

# 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<sup>1</sup> 久住 憲嗣<sup>2</sup> 稲村 浩<sup>3</sup> 小西 哲平<sup>4</sup> 太田 賢<sup>4</sup> 福田 晃<sup>2</sup>

**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、パターン毎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高々 2 つ程度であることが確認された。

## 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、端末機種の拡充と共に、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。例えば、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。

本論文の構成は以下の通りである。2 章では、関連研究を踏まえ、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 章の検討を踏まえ、日毎のアプリカテゴリ毎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、クラスタ毎のユーザ属性などの特徴をさらに分析する。

## 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共に議論し、モデルの要件を整理する。

<sup>1</sup> NTT ドコモ サービスイノベーション部

<sup>2</sup> 九州大学大学院システム情報科学研究院

<sup>3</sup> 公立はこだて未来大学 システム情報科学部

<sup>4</sup> NTT ドコモ 先進技術研究所

## 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られる。

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 [3] 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、改善効果を評価している。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み合わせや、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 [4], [5] においても、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 [6], [7], [8]。

### 2.1.2 ユーザ行動の理解

Ferreira ら [9] 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。また、Parate ら [10] は、アプリの起動履歴や起動間隔に着目し、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。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設定による効果検証などに活用できるデータとはなりにくい。

Falaki ら [11] 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。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 [12]。また、1 日のアプリ毎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られる。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。Li ら [13] 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、次項にて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 [14] 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 時間毎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、例えば、1 日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毎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 [15] 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一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と思われる。

## 2.2 モデルの貢献と要件

前項の議論を踏まえ、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、前項で述べた通り、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上で重要である。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、言い換えると、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  
パターン毎に R.1 の情報を備える
- パターン数  
10パターン以下

R.1 に示す通り、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、各項の組み合わ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」を分類する。スマートフォンの場合、音声通話も含め全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毎に、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概要を述べる。

表 1 調査の実施概要

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

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 ヶ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 [16] によると、対象機種のメーカー製端末は約 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、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 [17] とほぼ同様であり、前述の通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には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など、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、ユーザの普段通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。

また、上記調査を通じた集計や分析結果において、端末 A、B で大きな違いは見られなかったことから、本論文では、サンプル数の多い端末 B のみ対象に記載する。

### 4. モデル分析

本章では、アプリ使用がスマートフォン利用を説明する

主な特徴量であるとし、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 日毎であり、同一ユーザであっても平日・休日では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 アプリカテゴリーに基づく 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、日毎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 に示した通り、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 7784 人日分である。

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

本調査では 3339 件のアプリが確認されており、個別のアプリ単位で使用傾向を分析することが困難であることから、アプリを 56 カテゴリーに分類し、カテゴリー毎の使用時間をクラスタリングにおける特徴量とする。アプリのカテゴリー分けは、Google Play ストア<sup>\*1</sup>での分類に基づくが、使用時間が著しく長い、または利用ユーザ数が著しく多い個別のアプリについては、単独のカテゴリーとして分類した。このようなアプリを他のアプリと共に同一カテゴリーに分類してしまうと、カテゴリー別の集計や分析結果を歪める可能性があるためである。なお、カテゴリー毎の使用時間は、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上で正規化する。

また、アプリカテゴリー毎の使用時間に加え、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通りである。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

<sup>\*1</sup> <https://play.google.com/>

作ることがある。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毎に任意の値を設定可能であり、画面構成や表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毎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[18]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。各パターンのクラスタリングによるクラスタ毎の所属人日数の構成比は表2の通りである。

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、ここではクラスタ毎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、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3に赤字で示す通り、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4に示す通り、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、変更前の全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、既にクラスタ数6でクラスタが固定化されていることがわかる。

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2 クラスタ数別構成比

Composition Ratio(%)	The number of clusters(k)							
	4	5	6	7	8	9	10	
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	

## 4.2 クラスタ毎の特徴分析

### 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カテゴリ毎の使用時間、ディスプレイ輝度、電池消費量の平均値を表5に示す。なお、アプリカテゴリ毎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。

アプリカテゴリはじめ各クラスタの特徴を要約したものを表6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

表3 クラスタ数5→6変更時の移行割合

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4 クラスタ数6→7変更時の移行割合

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

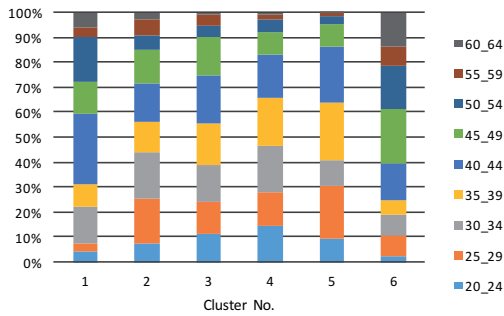


図 1 クラスタ毎の年齢属性

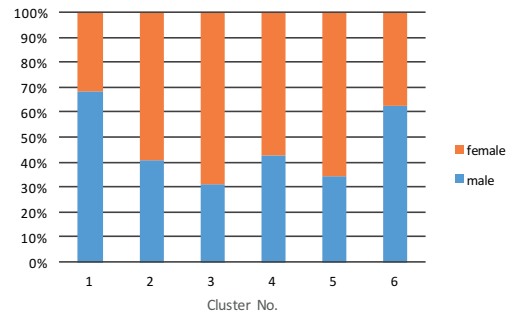


図 2 クラスタ毎の性別属性

ラウザやメッセージャー、SNS1 など使用が特徴的である。

クラスタ 3 は、前述した通り、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 はともにヘビーユースな特徴をもつクラスタであるが、アプリカテゴリ毎にみると、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 は前述した通り、最もライトユースなクラスタであり、強いて言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毎の特徴を明確に示すことができた。

#### 4.2.2 クラスタ毎のユーザ属性

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毎に該当するユーザの属性値を集計する。

クラスタ毎の年齢属性図 1 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あることがわかる。

クラスタ毎の性別属性を図 2 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 に示した通り、端末 B ユーザの男女比はほぼ同じである。

#### 4.2.3 同一ユーザにおける利用パターンの多様性

4 章冒頭に前述した通り、スマートフォン利用は、同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もつ利用パターンの数、つまり同一

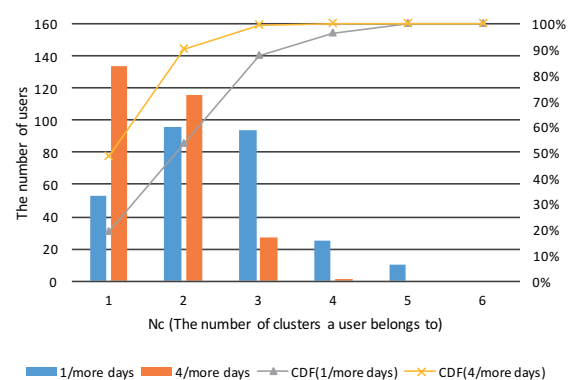


図 3 所属クラスタ数毎のユーザ数分布

ユーザの所属クラスタ数を確認する。図 3 は、所属クラスタ数ごとのユーザ数の分布である。約 1 ヶ月間のログ収集期間における所属クラスタ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わかる。

しかし、1 日以上分布には、約 1 ヶ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てみようと、全体の 9 割のユーザにおいてパターン数は 2 以下であることがわかる。

### 4.3 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。本章では、本モデルの有用性と制約について議論する。

#### 4.3.1 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

表 5 クラスタ毎の特徴 - 正規化前の各変数平均値

Cluster No.	# of days	Total app use time	Display brightness	Battery Usage(%/h)	Browser	Preinstalled home	Messenger	Mail	Web portal 1	SNS1	Phone call	Clock	Online Video Viewer	Camera	Home
1	1775	135.98	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	145	188.20	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	134f	218.58	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	124.74	3.76	51.50	40.44	10.55	16.81	7.64	5.60	3.92	0.93	3.42	3.06	0.34
5	113	291.35	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	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 portal	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

表 6 各クラスタの特徴 - 要約

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

に示したものであるため、例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 [19] 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、1日のスマートフォン利用を総合的に示しており、アプリ使用時間や端末の主要設定などから、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、例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 [3], [4], [5] 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。我々の活用例の一つとしては、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 [20]。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わ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。

#### 4.3.2 制約

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、全ての機種、OS、通信事業者を網羅したものではありません。

\*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

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、分析結果にこのようなアプリの影響はみられなかったが、収集データの網羅性という点では限定的であるため、今後さらなる調査を実施したい。また、本モデルは個別のサービス・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全て網羅しているわけではない。例えば、位置情報の扱うアプリの動作試験において、どのような頻度で位置情報測位を想定するかなど、別途、詳細なアプリ挙動を収集する分析ツール [21] 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、アプリカテゴリ毎の使用時間など計 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高々 2 パターン程度であることが示された。今後は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. et al.: A study of the Product Development Process through Strengthened Fundamental R&D - Based on a Case Study of Mobile Phone Businesses for Senior Users -, *Proceedings of International Workshop on Informatics (IWIN2014)*, Informatics Society, pp. 69–78 (2014).
- [3] 川崎仁嗣ほか: 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タシステム (ACS)*, Vol. 7, No. 1, pp. 23–34 (2014).
- [4] Dong, M. and Zhong, L.: Chameleon: A Color-adaptive Web Browser for Mobile OLED Displays, *Proceedings of the 9th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, MobiSys '11, New York, NY, USA, ACM, pp. 85–98 (online), DOI: 10.1145/1999995.2000004 (2011).
- [5] 野呂正明ほか: 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).
- [6] Manotas, I. et al.: An Empirical Study of Practitioners' Perspectives on Green Software Engineering, *Proceedings of the 38th International Conference on Software Engineering*, ICSE '16, New York, NY, USA, ACM, pp. 237–248 (online), DOI: 10.1145/2884781.2884810 (2016).
- [7] Nagappan, M. and Shihab, E.: Future Trends in Software Engineering Research for Mobile Apps, *2016 IEEE 23rd International Conference on Software Analysis, Evolution, and Reengineering (SANER)*, Vol. 5, pp. 21–32 (online), DOI: 10.1109/SANER.2016.88 (2016).
- [8] Lu, X. et al.: PRADA: Prioritizing Android Devices for Apps by Mining Large-scale Usage Data, *Proceedings of the 38th International Conference on Software Engineering*, ICSE '16, New York, NY, USA, ACM, pp. 3–13 (online), DOI: 10.1145/2884781.2884828 (2016).
- [9] Ferreira, D. et al.: Contextual Experience Sampling of Mobile Application Micro-usage, *Proceedings of the 16th International Conference on Human-computer Interaction with Mobile Devices & Services*, MobileHCI '14, New York, NY, USA, ACM, pp. 91–100 (online), DOI: 10.1145/2628363.2628367 (2014).
- [10] Parate, A. et al.: Practical Prediction and Prefetch for Faster Access to Applications on Mobile Phones, *Proceedings of the 2013 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, UbiComp '13, New York, NY, USA, ACM, pp. 275–284 (online), DOI: 10.1145/2493432.2493490 (2013).
- [11] Falaki, H. et al.: Diversity in Smartphone Usage, *Proceedings of the 8th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, MobiSys '10, New York, NY, USA, ACM, pp. 179–194 (online), DOI: 10.1145/1814433.1814453 (2010).
- [12] Rogers, E. M.: *Diffusion of Innovations*, 5th Edition, Free Press, 5th edition (2003).
- [13] Li, H. et al.: Characterizing Smartphone Usage Patterns from Millions of Android Users, *Proceedings of the 2015 ACM Conference on Internet Measurement Conference*, IMC '15, New York, NY, USA, ACM, pp. 459–472 (online), DOI: 10.1145/2815675.2815686 (2015).
- [14] Zhao, S. et al.: Discovering Different Kinds of Smartphone Users Through Their Application Usage Behaviors, *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, UbiComp '16, New York, NY, USA, ACM, pp. 498–509 (online), DOI: 10.1145/2971648.2971696 (2016).
- [15] フィリップ・コトラー: コトラーのマーケティング入門, 丸善出版, 4th edition (2014).
- [16] MM 総研: 2013 年度通気国内携帯電話端末出荷概況 (2014).
- [17] 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).
- [18] MacQueen, J.: Some methods for classification and analysis of multivariate observations, *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Volume 1: Statistics*, Berkeley, Calif., University of California Press, pp. 281–297 (online), available from <http://projecteuclid.org/euclid.bsmmsp/1200512992> (1967).
- [19] ジョン・S・ブルーイット: 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, ダイアモンド社.
- [20] NTT ドコモ: 実使用時間について, [https://www.nttdocomo.co.jp/product/battery\\_life/](https://www.nttdocomo.co.jp/product/battery_life/) (参照 2016-04-31) .
- [21] 古庄裕貴ほか: 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).