

コンシューマ・サービス論文

ユーザ利用実態調査に基づくスマートフォン利用モデル

神山 剛^{1,2,a)} 久住 憲嗣³ 稲村 浩⁴ 小西 哲平⁵ 太田 賢⁵ 福田 晃³

受付日 2017年9月30日, 採録日 2018年1月22日

概要: 本論文では, 実際のスマートフォンユーザ約 700 名に対するアンケート調査と約 400 名の端末ログ収集調査によるデータを用い, アプリケーション使用など実際のスマートフォン利用パターンを導出し, パターンごとにその特徴を示すことで, 様々なサービス企画・研究開発に有益なスマートフォン利用モデルを提案する. 本モデルは, 1 日単位のスマートフォン利用を, ユーザ属性やアプリケーション使用傾向などの特徴を定量的に示すものである. クラスタリングによる利用パターン分析の結果, 全体的に 6 つの利用パターンの存在が確認された. また, 同一ユーザでも日によって異なる利用パターンが存在するという仮説を検証したところ, 例外的なパターンを除くと, 90%のユーザの利用パターンはたかだか 2 つ程度であることが確認された.

キーワード: スマートフォン, 利用実態, 利用モデル

Typical Smartphone Usage Models Based on Actual-use Survey

TAKESHI KAMIYAMA^{1,2,a)} KENJI HISAZUMI³ HIROSHI INAMURA⁴ TEPPEI KONISHI⁵ KEN OHTA⁵
AKIRA FUKUDA³

Received: September 30, 2017, Accepted: January 22, 2018

Abstract: This paper presents a smartphone usage model that will be useful as ground data for works such as proposals on improving services/technologies related to smartphones. It is based on an actual-use survey involving about 700 smartphone users. We conduct web interviews with users to get their demographic data - age, sex, for example, and gather many kinds of usage traces from their device using our logger application. The model describes 1) daily usage pattern (combinations of application usages) and 2) pattern features - demographics, major application usages and so on. Through a cluster analysis of the usage traces, we find there are six typical daily usage patterns and half the users have multiple patterns that differ with the day.

Keywords: Smartphone usage, survey, ubiquitous and mobile computing

1. はじめに

近年, スマートフォンの契約者数は従来のフィーチャーフォンを超え, スマートフォンは広く一般に利用されるモバイル端末となった [1]. また, 端末機種種の拡充とともに, 個人でもアプリケーション (以降, アプリ) を作成・配布できる環境が整備され, 従来よりも多種多様な用途のアプリが提供されるようになったことで, ユーザは生活の様々なシーンにおいて, 各自の行動や趣味嗜好にあったサービスを幅広く選択できるようになった.

このようなスマートフォンおよびサービスの実現のため, サービス企画におけるマーケティングから, アプリを

¹ NTT ドコモサービスイノベーション部
Service Innovation Department, NTT DOCOMO, INC.,
Minato, Tokyo 107-0052, Japan
² 九州大学大学院システム情報科学府
Graduate School of Information Science and Electrical Engineering,
Kyushu University, Fukuoka 819-0395, Japan
³ 九州大学大学院システム情報科学研究院
Faculty of Information Science and Electrical Engineering,
Kyushu University, Fukuoka 819-0395, Japan
⁴ 公立はこだて未来大学システム情報科学部
School of Systems Information Science, Future University
Hakodate, Hakodate, Hokkaido 041-8655, Japan
⁵ NTT ドコモ先進技術研究所
Research Laboratories, NTT DOCOMO, INC., Yokosuka,
Kanagawa 239-8536, Japan
^{a)} kamiyamata@nttdocomo.com

含めたシステムを構成する要素技術の研究開発まで、各々の役割で様々な課題解決がなされてきた。

しかし、スマートフォン利用の進化の方向性や可能性は無数に考えられるがゆえに、各々の取り組みの位置づけや価値を明確に示すことが難しくなることがある。いずれの役割・取り組みにおいても、妥当性を示しつつ目標・課題を設定し、課題解決の効果検証を行うことが重要である。たとえば、新規サービスの提案では、対象ユーザは誰か、本当に対象ユーザが存在するのか、何人くらい存在するのか、サービス提供によりどのくらいの効果が見込まれるのかなどを定量的に見積もることが求められる。また、なんらかの問題解決のための技術課題にアプローチする際にも同様である。

本論文は、アプリ使用や端末設定など、実際のユーザによるスマートフォンの利用パターンがどのくらい存在し、それぞれのパターンの特徴を明らかにすることで、スマートフォンを前提にしたサービス、アプリ、ミドルウェア、オペレーティングシステム (OS) における新規提案や問題解決を目指した研究に対し、各々の課題設定や効果検証において現実的に考慮すべき前提条件や、評価条件となるデータ (以降、スマートフォン利用モデル) を提供することを目的とする。

我々は、モデル検討に必要なデータを獲得するため、調査モニタとして採用した実際のスマートフォンユーザに対し、各自のスマートフォン利用に関するアンケートと、ログ収集アプリを用いた約1カ月間の端末利用ログ収集による利用実態調査を実施した。アンケートにより、年齢・性別・居住地・職業などユーザの基本属性や主観的な情報を得ることができ、また、端末ログ収集により、アプリをはじめとする端末の利用履歴・設定、ディスプレイやバッテリーなどの端末状態を把握できるため、サービス企画における対象ユーザの分析や、ソフトウェア品質改善での効果検証において前提とする端末の設定値を定めるなど、幅広いデータの活用が可能であると考えた。

本論文の貢献は以下のとおりである。実際のスマートフォンユーザ約700名から収集したデータの分析により、スマートフォン利用モデルとして利用できる以下の情報で、ユーザとその端末利用の実態を明らかにする。

- ・アプリ使用や主要な端末設定からなる端末利用パターン (4.2.1 項参照)
- ・利用パターンごとのデモグラフィック属性に基づくユーザ数の分布 (4.2.2 項参照)

また、上記の分析から得られた本モデルは、ユーザの利用実態を把握できる根拠データとして、以下の特徴がある。

- ・サービス/製品企画や研究開発において現実的な課題設定・解決を行うために活用できる。たとえば、企画においては見込まれる市場規模を計る、または研究開発においては実機を用いた検証実験での端末のセットアップ情報とし

て活用できる (2.2 節参照)

- ・利用パターンを6パターン程度に分類することで、全体的な利用実態を俯瞰しやすく、特に初期の課題検討において有益なデータである (4.1.2 項参照)

本論文の構成は以下のとおりである。2章では、関連研究をふまえ、サービス企画や研究開発に幅広く活用可能なスマートフォン利用モデルとして満たすべき要件と全体像を示す。3章では、モデル作成のための利用実態調査の内容について説明し、調査で得られたデータの基本集計結果を示す。4章では、2章の検討をふまえ、日ごとのアプリケーションごとの使用時間データを主なデータセットとしたクラスタリングにより、1日のスマートフォン利用パターンを導出する。また、クラスタごとのユーザ属性などの特徴をさらに分析する。最後に、クラスタごとに、クラスタ中心に最も近いサンプルをクラスタの代表的な1日の利用データとして選定し、スマートフォンの1日のユースケースを示す。以上の分析結果を本論文におけるスマートフォン利用モデルとし、本モデルが関連研究をはじめとする様々なサービス企画、研究開発における課題設定、効果検証において有益なデータであることを示す。

2. スマートフォン利用モデルの要件

本章では、スマートフォンを前提したサービスや技術の新規提案や問題解決に幅広く活用できるモデルを提案するため、モデルの活用対象となりうる事例やユーザの利用実態に関する分析事例について関連研究とともに議論し、モデルの要件を整理する。

2.1 関連研究

2.1.1 モデルの活用領域

新商品・サービスの商品化プロセスについて、中高齢者向け携帯電話の商品化を事例にした報告がある [2]。筆者らは、旧来の商品化プロセスについて、マーケティングにはじまる企画プロセスと要素技術の研究開発プロセスが独立し、商品コンセプトや機能・品質要件のすりあわせが効率的に進まないことにより、商品化まで多大な時間を要し、結果的に顧客ニーズとはずれた商品化がなされてしまうという問題を指摘している。前述の携帯電話の事例では、携帯電話市場は若年層が中心であった2001年当時、研究開発部門もマーケティングに参画し、中高齢者向けを潜在市場として見だし、徹底したニーズ分析と技術課題の深掘りを行うことで、商品化における生産性の向上と、新たな顧客開拓に成功した。近年のスマートフォン利用は、従来よりも自由度が高く、顧客ニーズも多様化していることから、対象ユーザに対する分析と明確化がさらに重要であると考えた。

また、近年のサービス動向の1つとして、スマートフォンで取得した位置情報を活用したサービスが多く提案され

ており、地図だけでなく現在地にに応じたクーポン配信など様々なサービスが提供されている [3], [4]. 一方、位置情報は、氏名・住所などと同様に、重要な個人情報としてプライバシー保護の対象であるため [5], 端末の位置情報取得は初期状態では無効化されている. この設定を有効化するには、ユーザによる設定変更が必要であり、アプリなどが自動的にこの設定を有効化することはできない. また、スマートフォンにおける位置情報取得機能は、取得時間の高速化や取得精度の向上のため、携帯電話基地局の情報や GPS 測位情報などを相補的に用いて位置取得を行う仕組みが採用されており、それぞれどの情報を用いるか設定が細分化されている. このため、なんらかのサービスを提供したとしても、各ユーザの設定状態に依存して、当初の想定したユーザ規模を下回ったり、サービスの品質低下をまねいたりする恐れがあるため、このような 端末設定の利用実態 は事前に考慮しておくことが望ましい.

次に、近年のスマートフォンにおける要素技術に関連する先行研究について述べる. 川崎ら [6] は、複数の Android 端末のアプリによる通信が広域的に同時発生し、ネットワーク側で輻輳を起こすという問題に対し、OS でのアプリ動作制御の改善を提案している. この問題は、アプリが端末状態の変化 (ディスプレイの点灯など) に応じたタスク実行を可能にする仕組みに起因しており、前述の論文は原因となるアプリ挙動を模擬する評価用アプリを用いた実験により、改善効果の評価している. しかし、この挙動の発生はアプリの設計やユーザの端末操作に依存しているため、より実効的な効果を示すためには、評価端末にインストールされるアプリの組合せや、ディスプレイの点灯などの端末状態の変化頻度など、実際のユーザの使用状態を考慮した評価条件を設定することが望ましい. 他の先行研究においても、有機 EL ディスプレイの省電力化のために表示コンテンツの表示色を変化させる手法 [7] や、GPU の省電力化のためにアプリの描画処理を推定し GPU を省電力状態に遷移させる手法 [8] などが提案されているが、同様に主要なアプリのみに限定した課題検討や評価にとどまっており、実効的な効果を示すには至っていない. 特に、モバイル向けソフトウェア工学においては、実際のユーザの使用状況を考慮した前提条件の設定が重要であると指摘されている [9], [10], [11].

2.1.2 ユーザ行動の理解

Ferreira ら [12] は、アプリのユーザビリティやユーザ体験の向上を開発者が検討するための知見として、ユーザによる 15 秒以下の短時間のアプリ使用に着目し、その発生要因となるユーザコンテキストとの関係を分析している. 被験者端末でのログ収集とインタビューに基づき、40% のアプリ起動は短時間の使用であること、ユーザが自宅など 1 人であるときに最もこのようなアプリ使用がなされていることを示している. また、Parate ら [13] は、アプリ利用時のユーザ体験を向上させるため、アプリ利用にと

もなうコンテンツ取得の遅延を抑えるためのプリフェッチを実現させるための要素技術として、ユーザが次に使用するであろうアプリとその起動タイミングを予測する手法を提案している. その予測手法を実現するため、系列データとしてアプリの起動履歴や起動間隔に着目した特徴量選定を行っている. これらの先行研究は、スマートフォン利用におけるユーザ行動傾向を理解するという観点で、アプリ利用に着目 することの有効性を示す事例であり、本論文における分析でも、この考え方と同様にアプリ利用を主要な特徴量として採用している. しかし、これらの先行研究はそれぞれ特定の目的に特化したデータの分析となっているため、前述したユーザの利用実態を考慮した端末省電力化の効果検証などに活用できるデータとはなりにくい.

Falaki ら [14] は、2008~2009 年における実際のスマートフォンユーザ 255 名の端末で収集したログを用いて、ユーザの利用実態を分析している. この調査では、アプリ利用以外にも、ディスプレイ状態、ネットワークトラフィック、バッテリー状態などに関するログを解析し、たとえば 1 日のデータ送受信量など、様々な観点でユーザの利用傾向はユーザによって大きく異なることが示されている. しかし、この調査は現在の主要なスマートフォンが登場した初期に実施されたものであることから被験者選定に片寄りがあり、この分析結果はスマートフォンが広く一般に普及した現在の利用実態とは整合しないと考える [15]. また、1 日のアプリごとの使用時間も示されているが、全ユーザで平均化されたものであり、ユーザによるスマートフォン利用の多様性や特徴を詳細に示したものではないため、本論文が目指すサービスや技術の新規提案や問題解決に幅広く具体的に活用できるデータとしては分析粒度が粗いと考える. スマートフォンが広く普及し、非常に多種多様なアプリが提供されている今日、ユーザの利用実態を的確に把握するためには、アプリをはじめとする利用パターン をとらえることが重要である.

2.1.3 利用パターンの把握

スマートフォン利用の多様性をパターンに分類し、その特徴を分析した先行事例について述べる. Patil ら [16] は、実際のユーザ 33 名によるアプリ使用時における CPU/GPU 負荷の傾向をクラスタリングにより分析している. しかし、調査対象の被験者数が少なく、主要なアプリケーションの使用時に限定したデータ収集および分析しかなされておらず、分析結果の有用性を十分に示せていない. 本論文における我々の分析結果は、前述のような調査設計に対しても有益な知見となることが期待される. また、Li ら [17] は、数百万人ものユーザのアプリ管理操作などのログからスマートフォン利用傾向を分析しているが、アプリマーケット全体の視点で、アプリ人気度やユーザのアプリ選択の特徴といった全体傾向を示すものであり、次項で本論文が示すアプリの利用パターンのように、ユーザによる 1

日のアプリ使用を詳細に示すものではない。Zhao ら [18] は、本論文と同様のモチベーションである、実データに基づくユーザ理解と研究開発への応用のもとに、クラスタリングにより約 10 万ユーザのアプリ使用傾向からユーザを 382 パターンに分類している。しかし、Zhao らの分析は、1 時間ごとに起動されたアプリ名のみが列挙された粗いサンプリングデータに基づいたものであるため、たとえば、1 日にどのアプリを何分使用したかなど、詳細な考察を行うことはできない。また、382 もの非常に多くのパターン（クラス）を導出しているが、そのうちの特徴的な 6 パターンのみの傾向を説明するにとどまっているように、パターンが多すぎるゆえにパターンごとの特徴付けが困難になるだけでなく、分析結果を活用する際にも考慮すべきパターン数が多く大きな労力を要すると考える。サービス企画でも研究開発においても、特に初期検討時のように、検討対象となるユーザが絞り込めていない段階では、まずは全体傾向を俯瞰してとらえることができる粒度でパターン分けを行うこと重要であり、必要に応じて細分化していくことが一般的である。

我々のスマートフォン利用モデルは、特に、前述の初期検討時に幅広く活用されることを目指している。また、マーケティングにおけるセグメンテーション分析 [19] のように、サービス/製品の対象セグメントの存在とボリュームを定量的に把握することと、技術課題・仮説/効果検証を行うことを 1 つのモデルで同時に実現することで、効率的に実際のユーザを考慮したサービス・製品企画や研究開発ができるようになることを考える。

2.2 モデルの貢献と要件

前項の議論をふまえ、本論文におけるスマートフォン利用モデルが目指す貢献とモデルの要件を整理する。

はじめに本モデルの貢献について述べる。本モデルは、スマートフォンに関連するサービス/製品企画や研究開発各々の領域における以下の課題に対し、ユーザ利用実態を考慮するための活用できるデータを提供することを目指す。

サービス/製品企画における課題

- ユーザセグメントの把握
- 既存サービスの利用実態の把握

研究開発における課題

- 技術課題設定における前提条件の妥当性と実効性の事前検証
- 利用可能な端末リソースの把握
- 実利用を考慮した評価端末のセットアップ

サービス/製品企画においては、前項で述べたとおり、ユーザセグメントを定量的に把握できることは、サービス/製品の対象顧客の存在を示すことや見込まれる市場規模を計るうえで重要である。また、スマートフォンアプリを通じたサービス利用の実態が把握できることは、競合する類

似サービスとの差別化や自身のサービスの利用機会の有無を検討することにつながると考える。

研究開発においては、上述の企画と同様、課題解決により恩恵を受ける対象ユーザの存在とそのスマートフォンの利用実態を知ることは、課題設定における背景や前提条件に妥当性を示すことと、実際に見込まれる効果の大きさを事前に計ることにつながる。また、アプリなどの使用を定量的に把握することは、いい換えると、バッテリーなど現実的に利用可能な端末リソースがどの程度存在するか把握することであり、モバイルコンピューティングにおける研究開発ではこの制約を考慮することが特に重要である。さらに、本モデルは、スマートフォン実機を用いた実験を行う際に端末にセットアップすべき情報として、ユーザのアプリ使用や主要な端末設定を示すデータを提供することで、実利用を想定した評価を行うことに貢献する。

以上の議論より、本モデルの要件として、スマートフォン利用実態として着目するデータと、その分析に基づき導出されるモデルの構造を以下に示す。

R.1 対象データ

- ユーザ属性
年齢、性別などのデモグラフィック情報
- 端末設定・状態
ディスプレイ輝度などの端末設定・状態値
- アプリ使用
アプリの使用頻度や時間

R.2 モデル構造

- 1 日の利用パターン分類
パターンごとに R.1 の情報を備える
- パターン数
10 パターン以下

R.1 に示すとおり、サービス・製品の企画・研究開発など幅広く活用するためには、モデルはユーザに依存するユーザ属性、端末設定・状態、アプリ使用の傾向を縦断的に表現すべきであると考えられる。

また、ユーザによって異なるスマートフォンの利用を明確に表現するためには、R.1 の各項について単純に平均化するのではなく、各項の組合せによる利用パターンがどのように存在するのかを明示する必要がある。さらに、同一のユーザであっても、平日や休日など利用シーンの違いから利用パターンが異なる可能性が考えられる。よって、R.2 に示すように、本論文ではこの利用パターンを抽出するため、1 日のアプリ使用時間を主な説明変数としたクラスタリングにより、「1 日のスマートフォン利用パターン」进行分类する。スマートフォンの場合、音声通話も含めすべてアプリ単位で機能が提供されていることから、基本的にアプリ使用がスマートフォン利用を漏れなく表現する特徴量になると考えられる。

また、前項で述べたように、本論文では、サービス企画・

研究開発における対象ユーザが絞り込めていない段階でのモデル活用に注目するため、数百もの多くのパターンを導出するのではなく、全体傾向を俯瞰しやすいよう 10 パターン以下に抑えたパターン抽出を目指す。ここで得られた利用パターンごとに、ユーザ属性やアプリ使用などの特徴を定量的に表現したものを、本論文におけるスマートフォン利用モデルとする。

本モデルを参照することで、前述したような製品/サービスの新規提案・改善検討においては、対象ユーザの範囲・規模と同時に、解決すべき技術課題も把握しやすくなる。また、要素技術の研究開発においても、本モデルが課題設定や評価の前提となる諸条件を定量的に示すことで、基本的な根拠データを揃える手間が軽減でき、さらなる課題の深掘りと妥当性のある評価を行うことが可能になると考える。

3. 利用実態調査

本章では、前章で定義したモデルを作成するため、実際のユーザを対象に実施した利用実態調査の方法と基本集計結果を示す。

3.1 調査方法

本調査では、調査会社を通じ、主要な Android 端末 2 機種を使用する実際のユーザを調査モニタとして採用し、2013 年 10 月から約 2 カ月間にアンケート調査と端末ログ収集調査を実施した。調査の実施概要を表 1 に示す。調査モニタの選定にあたっては、未成年のユーザは調査会社のポリシーにより調査対象外としたが、それ以外に特別な条件を設けずに選定した。2013 年度の日本国内における AndroidOS 搭載スマートフォン出荷台数報告 [20] によると、対象機種のメーカ製端末は約 750 万台と全体の半数以上を占めている。この 750 万台を母数として必要な調査サンプル数を信頼度 95%，許容誤差 5%以内で算出すると 385 であり、本調査ではそれを大きく上回るサンプル数を獲得できた。また、3.2.1 項に後述するが、結果的に獲得した調査モニタの年齢別・性別ユーザ分布は他の調査報告結果 [21] とほぼ同様であり、前述のとおり大規模なシェアを占める端末ユーザにおいて、一般性のある分析結果を得るためのデータとして充足していると考えられる。なお、調査に

表 1 調査の実施概要

Table 1 The overview of the survey.

対象機種	端末 A:Galaxy S4	端末 B:Xperia A
アンケート期間	2weeks from the end of Oct.2013	
回答者数	221	473
ログ収集期間	1month from the mid. of Nov.2013	
ログ収集対象者数	112	279
ログ収集量 (人日)	3136	7812

あたっては、調査内容およびデータ利用に関するユーザの承諾を得ており、氏名、住所、位置情報などの個人情報データ収集の対象外とした。

アンケート調査は、全ユーザ 694 名に対し、専用の Web サイトを通じて実施し、主に年齢や性別などのデモグラフィックデータと、後述の端末ログ収集では取得できない項目を収集した。

端末ログ収集調査では、アンケート回答者のなかからログ収集に同意したユーザ 391 名の端末に、専用のログ収集アプリをインストールし、主にアプリ使用（アプリ名と使用開始・終了時刻）などの端末使用ログを収集した。なお、ログ収集アプリは、ユーザの普段どおりの端末使用に影響を与えないよう、バックグラウンド状態で動作し、バッテリーなどの端末リソースを極力消費しないように設計されている。

3.2 基本集計結果

3.2.1 ユーザ属性

アンケートで得たデモグラフィックデータの集計結果として、年齢、性別、居住地、職業の分布をそれぞれ図 1、図 2、図 3、図 4 に示す。ほぼすべての年代、性別、居住地、職業をカバーしており、片寄りなく調査モニタを採用できている。年齢分布は端末 A のほうが年代層がやや低めであるが、両機種による大きな違いは見られていない。

また、今回の対象ユーザは、その約 95%が調査端末のみ

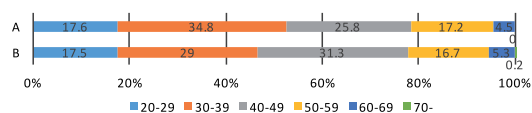


図 1 年齢別ユーザ分布

Fig. 1 Age distribution of users.

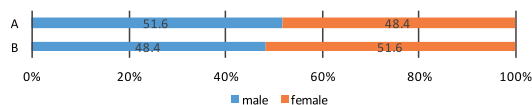


図 2 性別ユーザ分布

Fig. 2 Sex distribution of users.

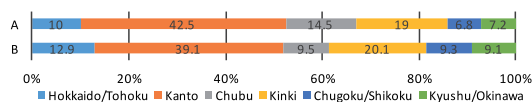


図 3 居住地別ユーザ分布

Fig. 3 Area distribution of users.

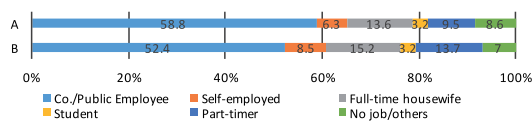


図 4 職業別ユーザ分布

Fig. 4 Occupation distribution of users.

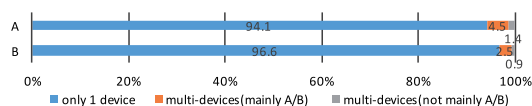


図 5 1人あたりの端末所有台数

Fig. 5 The number of devices owned by each user.

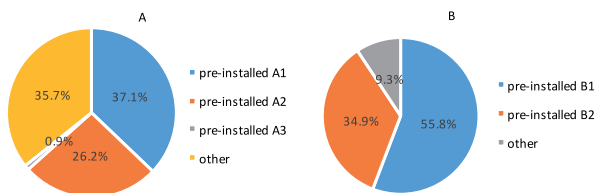


図 6 ホームアプリの使用状況

Fig. 6 Usages of home applications.

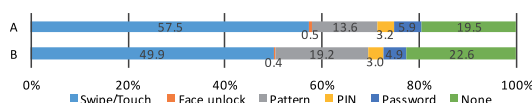


図 7 画面ロック解除方法の使用状況

Fig. 7 Usage of screen unlock types.

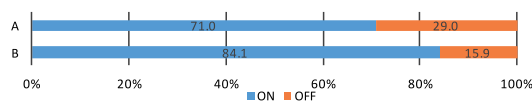


図 8 定期アップデート設定

Fig. 8 Usage of periodic application update.

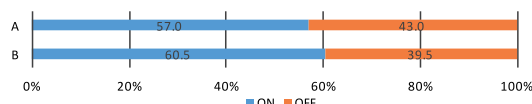


図 9 現在地情報へのアクセス設定

Fig. 9 Usage of location service conf.

を単体使用しているユーザであった (図 5)。

3.2.2 その他

ユーザ属性以外のアンケート調査項目の集計結果を以下に示す。

ホームアプリの使用状況 (図 6) は、両機種とも大半以上のユーザがプリインストールされたものを使用しているが、端末 A の場合はそれ以外のホームアプリも 3 割強と比較的多くのユーザが存在することが分かった。なお、ホームアプリとは、各アプリ起動のショートカットアイコンなどが配置されるホーム画面を表示するためのアプリである。

次に、画面ロック解除方法の使用状況を図 7 に示す。使用率が高い順にスワイプ/タッチ (Swipe/Touch) とパターン入力 (Pattern) で 7 割、ロックなし (None) が 2 割を占めている。

アプリの定期アップデート設定 (図 8) は、端末メーカー独自のプリインストールアプリを対象にした定期的な自動アップデートの有効化設定である。

現在地情報へのアクセス設定 (図 9) は、アプリに対す

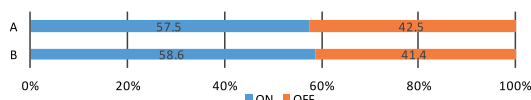


図 10 無線ネットワークによる位置情報取得設定

Fig. 10 Usage of 'using wireless network' optional conf.

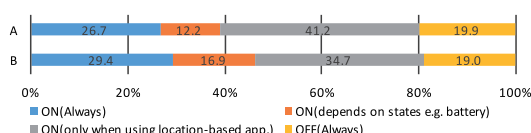


図 11 GPS 設定の利用状況

Fig. 11 Usage of 'using GPS' optional conf.

る位置情報取得機能の許可設定であり、両機種とも 6 割前後のユーザが許可している。また、無線ネットワークによる位置情報取得設定 (図 10) は、これを有効にすることで位置情報取得時に Wi-Fi やモバイルネットワークの情報をを使用した位置測位が可能になる [16], [22]。両機種とも約 6 割のユーザがこの設定を有効化しているという結果となった。一方、GPS 設定の利用状況 (図 11) については、つねに ON 状態で使用しているユーザは全体の 25~30% 程度であり、50% 程度のユーザは必要に応じて ON/OFF を切り替えていることが分かった。前述したように、位置情報関連の設定はプライバシー保護の観点からアプリなどによる自動的な設定変更ができないため、利用状況を考慮することが重要である。近年、ユーザの位置情報に基づくサービスが多く提案されているが、これらの設定の利用状況を考慮せずにサービスを提供すると、たとえば、全体の 3 割程度のユーザしか獲得できない可能性がある。また、GPS の利用状況によっては、想定していた精度で位置情報が取得できないことでサービスの品質低下をまねく恐れもある。

3.2.3 アプリ使用状況

ログ収集アプリにより得られたアプリ使用ログから、以下の集計結果を示す。なお、アプリ使用ログからは 3,339 件のアプリが確認された。

- 各アプリの総使用時間
- 1日あたりの各アプリ総使用時間

ここでのアプリ使用とは、アプリが画面表示をとまなう、フォアグラウンド状態での使用を指し、画面消灯状態は除外している。また、端末の充放電状態を示すログから、充電状態によるアプリ使用傾向の違いも考察する。

なお、基本集計や後述の分析の結果から端末 A, B で大きな違いは見られなかったことから、以降、サンプル数の多い端末 B のみ対象に記載する。

全端末 B ユーザによる、放電時・充電時それぞれの各アプリの総使用時間 (上位 20 件) を表 2, 表 3 に示す。表中の UU はユニークユーザ数である。

放電時・充電時ともブラウザの使用時間が最も長く、次いでホーム画面、メッセージャー、メールが他のアプリよ

表 2 各アプリの総使用時間（放電時）

Table 2 Total usage time of each application (battery-powered) – Top 20 long usage applications.

No.	アプリ	UU	総使用時間 hh:mm:ss
1	Preinstalled browser	267	4191:12:43
2	Preinstalled home 1	164	1216:35:23
3	Messenger	202	1159:40:30
4	Mail	278	1133:54:54
5	Preinstall home 2	123	789:46:01
6	Puzzle game 1	43	479:08:16
7	Browser 1	150	470:59:14
8	Web portal	108	453:19:06
9	SNS1	151	402:41:21
10	Phone call	276	354:17:55
11	Puzzle game 2	26	343:02:26
12	Twitter client	61	283:11:13
13	SNS2	15	226:59:36
14	Puzzle game 3	42	218:36:15
15	Puzzle game 4	29	195:43:32
16	Puzzle game 5	38	192:00:07
17	Online video viewer	175	190:50:48
18	Photo album	247	136:39:56
19	Puzzle game 6	3	112:16:05
20	Textboard viewer	14	108:40:41

表 3 各アプリの総使用時間（充電時）

Table 3 Total usage time of each application (USB-powered) – Top 20 long usage applications.

No.	アプリ	UU	総使用時間 hh:mm:ss
1	Preinstalled Browser	248	957:39:52
2	Preinstalled Home 1	162	805:58:07
3	Preinstalled Home 2	116	663:53:53
4	Messenger	193	268:01:01
5	Mail	271	211:53:56
6	Slideshow *	9	208:39:57
7	Browser 1	93	134:34:15
8	Video viewer 1 *	7	115:39:28
9	SNS2	11	104:15:44
10	Web portal	91	96:23:57
11	RPG game	1	95:04:22
12	Media player *	38	93:10:21
13	Exchange trading *	1	91:57:42
14	Screensaver *	1	90:58:01
15	SNS1	105	85:03:34
16	Twitter client 2 *	1	81:49:43
17	Puzzle game 1	41	81:25:59
18	Alarm clock *	172	68:10:10
19	Online video viewer	87	66:03:47
20	Twitter client 1	53	65:03:29

りも突出して使用時間が長い。また、コミュニケーション手段として、メール、電話よりもメッセージングアプリのほうが使用時間が長いことが示された。さらに、ゲームが上

表 4 1人1日あたりの各アプリ平均使用時間

Table 4 Average daily usage time for each user – Top 25 major applications.

No.	アプリ	UU	1人1日の 平均使用時間	中央値
1	Mail	278	00:11:05	00:04:25
2	Phone call	277	00:04:54	00:01:29
3	Google Play	276	00:02:26	00:00:49
4	Camera	273	00:01:57	00:00:37
5	Configurations	273	00:02:07	00:00:26
6	Preinstalled browser	269	00:48:34	00:21:38
7	Photo album	248	00:03:08	00:01:17
8	Web portal 2	245	00:02:05	00:00:39
9	Alarm clock	206	00:02:16	00:00:31
10	Messenger	203	00:18:29	00:09:18
11	Schedule	193	00:02:21	00:00:44
12	Map	191	00:06:46	00:02:15
13	Online video viewer	183	00:16:40	00:05:14
14	Preinstalled home 1	167	00:27:42	00:13:13
15	Calculator	156	00:03:16	00:00:56
16	Browser 1	153	00:22:04	00:07:48
17	SNS1	151	00:12:08	00:06:09
18	Auto. App. Update	148	00:01:54	00:00:22
19	Mail 2	143	00:04:05	00:01:48
20	Video viewer 2	127	00:04:07	00:00:54
21	Web search	124	00:02:21	00:01:05
22	Preinstalled home 2	123	00:28:06	00:12:17
23	Music player 1	119	00:03:33	00:01:02
24	Media player	112	00:23:24	00:03:12
25	Web portal 1	109	00:17:35	00:05:43

位 20 アプリのうち 5 アプリを占めており、各々 UU 数は 50 以下と少ないものの、総使用時間は第 6 位以下の他のアプリと大きな差は見られないことから、1 ユーザあたりの使用時間が長いことが分かる。

充電時の使用傾向としては、表 3 の※のとおり、放電時と比較すると、音声・動画再生を行うアプリや RPG ゲームなど特に使用時間が長いアプリがよく使用されている。また、UU 数が 1 桁代のアプリも多く含まれることから、特定のアプリにおいて少数のヘビーユーザが存在していることがうかがえる。

次に、UU 数上位 25 件の代表的なアプリについて、1 人 1 日あたりの総使用時間を表 4 に示す。この 25 件のアプリは、1 人 1 日平均 1 分 30 秒以上の利用時間があり、UU 数が 100 人以上のものを代表的なアプリとして選定した。

この観点で列挙したアプリ 25 件をみると、第 10、17、25 位の 3 アプリ以外のすべてのアプリが端末の初期状態からプリインストールされているものであった。

3.2.4 アプリカテゴリ別使用状況

前項に示したとおり、アプリの使用状況には UU 数が多い代表的なアプリの使用だけでなく、一部のユーザの使用ではあるが使用時間が長い特定アプリの使用も確認された

表 5 アプリカテゴリーの定義
Table 5 Application categories.

Application Categories		
Lifestyle	Personalization	Productivity
Weather	Photography	Game_Music
Entertainment	Tools	Communication
Social	Comics	Game_Casual
Game_Sports	Media_Video	Books_Reference
Finance	Game_Casino	Travel_Local
Game_Arcade_Action	Shopping	Transportation
Game_Puzzle	Sports	Game_Racing
Libraries_Demo	Business	Education
Health_Fitness	News_Magazines	Medical
Camera	Map	Phone call
Google Play	Mail	Calculator
Online video viewer	Web portal 1	Schedule
System	Browser	Agent 1
Preinstalled home	Configuration	Calendar
Data Backup	Music Player 1	Virus scan
Web portal 2	Clock	Agent 2
SNS1	MMS	Restaurant review
Messenger	Home	The others

ことから、これらの組合せによるユーザの利用パターンにも多様性が存在しうると考えられる。しかし、今回のアプリ使用ログからは 3,339 件ものアプリが確認されており、個別のアプリ単位で利用パターンを分析することは困難である。そこで、本項では、全体を俯瞰した傾向をとらえるため、アプリをカテゴリ分類し、カテゴリごとの使用時間を導出する。アプリのカテゴリ分けの基準として Google 社のアプリストアである Google Play ストア^{*1}でのアプリ分類を用いる。分類手順は以下のとおりである。

- 1) Google Play のカテゴリに基づき分類。
- 2) 利用ユーザが多く、使用時間が長いアプリを単独カテゴリとする。
- 3) 特定のユーザが長時間利用している未分類アプリを既存カテゴリに分類する。

なお、1) では、Google Play に登録されているカテゴリ全 30 種類を採用した。アプリ使用ログに記録されないウィジェット・ライブ壁紙カテゴリは除外し、ゲームカテゴリについては、6 種類に細分化されたカテゴリを採用した。なお、このカテゴリは 2014 年 1 月 10 日時点のものである。

2) では、UU 数が多く使用時間の長いアプリは、カテゴリ別に集計する際に同一カテゴリに与える影響が大きく、集計結果を歪める可能性があるため、単独カテゴリと見なすことにした。結果、このようなアプリが 85 件存在し、似た用途のアプリは統合し、26 の単独カテゴリを追加した。

3) の未分類アプリは、2) と同じ理由により、24 件のアプリを既存カテゴリに手動で分類した。

^{*1} <https://play.google.com/>

表 6 単独カテゴリに所属するアプリ種別
Table 6 Independent categories description.

カテゴリ	種別	カテゴリ	種別
Camera	カメラ	Map	地図
Phone call	電話	GooglePlay	GooglePlay
Mail	メール	Calculator	電卓
Online video viewer	オンライン動画視聴	Web portal 1	Web ポータル閲覧アプリ 1
Schedule	予定管理	System	Android システム UI
Browser	ブラウザ	Agent 1	対話型エージェント 1
Preinstalled home	プリインストール済みのホーム画面	Configuration	システム設定
Calendar	カレンダー	Data Backup	データバックアップ
Music Player 1	音楽プレーヤ	Virus scan	アンチウイルス
Web portal 2	Web ポータル閲覧アプリ 2	Clock	時計
Agent 2	対話型エージェント 2	SNS1	ソーシャルメディア
MMS	SMS メッセージング	Restaurant review	飲食口コミ
Messenger	メッセージング	Home	ホーム画面
The others	未分類		

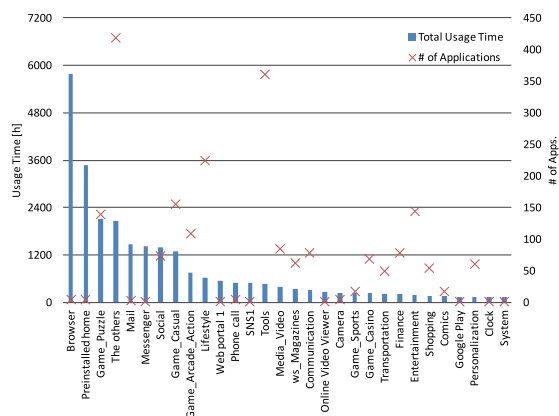


図 12 アプリカテゴリごとの総使用時間（上位 30 件）

Fig. 12 Category-based application usages.

以上により、未分類を含め定義した 57 種類のアプリカテゴリを表 5 に示す。11 行目以下のカテゴリは 2) で独自に作成した単独カテゴリである。なお、単独カテゴリに所属するアプリ種別を表 6 に示す。Web portal 1, Web portal 2 など、末尾に番号が付与されている単独カテゴリは、同種のアプリが複数あることを示している。

上記のアプリカテゴリに基づき集計したカテゴリごとの総使用時間を図 12 に示す。表 2 では、総使用時間がきわめて長い、あるいは UU 数がきわめて多いアプリが上位を占め、アプリ種別としては片寄りが見えていたが、カテゴ

リ集約を行うことで、ニュース・雑誌やショッピングなど様々なカテゴリの使用傾向を示すことができた。

4. モデル分析

前章ではアプリ使用の全体傾向を把握するためにアプリをカテゴリ分類し、カテゴリごとの使用時間を示した。本章では、様々なアプリおよびカテゴリの組合せとなるユーザの利用パターンをクラスタリングにより導出する。導出された利用パターンの特徴を説明することで、本論文におけるスマートフォン利用モデルとして示す。

モデル化の対象は「ユーザを区別しない1日のスマートフォン利用」とする。一般的に、ユーザの生活サイクルは1日ごとであり、同一ユーザであっても平日・休日で生活パターンが異なり、利用パターンも変わる可能性があるためである。後者の仮説は利用パターンの分類をした後に別途考察する。

クラスタリングに基づくモデル分析結果の妥当性については、1) モデル要件を満たしていること、2) クラスタ所属メンバのまとまりの良いクラスタ数を決定できること、3) 各クラスタの特徴を明確に説明できることの3点を、後述する分析結果をうけた考察により評価する。

4.1 アプリカテゴリに基づく1日の利用パターン分類

4.1.1 変数選択

1日の利用パターン（ユーザ×日）を分類するため、日ごとに以下の変数データを用意した。この特徴量選択はモデル要件 R.1 に示したとおり、利用パターンの傾向として示すべき情報であることから選定している。なお、レコード数は分析対象日数 7,784 人日分である。

- アプリカテゴリごとの使用時間（56 変数）
- 画面 OFF 状態での端末稼働時間
- ディスプレイ輝度

アプリカテゴリごとの使用時間は、前章で定義したカテゴリから未分類カテゴリを除外した 56 カテゴリを変数とする。なお、そのままの値を用いるとユーザや利用日によって飛び値が存在し、全体的に値域が大きくなっているため、極端な値が強調されないように対数変換で飛び値を緩和したうえで正規化する。

また、アプリカテゴリごとの使用時間に加え、ログ収集アプリにより計測した画面 OFF 状態での端末稼働時間、ディスプレイ輝度を変数に加える。この2変数を加えた理由は以下のとおりである。ユーザが直感的に利用していると認識するのは画面点灯 (ON) 状態におけるアプリ使用であるが、実際のアプリは画面 OFF 状態でもバックグラウンドで動作することがある。このため端末リソース利用、特にバッテリー消費への影響を検討するためにはこの動作時間を考慮することが必要である。また、ディスプレイ輝度もアプリごとに任意の値を設定可能であり、画面構成や表

表 7 クラスタ数別構成比

Table 7 The member composition ratio between clusters.

Composition		The number of clusters(<i>k</i>)						
Ratio (%)		4	5	6	7	8	9	10
Cluster No.	1	32.2	30.1	22.9	21.9	19.3	16.9	16.3
	2	24.2	21.1	18.7	17.9	16.2	15.4	15.0
	3	24.2	17.6	17.3	16.7	15.7	12.8	11.3
	4	19.5	15.9	15.1	14.7	13.6	11.9	11.1
	5		15.2	14.6	14.4	12.3	11.3	10.3
	6			11.4	10.8	10.2	10.3	9.4
	7				3.7	9.0	9.6	8.0
	8					3.7	8.0	7.5
	9						3.7	7.4
	10							3.7

示コンテンツにあわせて随時異なる値をとることから、端末リソース利用の観点で同様に考慮されるべきである。今回、アプリの使用時間をアプリカテゴリごとに集約した値を主な変数としたことで、上記の情報が欠けてしまうことから、補完するためにこの2変数を追加する。なお、この2変数データは、ほぼ正規分布で値域も大きくないことから、対数変換せずに正規化する。

4.1.2 クラスタ分類

前述の変数データを用いたクラスタリング結果について述べる。今回、クラスタリング手法は k-means 法 [23] を用い、クラスタ数を 4~10 個の7パターンのクラスタリングを実施する。なお、本論文では、2.2 節に前述したとおり、利用パターンを 10 パターン以下に分類することをモデル要件として定めているため、クラスタリング手法にはクラスタ数が指定できる k-means 法を採用した。各パターンのクラスタリングによるクラスタごとの所属人日数の構成比は表 7 のとおりである。

どのクラスタ数での分類が最も適切か一概に決定することは難しいが、ここではクラスタごとの構成比が極端に大きいまたは小さいクラスタが存在しない程度にできるだけ分割するという考え方でみると、クラスタ数7以上の場合、構成比が 3.7% と非常に小さなクラスタが形成されていることから、クラスタ数5と6に着目する。

次に、クラスタ数5か6どちらが適切か決定するため、クラスタ数を5から6に変更した場合のサンプルの所属クラスタの移行割合を確認する。表 8 に赤字で示すとおり、変更前のクラスタ1から変更後のクラスタ1, 6に分割される以外、その他のクラスタに大きな移行は見られない。

さらに、表 9 に示すとおり、クラスタ数を6から7に変更した場合の移行割合を見ると、変更前のすべてのクラスタから少しずつ移行するかたちで小さなクラスタ7が作成されており、すでにクラスタ数6でクラスタが固定化されていることが分かる。

以上により、クラスタのまとまりの良さの観点ではクラ

スタ数は6が適切であり、かつ、モデル要件で定めた10クラスタ以下での利用パターン分類を行うことができた。以降、6つのスマートフォン利用パターンがあるものとして、それぞれの特徴を分析する。

表 8 クラスタ数 5 → 6 変更時の移行割合

Table 8 Transfer rate of cluster members by changing k from 5 to 6.

Transfer Rate (%)		Source Cluster No. (k=5)				
		1	2	3	4	5
Dest. Cluster No. (k=6)	1	69	5	1	4	1
	2	0	88	0	0	1
	3	0	0	98	0	0
	4	0	0	0	94	0
	5	0	0	0	0	95
	6	31	7	1	1	2

表 9 クラスタ数 6 → 7 変更時の移行割合

Table 9 Transfer rate of cluster members by changing k from 6 to 7.

Transfer Rate (%)		Source Cluster No. (k=6)					
		1	2	3	4	5	6
Dest. Cluster No. (k=7)	1	95	1	0	0	0	0
	2	0	93	0	0	0	4
	3	0	0	96	0	0	0
	4	0	0	1	96	0	0
	5	0	0	0	0	96	1
	6	0	0	0	0	0	93
	7	4	6	2	2	3	2

4.2 クラスタごとの特徴分析

4.2.1 端末使用傾向からみたクラスタの特徴

各クラスタに所属するの利用日のアプリケーションカテゴリごとの使用時間、画面 OFF 状態での端末稼働時間、ディスプレイ輝度、電池消費量の平均値を表 10 に示す。なお、アプリケーションカテゴリごとに赤字または青字で示している箇所は、同一カテゴリにおける使用時間が相対的に他のクラスタよりも長い、または短いものである。

最もアプリ使用時間が短いライトユースなクラスタは、891 日分類されているクラスタ 6 であり、1 日の平均アプリ使用時間は 1 時間 20 分程度である。一方、使用時間が長いヘビーユースなクラスタは、クラスタ 5、次いでクラスタ 4 であり、1 日平均 4~5 時間程度アプリを使用している。ディスプレイ輝度が最も高いのはクラスタ 3 であった。このクラスタは 1 日の使用時間はクラスタ 4 に次ぐ長さであるが、パズルゲームの使用が特徴的であることから、このアプリケーションカテゴリがディスプレイ輝度を押し上げる要因になった可能性がある。電池消費量が最も多いのはクラスタ 5、最も少ないのはクラスタ 6 であり、前述のヘビーユース、ライトユースの違いがあらわれた結果だと考える。

アプリケーションカテゴリはじめ各クラスタの特徴を要約したものを表 11 に示す。

クラスタ 1 は、1 日のアプリ使用時間はヘビーとライトの中間、ミドルユースであるが、強いていえばツールカテゴリの使用が長い。このクラスタで特徴的なのは、全体集計において UU 数、使用時間ともに上位に位置するメッセージングや SNS1 の個別アプリの使用がほとんどないことがあげられる。

クラスタ 2 は、1 日の使用時間からはクラスタ 1 同様ミ

表 10 クラスタごとの特徴 — 正規化前の各変数平均値

Table 10 Features of each cluster.

Cluster No.	# of days	Total app use time	Background run time	Display brightness	Battery Usage(%/h)	Browser	Preinstalled home	Messenger	Mail	Web portal 1	SNS1	Phone call	Clock	Online Video	Camera	Home
1	1779	135.98	218.73	116.72	2.52	52.28	19.34	0.16	9.87	1.68	1.96	2.48	0.69	1.43	1.12	1.16
2	1457	188.20	226.91	126.60	3.07	58.16	32.65	23.32	11.55	2.54	6.48	5.81	0.91	2.11	2.88	1.51
3	1346	218.58	214.13	135.22	3.56	42.11	24.59	15.55	12.70	6.45	2.12	3.65	1.30	1.25	1.90	0.65
4	1174	241.16	228.23	124.74	3.76	51.50	40.46	10.55	16.81	7.64	5.60	3.92	0.93	3.42	3.06	0.34
5	1137	291.35	197.18	118.14	4.30	43.74	28.26	13.39	11.31	4.33	5.27	4.03	1.95	3.19	1.52	0.87
6	891	78.17	228.74	110.70	1.91	0.31	15.33	3.20	5.50	4.19	1.05	3.88	0.93	0.53	0.79	0.32
Cluster No.	Google Play	System	Config.	Map	Schedule	Web portal 2	Calculator	Virus scan	Music Player 1	Restaurant review	Agent 1	Agent 2	Calendar	MMS	Data Backup	
1	1.09	0.73	0.43	0.66	0.36	0.32	0.53	0.16	0.22	0.13	0.14	0.07	0.02	0.00	0.05	
2	0.76	0.87	0.45	0.62	0.29	0.29	0.25	0.34	0.24	0.30	0.05	0.03	0.13	0.00	0.04	
3	0.86	1.12	0.37	0.41	0.53	0.16	0.17	0.08	0.21	0.18	0.13	0.07	0.04	0.00	0.02	
4	1.27	1.86	0.66	1.38	0.21	0.31	0.20	0.35	0.53	0.16	0.27	0.27	0.04	0.00	0.02	
5	1.63	1.67	2.84	0.27	0.21	0.21	0.14	0.13	0.15	0.25	0.47	0.31	0.01	0.00	0.02	
6	1.51	0.32	0.25	0.09	0.65	0.56	0.21	0.05	0.31	0.07	0.07	0.08	0.01	0.00	0.01	
Cluster No.	Game Puzzle	Game Casual	Social	Game Arcade Action	Lifestyle	Comm.	Game Casino	Tools	News Magazines	Productivity	Media Video	Entertainment	Finance	Game Sports	Transportation	
1	0.08	0.16	0.37	5.82	5.98	1.73	0.97	6.10	2.82	0.56	1.93	2.23	3.51	0.83	1.73	
2	0.04	0.21	0.15	3.90	4.60	1.05	0.53	4.76	4.52	0.90	4.66	2.13	0.42	0.05	2.19	
3	64.81	0.13	5.02	7.13	3.08	2.15	1.11	0.90	0.58	0.40	1.17	1.01	0.78	5.24	1.99	
4	1.39	0.87	48.95	2.76	6.49	1.10	3.34	3.10	3.82	0.96	4.97	2.24	0.28	0.70	0.83	
5	31.93	64.08	18.34	14.07	3.89	7.14	2.97	2.41	2.90	1.04	3.66	1.79	1.09	2.76	2.01	
6	0.39	2.74	0.69	0.66	3.49	2.77	2.56	2.48	0.74	0.62	2.04	0.40	2.94	1.23	1.06	
Cluster No.	Comics	Shopping	Personalization	Health Fitness	Books Reference	Photography	Education	Game Music	Business	Travel Local	Weather	Sports	Game Racing	Medical	Libraries Demo	
1	0.52	1.13	0.25	0.42	0.38	0.10	0.10	0.27	0.09	0.19	0.09	0.38	0.14	0.00	0.00	
2	1.80	0.95	0.80	0.32	0.32	0.20	0.14	0.24	0.43	0.20	0.08	0.03	0.00	0.00	0.00	
3	0.31	1.73	2.58	0.39	0.21	0.35	0.18	0.21	0.26	0.10	0.11	0.02	0.00	0.04	0.00	
4	0.04	2.75	0.93	1.09	0.66	1.16	0.14	0.17	0.17	0.21	0.19	0.05	0.04	0.00	0.00	
5	0.32	0.85	0.02	1.91	0.49	0.76	0.16	0.21	0.15	0.05	0.18	0.00	0.00	0.02	0.00	
6	6.14	0.39	2.88	1.02	1.68	0.04	0.47	0.09	0.11	0.18	0.06	0.07	0.02	0.00	0.00	
A unit of time : minute																

A unit of time : minute

表 11 各クラスタの特徴 — 要約

Table 11 Summary of cluster features.

Cluster	Main features of app usage	Pattern name
C1	Tools (Little messenger)	Mid. use but no-Messenger
C2	Browser, Messenger SNS1, Phone_call	Mid. use & Messenger
C3	Game, Puzzle Game_Sports	Puzzle game
C4	Home, Mail, Social Web_portal_1, Lifestyle	Non-verbal communication
C5	Game_Casual, Game_Arcade/Action, Communication	Heavy use
C6	Comics	Light use

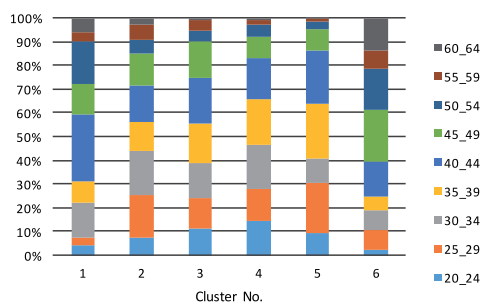


図 13 クラスタごとの年齢属性

Fig. 13 Age distribution of each cluster.

ドルユースであるが、アプリカテゴリからみると対照的にブラウザやメッセンジャ、SNS1 など使用が特徴的である。

クラスタ 3 は、前述したとおり、パズルやスポーツなどゲーム使用が際立っており、ディスプレイ輝度が高い。

クラスタ 4、クラスタ 5 はともにヘビースユースな特徴を持つクラスタであるが、アプリカテゴリごとにみると、クラスタ 4 はホーム、メール、SNS カテゴリの使用、クラスタ 5 はカジュアル、ゲーム、通信カテゴリの使用が特徴的である。また、クラスタ 5 の電池使用量は際だって多いことから、アプリカテゴリの違いが端末リソース消費に影響を与えているものと思われる。

クラスタ 6 は前述したとおり、最もライトユースなクラスタであり、強いていえばコミックカテゴリの使用が相対的に長い傾向にあった。

以上より、アプリ使用をはじめとする端末使用傾向からクラスタごとの特徴を明確に示すことができた。

4.2.2 クラスタごとのユーザ属性

ユーザデモグラフィックデータとのクロス集計により、各クラスタのユーザ属性の傾向を示す。前述したように、このクラスタリング結果は利用日の分類であるため、クロス集計では利用日ごとに該当するユーザの属性値を集計する。

クラスタごとの年齢属性図 13 に示す。クラスタ 1、6 では 40 歳以上のユーザによる利用日が約 7 割を占め、クラスタ 2、3、4、5 では 39 歳以下のユーザによる利用日が半数以上を占めており、クラスタによって年齢層に片寄りが

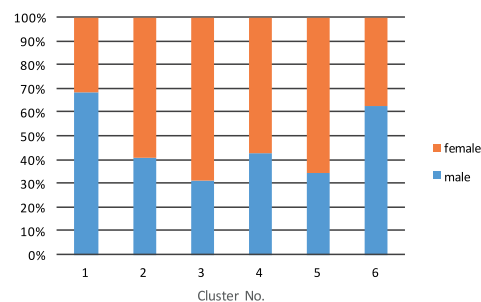


図 14 クラスタごとの性別属性

Fig. 14 Sex distribution of each cluster.

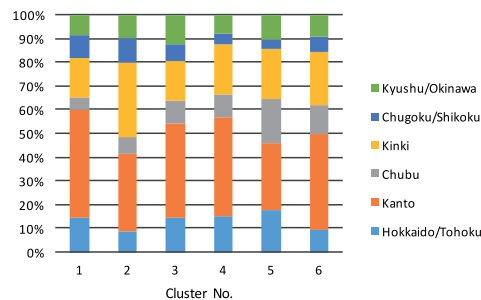


図 15 クラスタごとの地域属性

Fig. 15 Residential area distribution of each cluster.

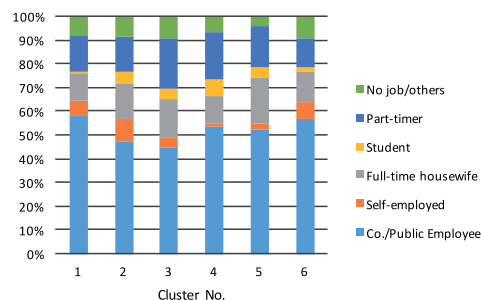


図 16 クラスタごとの職業属性

Fig. 16 Occupation distribution of each cluster.

あることが分かる。

クラスタごとの性別属性を図 14 に示す。クラスタ 1、6 では男性が、クラスタ 2、3、4、5 では女性が、それぞれ半数以上を占めており、性別割合もクラスタによって異なる傾向がみられた。なお、全体集計で図 2 に示したとおり、端末 B ユーザの男女比はほぼ同じである。

クラスタごとの地域属性を図 15 に示す。クラスタ 2 において、近畿地方の割合が他のクラスタよりもやや高いが、全体的にどのクラスタも同様の分布であり、際立った特徴の違いはみられない。

クラスタごとの職業属性を図 16 に示す。地域属性と同様、クラスタごとの特徴に大きな違いはみられないが、年齢属性で示したように、クラスタ 2、3、4、5 は若年層の比率が高いことから、学生の比率がクラスタ 1、6 よりも高い。

4.2.3 同一ユーザにおける利用パターンの多様性

4 章冒頭に前述したとおり、スマートフォン利用は、同

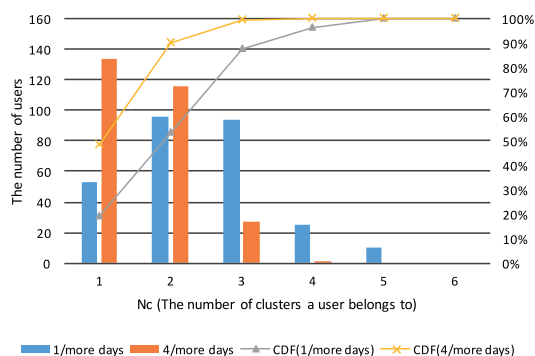


図 17 所属クラス数ごとのユーザ数分布

Fig. 17 The number of usage patterns for each cluster.

表 12 同一ユーザにおける主要な利用パターンの組合せ

Table 12 The common combinations of the typical usage patterns.

No	Combo ¹	UU ²	Common feature	Difference
1	C1&C2	24	Mid.-use	<Messenger> C1: rarely, C2: often
2	C1&C6	22	Light-use	<Browser> C1: 1hour, C6: 1min
3	C1&C4	14	Browser: 50min	C4: long usage of Mail C4: 100min longer total usage time
4	C3&C5	10	Heavy-use Long usage of PuzzleGame	C5: long usage of the other kinds of Games
5	C2&C3	7	Mid.-use	C2: long usage of Browser&Messenger C3: long usage of Puzzle game

¹Combination of usage patterns(cluster #s)²The number of unique users

一ユーザであっても平日・休日など生活パターンに依存して異なる可能性があるとして仮定し、クラスタリングはユーザを区別せず1日単位のスマートフォン利用パターンを分類した。この仮説を検証するため、前述のクラスタリング結果における同一ユーザの持つ利用パターンの数、つまり同一ユーザの所属クラス数を確認する。図 17 は、所属クラス数ごとのユーザ数の分布である。約 1 カ月間のログ収集期間における所属クラス数のカウント条件として、同一ユーザの利用日がクラスタに 1 日以上所属している場合と、4 日以上所属している場合の 2 パターンの条件で集計した。

1 日以上の分布から、全体の約 9 割のユーザの利用パターン数は 3 以下程度であることが分かる。

しかし、1 日以上の分布には、約 1 カ月間のログ収集期間において数日しか存在しない、例外的な利用パターンも含まれると考える。そこで、主要な利用パターンだけの傾向を確認するため、4 日以上利用日があった場合を主要なものとし、全体の 9 割のユーザにおいてパターン数は 2 以下であることが分かる。

次に、主要な利用パターンを複数持つユーザには、どのような利用パターンの組合せが存在するか確認する。表 12 は、組合せの出現回数が多い上位 5 つについて、組合せを構成する利用パターンどうしの特徴を示したものである。

たとえば、第 1 位のクラスタ 1 とクラスタ 2 の組合せにおいては、ともに 1 日のアプリ使用時間が同等のミドルユーザ日であるが、SNS アプリの使用の有無で異なるなど、部分的に類似性のある利用パターンどうしの組合せが多いことが分かる。

以上により、ユーザの日常的な生活において、日によって異なる複数の利用パターンが一定数存在することが示された。なお、平日・休日の違いとパターンの変化との関係进行分析したが、今回は明確な傾向はみられなかった。

4.3 クラスタごとのユースケース

表 9 に示したデータは、アプリカテゴリなど各項目を平均化した値、つまりクラスタ中心の特徴を示したものであり、同一クラスタであっても利用日によってはアプリカテゴリの組合せや使用時間が異なるため、そのまま実際の 1 日のスマートフォン利用を示すものではないと考える。このため、クラスタ中心に最も近い代表日を選定し、クラスタごとのユースケースとして付録 A.1~6 に示す。このデータを参照することで、2.2 節に前述したように、実機を用いてなんらかの提案手法の効果を検証する際、端末のセットアップでインストールすべきアプリを選定するための情報として活用できる。なお、表中、同一ユースケース内に同じアプリカテゴリが複数存在する場合は、該カテゴリ内の別のアプリが使用されたことを示している。

4.4 議論

本モデル検討は、スマートフォン利用を前提にした様々なサービス企画や、研究開発における課題設定、効果検証に対して、現実的に考慮すべき前提条件や評価条件となる有益なデータを提供することを目的としている。本節では、本モデルの有用性、特徴量選択によるさらなる分析の可能性、本モデルの制約について、それぞれ議論する。

4.4.1 モデルの有用性

本項では、各々の役割においてどのように本モデルを活用できるか例示し、モデルの有用性を議論する。

はじめに、サービス企画における活用例を議論する。本モデルは年齢、性別などのユーザ属性とその規模を定量的に示したものであるため、たとえば新規サービスの企画においては、サービスの対象ユーザ層を把握するためのセグメンテーション分析が可能になり、見込まれる市場規模を推定する根拠データとして利用可能である。さらに、セグメントと紐付いた利用パターンの傾向を参照することで、対象ユーザ像やサービスの利用シーンを想像し定義されるペルソナ [24] の構築を容易にすることができる。また、アプリを通じたサービスの提供を検討する際には、自身のサービスに対するユーザの接触機会が十分に得られるか熟慮することが重要である。本モデルが示すアプリなどの利用パターンは、類似または関連サービスの利用頻度・時間

だけでなく、ユーザの趣味嗜好も読み取れるものであるから、対象ユーザの時間的な利用機会の有無と、サービスの受容性も検討することができる。

次に、研究開発における活用例を議論する。本モデルでは、付録のユースケースのように、1日単位でのスマートフォン利用を総合的かつ詳細に示しており、使用するアプリとその利用頻度・時間や端末の諸設定などから、ユーザ利用に起因する端末挙動を再現しやすいデータである。このため、たとえば関連研究で述べたようなスマートフォンのOSやミドルウェアレベルにおける技術課題への取り組み[6], [7], [8]において、本データを前提に、アプリのインストールなどの検証用端末のセットアップを行うことで、より実効的な仮説検証や効果検証を行うことができると考える。我々の活用例の1つとしては、本モデル検討の結果に基づき、スマートフォン各機種のカatalogに掲載する電池持ち時間を評価するためのシナリオとして採用^{*2}された[25]。フィーチャーフォン時代の評価では、通話・ブラウザといった代表的なアプリ単体での使用可能時間を示すのみであったが、1日を通した利用を考慮した評価ができたことで、端末購入を検討するユーザに分かりやすい情報を提示するとともに、端末開発においても妥当な根拠に基づく目標値を設定することができた。

本モデルは、実際のユーザによるスマートフォン利用の特徴を、デモグラフィック属性と端末利用パターンを同時に定量的に示すものであるから、サービス企画、研究開発いずれの取り組みにおいても、着目した特徴に対するアプローチによる効果範囲を検証できるデータであると考えられる。

4.4.2 特徴量選択によるさらなる分析の可能性

本論文では、4.1.1項に前述したように1日のアプリカテゴリごとの使用時間を主な特徴量として採用し、1日のスマートフォン利用を分析したが、下記のとおり、アプリ使用を細分化するなど、別の考え方で特徴量を定義することでさらなる洞察を得ることができると考える。今後の課題として、本論文で用いたデータセットに対しても適用し、さらに詳細なスマートフォン利用実態の把握につながる分析を行う予定である。

1回のアプリ使用時間に基づく特徴量の細分化

同一のアプリでも、1回の使用時間が数秒と短い場合も数時間と長時間にわたる場合もあり、ユーザのなんらかの状況によって使用時間が異なることがある[12]。アプリごとに分布は異なると考えられるが、アプリ使用時間の値域ごとに別々の特徴量としてクラスタリングを行うことで、使用時間の大小を考慮したパターン抽出ができる。このようにアプリの使用時間の傾向とその原因となる要因を明らかにすることは、サービス提供者やアプリ開発者にとってサービスの提供機会を

検討するうえで有益な情報になると考える。

日・時間帯に基づく特徴量の細分化

平日や休日、あるいは朝・昼・晩のように、日や時間帯によってユーザの生活シーンが異なることに着目すると、各シーンにおいて異なるアプリ使用傾向が得られる可能性がある。実際の生活シーンは、各ユーザの職業や年齢など別の要因にも依存するため、単純に日や時間帯だけで定義することは難しいと考えられるが、分析の細分化を行うための分類軸の1つとして意味があると考えられる[18]。

ユーザコンテキストに基づく特徴量の細分化

ユーザの周囲に誰がいるか、どこにいるか、何の目的で行動しているかなど、日時以外のユーザコンテキストにも依存してスマートフォン利用傾向は変化すると考えられる。端末で取得可能なログから直接的にユーザコンテキストを得ることは難しいが、たとえば、端末が接続する携帯電話基地局や無線LANアクセスポイントとの接続状況の変化を単位時間ごとに観察することで、ユーザの静止・移動状態を推定することはできる。移動中におけるスマートフォン利用実態を考察できることは、位置情報利用をともなうアプリの新規検討からアプリによるサービス品質の向上を検討するなど、コンテキストを考慮することで各アプリに特化したデータの活用ができる。

ハードウェアリソース消費に基づくアプリカテゴリ分類

サービス利用やユーザ行動の理解という観点から、本論文ではGoogle Playのカテゴリと手動での判別に基づくアプリカテゴリ分けを行ったが、これらの観点を除外すると、CPU、無線、ストレージ、GPSなどのセンサデバイスなどハードウェアリソースの消費量によってアプリをカテゴリ分けすることも可能である。たとえば、このカテゴリごとの使用時間を特徴量として1日のスマートフォン利用をクラスタリングすることで、分析結果からユーザの行動を直接的に把握できる情報が欠けてしまうが、結果的にユーザの実利用を考慮しつつ、ハードウェアリソース観点でより正確なスマートフォン利用パターンの抽出ができると考えられるため、CPUのスケジューリングなどOSレベルの最適化問題に有用な知見が得られることが期待される。

4.4.3 制約

本章における議論の最後に、本モデルの制約事項について述べる。本調査では、日本国内において大きなシェアを占めるAndroid端末ユーザを調査対象に実施したものであるが、調査期間が限られていること、すべての機種、OS、通信事業者を網羅したものではないため、本モデルの利用にあたっては以下の制約がある。はじめに、調査期間が限られていることから、アプリをはじめスマホ利用には季節

^{*2} 現在のシナリオは、本論文に記載の調査結果に基づくものではなく、以後の調査により更新されている。

に依存した傾向が含まれている可能性がある。また、将来的に新たな人気アプリが登場するなど流行に依存してスマホ利用が変化していく可能性があるため、今後の検討においてモデルをアップデートしていく必要がある。さらに、一部のアプリには通信事業者固有のものが存在する。今回、3.2.3項に示した主要なアプリの使用状況からは事業者固有のアプリは現れていなかったが、収集データの網羅性という観点では限定的であるため、前述の流行依存性の問題とあわせて、今後の検討においてさらに網羅性のある調査を実施したい。

次に、本モデルが示すデータは、個別のサービス・製品や要素技術の仕様やユースケースに特化した課題解決を行うために必要な情報をすべて網羅しているわけではない。たとえば、位置情報の扱うアプリの動作試験において試験シナリオを作成する際には、どのような頻度で位置情報測位を想定するかなど、本モデルでは網羅していないため、別途、詳細なアプリ挙動を収集する分析ツール [26] などを用いて分析する必要がある。

5. おわりに

本論文では、実際のユーザの利用実態を考慮したスマートフォン利用モデルを作成するため、アプリカテゴリごとの使用時間など計 58 変数からなる特徴量を用いたクラスタリングにより、6 種類の 1 日の利用パターンを分類し、各パターンのユーザ属性や端末設定状況などの傾向を分析した。さらに、各ユーザの主な利用パターンの多様性を分析したところ、約半数のユーザは 1 パターンのみ、残りの半数はそのほとんどがただか 2 パターン程度であり、その組合せは共通項を持つパターンどうしで構成されることが示された。

今回のモデル化は、ユーザに依存して決定されるスマートフォン利用の諸条件を対象にしたものであるが、今後は、特定のアプリに特化した分析やハードウェアリソースの消費傾向との関係など、さらに分析を進めていく予定である。

参考文献

- [1] Ministry of Internal Affairs and Communications: *2015 White Paper on Information and Communications in Japan*, The Government of Japan (2015).
- [2] Tomita, T., Igarashi, Y., Yamasawa, M., Chujo, K., Kato, M., Iida, I. and Mineno, H.: A study of the Product Development Process through Strengthened Fundamental R&D – Based on a Case Study of Mobile Phone Businesses for Senior Users, *Proc. International Workshop on Informatics, IWIN2014*, pp.69–78 (2014).
- [3] 総務省：平成 26 年版情報通信白書 (2014).
- [4] Zickuhr, K.: Location-based services, *Pew Research*, pp.1–25 (2013).
- [5] Shokri, R., Theodorakopoulos, G., Le Boudec, J.-Y. and Hubaux, J.-P.: Quantifying location privacy, *Proc. 2011 IEEE Symposium on Security and Privacy*, pp.247–262 (2011).
- [6] 川崎仁嗣, 神山 剛, 小西哲平, 大久保信三, 太田 賢, 稲村 浩: Android OS における状態変化通知による通信集中の削減手法, *情報処理学会論文誌 コンピューティングシステム (ACS)*, Vol.7, No.1, pp.23–34 (2014).
- [7] Dong, M. and Zhong, L.: Chameleon: A Color-adaptive Web Browser for Mobile OLED Displays, *Proc. 9th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services, MobiSys2011*, pp.85–98 (2011).
- [8] 野呂正明, 村上岳生, 上和田徹, 石原輝雄ほか: 1 フレーム分の描画処理終了推定による GPU 状態制御, *情報処理学会論文誌*, Vol.57, No.2, pp.394–405 (2016).
- [9] Manotas, I., Bird, C., Zhang, R., Shepherd, D., Jaspan, C., Sadowski, C., Pollock, L. and Clause, J.: An Empirical Study of Practitioners' Perspectives on Green Software Engineering, *Proc. 38th International Conference on Software Engineering, ICSE2016*, pp.237–248 (2016).
- [10] Nagappan, M. and Shihab, E.: Future Trends in Software Engineering Research for Mobile Apps, *Proc. 2016 IEEE 23rd International Conference on Software Analysis, Evolution, and Reengineering, SANER*, Vol.5, pp.21–32 (2016).
- [11] Lu, X., Liu, X., Li, H., Xie, T., Mei, Q., Hao, D., Huang, G. and Feng, F.: PRADA: Prioritizing Android Devices for Apps by Mining Large-scale Usage Data, *Proc. 38th International Conference on Software Engineering, ICSE2016*, pp.3–13 (2016).
- [12] Ferreira, D., Goncalves, J., Kostakos, V., Barkhuus, L. and Dey, A.K.: Contextual Experience Sampling of Mobile Application Micro-usage, *Proc. 16th International Conference on Human-computer Interaction with Mobile Devices and Services, MobileHCI2014*, pp.91–100 (2014).
- [13] Parate, A., Böhrer, M., Chu, D., Ganesan, D. and Marlin, B.M.: Practical Prediction and Prefetch for Faster Access to Applications on Mobile Phones, *Proc. 2013 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, UbiComp2013*, pp.275–284 (2013).
- [14] Falaki, H., Mahajan, R., Kandula, S., Lymberopoulos, D., Govindan, R. and Estrin, D.: Diversity in Smartphone Usage, *Proc. 8th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services, MobiSys2010*, pp.179–194 (2010).
- [15] Rogers, E.M.: *Diffusion of Innovations*, 5th Edition, Free Press (2003).
- [16] Patil, S., Kim, Y., Korgaonkar, K., Awwal, I. and Rosing, T.S.: Characterization of User's Behavior Variations for Design of Replayable Mobile Workloads, *Proc. 7th International Conference on Mobile Computing, Applications, and Services, MobiCASE2015*, pp.51–70 (2015).
- [17] Li, H., Lu, X., Liu, X., Xie, T., Bian, K., Lin, F.X., Mei, Q. and Feng, F.: Characterizing Smartphone Usage Patterns from Millions of Android Users, *Proc. 2015 ACM Conference on Internet Measurement Conference, IMC2015*, pp.459–472 (2015).
- [18] Zhao, S., Ramos, J., Tao, J., Jiang, Z., Li, S., Wu, Z., Pan, G. and Dey, A.K.: Discovering Different Kinds of Smartphone Users Through Their Application Usage Behaviors, *Proc. 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, UbiComp2016*, pp.498–509 (2016).
- [19] フィリップ・コトラー: コトラーのマーケティング入門, 4th edition, 丸善出版 (2014).

- [20] MM 総研：2013 年度通気国内携帯電話端末出荷概況 (2014).
- [21] 博報堂 DY ホールディングス：全国スマートフォンユーザ 1000 人定期調査 (2014).
- [22] Mohapatra, D. and Suma, S.B.: Survey of location based wireless services, *Proc. 2005 IEEE International Conference on Personal Wireless Communications, ICPWC2005*, pp.358–362 (2005).
- [23] MacQueen, J.: Some methods for classification and analysis of multivariate observations, *Proc. 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Volume 1: Statistics*, pp.281–297 (1967).
- [24] ジョン・S・プルーイト：ペルソナ戦略—マーケティング，製品開発，デザインを顧客志向にする，ダイヤモンド社.
- [25] NTT ドコモ：実使用時間について，入手先
(https://www.nttdocomo.co.jp/product/battery_life/)
(参照 2016-04-31).
- [26] 古庄裕貴，久住憲嗣，神山 剛，稲村 浩，中西恒夫，福田 晃：Android アプリケーションの利用情報に基づく消費電力分析手法，情報処理学会論文誌，Vol.55, No.8, pp.1807–1816 (2014).

付 録

A.1 クラスタ 1 のユースケース

表 A.1 クラスタ 1 のユースケース
Table A.1 Model use case of cluster 1.

性別	年齢	職業	総使用時間	放電時使用時間	ディスプレイ平均輝度
35～39 歳	男性	自営業	02:14:38	02:02:03	80
カテゴリ	使用時間	起動回数	放電時使用時間	放電時起動回数	放電時使用率
ブラウザ	01:58:13	45	01:50:00	39	93.0%
ブリーインホーム	00:08:01	36	00:03:58	29	49.5%
メール	00:03:38	46	00:03:38	46	100.0%
ライフスタイル	00:01:22	4	00:01:22	4	100.0%
電卓	00:01:21	2	00:01:21	2	100.0%
通話	00:00:59	1	00:00:59	-	100.0%
写真	00:00:20	5	00:00:00	-	0.0%
未分類	00:00:16	1	00:00:16	1	100.0%
GooglePlay	00:00:13	2	00:00:13	2	100.0%
システム	00:00:12	1	00:00:12	1	100.0%
通話	00:00:04	1	00:00:04	1	100.0%

A.2 クラスタ 2 のユースケース

表 A・2 クラスタ 2 のユースケース
Table A・2 Model use case of cluster 2.

性別	年齢	職業	総使用時間	放電時使用時間	ディスプレイ平均輝度
25～29 歳	女性	会社員	02:16:23	02:08:25	80
カテゴリ	使用時間	起動回数	放電時使用時間	放電時起動回数	放電時使用率
ブラウザ	02:04:02	36	01:56:32	34	94.0%
ブリンホーム	00:04:25	55	00:04:10	51	94.0%
メール	00:01:56	11	00:01:46	10	91.8%
SNS1	00:01:51	5	00:01:51	5	100.0%
メッセージャー	00:01:27	13	00:01:27	13	100.0%
ツール	00:01:10	20	00:01:07	19	96.5%
通話	00:01:01	2	00:01:01	2	100.0%
メール	00:00:24	5	00:00:24	5	100.0%
カメラ・写真	00:00:04	1	00:00:04	1	100.0%
ブラウザ	00:00:03	1	00:00:03	1	100.0%
ウィルススキャン	00:00:01	1	00:00:01	1	100.0%

A.3 クラスタ 3 のユースケース

表 A・3 クラスタ 3 のユースケース
Table A・3 Model use case of cluster 3.

性別	年齢	職業	総使用時間	放電時使用時間	ディスプレイ平均輝度
25～29 歳	女性	無職	02:43:15	02:39:34	80
カテゴリ	使用時間	起動回数	放電時使用時間	放電時起動回数	放電時使用率
パズル	01:10:29	10	01:10:29	10	100.0%
ブラウザ	00:46:25	16	00:46:25	16	100.0%
メール	00:25:10	43	00:25:10	43	100.0%
メッセージャー	00:12:14	17	00:10:03	13	82.1%
ブリンホーム	00:05:59	44	00:04:29	40	74.9%
写真	00:01:02	3	00:01:02	3	100.0%
カメラ・写真	00:00:48	3	00:00:48	3	100.0%
通話	00:00:24	2	00:00:24	2	100.0%
システム	00:00:15	3	00:00:15	3	100.0%
未分類	00:00:12	2	00:00:12	2	100.0%
健康・フィットネス	00:00:11	3	00:00:11	3	100.0%
ウィルススキャン	00:00:03	3	00:00:03	3	100.0%
システム	00:00:02	1	00:00:02	1	100.0%

A.4 クラスタ 4 のユースケース

表 A.4 クラスタ 4 のユースケース

Table A.4 Model use case of cluster 4.

性別	年齢	職業	総使用時間	放電時使用時間	ディスプレイ平均輝度
35～39 歳	女性	会社員	03:12:11	02:53:18	182.5
カテゴリ	使用時間	起動回数	放電時使用時間	放電時起動回数	放電時使用率
ブラウザ	02:17:52	135	02:09:31	116	93.9%
ブリーインホーム	00:23:30	117	00:17:05	86	72.7%
ソーシャルネットワーク	00:17:12	70	00:15:49	56	91.9%
システム	00:04:20	55	00:04:06	47	94.6%
カメラ・写真	00:02:14	7	00:02:09	6	96.7%
メッセージャー	00:01:37	11	00:01:14	8	77.0%
カメラ・写真	00:01:06	2	00:01:06	2	100.0%
GooglePlay	00:01:03	2	00:00:03	1	5.5%
メール	00:01:00	13	00:00:22	8	37.4%
メール	00:00:50	3	00:00:50	3	100.0%
通話	00:00:31	2	00:00:31	2	100.0%
時計	00:00:27	1	00:00:27	1	100.0%
ツール	00:00:26	3	00:00:00	-	0.0%
システム	00:00:02	1	00:00:02	1	100.0%
健康・フィットネス	00:00:02	2	00:00:02	2	100.0%

A.5 クラスタ 5 のユースケース

表 A.5 クラスタ 5 のユースケース

Table A.5 Model use case of cluster 5.

性別	年齢	職業	総使用時間	放電時使用時間	ディスプレイ平均輝度
20～24 歳	女性	パート・アルバイト	05:10:24	04:20:06	80
カテゴリ	使用時間	起動回数	放電時使用時間	放電時起動回数	放電時使用率
ブラウザ	03:41:57	57	03:14:43	50	87.7%
カジュアル	00:40:05	14	00:25:23	7	63.3%
メッセージャー	00:18:11	47	00:13:15	35	72.9%
ブリーインホーム	00:12:45	94	00:10:09	79	79.6%
メール	00:08:09	26	00:07:38	23	93.6%
カジュアル	00:04:19	2	00:04:19	2	100.0%
パズル	00:01:38	1	00:01:38	1	100.0%
メール	00:01:25	19	00:01:25	19	100.0%
通信	00:01:11	4	00:01:11	4	100.0%
カメラ・写真	00:00:14	2	00:00:00	-	0.0%
ライフスタイル	00:00:11	2	00:00:11	2	100.0%
GooglePlay	00:00:06	2	00:00:06	2	100.0%
未分類	00:00:05	2	00:00:05	2	100.0%
ツール	00:00:03	1	00:00:00	-	0.0%
カメラ・写真	00:00:01	-	00:00:00	-	0.0%
ツール	00:00:01	1	00:00:01	1	100.0%
メディア・動画	00:00:01	1	00:00:01	1	100.0%

A.6 クラスタ 6 のユースケース

表 A.6 クラスタ 6 のユースケース
Table A.6 Model use case of cluster 6.

性別	年齢	職業	総使用時間	放電時使用時間	ディスプレイ平均輝度
55～59 歳	男性	会社員	00:20:21	00:17:23	80
カテゴリ	使用時間	起動回数	放電時使用時間	放電時起動回数	放電時使用率
ブリーインホーム	00:12:18	21	00:11:08	17	90.6%
メール	00:02:02	30	00:01:20	17	65.4%
ライフスタイル	00:01:36	3	00:01:36	3	100.0%
通話	00:00:57	2	00:00:57	2	100.0%
ライフスタイル	00:00:55	8	00:00:50	7	90.3%
仕事効率化	00:00:33	4	00:00:02	1	5.9%
システム	00:00:33	12	00:00:31	11	95.1%
通話	00:00:31	7	00:00:06	2	18.3%
通信	00:00:24	2	00:00:24	2	100.0%
ツール	00:00:13	4	00:00:13	4	100.0%
仕事効率化	00:00:10	5	00:00:08	4	78.5%
ブラウザ	00:00:08	1	00:00:08	1	100.0%
ウィルススキャン	00:00:03	2	00:00:01	1	56.4%



神山 剛 (正会員)

(株) NTT ドコモサービスイノベーション部勤務。2003 年 (株) イージス代表取締役、2006 年同社退社、東京大学大学院新領域創成科学研究科修士課程修了を経て、NTT ドコモ入社。博士 (工学)。モバイルコンピューティング、ソフトウェア省電力化、分散システム、ソーシャルメディア等のデータ解析に関する研究に従事。



稲村 浩 (正会員)

1990 年慶應義塾大学大学院理工学研究科修士課程修了。同年日本電信電話 (株) 入社。1998 年より NTT ドコモ。2016 年より公立はこだて未来大学教授。博士 (工学)。モバイルネットワーク、スマートデバイスのシステムソフトウェアに関する研究開発に従事。電子情報通信学会、ACM、IEEE 各会員、本会シニア会員。



久住 憲嗣 (正会員)

九州大学システム LSI 研究センター准教授。1977 年生まれ。1999 年 3 月信州大学工学部情報工学科卒業。2001 年 3 月奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程修了。2004 年 3 月九州大学大学院システム情報科学府博士後期課程修了。2004 年 4 月～2005 年 9 月科学技術振興機構研究員。2005 年 10 月～2008 年 6 月九州大学システム LSI 研究センター特任講師。2008 年 7 月から現職。組込みソフトウェア開発方法論の教育、研究に従事。特にモデル駆動開発や低消費電力化技術に関する研究に従事。



小西 哲平

(株) NTT ドコモ先進技術研究所勤務。2010 年大阪大学大学院基礎工学研究科博士前期課程修了。同年 (株) NTT ドコモ入社。ソフトウェア省電力化に関する研究に従事。



太田 賢 (正会員)

1998 年静岡大学大学院博士課程修了。博士（工学）。1999 年 NTT 移動通信網（株）入社。現在、NTT ドコモ先進技術研究所勤務。モバイルコンピューティング，端末セキュリティ，分散システムに関する研究に従事。共著『モバイルネットワーク』，訳書『コンピュータネットワーク 第 5 版』等。電子情報通信学会会員，本会シニア会員。



福田 晃 (正会員)

1977 年九州大学工学部情報工学科卒業。1979 年同大学大学院工学研究科修士課程情報工学専攻修了。同年日本電信電話公社（現，NTT）武蔵野電気通信研究所入所。1983 年九州大学助手。1989 年同大学助教授。1994 年奈良先端科学技術大学院大学教授。2001 年九州大学大学院システム情報科学研究院教授，2008 年九州大学システム LSI 研究センター長（兼任），現在に至る。工学博士。組込みソフトウェア，ユビキタスコンピューティングに関する研究に従事。情報処理学会研究賞（平成 2 年），Best Author 賞（平成 5 年）等を受賞。電子情報通信学会，ACM，IEEE Computer Society，日本 OR 学会各会員，「NPO 法人九州組込みソフトウェアコンソーシアム（QUEST）」理事長。本会フェロー。