

スマートグラスを用いた明確な目的を持たない スマホ使用の検知

乾 雄貴^{1,a)} 沖原 周佑^{2,b)} 安井 慎一郎^{2,c)} 佐々木 航^{2,d)} 大越 匡^{1,e)} 中澤 仁^{1,f)}

概要: 近年のスマートフォンの普及とともに、使いすぎや依存症が問題となっている。病的なインターネットの使用は Pathological Internet Use (PIU) と呼ばれ、本研究ではその症状である目的を持たないインターネット使用をスマートフォンにおいて考え、検知することを目的とする。スマートフォンの使用状況と目の動きの関連性が示唆されていることから、本研究では男女8名からスマートグラスを用いて視線情報や頭部の加速度、角速度などのデータを取得し、それらのデータから機械学習モデルを構築し、ユーザーのスマートフォン使用のうち目的を持たない使用を推定する機械学習モデルを構築した。結果としては、モデルに勾配ブースティングモデルと決定木モデルを組み合わせて作成された機械学習モデルである XGBoost [1] を用いることで 0.885 の精度で目的を持たないスマートフォン使用を検知することができた。

1. はじめに

スマートフォンは現在全世界で 33 億人が所有しており、人類の 3 分の 1 以上がスマートフォンを介してインターネットにアクセスしている [2]。このようなスマートフォンの普及は情報へのアクセスのしやすさ、コミュニケーションの可能性の向上、ナビゲーションの機会など多くのメリットをもたらす。こうしたプラスの効果をもたらす一方で、多くの研究者がスマートフォンの過剰使用による有害な影響に注意を促している [3]。これは特に若い世代に顕著に影響が出ており、ある調査では 20 代の女性のおよそ 8 割がスマートフォンに依存していると答えている [4]。

インターネットの病的な使用は Pathological Internet Use (PIU) と呼ばれており、大きく Specific PIU と Generalized PIU の 2 つに分類される [5]。Specific PIU とはインターネット上で提供されている様々なサービスに対する依存のことで、主にネットギャンブルやネットショッピング、トレーディングなどの過度な使用が挙げられる。これはインターネットを介さないギャンブルや買い物などへの

既存の依存症がインターネットと結びついたものであり、インターネットを介して自身の依存的欲求を満たしているだけのためインターネットそのものに直接的な原因はないと言える。

他方で、Generalized PIU はインターネット全般に対する依存のことで、主に SNS やチャット、ネットサーフィンなどの過度な使用が挙げられる。こちらは Specific PIU と違い、インターネットの存在そのものが直接的な原因となっており、このような人々はしばしば目的を持たずにインターネット使用をしてしまうことがあると報告されている。また、そのような目的を持たないインターネットの使用は現実や責任からの逃避につながり、現実に重大な問題を引き起こす懸念がある。そこで本研究では、Generalized PIU に見られる目的を持たないインターネット使用をスマートフォンにおいて考え、目的を持たないスマートフォン使用を目の動きから検知、警告することで目的を持たないスマートフォン使用を抑制することを本研究の目的とする。図 1 は目的を持たないスマートフォン使用検知システムの概要図である。

そこで、目的を持たないスマートフォン使用を防ぐために、本研究ではスマートグラスである Jins Meme [6] から得られた加速度、角速度、眼球の移動情報を取得し、それらの特徴量化することでユーザーのスマホ使用の中から目的を持たないスマートフォン使用を検知する機械学習モデルを構築する。構築されたモデルを使用し、ユーザーの目的を持たないスマートフォン使用を検知し警告することでその抑制へとつなげる。図 2 は本研究でのシステム構成を

¹ 慶應義塾大学環境情報学部
Faculty of Environment and Information Studies, Keio University
² 慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科
Graduate School of Media and Governance, Keio University
a) t20072yi@sfc.keio.ac.jp
b) s19180so@sfc.keio.ac.jp
c) ytrw3xix@sfc.keio.ac.jp
d) wataruue@sfc.keio.ac.jp
e) slash@sfc.keio.ac.jp
f) jin@sfc.keio.ac.jp

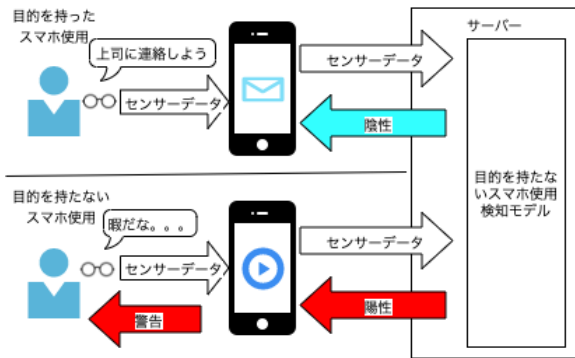


図 1 目的を持たないスマートフォン使用の抑制システム概要図

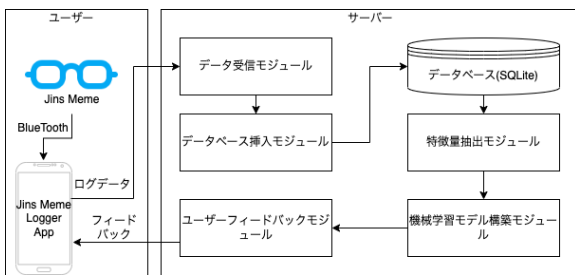


図 2 本研究のシステム構成図

示した図である。データ受信モジュールが Jins Meme からのデータを受け取りサーバー上のデータベースに格納する。格納されたデータから特徴量抽出モジュールを用いて特徴量を抽出し、機械学習モデルを構築する。

実験の意図を隠した状態で、被験者に実際にスマートフォン使用をしてもらった。Jins Meme を用いて計 10 名の被験者から情報を収集し、「目的を持たないスマートフォン使用」と「目的を持ったスマートフォン使用」の 2 値でラベル付けをしたデータセットを作成した。作成したデータセットを用いて目的を持たないスマートフォン使用を推定する複数の機械学習モデルを作成し比較した結果、XGBoost を用いることで Accuracy が 0.885, AUC が 0.945 の精度の高い、目的を持たないスマートフォン使用を推定する機械学習モデルを構築した。

本研究によるコントリビューションは以下の 3 点である。

- ・ユーザーの、目的を持たないスマートフォン使用という新規性のあるスマートフォン使用状態に着目した。
- ・被験者 10 名を対象に、実環境において目的を持たないスマートフォン使用を誘発する実験を実施することで、目的を持たないスマートフォン使用に関するデータセットを作成した。
- ・スマートグラスから得られたデータのみを用いてユーザーの目的を持たないスマートフォン使用を推定する機械学習モデルを構築し、AUC で 0.945 の精度を得られた。

2. 関連研究

本章では眼球運動と内面状態の関連性、スマートフォン使用状況と内面状態の関連性、スマートグラスを用いた内

面状態の推定の 3 つの観点から関連研究を紹介し、本研究の新規性や優位性を述べていく。

2.1 眼球運動と内面状態の関連性

ユーザーの内面状態と視線の関連性については、Jennett らの研究 [7] により指摘されている。他にも、視線とユーザーの内面を結びつけた研究は他にも多数存在している [8], [9], [10]。また、S. Alghowinem らの研究 [11] では、現在の診断は患者の自己報告と臨床的意見にほぼ独占的に依存しており多くの主観バイアスに繋がっているという問題意識のもと、顔のビデオから抽出された眼球運動をうつ病・非うつ病の 2 値に分類する試みが行われた。結果としては 75% の精度で分類することができ、うつ病と開眼距離、瞬きの平均持続時間などがうつ病に関連していることが分かった。このように、人間の目の動きは内面の精神状態を大きく反映していることがわかる。

2.2 スマートフォン使用状況と内面状態の関連性

Z Hussain らは Facebook アプリ使用中の視線の動きからユーザーの Facebook への中毒度合い、精神的健康度、人格などへの関連性を指摘している [12]。また、本研究で扱う目的を持たないスマートフォン使用に類似した状態として退屈した状態が挙げられ、Martin Pielot らの研究 [13] では、被験者 16 名のスマートフォンのバッテリー残量、通知履歴、使用アプリや音量などからスマートフォンユーザーの退屈度を推定する機械学習モデルを構築し、AUC で 0.82 の精度で分類している。この研究ではユーザーの退屈度を検知することが目的となっているが、本研究では目的を持たないスマートフォン使用を検知することが目的である。また、スマートフォンからの情報を使用する Pielot らの手法とは違い、本研究ではスマートグラスからの情報に完結することで将来的にスマートフォン以外にも応用できるという利点がある。

2.3 スマートグラスを用いたユーザーの状態の推定

スマートグラスを用いた研究事例として講義中の学生の学習状態の推定 [14] や行動推定 [15] などが行われている。また、Niwa らの研究 [16] では、車のドライバーに装着したスマートグラスからドライバーの瞬きの回数や強度を取得することで、ドライバーの眠気を検知し居眠り運転の防止へとつなげることで交通事故の減少に貢献しようとしている。このように、スマートグラスを用いてユーザーの状態を推定することは可能であることがわかる。よって、本研究ではスマートグラスを用いて目的を持たないスマートフォン使用を推定する。

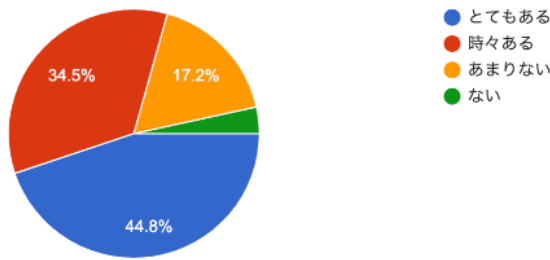


図 3 目的を持たないスマホ使用の頻度の調査

3. 目的を持たないスマートフォン使用についてのアンケート調査

目的を持たないスマートフォン使用についての問題意識が実際に人々の間で持たれているのかを確認するため、19 から 45 歳の男女 30 名に対してアンケート調査を行った。目的を持たないスマートフォンの使用頻度について調査した結果を図 3 に示す。アンケートでは、回答者の年齢や性別などの基本的なプロフィールから個人のスマートフォンの使用時間、用途などを網羅的に回答してもらった。質問は大きく分けて A, B, C の 3 グループで構成される。質問は A グループから始まり、目的を持たないスマートフォン使用に関する質問の回答が「とともある」、または「時々ある」なら B グループに、「少ない」、または「ない」なら C グループに分岐する。アンケートの内容は表 1, 表 2, 表 3 に示す。

表 1 アンケート内容：A グループ

質問内容	選択肢
性別	男/女/その他
年齢	自由記述
使用しているスマートフォンの OS	iOS/android/その他
現在誰と生活していますか？(複数)	一人/両親/配偶者/兄弟/友人
平日の起床時間	時刻
平日の就寝時間	時刻
休日の起床時間	時刻
休日の就寝時間	時刻
自分はスマートフォンに依存していると思う	1-5
1日のスマホの使用時間	1-10
スマホ使用の目的	SNS/Chat/電話/暇つぶし/ゲーム
スマホを目的を持たずに使うことが	とともある/時々ある/少ない/ない

表 2 アンケート内容：B グループ

質問内容	選択肢
目的を持たないスマホ使用中に用いるアプリ	主要アプリ 8 個
目的を持ったスマホ使用中に用いるアプリ	主要アプリ 8 個
いつ目的を持たないスマホ使用をしようか	自由記述
どこで目的を持たないスマホ使用をしようか	自由記述
目的を持たないスマホ使用をしていることについてどう思うか	自由記述

表 3 アンケート内容：C グループ

C グループ	
普段のスマホ使用で用いるアプリ	主要アプリ 8 個

その結果、全体の 80%が目的を持たないスマートフォン

使用をしてしまうと答え、そのうち 60%が目的を持たないスマートフォン使用をやめたいと答えたやめたいと答えた理由としては、「やることが多い時こそやめられないから」や「時間がもったいない」などが挙げられた。この結果から、目的を持たないスマートフォンの使用をやめたくてもやめられない人が数多く存在することがわかる。他にも、女性は全員目的を持たないスマートフォン使用をしてしまうことたえるなど性別間での差異も見られた。逆に目的を持たないスマートフォン使用をしてしまう側としない側に起床時間、就寝時間、家族構成に違いは見られなかった。

4. データセット作成

目的を持たないスマートフォン使用を推定する機械学習モデルの構築に用いるデータセットの作成のために、本研究ではデータ収集システムを作成し 10 名の被験者を対象にデータ収集実験を実施した。

4.1 データ収集システムの構築

本研究で用いるスマートグラスである Jins Meme からのデータは、Jins 株式会社から提供されている連携アプリを通して WebSocket 通信により眼球の上下左右方向への移動量、瞬きの強度、速度、3 軸加速度、3 軸角速度を 20Hz 間隔で取得する。Jins Meme とは、Jins 株式会社が開発した安価かつ、眼球の移動情報だけでなく頭部の加速度、角速度も取得することもできるスマートグラスである。取得されたデータはサーバに送信され、データベースに格納される。

4.2 データ収集実験

通常のスマートフォン使用と目的を持たないスマートフォン使用中のデータを取得するためにデータ収集実験を行う。被験者は 3 章で述べたアンケート調査を受けていない者を対象に男女 5 名ずつの 10 名を対象とし、実施した。実験では、データセット作成のために被験者に「目的を持たないスマートフォン使用」と「目的を持ったスマートフォン使用」の 2 状態を誘発させ、それぞれの Jins Meme のデータを収集した。その際に、被験者が目的を持たないスマートフォン使用をしていたことを裏付けるために GoPro を用いて被験者のスマートフォンのスクリーンの録画を行い、その映像を用いて被験者にヒアリングを行った。スマートフォンの負荷、アプリケーション側の録画機能のサポート状況を考慮して GoPro を用いて録画を行うこととした。その間のデータを図 5 のように被験者に装備した Jins Meme と GoPro から取得した。図 5 では頭部のニット帽に GoPro を固定し、その上に Jins Meme を装備させている。

実験の流れとしては、目的を持たないスマートフォン使用を誘発し、その後目的を持ったスマートフォン使用を誘

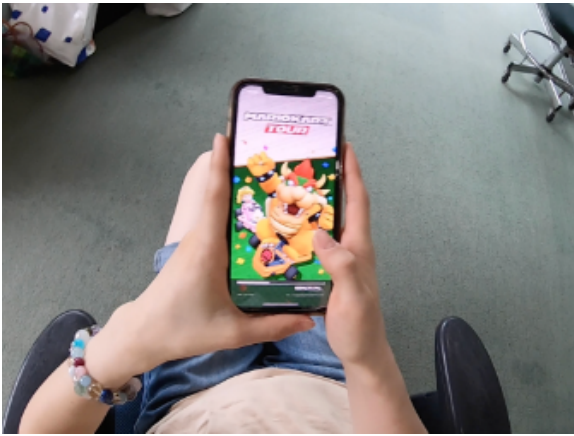


図 4 GoPro から取得された映像

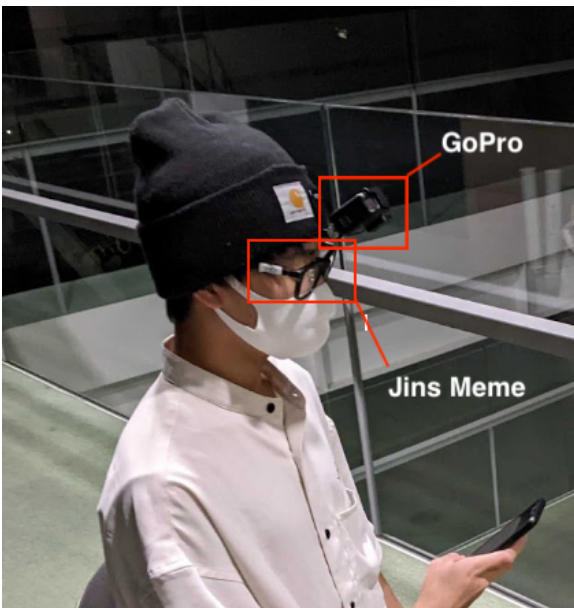


図 5 実験環境

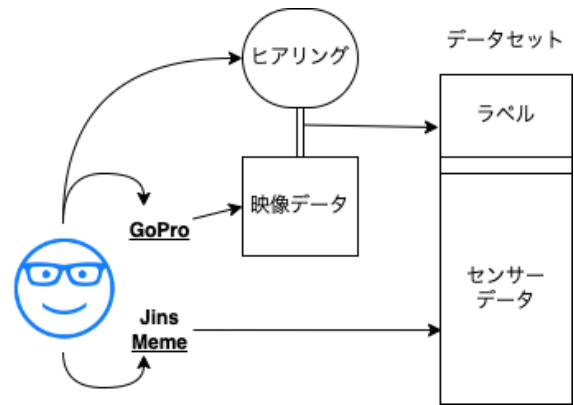


図 6 データセットの概要

確認：目的を持たないスマートフォン使用の誘発の際に GoPro から取得した映像をもとに被験者にヒアリングを行った。ヒアリングでは、被験者がスマートフォンでアプリを開くなどの動作を行うたびにその重要度と緊急度について「ある」/「ない」で判断してもらった。

4. ラベル付与：ラベルは被験者に装備した Jins Meme と GoPro、被験者へのヒアリング結果から「目的を持たないスマートフォン使用」と「目的を持ったスマートフォン使用」の 2 値でラベリングを行う。

目的を持たないスマートフォン使用のラベル付けは被験者へのヒアリングで重要度・緊急度ともないと回答された場合のみ目的を持たないスマートフォン使用としてラベルを作成する。目的を持ったスマートフォン使用のラベル付けは、被験者へのヒアリングで重要度、緊急度のいずれかに「ある」と答えた場合に加え、データ収集実験において目的を持ったスマートフォン使用を誘発した際のデータを目的を持ったスマートフォン使用としてラベルを作成する。

データ収集実験で作成するデータセットは図 6 に示す。データは Jins Meme からのものを、ラベルは GoPro からの映像データを用いた被験者へのヒアリングから作成する。

5. 目的を持たないスマートフォン使用を推定する機械学習モデル

本章では前章で作成したデータセットを用いて、目的を持たないスマートフォン使用と目的を持ったスマートフォン使用の 2 値を分類する機械学習モデルの構築及び評価を行う。

5.1 特徴量抽出

機械学習モデル構築のためにデータ収集実験にて作成したデータセットから特徴量を抽出する。特徴量としては表 4 の通り、データセットを 30 秒間隔の時間窓で区切り、眼球の上方向移動量、下方向移動量、右方向移動量、左方向移動量、瞬きの速度、瞬きの強度についてそれぞれ度数、平均、標準偏差、最大、最小を、3 軸加速度、3 軸角速度

発する。

1. 目的を持たないスマートフォン使用の誘発：被験者に実験環境に慣れてもらうためと説明し、15 分間座った状態で過ごすという条件のみを伝えることで目的を持たないスマートフォン使用を誘発する。

2. 目的を持ったスマートフォン使用の誘発：被験者と相談し、被験者の興味分野の中から個人ごとに定めたテーマについて被験者に 15 分間調査してもらうことで目的を持ったスマートフォン使用を誘発する。これにより、被験者の興味分野から著しく離れたテーマをこちらが提示した場合の影響を抑えられると考えた。GoPro からは図 4 のように被験者のスマホのスクリーン情報を取得することで後に行う被験者へのヒアリングで被験者が目的を持ってスマートフォンを使用しているか目的を持たないスマートフォンの使用をしているかをより確実にラベリングするのに用いる。

3. 目的を持たないスマートフォン使用であったかの

についてそれぞれ平均, 標準偏差, 最大, 最小を用いた. 特徴量抽出モジュールによって抽出された 54 個の特徴量のうち, 常に値が 0 であった眼球の上方向移動量の最小, 下方向移動量の最小, 右方向移動量の最小, 左方向移動量の最小, 瞬き速度の最小, 瞬き強度の最小を除いた 48 の特徴量から構成され, データ数は 886 件である. ラベルは「目的を持たないスマートフォン使用」が 507 件, 「目的を持ったスマートフォン使用」が 379 件存在した.

5.2 機械学習モデルの構築と評価

作成されたデータセットを用いて, Random Forest [17], SVC [18], AdaBoost [19], XGBoost [1]4 つの機械学習モデルを構築し 5 分割の交差検証にて性能を比較する. 比較する指標は accuracy, f1, logless, AUC の 4 つである. 結果を表 5 に表す. AUC 以外の 3 指標において, accuracy が 0.885, f1 が 0.886, logless が 0.570 と XGBoost が優れ, AUC のみ RandomForest が 0.949 と, XGBoost の 0.945 に比べわずかに優れていた. この結果から, Random Forest に比較して, 過学習を抑えた XGBoost のアルゴリズムが今回のデータセットにうまくフィットしたのではないかと考えられる. また, ラベルの偏りが大きくなると AUC の高い Random Forest がより高い評価を得られる可能性も考慮できる.

5.2.1 窓サイズの影響による性能評価

データセットを作成する際に, データを区切る窓サイズによる機械学習モデルの性能への影響を調査した. 調査では 30 秒, 60 秒, 90 秒, 120 秒の窓サイズを用いて, XGBoost による 5 分割の交差検証にて accuracy, f1, logless, AUC の 4 指標で比較した. 結果を表 6 に表す. 窓サイズを 30 秒に設定した際に最も高い性能が得られた. 先行研究 [13] では窓サイズが増加するほど精度の向上が見られたが, 本研究では真逆の結果を得られた. これは先行研究 [13] に比べて本研究で収集できたデータ数が少なく, 窓サイズを大きくするとデータ数が不足してしまうことに起因していると思われる.

5.3 特徴量重要度の分析

構築した機械学習モデルにおいて特徴量重要度の分析を行った. 特に重要度が高かった特徴量は図 7 の通りで, 眼球の移動量_上_平均の特徴量が 0.577 と最も重要であることがわかる. 他にも眼球の動きや加速度, 角速度のいずれか一つで判断されることがないという点や, 1 つの絶対的な特徴量が存在せず表 7 中のほぼ全ての特徴量が満遍なく考慮されているといった点が見られる. また, 特徴量としては目の左右の動きや y 軸方向への加速度, 角速度が重要視されていることがわかる.

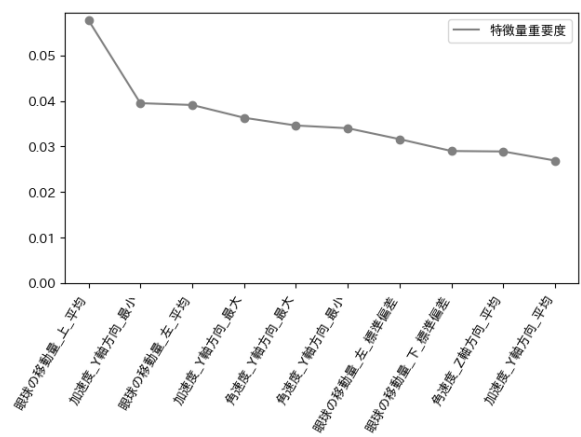


図 7 特徴量重要度の分析結果

6. 考察

本研究はスマートグラスからのデータからユーザーの目的を持たないスマートフォン使用を防ぐという目的のもと行われた. 構築した 2 値分類モデルの最終的な精度としては accuracy が 0.885, AUC が 0.945 であった. 性能としては XGBoost が全体として優れていたが, RandomForest が AUC において僅かに XGBoost より優っていたことから今後より大規模なデータセットを作成する際にラベルに大きな偏りが生まれてしまった場合 RandomForest がより優れた性能を出す可能性も否定できない. 窓サイズを決定する際に, 関連研究では窓サイズを大きくするほど精度が上がっていたのに対し本研究では精度が下がってしまった. これは関連研究に比較してデータセットが少なく, 窓サイズを大きくするとデータ数が不足してしまうことが原因だと考えられる. また, 本研究では機械学習モデルの精度向上の試みとしてモデルの選定しか行っておらず, ハイパーパラメータの調整や深層学習モデルを使用するなど改善の余地が残されている.

データ収集実験では, 使用したスマートグラスである Jins Meme の, 眼球の動き, 瞬きの検出精度に疑問が残る. 私が Jins Meme の精度を確かめるために装備した状態で目を上下左右に動かしてみた結果, いくつか動きを検知しない例が見られた. そのことから Jins Meme のアイトラッカーとしての精度はそこまで高くないことが想定される. そのため, データ収集実験を経て作成したデータセットの精度にも疑問を持たざるを得ない結果となった.

実験環境としては, 本研究では被験者に GoPro や Jins Meme などの機器を装備して実験に臨んでもらっているが, それによる行動や意識の変化などのバイアスがデータに影響を与えていることが考えられる.

7. 今後の展望

今後の展望としては, 目的を持たないスマートフォン使

表 4 使用した特徴量

カテゴリ	サブカテゴリ	値
眼球の移動量	上, 下, 左, 右	度数, 平均, 標準偏差, 最大, 最小
瞬き	速度, 強度	度数, 平均, 標準偏差, 最大, 最小
加速度	X 軸方向, Y 軸方向, Z 軸方向	平均, 標準偏差, 最大, 最小
角速度	X 軸方向, Y 軸方向, Z 軸方向	平均, 標準偏差, 最大, 最小

表 5 交差検証の結果

モデルアルゴリズム	accuracy	f1	logless	AUC
RandomForest	0.878	0.879	-0.335	0.949
SVC	0.666	0.671	-0.613	0.725
AdaBoost	0.769	0.771	-0.657	0.843
XGBoost	0.885	0.886	-0.321	0.945

表 6 窓サイズの比較

窓サイズ	accuracy	f1	logless	AUC
30 秒	0.878	0.879	-0.335	0.949
60 秒	0.804	0.829	-0.425	0.906
90 秒	0.780	0.811	-0.492	0.850
120 秒	0.736	0.782	-0.570	0.800

用を検知した際のユーザーへの警告手段の考案・実装に加え、ユーザーの日常使用環境での評価実験を行う。また、6章で述べた通り本研究で用いた機械学習モデルにはハイパーパラメータの調整やアルゴリズムに深層学習モデルを採用するなど改善の余地が多々あるためそれらを実装する。

また、データ不足を改善するためにより大規模なデータ収集実験を実施する。データ収集実験では、頭部にカメラを設置する、目的を持たないスマートフォン使用の誘発に学術的根拠がないなどの問題が挙げられるため、より実践的な環境で学術的根拠に則った大規模な実験を行いより信頼性のあるデータを収集する。他にも、アイトラッカーを用いた関連研究で一般的に用いられており、Jins Meme に比べてより高い精度が期待できる Tobii 製のアイトラッカーを用いることでより精度の高いデータセットを作成する。

8. まとめ

本研究ではスマートグラスからの、加速度、角速度、眼球の移動情報のみに完結し、被験者 10 名を対象にユーザーの目的を持たないスマートフォン使用の誘発を試みるデータ収集実験を行った。実験では、「目的を持ったスマートフォン使用」、「目的を持たないスマートフォン使用」の 2 状態を誘発してその間の眼球の上下左右方向への移動量、瞬きの強度、速度、3 軸加速度、3 軸角速度のデータをスマートグラスから取得することで「目的を持ったスマートフォン使用」、「目的を持たないスマートフォン使用」の 2 状態をラベルとしたデータセットを作成した。データ収集実験で作成したデータセットを用いて、目的を持たないスマートフォン使用を推定する複数の機械学習モデルを作成し比較した結果、XGBoost モデルを用いることで Accuracy で

0.885, AUC で 0.945 の精度でユーザーの目的を持たないスマートフォン使用を分類することができた。また、バッテリー残量などスマートフォンの使用状況などからユーザーの退屈度を推定した類似研究と比べ AUC の向上が確認できた。最後に、本研究で用いた機械学習モデルや特徴量に関する、精度や実験環境の改善案についての考察を行い、今後の大規模なデータ収集実験に向けた使用アイテムラッカーや被験者へのバイアスなどの課題について展望した。

謝辞 本研究は、JST, CREST, JPMJCR19A4 の支援を受けたものです。本研究は、独立行政法人日本学術振興会の「日中韓フォーサイト事業」(課題番号: JPJSA3F20200001) の助成を得た。

参考文献

- [1] Tianqi Chen and Carlos Guestrin. Xgboost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*, pp. 785–794, 2016.
- [2] Statista.com. Number of smartphone users worldwide from 2016 to 2027. <https://www.statista.com/statistics/330695/number-of-smartphone-users-worldwide/>, July 2022.
- [3] Jon D Elhai, Haibo Yang, and Christian Montag. Cognitive-and emotion-related dysfunctional coping processes: transdiagnostic mechanisms explaining depression and anxiety's relations with problematic smartphone use. *Current Addiction Reports*, Vol. 6, No. 4, pp. 410–417, 2019.
- [4] Mobile Marketing Data Lab. 2021 年スマホ依存と歩きスマホに関する定点調査. https://mmdlabo.jp/investigation/detail_2003.html, October 2021.
- [5] Richard A Davis. A cognitive-behavioral model of pathological internet use. *Computers in human behavior*, Vol. 17, No. 2, pp. 187–195, 2001.
- [6] JINS inc. Jins meme, 2021.
- [7] Charlene Jennett, Anna L Cox, Paul Cairns, Samira Dhoparee, Andrew Epps, Tim Tjies, and Alison Walton. Measuring and defining the experience of immersion in games. *International journal of human-computer studies*, Vol. 66, No. 9, pp. 641–661, 2008.
- [8] Gwendolyn Seidman and Olivia S Miller. Effects of gender and physical attractiveness on visual attention to facebook profiles. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, Vol. 16, No. 1, pp. 20–24, 2013.
- [9] Chiara Gruden, Irena Ištoka Otković, and Matjaž Šraml. Safety analysis of young pedestrian behavior at signalized intersections: An eye-tracking study. *Sustainability*, Vol. 13, No. 8, p. 4419, 2021.

- [10] Sunu Wibirama and Hanung A. Nugroho. Towards understanding addiction factors of mobile devices: An eye tracking study on effect of screen size. In *2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 2454–2457, 2017.
- [11] Sharifa Alghowinem, Roland Goecke, Michael Wagner, Gordon Parker, and Michael Breakspear. Eye movement analysis for depression detection. In *2013 IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 4220–4224, 2013.
- [12] Zaheer Hussain, Boban Simonovic, Edward JN Stupple, and Maggie Austin. Using eye tracking to explore facebook use and associations with facebook addiction, mental well-being, and personality. *Behavioral Sciences*, Vol. 9, No. 2, p. 19, 2019.
- [13] Martin Pielot, Tilman Dingler, Jose San Pedro, and Nuria Oliver. When attention is not scarce-detecting boredom from mobile phone usage. In *Proceedings of the 2015 ACM international joint conference on pervasive and ubiquitous computing*, pp. 825–836, 2015.
- [14] Mitsuyoshi NAGAO, Hajime SA ITO, Fumitake TANIGUCHI, and Yuji SASE. Jins meme を利用した大学講義における受講者の学習状態の推定. 北海道情報大学紀要, Vol. 29, No. 1, pp. 47–55, 2017.
- [15] 南里英幸, 中村聡史. 眼鏡型集中度計測端末による行動推定. 第 11 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2019), 2019.
- [16] Shinji Niwa, Mori Yuki, Tetsushi Noro, Shunsuke Shioya, and Kazutaka Inoue. A wearable device for traffic safety-a study on estimating drowsiness with eyewear, jins meme. Technical report, SAE Technical Paper, 2016.
- [17] Leo Breiman. Random forests. *Machine learning*, Vol. 45, No. 1, pp. 5–32, 2001.
- [18] Vladimir Vapnik. Pattern recognition using generalized portrait method. *Automation and remote control*, Vol. 24, pp. 774–780, 1963.
- [19] Yoav Freund and Robert E Schapire. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. *Journal of computer and system sciences*, Vol. 55, No. 1, pp. 119–139, 1997.