

# モバイル学会誌 Vol.11 No.1/2

ユーザーの利用調査データに基づくモバイル端末のバッテリー劣化量分析 ..... 1  
Battery degradation analysis of mobile devices  
based on user usage survey data

浅野 実, 横川 慎二, 石垣 陽(電気通信大学大学院 情報理工学研究科),  
富永 潤一, 栗津 浜一(株式会社 携帯市場)



## 原著論文

# ユーザーの利用調査データに基づく モバイル端末のバッテリー劣化量分析

浅野 実<sup>1)</sup>, 横川 慎二<sup>1)</sup>, 石垣 陽<sup>1)</sup>, 富永 潤一<sup>2)</sup>, 栗津 浜一<sup>2)</sup><sup>1)</sup> 電気通信大学大学院 情報理工学研究科, <sup>2)</sup> 株式会社 携帯市場

## Battery degradation analysis of mobile devices based on user usage survey data

Minoru ASANO<sup>1)</sup>, Shinji YOKOGAWA<sup>1)</sup>, Yang ISHIGAKI<sup>1)</sup>  
Junichi TOMINAGA<sup>2)</sup>, Hamakazu AWAZU<sup>2)</sup><sup>1)</sup> Department of Informatics, Graduate School of Information Science and Engineering,  
The University of Electro-Communications<sup>2)</sup> KEITAIICHI Co., Ltd.

**Abstract:** Lithium-ion secondary battery (LiB) have been widely used as energy storage systems in various fields. On the other hand, the LiB has a challenge in second-hand use to realize a sustainable society. In general, the degradation of LiB depends on the complex usage tendencies of users, and the progression is not uniform. Therefore, it is essential to understand the state of degradation of LiB, which is the standard for secondary use, and to find out the cause of why they are degraded. In this research, we investigated the feature extraction method to determine the degradation state of LiB by understanding the usage trends of users through the analysis of smartphone usage surveys. Using statistical analysis and machine learning methods, we identified differences in usage trends among 1,800 smartphone users and compared the relationship with degradation to extract features for determining the state of LiB degradation. In particular, we extracted the features for determining the degradation state of LiB by using an ensemble index that can utilize the characteristics of multiple methods.

**Keywords:** smartphone, survey data analysis, battery, mobile device

**キーワード:** スマートフォン, 調査データ分析, バッテリー, モバイルデバイス

### 1. はじめに

昨今, リチウムイオン二次電池 (Lithium-ion secondary battery; LiB) は, スマートフォンを始めとするモバイルデバイスや電気自動車, 家庭用蓄電池などの様々な用途と場面において我々の生活に浸透している. 特に, LiB の蓄電容量の増大と小型化が進化したことによって, モバイルデバイスのモビリティの確保や, 再生可能エネルギーの活用促進による温室効果ガス排出量の低減のため, 車載・移動機用の蓄電池や定置型蓄電池など, 長期に渡って高い信頼性が要求される分野におけるキーデバイスとしても採用されている.

しかし, 技術進展による能力・信頼性向上がなされている一方, LiB の長期使用においては, 充放電や保管に伴う容量劣化への対処が往年からの課題である. 特に, 属人性の高いスマートフォンなどモバイルデバイスに組み込まれる LiB に関し

ては, ユーザーの使用環境や使用頻度が一様ではないこと [1], デバイスによって容量や形状が多様である背景から, 劣化の進行メカニズムが複雑となり, 劣化の評価や予測が難しい.

また, 高性能かつ高品質の一方で製品の買い替えサイクルが短いスマートフォンでは, 中古デバイスの二次利用が積極的に行われ, 市場規模は拡大している. なかでも, 電池の劣化の評価は, 二次利用の重要な指標となる. つまり, この分野において確立される LiB の劣化評価を応用した二次利用は, 持続可能な社会の実現に向けて, 他の様々な分野への展開が期待される技術の一つと考えられる. ところが, スマートフォン等のモバイルデバイスは, LiB が内部に組み込まれている構造が多く, LiB の劣化状態を一般的な方法 [2-5] で診断することが容易ではない.

特に, スマートフォン等のモバイルデバイスは, 利用方法が多様であることから, 利用実態の調査のみでは, 劣化の起こしにくい使い方の明確な定義が示されておらず [6], 劣化を緩和する具体的な使用方法が喚起されにくい. すなわち, 具体的なユーザーの利用方法を想定した劣化を緩和する使用方

2021年6月22日受理. (2021年7月20 - 21日シンポジウム「モバイル21」にて発表)

著者照会先: 〒182-8585 東京都調布市調布ヶ丘  
1-5-1 西3号館 202号室 横川 慎二

法を示すことが求められる。

## 2. 研究の目的

本研究では、一般のユーザーから収集したスマートフォンの使用方法に関する利用調査データを用いてユーザーの使用傾向を把握し、LiB の劣化状態を判断するための特徴抽出方法について検討する。

本研究の手法は、蓄電池の劣化を物理的測定手法によって直接診断する一般的なアプローチ[2-5]とは異なり、機器の使い方に着目して LiB の劣化を診断することを目指す。それにより、間接的な劣化診断を行うと共に、LiB の劣化を改善する使用方法をユーザーに提案するレコメンド手法への展開も考えられる。特に、特徴的な使用方法を抽出することで、具体的なユーザーの利用方法を想定することが可能となり、ペルソナ分析を用いた利用傾向予測への適用が期待できる。

また、本研究では、利用調査データを複数の手法を用いて調査し、それぞれの利点を生かしたアンサンブル指標を提案し、それに基づく LiB の劣化状態を判断するための特徴抽出方法について検討する。

## 3. 研究の方法

本研究では、スマートフォンの利用調査分析よりユーザーの使用傾向を把握し、LiB の劣化状態を判断するための特徴抽出方法について検討する。そのため、アンケートの調査結果から一般的な統計解析と機械学習等の手法を用いて、使用傾向の差異を確認し、劣化量との関係を分析することにより、ユーザーの特徴を抽出する。アンケート調査には、各携帯会社が推奨している使い方に基づいて、全国のスマートフォン利用者から取得した。取得したデータのスクリーニングやデータの前処理を行ったのち、属性の分析や一般化回帰分析、機械学習等の分析を行った。

### 3.1 データセットと処理方法

本研究で用いたデータセットは、2 回実施され、前期(2020 年 10 月集計)に 900 名、後期(2021 年 1 月集計)に 900 名の合計 1800 名から取得した。設問には、スマートフォンの機種やバッテリーの最大容量、購入日数などの属性データの質問(付録表 1)や「充電しながらスマートフォンを使用するか」などの使用方法に関する質問(付録表 2)[6]が含まれる。さらに、後期に実施したアンケートのユーザーには、追加で1日の平均操作時間などの追加質問を行った。質問への回答方法には、「はい」「たまにはいい」「いいえ」の 3 段階回答や数値で回答される。なお、アンケート結果には個人を特定できる情報は含まれていない。

また、質問の回答より、使用開始からの経過時間と、それに対するバッテリーの劣化量を算出することが出来る。使用日数については、購入年月を起点とした。アンケート回答者の回答は、契約開始時点の月と実際に料金を支払う翌月の2ヶ月間のいずれかを回答すると考えられる。そこで、その中央となる月初め、すなわち購入年月の1日を起点とした。その上で、回答日までの経過時間を使用日数として計算した。終点は、アンケート完了翌月の月初めとして、前期回答を 2020 年 10 月 1 日、後期回答を 2021 年 1 月 1 日とした。

また、分析の容易化のため、バッテリー最大容量をバッテリーの劣化量(0~100%)に変換した。一般に、放電容量を測定するためには、完全充電の状態から完全放電まで放電しながら放電量を測定する必要がある。そのため、専用の測定環境が必要となり、アンケートではデータの採取が難しい。そこで、OS(Operating System)の設定の画面から確認できるバッテリー最大容量をアンケート項目の一つとして回答を収集し、劣化量を定義した。バッテリー最大容量を  $Battery_{max}$  とすると、アンケート回答時点のバッテリーの劣化量は、次式で表せる。

$$\text{バッテリーの劣化量} = 100 - Battery_{max} \quad (1)$$

さらに、分析に影響を与える可能性のある極端な回答のスクリーニングやデータの前処理は、[6]と同様に行った。スクリーニングの結果、回答数は 1541 名となった。

## 4. 研究結果

収集した回答に対し、スマートフォンのバッテリーの劣化に寄与する項目を分析した。

### 4.1 アンケート項目に対する分析

まず、劣化に影響を与えると予想される時間的劣化を調査するため、使用日数と劣化量の変化を比較した(図 1)。全体としては時間経過とともに劣化量が大きくなる傾向がみられる。ところが、使用日数が経過しているデバイスでも劣化が進行していない場合や、使用日数が短いデバイスでも劣化が大きく

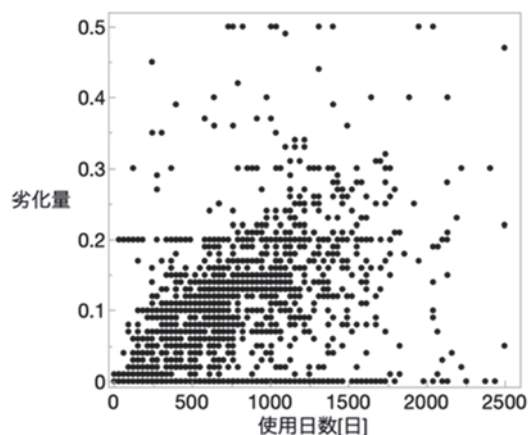


図 1 使用日数と劣化量の分布。

進行している場合がある。つまり、時間経過による劣化は、使用日数の項目だけでなく、使い方などの様々な要因が劣化に影響していることが推察される。

また、ユーザーの属性の差異による使用方法を比較するため、属性とアンケート回答に関して調査を行った。年齢による回答者数の分布を図2に示す。20代までの回答者が全体の41%を占め、そのほかの年齢層は大きな偏りはない結果となったため、年齢を起因とする回答の偏りは少ないと考えられる。

1日あたりの平均使用時間の設問から年齢と平均使用時間の分布を比較した(図3)。短時間利用者は様々な年代に分布している事がわかる(図3a)。また、長時間利用者には若年層が多い一方、高齢者にも拡がりつつある(図3b)。このことから、若年層が高齢化していくとともにスマートフォンの長時間使用者が増加する可能性が示唆される。スマートフォンのLiBが劣化すると、使用可能時間が減少し、デバイスのモビリティが低下する。すなわち、スマートフォンを長時間利用可能にする

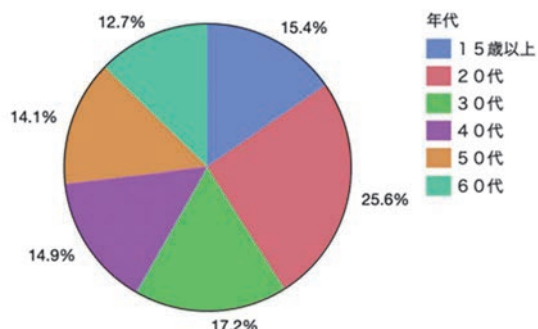


図2 年齢と回答者数の分布。

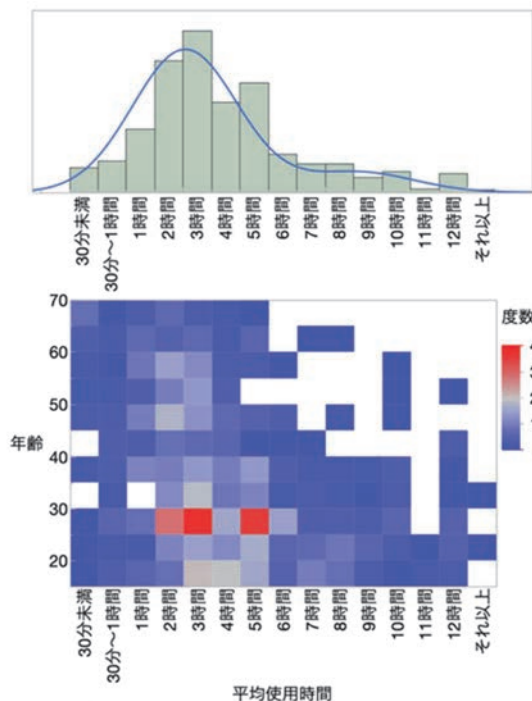


図3 平均使用時間の分布。

- (a) 1日あたりの平均使用時間分布。
- (b) 年齢と平均使用時間の関係。

ために、LiBの劣化を抑える具体的な使用方法が重要であり、本研究はその提案を目的とする。

また、充電方法の年代による傾向を調査するため、充電しながらスマートフォンを使用する傾向を年齢について比較した(図4)。その結果、充電しながらの使用を避ける回答者は比較的平均年齢が高い。一方、充電しながら使用する回答者は平均年齢が低い。図3と比較すると、若年層は利用時間が長い傾向にあることから、充電回数も必然的に増加し、充電しながらスマートフォンを使っていることが推察される。

さらに、充電や利用時間において、年代の差異がみられたことから、ゲームや動画視聴などのスマートフォンの利用用途についても同様に比較した(図5)。図5は、回答者の割合を面積として示すモザイクプロットである。それぞれ列方向に年代ごとの回答の比率を比較することができる。動画視聴に関しては、ほぼ全ての年代において肯定的な回答を行っている。特に、60代において、「はい」または「たまにはいい」と答えている割合は、50代と比較して増加している。このことから、高齢者層において、動画視聴目的の利用がされていることがわかる。以上の結果から、スマートフォンによる動画視聴は一般的な使い方となっていることが推察される。

すなわち、動画視聴やゲーム利用の多い層が高齢化するにつれて、利用人口が移行すると予想され、全年代で、動画視聴とゲームの利用人口が増加する可能性が推察される。

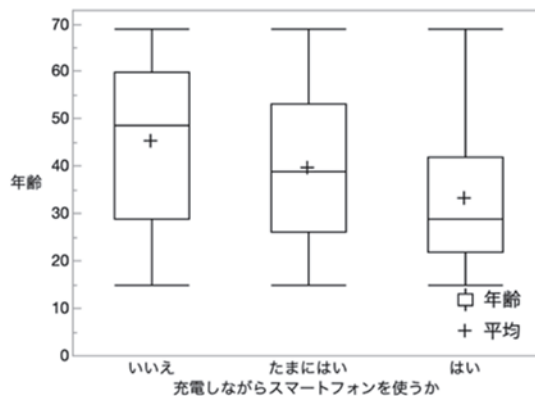


図4 充電の方法と年代の比較。

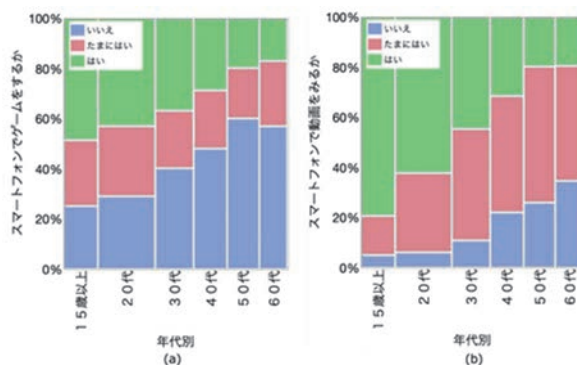


図5 利用用途と年代の比較。

- (a)動画視聴に関する回答。(b)ゲーム利用に関する回答。

### 4.2 一般化回帰分析

使用日数以外のアンケート項目から、劣化に寄与する項目を抽出するため、一般化回帰による分析を行った。その際、アンケート質問の項目、つまり変数が多く、分析の汎化性能に影響が出ると予想されることから、変数選択を行った。変数選択の手法としては、相関係数による変数選択、主成分分析による次元圧縮、ステップワイズ法による変数選択、罰則項を用いた変数選択などが一般的に知られている。

本研究では、分析データの特徴量の次元が高く、不要な特徴量が多く含まれる可能性が高い場合に多用される Lasso 回帰を用いた推定を行った。Lasso 回帰には、変数選択と正則化の両方を同時に実行し、統計モデルの予測精度と解釈可能性を向上させるという特性がある[7]。

Lasso 推定をアンケートに適用した結果、いくつかの変数が非選択となった。一般化回帰のパラメータを表 1 に示す。パラメータは、グリッドサーチによって探索し、赤池情報量基準 (AIC) が最小なものを用いた。また、Lasso 推定による非ゼロの変数の標準化した推定値、選択されたアンケート項目を表 2 に示す。なお、同じ設問であっても、回答によって推定値が変化するため、回答ごとに推定値をそれぞれ示している。

選択された特徴を比較すると、使用日数が劣化への寄与が強いことが示された。また、充電と動画視聴やゲームを同時に行う、いわゆる「ながら充電」に関する項目が劣化に寄与することが示された。充電を行いつつ、端末を使用することは、端末内の温度を上昇させ、熱によって劣化が加速すると推察される。一方、省エネ対策アプリなどのスマートフォンの電池の使用量を抑える使い方をを行う利用方法も劣化に寄与する結果となった。劣化を緩和すると想定される使い方重要になると

表 1 一般化回帰の設定パラメータ。

分布	ゼロ強調二項分布
推定法	Lasso
確率モデルのリンク関数	ロジット
ゼロ強調モデルのリンク関数	恒等

表 2 Lasso 回帰によって選択された設問その推定結果。

項	回答	推定値	標準誤差	p 値
使用日数	-	12.95	0.99	<.0001
充電しながらスマートフォンを使用するか	たまには	2.04	1.04	0.05
モバイル充電器を使用するか	はい	1.85	1.02	0.07
毎晩寝るときに充電するか	はい	1.59	1.17	0.18
通知やバックグラウンド通信の設定を管理するか	たまには	1.30	0.94	0.17
スマートフォンで動画を視聴するか	たまには	1.17	1.10	0.29
電池がゼロになるまで使うことがあるか	たまには	0.89	0.92	0.33
継ぎ足し充電を使用するか	たまには	0.60	1.28	0.64
スマートフォンで動画を視聴するか	はい	0.42	1.06	0.69
モバイル充電器を使用するか	たまには	0.29	1.10	0.79
毎晩寝るときに充電するか	たまには	0.14	1.13	0.90
フル充電ではなく、必要な分だけ充電するか	はい	-0.40	1.18	0.74
継ぎ足し充電を使用するか	はい	-0.71	1.15	0.54
省エネ対策アプリの利用するか	はい	-0.94	1.19	0.43
切片	-	-2.27	0.03	<.0001

推察される。

すなわち、使用日数の経過とともに劣化量が大きくなる傾向に加えて、「ながら充電」や電池の使用量を抑える使い方などの利用方法によって、購入時点では小さかった劣化量の差が時間経過とともに大きくなるものと推察される。

### 4.3 Catboost による分析

劣化した端末と劣化していない端末を分類するために分類器を作成した。分類器としては、カテゴリカルデータの扱いが容易な Catboost[8]を用いた。Catboost は、勾配ブースティング手法により学習を行うことが可能な決定木である。

分類の対象として、劣化量の値から判別の目的に基づくグループを決定した。バッテリー劣化の診断目的は、使用年数や使い方によらず、バッテリーが劣化しているか否かを判別することが目的である。また、図1より、使用日数が大幅に経過しているのにも関わらず、劣化していないユーザーが見られることから、使用日数に依存しない要素が関与していることが推察される。そこで、ほとんど劣化していない劣化量として 0.01 を閾値に設定し、グループ分けを行うことで、経過時間的要素以外の項目を抽出できる可能性を検討する。

学習のためのデータセットは、アンケートデータから学習セットと検証セットが 8:2 になるようにランダムに抽出した。さらに、設定パラメータによって学習に大きな影響を与えると推測される決定木の最大深さ、学習率、イテレーションの設定パラメータは、グリッドサーチにより求め、AUC(Area Under the Curve)最大のパラメータにより学習を行った。その際のパラメータを表 3 に示す。学習セットと検証セットを用いて分類精度を比較した。

表 3 Catboost の最良となったパラメータ。

設定パラメータ	値
木の最大深さ	10
学習率	0.001
イテレーション	500

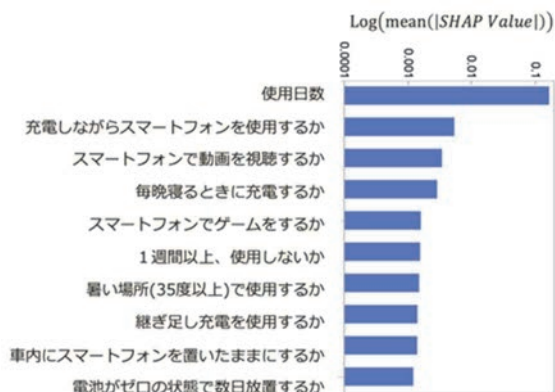


図 6 学習モデルの SHAP 値(上位 10 項目).

その際の分類精度は、80.3%であった。一方、劣化がほとんど生じていないグループ 1 を陰性、劣化が進行しているグループ 2 を陽性と呼ぶとき、劣化していないデータを劣化していると判定してしまう偽陽性率は、75.0%と高いことから、健全な端末を誤分類してしまう可能性がある。

しかし、端末の二次利用における端末の信頼性を考慮すると、劣化を見逃さないことが必要であると推察される。劣化しているグループに属したデータを正しく劣化していると判定できる割合である検出率は、98.3%であった。さらに、劣化していると予測したデータのうち、実際に劣化していた割合である適合率は 80.1%であった。このように、劣化している端末を見逃さずに予測することができる。つまり、利用調査データから劣化している端末の分類可能性が示唆される。

#### 4.3.1 分類モデルの寄与分析

さらに、分類にどのアンケート項目が寄与しているかを比較するため、深層学習やアンサンブル学習で学習されたモデルに対し、どのように特徴量を解釈し、予測や分類への寄与の度合いを可視化できる手法である SHAP(SHapley Additive exPlanations)を用いた[9]。学習モデルに対し、SHAP を適応し、変数の寄与度を可視化した。SHAP 値は、学習データの 1 レコードずつ計算されることから SHAP 値の平均値を絶対値で要約した結果を図 6 に示す。このように使用日数が高い SHAP 値を示している。また、充電しながらのスマートフォン利用や動画視聴などの利用傾向が 2 番目以降の SHAP 値を示すことから、劣化の有無において、上記の利用傾向などが、大きく寄与するものと思われる。つまり、使用日数に依存しない「使い方」が劣化量の差に影響している可能性が示唆される。

そこで、それらの使い方に着目し、劣化がほとんど生じていないグループ 1 と劣化が進行しているグループ 2 の比較を行った。まず、SHAP 値が 2 番目に大きい「充電しながらスマートフォンを使用するか」に注目し、回答の比率を比較した(図 7)。その結果、回答の比率にはわずかに差異が見られる。つまり、それぞれの設問単独の回答のみでは劣化への影響はわずか

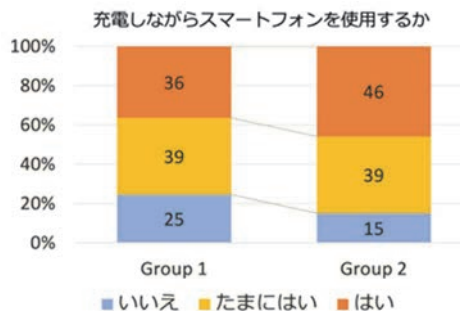


図 7 SHAP 値 上位 2 位の設問におけるグループごとの回答の比率。

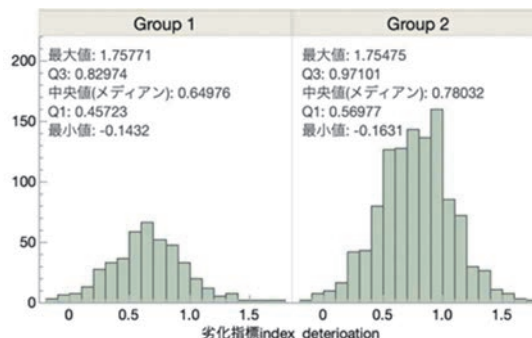


図 8 グループごとの劣化指標の比較。

であるが、それぞれの設問の回答が重畳することによって劣化に影響することが推測される。

#### 4.3.2 劣化指標による分析

複数の回答を重ね合わせ、比較を行うために、劣化指標を検討した。それぞれの設問に対する肯定的な回答や、否定的な回答によって、劣化に寄与するもの、緩和する劣化に対し、正負の符号的要素が関係する可能性と、その影響の強さとなる絶対値的要素が関係する可能性が考えられる。つまり、回答に対して符号的要素、符号的要素などの係数を乗じ、足し合わせた値が劣化指標と定義できる。設問番号を  $i = 1, 2, \dots, n$ 、設問に対する回答を  $x_i$ 、係数を  $a_i$  とすると劣化指標  $index_{deterioration}$  は、次式で示せる。

$$index_{deterioration} = \sum_{i=1}^n a_i x_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

劣化指標を計算する際、係数  $a_i$  を見積もる必要がある。そこで、一般化回帰にて推定したモデルの係数の推定値(表 2)を用いる。この推定値の係数は、数値が大きいほど劣化に寄与するため、劣化指標も同様に数値が大きいほど劣化に寄与した指標と解釈できる。

推定値より、劣化指標をそれぞれ計算し、グループごとに比較を行った(図 8)。劣化指標の分布に着目すると、グループ 1 はグループ 2 と比較して劣化指標のメジアンがわずかに低い。

つまり、複数の使い方が複雑に重なりあい劣化に影響している可能性がある。また、ほとんど劣化をしていないグループ 1 の使い方を調査することにより、「劣化しない使い方」の抽出可能性が示唆される。さらに、この抽出結果により、ペルソナ設定に必要なユーザーの特徴を明らかにすることに適応でき

る可能性も期待される。

そこで次に、2つのグループの分布の差異をより詳細に比較した。ただし、劣化指標の分布を比較すると、重なりあう部分が多いことから、使い方の差異が顕著に現れない可能性がある。そこで、分布の典型的な特性に着目し、グループの比較を行った。比較には、それぞれのグループにおいて最も典型的な回答として、劣化指標の最頻値を用いてアンケート回答の比較を行った(図9)。

図9より、「普段から画面の明るさを調節しているか」や「アプリやOSを最新の状態にしている」、「省エネ対策アプリを利用するか」などの項目で、劣化していないグループと劣化しているグループで異なった使い方の傾向が見られる。これらの異なる使い方が、劣化量への変動に影響を与えると推察される。

この使い方の傾向から、「ゲームや動画視聴を行うユーザー」、「省エネ対策や低電力モードなど、端末の電力消費を抑えるユーザー」などのペルソナ構築のために必要な情報を抽出できる可能性が示唆される。さらに、スマートフォンユーザーの充電ログを用いた研究結果[1]などを適応することにより、さらにユーザー視点に近いペルソナを構築できる可能性が推察される。

#### 4.4 アンサンブル指標の比較

一般化回帰、Catboost、劣化指標などの分析において、劣化量に影響をもつ設問が抽出された。一般化回帰は、積極的に変数を選択可能、Catboostは、分類に有用な特徴を抽出可能、劣化指標は、使用日数以外の使い方を比較可能という特徴を持つ方法であり、それらを総合的に判定する指標によって、最も汎用的な結果が得られるものと考えられる。そこで、この3つの分析によって得られた推定結果を融合して、劣化に寄与するアンケート項目を総合的に判断するため、3つの推定値を標準化し、ユークリッド距離を求めたものである。指標の値が大きいほど、劣化量への影響が強い項目と判断される。

アンサンブル指標と設問の対応を図10に示す。このように、使用日数、動画を視聴などが劣化に強く影響すると思われる。このことから、アンサンブル指標を用いた比較は、複数の指標を総合的に判断して、影響を可視化することができる。

#### 5. まとめ

本研究では、一般のユーザーから収集したスマートフォンの使用方法に関する利用調査データを用いてユーザーの使用傾向を把握し、LiBの劣化状態を判断するための特徴抽出方法について検討した。

ユーザー属性の分析により、年代によって利用時間の差異や利用傾向、充電方法の傾向の違いが見られた。一般化回帰の分析やCatboostによる分析によって、スマートフォンにおける使用日数が電池の劣化に大きく影響することがわかった。これは、多様な使用方法にもかかわらず、LiBが使用日数に影響するという、従来のLiBの解析の結果[2-5]を裏付けるものとなった。

一方で、使用日数以外の要素が劣化の有無の判定に寄与することから、使い方の違いによって、劣化量の差が生じ、時間の経過とともに差が広がる可能性が示された。特に、ながら

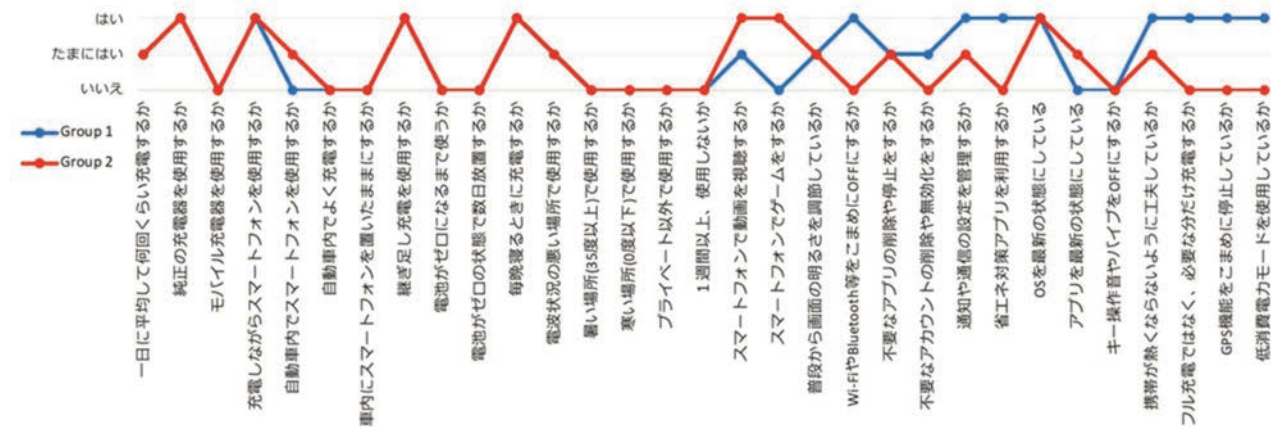


図9 劣化指標の最頻値に着目したアンケート回答の比較。

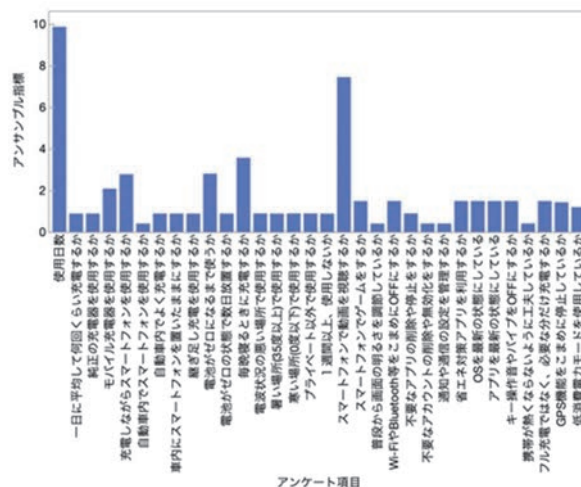


図10 アンサンブル指標とアンケート項目の対応。



充電や動画視聴などの使用方法が劣化を促進させる要因となることが示された。

これらの結果は、分析データの特徴量の次元が高く、不要な特徴量が多く含まれる可能性が高い今回のアンケートデータにおいて、変数選択と正則化の両方を実行し、統計モデルの予測精度と解釈可能性を向上させる Lasso 回帰を用いることによって得られた。特に、時間以外の項目が、よりユーザー特徴の抽出へ寄与する可能性が示唆され、ペルソナ構築などの適応可能性が期待される。また、アンサンブル指標を用いた比較より、複数の分析結果を総合的に判断して可視化することができることを示した。

今後の展開として、本研究結果を用いて、劣化をさせない使い方や劣化を促進させる使い方を行うユーザーペルソナを構築し、使い方などの質問項目から劣化している端末を間接的に診断する方法、使い方を改善するレコメンドへの展開が期待できる。また、構築したペルソナ毎に、加速劣化実験を行うことにより、劣化の度合いの体系的な観測を予定している。

### 参考文献

- [1] Denzil F., Anind K. D., and Vassilis K.: “Understanding Human-Smartphone Concerns: A Study of Battery Life”, *Proceedings of the 9th international conference on Pervasive computing*, 2011. DOI:10.1007/978-3-642-21726-5\_2
- [2] 中里 諒, 横川 慎二: 「電気化学インピーダンス法と階層ベイズによるリチウムイオン二次電池の容量劣化量診断」, 信学技報, Vol. 120, No. 143, R2020-10, pp. 5-10, Aug. 2020.
- [3] Kristen A. S., Peter M. A., Norman J., Nicholas P., Benben J., Zi Y., Michael H. C., Muratahan A., Patrick K. H., Dimitrios F., Martin Z. B., Stephen J. H., William C. C. and Richard D. B., “Data-driven prediction of battery cycle life before capacity degradation”, *Nat. Energy*, Vol. 4, pp. 383-391, March 25, 2019. DOI:10.1038/s41560-019-0356-8
- [4] Xiongbing P., Siqi C., Akhil G., Nengsheng B., Biranchi P., “A review of the estimation and heating methods for lithium-ion batteries pack at the cold environment”, *Energy Science & Engineering*, Vol.7, pp.645-662, January 2019.
- [5] Peter K., Simon F. S., Jörn W., Julian T., Andreas H., Ralph C. K., and Andreas J., “Calendar Aging of Lithium-Ion Batteries I. Impact of the Graphite Anode on Capacity Fade. “, *Journal of Electrochemical Society*, pp.A1872-A1880, January 2016.
- [6] 浅野 実, 横川 慎二, 石垣 陽, 富永 潤一, 粟津 浜一: 「ユーザーの利用調査データに基づくモバイル端末のバッテリー劣化傾向の診断」, 信学技報, R2020-36, 2021.
- [7] 阪本 亘, 高橋 史朗, 竹内 正弘: 「正則化法を用いたロジスティック回帰モデルによる多次元データでの変数選択手法に関する研究」, 数理解析 研究所講究録, Vol.1703, pp.32-52, 2010.
- [8] Liudmila P., Gleb G., Aleksandr V., Anna V. D., Andrey G.: “CatBoost: unbiased boosting with categorical features”, *Advances in Neural Information Processing Systems 31*, 2018. arXiv:1706.09516
- [9] Scott M. L., Su-In L., “A Unified Approach to Interpreting Model Predictions”, *31st Conference on Neural Information Processing Systems*, 2018. arXiv:1705.07874

付録

付表 1 アンケートの設問の概要(属性データ).

設問
現在メインで利用しているスマートフォン
購入年月
中古ですか？新品ですか？
バッテリーの最大容量(%)
一日に平均して何回くらい充電するか

付表 2 アンケートの設問の概要(使用方法).

設問
純正の充電器を使用するか
モバイル充電器を使用するか
充電しながらスマートフォンを使用するか
自動車内でスマートフォンを使用するか
自動車内でよく充電するか
自動車内にスマートフォンを置いたままにするか
継ぎ足し充電を使用するか
電池がゼロになるまで使うか
電池がゼロの状態の数日放置するか
毎晩寝るときに充電するか
電波状況の悪い場所で使用するか
暑い場所(35度以上)で使用するか
寒い場所(0度以下)で使用するか
スマートフォンはプライベート以外で使用するか
1週間以上、使用しないか
スマートフォンで動画を視聴するか
スマートフォンでゲームをするか
普段から画面の明るさを調節しているか
Wi-Fi や Bluetooth 等をこまめに OFF にするか
不要なアプリの削除や停止をするか
不要なアカウントの削除や無効化をするか
通知やバックグラウンド通信の設定を管理するか
省エネ対策アプリを利用するか
OS を最新の状態にしている
アプリを最新の状態にしている
キー操作音やバイブを OFF にするか
携帯が熱くならないように工夫しているか
フル充電ではなく、必要な分だけ充電するか
GPS 機能をこまめに停止しているか
低消費電力モードを使用しているか

著者紹介



浅野 実(学生会員)

2020 年電気通信大学情報理工学域卒、学士(工学)。2020 同大大学院修士課程在学中。現在、機械学習、深層学習を応用した自律分散型電力システムの信頼性・安全性の研究に従事。



横川 慎二(非会員)

1994 年電気通信大学博士前期課程修了。同年、NEC 入社。2013 年職業能力開発総合大学校准教授、2016 年電気通信大学 i-パワーエネルギー・システム研究センター(iPERC)准教授を経て、2019 年 4 月より同教授。2008 年博士(工学)電気通信大学。電子情報通信学会、日本信頼性学会、応用物理学会、日本品質管理学会ほか会員。



石垣 陽(非会員)

多摩美術大学、修士(芸術)。電気通信大学、博士(工学)。電気通信大学特任准教授。主に、参加型センシング( $\gamma$ 線、X線、粉塵、VoC)、オープンイノベーションによる医療機器開発(斜視弱視、診療用放射線、超音波関係)、環境衛生教育とゲームデザイン、情報伝達における創意工夫・デザインの研究に従事。



富永 潤一(賛助会員)

現在、株式会社携帯市場執行役員マーケティング部部長。主に、スマートフォンを中心としたリユースモバイルの売買、レンタルを軸とした新規事業の立ち上げに従事。他ブランディングや広報も兼任。



栗津 浜一(賛助会員)

筑波大学院理工学研究科卒業。産官学の国家宇宙プロジェクトに参画。プラザー工業を経て現在、株式会社携帯市場代表取締役社長。リユースモバイルの業界団体である一般社団法人リユースモバイル・ジャパンの理事長も兼務。

Copyright © 2021 by Journal of Mobile Interactions

¥5,000(税込)

---

モバイル学会誌 11 巻 1 号・2 号 合併号 2021 年 12 月 31 日発行

発行 特定非営利活動法人モバイル学会  
編集 モバイル学会誌編集委員会

特定非営利活動法人モバイル学会  
〒654-8585 神戸市須磨区東須磨青山 2-1 神戸女子大学内  
TEL&FAX: 078-737-2349  
<http://www.mobilergo.com>