ライフログサービスにおける適応的プッシュ通知型情報提示と行動変容

浜中智己 ^{†1} 坂本一憲 ^{†2} 慶應義塾大学 WillBooster 株式会社

佐々木由樹, 水野慎一郎, 土岡由季, 川崎康紀, 吉松智美 †3 株式会社リンクアンドコミュニケーション 大越匡 ^{†4} 慶應義塾大学

概要

食事や運動・睡眠などのライフログを記録すると、アルゴリズム・AIによるアドバイスがユーザに提供される健康アプリケーションにおいては、ライフログの入力や健康行動の継続が重要である。一方で、その継続促進に向けた、効果的な情報提示手法が課題である。本研究では、ライフログ入力を促す情報提示において、(a)物理的行動に基づくタイミング調整や(b)個人の制御焦点状態に基づく文言の調整およびそれらの複合的調整の、ユーザのサービス利用促進への影響について実証実験を行い効果を明らかにした。

1. はじめに

ライフロギングサービスは、利用する個人だけではなく、企業などの組織の両面で活用され、近年注目されている.個人レベルでは、自らの心身の健康状態を記録/把握し、改善ができる.企業では、人的資本への投資の観点から従業員の健康増進を図る「健康経営」で、自治体では、市民の健康増進による地域全体の活性化の観点で利用されている.ライフロギングでは、自らの生活における行動や心身の状態(運動、睡眠、食事、体重、血圧、感情状態等)を記録する.記録方法は、手動入力と、スマートフォンやスマートウォッチ等で動作するセンシングアプリケーション等を通じた自動入力の2通りがある.サービスはそれらのデータを視覚化・解析し、ユーザの心身健康状態を改善するための行動に関するアドバイスを情報として提供する.

このように普及するライフロギングサービスであるが、その継続的利用の実現には課題が残る. 一例が手動での情報入力である. 例えば食事の記録や主観的状態の回答入力など、技術的に自動化が難しい、もしくはサービス設計に起因

Adaptive Push Notification Of Information in Lifelog Service for Promoting Behavior Change

- ^{†1} SATOKI HAMANAKA, Keio University
- $^{\dagger 2}~$ KAZUNORI SAKAMOTO, WillBooster Inc.
- †3 YUKI SASAKI, SHINICHIRO MIZUNO, YUKI TSU-CHIOKA, YASUNORI KAWASAKI, TOMOMI YOSHI-MATSU. Link & Communication Inc.
- ^{†4} TADASHI OKOSHI, Keio University

する等の理由で、ユーザが手動で入力する情報はまだ存在する. ユーザが手動での入力行動を忘れたり遅れたりすることは、ライフログデータの欠損や品質低下を招き、ユーザへ提供する情報の品質低下につながり、最終的にはユーザの健康状態改善に影響を及ぼすため、できるかぎり発生を抑制する必要がある.

本研究ではライフロギングサービスの中でも,仮想エージェントとの会話型インタフェースを搭載したサービスに 焦点を当てる。同サービスでは,仮想エージェント(キャラクタ)が,ユーザへのライフログデータ入力を促したり,健康アドバイスを行う。(例:8:30AMに「朝食食べました?」と朝食のライフログ入力を促すメッセージがキャラクタから配信される)

本研究ではこのような会話型インタフェース搭載ライフロギングサービス上で、筆者らのこれまで研究開発した複数の技術を組み合わせ、(1) ユーザの情報受容性が高まるようなメッセージ配信のタイミング最適化、(2) ユーザ個人のパーソナリティに対するメッセージ文言の最適化、(3) およびそれらの複合的手法について、メッセージの効果に及ぼす影響を明らかにする。一般的なサービスからのプッシュ型情報提示の最適化はこれまで研究が行われているが、会話型インタフェースを搭載したサービスで、行動促進メッセージにおいて同様の取り組みは、今までにない。この点が、本研究の第一の新規性と言える。またメッセージに対するタイミングや文言といった多次元的な最適化を、実際に事業展開するサービス上で実証した点も新規性の一つである

本研究の貢献は以下の通りである.

- スマートフォン用健康アプリケーションのプッシュ通知の開封率を向上させるため、文言の適応的変化、タイミングの適応的変化、文言とタイミングの併用からなる3種類の介入方法を設計した.
- 介入の有効性を検証するため、ユーザセグメントを変更し計2回のデータ収集実験を実施した。
- ◆ 予め定義したアウトカムに対し、各回で収集したデータから各介入群と対照群を検定手法を用いて比較し、1

項目で有意な差があった.

本論文は以下のように構成される。2章では、情報提示の方法論に関する関連研究を提示する。3章では本研究で対象とする「カロママプラス」についての詳細を述べる。4章では実験での情報提示手法の詳細について述べる。5章では構築したシステムの構成図を示す。6章では構成したシステムをもとに行う実験手順を述べる。7章では実験で収集したユーザデータの一覧を提示する。8章では採用した検定手法と、本研究で定めた各アウトカムの算出手順を述べる。9章ではサービスへの新規加入ユーザを対象にした実験を通じた評価結果を報告する。10章ではサービスの既存ユーザを対象にした実験を通じた評価結果を報告する。11章で結果をもとにした考察を行い今後の課題を明らかにする。12章で今後の展望とともに結論を述べる。

2. 関連研究

近年の健康意識の高まりから、スマートフォン用健康アプリケーションを介したライフロギングサービスの重要性が高まっている。永井ら [1] は、健康アプリケーションへのログインデータを分析し、ログインによる意識変化が生活習慣の改善につながるとする結果を報告している。特定の症状を対象にした研究でも、健康アプリケーションによる介入の効果を測定するため、非盲検ランダム化比較試験を行った結果、介入群の血圧状態が改善したと報告されている [2].

一方で、スマートフォン用健康アプリケーションによる介入は高い離脱率が問題とされる [3]. そのため、ユーザのコンテキストに応じたプッシュ通知のメッセージの調整や [4] [5]、文脈付きバンディットアルゴリズムを用いた推薦アルゴリズムの開発 [6] など、ユーザの接触率の向上を目的とした研究は多数行われている. 症例に特化したプッシュ通知の有効性の調査として、Valle et al. [7] は、体重管理を促すメッセージを含んだプッシュ通知は、その後の体重の変化に関連すると報告した.

先行研究の知見に基づき、本研究も個人のコンテキストに応じた文言のパーソナライズによる介入を実施する. Kasahara et al. [8] によれば、情報提示する際の文言および表現方法(例:成長を褒める、危機感を煽る等)に関して、達成目標理論などの理論に基づいてパーソナライズし学習者の意欲を高めることで学習量増加に繋がる. さらに、制御焦点理論 [9] によれば、人には良い結果の獲得に意識がある状態(促進)と、悪い結果の回避に意識がある状態(予防)があるとしている. プッシュ通知の適応的文言による介入として、上記の理論を応用することで、開封率が向上するという仮説を立てた.

さらに、人間の行動の継ぎ目(タイミング)に着目した 介入方法を設計した。Okoshi et al. [10] [11] [12] は、人間 の行動の継ぎ目である breakpoint と呼ばれるタイミングに プッシュ通知を行うことで情報受容性が高まることを明ら かにした。さらに、提案手法を実サービスに展開し評価を 行なった結果、プッシュ通知の開封率は大幅に向上し、現 在 1000 万人を超えるユーザがその恩恵を受けている [13]. 上記の先行研究の知見に基づき、文言による介入以外に、 breakpoint によって情報通知の適応的タイミングを行う介 入も同時に行なった。

3. 会話型インタフェース搭載型ライフロギング サービス

本研究では、会話型インタフェース搭載型ライフロギン グサービスとして、リンクアンドコミュニケーション社の サービスである「カロママ プラス」を使用する. 「カロママ プラス」は「AI コーチが食事・運動・睡眠など毎日の健康 をサポートする AI 健康アプリケーション」(同社) である. ユーザはスマートフォンアプリケーションをダウンロード し会員登録すると、日々の食事、運動、睡眠、体情報(体重 など)のライフログデータを入力できる。入力されたデー タに基づいて同社の解析エンジン/AI によるアドバイスコ ンテンツがユーザに提供される. アドバイスコンテンツは、 管理栄養士などの専門家によって監修された内容となって いる.「カロママ プラス」は、企業・健康保険組合、スポー ツクラブ, 自治体その他の会員組織等, 合計 6000 組織に導 入の実績がある.「カロママ プラス」の特徴の一つは、AI コーチ「カロママ」と呼ばれるサービス上のキャラクターの 存在である. カロママがチャットスタイルの会話型ユーザ インタフェースを通じて、ユーザにライフログデータ入力 を促したり、アドバイスコンテンツを提供する.図1に同 ユーザインタフェース例を示す.



図1 「カロママ プラス」の会話型ユーザインタフェース

群	A群: 文	言変更	B群: タイミ	ング変更	C群: 文言+タイミング変更		D群: 対照群	
タイミング/文言	タイミング変更	文言変更	タイミング変更	文言変更	タイミング変更	文言変更	タイミング変更	文言変更
「朝食」通知	- - (変更無し) - (D群と同一タイミング)	各ユーザ毎に	6:00~9:00	- - (変更無し) - (D群と同一文言)	6:00~9:00	各ユーザ毎に	8:30	朝食食べましたか?
「昼食」通知		各ユーザ毎に	11:00~14:00		11:00~14:00	各ユーザ毎に	12:30	昼食食べましたか?
「夕食」通知		各ユーザ毎に	18:00~21:00		18:00~21:00	各ユーザ毎に	19:30	夕食食べましたか?
「間食」通知		各ユーザ毎に	15:00~17:00		15:00~17:00	各ユーザ毎に	15:30	間食食べましたか?
「睡眠」通知		各ユーザ毎に	6:00~9:00		6:00~9:00	各ユーザ毎に	10:00	昨日はよく眠れましたか?
「気分」通知		各ユーザ毎に	19:00~22:00		19:00~22:00	各ユーザ毎に	21:00	今日はどんな気分でしたか?
「カラダ」通知		各ユーザ毎に	6:00~9:00		6:00~9:00	各ユーザ毎に	9:00	今日のカラダ情報を入力してみましょう!
備考			時間帯の中で推定最 適タイミングが生じな かったユーザへは、時 間帯終了時に通知		時間帯の中で推定最適タイミングが生じなかったユーザへは、時間帯終了時に通知		(上記:既存のサービス仕様)	

図2 本研究における4群

4. 本研究の手法

本研究では、募集の告知を通じて参加した被験者に、自身のスマートフォンに「カロママ プラス」アプリケーションをインストールし会員登録してもらう。その上で研究者は、被験者全員をランダムに $A \sim D$ の 4 群(図 2)に割り付ける。被験者自身には各自がどの群に割り当てられたかの情報は開示しない。次に各群に対して、情報提示の文言(Phrasing)の最適化 (A 群)、提示のタイミング (Timing) (B 群)、その両方 (Combination) (C 群)をそれぞれ変更/調節して提示する。D 群は対照群であり、既存の「カロママ プラス」サービスにおける文言・タイミングの仕様通りの情報提示を行う。

4.1. 情報通知の適応的文言

情報提示の各ユーザ個人への文言調節は,強化学習アルゴリズムの一種である文脈付き多腕バンディットアルゴリズムの LinUCB [14] で選択した文言を表示する.LinUCB により,与えられた文脈を考慮した上で,探索と活用のトレードオフを踏まえ,アプリケーション起動の期待値を最大化するように文言を選択する.

文言については、「朝食入力」「昼食入力」「夕食入力」「体重入力」といった通知の種類ごとに、サービス標準の従来文言 (例: (昼食入力) "昼食食べました?") に加えて、(a) 「感情的に訴えかける」もしくは「情報提供に意識する」、および(b) 制御焦点理論における「促進焦点向け」もしくは「予防焦点向け」、の2軸からなる4種の文言を用意した.一例として、以下に昼食情報の入力を促す文言のバリエーションの例を示す.なお、文言中には絵文字が含まれているが、端末によって表示される画像が異なるため、本論文においては「(ハート記号)」のように文字で表現する.

- (促進焦点向け、感情に訴えかける文言) 「さぁ、昼食の入力を(ハート記号)あなたの努力はきっ と報われる!スリムな自分を目指して、これからもファ イト(星記号)」
- (促進焦点向け,情報提供を意識した文言) 「さぁ,昼食の入力を(ハート記号)夜のドカ食いを防ぐには、昼食を抜かないことが大切(星記号)時間が

なくても,少しでも食べて,空腹時間を縮めましょう (ハート記号)」

- (予防焦点向け、感情に訴えかける文言) 「昼食は、もう食べた?食べすぎを許せば許すほど、理想の体型になれません. 今が頑張り時!正直な入力をお待ちしてます(ハート記号)」
- (予防焦点向け,情報提供を意識した文言) 「さぁ,昼食の入力を(ハート記号)夕食をたくさん食 べたいからって,まさか極端に少なくしてないですよ ね?各食事の量もバランスが大切です(星記号)」

本実験の被験者にはそれぞれ実験開始前にアンケート調査を行った.アンケート調査では、相川らの「学業領域における制御焦点尺度」 [15] および Gomez らの「Health Regulatory Focus Scale」 [16] を参考にして、ダイエットに取り組む者向けに作成した心理尺度を使用した. 作成した心理尺度は促進焦点と予防焦点の 2 因子から構成される. なお、心理尺度の測定値は LinUCB の文脈として使うことを想定して作成しており、尺度の品質が大きく LinUCB に影響を与えることはないと判断して、心理尺度の妥当性および信頼性の評価は行っていない.

実験期間中,毎日各ユーザごとに,上述の心理尺度の測定値を文脈としたLinUCBによって,従来文言と新たに作成した4種類の文言の合計5種から,その日に表示する文言の種別を一つ選択した。そして,通知のタイミングごとに,被験者のデバイスに該当種別の文言を一つ表示した。なお,通知のタイミングごとに文言の種別を選択すると,例えば,朝食時は促進焦点向けの文言が表示されて,昼食時時は予防焦点向けの文言が表示されるといったケースが起こり,ユーザが混乱すると考えたため,日毎に文言の種別を選択することとした。

4.2. 情報通知の適応的タイミング

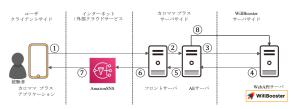
情報提示のタイミングの調節について、「カロママ プラス」のスマートフォンアプリケーションは、iOS や Android OS がそれぞれ提供する行動認識(Activity Recognition) API [17, 18] の出力データ(現在スマートフォン携帯者が「静止している」「走っている」「車に乗っている」等の移動

状態に関する情報)を継続的に「カロママ プラス」のバッ クエンドサーバに送信する. サーバはそれぞれ通知(例:朝 食) に関して、対象とする時間帯 (例:6:00am~9:00am) において、アプリケーションから受信した行動のデータに 有意な変化を検知した時に「送信タイミング」と判定し、通 知をユーザへ送信する.

5. システム

図 3 に本研究におけるシステム構成図を示す. 本システ ムは、ユーザが自身のスマートフォンにインストールして 動作させる「カロママ プラス」アプリケーション、それと 連動してアプリケーションとデータの送受信や保管、情報の 供給を行う「フロントサーバ」、条件により適応的文言の生 成を行う「Advice Engine (AE) サーバ」, WillBooster 社 が提供する Web サービスの「WebAPI サーバ」から構成さ れる.

スマーフォンアプリケーションは、既存の製品版アプリ ケーションに本研究用に用いる機構を追加した. スマート フォンへの通知の送信には Amazon AWS クラウドサービ スの「Amazon SNS」を採用した. 文言の選択においては、 WillBooster 社が提供する Web サービスが LinUCB によ る文言選択の責務を持ち、「カロママ プラス」が選択された 文言を表示する責務を持つアーキテクチャを採用した.



- ①:モーション情報(日時、内容)
- ②:モーション情報(日時、内容) ③:ユーザー情報
- ④:配信用メッセージ
- ⑤:配信リクエスト(配信用メッセージ、ユーザー情報など)⑥:配信リクエスト(対象デバイス指定情報、配信用メッセージなど)
- ⑦: プッシュ通知(配信用メッセージ)
- ⑧:学習用報酬 (アプリ起動時のみ)

図3 本研究のシステム構成図

情報提示のタイミングの調節においては、ユーザの activity 変化情報を, iOS アプリケーションは 30 分間隔, Android アプリケーションはモーション情報を取得した時 点で、サーバサイドのフロントサーバそして AE サーバへ 送信する. AE サーバ上で判定する対象被験者については、 条件(1)時間帯,条件(2)アクティビティ,条件(3)ライフ ログで判定し、すべての条件が適合する場合には、通知発信 の処理へ進む. 当該ユーザが文言変更が必要な群 (A 群も しくは C 群) に所属するユーザの activity 変化情報だった 場合は、WillBooster 社の WebAPI サーバへユーザ情報を 送信し、本通知のための配信用メッセージを受信する. (B 群, D 群のユーザの場合は同通信は行わず規定のメッセージ を使用する.) その後 AE サーバは、フロントエンドサーバ を通じて AmazonSNS へ通知を送信し、被験者のスマート フォン上に通知が到着し表示される.

WillBooster 社の Web サービスは、心理尺度の測定値や 各文言の種別に対する報酬(ユーザに文言を送信した後に 「カロママ プラス」のアプリケーションが起動したかどうか の情報)などを蓄積するデータベースと、データベース上 の情報を活用して LinUCB のモデルを構築したり構築済み のモデルで文言の選択を行ったりする LinUCB モジュール から構成される.「カロママ プラス」が管理するユーザ ID に紐付ける形で、作成した心理尺度の測定値を同社の Web サービスへ予め格納する.「カロママ プラス」が Web API を介して同社の Web サービスへ文言の種別を問い合わせ る. また、「カロママ プラス」が起動するたびに、Web API を介して同社の Web サービスへ起動情報を送信する. 同社 のWebサービスは毎朝5時ごろにデータベースに蓄積され た情報を活用して、LinUCBのモデルを再学習する.

6. 実験手順

被験者は、株式会社リンクアンドコミュニケーションの ウェブサイト上の一般向けお知らせ, 同社の類似サービス 上でのユーザ向け告知、協力依頼をした他企業内での従業 員に対する告知のいずれかを通じて本研究への協力依頼を 閲覧し応募する.

6.1. 実験期間開始時

実験期間開始時、被験者はまずリンクアンドコミュニケー ション社から送付された URL を開き, ブラウザ上で (1) 制 御焦点尺度を一部改変した質問項目、(2) 既存のカロママ サービスにおける通知の体験に対する満足度についてのア ンケート, (3) 体重に関してオンライン形式の質問紙に回答 する.

次に被験者は「カロママ プラス」のスマートフォンアプ リケーションを各自のスマートフォンにインストールし、以 下の手順で利用開始する.

- 1. GooglePlay (Android)*1もしくは AppStore (iOS)*2 から「カロママ プラス」 アプリケーションをダウンロー ド・インストールする.
- 2. リンクアンドコミュニケーション社から送られた前述 の電子メール内に記載された「パスコード」を使って、

 $^{^{*1} \ \} https://play.google.com/store/apps/details?id=jp.co.lc.$ karadakawarunavi

^{*2} https://apps.apple.com/jp/app/id1124333484

実験状況	収集したデータの概要	詳細な項目	
実験開始時	デモグラフィック(カロママ プラスに入力)	身長 目標とする体重 生年月日 ニックネーム	
	質問紙への回答	「学業領域における制御焦点尺度」を一部改変した質問項目 既存のカロママサービスの通知体験に対する満足度 現在の体重	
実験中 .	ライフログデータ(被験者の手入力)	朝食, 昼食, 夕食, 間食データ(写真, 個別の食物リスト) 睡眠データ(主観 3 段階評価, 入眠時刻, 起床時刻) 気分データ(主観 5 段階評価, テキスト形式メモ) 体情報(体重)	
	ライフログデータ(サーバに記録)	各種ライフログを入力したかどうか 各種ライフログを入力したタイムスタンプ	
	プッシュ通知開封データ(サーバに記録)	各プッシュ通知の提示タイムスタンプ 各プッシュ通知の開封タイムスタンプ	
	スマートフォンセンサデータ	行動認識(Activity Recognition)API の出力	
実験終了時	質問紙への回答	既存のカロママ プラスサービスの通知体験に対する満足度 現在の体重	

表1 収集したユーザデータの一覧

カロママ プラスに会員登録する. その際の登録情報は身長,体重,生年月日,ニックネームである. また同時に,同サービスが提供する9つのコースの中から「ダイエットコース」を選んでアプリケーションを利用開始する.

6.2. 実験期間中

実験期間中に被験者が行う事は、従来通り「カロママプラス」のサービスを利用することであり、期間中に限って明示的に追加の作業が求められる事はない。被験者のスマートフォンにインストールされた「カロママプラス」アプリケーションは、従来からのサービス仕様として、毎日定められた時間帯にプッシュ通知でライフログ入力等を促す。ユーザはそれに伴い任意で情報入力を行う。本実験期間中であっても、その行動の任意性は従来の「カロママプラス」自体の仕様通りであり強制性は発生しない。

6.3. 実験期間後

実験期間終了時,被験者は再びリンクアンドコミュニケーション社から送られてきた電子メール内の URL を開き,ブラウザ上でいくつかのオンライン形式の質問紙に回答する.

7. 収集したデータ

本研究全体の過程で取得したユーザのデータについて、表 1に示す.

8. 解析の手順

現在の体重

設計した介入方法の有効性を検証するため、ユーザセグメントを変更して2回のデータ収集実験を実施した. 各実験で収集したデータをもとに、図2で示した4群について、下記のアウトカムで群間の比較を行なった.

- アプリケーションの起動回数
- プッシュ通知の開封率

群間の差の検定には Brunner-Munzel 検定 [19] を用いた. Brunner-Munzel 検定は対応のない 2 群のノンパラメトリック検定で、群間の代表値の有意差を検出する. 類似した手法として Mann-Whitney の U 検定が挙げられるが、比較する分布が非等分散の場合に検定精度が落ちることが知られている [20]. よって、分布の正規性と等分散性を仮定しないロバストな本手法を採用し、分布の自由度を高いままに維持し、かつ検定精度を落とさないように工夫した、以下、各アウトカムの算出方法を述べる。

なお、データを分析する際は予め匿名化処理を適用した.

(1) アプリケーションの起動回数

各実験ではユーザのアプリケーションの起動ログが残されているため. ユーザごとに起動回数をカウントした.

(2) プッシュ通知の開封率

プッシュ通知の開封率を算出するため、各プッシュ通知を 開封した場合をコンバージョンとして設定した. ユーザご とにコンバージョンが発生した回数から、アプリケーショ ンの起動回数を除算することで、開封率と定義した.

9. 評価 1: 新規ユーザに対する有効性

9.1. 実験設定

1回目の評価実験は、2022 年 1 月から 4 月にわたって実施された。被験者募集は旧バージョンの同社アプリの利用者や、協力を得た外部企業を通じて実施され、422 名が申し込みを通じて被験者となった。被験者の内訳は、A 群:99 名、B 群:107 名、C 群:107 名、D 群:108 名である。

9.2. 解析結果

1回目の実験から収集したデータをもとに算出した各アウトカムの中央値について、表2に示す.

表 2 1回目の実験における各アウトカムの中央値

群	中央値
A 群	171
В群	158
C群	176
D群	138
A 群	1.2
В群	1.6
C群	2.1
D群	1.0
	A 群 B 群 C 群 D 群 A 群 B 群

解析結果を表 3 に示す.アプリケーションの起動回数に着目すると,対照群と比較して,A 群と C 群のユーザは有意に多く開いたことが分かった. (p < 0.05) また B 群も対照群と比較して多く開く傾向がみられた.一方で,その他のアウトカムでは各群間と特定の傾向は見られなかった.

表3 実験1回目の検定結果

各アウトカム	比較した群	p 値
アプリケーションの起動回数	A 群と D 群	0.01
	B群とD群	0.08
	C群とD群	0.04
	A 群と D 群	0.52
プッシュ通知の開封率	B群とD群	0.24
	C群とD群	0.17

10. 評価 2: 既存ユーザに対する有効性

10.1. 実験設定

1回目の評価実験は、2022 年 7月から 8月にわたって実施された。被験者募集は「旧版カロママ」のサービス上で既存ユーザに向けて実施され、402 名が申し込みを通じて被験者となった。被験者の内訳は、A 群:105 名、B 群:105 名、C 群:98 名、D 群:94 名である。

10.2. 解析結果

2回目の実験から収集したデータをもとに算出した各アウトカムの中央値について、表4に示す.

表 4 2回目の実験における各アウトカムの中央値

各アウトカム	群	中央値
	A 群	126
アプリケーションの起動回数	В群	129
	C群	143
	D群	132
	A 群	3.5
プッシュ通知の開封率 (%)	B群	1.6
ノッシュ通和の用封竿 (70)	C群	5.0
	D群	2.4

解析結果を表5に示す。全てのアウトカムにおいて、対照群と比較した際に、介入群に特定の傾向は見られなかった。

表 5 実験 2 回目の検定結果

各アウトカム	比較した群	p値
	A 群と D 群	0.82
アプリケーションの起動回数	B群とD群	0.49
	C群とD群	0.85
	A 群と D 群	0.63
プッシュ通知の開封率	B群とD群	0.63
	C群とD群	0.81

11. 解析結果の考察

各回の解析結果について考察する. 1回目の実験の際,アプリケーションの起動回数の差が A 群と D 群, C 群と D 群で有意となった理由について,被験者が新規/既存ユーザかによって効果が左右されると考えられる. 1回目の実験は「カロママ プラス」の使用が習慣化していないユーザが被験者のほとんどを占めており,介入が効果的に機能したと考えられる. 一方で,1回目の実験で有意な差が見られた

アプリケーションの起動回数について,2回目の実験では有意な差が見られなかった。その理由として「カロママ プラス」の既存ユーザが実験に参加したため、そうしたユーザは同アプリの起動や同アプリを通じたライフログ入力がすでに習慣化しており、介入に関係なくアプリケーションを起動しログを入力するユーザが一定数存在した可能性が考えられる。さらに1回目と比較して実験期間が短かった点も、有意な差とならなかった原因として挙げられる。

12. 結論と今後の展望

本研究は、食事や運動・睡眠などのライフログを記録する とアルゴリズム・AI によるアドバイスがリアルタイムに提 供されるライフロギングサービスにおいて、ライフログ入 力を促すプッシュ通知に関して, ユーザの状況に応じたタ イミングや文言でのそれが、ライフログ入力や行動をどう 促進させるのか明らかにした. 複数の観点から今後の展望 を述べる. まず, 今回実装したプッシュ通知の方法論につ いて, 改良の余地がある. 文言の最適化について, 文言の適 応的表示に用いた,制御焦点尺度をもとにした心理尺度の 信頼性および妥当性を評価していない. 本研究の課題を文 脈付き多腕バンディット問題として解いたことで、アプリ ケーション起動回数において有意な差が出たが、文脈とし てより有効な情報が存在していたり、文言を選択する上で より性能の高いモデルが存在していたりすることが考えら れる. 例えば、文言の時系列的な変化を考慮していないた め、ユーザに対して同じ情報を提示し続けた結果、ユーザが 文言に飽きてしまい、性能が落ちていた可能性がある. 今 後は, 本研究で明らかになった課題への取り組みと, 定式化 するモデルを変更することで動機づけにどう影響するのか 検証を行う予定である.

次に、現状の検定方法では、検定の多重性の問題が発生している可能性がある。多重性の問題とは、対照群に対して繰り返し検定を実施しているため、帰無仮説が棄却されやすくなっている状態を指す。よって、今後は算出されたp値に対して補正を行うか、多重検定を想定した手法を採用し、アウトカム間で正確な比較を行う。

最後に、介入対象のユーザが「カロママ プラス」に日常的にログインし食事情報を入力している場合、単一的な介入は効果的に機能しない。この点は実験 2 回目の解析結果からも明らかであり、既存ユーザに対してパーソナライズした介入を状況ごとに行う必要がある。その際には、反実仮想機械学習の手法を本問題に適用できる。具体的には、複数のユーザログを説明変数、推定したい各アウトカムを目的変数として、介入が行われた場合/行われなかった場合で機械学習モデルを構築し介入の効果を推定する Uplift Modelingの手法が挙げられる。さらに文言の適応的介入と同様に、

ユーザの特徴量に応じて探索と活用を行う多腕バンディットアルゴリズムの応用も考えられる. 本研究で得られた知見をもとに、今後もユーザのコンテキストに適応した情報提示手法の開発に取り組む予定だ.

謝辞 本研究の一部は、(独)情報処理推進機構の未踏アドバンスト事業(「個性を考慮して行動変容を支援するソフトウェアの開発」、代表:坂本一憲)の助成を受けたものである。本研究の一部は、JST、CREST、JPMJCR19A4の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] 永井克彦, 山本信一, 米山高生健康アプリへのログインに因る「マイナスのモラルハザード」- 大量データを用いた被保険者の健康増進をめぐるインセンティブに関する研究, 生活経済学研究, Vol. 53, pp. 107–130 (2021).
- [2] Debon, R., Bellei, E. A., Biduski, D., Volpi, S. S., Ana Luisa Sant' AnnaAlves, Portella, M. R., De Marchi, A. C. B.Effects of using a mobile health application on the health conditions of patients with arterial hypertension: A pilot trial in the context of Brazil' s Family Health Strategy, Scientific Reports, Vol. 10, No. 1, pp. 1–10 (2020).
- [3] Eysenbach, G. et al.: The law of attrition, *Journal of medical Internet research*, Vol. 7, No. 1, p. e402 (2005).
- [4] Bidargaddi, N., Pituch, T., Maaieh, H., Short, C. and Strecher, V.: Predicting which type of push notification content motivates users to engage in a self-monitoring app, Preventive medicine reports, Vol. 11, pp. 267–273 (2018).
- [5] Bidargaddi, N., Almirall, D., Murphy, S., Nahum-Shani, I., Kovalcik, M., Pituch, T., Maaieh, H., Strecher, V. et al.: To prompt or not to prompt? A microrandomized trial of time-varying push notifications to increase proximal engagement with a mobile health app, JMIR mHealth and uHealth, Vol. 6, No. 11, p. e10123 (2018).
- [6] Zhang, T., Jarrad, G., Murphy, S. A. and Bidargaddi, N.: A smartphone-based behavioural activation application using recommender system, 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. 250–253 (2019).
- [7] Valle, C. G., Nezami, B. T. and Tate, D. F.: Designing in-app messages to nudge behavior change: lessons learned from a weight management app for young adults, Organizational Behavior and Human Decision Processes, Vol. 161, pp. 95–101 (2020).
- [8] Kasahara, R., Sakamoto, K., Washizaki, H. and Fukazawa, Y.: Applying gamification to motivate students to write high-quality code in programming assignments, Proceedings of the 2019 ACM Conference on Inno-

- vation and Technology in Computer Science Education, pp. 92–98 (2019).
- [9] 外山美樹, 長峯聖人, 湯立, 三和秀平, 黒住嶺, 相川 充制御焦点が学業パフォーマンスに及ぼす影響―制御適合の 観点から―, 教育心理学研究, Vol. 65, No. 4, pp. 477–488 (2017).
- [10] Okoshi, T., Ramos, J., Nozaki, H., Nakazawa, J., Dey, A. K. and Tokuda, H.: Attelia: Reducing user's cognitive load due to interruptive notifications on smart phones, 2015 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom), IEEE, pp. 96– 104 (2015).
- [11] Okoshi, T., Ramos, J., Nozaki, H., Nakazawa, J., Dey, A. K. and Tokuda, H.: Reducing users' perceived mental effort due to interruptive notifications in multi-device mobile environments, Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, pp. 475–486 (2015).
- [12] 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).
- [13] Okoshi, T., Tsubouchi, K. and Tokuda, H.: Real-world product deployment of adaptive push notification scheduling on smartphones, Proceedings of the 25th acm sigkdd international conference on knowledge discovery & data mining, pp. 2792–2800 (2019).
- [14] Li, L., Chu, W., Langford, J. and Schapire, R. E.: A contextual-bandit approach to personalized news article recommendation, *Proceedings of the 19th international* conference on World wide web - WWW '10, ACM Press (2010).
- [15] 相川ほか学業領域における制御焦点尺度の作成ならびに信頼性・妥当性の検討, 筑波大学心理学研究, No. 52, pp. 19–24 (2016).
- [16] Gomez, P., Borges, A. and Pechmann, C. C.: Avoiding poor health or approaching good health: Does it matter? The conceptualization, measurement, and consequences of health regulatory focus, *Journal of Consumer Psychol*ogy, Vol. 23, No. 4, pp. 451–463 (2013).
- [17] Apple: CMMotionActivity.https://developer.apple.com/documentation/coremotion/cmmotionactivity (accessed 2022-10-31).
- [18] Google: Adapt your app by understanding what users are doing . https://developers.google.com/ location-context/activity-recognition (accessed 2022-10-31) .
- [19] Brunner, E. and Munzel, U.: The nonparametric Behrens-Fisher problem: asymptotic theory and a smallsample approximation, *Biometrical Journal: Journal of Mathematical Methods in Biosciences*, Vol. 42, No. 1, pp. 17–25 (2000).

[20] Neubert, K. and Brunner, E.: A studentized permutation test for the non-parametric Behrens-Fisher problem, *Computational Statistics & Data Analysis*, Vol. 51, No. 10, pp. 5192–5204 (2007).