

# 電動モビリティサービス向け電力需給最適化手法・ユーザー行動理解指標の開発

Development of Power Demand-Supply Optimization Technology and User Behavior Indicator for Electric Mobility Services

青 砥 宏 治  
Koji Aoto

馬 場 崇 徳  
Takayasu Baba

竹 村 将 志  
Masashi Takemura

齋 藤 凌 大  
Ryota Saito

## 要 旨

新たなモビリティ社会において、ユーザー体験の価値が重要視されてきており、その価値をサービスとしてユーザーに提供していくことが企業にとって差別化のポイントとなっている。今回、NEDOの助成事業として進めている電動バイク向けバッテリーシェアリングサービスの実証で得られたデータから、サービスのインフラ運用状況や運用改善効果の正確な評価方法およびバッテリー（電力）需給予測モデルを構築、またユーザーの行動を理解するための指標も開発した。インフラ投資を抑えながらユーザーに快適に利用していただく最適解を目指す。

## Abstract

In the new age of mobility, the value of user experiences is becoming more important. As a result, delivering value to users as a service is a point of differentiation for companies. Based on the data obtained from the demonstration of a battery sharing service for electric motorcycles, as a project being subsidized by NEDO, we developed an accurate evaluation method for assessing service infrastructure operation status and operation improvement effects and built a battery (power) demand-supply forecasting model. We also developed an indicator for understanding user behavior. In particular, we are aiming for an optimal solution that achieves user convenience while suppressing infrastructure investment.

## 1. はじめに

自動車業界は大変革期に入っていると言われており、CASE（Connected, Autonomous, Shared&Service, Electric）と呼ばれる領域の技術が進化するなか、MaaS（Mobility as a Service）概念が浸透し、新たなモビリティ社会が形成されてきている[1]。

ユーザーの意識は「所有」から「利用」にシフトし、企業にとってユーザー体験（UX）の価値を正しく把握することが、競合との差別化のポイントとなっている。そのため、各企業はサービスの運用データ、ユーザーの意識・行動データを積極的に収集・解析し、サービスに反映する動きに力を入れている。

また、各国で環境対策や経済政策として車両の電動化が進んでいるが、電動車両はガソリン車両に対して「充電時間が長い」課題があり、直近の電動化普及の1つの足かせとなっている[2]。

この課題を解決するため、国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構（NEDO）の助成事業として、バッテリーシェアリングサービス（以下、本サービス）の実証を進めている[3]。

## 2. バッテリーシェアリングサービスの概要

第1図に本サービスの概念図を示す。ユーザーに提供する車両（電動バイク）はバッテリーが着脱式であり、

サービス事業者はインフラとして街中に複数のバッテリー交換機（以下、交換機）を設けて、電欠時にバッテリーを容易に交換できるサービスを提供する。交換機は複数のバッテリーを格納することができ、返却されたバッテリーを充電する機能を有するため、充電済みバッテリーが格納された交換機ではユーザーが充電待ちを気にすることはない。また実証では車両、バッテリー、交換機から必要なデータをリモートで収集し、サービスの運用および検証を行っている。



第1図 バッテリーシェアリングサービスの概念図

Fig. 1 Schematic diagram of mobile battery sharing service

バッテリーシェアリングのサービスは、バッテリーを必要とするユーザーが待ち時間なくスムーズに交換できたとき、その価値を体感できるものである。一方サービ

事業者視点では、この価値を損ねずにインフラ投資（バッテリーおよび交換機）を最小化する必要があり、そのためにはバッテリーの稼働状態を供給する側と使う側の両面で評価する必要がある。本稿では、実証で得られたデータを用い、供給側の視点で、バッテリーの運用状況を可視化し、運用を改善した場合の効果の評価方法について述べる。次に需要側の視点を加え、バッテリーの需要と供給のバランスを捉える狙いで需給予測モデルを構築し、更にバッテリーを使うユーザーの車両の乗り方を含めた行動理解にアプローチした内容についても触れる。

### 3. インフラバッテリー供給状態の把握

前章で述べた本サービスにおいて、まずは街中で稼働している交換機の現状の運用状況および運用改善後の状況を正確に評価する必要があり、本章ではその手法を述べる。

#### 3.1 待ち行列モデルを活用した、ランダム来客時の機会損失値予測

交換機の稼働率と機会損失（交換できない状態）を以下のように定義する。

- 稼働率：交換機の営業時間1時間当たりの交換回数
- 機会損失：バッテリーの貸し出し不可の時間 ÷ 営業時間 [%]

実証の交換機は、1台当たり車両3台分（車両1台で2個のバッテリーを搭載しているため3ペア分）の交換が可能であるが、返却されたバッテリーは充電が終わるまで次の貸し出しが行われなため、交換頻度が増えた場合は貸し出し不可の時間が発生する。従って稼働率の上昇に伴い、機会損失は高くなる。ユーザーへのバッテリー貸し出しタイミングを事業者の都合で指定できれば、高い稼働率と機会損失ゼロを実現できるが、実運用では困難である。従って本節では、サービスの混雑状況を確率的に考慮できる「待ち行列モデル」を利用し、来客がポアソン到着（時刻に依存せずランダムに来客）であるときの機会損失を計算し、実運用に即した機会損失基準を策定した[4]。

一般的に待ち行列モデルは次の5つの要素から成り立つが、本サービス事業のモデルは以下で仮定した。

1. 到着過程：客の到着の統計的情報  
⇒ 平均到着率 $\lambda$ のポアソン到着
2. サービス時間分布：窓口の処理時間の統計的情報  
⇒ 平均充電時間 $\mu^{-1}$ （分布は仮定なし）
3. 窓口数：窓口の数  
⇒ 3（交換機の最大バッテリー貸し出し可能回数）

4. システム容量：客の最大数  
⇒ 3（窓口数と同じ）
5. サービス規律：待合室の客の対応順序を定める規則  
⇒ 先着順サービス(利用要求を到着順に処理)

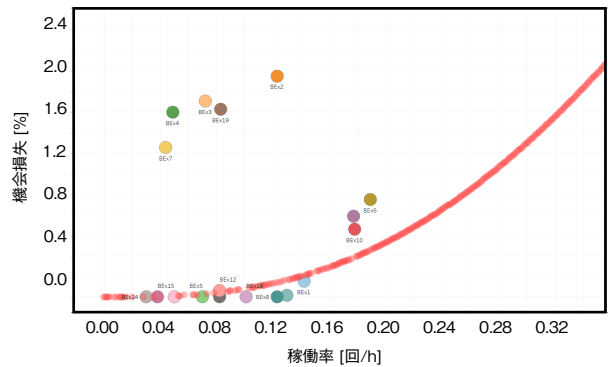
今回、 $\mu^{-1}$ は実際の実証で得られたデータの平均値1.78 hを使用し、利用率を $\rho = \lambda \mu = 1.78 \lambda$ と置き、平均到着率 $\lambda$ （=稼働率）を変動させ、機会損失（呼損率）を計算した。

アラン呼損式より、機会損失（呼損率） $p_3$ は下記となる[5]。

$$p_3 = \frac{\rho^3}{3!} \dots \dots \dots (1)$$

$p_c$ ：バッテリーがc本充電中の確率

機会損失は、稼働率 $\lambda$ によって決定するため、 $\lambda \in [0, 1]$ に対して機会損失を計算して描画したものを第2図に実線で示し、現実の運用に即した機会損失基準値を策定した。横軸は稼働率、縦軸は機会損失を表す。



第2図 稼働率と機会損失の確率のグラフ  
Fig.2 Number of operations per hour and opportunity loss

稼働している交換機が、この実線よりも下にあれば、効率よく運用ができていると考えることができる。実際、第2図には、実証中の各交換機（18台）の稼働率と機会損失も併せて描画したが、半分程度の交換機が、実線で示すポアソン到着（ランダムな来客）時よりも機会損失が高いことがわかった。

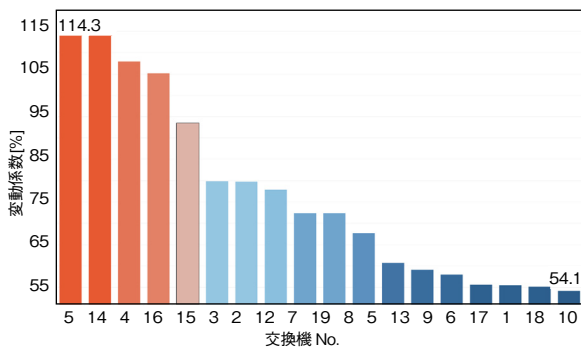
この傾向は、利用の時間帯偏り(すなわち特定の時刻に利用が集中)が発生することで、機会損失が基準値よりも高く出ていると考える。この基準値から乖離（かいり）している交換機に対して、利用の時間帯偏りを平準化していくことが必要であるが、そのための指標として、利用時間の偏り度合いを数値化する検討を次節で述べる。

#### 3.2 変動係数による利用時間帯ばらつきの数値化

本節では統計指標である「変動係数」を用い、利用時

間の偏り度合いを数値化し、時刻別の交換回数の平準化度合いの指標として活用した結果を述べる。

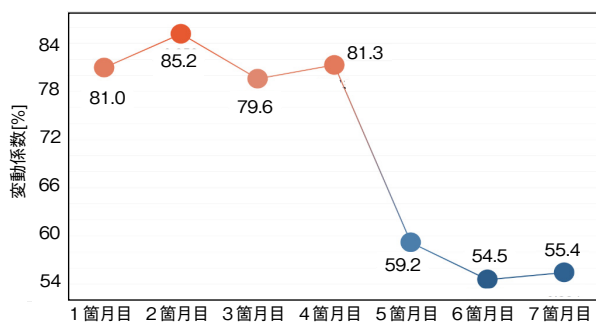
変動係数C.V.は、標準偏差 $\sigma$ を平均値 $\bar{x}$ で割った値である(C.V.= $\sigma/\bar{x}$ ) [6][7]。具体的には、ある期間(1箇月など)を設定し、1日の営業時間に対して時刻別に交換回数を集計した分布を求め、その標準偏差と時間当たりの平均値で算出する。変動係数は値が小さいほど分布の偏りが小さい(最小値0)。各交換機の変動係数を算出し、利用時間のばらつき具合を交換機間で比較することで、「運用改善の実施優先度評価」と「運用改善の効果測定」が可能となる。実証中のある月を選び、交換機ごとの変動係数を算出した結果を第3図に示す。



第3図 係数の交換機間比較

Fig. 3 Comparison of coefficient of time variation between exchangers

第3図をみると、交換機の間で変動係数の差が大きく、最大値は114.3% (交換機No.5)、最小値は54.1% (交換機No.10) となり2倍以上の差があった。本サービスでは交換機の稼働を平準化していく必要があるが、変動係数の導入により、時間帯の偏りが大きい交換機(第3図の交換機No.5, 14)に対して、優先的に運用を改善する必要があることが定量的に判断可能となった。また、ある交換機に着目して7箇月間の変動係数を算出した結果を第4図に示す。



第4図 変動係数の経時変化

Fig. 4 Change over time of coefficient of time variation

5箇月目から値が減少しているが、これは街中にある交換機のなかで、この交換機の周囲に配置している交換機の営業時間を延長したことで、この交換機の利用の時間偏りが緩和したためである。このことから、同一の交換機に対し、各月の変動係数を算出し、利用時間のばらつき具合の経時変化を追跡できる指標としても活用できることがわかった。

これらの指標を本サービスに導入することで、バッテリーの供給側で交換機の運用状況や運用の改善効果を定量的に測定することが可能となった。

次に運用改善を実際に効率的に行うためには、需要側の視点を加え、交換機で見込まれるバッテリー需給の予測、またバッテリー(車両)を使うユーザーの行動特性を把握する必要があり、それぞれの取り組みについて4章と5章で述べる。

## 4. 電力需給バランスの予測

本章では各交換機で将来的に見込まれるバッテリー個数(以下、電力と定義)の需要を予測し、ユーザーに効率よく供給できることを目的とする。この検討として、運用中に見込まれるさまざまな状況下における電力の需要と供給(電力需給バランス)の予測を可能にするシミュレーションモデルを構築した。

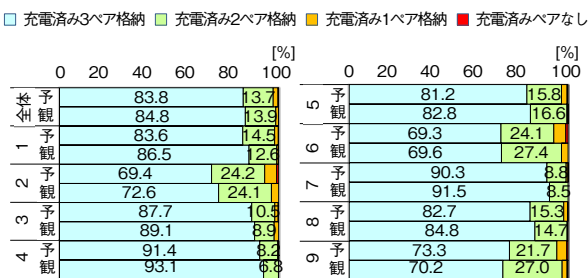
### 4.1 シミュレータ仕様と精度検証

本シミュレータでは、電力需要側(ユーザー)と供給側(交換機)の両側面の変化に伴う電力需給バランスを評価できるよう、需要側の特性(ユーザー数、時間帯別の交換回数分布・返却時残電力量分布など)と、供給側の特性(交換機の台数、営業時間、充電速度など)それぞれをパラメータとして扱えるよう設計した。そして交換機ごとのバッテリー交換トランザクションを分単位の粒度でシミュレーションし、出力として各交換機に格納されているバッテリーの状況(バッテリー電力量、充電済みバッテリー本数など)やユーザーの交換成否(交換イベント数、交換失敗確率など)の予測値を得られるようにした。また、予測値の最適化計算により、ある制約条件下において電力供給側パラメータの最適解を出力する機能をもつ設計とした。

ユーザーのバッテリーの交換行動に関わる「時間帯別の交換回数分布」および「時間帯別の返却時残電力量分布」は、実証で得られた観測データを用いて推定した。時間帯別の交換回数分布については、観測データの当てはまり度合いと事象自体の特性からポアソン分布で推定し、時間帯別の返却時残電力量分布は、連続型確率分布

のなかから、観測データと最も当てはまり度合いの高い分布をそれぞれ採用した[8].

実証中のある月の「交換機ごとの充電済みバッテリー本数別格納時間（交換機の営業時間に占める充電済みバッテリーが存在する割合）」を指標として、シミュレーションによる予測値と観測値を比較、精度検証を行い、第5図に交換機全体、および個別No.1~9の結果を記載した。交換機全体、および個別にみても、同交換機内同系列間の予測値と観測値の比較誤差がおおむね数%以内に収まり、また、交換機間の系列値大小傾向を捉えられている様子がわかる。



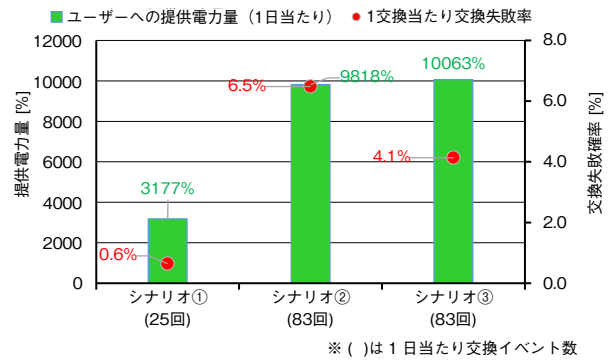
第5図 シミュレーション精度検証  
Fig. 5 Accuracy evaluation of simulation

#### 4.2. シミュレーションシナリオと結果例

前節のシミュレーションの例として、第1表の3つのシナリオを検討した、これらのシナリオごとに、バッテリー交換失敗確率（=ユーザーが交換機に充電済みバッテリーが格納されていない場面に遭遇する確率）と交換を通じてユーザーに提供する1日当たり電力量（満充電バッテリー1個分の電力量を100%として計算）を予測した結果を第6図に示す。シナリオ①は実証中の特定月をシミュレーションした結果、シナリオ②は、交換機の配置箇所とバッテリー格納数がシナリオ①のまま、実証のユーザーが増えたときの予測、シナリオ③は、インフラで抱えるバッテリーの総数を変更せずに、箇所ごとのバッテリー格納ペア数を1ペア~6ペアの範囲で可変（4ペア以上は交換機の増設などによる格納数増を想定）として交換失敗確率の最小化計算を行った。計算の結果、箇所ご

第1表 シミュレーションシナリオ例  
Table 1 Example of simulation scenario

シナリオ	概要	バイクユーザー数	交換機設置箇所	箇所ごと格納ペア数
①	実証中の特定月	51人	18箇所	全箇所3ペアに固定（計54ペア）
②	シナリオ①に対しバイクユーザー数増加	180人		箇所ごとに可変（計54ペア）
③	シナリオ②の交換失敗確率最小化			



第6図 バッテリー交換失敗確率とユーザーへの提供電力量  
Fig. 6 Exchange failure probability and amount of power provided to user

との最適格納ペア数が得られる。

シナリオ②と③の比較結果から、インフラにあるバッテリー総数は同じでも、箇所ごとのバッテリー数の配分を最適化することで、交換失敗確率を6.5%→4.1%に低減し、かつ、交換を通じてユーザーに提供する1日当たり電力量を9818%→10063%に増加できることがわかる。

今回は例として上記3つのシナリオの結果を述べたが、交換機を新設する場合や充電所要時間を短縮する場合、また充電遊休時間を最小化する場合などを含めた、さまざまなシナリオにおける電力需給バランスの予測・評価が可能となった。

### 5. ユーザー理解の深化

前章の電力需給バランスを電力供給側の仕様だけで調整することには限界があり、需要側の行動特性を変化させることができれば、よりインフラの最適化が図れる。

この課題に応えるアプローチとして、ユーザーの行動変容を促す施策（交換する場所やタイミングを変化させる施策など）が考えられる[9]。そして、行動変容を引き起こすためには、ユーザーすなわち”ひと”の心理や行動を深く理解し、ユーザーに受け入れられるサービスとして提供する必要がある。

ユーザー理解に寄与するデータ種別について候補はさまざま考えられるが、「ユーザー属性や生活様式の変化、電力供給仕様の変化がユーザー行動に与える影響、サービス利用を通じてユーザー自身が学習する効果」など、刻々と変わり得る状況をトレースしながら理解を深めていく必要がある。連続的かつ自動的に収集可能なユーザーの行動データから知見を得られる仕組みを構築することがポイントとなる。

そこで今回、車両走行時GPS（全地球測位システム）データおよびバッテリー交換履歴データに着目し、それ

ら行動データからどの程度ユーザー理解に寄与する知見を得られるかを分析した。

### 5.1 分析対象データと特徴量の設計

実証中の特定の期間（ユーザー数53人）の走行時GPSデータとバッテリー交換履歴データから、ユーザー行動にまつわる複数の特徴量を作成した。なお、GPSデータは数秒間隔で取得しており、位置座標から運転特性（速度、加速度）に関わる特徴量を作成している[10]。

### 5.2 データ分析

まず基本分析として、各特徴量間の相関係数と、各特徴量とユーザー心理行動の関係性に対する定性的考察から、特に着目する特徴量として第2表の計16変数を選定した。

第2表 選定した特徴量リスト

Table 2 Selected characteristic features list

変数項目	特徴量
1交換間走行距離	合計, 平均, 標準偏差, 最大, 最小
1交換間使用電力量	平均, 標準偏差, 最大, 最小
走行速度	平均, 標準偏差, 最大
走行加速度	平均, 標準偏差, 最大, 最小

ここで、ユーザー特性についての理解度を高めるためには、特徴量単体としてではなく、複数の特徴量を組み合わせたメタ情報としてユーザー行動を表現する指標を設けることが肝要である。そのために、ユーザーごとの特徴量について因子分析を行い、下記5因子を抽出した(注1)。因子負荷量を第7図に、各因子の特徴を解釈した結果

( ) は情報量	因子1 (23.3%)	因子2 (15.1%)	因子3 (14.6%)	因子4 (13.0%)	因子5 (7.8%)	
1交換間 走行距離	sum -0.086 mean -0.22 std 1.1 max 0.3 min -0.75	0.62 -0.0069 -0.2 0.097 -0.24	0.024 0.82 0.48 0.85 0.29	0.075 -0.096 0.084 0.058 -0.0025	0.35 -0.039 -0.14 0.068 -0.091	1.00 0.75 0.50 0.25 0.00
1交換間 使用電力量	mean -0.5 std 0.95 max 0.1 min -0.82	0.25 -0.041 0.43 -0.24	0.51 0.11 0.49 0.24	-0.033 0.012 0.036 0.063	-0.0067 -0.013 0.11 -0.11	-0.25 -0.50 -0.75 -1.00
走行速度	mean 0.0054 std 0.062 max -0.033	-0.07 -0.058 0.71	0.069 -0.058 0.052	0.84 0.9 0.093	0.2 -0.012 0.086	
走行加速度	mean 0.019 std -0.092 max 0.22 min 0.022	-0.01 0.22 0.83 -0.61	0.034 -0.13 -0.0089 -0.084	0.058 0.69 -0.2 0.024	0.79 -0.51 -0.18 0.31	

第7図 因子負荷量  
Fig. 7 Factor loading

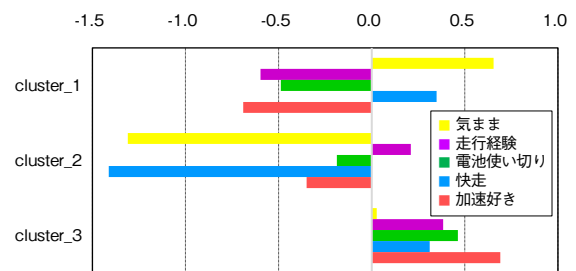
を第3表に示す。

因子分析の結果、得られたユーザーごとの因子得点についてクラスタ分析 (k-means++) を行い、エルボー法による残差平方和の確認を踏まえ、3つのユーザークラスタを抽出した[11]。各クラスタ重心の因子得点を第8図に示す。「気まま」傾向の強いクラスタ1と反対のクラスタ2、「加速好き」傾向の強いクラスタ3と反対のクラスタ1というように、クラスタごとの特徴を確認できる。

第3表 因子特徴の解釈

Table 3 Interpretation of factors

	名称	特徴
因子1	気まま	毎回の返却時残電力量のばらつき大
因子2	走行経験	総走行距離長, フルスロットル&急ブレーキ経験
因子3	電池使い切り	残電力量わずかまで使ってから返却
因子4	快走	高速走行, こまめに加減速
因子5	加速好き	加速傾向, 減速緩やか



第8図 各クラスタ重心の因子得点  
Fig. 8 Factor score of clusters centroids

### 5.3 ユーザークラスタの解釈

第8図で得た因子得点情報を基に、各クラスタの特徴について第4表の解釈を行った。

解釈したクラスタ特徴の検証に関わる情報を得るために、クラスタ特徴とユーザーの性別・年齢との関係性を確認した(第5表, 性別・年齢情報未取得のユーザー1名を除く)。第5表から、クラスタ1は女性比率が高く、クラスタ2は年齢層が高いことがわかる。

今回、ユーザーの行動データから、ユーザー理解に寄与する知見として以上の情報を得られることがわかった。今後の取り組みとはなるが、これらの情報とインセンティブ、アワードなどのサービスと組み合わせることで、インフラ投資の負担を軽減する施策を効果的にとることができると考える。例えばバッテリー返却時の残電力量に特定のパターンがなく、残量に余裕をみて走行してい

(注1) 最小残差法. プロマックス回転後. 固有値1以上の因子を抽出。

第4表 クラスタ特徴の解釈

Table 4 Interpretation of cluster

cluster	名称	特徴	存在比
1	気ままに残量余裕をみて	毎回の返却時残電力量にパターンなく多め、加減速緩	36% (19人)
2	いつものパターンをゆっくり走行	毎回の返却時残電力量安定、低速走行	19% (10人)
3	経験豊富な走り屋	加速好き高速走行、総走行距離長、電池使い切った経験	45% (24人)

第5表 クラスタの性別・年齢構成比

Table 5 Demographic composition ratio of clusters

	人数 [人]	女性比率 [%]	平均年齢 [歳]	20代 [%]	30代 [%]	40代 [%]	50代 [%]	60代 [%]
cluster_1	18	22	36.8	22	44	22	11	0
cluster_2	10	10	44.8	10	30	20	30	10
cluster_3	24	8	36.6	29	38	21	13	0
全体	52	13	38.2	23	38	21	15	2

るクラスタ1は、交換機の稼働平準化のために返却時間を誘導しても適応度が高い可能性があり、一方長距離走行かつ加速好きでバッテリーの電力を使い切る傾向があるクラスタ3は、電費向上につながる乗り方を促すことや、バッテリー劣化につながる使い方を避けるような注意喚起で効果が得やすい可能性がある。今後ユーザー数を増やし、交換時間帯や交換場所にまつわる特徴量も加味した分析を行うことで、より深くユーザー特徴を理解し、きめ細やかな施策の実現につなげていく。

## 6. まとめ

今回、本サービスの実証で得られたデータを用いて、インフラ（バッテリーおよび交換機）の運用状況や運用改善効果の評価方法およびシミュレータによる電力需給予測とインフラ投資に関わるユーザーの行動の分析を行った。これらの取り組みは、事業性とユーザー体験の価値を高い次元で両立させるうえで重要であり、サービス事業者が意思決定を行うツールとしては有効であると考ええる。引き続きこれらのツールをより進化させ、新たなモビリティ社会でサービス事業を行うための強みとしていきたい。

この成果は、国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構（NEDO）の助成事業（JPNP93050）の結果得られたものです。

## 参考文献

[1] 中村吉明, “CASE、MaaSで変わる自動車産業の未来,” 本田

財団レポート, no.178, Nov. 2019.

[2] 岩本淳 他, “Honda Mobile Power Pack™ の開発とバッテリーシェアリングシステムの実証プロジェクト,” 自動車技術, vol. 74, no. 2, p. 66, 2020.

[3] (国研) 新エネルギー産業技術総合開発機構, “インドネシアで電動モビリティ向け電池シェアリングシステムの実証研究を開始,” [https://www.nedo.go.jp/news/press/AA5\\_101180.html](https://www.nedo.go.jp/news/press/AA5_101180.html), 参照 Apr. 20, 2021.

[4] Ivo Adan et al., “Queueing Theory,” University of Twente, <https://wwwhome.ewi.utwente.nl/~scheinhardt/rw/queueingdictaat.pdf>, 参照 Apr. 20, 2021.

[5] 大石進一, 待ち行列理, コロナ社, 東京, 2003.

[6] (株) 社会情報サービス, BellCurve統計WEB, <https://bellcurve.jp/statistics/glossary/817.html>, 参照 Apr. 20, 2021.

[7] 前園宜彦, 概説 確率統計, 第2版, サイエンス社, 東京, 2009.

[8] Evans G. E. et al., “The application of Monte Carlo simulation in finance, economics and operations management,” 2009 WRI World Congress on Computer Science and Information Engineering, vol. 4, pp. 379-383, July 2009.

[9] 藤井聡, “交通計画のための態度・行動変容研究－基礎的技術と実務的展望－,” 土木学会論文集, vol. 2003, no. 737, pp. 13-26, 2003.

[10] 田中大貴 他, “運転データによる大規模ドライバー識別,” 人工知能学会全国大会論文集 第32回全国大会, pp. 2M303-2M303, 2018.

[11] Ketchen D. J. et al., “The application of cluster analysis in Strategic Management Research: An analysis and critique,” Strategic Management Journal, vol. 17, no. 6, pp. 441-458, 1996.

## 執筆者紹介



青砥 宏治 Koji Aoto  
 オートモーティブ社 営業本部  
 Automotive Marketing & Sales Div.,  
 Automotive Company  
 学術博士



馬場 崇徳 Takayasu Baba  
 オートモーティブ社 営業本部  
 Automotive Marketing & Sales Div.,  
 Automotive Company



竹村 将志 Masashi Takemura  
 コネクティッドソリューションズ社  
 イノベーションセンター  
 Innovation Center,  
 Connected Solutions Company



齋藤 凌大 Ryota Saito  
 コネクティッドソリューションズ社  
 イノベーションセンター  
 Innovation Center,  
 Connected Solutions Company