Vol.2021-CSEC-95 No.16
Vol.2021-SPT-45 No.16
Vol.2021-EIP-94 No.16
2021/11/8

ユーザの心理傾向に基づいたアップデートを促すメッセージの有効性の検証

金子 真由子[1,*]　古川 和快[1]　角尾 幸保[2]

概要：サイバー攻撃から身を守るために重要であるアップデート作業を後回しにさせないことを目的として、選択理論心理学の心理傾向を利用したメッセージによる働きかけの有効性を確かめた。Rajivan 他[1]が開発したアップデートのシミュレーションゲームを利用し、クラウドソーシングサイトを通して募集した企業・団体で PC を使って業務をするユーザを 4 つの群に分割し（メッセージ無し群、ナッジ群、意味のない言葉群、心理傾向に合わせたメッセージ群）、アップデートが可能となるタイミングでそれぞれの群に異なるメッセージを表示して、アップデート実施のタイミングの変化を比較する実験を行った。心理傾向に合わせたメッセージ群については、馬場他[2]の方式によりユーザを分類し、心理傾向に合わせたメッセージをわれわれが作成して用いた。シミュレーション結果のランダム要素を取り除くため、モデル上で各群のアップデート実施日の予測を行ったところ、心理傾向に合わせたメッセージが 4 群の中で最も早くアップデートを実施することを確かめることができた。

キーワード：アップデート, 心理学, ユーザ, 行動, 動機

Validation on the Effectiveness of Messages that Encourage to Update Based on Users' Psychological Traits

Mayuko Kaneko[1,*]　Kazuyoshi Furukawa[1]　Yukiyasu Tsunoo[2]

1. はじめに

リモートワークの急速な普及により、多様なインターネット接続環境において仕事をする人が増加し[3]、サイバー攻撃の危険性が増している。個人ができる対策の一つに、OS のアップデートがある。各企業でもアップデートの重要性は認識しており、われわれの前回の調査[4]によると、6 割以上の企業・団体で OS 本来の機能以上のアップデート実施の働きかけ（Web 掲示板での周知、情報システム部からのメール、上司からの口頭での注意等）がなされている。しかし、そのような働きかけがあっても 1 日以内に 6 割のユーザ、1 週間以内に 9 割のユーザしかアップデートを実施していない実態が分かっている。1 割でもアップデートを実施しないユーザがいればセキュリティホールとなり、その人だけでなく、企業全体への影響がある。1 週間以内であれば安全という保証はないため、可能なかぎりアップデート実施率は早期に 100%に近づけることが望ましい。そのために、前回の調査に引き続き、心理傾向を利用した働きかけの効果の検証実験を行ったため、その結果について報告する。

2. 課題

OS アップデートも機能的に進化している。ユーザにアップデートを促すために、Windows Update の機能ではアップデート自動化の仕様が強化されており、また、インストールや再起動が必要な時には画面にポップアップやアイコンが表示される。しかし、ユーザが自動のアップデート設定をしなかったり、アップデートを後回しにする習慣であったりするなど、うまく機能していない場合がある。

従来研究では、セキュリティにあまりコストをかけられない事情を鑑み、インセンティブなどを利用せず、主にメッセージに工夫をすることで継続的にアップデート率を上げる方法が検討されてきた。メッセージのデザインを人間の感じ方の観点から改善した Fagan 他[5]の研究や、ナッジによる一律の働きかけを行った寺田・稲葉[6]の研究など、人間を行動させるためのメッセージのデザイン検討が行われている。しかし、一律の働きかけでは、元々のユーザの習慣を変えるほどには効果を上げておらず、やはり一定のアップデートを実施しないユーザが残っていた。従来の手法ではアップデート実施率を早期に 100%に近づけることには限界があると考える。

1 富士通株式会社データ&セキュリティ研究所
Data & Security Research Laboratory, Fujitsu Limited.
2 東京通信大学
Tokyo Online University.
* k.mayuko@fujitsu.com

Vol.2021-CSEC-95 No.16
Vol.2021-SPT-45 No.16
Vol.2021-EIP-94 No.16
2021/11/8

3. 提案とその検証方針

われわれは個人の心理傾向を用いた働きかけを提案する。前回の研究[4]において、アンケートでユーザの OS アップデート(Windows Update)の行動理由と、心理傾向の相関の有意な組み合わせを突き止めた。今回の実験では、現実のアップデートをシミュレーションするゲームを利用して、心理傾向を利用した働きかけの有効性を検証する。この方法により、個々人に合った働きかけが可能になり、一律の働きかけに反応しない人にもアップデートを促すことができると考える。

4. アップデートゲーム

4.1 Rajivan のアップデートゲーム

4.1.1 アップデートゲームの位置づけ

個人のアップデートに関する行動を観察するためには、寺田・稲葉[6]のように、ログを利用して観察する方法があるが、今回は制限された環境としてシミュレーション環境を用いて観察する方法を取った。本実験では Rajivan 他[2]が開発した、反復的なアップデート決定に関わる主要なタスクを模倣したシステムを利用した（以下、Rajivan 他[2]への言及は、主著者である“Rajivan”と簡略化して記す）。コードは GitHub で公開されている[7]。

4.1.2 アップデートゲームの流れ

Rajivan のアップデートゲームは、1 次的なタスクとして投資選択とリターン受領という簡単な投資ゲームでポイントを獲得する。その上で、2 次的なタスクとして、そのポイントを使ってアップデートするかをユーザに判断させる。これは、ポイントを使うことをアップデートの作業負荷に見立てている。アップデートするかしないかでサイバー攻撃を受ける確率が変わり、サイバー攻撃を受けると、アップデート作業時に消費した以上のポイントを失う。ポイント喪失はサイバー攻撃の被害に対応している。このようにポイントを活用したゲームで、アップデートの作業負荷や攻撃被害などをモデル化したものである。

具体的なゲームの流れは次の通りである。ピリオドごとに以下の図 1 のタスク画面が遷移する。全部でピリオド 1～20 まである。ピリオド 1～3 までは訓練期間で、ピリオド 4～20 が実践期間である。実践期間においてアップデートボタンが利用可能になる。

図 1　タスクのインターフェース

1 つのピリオドは 10 Days からなり、ユーザは Day ごとに、A か B の投資選択を行う。[A] 安定して入る 2 ポイント、あるいは [B] 50%の確率で入る 0 または 4 ポイントという 2 つの選択肢がある。アップデートについては、Day1 は必ずコストが 10 ポイントとなる。Day2～Day10 までは、85%の確率でコストが 10 ポイントかかり、15%の確率でコストが 0 ポイントになる。この 15%は、たまたま作業負荷が低い場合を模倣している。ゲーム中にはサイバー攻撃が起こる可能性があり、起こった場合のロスは 100 ポイントである。サイバー攻撃は、未アップデートだと 3%の確率、アップデート済だと 1%の確率で起こる。

4.2 本実験のアップデートゲーム

今回のアップデートゲームでは、Rajivan のアップデートゲームに加えて、アップデート実施への働きかけとして、Day の切り替わり時にアップデートを促すメッセージを表示する。この内、心理傾向に合わせたメッセージは、各人の行動理由から導き出した心理傾向クラスタに基づいて、最も行動に移りやすいメッセージを表示する。

心理傾向はウイリアム・グラッサー[8]が提唱した選択理論心理学の人間の 5 つの基本的欲求について測定しており、これを欲求のプロフィールと呼ぶ。馬場他[2]を利用して測定すると、{生存、愛・所属、力、自由、楽しみ}={4, 5, 3, 4, 2} のように 5 つの基本的欲求の値がそれぞれ 5 段階で表される。

行動理由と心理傾向のクラスタとの組み合わせは、先の研究[4]でアップデートをその日の内に実施するユーザに対して調査を行い、行動理由と心理傾向の統計的に相関があった組み合わせをデータベースとして作成した。今回の実験では、アップデート後回し傾向のあるユーザに対して、あらかじめ調査済みの彼らの心理傾向を上記データベースに適用して、ユーザのクラスタが最も取りうる行動理由を採用し、各ユーザのアップデートゲームの画面に表示した。

5. 実験方法

5.1 心理傾向の実験への適用

今回、2 種類の実験を行う。実験 1 は、ゲームが適切に機能するかという点の確認と、Rajivan の実験のレプリケ

Vol.2021-CSEC-95 No.16
Vol.2021-SPT-45 No.16
Vol.2021-EIP-94 No.16
2021/11/8

ーション・スタディ（追試）として行う。これは近年、心理学実験の再現性が問題視されている中で、再現系の実験が歓迎されている潮流を受けて実施する。実験２は、心理傾向を用いたメッセージなど、いくつかのメッセージを画面に表示して実施する。この実験を行うと、心理傾向を用いた働きかけの有効性が検証できる。まとめると以下の通りである。

- 実験１：表示なし（働きかけのメッセージ無く行う）
- 実験２：A～D の 4 つのグループに分けた働きかけを行う
  - A　コントロール群（表示なし）　24 名
  - B　ナッジ群：「アップデートを実施しましょう。」　23 名
  - C　意味のない言葉＋ナッジ群「あなたの見ている画面は白いです。アップデートを実施しましょう。」　22 名
  - D　欲求のプロフィールに合わせたメッセージ ＋ ナッジ群　25 名

実験１と実験２A の「表示なし」は、働きかけのメッセージを表示しない、Rajivan の実験の実施形態のままの群である。B は単にアップデートのみを働きかけるメッセージを表示する群である。C は、D と効果を比較することを意図して考え出したものであり、個人の欲求に働きかけないメッセージとしての「意味のない言葉」をつけてアップデートを働きかけるメッセージを表示する群である。D は、個人の欲求（心理傾向）に働きかけるメッセージを表示する群である。

心理傾向を用いたメッセージに関しては、個々人の欲求のプロフィールの構成に応じて、次のメッセージをそれぞれ表示した（丸括弧内は今回の適用人数）。

- アップデートの実施によってあなたは周囲に手本を示せます。アップデートを実施しましょう。（2 名）
- アップデートはあなたの周囲の皆も実施しています。アップデートを実施しましょう。（13 名）
- アップデートの実施であなたは問題を防いで効率的に時間を使うことができます。アップデートを実施しましょう。（6 名）
- アップデートの実施はあなたの気分転換になってリフレッシュできます。アップデートを実施しましょう。（4 名）

実験開始時には参加者に以下の図 2 の指示を行った。

投資の決定とサイバー攻撃による被害に関する実験

作業内容

あなたはある会社の会社員です。あなたの業務は、20 ピリオドにわたって投資の決定をすることです。 1 ピリオドは 10 days（10 日間）で構成されていて、あなたは最初 100 ポイントを持ってスタートします。

各 day に、あなたは「2 ポイントの保証されたリターンを提供する安全な投資 A」と、「ある確率で 0 または 4 ポイントのリターンを提供するリスクのある投資 B」のどちらかを選択します。

day は仮想的なものなので、次々にクリックして進めてください。

あなたの業務の目的は、よい投資成績を収めて多くのポイントを獲得することです。

サイバー攻撃による被害の可能性について

あなたが業務をする間に、サイバー攻撃がランダムに発生する可能性があります。

サイバー攻撃を受けるとあなたは 100 ポイント失います。 サイバー攻撃による被害は、あなたの業務にとって非常に大きな損失となります。

あなたの会社のセキュリティチームは、ある日にサイバー攻撃による被害が発生する確率を 3%と推定しています。

セキュリティのアップデートについて

サイバー攻撃による被害のリスクを下げるため、セキュリティのアップデートが公開されます。

アップデートに 10 ポイントのコストがかかります。ただし、15%の確率で 0 ポイント(ノーコスト)でアップデートが利用できます。

アップデートを行うと、そのピリオドはサイバー攻撃の被害に遭う可能性が 3%から 1%に低くなります。

[重要] 実験中はページの更新や「戻る」ボタンをクリックしないでください。ゲームが完了できなくなります。

開始する準備ができている場合は「スタート」をクリックしてください。

図 2　実験開始時に参加者が受けた指示

5.2 実験の実施と参加者

2021 年 6 月 21 日～7 月 16 日にクラウドソーシングサービスのランサーズにおいて、94 人の参加者（性別：男性 57%、女性 42%、無回答 1%、年代：20 代 18%、30 代 40%、40 代 31%、50 代 11%）からデータを集めた。対象としたのは、前回の研究でアンケートに回答した、フルタイムで企業・団体に勤務するユーザ 656 人のうち、「Windows Update を次の日以降に後回しにする傾向がある」と回答したユーザ 272 人である。その 272 人に対して実験参加を募って、97 人が参加した。最後までタスクを終えたのが 94 人である。Rajivan の実験では 1 プレイに 1.5 ドルの報酬と、100 ポイント＝25 セント換算でボーナスを支払っていたが（最終ポイントがマイナスの場合はボーナス無し）、今回は個別の報酬の支払いが困難だったため、実験参加の報酬のみとし、2 つの実験（約 30 分）で 800 円の報酬とした。上記データの収集を行い、統計的分析を行った。以下の統計的分析の有意水準を 5%とする。本研究は、富士通株式会社倫理審査委員会の承認（受付番号 20-003）を得て実施した。

Vol.2021-CSEC-95 No.16
Vol.2021-SPT-45 No.16
Vol.2021-EIP-94 No.16
2021/11/8

6. 実験結果

本章では実験結果を説明する。

6.1 実験１の結果

本節では Rajivan の行動経済学的な分析結果との比較・考察を行う。

6.1.1 ピリオド間のアップデート行動の変化の推移

Rajivan は、まずユーザのアップデート傾向の経時変化の比較を行っている。３つの戦略「即時アップデート」（＝Day1 にアップデート)、「遅延アップデート」(＝Day2-10 にアップデート)、「アップデート無し」の結果を分析する。本実験における結果は以下の図 3 の左のグラフの通りである。右側のグラフは Rajivan の結果を引用したものであり、比較のために 2 つのグラフを並べた。

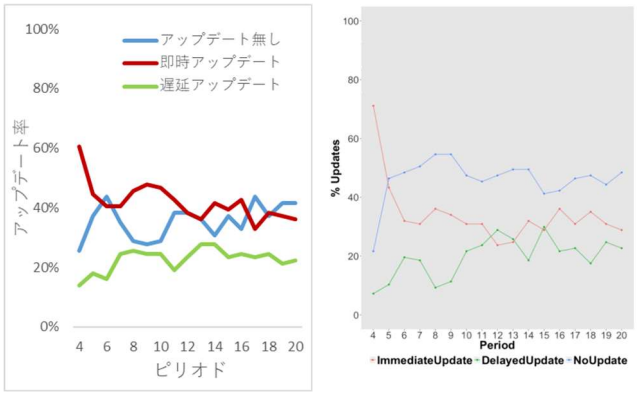

図 3　ピリオドごとのアップデート行動の変化
（左：今回の結果　右：Rajivan の結果）

Rajivan の結果において「アップデート無し」層が全体の 50%程度で推移しているのに対して、今回の結果は 40%程度で推移している。しかし、それは数人の差であり、どちらの結果も、最初のピリオドでは即時アップデート率が高いが、ピリオドが進むに従って、ユーザがアップデートを遅らせたこと、またはアップデート無しに変化したことが観察できる。アップデート行動の推移の変化は同様であるといえる。

また、コストによる遅延アップデートの影響を調べるために、2 種類のコストに対する遅延アップデートが実施された割合を調べた。その結果、コストが 0 の場合の遅延アップデートの割合は 60.1%であり、コストが 10 の場合の遅延アップデートの割合は 40.0%であった。Rajivan は、コストが 0 の場合の遅延アップデートの割合は 74.3%であり、コストが 10 の場合の遅延アップデートの 25.6%であった。Wilcoxon 符号付き順位検定を用いて、P<0.001 としてこの差が統計的に差異があることを示しており、参加者がゼロコストのアップデートが利用可能になるたびに更新したわけではなく、アップデートのコストはあるピリオドにおけるアップデートを決定する唯一の重要な予測因子とはならない、と考察している。本実験でも同様の検定を行ったところ、P<0.001（V=25347）となり、2 群間に統計的群間差があることが分かり、Rajivan の考察を支持するものとなった。

6.1.2 あるピリオドのアップデート決定に関する直前のピリオドの影響

次に、あるピリオドのアップデート決定に対する直前のピリオドの影響について測定した。影響すると仮定された要素は、ピリオド数、獲得ポイント、ゼロコストアップデートの有無、Day1 でのアップデートの有無、サイバー攻撃の有無、Day1 アップデートかつサイバー攻撃の有無である。結果は表 1 の通りである。

表 1　あるピリオドにアップデートの決定をする混合効果の順序ロジスティック回帰モデル（左：今回の結果　右：Rajivan の結果）

	β 推定値	標準誤差	Z 得点	P 値
ピリオド	-0.0004 -0.094	0.012 0.060	-0.036 1.572	0.971 0.116
前のピリオドでの獲得ポイント	0.022 0.043	0.012 0.106	1.870 0.408	0.061 0.683
前のピリオドでのゼロコストアップデートが可能な日数	-0.027 -0.075	0.050 0.062	-0.552 -1.219	0.581 0.223
前のピリオドでの Day 1 アップデート(IUPP)	2.702 1.238	0.132 0.196	20.514 6.302	p<0.001*** 0.001***
前のピリオドでのサイバー攻撃(APP)	0.168 0.651	0.160 0.189	1.050 3.444	0.294 0.001***
1UPP *APP	-1.113 -0.982	0.342 0.414	-3.253 -2.374	0.0011** 0.018*

*P<0.05, **P<0.005, ***P<0.001.

β 推定値は傾きを表わし、マイナスかプラスかで各要素が増加傾向か減少傾向かが分かる。P 値が有意水準 5%を満たすものを見ると、「前のピリオドでの Day1 アップデート」「前のピリオドでの Day1 アップデートかつサイバー攻撃の有無」が有意に示されたことが分かる。すなわち、以下の結果が示された。

- ピリオドで Day1 にアップデートを行ったユーザは、次のピリオドでアップデートする可能性が高い
- 前のピリオドで Day1 にアップデートを行い、かつサイバー攻撃に遭った人はアップデートをしない可能性が高い

また、今回の結果で Rajivan と異なる結果だったのは次の点である。

Vol.2021-CSEC-95 No.16
Vol.2021-SPT-45 No.16
Vol.2021-EIP-94 No.16
2021/11/8

- 「前のピリオドでサイバー攻撃に遭ったユーザは、次のピリオドでアップデートする可能性が高くなる」が、Rajivan の結果では支持されていたが、今回の実験では支持されていない

なお、オッズ比は、前のピリオドでの獲得ポイント 1.024、前のピリオドでの Day 1 アップデート(1UPP) 13.179、1UPP かつ前のピリオドでのサイバー攻撃(APP) 0.346 となっている。すなわち、前のピリオドでの Day1 アップデートが、次のピリオドでのアップデート決定の最も大きな因子であるといえる。

6.1.3 アップデート遅延傾向

ユーザのアップデート後回しの様子を観察するために、以下の数式(1)の通り、アップデートを行った Day で加重したアップデート回数の総計（$N_{wu,j}$）を求めた（数式(1)は、Rajivan 他[2] p.7, Equation(2)を引用）。UD_j は、ある期間 j で更新したかしていないかということを指し、更新ありの場合は 1、無しの場合は 0 とする。UDD_j は、参加者が更新した日である。

$$N_{wu,j} = \sum_i UD_j * \frac{(11 - UDD_j)}{10} \quad (1)$$

そして、数式(1)によって求めた、アップデートを行った Day で加重したアップデート回数の総計（$N_{wu,j}$）を、以下の図 4 にまとめた。

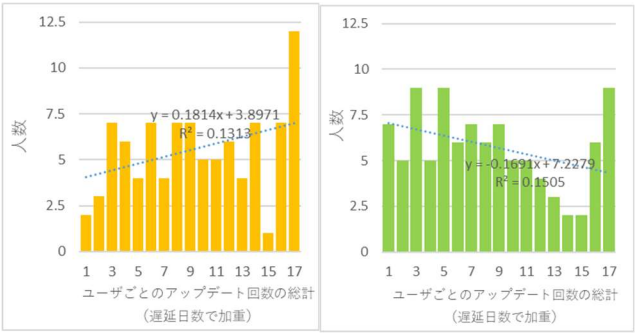

図 3 アップデート遅延日数で加重したユーザごとのアップデート回数（左：今回の結果　右：Rajivan の結果、近似曲線を引くために編集）

上の図 4 のそれぞれについて近似曲線を引いたところ、今回の結果については、y=0.1814x+3.8971（R^2=0.1313）と正の傾き、Rajivan の結果については、y=-0.1691x+7.2279（R^2=0.1505）と負の傾きだった。つまり、今回の結果については、人数とアップデート回数が比例する傾向があり、Rajivan の結果については、人数とアップデート回数が反比例する傾向があった。ただし、いずれの傾向にせよ、Rajivan が考察した通り、ユーザのアップデートのペースには大きな個人差があることが分かる。

また、以下の図 5 は、ユーザごとにアップデート遅延日数を平均し、プロットしたグラフである。

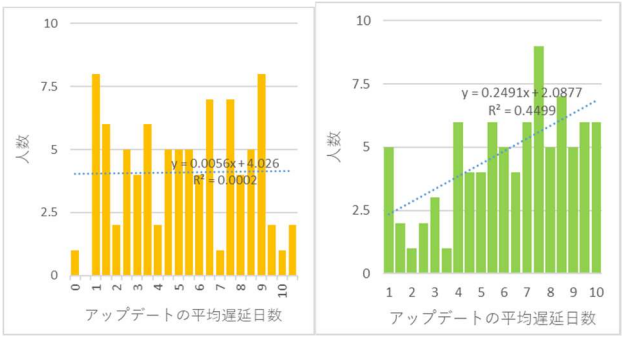

図 4　平均したアップデート遅延日数の分布（左：今回の結果　右：Rajivan の結果、近似曲線を引くために編集）

図 5 のそれぞれについて、図 4 と同様に近似曲線を引いたところ、今回の結果については、y=0.0056x+4.026（R^2=0.0002）と正の傾きではあるものの、ほぼ横軸に平行のグラフとなり、Rajivan の結果については、y=0.2491x+2.0877（R^2=0.4499）と正の傾きだった。このことから、今回の結果については、人数とアップデート遅延日数には差がない一方で、Rajivan の結果については、人数とアップデート遅延日数が比例する傾向があった。つまり今回の結果については、ユーザによってアップデートを遅らせる傾向はバラバラだったのに対して、Rajivan の結果では、より多くのユーザがアップデートを遅らせることを選んだことが分かる。

6.1.4 リスク回避とゼロコスト選好を予測因子として用いたアップデート遅延の予測モデル

Rajivan の実験の 1 次タスク（安全な A かリスクのある B かの二値選択）については、リスク選好の傾向のレベルを測定するために用いられている。訓練期間を除くと、合計 170 のリスクのある選択の可能性がある（17 ピリオド×10 Days/ピリオド）。各ユーザのリスクのある選択の平均値は、以下の表 2 の通りである。

表 2　各ユーザのリスクのある選択の平均値

実験	リスクのある B を選択した回数の平均値
Rajivan の実験	76.42
今回の実験	84.31

表 2 の値の最大値は 170、最低値は 0 であり、つねにリスクを取るユーザとつねに安全な行動を取る傾向のあるユーザがそれぞれいた。今回実験を行った集団は、Rajivan の実験時よりもリスクのある B を選択する傾向が見られた。

また、各ユーザについてリスク選好の値と、Rajivan が考えた以下の数式(2)で表されるゼロコスト選好の値を用いて、後進の平均遅延日数を予測する線形回帰モデルを作成した（数式(2)は、Rajivan 他[2] p.8, Equation(3)より引用）。

Vol.2021-CSEC-95 No.16
Vol.2021-SPT-45 No.16
Vol.2021-EIP-94 No.16
2021/11/8

$$P = \frac{\text{ゼロコストアップデート総数}}{\text{ゼロコストアップデート可能なピリオド数}} \times \frac{\text{ゼロコストアップデート総数}}{\text{アップデート決定の総数}} \quad (2)$$

結果は以下の表 3 の通りである。

表 3　リスク選好とゼロコスト選好を予測因子として用いたアップデートの平均遅延を予測する線形回帰モデル（赤字は Rajivan の結果、今回の結果は P 値も記載）

	推定値（標準誤差）	P 値
ゼロコスト選好	4.290 (1.213) 0.202** (0.098)	0.000642***
リスク選好	0.007 (0.006) 0.233** (0.100)	0.235383
切片（定数項）	4.116*** (0.633) -0.012 (0.098)	4.32e-09 ***
残差の標準誤差	2.753 (df = 90) 0.958 (df = 93)	
F 値	6.578 (df = 2;90) 4.506** (df = 2;93)	0.002155**

*P<0.05, **P<0.005, ***P<0.001.

P 値が有意水準 5%を満たしており、モデル自体は有効だが、Rajivan の結果と異なり、リスク選好がアップデートの平均遅延を予測しなかった。

6.2 実験２の結果

本節では心理傾向に合わせたメッセージの効果の検証結果について説明する。

6.2.1 実験１の実験２への影響の考慮

結果の分析に当たって、1 回目のゲームの経験が 2 回目の行動の違いに影響するか調べるために、以下の帰無仮説 1 を立てて検証を行った。

帰無仮説 1：コントロール群の実験 1 と実験 2 のアップデート日の分布に差はない

この仮説を検証するために、各ユーザのアップデート日を従属変数、A～D のグループを独立変数、リスク選択、サイバー攻撃と、ゼロコスト選択を変量因子とする一般化線形混合モデルを作成した。なお、Rajivan の分析を参考に、アップデート無しは 11 とカウントした。変量効果に関する結果は以下の表 4 の通りである。

表 4　実験 1・実験 2 のコントロール群の変量効果

Groups	分散	標準偏差
リスク選択	0.0005085	0.02255
サイバー攻撃有無	0.0007154	0.02675
ゼロコスト選択	0.0002397	0.01548
残差	0.5977969	0.77317

観測数: 816, groups:リスク選択, 11; サイバー攻撃, 2; ゼロコスト選択, 2

表 4 から、分散の値が小さく、全体のバラつきが小さいことが分かる。また、固定効果に関する結果は以下の表 5 の通りである。

表 5　実験 1・実験 2 のコントロール群の固定効果

	推定値	標準誤差	t 値	P 値(>|z|)
(切片)	0.178419	0.034804	5.126	2.95e-07 ***
1・2 回目	-0.003576	0.010253	-0.349	0.727

*P<0.05, **P<0.005, ***P<0.001.

上の表 5 で P 値＝0.727 となり、1・2 回目の群間に有意差はなかった。詳細の確認のため、実験 1・2 の区別有り・無しのそれぞれのモデルから、独立性のカイ二乗検定を行った。その結果は以下の表 6 の通りである。

表 6　独立性のカイ二乗検定の結果

	npar	AIC	BIC	対数尤度	残差平方和	Chisq (カイ二乗)	自由度	P 値 (>Chisq)
無	5	4470.1	4493.7	-2230.1	4460.1			
有	6	4472.0	4500.2	-2230.0	4460.0	0.1195	1	0.7295

*P<0.05, **P<0.005, ***P<0.001.　(※ npar はモデル中のパラメータ数を意味する)

表 6 の結果も P 値＝0.7295 となり、有意差はなかった。そのため、帰無仮説 1 は保留された。実験 1 と実験 2 のコントロール群のアップデート日の分布に差はない可能性が高いといえる。したがって、以下の分析では、実験 2 は実験 1 の影響を受けていないものとして分析する。

6.2.2 アップデート決定日に関する A～D の群間の比較

グループ D のアップデート決定日が、他のグループよりも有意に早ければ、心理傾向を用いた手法の有効性が検証できると考えた。そのため、変量効果を考慮したアップデート決定日に関する A～D の群間の比較が必要である。仮説は以下の通りである。

Vol.2021-CSEC-95 No.16
Vol.2021-SPT-45 No.16
Vol.2021-EIP-94 No.16
2021/11/8

帰無仮説２：A～D の群間のアップデート日の分布に差はない

この帰無仮説２を検証するために、各ユーザのアップデート日を従属変数、A～D のグループを独立変数、リスク選択、サイバー攻撃と、ゼロコスト選択を変量因子とする一般化線形混合モデルを作成した。その結果は表 7 のとおりである。

表 7　一般化線形混合モデルにおけるランダム効果

Groups	分散	標準偏差
リスク選択	0.0001660	0.012884
サイバー攻撃有無	0.0009128	0.030213
ゼロコスト選択	0.0000337	0.005805
残差	0.6566209	0.810321

観測数: 1598, groups: リスク選択, 11; サイバー攻撃, 2; ゼロコスト選択, 2

表 7 から、分散の値が小さく、全体のバラつきが小さいことが分かる。また、固定効果に関する結果（モデルの P 値）を求めたところ、以下の表 8 の通りになった。

表 8　一般化線形混合モデルにおける固定効果

	推定値	標準誤差	t 値	P 値(>|z|)
(切片)	0.141033	0.029484	4.783	1.72e-06 ***
グループ	0.009006	0.003448	2.612	0.00899 **

*P<0.05, **P<0.005, ***P<0.001.

切片、グループの P 値は有意水準 5%をともに満たし、このモデルで適切にアップデート決定日を説明できることが分かる。

以上より、帰無仮説２は棄却され、A～D の群間のアップデート日の分布に差がある可能性が高いことが分かった。さらに、事後検定として、各グループについて推定周辺平均を求めた上で、P 値をボンフェローニ法で調整した。そして、その調整後の値をもとに、以下の表 9 の通り、多重比較を行った。

表 9　グループ A～D の多重比較の結果

対比	推定値	標準誤差	Z 得点	P 値
A-B	0.0151	0.0101	1.493	0.4418
A-C	-0.0368	0.0121	-3.050	0.0123*
A-D	-0.0143	0.0109	-1.315	0.5531
B-C	-0.0519	0.0118	-4.385	0.0001***
B-D	-0.0294	0.0105	-2.800	0.0263*
C-D	0.0225	0.0125	1.807	0.2701

*P<0.05, **P<0.005, ***P<0.001.

以上から、帰無仮説２のうち、A と C、B と C、B と D のそれぞれの群間に有意に差があることが分かった。

さらに、群間の差について検討した。変量効果を入れた一般線形混合モデルを用いた、各グループのアップデート日の推定値は以下の表 10 の通りである。

表 10　各グループのアップデート日の推定値

	推定値	95% 信頼区間
A	6.66	[10.68, 4.84]
B	6.29	[9.68, 4.66]
C	5.95	[8.92, 4.46]
D	5.65	[8.32, 4.27]

表 10 を確認すると、D、C、B、A の順に早くアップデートすると予測されていることが分かる。また、グループごとのアップデート日の推定値をプロットした結果は、以下の図 7 の通りである。

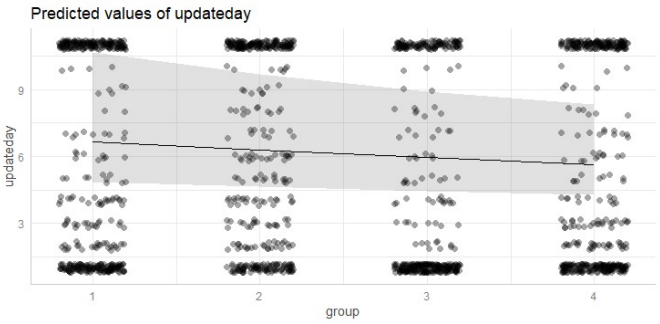

図 7　各グループのアップデート推定値のプロット（１は A、２は B、３は C、４は D を指す）

以上より、心理傾向に合わせた働きかけを行うグループは、モデルを用いた分析によると、4 群の中で最も早くアップデートを行うと予測されること、統計的に有意なグループ間の差異を考慮すると、単なる「アップデートをしましょう」という呼びかけよりもユーザのアップデート実施を早めることが検証された。

7. 考察

7.1 実験１

7.1.1 結果について

実験１は、ゲームを開発した Rajivan のレプリケーション・スタディとして、同じ条件で実施し結果を比較した。経験やゼロコスト選好はユーザのアップデートの遅れを有意に予測したが、Rajivan の結果と異なり、リスク選好については有意に予測しなかった。Rajivan の実験では検証されていた「リスク選好が強いユーザがアップデートを遅らせる傾向」が今回検証されなかったのは、日本人の特徴なの

Vol.2021-CSEC-95 No.16
Vol.2021-SPT-45 No.16
Vol.2021-EIP-94 No.16
2021/11/8

か、それともたまたま今回の実験の結果だけなのかは判断することができない。ただし、ゲームの 1 次的タスクとしての投資判断が、米国人に比べて、日本人には馴染みの薄いものである点は否めない。投資におけるリスク判断への意識の薄さが、結果に影響した可能性はある。

7.1.2 ゲームの設計について

表 1 において、「あるピリオドにアップデートの決定をする混合効果の順序ロジスティック回帰モデル」の結果を示したが、そこでは、前のピリオドにおける Day1 アップデートかつサイバー攻撃を受けたユーザは、次のピリオドでアップデートを遅らせる傾向が見られた。通常であれば、サイバー攻撃を受けたら次のピリオドではアップデートを早く実施しておこうとユーザは考えると予想していたため、意外な結果となった。

そのため、ゲームの設計にはまだ工夫の余地があると考える。今回のゲームの欠点として、「アップデートの利益があまり感じられない」点があったと考えている。アップデートを実施しても、表示が特に変わるわけではなく、サイバー攻撃を受けてしまえば、ユーザ側からすると 3%や 1%の確率は関係ない。そのため、サイバー攻撃があった場合、通常はアップデートを早めに行う行動に出ると思われるのに、その反対の、遅らせる行動になりがちだったのではと考える。改善案として、アップデートした場合はセキュリティが UP したと感じられる表示に変更したり、被害を 100 ポイントではなく 70 ポイントにしたりするなど、ユーザが感じやすい利益を示す必要がある。この点は今後の改善に活かしたい。

7.2 実験２

われわれの提案する D「心理傾向群」はユーザーアップデートの実施日を早める可能性が高いことを実験により示した。一方で、効果がないと考えていた C「意味のない言葉群」も D と同様に実施日を早める効果があるという結論が得られた。さらに、B のように単に「アップデートしましょう」と呼びかけるよりも、欲求に働きかけないメッセージでも足すことで、効果があることを示している。この原因について考察した。

7.2.1 C と D の区分の問題の可能性

C と D の区分に関しては問題点が挙げられる。C は D との比較から「個人の欲求に働きかけないメッセージとしての意味のないメッセージ」と規定したが、C の「意味のないメッセージ」を起点に考えると、D の「意味のあるメッセージ」の違いともいえる。つまり、D に関しては、個人の心理傾向に関係なく「欲求に働きかけるメッセージ」を表示しても効果があった可能性がある。この点は今回検証できていない点である。

7.2.2 C の表現の問題の可能性

C は意味のない言葉群ではあるが、そのセンテンスは短い上に、最後には必ず「アップデートをしましょう」と付けた。日本語の特徴として、打消しの言葉など最後まで読まないと意味を取れない場合が多いという特徴があるため、後ろに置いた「アップデートをしましょう」というメッセージがより強く効いた可能性がある。

8. おわりに

今回、アップデートの後回し傾向の改善に心理傾向を利用したメッセージが有用であるかを検証するために、アップデート後回し傾向のあるユーザに対して、アップデートのシミュレーションゲームを試作し、実際にゲームを通して評価実験を実施した。コントロール群、ナッジ群、意味のない言葉群、心理傾向に合わせたメッセージ群の 4 つに分類し、コントロール群を除く各群に対して、ゲーム画面に異なるメッセージを表示して、ユーザにアップデートを働きかけた。取得したユーザの行動データについて、一般化線形混合モデルを用いて分析した結果、心理傾向に合わせたメッセージによる働きかけを受けたユーザが、4 群の中で最も早くアップデートを実施すると予測されることを確かめた。

今回はシミュレーション環境を用いたため、今後は、実際の環境へ適用し、今回の実地検証を行う。また、本手法が他の行動に関しても有効であるかの調査・検証も行いたい。心理傾向の測定についても、簡易化を図りたいと考えている。

参考文献

[1] 馬場悠輔, 瀬田剛, 柿谷正期.「選択理論における基本的欲求プロフィール研究：基本的欲求尺度の作成」『選択理論心理学研究』10(1): 59-74, 2007.

[2] Prashanth Rajivan, Efrat Aharonov-Majar, Cleotilde Gonzalez, Update now or later? Effects of experience, cost, and risk preference on update decisions, *Journal of Cybersecurity* 6(1): 1-12, 2020.

[3] “テレワーク「導入率」緊急調査結果”. https://www.metro.tokyo.lg.jp/tosei/hodohappyo/press/2020/05/12/documents/10.pdf, (参照 2021-10-12).

[4] 河田真由子, 古川和快, 角尾幸保.「Windows Update に関するユーザの行動傾向と環境・心理学的要因の関係の調査」第 94 回コンピュータセキュリティ・第 42 回セキュリティ心理学とトラスト合同研究発表会, 2021.

[5] Michael Fagan, Mohammad Maifi Hasan Khan, Nhan Nguyen. How does this message make you feel? A study of user perspectives on software update/warning message design. *Human-centric Computing and Information Sciences* 5, 36, 2015.

[6] 寺田剛陽, 稲葉緑.「ユーザのセキュリティパッチ適用行動を促す心理学アプローチの検討」第 32 回セキュリティ心理学とトラスト研究発表会, 2019.

[7] “SecurityUpdateBehaviors”. https://github.com/pnrajiva/SecurityUpdateBehaviors, (参照 2021-10-12).

[8] ウイリアム・グラッサー.『グラッサー博士の選択理論』アチーブメント出版, 2000.