

# 行動多動性とプッシュ通知による行動変容容易性

田中宏昌 <sup>†1</sup>  
株式会社 NTT ドコモ

實成優馬 <sup>†2</sup>  
株式会社 NTT ドコモ

吉川 裕木子 <sup>†3</sup>  
株式会社 NTT ドコモ

勝間田 優樹 <sup>†4</sup>  
株式会社 NTT ドコモ

山田 渉 <sup>†5</sup>  
株式会社 NTT ドコモ

落合桂一 <sup>†6</sup>  
株式会社 NTT ドコモ

## 概要

混雑緩和や地域活性化を目指した人の流動性向上などの様々な目的のため、人を特定の場所に誘導する方法の研究が行われている。その中でもスマートフォンのプッシュ通知を用いたアプローチはスマートフォンを持つユーザーに対して広く実施できるため、他のアプローチに比べて比較簡単に実施することができる。その便利さの一方で、過剰なプッシュ通知はユーザーにとってストレスを感じる原因となるだけでなく、プッシュ通知を出すアプリケーションをスマートフォン上から削除する行動につながってしまう [1]。この対応策として、ユーザーの興味対象に沿った施設を推薦するプッシュ通知を出す方法が開発されているが、プッシュ通知によって行動が変容されにくい性質をもつユーザーが存在する場合は、ユーザーの興味に沿ったプッシュ通知を提供したとしてもユーザーのストレスを増加させる。そこで本研究では、プッシュ通知によって誘導されやすい性質をもつ人と誘導されにくい特性を持つ人が存在することを示し、その性質を日々の行動ログから推定できる方法を提案する。具体的には、人々の日々の施設へのチェックインログから、どの程度多様な施設にチェックインしやすいかという行動多動性という指標を定義し、その行動多動性を特徴量として、プッシュ通知によって誘導されやすい性質を持つ人か、誘導されにくい性質を持つ人かを判定する機械学習モデル（分類器）を提案する。このモデルを用いることで、プッシュ通知を出す前に事前に目的地に誘導できるかを予測できるため、行動変容が期待できる人のみにプッシュ通知を出すことで、ユーザー体験の向上に寄与する。

## 1. はじめに

人々が地域内で回遊して賑わいを創出することは、その地域にとって、地域経済活性化や防犯を始めとした様々な利点がある。実際に日本においても、地域の回遊性向上や賑わいの創出を目的とした NTT ドコモによる実証実験（以下、この実験を「幕張新都心エリアでの実証実験」と呼ぶ）が行われている<sup>\*1</sup>。幕張新都心エリアでの実証実験では、人々の局所的な集中を防ぎつつも人を様々な場所に流動させるために、スマートフォンへのプッシュ通知を用いて、人々を様々な施設に分散誘導させることを目指した。

幕張新都心エリアでの実証実験のように、人を特定の場所に誘導するための研究には、都市や建物自体の設計を工夫して人が流れやすい場所を作るアプローチ [2] を始めとして様々なアプローチが存在する。このようなアプローチの中でも、プッシュ通知を用いたアプローチはスマートフォン利用者（以下、ユーザーと呼ぶ）に対して比較的容易に実施できるという点で有効である。

プッシュ通知は比較的容易に実施できる一方で、プッシュ通知によって誘導されにくいユーザーが存在する場合、そのようなユーザーにとって通知は不快なものであり、プッシュ通知を可能にしているアプリケーションの削除につながる [1]。アプリケーションを通してサービスを提供する多くの企業にとって、アプリケーションの削除は顧客との接点を喪失することに繋がるため、プッシュ通知によるユーザー体験の低下は、企業にとってもユーザーにとっても避けるべき事象である。実際に幕張新都心エリアでの実証実験においても、ユーザー体験向上のためにユーザーが興味を持てるような施設の通知を行っていた。しかし、たとえ興味対象の施設を推薦していてもそこに行かないような、個人特性としてプッシュ通知によって誘導されにくい性質を持つユーザーが存在する場合は、いくら推薦モデルを改善してもユーザー体験は低下する一方である。

そこで本研究では、プッシュ通知によって誘導されやすい性質を持つユーザーと誘導されにくい性質を持つユーザーが存

Analysis of Relationship between Hyperactivity of Behaviour and Ease of Induction

<sup>†1</sup> Hiroaki Tanaka, NTT DOCOMO INC.

<sup>†2</sup> Yuuma Jitsunari, NTT DOCOMO INC.

<sup>†3</sup> Yukiko Yoshikawa, NTT DOCOMO INC.

<sup>†4</sup> Yuki Katsumata, NTT DOCOMO INC.

<sup>†5</sup> Wataru Yamada, NTT DOCOMO INC.

<sup>†6</sup> Keiichi Ochiai, NTT DOCOMO INC.

<sup>\*1</sup> [https://www.docomo.ne.jp/binary/pdf/info/news\\_release/topics\\_220125\\_00.pdf](https://www.docomo.ne.jp/binary/pdf/info/news_release/topics_220125_00.pdf)

在する（この性質を、以下では行動変容容易性と呼び、誘導されやすいユーザを行動変容容易性が高く、誘導されにくいユーザを行動変容容易性が低いと呼ぶ）ことを示し、さらに行動変容容易性はユーザの日々の行動データから予測できることを示す。具体的には、幕張新都心エリアでの実証実験で取得したデータから、プッシュ通知によって施設を推薦した回数に対しての実際にチェックインした割合を個人ごとに算出し、チェックイン割合の分布が二極化することを確認する。そして、チェックイン割合の中央値によってユーザを2つの群に分割して、行動変容容易性が中央値よりも高い群のチェックイン割合分布と、行動変容容易性が中央値よりも低い群のチェックイン割合分布に差があることを統計的仮説検定によって示す。

さらに、行動変容容易性が低いユーザか高いユーザかをプッシュ通知を出す前に判定するために、ユーザのチェックイン行動に関する多動性を表す指標として「行動多動性」を提案し、行動多動性を特徴量として行動変容容易性の高低を目的変数とした機械学習モデル（分類器）を構築する。行動変容容易性は、プッシュ通知を出す2週間前までの1日あたりの平均チェックイン数によって定義され、ユーザが一日にいろいろな場所にチェックインするほど大きい値をとる。この定義方法は、多動性のある子どもが衝動的に行動を変容しやすい [3] という特徴から発想を得ており、様々な場所に他動的にチェックインするユーザほど、プッシュ通知によって行動を変容しやすいと考えられる。

構築した分類機の評価のため、幕張新都心エリアでの実証実験データを用いた実験を行った。その結果、行動変容容易性が高いユーザラベルをポジティブ、行動変容容易性が低いユーザラベルをネガティブとしたとき、構築した分類機は適合率77%、再現率88%でユーザの行動変容容易性を推定できることが分かった。まとめると、本研究の貢献は以下の2点である：

- プッシュ通知によって誘導されやすいユーザと誘導されにくいユーザが存在することをデータから示した
- ユーザの行動多動性という指標を定義し、行動多動性によって行動変容容易性は推定できることを示した

## 2. 関連研究

### 2.1. 特定のエリアへの人の誘導

人を特定の場所に誘導するアプローチには、街や建物の設計自体を工夫するアプローチ [4, 2] や人の目に入る標識などのデザインを工夫するアプローチ [5]、さらには音声を用いて人を誘導するもの [6] などの様々なアプローチが存在する。これらのアプローチには、対象エリアに存在するすべての人に対して介入を実施できるという利点があるが、

実施のしづらさという欠点も存在する。たとえば、街や建物の設計を工夫するアプローチは、エリアや建物の設計を既存のものから変更する必要がある。また、標識などのデザインを工夫するアプローチや音声を用いて人を誘導するアプローチにおいても、事前に標識を設置したり、音声を発生させるための機材を設置する必要がある。

これらのアプローチに対して、スマートフォンのプッシュ通知を用いて人を誘導するアプローチは、世帯保有率86.8%<sup>\*2</sup>を締めるスマートフォン所有者に対して事前のハードウェアの準備なしに実施できる。そのため、比較的容易に実施できるアプローチであるといえる。

### 2.2. スマートフォンにおけるプッシュ通知

スマートフォンにおけるプッシュ通知は、企業がスマートフォンユーザと積極的にコミュニケーションを取るための有効な手段であり [7]、様々な企業がプッシュ通知を利用している。一方で、過剰頻度のプッシュ通知はユーザにとって好ましいものではなく、アプリケーションのアンインストールにつながる事が指摘されている [1]。そのため、ユーザに対してプッシュ通知をどのぐらいの頻度で送るのが良いかを決定する研究も行われている。たとえば、スマートニュース社は新規ユーザに対して自社のアプリケーションをアンインストールされる事なく継続的に利用してもらうためにはどの程度の頻度でプッシュ通知を送信すればよいかを明らかにするため、プッシュ通知のネガティブ影響を機械学習を用いて予測する研究を行っている<sup>\*3</sup>。

スマートニュース社の研究のように、個別のアプリケーションにおけるアプリケーション利用率を維持または向上するためのプッシュ通知に関する研究が行われている一方で、スマートフォン上のプッシュ通知が実在する場所への誘導にどの程度効果的なのかや、どのような人が実際に誘導されたすいのかという評価は行われていない。したがって本研究では、プッシュ通知によって推薦された場所に誘導されやすいかを示す行動変容容易性という概念を定義し、さらにユーザの日々の行動を表現する行動多動性とい概念を定義して、行動多動性によって行動変容容易性を推定できることを示す。

## 3. データセット

本研究では、幕張新都心エリアでの実証実験において、幕張新都心エリアの居住者1129人から事前同意を得て取得したデータを用いる（以下、データ取得対象者を被験者と呼

<sup>\*2</sup> 令和3年版版情報通信白書（総務省）<https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r03/html/nd111100.html> より

<sup>\*3</sup> <https://medium.com/smartnews-inc/optimizing-push-frequency-for-new-users-5db5e04d76df>

データ取得期間	2022年2月1日から2022年3月21日
被験者数	1129人
被験者あたりプッシュ通知送信数の平均 ± 標準偏差	4.97 ± 5.08
プッシュ通知誘導による被験者あたり施設チェックイン数の平均 ± 標準偏差	1.06 ± 2.18
被験者あたり施設チェックイン数の平均 ± 標準偏差	199.20 ± 499.11
プッシュ通知による誘導先施設数	399

表1 本研究で利用するデータセットの主要な統計値  
Table1 Statistics of Dataset

ぶ)。本データセットは2022年2月1日から2022年3月21日までの期間で収集されており、被験者が普段の生活の中でどのような施設にチェックインしているか、被験者に対してプッシュ通知を送信したタイムスタンプ、プッシュ通知による推薦施設が記録されている。データセットの主要な統計値は表1に示す。

#### 4. 予備実験：行動変容容易性の存在

##### 4.1. 実験目的と実験方法

本研究の有効性である、「行動変容容易性の低いユーザに対してプッシュ通知を減らすことで該当ユーザのストレスを軽減し、アプリのアンインストールを回避することができる」という主張が成立する前提として、行動変容容易性の低いユーザの存在がある。そこで本節では、行動変容容易性が高いユーザと低いユーザ、すなわちプッシュ通知によって誘導されやすいユーザと誘導されにくいユーザが存在することをデータから確認する。

データセットから、各被験者に対して

$$R_{bc} = \frac{\text{(実際に誘導先にチェックインした回数)}}{\text{(プッシュ通知を受け取った回数)}}$$

を算出し、ヒストグラムを確認する。 $R_{bc}$  はプッシュ通知によって目的地へと誘導された割合を表しているため、 $R_{bc}$  の値が1に近いほどプッシュ通知によって誘導されやすく、0に近いほど誘導されにくいことを表す。

##### 4.2. 実験結果

データから算出した  $R_{bc}$  のヒストグラムを、カーネル密度推定した結果は図1のようになった。図1から分かるように、 $R_{bc}$  の分布には  $R_{bc} = 0$  と  $R_{bc} = 1$  の2箇所にピークが存在しており、行動変容容易性が低い被験者群と高い被験者群が存在することが分かる。

行動変容容易性が低い群と高い群の間に統計的に有意な差があるかを確認するため、 $R_{bc}$  がとりうる値の中央値である  $R_{bc} = 0.5$  をしきい値として被験者を2つの群に分けて統計的仮説検定を実施した。具体的には、 $R_{bc} < 0.5$  の群

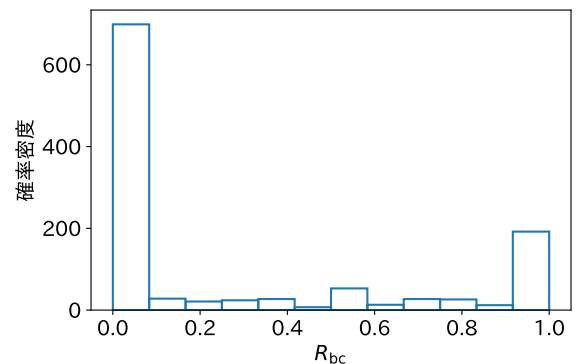


図1  $R_{bc}$  のヒストグラムをカーネル密度推定した結果：0付近と1付近の2つの群にピークが立っていることが分かる。

Figure1 Kernel Density Estimation of  $R_{bc}$ : We can find that the density achieve two peaks around 0 and 1.

を  $G_{low}$ ,  $R_{bc} \geq 0.5$  の群を  $G_{high}$  とし、 $\mu_{low}, \mu_{high}$  をそれぞれ  $G_{low}$  と  $G_{high}$  の母平均として、帰無仮説  $H_0$  と対立仮説  $H_1$  をそれぞれ

$$H_0 : \mu_{low} \geq \mu_{high}, \quad H_1 : \mu_{low} < \mu_{high}$$

とした有意水準5%のWelchのt検定を行った。その結果、p値は  $1.13 \times 10^{-23}$  (t統計量は71.52)となり、帰無仮説  $H_0$  を棄却できた。すなわち、 $G_{high}$  に属する被験者は  $G_{low}$  に属する被験者に比べて有意に行動変容容易性が高いといえる。以上のことから、プッシュ通知によって特定の施設に誘導されやすいユーザ群と、誘導されにくいユーザ群が存在することが示された。

#### 5. 行動変容容易性判定モデル

##### 5.1. 提案指標と提案モデル

4章で示したように行動変容容易性が低いユーザ群が存在するため、そのようなユーザ群を日々の行動ログから特定する行動変容容易性判定モデルを提案する。提案モデル

		Predicted Label	
		$G_{high}$	$G_{low}$
True Label	$G_{high}$	72	10
	$G_{low}$	81	182

表 2 提案モデルによるテストデータでの分類結果： $G_{high}$  は行動変容容易性が高いクラスを表し、 $G_{low}$  は行動変容容易性が低いクラスを表す。

Table 2 Result of classification by proposed model: The label  $G_{high}$  expresses the user class whose *human behavior change easiness* is high; on the other hand,  $G_{low}$  represents the user class whose *human behavior change easiness* is low.

は、プッシュ通知を受け取る日付  $T$  における行動変容容易性が高いか低いかの 2 値ラベルを目的変数にとり、特徴ベクトルには以下で定義する行動多動性

$$x_d = \sum_{t=t_0}^{T-\Delta t} \frac{c_{td}}{\sum_{d=1}^D c_{td}}, \quad (1)$$

$c_{td}$  = (日付  $t$  における施設  $d$  へのチェックイン回数)

を誘導先候補となる施設数分だけ並べたベクトル

$$\mathbf{x} = [x_1 \quad \dots \quad x_D] \quad (2)$$

を用いる。(1) は一日あたりに施設にチェックインする回数が増えるほど、すなわち他動的であるほど大きい値をとるため、行動変容容易性の判定対象となるユーザが普段からの程度他動的な性質を持つのかを表現できる。

### 5.2. 評価方法と評価結果

提案モデルを評価するために、3 章で説明したデータセットを用いる。データセットに含まれる被験者 1129 人のうち、幕張新都心エリアでの実証実験期間において  $R_{bc}$  が 0.5 以上であった被験者 ( $G_{high}$  に属する被験者) は 323 人、 $R_{bc}$  が 0.5 未満であった被験者 ( $G_{low}$  に属する被験者) は 806 含まれている。これらの被験者を、学習データ：開発用データ：テストデータに 565 : 281 : 283 に分けて、機械学習モデルの一つである LightGBM [8] の学習・ハイパーパラメータチューニング・評価を行う。ただし、分割されたそれぞれのデータセットには  $G_{high}$  と  $G_{low}$  それぞれのクラスに属する被験者が同程度の割合で含まれている。また、ハイパーパラメータのチューニングには Optuna [9] を用いる。

本研究では行動変容容易性が低いユーザに対するプッシュ通知を減らすことを目指しているため、行動変容容易性が低い人を誤って行動変容用意性が高いと予測している

割合

$$\frac{(\text{False Positive})}{(\text{True Positive}) + (\text{False Positive})}$$

が低いこと、すなわち適合率

$$(\text{正確度}) = 1 - \frac{(\text{False Positive})}{(\text{True Positive}) + (\text{False Positive})}$$

が高いことが望ましい。したがって、本実験の評価指標では正確度を最も重視し、次点で行動変容容易性が高い人に対してプッシュ通知を漏れなく送信することを重視して再現率で評価する。テストデータで評価した結果は表 2 のようになり、適合率は 0.77、再現率は 0.88 となった。すなわち、提案モデルは行動変容容易性が高いと分類した人のうち 77% の人は実際に行動変容用意性が高く、行動変容容易性が低い人の内 88% を実際に発見できていることが分かった。

## 6. おわりに

本研究では、人々を様々な施設に誘導するためのスマートフォンによるプッシュ通知を対象として、不要なプッシュ通知を無くしてユーザのストレスを減少させることを目的とし、プッシュ通知によってユーザの行動が変容しづらいユーザを特定する方法を提案した。具体的には、プッシュ通知による施設推薦に誘導されやすいユーザと誘導されにくいユーザが存在する、すなわち行動変容容易性が高いユーザと低いユーザが存在することを示し、行動変容容易性は行動多動性と呼ばれる日々の行動特徴によって推定できることを示した。行動多動性は、ユーザが日々の行動においてどの程度他動的に施設に移動を行っているかを表す指標であり、普段から色々な施設に移動する傾向がある人ほどプッシュ通知による施設推薦によって推薦施設に誘導されやすいと考えられる。

行動変容容易性を推定するために、行動多動性を特徴量とする機械学習モデルによる分類器を構築し、幕張新都心エリアでの実証実験において取得したデータセットを用いて分類機の学習及び評価を行った。その結果、行動変容容易性が高いユーザと低いユーザを適合率 77%、再現率 88% で発見できることを確認した。この結果から、行動変容用意性が高いと判断されたユーザのみに対してプッシュ通知を送った場合、すべてのユーザに対してプッシュ通知を送る場合に比べて、誤って行動変容用意性が低いユーザにプッシュ通知を送ってしまう割合を 23% 低減する事が可能になる。また、再現率も 88% であるため、行動変容容易性が高いユーザ群に対しても 88% は正しく行動変容容易性が高いと推定できている事がわかる。

評価実験の結果から、行動多動性は行動変容容易性を推定するために有効な指標の一つであると考えられる。その一方で、本稿では他の指標との比較を実施していないため、

考える様々な指標の中で行動多動性が行動変容容易性の推定に最も有効な特徴量ではない可能性がある。また、本研究の結果は幕張新都心エリアでの実証実験で取得したデータから導かれたものであるため、都市としての特性が著しく異なるようなエリア、たとえば公共交通機関が極端に発展していない山間部等には安易に一般化できないという制限がある。

## 参考文献

- [1] Atilla Wohllebe, Dirk-Siegfried Hübner, U. R. and Podruzsik, S.: Mobile apps in retail: Effect of push notification frequency on app user behavior, *Innovative Marketing*, Vol. 17, No. 2, pp. 102–111 (2021).
- [2] Vaez, S., Burke, M. and Alizadeh, T.: Urban form and wayfinding: Review of cognitive and spatial knowledge for individuals' navigation, *Australasian Transport Research Forum (ATRF), 38th, 2016, Melbourne, Victoria, Australia* (2016).
- [3] Singh, A., Yeh, C. J., Verma, N. and Das, A. K.: Overview of Attention Deficit Hyperactivity Disorder in Young Children, *Health Psychology Research*, Vol. 3, p. 2115 (2015).
- [4] Raubal, M. and Egenhofer, M. J.: Comparing the complexity of wayfinding tasks in built environments, *Environment and Planning B: Planning and Design*, Vol. 25, No. 6, pp. 895–913 (1998).
- [5] Shi, Y., Zhang, Y., Wang, T., Li, C. and Yuan, S.: The Effects of Ambient Illumination, Color Combination, Sign Height, and Observation Angle on the Legibility of Wayfinding Signs in Metro Stations, *Sustainability*, Vol. 12, No. 10 (online), <https://www.mdpi.com/2071-1050/12/10/4133> (2020).
- [6] Milliman, R. E.: Using Background Music to Affect the Behavior of Supermarket Shoppers, *Journal of Marketing*, Vol. 46, No. 3, pp. 86–91 (1982).
- [7] Gavilan, D. and Avello, M.: Enabling smartphone push notifications: the effect of a framed opt-in request, *International Journal of Mobile Communications*, Vol. 21, No. 1, pp. 1–18 (2022).
- [8] Ke, G., Meng, Q., Finley, T., Wang, T., Chen, W., Ma, W., Ye, Q. and Liu, T.-Y.: LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree, *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 30, Curran Associates, Inc. (2017).
- [9] Akiba, T., Sano, S., Yanase, T., Ohta, T. and Koyama, M.: Optuna: A Next-generation Hyperparameter Optimization Framework, *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, KDD '19, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery*, pp. 2623–2631 (2019).