  $t$  に訪問したことを示す。

定義 (チェックイン履歴) ユーザ  $u$  の  $i$  番目のチェックインを  $v_{u,i}$  とすると、ユーザ  $u$  のチェックイン履歴は  $h_u = \{v_{u,1}, v_{u,2}, \dots, v_{u,n}\}$  と表される。これをユーザ  $u$  の行動であるチェックイン履歴と定義する。

定義 (ユーザ集合) ユーザの集合をサービスリリース前後およびサービス利用者/非利用者で分け、表 1 に示す 4 つの集合とする。 $U_A \cup U_B \cup U_C \cup U_D = U$  となる。

### 4.2 チェックイン回数・時間帯の比較

本節では位置情報サービスの利用有無がユーザのチェッ

<sup>\*9</sup> <http://nightley.jp/archives/5773>

<sup>\*10</sup> <https://foursquare.com/>

<sup>\*11</sup> <https://twitter.com/>

<sup>\*12</sup> <https://dev.twitter.com/rest/public>

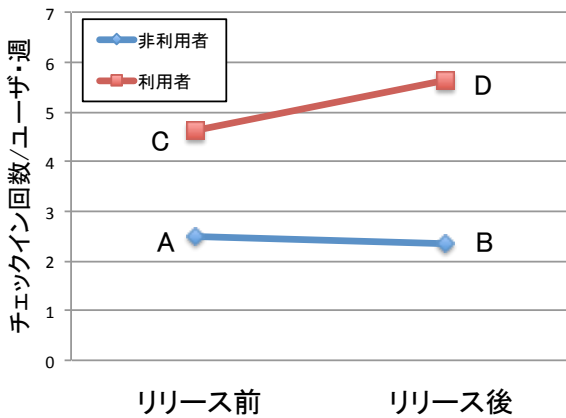


図 1 サービス利用者/非利用者の平均チェックイン回数の比較

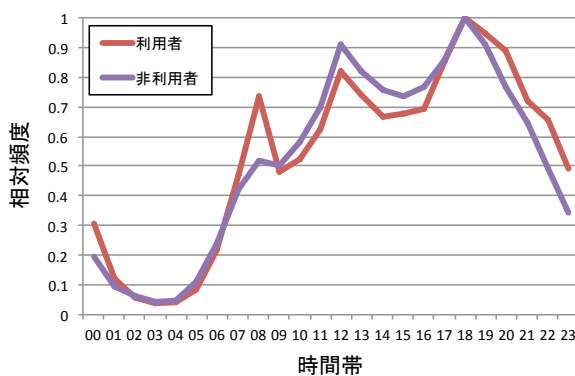


図 2 サービス利用者/非利用者のチェックイン回数推移の比較

クイン回数  $|h_u|$  に影響を与えるかどうかを検証する。サービスの利用がチェックイン回数の増加要因となるか検証するために差分の差分分析 [1] によりチェックイン回数の差を求める。サービス利用者と非利用者のサービス提供開始前後でのユーザごとの週あたりの平均チェックイン回数を図 1 に示す。図 1 中の  $(D - C) - (B - A)$  よりサービスを利用することで週あたり 1.177 回のチェックイン回数が増加したことがわかる。また、時間帯別に平均チェックイン回数を計算したところ全ての時間帯で平均チェックイン回数が増加していた。中でも 20 時, 21 時台の増分が多かった。

次に、 $U_B$  と  $U_D$  を時間別に比較する。図 2 にサービス利用者と非利用者の時間帯ごとのチェックイン回数  $|h_{*,t}|$  の推移を示す。 $h_{u,t}$  はユーザ  $u$ , 時刻  $t$  のチェックイン集合,  $*$  は全ユーザを示す。図では利用者と非利用者の総数が異なるため、チェックイン回数の最大値で正規化している。この図からサービス利用者と非利用者でチェックインの時間帯に差があること、特に朝 7, 8 時と夜 20 時以降のチェックインがサービス利用者では多いことがわかる。

最後に、 $U_C$  と  $U_D$  を時間別に比較する。図 3 にサービス利用者のサービス利用開始前後の各時間帯のチェックイン回数の推移を示す。この図からもすべての時間帯でチェックイン回数が増加していることがわかる。以上のことが

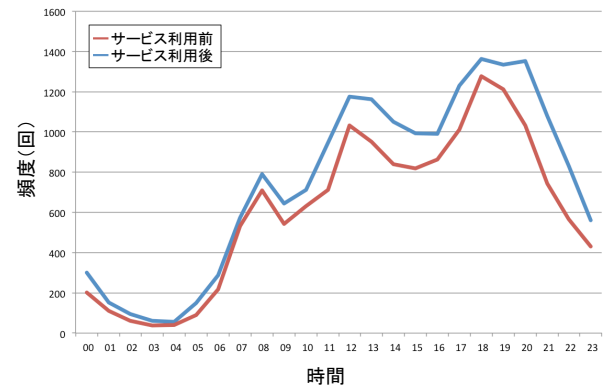


図 3 サービス利用者のサービス利用開始前後でのチェックイン回数推移の比較

ら、位置情報サービスの利用がスポットを訪問する 1 つの要因となっていると考えられる。

### 4.3 チェックインスポットの比較

#### 4.3.1 サービス利用者と非利用者でのチェックインスポットの比較

本節ではサービス利用者のチェックイン場所  $p$  に偏りがあるかを調べるため、サービス利用者  $U_D$  と非利用者  $U_B$  におけるチェックインランキングを調査する。表 2 に (a) 非利用者  $U_B$  を対象にチェックイン数を集計したランキング (b) サービス利用者  $U_D$  でチェックイン数を集計したランキング、および (c) サービス利用者  $U_D$  に特有のチェックイン場所を抽出するためにリフト値 [5] を計算したランキングの各上位 20 件を示す。チェックイン数は最大値で正規化し相対頻度とした。リフト値はサービスリリース後のチェックインを比較するため  $U_B$  と  $U_D$  を対象に以下の式で計算した。

$$Lift_{U_D}(l) = \frac{p(l|u)}{\sum_{u' \in \{U_B, U_D\}} p(l|u')p(u')} \quad (1)$$

非利用者  $U_B$  でのランキングではさいたまスーパーアリーナや幕張メッセなど大型イベント会場や主要な駅が多く入っている。それに対して、サービス利用者内でのランキングでは駅の他に公園が多く入っている。またリフト値を計算しサービス利用者特有のチェックインを抽出した結果でも公園が多く入っている。例えば錦糸公園、鶴舞公園などはサービスリリース当初に希少なキャラクターが入手できるというニュース \*13 が出ておりサービスの影響で上位に入ったと考えられる。図 4 に表 2 で作成したランキングの上位 100 件の POI を対象に、POI のカテゴリを集計した結果を示す。POI のカテゴリは Foursquare のカテゴリを利用した。サービス利用者では公園や河川、仏教寺院、城、湖沼、神社など自然や歴史に関連する場所のチェックインが多い。一方、ゲームセンターやホビーショップ、

\*13 [http://www.huffingtonpost.jp/2016/07/23/pokemon-twitter\\_n.11159780.html](http://www.huffingtonpost.jp/2016/07/23/pokemon-twitter_n.11159780.html)

表 2 チェックインスポットランキング

順位	(a) サービス非利用者でのランキング		(b) サービス利用者内でのランキング		(c) 利用者内でのリフト値によるランキング	
	スポット名	相対頻度	スポット名	相対頻度	スポット名	正規化したリフト値
1	秋葉原駅	1	秋葉原駅	1	目黒川	1
2	ヨドバシカメラ マルチメディア Akiba	0.8404	錦糸公園	0.8095	小山内裏公園	0.9774
3	東京駅	0.7427	渋谷駅	0.7381	江古田の森公園	0.7959
4	名古屋駅	0.5124	東京駅	0.7143	山下公園	0.7143
5	さいたまスーパーアリーナ	0.4787	不忍池	0.6905	木場公園	0.6842
6	幕張メッセ	0.4157	ヨドバシカメラ マルチメディア Akiba	0.6667	寛永寺 不忍池 弁天堂	0.646
7	アニメイト 秋葉原店	0.3651	世田谷公園	0.619	大阪城	0.5714
8	渋谷駅	0.3629	代々木公園	0.5476	不忍池	0.4896
9	ヨドバシカメラ マルチメディア梅田	0.3596	名古屋駅	0.5238	円山公園	0.4398
10	鈴鹿サーキット	0.3539	池袋駅	0.4762	新宿御苑 新宿門	0.4127
11	アキバ ソフマップ 1号店	0.3438	扇町公園	0.4524	ポケモンスターズ 東京駅店	0.3824
12	池袋駅	0.3427	鶴舞公園	0.4286	白川公園	0.3714
13	大阪駅	0.3281	品川駅	0.381	扇町公園	0.3676
14	仙台駅	0.3067	横浜駅	0.3333	宇都宮城址公園	0.3439
15	AKIBA カルチャーズ劇場	0.2831	大阪駅	0.2857	八坂神社	0.3439
16	道の駅 針 T・R・S (針テラス)	0.2708	さいたまスーパーアリーナ	0.2857	イトーヨーカドー 錦町店	0.3316
17	京都駅	0.2472	レインボーブリッジ	0.2619	赤羽駅 3-4 番線ホーム	0.3202
18	品川駅	0.2472	池袋西口公園	0.2619	世田谷公園	0.3037
19	横浜駅	0.2438	アキバ ソフマップ 1号店	0.2619	錦糸公園	0.2883
20	刈谷ハイウェイオアシス	0.2427	SMILE GARDEN	0.2381	代々木公園	0.2637

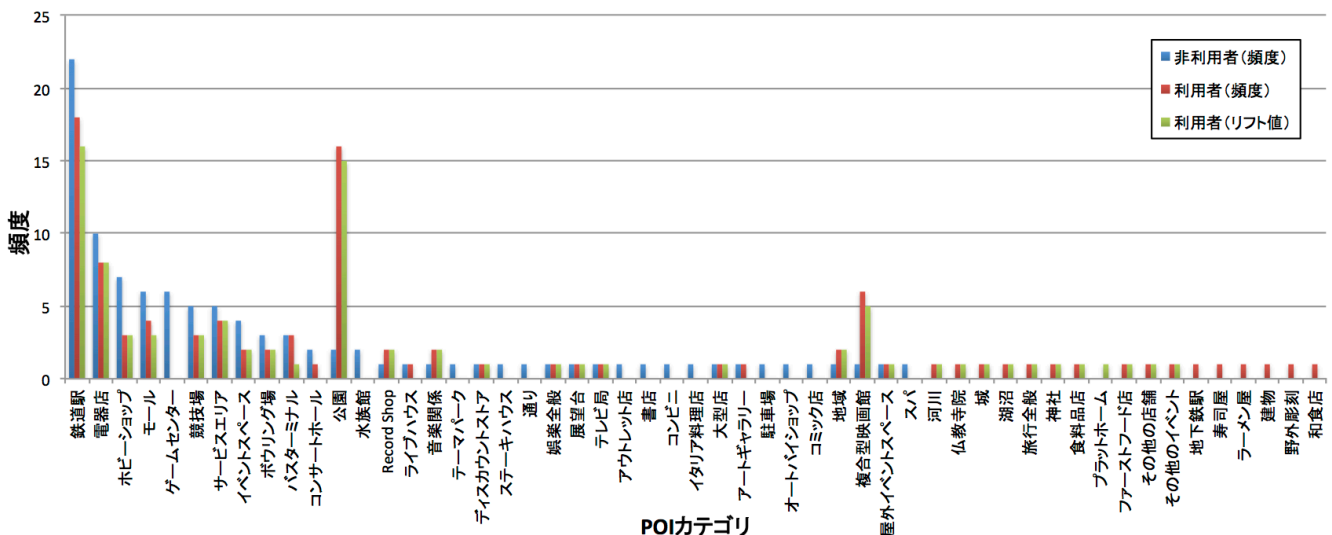


図 4 チェックイン POI のカテゴリの比較

競技場などはサービス非利用者に比べサービス利用者のチェックインが少ないという特徴が見られる。Pokémon Go のサービス紹介ページ<sup>\*14</sup>では、ポケストップと呼ばれるゲーム内でアイテムを取得できる場所が名所旧跡や有名なモニュメントなどに配置されていると説明されており、サービス利用者のチェックイン場所のカテゴリからそのような場所への訪問が多くなっていることがわかる。

#### 4.3.2 位置情報サービスのコンテンツ配置との関連

次に、サービス内のコンテンツが多い場所の方が、サービス利用者が訪れやすいと考えられるため、サービス内のコンテンツとの関連を分析する。クラウドソーシングによりユーザがポケストップの位置を報告できるサイト<sup>\*15</sup>か

らポケストップのデータを収集した。サーバへの負荷を考慮し、対象は宮城県、埼玉県、千葉県、東京都、神奈川県、愛知県、滋賀県、京都府、大阪府、兵庫県、奈良県、福岡県とした。収集したポケストップの件数は 195,864 件である。本研究では、メッシュ単位でユーザのチェックイン数とポケストップ数の関係を分析する。メッシュには総務省統計局が定義した地域メッシュ [6] の 4 分の 1 地域メッシュ (一辺約 250m の矩形) を利用する。ユーザがチェックインした POI の緯度経度、およびポケストップの緯度経度を地域メッシュコードに変換し突合する。チェックインデータがある POI が 1 つ以上あり、且つメッシュ内にポケストップが 1 つ以上ある 442 個のメッシュを対象にサービス利用者  $U_D$  のチェックイン数、非利用者  $U_B$  のチェックイン数とメッシュ内のポケストップ数の Kendall の順

\*14 <http://www.pokemongo.jp/howto/get/>

\*15 <https://pokestop.link/>

位相関係数 [7] を計算した．必ずしも直線的な関係性ではない可能性があるためピアソン相関係数ではなくケンドールの順位相関係数を用いた．サービス利用者  $U_D$  のチェックイン数との相関係数は 0.326，非利用者  $U_B$  のチェックイン数との相関係数は 0.309 であった．相関係数の差がわずかであるがサービス利用者との相関が高かった．

#### 4.3.3 位置情報サービスに関連するソーシャルメディアでの話題との関連

最後に，Twitter で Pokémon Go が話題になっている場所との関係を分析する．そのため，Pokémon Go に関して言及しており，且つ地名やスポット名を含むツイートを収集し，言及ツイート数とサービス利用者のチェックイン数，非利用者のチェックイン数の相関を分析した．この分析を行う理由は，ソーシャルメディアで話題となることがユーザの行動と関連があるか分析するためである．

ツイート本文を解析し地名やスポット名と関連付けるため，ツイート本文と POI データベースを使い POI 名称とのマッチングを行う．予め地名やスポット名など POI 名称と緯度経度の対応関係を POI DB として保持しているとする．ツイートを形態素解析し，形態素と POI DB のマッチングにより位置と関連付ける．例えば，「東京ドーム」という文字列がツイートを形態素解析して得られた場合，POI DB に保持している東京タワーの緯度経度を該当ツイートに付与する．テキスト解析で位置と関連付ける場合は地名の曖昧性解消が課題となる場合がある．

地名の曖昧性は 2 種類ある [8]．1 つは Geo/Non-geo 曖昧性と呼ばれ，地名と同一表記で地名以外の意味を持つものである．例えば「松島」という表記は，地名としても人名としても使われる．もう 1 つは同じ表記の地名が複数の地理的な場所に存在する Geo/Geo 曖昧性と呼ばれるものである．例えば「日本橋」という表記の地名は東京と大阪に存在する．本研究では曖昧性の解消には文献 [9] の手法を利用した．文献 [9] の手法では，再現率 0.53，適合率 0.93 の精度で地名の曖昧性を解消できる．

上記のようにして収集された場所と関連する Pokémon Go 関連ツイート数は，519,875 件であった．ツイートの収集期間はチェックインデータと合わせるため，サービスリリース後の 2016 年 7 月 22 日～8 月 12 日とした．日別のツイート数の推移を図 5 に示す．サービスリリース直後をピークに減衰し，10,000 件/日程度に収束している．相関分析では，このツイートに付与した緯度経度を前節の相関分析と同様に 4 分の 1 地域メッシュごとに集計した．チェックインデータがある POI が 1 つ以上あり，且つツイート数が 1 件以上であった 5,887 個のメッシュを対象にサービス利用者  $U_D$  のチェックイン数，非利用者  $U_B$  のチェックイン数とメッシュ内のポケモン関連ツイート数のケンドールの順位相関係数を計算した．サービス利用者  $U_D$  のチェックイン数との相関係数は 0.174，非利用者  $U_B$  のチェック

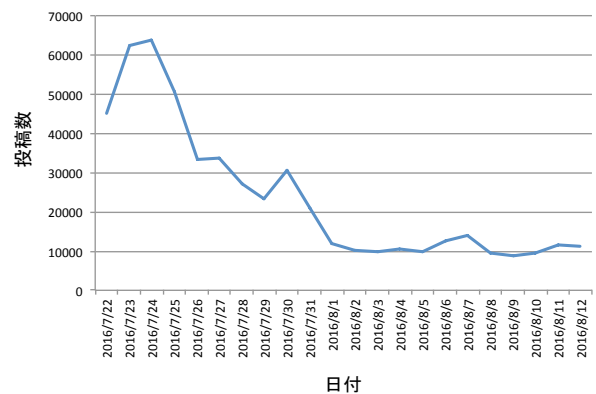


図 5 日別の Pokémon Go 関連ツイート数の推移

イン数との相関係数は 0.165 であった．前節の結果と同様に，相関係数の差がわずかであるがサービス利用者との相関が高かった．有意な差があるか今後検証を行う．

#### 4.4 チェックイン間距離の比較

従来研究 [10], [11], [12] で，移動距離が指数法則に従うという人の行動特性が知られている．そこで，本研究でも検証の対象とするデータが同様の特性があるか検証する．図 6 にサービス利用者  $U_D$  の連続するチェックイン間の距離の頻度を両軸ともに対数を取ってプロットした結果を示す．また，図 7 にサービス非利用者  $U_B$  の連続するチェックイン間の距離の頻度を両軸ともに対数を取ってプロットした結果を示す．ここでは，チェックインデータから 1 日以内のチェックインを抽出した．この結果から，本研究で扱うサービス利用者  $U_D$  のチェックイン履歴およびサービス非利用者  $U_B$  のチェックイン履歴においても指数法則に従っていることがわかる．

次に，定量的な分析のため，チェックイン間距離を指数法則の式にフィッティングし分析する．チェックイン間距離と POI へのチェックイン確率（頻度）は次式で表される [12]．

$$y = a \times x^b \quad (2)$$

ここで  $x$  は連続したチェックインの POI 間の距離， $y$  は訪問確率（頻度）， $a, b$  は指数法則のパラメータを表す．式 (2) において，両辺対数を取ることで次式に変換できる．

$$\log y = w_0 + w_1 \log x \quad (3)$$

ここで  $\log a = w_0, b = w_1$  と変数変換した．式は文献 [12] に従っている．図 6 のサービス利用者だけのチェックインデータを対象にパラメータを求めた結果， $w_0 = 4.385, w_1 = -0.732$  であった．一方，図 7 のサービス非利用者のチェックインデータからパラメータを計算したところ  $w_0 = 7.987, w_1 = -1.132$  であった．図 6 および図 7 を見ると，10km 付近を境に直線の傾きが変化している．同様の事象は先行研究でも確認されており，文献 [13] では

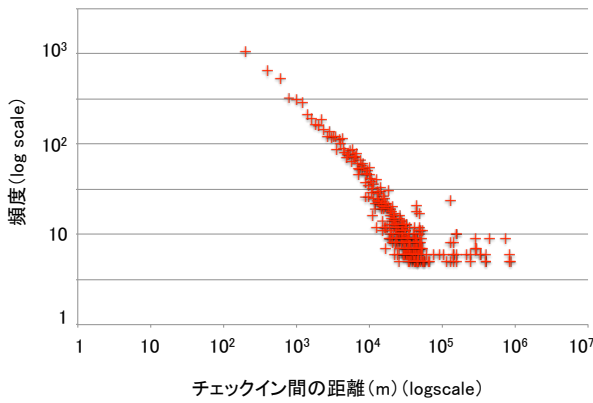


図 6 サービス利用者のチェックイン間距離の分布

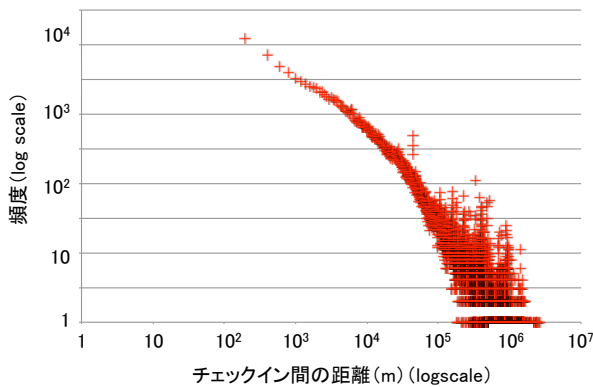


図 7 サービス非利用者のチェックイン間距離の分布

シンガポール国内のチェックインデータを対象とした場合に 10km を境に分布が変わっていたり、文献 [11] では全世界を対象にチェックインサービスの Gowalla と Brightkite のチェックインデータ分析し 100km 付近を境に分布が変わっていると報告している。そこで、チェックイン間距離が 10km 以下のデータを対象に、指数法則のパラメータを求めた。その結果、サービス利用者だけのチェックインの場合、 $w_0 = 5.078, w_1 = -0.862$ 、サービス非利用者のチェックインを対象とした場合、 $w_0 = 5.782, w_1 = -0.738$  となった。 $w_1$  が指数部の係数であり、この結果から、サービス利用者だけを対象とした方が直線の傾きが急であり、より近く場所にチェックインしている傾向があると言える。

#### 4.5 ユーザ行動分析のまとめ

本節ではサービス利用開始前後での行動の比較およびサービス利用者 vs 非利用者での比較を行い違いを分析した。その結果、以下の知見が得られた。

##### サービス利用開始前 $U_C$ と後 $U_D$ の比較

- チェックイン回数はサービスを利用することで週あたり 1.177 回増加した。
- サービス利用者に関してサービス利用前後でどの時間帯でもチェックイン回数が増加していた。

##### サービス利用者 $U_D$ と非利用者 $U_B$ の比較

- サービス利用者 vs 非利用者ではチェックインを行う時間帯に差があることがわかった。
- サービス利用者の訪問場所は希少なキャラクターを入手できるなどサービス利用者にとって意味のある場所に偏りがあった。
- サービス内の実世界でのコンテンツの配置とユーザの訪問場所に関連があることがわかった。
- チェックイン間距離の分析から、短い距離での移動を多く行っていることがわかった。

以上の結果から、位置情報サービスの利用によってユーザのチェックインに変化があると言える。

## 5. おわりに

本稿では、位置情報サービスがユーザの行動に与える影響を分析した。チェックイン回数、チェックインの時間帯、チェックイン場所の偏り、チェックイン間の移動距離などを分析し行動への影響を評価した。分析結果から位置情報サービスの利用によってユーザのチェックイン行動に変化があることを明らかにした。

本稿では Pokémon Go を対象としていたが他の位置情報サービスについてもユーザの行動への影響が考えられる。今後の課題は、チェックイン行動に影響を与える位置情報サービスを自動で特定する方法が考えられる。また、著者らは位置情報サービスの利用状況を考慮した POI 推薦手法を提案している [14]。本分析から POI 推薦に活用できる要素を検討することも今後の課題である。

## 参考文献

- [1] Althoff, T., White, R. W. and Horvitz, E.: Influence of Pokémon Go on physical activity: Study and implications, *Journal of Medical Internet Research*, Vol. 18, No. 12 (2016).
- [2] Colley, A., Thebault-Spieker, J., Lin, A. Y., Degraen, D., Fischman, B., Häkikilä, J., Kuehl, K., Nisi, V., Nunes, N. J., Wenig, N., Wenig, D., Hecht, B. and Schöning, J.: The Geography of Pokémon GO: Beneficial and Problematic Effects on Places and Movement, *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '17 (2017).
- [3] ナイトレイ: Pokémon Go Insight, 株式会社 ナイトレイ (online), available from (<http://pokemongo-insight.com/>) (accessed 2017-04-05).
- [4] Noulas, A., Shaw, B., Lambiotte, R. and Mascolo, C.: Topological Properties and Temporal Dynamics of Place Networks in Urban Environments, *Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web*, WWW '15 Companion, New York, NY, USA, ACM, pp. 431–441 (online), DOI: 10.1145/2740908.2745402 (2015).
- [5] Geng, L. and Hamilton, H. J.: Interestingness Measures for Data Mining: A Survey, *ACM Computing Surveys*, Vol. 38, No. 3 (online), DOI: 10.1145/1132960.1132963 (2006).
- [6] 総務省統計局: 地域メッシュコード, 総務省統計局 (オ

- ンライン), 入手先 (<http://www.stat.go.jp/data/mesh/>)  
(参照 2017-04-05)
- [7] Knight, W. R.: A computer method for calculating Kendall's tau with ungrouped data, *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 61, No. 314, pp. 436–439 (1966).
  - [8] Amitay, E., Har'El, N., Sivan, R. and Soffer, A.: Web-a-where: Geotagging Web Content, *In Proceedings of ACM SIGIR'04*, pp. 273–280 (2004).
  - [9] 落合桂一, 鳥居大祐: 時間変化する特徴語によるマイクロブログ地名曖昧性解消, *情報処理学会論文誌. データベース*, Vol. 7, No. 2, pp. 51–60 (2014).
  - [10] Gonzalez, M. C., Hidalgo, C. A. and Barabasi, A.-L.: Understanding individual human mobility patterns, *Nature*, Vol. 453, No. 7196, pp. 779–782 (2008).
  - [11] Cho, E., Myers, S. A. and Leskovec, J.: Friendship and Mobility: User Movement in Location-based Social Networks, *Proceedings of the 17th ACM SIGKDD, KDD '11*, pp. 1082–1090 (online), DOI: 10.1145/2020408.2020579 (2011).
  - [12] Ye, M., Yin, P., Lee, W.-C. and Lee, D.-L.: Exploiting Geographical Influence for Collaborative Point-of-interest Recommendation, *Proceedings of the 34th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, SIGIR '11*, New York, NY, USA, ACM, pp. 325–334 (online), DOI: 10.1145/2009916.2009962 (2011).
  - [13] Yuan, Q., Cong, G., Ma, Z., Sun, A. and Thalmann, N. M.: Time-aware Point-of-interest Recommendation, *Proceedings of the 36th SIGIR '13*, pp. 363–372 (online), DOI: 10.1145/2484028.2484030 (2013).
  - [14] 落合桂一, 深澤佑介, 山田渉, 松尾豊: 位置情報サービスの利用状況を活用した POI 推薦手法, *人工知能学会全国大会論文集* (2017).