

Study on the intelligent smartphone for improvement of usability and users' behavior

メタデータ	言語: jpn 出版者: 公開日: 2017-10-05 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/2297/43858

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 3.0 International License.



学 位 論 文 要 旨

学位論文題名

操作性や利用者行動改善のためのインテリジェントスマートフォンに関する研究
(英訳)

Study on the intelligent smartphone for improvement of usability and users' behavior

所属

金沢大学大学院 自然科学研究科 電子情報科学専攻 知能情報・数理講座

氏名

長谷川 達人

Abstract

Because of the remarkably spread of a smartphone in recent year, smartphones have been essential device for our life. Smartphones are good at observing a user's situation because most users always carry their smartphone equipped various standard sensors. The purpose of this study is to improve the smartphone usability and user's behavior utilizing those advantages of smartphone. We contributed to the improvement of smartphone usability through developing the screen locking method using the proximity sensor, the automatic application volume switching method learning routine settings, and the system estimating smartphone situation. Moreover, we showed good effects for improving smartphone addiction through developing screen locking application.

1 はじめに

総務省の携帯電話の利用率に関する調査 [12] によると、2012 年の調査段階において、日本の総人口に対する携帯電話契約比率がついに 100%を超過した。中でもスマートフォンのシェアは国内外問わず急速に拡大しており [11]、日常生活をサポートする身近な情報機器となっている。スマートフォンは通話やメール、カメラ、ゲーム、音楽プレイヤー、カレンダー、アラームなど様々な機能があり、小型の PC と同程度の性能を備えている。

一般的に Android スマートフォンでは、照度センサやマイク、加速度センサ、ジャイロスコプ、地磁気センサなど多くのセンサを搭載している。また、利用者が常に持ち歩き、PC と同程度の処理能力を備えていることから、利用者の状況を観測しサポートするコンテキストウェアネスに適している。スマートフォンが自律的に利用者の状況を観測し、それに応じたインテリジェントなサポートができれば、利用者はより快適に日常生活を送れることであろう。本論文では、スマートフォンの標準搭載センサや機能から得られる多大なる情報を活用することで、スマートフォンの操作性改善や、更には利用者自身の行動改善への応用を行う。

2 近接センサによるスマートフォンの画面ロック手法

2.1 ロック手法

スマートフォンの画面ロック手法は現在標準で以下の 2 つの方法がある。

方法 1 : 電源ボタンを押すことによる**手動ロック**

方法 2 : タイムアウトによる**時間ロック**

手動ロックは電源ボタンを押すことで画面ロック

を行う方法である。時間ロックでは、利用者が端末設定された一定時間操作を行わないことでロック状態となる。利用者は 2 つの手法を併用し、ロックを意識しない利用者は方法 2 のみを用いることが多い。しかし、時間ロックだけでは電池の消耗を早めるだけでなく、利用者が端末から目を話した際に他者に個人情報を盗み見られるリスクが高まる。従って端末の利用後は電源ボタンを押下してロック状態にしておくことが理想である。ただ、電源ボタンを押す動作は利用者の手間であり、更に端末によっては押し辛い場所に電源ボタンがある事から、利用者により使いやすいロック手法の提案が必要とされる。

本論文では近接センサを用いる手法（近接ロック）を提案する。近接センサは多くのスマートフォンに標準搭載されている制御機器であり、端末上部のスピーカー横に搭載されていることが多い。近接センサは何か覆っていると反応するため、センサが反応するということは利用者は画面を見ていない可能性が高いと推測できる。近接ロックを実現することで、端末をポケットに入れた時、机に裏向きで置いた時、手をかざした時等様々なシーンで端末が自動的にロックされるような体感を得ることができる。近接ロックは利用者の負荷を軽減するだけでなく、他者の盗み見防止の観点からセキュリティ向上にもつながる。

近接ロックを実現し利用した結果から、利点と欠点を従来のロック手法と比較する。利点はロックが容易になる点と、ロック忘れが減る点である。電源ボタンを押下することに比べ、ポケットに入れる、センサに手をかざす等の常日頃から行う動作で意識することなく容易にロックができる。欠点は電池消費が少々増える点と、誤判断が起りやすいという点である。近接ロックは近接センサを動作させるため何も使っていない状態より少々電力を消費する。また、近接ロックでは近接センサ反応時にロックを行うため、利用者が意図しないタイミングで近接センサが何に触れてロックされてしまうことがある（近接ロックの誤判断）。

2.2 近接ロックの改良

既存のアプリケーションとして近接オートロックがある。これは誤判断の対策として、ディレイ（数秒間継続して近接反応がある場合ロックする）等の手法を用いている。ディレイは誤判断率を低下させる可能性はあるが操作性は低下する。例えば即座にロックしたい場合でも必ず数秒間継続して近接センサに触れなければロックできない。本研究では過去の動作ログから利用者が端末を利用中かどうかを学習し、近接反応時にロック判定を行う手法を提案し、操作

性を低下させず誤判断率を低下させる。

誤判断率を低下させるため、過去の動作ログを学習し近接ロックを行うタイミングでロックの可否を判断する手法を提案する。動作ログは動作中の画面と画面表示の向きの情報を利用する。画面表示の向きに関しては動作中の画面同様、誤判断に影響があると考えられることから追加するものとした。動作ログの取得タイミングは近接センサ反応時とする。誤判断の判定に関しては近接ロック発生後即座（5秒以内）に画面の再点灯が行われた場合と、見過ごしも誤判断として記録を行う。見過ごしとは「本アプリケーションがロックしないと判断したが、本来利用者がロックしなかった場合」のことと定義する。近接センサが反応したタイミングから、画面が自動で消えるまでの間（2.1節の時間ロックにて利用者の設定しているタイムアウト時間以内）にロックが行われた場合に見過ごしと判定する。例えば、タイムアウト時間を1分に設定している利用者が、意図して近接センサに触ったが近接ロックされなかったので、1分以内に端末標準の手動ロックもしくは時間ロックを行った場合を見過ごしとして誤判断に含めている。

動作ログの学習には Naive Bayes [10] [2] を用いる。モバイル端末上での実装のため分類精度が高いことに加え、リアルタイム処理のための処理速度が実現できること、電池消費量を抑えるため計算量が少ないことを加味した。Naive Bayes は事象の事後確率を用いてカテゴリ分類を行う手法である。

2.3 評価

実際の利用データを用いて誤判断率の評価を行う。本アプリケーションは現在 Android 端末にて実装後、GooglePlay¹にて「マジック★スクリーンβ版」として公開し、動作ログと各手法による結果の記録を行っている。結果とは1. 対策なし、2. ディレイ（3秒）、3. Naive Bayes でのロックか否かの判断である。ディレイの設定秒数は既存のアプリケーションの標準設定を採用し3秒とした。

利用データから誤判断率を集計したものを図1に示す。データは被験者8名が7～14日間利用したものの平均値である。利用端末は2013年現在発売されている Android 端末の内、近接センサを搭載したものとしており、特に Galaxy S2, AQUOS PHONE f SH-13Cにて動作確認を行っている。実験の結果、近接反応時に必ずロックする対策なしは当然 Sensitivity が100%、Specificity が0%となり、Accuracy は38%となった。ディレイ（3秒）では Sensitivity は49%になるものの、Specificity が77%に向上したことで、Accuracy が66%に向上している。同様に提案手法である Naive Bayes でも Sensitivity は46%となるものの、

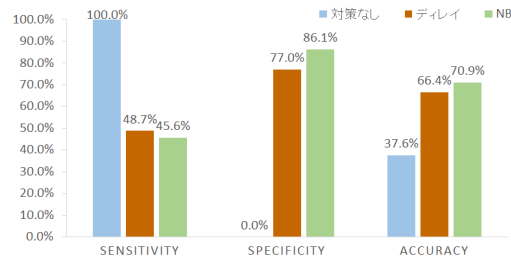


図 1: Sensitivity, Specificity, Accuracy の比較

Specificity が86%に大幅向上し、Accuracy が71%とディレイよりも更に向上している。Naive Bayes はディレイに比べても Accuracy を5%向上させ、更に意図したタイミングで即座に画面ロックが行えることから操作性も良い。

2.4 まとめ

本研究では端末から得られる利用情報を基に携帯電話が自律的に利用者をサポートする第一段階として、利用者が意識せずとも端末が自動的にロック判断を行うアプリを Android スマートフォンにて開発を行った。近接ロック単体では誤判断が多かったことから、新しい誤判断率の低下手法を提案し、アプリ画面と近接ロックに相関がある可能性から Naive Bayes を用いた推定を行うことで誤判断率の改善を実現した。実際の利用実験の結果、既存の手法以上に誤判断率の改善が行えることを示し、更には既存の手法よりも操作性が良いことから近接ロックをより実用的なものを実現した。

3 定期行動を学習するスマートフォンの音量自動設定手法

3.1 スマートフォンの音量設定

スマートフォンは生活の中で非常に便利で有用なデバイスであるが、マナーや使い方が問題となることがある。例えば、公共図書館で大音量でゲームをプレイしている人がいた場合、周囲の人らは非常に迷惑に感じるだろう。公共図書館や映画館などの公共機関において、スマートフォンの音量設定は非常に重要な設定である。また、学校や会社などの社会環境においても、最適な音量設定は求められる。しかしながら、現状では利用者は手動で音量ボタンを押して音量を切り替える必要がある。そのため、一部の利用者は自分の意思で音量を変えなかったり、変えることを忘れてしまったりすることがある。これらは利用者の周囲に迷惑をかけるだけでなく、利用者自身のパフォーマンスにも悪影響を与える [5]。もし、利用者がマナーモードに設定することを忘れ、授業中に大きな音になってしまった場合、授業を困惑させるだけでなく、授業を中断させることもある。利用

¹GooglePlay: <https://play.google.com/store>

者自身の評価に悪影響を与えることもある。仕事上の意図しない着信音は利用者の処理能力に悪影響を与え、ストレスや仕事の失敗を増加させるとも言われている [6].

音量設定は非常に重要な設定にもかかわらず、利用者は自身の状況に応じて手動で調整しなければならない。従って、自動で音量を調整するシステムが望まれている。本研究では、利用者の操作ログを機械学習にて学習し、Android スマートフォンにおけるアプリ音量のオンとオフを自動で切り替えるシステムを提案する。

スマートフォンにはマナーモード設定や、着信音量、アプリ音量など様々な種類の音量設定がある。一般的なスマートフォンはマナーモードに、サウンド、バイブレーション、サイレントなどの設定が可能である。バイブレートモードは着信時に音を鳴らさずバイブレートするモードである。サイレントモードはバイブレーションも着信音も鳴らない。着信音量は着信時の音量レベルのことであり、アプリ音量はゲームや動画、音楽などを利用する際の音量設定である。

3.2 関連研究

マナーモードを自動で切り替える研究や着信音による望まぬ妨害を防止するシステムなども含め、関連する研究を調査した。

本研究の目的であるアプリ音量の自動設定に関する研究を、マナーモード設定を自動化する研究を含め調査した。Android アプリとして Google Play² において公開されているアプリでは「オートマナー Plus+」や「silence」がある。目覚ましアラームを模した手法で、これらは予め利用者が設定しておいたタイミング（曜日・時間）をトリガーとしてマナーモードやアプリ音量を変更することができるアプリである。トリガーは時刻情報だけでなく、位置情報を利用したものもあり、予め利用者が設定しておいた領域内に入るとマナーモードの設定を変更する HexRinger などのアプリも存在する。各アプリの DL 数から、自動で端末設定を変更するアプリの需要はあると考えられる。一方、現状ではこれらのアプリはトリガーや設定内容を利用者自身で指定する必要があり利用者に手間がかかるという課題がある。

周囲の端末との協調を利用したオートマナー手法が提案されている [14]。当手法は自分のいる位置周辺にいる端末のマナーモードである比率を元に自身の端末のマナーモードを自動で設定する手法である。論文内ではサーバ上にデータを集約する手法と端末間で Bluetooth 通信を行う手法が紹介されている。初めて行く映画館や公共機関において同様のアプリ利

用者がいた場合に有用であると考えられる。その他、カレンダー情報を元にマナーモードの自動設定を行う手法も提案されている [9]。この手法は端末のカレンダーに登録されているミーティングや昼食、買い物等の予定を元にマナーモードの自動設定を行っている。論文内では PDA 端末内で携帯電話のシミュレータを動作させ実験を行っており、カレンダー情報とマナーモードの関係性を実験している。この手法はカレンダーの予定単位で細かくマナーモードを変更するような人が対象であり、かつカレンダー情報を事細かに入力でき、更にそれを最新状態に保つことができる利用者には向いている。しかし、一般的な利用者としては負担が大きい。

本研究では、利用者がアプリ音量の設定忘れの際に、周囲への迷惑や利用者自身の集中を妨げることを防止することを目的としている。従って、我々はコンテキストアウェアな技術を応用し、周囲の状況から音量設定を自動化するシステムを開発する。上述したように、関連研究では様々なマナーモード自動化の研究がなされてはいるものの、ほとんどにおいて利用者は自身で時間や場所などの変更条件や、詳細なカレンダーを入力する必要がある手間である。それに対し、本研究ではスマートフォンで収集するコンテキストを学習し自動で音量設定を行なうシステムを提案する。そのため利用者は事前に自身で変更条件などを入力する必要がない。さらに関連研究とは異なり、正しい音量設定の正解値を日々の利用者自身の設定から予測している。従って、利用者は正解データを予めシステムに教えておく必要もない。

3.3 提案手法

本提案手法では、利用者のスマートフォンログから、日々定期的に利用者が実施する音量設定を機械学習にて学習し、アプリ音量のオンオフを自動的に切り替える。まず、観測したスマートフォンログからインスタンスの生成を行なう。学習・予測はインスタンスごとに行われる。同時に、過去のインスタンスには正解データとしてアプリ音量のオンオフをラベリングする。次に、利用者の定期的な設定を抽出できるように、不要なインスタンスを除外する。最終的に、生成したインスタンスを学習データとし、インスタンスごとにアプリ音量のオンオフを予測する。

インスタンスの生成は、利用しているアプリケーションを切り替えたタイミングで行われる。前回のアプリケーション切替時からのスマートフォンログを集約し一つのインスタンスを生成する。なお、画面をオフにしたタイミングもアプリケーション切り替えと同様に扱うが、画面がオフの最中にはインスタンスは生成しない。

生成されるインスタンスは次の 7 特徴から構成さ

²Google Play: <https://play.google.com/store>

れる。曜日 (DOW), 時刻 (TOD), 表示アプリ名 (FA), 充電接続 (BC), イヤホン接続 (HC), マナーモード (SM), 初期アプリ音量 (CAV) である。同時に過去のログに対しては正解データとなるアプリ音量 (CorrectAV) をラベリングする。一つのインスタンスを構成するスマートフォンログから、最も長時間利用していたアプリ音量を正解としてラベリングする。例えば、動画を閲覧中に音量をオフからオンに遷移した場合、スマートフォンログ上には音量オンとオフが混在するが、インスタンス生成時にはより長時間利用していた音量を特徴として採用する。アプリケーション利用中に突然音量が変化することは、利便性を損ねる可能性があることから、アプリケーション切り替えごとに予測を実施することとした。

インスタンスの生成後、本稿の特徴であるインスタンスの選別を実施する。詳細に関しては後述する。本システムでは、選別したインスタンスに対して、機械学習を実施し、アプリ音量がオンかオフかという点を推定する。

3.4 インスタンス選別

関連研究では実験において被験者に適切な音量を完璧に入力させることで正解データとして用いていた。利用者に正解データを入力させることは実用的でないため、本研究では実際のスマートフォンログから利用者の定期的設定を抽出するという手法を提案した。しかし、実際のスマートフォンログから生成されるインスタンスには、定期的な設定を機械学習する際に妨害となるものが多数存在することが大きな課題である。そこで本研究では、定期的な設定を学習する際に妨害となるインスタンスを予めルールベースで除外することにより、実際のスマートフォンログからのアプリ音量自動設定を実現する。

定期的な設定を学習するため、利用者の音量設定に対する意思決定法を次のように仮定した。まず、使っているアプリが音を発するかどうかで分岐する。音を発さないアプリの場合、利用者は音量を変更することではなく、かつ、その際の音量設定はオンでもオフでもどちらでも構わない。そのため音を出さないアプリのインスタンスは学習対象から除外する。次に、そのインスタンスが例外的な状況かどうかで分岐する。ここで例外的な設定とは、動画アプリで音量をオフにするなど、日ごろ頻繁に行う設定と異なる設定のことである。その他、利用者が設定を忘れて、いつもと異なる設定で利用しているケースも例外的な設定とする。例外的な設定は、定期的な設定の抽出という本研究の目的に合わないため除外したい。しかし、インスタンスが例外的な状況かどうかを正確に判断する基準はない。そこで、設定忘れのインスタンス

表 1: 被験者 107 名の平均推定精度

Index	Note	Average	SD
(1)	音量オンで利用した率	61.8%	23.4%
(2)	音量を変更しなかった率	92.7%	4.39%
(3)	マナーモード連動手法の推定精度	60.3%	21.3%
(4)	SVM による推定精度	94.2%	3.38%
(5)	Random Forest による推定精度	93.0%	4.50%
(6)	SVM と Random Forest の最大値	94.3%	3.38%
(7)	精度上昇率 ((2) と (6) の差)	1.53%	2.21%

をなるべく除外するために、利用時間が 5 秒以内のインスタンスを除外することとする。残ったインスタンス群を定期的な設定として、機械学習する。

3.5 評価実験

Android スマートフォンのバックグラウンドサービスとして、実際のスマートフォンログを大量に収集した。アプリを利用した利用者の中から 4 週間以上利用している利用者の中から頻繁にアプリ音量を変更している利用者 107 名を対象とした。本提案手法の 107 利用者に対する平均推定精度を表 1 に示す。実験の前に、前処理として音を発さないアプリケーションもしくは 5 秒以内の利用となっているインスタンスの削除を実施した。最終的に本実験では 616 アプリを音を発するアプリとして採用した。表 1 はそれぞれの利用者に対しいくつかの手法を適用した場合の平均推定精度である。2 は我々の提案手法が特に有効に働いた 3 名の代表的な利用者の推定精度を示している。本手法は SVM[4] と Random Forest[3] を機械学習アルゴリズムとして採用している。今回の結果は、統計ソフトウェア R にて、randomForest パッケージと kernlab パッケージを用いて、10-fold-cross-validation にて自身のデータを学習推定した結果を示している。(6)The maximum accuracy は (4) と (5) の最大値である。本システムはどちらかのアルゴリズムのみを用いるが、最終的に組み合わせて最大値を取ることができたと仮定した場合の推定精度を示している。(7)The increasing rate は (2) アプリ音量を変更していないインスタンス比率から本提案手法によりどの程度自動化ができているかという値を示している。即ち、(7) は本提案手法によってどの程度利便性が改善されたかという数値を示している。

アプリ音量を変更しないインスタンスの平均比率は 92.7% のため、7.3% のインスタンスがアプリ音量を変更するインスタンスということになる。本提案手法を評価するにあたり、この 7.3% のインスタンスをどの程度自動設定にてカバーできるのかという点に着目する必要がある。本提案手法の推定精度は SVM

表 2: 代表的な利用者に対する推定精度

User	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
U1	60.5%	80.3%	60.4%	93.2%	85.8%	93.2%	13.0%
U2	70.6%	86.6%	94.9%	97.5%	98.0%	98.0%	11.4%
U3	96.9%	94.9%	77.4%	98.2%	99.1%	99.1%	4.25%

で 94.2%, Random Forest で 93.0% となった。(2) と (6) の差は平均して 1.53% の上昇となったが, 本提案手法が効果的に働く利用者と, そうでない利用者がある点に注意しなければならない。例えば, 表 2 は提案手法が有効に働く利用者代表例である。本稿では特に特徴的な 3 利用者に着目した。U1 は (7) の値が最も高かった利用者であり, U2 は次に (7) の値が高かった利用者, U3 は (6) の値が最も高かった利用者である。次章にて推定結果の詳細に関して議論を行なう。本提案手法が有効に働く利用者数, 即ち, (7) が 0% より大きい利用者をかぞえたところ, 92 利用者 (86.0%) となった。従って, 本提案手法は頻繁にアプリ音量を変更している利用者の 80% 以上に対して有効に働くということがわかった。

3.6 まとめ

本研究の目的はスマートフォンから観測するコンテキストを用いて利用者のサポートを行なうことであり, 特に本章では, スマートフォンの音量設定に着目し, スマートフォンにおける音量設定の自動切り替え手法を提案した。利用者の音量設定忘れを防止することで, 周囲への迷惑や, 自身の集中力を阻害する要因を減らすことができる。

インスタンスの選定を行なうことで, 実際のスマートフォンログから定常的な設定だけを抽出する手法を提案した。改善後の手法の推定精度を同様に評価した結果, アプリ音量を頻繁に変更している利用者のうち 86.0% の利用者に対して本提案手法が有効に効果を発揮していることを明らかにした。個別の利用者に着目してみても, 利用者毎に特徴を抽出し定期的な音量設定を学習できていることがわかった。

4 スマートフォンの所在状況推定システム

4.1 スマートフォンの所在推定

本研究では, スマートフォンの所在状況を推定するシステムを提案する。スマートフォンの所在状況とは, ズボンのポケットの中や, 机の上などの「スマートフォンがどのような状況にあるのか」と定義する。スマートフォンの所在がわかることで, 所在に応じた通知方法の変更や, スマートフォンの誤動作防止などの操作性向上へと応用することができる。

本研究では既存研究とは視点を変えて, 6 状態識別

に取り組むが, 単純に既存手法を適用するだけでは後学に寄与できないと考える。そこで本稿では, 藤波らの手法 [7] をベースに, 以下の点を新たに拡張し, 実験考察を経て新規性を主張する。

1. 機械学習に使用する特徴量の再考: 加速度センサに加え, 複数センサや重力方向を利用した場合の推定精度の変化を考察する。
2. 利用者行動に対する頑健性の調査: 歩行時のみでなく様々な利用者動作が発生する状況における頑健性を調査する。
3. 6 状態識別問題への適用: 本研究の目的である 6 状態識別問題における推定精度を考察する。

4.2 State Magic

本システム State Magic は Android スマートフォンから観測できるセンサ値をインプットとし, 予測されたスマートフォンの状態をアウトプットとする識別器である。インプットとなるセンサは Android スマートフォン端末に一般的に標準搭載されているセンサの中から, 4 センサ (加速度センサ, ジャイロセンサ, 照度センサ, 近接センサ) を観測対象とした。これらのセンサは状態識別に影響を及ぼすであろうということから採用した。

アウトプットとなる状況は一般的にスマートフォンが存在するであろう状況を網羅した結果, 「手の中」, 「鞆の中」, 「ポケットの中」, 「机の上」, 「布団の上」, 「スマートフォンスタンドの上」の 6 種類を推定対象とすることとした。なお, 「机の上」とは水平で固めの素材の上という定義を総称し, 「布団の上」とは布団や座布団など柔らかい素材の上という定義を総称する。スマートフォンの通知方法に應用を検討する際, 固いものの上か否かという指標は役に立つであろうという点から区別することとした。

本研究では識別器に Random Forest [3] を用いる。Random Forest は, 弱識別器として決定木を複数構成し多数決をとる手法である。決定木を構成する際に, 学習データのサンプリングに加えて, 特徴量もサンプリングされる。今回次元数の多い特徴を扱うことから Random Forest を採用した。実験では統計ソフトウェア R 上で randomForest パッケージを用いた。本来, 最適な特徴選択を実施した上で, 最適な識別器を選択するという試行錯誤を重ねることが望ましいが, 本稿では最高精度を記録することではなく, 特徴量の増減による推定精度の変化や, 利用者行動による推定精度への影響などを考察する点を新規性と主張することから, 識別器に関する議論は行わない。

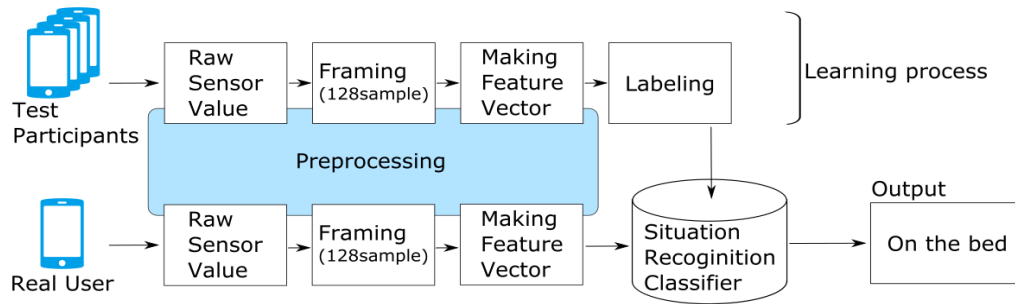


図 2: State Magic のシステム概要

4.3 特徴ベクトルの生成

始めに、システムは生データを観測する。フレーミング処理ではこの生データを一定長の窓に区切って特徴ベクトルの抽出を行う。本稿では応答性を考慮した結果、128 サンプルを 1 フレームとして用い、実験用のデータセット生成時にはこれを 30 サンプルずつスライドして特徴ベクトルを生成している。次に、フレーミングされたデータから特徴ベクトルを抽出する。今回特徴ベクトルの候補には各センサ値を軸ごとに平均値や分散値、二乗平均平方根、軸間相関係数、パワースペクトルなど計 506 次元観測し、を Random Forest 内で特徴選択を実施した。学習時にはこれに正解となるラベルを付与する。

今回実験時には 2 次元分のラベルを手動で付与する。一つは利用者の動作（直立、着座（椅子）、着座（地面）、左向寝そべり、右向寝そべり、うつ伏せ、仰向け、歩行、走行、スキップ、階段上り、階段下り）であり、もう一つはスマートフォンの状況（手の中、鞆の中、ポケットの中（5 種）、机の上、布団の上、スマートフォンスタンドの上）である。利用者の動作は本来スマートフォンの状況推定時には未知の情報であるが、利用者の動作による識別器の頑健性を考察する際に用いる。詳細は次章で説明する。

4.4 評価実験

提案手法による精度評価と考察のための実験を行った。実験では、加速度センサ、ジャイロセンサ、照度センサ、近接センサを作動させたスマートフォンを、被験者に利用させデータを収集する。被験者はセンサを作動させた後、各端末状態にスマートフォンを格納し、タスクを各 20 秒間程度実施する。端末状態と利用者状態を組み合わせ、スマートフォンが取りうる状態を合計 165 タスク計測している。

複数センサの特徴量を追加したことによる精度変化を考察するために、本提案手法による全特徴量を用いたデータセット A より、加速度センサから得られる特徴のみで構成されるデータセット B を抽出し、それぞれにおいて識別実験を行った。関連研究同様に、自己

データを学習させない Leave-one-subject-out Cross-Validation (LOSO-CV) によって精度評価を実施した。本研究の最終目標は 6 状態識別であるが、本節では関連研究の一部に倣って、ポケットを 5 状態分定義して実験を行う。ただし、本研究では首から下げるという状態を除外し、代わりに内ポケットを採用している。近年のスマートフォンにはストラップを取り付ける箇所がない機種が多く、首から下げる人が少ないことと、関連研究では内ポケットが検討されていなかったことを踏まえ、これらを採用している。

データセット A による実験結果とデータセット B による実験結果にて、10 状態識別問題に対する全体の Accuracy はデータセット A で 61.2%，データセット B では 51.0% となり、特徴量を増やしたことにより精度の向上が見込めることを確認した。各状態毎の F 値に着目すると、全体的に全特徴量を利用した場合の方が高い値を得ているが、胸ポケット、内ポケット、鞆の識別精度に関しては大きな差は得られず、共に識別精度が低い結果となった。

いくつかの関連研究では、利用者がスマートフォンを帯同しており、かつ歩行時のみという制約の上で端末の状態推定を行っている。[8] の研究のように歩行時に向いている方向を推定する状況においては、歩行時のみという制約は大きな問題とならないが、本研究が対象とするコンシューマサービスへの応用を考慮した 6 状態識別においては、利用者の様々な動作を考慮する必要がある。本研究では利用者が取りうる頻度の多い 12 パターン（動作 5 種 + 停止状態 7 種）においてデータを観測している。利用者の動作は端末状態を識別するには本来未知の項目であるが、既知であると仮定した場合における推定結果と比較することで利用者の動作に対する頑健性を考察する。

利用者動作が未知である本来の環境とは、識別器を 1 つ単体で用いる手法（提案手法）である。それに対し、利用者動作が既知であると仮定し、利用者動作毎に学習を行うとは、利用者の動作毎にデータセットを分割し、データセット毎に識別器を訓練する方

表 3: 提案手法採用時の利用者状態別推定精度

		提案手法	比較対象	提案 - 比較
動作	歩行	75.9%	77.3%	-1.5%
	走行	67.4%	65.7%	1.6%
	スキップ	68.4%	67.0%	1.4%
	階段下り	70.0%	71.6%	-1.6%
	階段登り	72.5%	75.6%	-3.1%
停止状態	直立	51.5%	51.1%	0.4%
	着座（椅子）	51.0%	64.5%	-13.6%
	着座（地面）	50.7%	58.8%	-8.1%
	右向寝	36.5%	58.1%	-21.6%
	左向寝	44.9%	52.3%	-7.4%
	仰向寝	50.5%	48.6%	1.9%
	うつ伏せ寝	47.4%	60.4%	-13.0%
全状態		61.8%	65.8%	-4.0%

表 4: 提案手法による 6 状態識別結果

	ポケット	鞆	手持ち	机の上	布団の上	スタンド	Precision
ポケット	25765	1152	273	25	48	15	94.5%
鞆	492	696	11	0	41	72	53.0%
手持ち	1519	531	5535	68	55	98	70.9%
机の上	1	0	0	380	224	0	62.8%
布団の上	47	0	15	136	172	0	46.5%
スタンド	0	39	83	0	61	1018	84.8%
Recall	92.6%	28.8%	93.5%	62.4%	28.6%	84.6%	87.0%

式（比較対象）を意味する。

これらの手法で実験を行った結果を表 3 にまとめた。全体の精度は提案手法で 61.8%，比較対象では 65.8% となり，当然ではあるが利用者動作が既知である方が推定精度が向上している。しかし，歩行，走行，スキップ，階段上り，階段下り，直立，仰向寝に関しては，利用者状態が既知であったとしても推定精度に大きな変化が現れなかった。このことから，これらの状況においては，利用者の状況に依存せず表 3 の精度で推定が実現できると言える。特に歩行～階段下りという利用者が定常的に動作している状況に限定すると，どの状態もおおよそ 70% の精度を達成している。したがって，利用者が定常的に動作している際は，利用者動作に対して頑健に推定ができると言える。

以上を踏まえて，最終的に本システム State Magic の 6 状態識別推定精度は表 4 となった。処理内容としては 10 状態に識別を行った後にポケット 5 種を結合するという処理となる。推定精度は 87.0% となり高精度で識別ができていると言える。他の手法として，識別器を訓練する段階においてポケット 5 種を結合しておく方法も試みたが，推定精度 85.1% となった。誤差の範囲という可能性も検証する必要があるが，今回の実験においては前者を採用する。

表 4 のクロス表部分より誤判定パターンに着目する。ポケットを手持ちと誤るパターンがもっとも多かったが，全体数に対して少ないため，再現率に大きな影響は与えていない。次に，鞆をポケットと誤る

パターンと，鞆を手持ちと誤るパターンが非常に多く，鞆の再現率が著しく低い結果となった。続いて，手持ちは再現率が高いが，適合率が若干低くなるという結果になった。机の上，布団の上，スマホスタンドの上に注目すると，スマホスタンドの上は再現率適合率ともに高い結果となった。しかし，机と布団を互いに誤るパターンが多く，特に布団の識別率は低い結果となった。

4.5 まとめ

スマートフォンの状況が推定できることで，ポケットの中での誤動作防止や，状態に応じた通知方法の自動変更など，様々なコンシューマサポートが実現できる。その他，利用者の行動認識のため [1] にもスマートフォンの格納場所を推定する技術が必要とされている。

本研究では，加速度センサ，ジャイロセンサ，照度センサ，近接センサを複合的に用いた特徴量を定義し，Random Forest を用いてスマートフォンの 6 状態を識別するシステム State Magic を提案した。6 状態とはポケットの中，鞆の中，手の中，机の上，布団の上，スマートフォンスタンドの上と定義した。この 6 状態を識別する研究は過去に見られず，類似研究においては歩行状態のみという限定条件があったが，本稿では重力成分のデータを利用することで，利用者の状態に依存しないシステムを目指した点が特徴である。

6 名の被験者の観測データから LOSO-CV で推定精度を評価した結果，以下の知見を新たに示すことができた。(1) 重力成分を除いた加速度センサ単体を利用する場合よりも，センサを複合的に用いることで推定精度が向上する。(2) 利用者が定常的な動作を行っている状況においては，利用者の動作に依存しない頑健な識別が実現できる。(3) 利用者が静止している状況においては，利用者の状況が推定精度に大きく影響を与える可能性がある。(4) 目標とした 6 状態識別問題に対しては，87.0% の精度で状況推定ができる。

5 子供のスマートフォン依存を抑止する画面ロックアプリケーション

5.1 スマートフォン依存症

スマートフォンやインターネット技術を使いこなすスキルは，今後必要不可欠になると思われ，子供のころから扱い方やリテラシーを学ぶことは重要である。しかし，これらの技術を利用する際には，過度な利用によって睡眠時間や学習時間の減少，目の疲労など様々な悪影響が起ころうる。総務省情報通信政策研究所の都内高校生を対象とした調査 [13] によると，調査対象者全体の約 6 割がネット依存傾向

中～高と判定されており、ネット利用の媒体として、スマートフォンやフィーチャーフォンを用いたネット利用の時間が特に長いという結果が出ている。]

このように様々な悪影響が懸念されるスマートフォン依存症を改善すべく、本研究では、自分でスマートフォンの利用を制御できない子供たちに対し、依存症状の改善をサポートする一改善手法を提案する。また、アンケート分析結果から、本提案手法の効果を評価する。

5.2 提案手法

本アプリケーションの利用者をセルフユーザ、チャイルドユーザ、フォースドユーザの3種類と定義する。セルフユーザは自分自身でアプリケーションを導入し利用する利用者、チャイルドユーザは親子で相談し、子供が納得した上で親が導入し、子供が利用する利用者、フォースドユーザは子供が納得していないが親が導入し、子供が利用する利用者である。

TIMER LOCK は事前に設定した時間帯にスマートフォンを利用できないように画面をロックするアプリケーションである。ロック設定時にはパスワードを登録し、ロックの解除やロック時間の変更、アンインストールを行う際に認証を求める。チャイルド・フォースドユーザは親がTIMER LOCKを導入したところからすぐにアンインストールしかねないことから、パスワード機能を導入した。セルフユーザは自身でパスワードを把握しているが、解除にパスワードを要するという手間が入ることで、簡単には解除しなくなる効果を見込んでいる。パスワードは無償版で数値4桁、有償版で数値8桁まで設定が可能である。

5.3 期待される効果

TIMER LOCKの導入により、利用者には(1)余裕時間の増加、(2)集中の妨害要素の排除(3)生活習慣や健康の改善などの効果を期待している。(1)に関して、過度にスマートフォンに熱中していた利用者も、強制的に利用できない時間が設けられることによって、空白の時間を作る効果がある。空いた時間には、勉強や睡眠、他の遊びをしてもよい。利用者に新しい時間の使い方を考える切っ掛けを与えることができる。(2)に関して、スマートフォンに多いSNSの通知やメールの通知から利用者の集中状態を守る効果が期待できる。通知が来ても内容を確認できないため利用者は諦めがつき、より物事へ集中できる。(3)に関して、深夜帯にロック時間を設定することで睡眠時間を確保でき、生活リズムの改善に繋がる。また、スマートフォン利用時間が減少すると目への負担も軽減できる。最終的には、これらのポジティブな効果がスマートフォン依存の改善に繋がると見込んでいる。

表 5: 利用者層別の回答者数と平均年齢

回答者数	男性	女性	秘密	総計	平均年齢 (SD)[歳]
セルフユーザ	93	84	28	205	20.7(± 11.37)
チャイルドユーザ	41	28	15	84	14.0(± 4.7)
フォースドユーザ	37	27	10	74	14.2(± 5.0)
その他	8	7	8	23	20.0(± 10.0)
総計	179	146	61	386	18.2(± 9.9)

6 評価と考察

6.1 評価アンケート

TIMER LOCK 無償版では利用時にアンケートの回答を任意で募っている。アンケートはロック開始から10日後にスマートフォン所有者に対して実施するアンケートである。TIMER LOCK 無償版では2014年6月アップデート時以降6ヶ月で386件のアンケート回答を得ている。本章では、アンケート結果の分析を通じて、利用者属性に関する考察と、提案手法の効果の評価を行う。

始めに各利用者属性の回答者数と年齢を明らかにする。回答者の人数分布と平均年齢を表5に示す。ここで、平均年齢列は各利用者層毎の平均値を算出しているが、年齢を未記入とした利用者と性別を秘密と回答した利用者は欠損値として除外して計算している。また、以降はQ1をその他と回答した利用者と性別を秘密と回答した利用者を欠損値として除外し、310件の回答をもとに考察を進める。

各回答を分析した結果、セルフユーザ>チャイルドユーザ>フォースドユーザの順で、スマートフォンによる悪影響を自覚している率が低くなり、本アプリケーションを利用して良かったと回答する比率も低くなるなどの利用者傾向を示した。更に、スマートフォン利用時間の減少者率、空いた時間を勉強に使っている回答者率、勉強時間が増加した回答者率を分析したところ、セルフユーザ≥チャイルドユーザ≥フォースドユーザの順で効果が低くなる傾向を示した。それに対し、ほとんどの項目の回答率は性別や年齢による有意差が見られなかった。このことから、性別や年齢によらず、利用者層によってTIMER LOCKの導入効果に差が出ることを明らかにした。特に、提案手法である“親子で相談、同意”をしているチャイルドユーザの方が、強制的に親に導入されたフォースドユーザよりも効果が高いことから、提案手法の重要性を示した。

アンケート結果の全体を見ると、6割の利用者にてスマートフォン利用時間の減少を確認した。空いた時間には勉強をしていると回答した利用者が全体で5割程度になり、勉強時間が増加したと回答した利用者も6割を超えた。これらより、各利用者の短期的なスマートフォン依存改善効果は確認できたと考えている。

いる。TIMER LOCKを導入することで、利用者に新しい時間の使い方を考える切っ掛けを与え、その生活に馴染んできた時に、TIMER LOCKを使わずともスマートフォンの利用を自制することができるようになっていけば、完全に依存状態を脱せたと言えるだろう。

6.2 まとめ

本研究では、スマートフォン依存に対する一手法として、親子で相談を行って画面ロックアプリケーションを導入し、スマートフォン依存改善を進めてゆく手法を提案し、アンケートから評価を行った。開発した画面ロックアプリケーション「TIMER LOCK」は設定した時間帯に通話以外の機能を使えなくするアプリケーションである。現在無償版公開から半年以上経過し、Google Playより総ダウンロード数10,000以上、総レビュー数146件、レビュー平均値3.1との評価を得ている。アプリケーションの利用者は、自分で導入したセルフユーザ、親と相談し納得した上で導入したチャイルドユーザ、納得していないが親が導入したフォースドユーザという3種類の利用者層を定義してアンケートの分析を行った結果、セルフユーザ>チャイルドユーザ>フォースドユーザの順で改善効果が低下することを統計的に示した。

7 終わりに

本論文では、スマートフォンの標準搭載センサや機能から得られる多大なる情報を活用することで、スマートフォンの操作性改善や、更には利用者自身の行動改善への応用を行った。スマートフォンの操作性を改善するために、画面のロックや、音量設定の自動化、スマートフォンの状況推定を実現した。スマートフォン標準搭載のセンサや操作ログを活用し、機械学習を行なうことで、従来実現できていなかったインテリジェントな機能を実現することができた。また、スマートフォンアプリケーションを教育に応用する事例として、スマートフォン依存改善のための画面ロックアプリケーションを開発し、大規模な実証実験を行い、効果の検証評価を実施した。

機械学習のテクニックを応用し、設定を自動化することや所在の推定などを通じて、スマートフォン自体の操作性の改善を実現できたこと、アプリケーションを開発し、スマートフォン依存症という子供たちの行動改善を実現できたことを本研究の成果とする。

参考文献

- [1] Khaled Alanezi and Shivakant Mishra. Design, implementation and evaluation of a smart-phone position discovery service for accurate context sensing. In *In Press, Corrected Proof*, 17 pages., 2015.
- [2] Ion Androutsopoulos, John Koutsias, Konstantinos V. Chandrinou, George Paliouras, and Constantine D. Spyropoulos. An evalua-

tion of naive bayesian anti-spam filtering. In *Proceedings of the workshop on Machine Learning in the New Information Age*, pp. 9–17, 2000.

- [3] Leo Breiman. Random forests. *Machine Learning*, Vol. 45, pp. 5–32, 2001.
- [4] Corinna Cortes and Vladimir Vapnik. Support-vector networks. *Machine Learning*, Vol. 20, pp. 273–297, 1995.
- [5] Edward Cutrell, Mary Czerwinski, and Eric Horvitz. Notification, disruption, and memory: Effects of messaging interruptions on memory and performance. In *Conference on Human Computer Interaction Interact 2001*, 2001.
- [6] Hélène Eyrolle and Jean-Marie Cellier. The effects of interruptions in work activity: Field and laboratory results. *Applied Ergonomics*, Vol. 31, No. 5, pp. 537–543, 2000.
- [7] Kaori Fujinami and Satoshi Kouchi. Recognizing a mobile phone’s storing position as a context of a device and a user. In *In Proc. of the 9th International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking and Services (MobiQuitous2012)*, pp. 76–88, 2012.
- [8] Seyed Amir Hoseinitabatabaei, Alexander Gluhak, and Rahim Tafazolli. Towards a position and orientation independent approach for pervasive observation of user direction with mobile phones. *Pervasive and Mobile Computing*, Vol. 17, No. A, pp. 23–42, 2015.
- [9] Ashraf Khalil and Kay Connelly. Context-aware configuration: A study on improving cell phone awareness. In *Modeling and Using Context*, Vol. 3554, pp. 197–209. 2005.
- [10] David D Lewis. Naive (bayes) at forty: The independence assumption in information retrieval. *Machine Learning: ECML-98*, Vol. 1398, pp. 4–15, 1998.
- [11] 総務省. 情報通信白書平成24年版, 2013.
- [12] 総務省. 電気通信サービスの加入契約数等の状況, 2013.
- [13] 総務省情報通信政策研究所. 高校生のスマートフォン・アプリ利用とネット依存傾向に関する調査. 入手先 <http://www.soumu.go.jp/iicp/chousakenkyu/data/research/survey/telecom/2014/internet-addiction.pdf>, 2014 (accessed Sep. 27, 2014).
- [14] 長堀哲, 荒川豊, 田頭茂明, 福田晃. 複数端末の協調による自動的な設定切り換え手法に関する一検討. 情報処理学会研究報告. MBL, [モバイルコンピューティングとユビキタス通信研究会研究報告], Vol. 2011, No. 1, pp. 1–8, 2011.

学位論文審査報告書（甲）

1. 学位論文題目（外国語の場合は和訳を付けること。）

操作性や利用者行動改善のためのインテリジェントスマートフォンに関する研究

2. 論文提出者 (1) 所 属 電子情報科学 専攻

(2) 氏 名 ふり がな はせがわ たつひと
長谷川 達人

3. 審査結果の要旨（600～650 字）

平成 27 年 7 月 28 日に第 1 回学位論文審査委員会を開催、8 月 3 日に口頭発表、その後第 2 回審査委員会を開催し、慎重審議の結果、以下の通り判定した。なお、口頭発表における質疑を最終試験に代えるものとした。

本論文では、スマートフォンの標準搭載センサや機能から得られる多大なる情報を活用することで、スマートフォンの操作性改善や、更には利用者自身の行動改善への応用を行なった。スマートフォンの操作性を改善するために、画面のロックや、音量設定の自動化、スマートフォンの状況推定を実現した。スマートフォン標準搭載のセンサや操作ログを活用し、機械学習を行なうことで、従来実現できていなかったインテリジェントな機能を実現することができた。また、スマートフォンアプリケーションを教育に応用する事例として、スマートフォン依存改善のための画面ロックアプリケーションを開発し、大規模な実証実験を行ない、効果の検証評価を実施した。

以上の研究成果は、近年急速に普及しているスマートフォンの操作性改善や利用者の行動改善に大きく貢献するものであり、本論文は博士（工学）に値するものと判定した。

4. 審査結果 (1) 判 定（いずれかに○印） ○合 格 ・ 不合格

(2) 授与学位 博 士（ 工 学 ）