

# 心理特性に基づいたメッセージ配信によるクーポン開封率向上の検討

三村 知洋<sup>†1</sup>

株式会社 NTT ドコモ

酒井 亮勢<sup>†2</sup>

株式会社 NTT ドコモ

石黒 慎<sup>†3</sup>

株式会社 NTT ドコモ

鈴木 喬<sup>†4</sup>

株式会社 NTT ドコモ

山田 暁<sup>†5</sup>

株式会社 NTT ドコモ

## 1. はじめに

小売業では、顧客の購買意欲を高め売り上げを拡大するために、クーポン配布が行われる。特に近年ではスマートフォン上のアプリケーションにクーポンを配布するオンラインクーポンを用いた販促が行われている。オンラインクーポンを用いることで特定のユーザを対象にクーポン配信するターゲティングや同じ内容のクーポンでも異なるメッセージを配信するなどのパーソナライズが可能となる。

オンラインクーポンの利用を促進するためには、顧客に配信内容への関心を持たせることで、広告クリックなどの行動を促す行動変容手段が必要である。オンラインクーポンの効果を高める手段として Push 通知がある。Push 通知とは、スマートフォンのアプリケーションを介し情報を受動的に取得し、受信された情報をユーザーに通知するための機能である。スマートフォンの着信音やステータスバーの表示などの例があり、モバイルマーケティングにおいて盛んに活用されている。Push 通知を利用することは、スマートフォンユーザに関与する最も有効な戦略の一つであり [1]、様々なアプリケーションに採用されている。

筆者らは、Push 通知によるオンラインクーポンの更なる開封率向上を実現するための手段として行動経済学に基づくナッジに着目した。ナッジとは、人の価値観や心理的な傾向に基づき、個人や社会にとって望ましい意思決定を促す行動変容手法である [2, 3]。特にナッジを応用することで、ユーザに合わせたメッセージを配信する研究は様々な分野で実施されている。例えば、濱谷らによる健康促進のためにナッジを利用したメッセージ配信が挙げられる [4]。同研究では、性格因子とメッセージ受容性の関係が示唆されている。彼らの先行研究からも心理特性に基づいてメッセージ内容をパーソナライズすることが重要であると考えられる。

本稿では、人の心理特性に基づくメッセージ配信について述べる。事前実施したアンケート結果から顧客の心理特性を推定する機械学習手法を構築した。

本論文の貢献は下記の 2 点である。

- 心理特性に関するアンケートの取得
- スマートフォンの決済履歴、デモグラフィック情報、アプリケーションの利用履歴データを用いた心理特性の推定モデルの構築

## 2. 行動変容技術

### 2.1. モバイル端末を活用した行動変容

近年ではスマートフォンなどのモバイル端末の普及により、時間、場所を問わずユーザに通知を送信することが可能になった。このためモバイル端末を介してユーザーに働きかけることで行動を変化させるための技術の研究は盛んに行われるようになった [5, 6]。大橋らは、モバイル端末への通知のタイミングに関する研究を実施した [6]。彼らは、3 週間にわたり 68 万人以上のユーザーを対象とした調査を実施した。その結果、割り込み可能な瞬間を検知するまで通知を遅らせることにより、すぐに通知する場合と比較して、多くの場合において、ユーザーの反応時間が大幅に短縮されることが示されている。

### 2.2. メッセージによる行動変容

メール型広告において、メールのタイトルが開封（クリック、コンバージョン）に影響することが知られている。吉井らは、メールの配信対象ユーザのデモグラフィック情報とメールのタイトル情報を説明変数とした機械学習によりユーザーによる広告開封の有無を予測する回帰モデルを作成し、フレーズごとの重みからタイトルのスコアを定義した [7]。新しく定義されたスコアと開封率の実測値との相関から、メールタイトルの開封率への影響を定量的に評価した。結果からメールタイトルが開封に影響を与えることが明らかにされた。我々は、同研究から示唆された結果より、Push 通知においても同様に、メッセージ内容とクリック、

Consideration of improving coupon open rates by delivering messages based on psychographic characteristics

<sup>†1</sup> Tomohiro Mimura, NTT DOCOMO, inc.

<sup>†2</sup> Akinari Sakai, NTT DOCOMO, inc.

<sup>†3</sup> Shin Ishiguro, NTT DOCOMO, inc.

<sup>†4</sup> Takashi Suzuki, NTT DOCOMO, inc.

<sup>†5</sup> Akira Yamada, NTT DOCOMO, inc.

コンバージョンには互いに関係があると考えた。

### 2.3. データによるユーザの心理特性の推定

心理特性を表す有名な指標の1つとしてビッグ5がある[8]。ビッグ5とは開放性、誠実性、外向性、協調性、神経症傾向の5つと定義される。製菓会社の従業員に対してビッグ5を用いて性格と職務遂行能力との関係の分析を行なった。実験の結果、開放性、誠実性、外向性、神経症傾向が課題遂行能力と創造性に関連することが示された。また、誠実性、開放性、協調性の3つの性格特性によって、参加者の管理パフォーマンスの分散の28%が説明された。

また、声のデータからビッグ5を推定した研究事例が報告されている[9]。同研究では、人の音声には心理に関連した様々な現象が表現されるという仮説に基づき、音声情報を用いた機械学習による心理特性の推定が行なわれた。同研究により、人の心理特性は直接、心理状態に関する情報を保有しているとは見られない多種多様なデータからも推定できる可能性が示唆されている。

濱谷らは、スマートフォンのデータから認知能力を推定する機械学習モデルを提案した[10]。彼らは、Go-NoGoタスクを使用した認知能力の測定結果に対して、スマートフォンの各種センサー等から計測される情報を用いた機械学習手法を提案した。実験結果は、推定精度が最大74%向上することを示しており、スマートフォンのデータを用いることで人の認知能力を推定できることが示唆された。

これらの先行研究から示唆された情報に基づき、我々は、スマートフォンを用いたユーザの行動変容は効果的であり、ユーザのスマートフォンに配信されるメッセージの内容がオンラインクーポンの認知に影響を与えると考えた。また、ユーザの心理特性はスマートフォンから計測されるデータを用いることで推定できると考えた。

本研究では、スマートフォンより得られるデータである決済ログ、デモグラフィック情報、アプリケーションの利用履歴を用いて人の心理特性を推定する機械学習モデルの構築を実施する。

## 3. 心理特性推定モデル

### 3.1. 心理特性に関するアンケート収集

ユーザの心理特性を推定する機械学習モデルを構築するために、心理特性に関するアンケートを実施した。アンケートは、NTTドコモが提供するdポイントクラブアンケート

\*1を通じて、利用同意を得たユーザ3136人に対してデータ収集が実施された。今回取得したアンケートを表1に示す。ここで、各心理特性について説明する。

表1 心理特性に基づくアンケート内容

Table1 Questionnaire content based on psychometric characteristics

心理特性	アンケート内容
限定選好	A. 先着10名の限定メニュー B. -
割引選好	A. 20%クーポンのある料理点 B. -
同調志向	A. 周りに同調してA案に挙手 B. 自分が良いと思うB案に挙手
時間選好	A. 今日30,000円もらえる B. 1週間後に33,000万円もらえる
リスク選好	A. 100人に1人、3,000円が当たる B. 1000人に1人、30,000円が当たる

- 利得選好とは得をすることを好む傾向があることを示す。
- 限定選好とは限定感のあるものを好む傾向があることを示す。
- 同調選好とは人と同じ行動を取りやすい傾向があることを示す。
- 時間選好とは現在に近い時間(利益)を好む傾向があることを示す。
- リスク選好とはハイリスク・ハイリターンな行動を好む傾向があることを示す。

アンケート参加者は表1のアンケートに対して段階的に評価した。限定選好、割引選好に対してアンケートのA選択肢を1.魅力を感じる、2.やや魅力を感じる、3.あまり魅力に感じない、4.魅力に感じないの4段階で評価した。同調志向に対して1.周りに同調して、皆と一緒にA案で挙手してしまう、2.自分が良いと思うB案で挙手するが、気まずさを感じる、3.自分が良いと思うB案で挙手し、気まずさは感じないの3段階で評価した。時間選好、リスク選好に対してアンケートのA選択肢、B選択肢を1.Aの方が魅力的、2.どちらかといえばAの方が魅力的、3.どちらともいえない、4.どちらかといえばBの方が魅力的、5.Bの方が魅力的の5段階で評価した。

アンケート結果を図1に示す。図1の各グラフは各心理特性に関するものであり、横軸に段階、縦軸に各段階のアンケート回答数、青色の軸が男性・オレンジ色の軸が女性を意味している。アンケート結果が示す通り、男女間に心理特性に関する大きな差がないことが分かる。図2に各心理特性ごとの相互情報量を示す。図2より情報量として大きな値がないことから各心理特性に対して大きな相関がないことが分かった。

\*1 <https://dpoint.docomo.ne.jp/enq/guide/about.html>

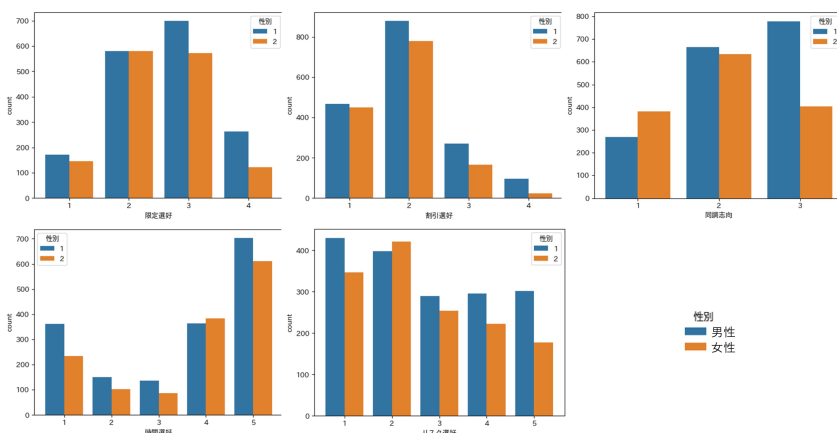


図1 各心理特性に関するアンケート結果

Figure 1 Questionnaire results on each psychological characteristic

表2 推定精度

Table 2 accuracy

心理特性	推定精度 (AUC)
限定選好	0.53
割引選好	0.78
同調志向	0.76
時間選好	0.66
リスク選好	0.64

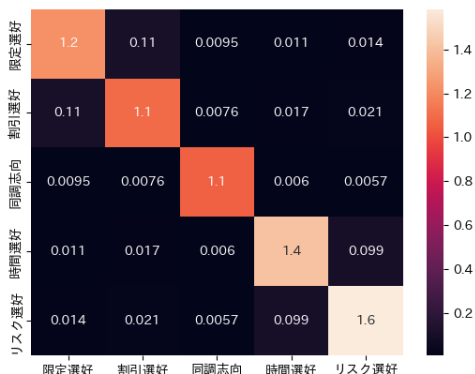


図2 各心理特性ごとの相互情報量

Figure2 Mutual information for each psychological characteristic

### 3.2. 心理特性を推定する機械学習手法

本研究ではスマートフォンの決済ログ、デモグラフィック情報、アプリケーションの利用履歴を用いて人の心理特性を推定する機械学習モデルの構築を実施する。

今回は心理特性の強度ではなく有無を推定するために目的変数を2値化する。2値化するにあたってユーザー群が同等になるように閾値を設定する。限定選好・割引選好は閾値を1.5, 同調志向は閾値を2.5, 5択である時間選好・リスク選好に対しては閾値を3.5とする。

スマートフォンの決済、アプリケーションの利用履歴を機械学習の説明変数として利用する場合、目的変数の次元数が大きくなりすぎることが問題となる。落合らはスマートフォンのアプリケーションの利用履歴の重要度をTF-IDFを用いて計算することで精度向上を行なった[11]。そこで

本研究では、決済およびアプリケーションの利用履歴に対して、TF-IDFを算出することで説明変数の重要度を計算し、重要度の高い説明変数を選定した。

### 3.3. 実験

アンケートから収集されたデータの8割を学習データ、2割をテストデータとしてランダムに分割した。推定精度の計算においてクロスバリデーションを用いた。心理特性の推定モデルの学習にはLightGBMを用いた[12]。LightGBMとは勾配ブースティングの手法の一つであり、様々な機械学習問題において高い精度を示すことが知られている。表2に推定精度を示す。

実験結果より割引選好、同調志向において他と比較して高い推定精度が示された。一方、限定選好においては、他と比べて低い推定精度が示されている。これは、過去のキャンペーンに関する説明変数を入れなかったことが原因と考えられる。

表 3 配信メッセージ

Table 3 Message

心理特性	配信メッセージ
プレーン	メッセージ BOX にクーポンが届いています
限定選好	おトクなクーポンが届いています
割引選好	あなただけに限定クーポンが届いています
同調志向	みんな使ってる！？ おトクなクーポン届いています
時間選好	今だけ！おトクなクーポンが届いています
リスク選好	おトクなクーポンが届いているかも！？

#### 4. 今後の展望

我々は将来、本研究の成果を用いることでスマートフォンから推定された個々のユーザの 5 つの心理特性に合わせて、オンラインクーポンの Push 通知の際に表示されるメッセージの内容を変化させ、メッセージのクリック、コンバージョンの割合を向上させる研究を行うことを検討している。本実験で配信するメッセージを表 3 に示す。

#### 5. まとめ

本研究ではオンラインクーポンの開封率と心理特性の関係に着目した。Push 配信のコンバージョンを増加させるためには、心理特性に応じたメッセージ配信をすることが重要と仮定し、ユーザの心理特性を推定する機械学習モデルの構築を実施した。

アンケートを用いて収集したユーザの心理特性の教師データに対して、スマートフォンの決済履歴、デモグラフィック情報、アプリケーションの利用履歴から心理特性を推定する機械学習モデルを構築した。

今後の展望として、推定された心理特性を用いてユーザに合わせて Push 配信のメッセージを変化させることで、ユーザのクリック、コンバージョンの割合が変化するか検証することを検討している。

#### 参考文献

[1] 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 (2023).

[2] Leonard, T. C.: Richard H. Thaler, Cass R. Sunstein, *Nudge: Improving decisions about health, wealth, and happiness*: Yale University Press, New Haven, CT, 2008, 293 pp, \$26.00 (2008).

[3] Sugden, R.: On nudging: A review of nudge: Improving decisions about health, wealth and happiness by Richard

H. Thaler and Cass R. Sunstein (2009).

[4] 濱谷尚志, 山田渉, 落合桂一, 山本直樹, 檜山聡ほか健康に関する行動変容のための社会的メッセージ提示方法の検討, 研究報告マルチメディア通信と分散処理 (DPS), Vol. 2021, No. 5, pp. 1–6 (2021).

[5] Choi, W., Park, S., Kim, D., Lim, Y.-k. and Lee, U.: Multi-stage receptivity model for mobile just-in-time health intervention, *Proceedings of the ACM on interactive, mobile, wearable and ubiquitous technologies*, Vol. 3, No. 2, pp. 1–26 (2019).

[6] Okoshi, T., Tsubouchi, K., Taji, M., Ichikawa, T. and Tokuda, H.: Attention and engagement-awareness in the wild: A large-scale study with adaptive notifications, *2017 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*, IEEE, pp. 100–110 (2017).

[7] 吉井健敏, 城田晃希, 市川匠, 佐野雄一, 持橋大地ほかメール型広告におけるタイトルが開封に与える影響, 研究報告情報基礎とアクセス技術 (IFAT), Vol. 2022, No. 44, pp. 1–11 (2022).

[8] Barrick, M. R. and Mount, M. K.: The big five personality dimensions and job performance: a meta-analysis, *Personnel psychology*, Vol. 44, No. 1, pp. 1–26 (1991).

[9] Nguyen, B. M., Tran, T., Nguyen, T. and Nguyen, G.: An Improved Sea Lion Optimization for Workload Elasticity Prediction with Neural Networks, *International Journal of Computational Intelligence Systems*, Vol. 15, No. 1, p. 90 (2022).

[10] Hamatani, T., Ochiai, K., Inagaki, A., Yamamoto, N., Fukazawa, Y., Kimoto, M., Kiriu, K., Kaminishi, K., Ota, J., Terasawa, Y. et al.: Automated inference of cognitive performance by fusing multimodal information acquired by smartphone, *Adjunct Proceedings of the 2019 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2019 ACM International Symposium on Wearable Computers*, pp. 921–928 (2019).

[11] Ochiai, K., Senkawa, K., Yamamoto, N., Tanaka, Y. and Fukazawa, Y.: Real-time on-device troubleshooting recommendation for smartphones, *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, pp. 2783–2791 (2019).

[12] 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 (2017).