

個人の消費データに基づく VA 省エネ行動推進サービスの提案

平井 駿[†] 中田 匠哉[†] 佐伯 幸郎^{††} 陳 思楠[†] 中村 匡秀^{†,††}

[†] 神戸大学 〒657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1

^{†††} 理化学研究所・革新知能統合研究センター 〒103-0027 東京都中央区日本橋 1-4-1

^{††} 高知工科大学 〒782-8502 高知県香美市土佐山田町宮ノ口 185

E-mail: [†]{hirashun,tnakata}@es4.eeddept.kobe-u.ac.jp, ^{††}saiki.sachio@kochi-tech.ac.jp,

^{†††}chensinan@gold.kobe-u.ac.jp, ^{††††}masa-n@cmds.kobe-u.ac.jp

あらまし 現在、世界では地球温暖化をはじめとする気候変動が深刻な問題となっており、その解決のために日本政府はゼロカーボン社会の実現を目指している。ゼロカーボン達成のためには、個人の省エネ行動を推進することが重要である。省エネ行動を推進することを目的とする先行研究では、個人適応のための消費電力ベースライン設定が適切なものではない、ベースライン期間の設定を自動化できていない、消費電力量の削減目標が明確でないという問題点があった。本研究では、個人の消費データに基づき、機械学習を利用して消費予測を行い、適切なベースラインを自動的に設定し、仮想エージェント（VA）と連携した省エネ行動推進サービスを提案する。ケーススタディでは、消費電力の予測とそれに基づいたベースライン設定が正しく行われるか、実データを用いた検証を行い動作を確認した。

キーワード ゼロカーボン、省エネ行動、消費電力、機械学習、VA

A Study of VA Energy-Saving Behavior Promotion Services Based on Personal Power Consumption Data

Shun HIRAI[†], Takuya NAKATA[†], Sachio SAIKI^{††}, Sinan CHEN[†], and Masahide NAKAMURA^{†,††}

[†] Kobe University Rokkodai-cho 1-1, Nada-ku, Kobe, Hyogo 657-8501 Japan

^{†††} Riken AIP 1-4-1 Nihon-bashi, Chuo-ku, Tokyo 103-0027 Japan

^{††} Kochi University of Technology, 185 Miyanokuchi, Tosayamada, Kami City, Kochi 782-8502, JAPAN

E-mail: [†]{hirashun,tnakata}@es4.eeddept.kobe-u.ac.jp, ^{††}saiki.sachio@kochi-tech.ac.jp,

^{†††}chensinan@gold.kobe-u.ac.jp, ^{††††}masa-n@cmds.kobe-u.ac.jp

Abstract Currently, climate change, including global warming, is becoming a serious issue worldwide, and the Japanese government is aiming to achieve a zero-carbon society to address this. To achieve zero carbon, promoting energy-saving behaviors among individuals is essential. Previous studies aimed at promoting energy-saving behaviors have faced issues such as inappropriate settings for individual consumption power baselines, inability to automate the setting of baseline periods, and unclear targets for reducing power consumption. This study proposes an energy-saving behavior promotion service in collaboration with a virtual agent (VA), using machine learning to make consumption predictions based on individual data and to automatically set appropriate baselines. In the case study, the accuracy of power consumption predictions and the corresponding baseline settings were verified using actual data to confirm the operation.

Key words Zero carbon, Energy-saving behavior, Power consumption, Machine learning, VA

1. はじめに

現在、地球温暖化などの気候変動が世界的に大きな問題となっており、世界の平均気温は上昇の一途を辿っており、海面上昇などの様々な問題を引き起こしている。このような問題を解決するために、日本政府はゼロカーボン社会の実現を目

指している。ゼロカーボン社会とは、地球温暖化ガスの吸収量と排出量を差し引きでゼロにする社会のことであり [1]、その実現にはエネルギー削減が重要である [2]。本研究では、宅内での省エネ行動に着目した。先行研究として、消費電力量管理サービスと仮想エージェント（VA）を連携した、宅内省エネ行動を推進する手法が提案されているが、この手法には以下の問題点が

ある。

P1: ベースライン期間の設定を自動化できていない

P2: 個人適応のための消費電力ベースライン設定が適切なものではない

P3: 削減目標が明確でない

これらの問題点をふまえて、本研究では従来の手法を改良し、宅内を対象に省エネ行動推進をより個人に適応可能にすることを目的とする。キーアイデアは、個人の消費電力データに基づき、ユーザに合わせた適切なベースラインを設定し、VA との連携を行うことである。提案手法は以下の4つのアプローチによって構成される。

A1: 消費電力データに基づくベースライン設定

IoT デバイスを使用して取得した家電別消費電力データを用いて機械学習を利用した消費予測を行い、ユーザに合わせた適切なベースラインを設定する。この操作はシステムが自動的に行うので、ユーザはベースラインの設定を行う必要がない。

A2: ユーザのフィードバックによるベースラインの調整

一日おきにユーザに対してベースラインが適切かどうかの質問を行い、その回答に応じてベースラインを調整する。ベースラインを調整することで、より個人に適応したベースラインの設定が可能となる。

A3: ユーザのモチベーション別削減目標の設定

消費電力の削減目標をユーザのモチベーションに f 合わせて設定する。ユーザは削減目標を具体的な値ではなく単純なレベル別で設定するため、複雑な操作を行う必要がない。

A4: グラフの作成と VA との連携

消費予測、ベースライン、削減目標からどれだけ消費電力を削減すべきかを簡単に理解できるグラフを作成し、消費電力管理サービス上で表示を行う。また、消費予測に基づいたベースラインから、ユーザに対する通知文の作成を行い、VA を通じてユーザに先ほど作成したグラフと共に通知する。これにより、ユーザは削減目標を簡単に視覚化でき、通知文もより個人に適応したものとなる。

本研究では、上記のアプローチをもとにシステムの実装を行った。また、ケーススタディでは、消費電力予測とそれに基づいたベースライン設定が正しく行われるか、実データを用いて検証し、動作を確認した。

2. 準備

2.1 背景

近年、地球温暖化をはじめとする気候変動が深刻な問題となっている。2020年時点で、世界の平均気温は工業化以前（1850～1900年）と比較して既に約 1.1°C 上昇している。地球温暖化によって、豪雨や猛暑の頻度が増し、様々な産業に影響を及ぼすと考えられている。この気候変動の主な原因である温室効果ガスは、経済活動や日常生活の中で排出されており、個人の生活スタイル、例えば衣食住や移動に伴う排出量が全体の約6割を占めるという分析もある。この問題に対応するため、政府は2020年10月に、2050年までに温室効果ガスの排出量と吸収量を差し引きでゼロにする、**ゼロカーボン**（カーボンニュートラ

ル）社会の実現を目指すことを宣言した [1]。ゼロカーボンを実現するためには、温室効果ガス、特に CO_2 の排出量を最大限に削減することが重要であり、これはエネルギーとも密接に関連している [2]。

2.2 LightGBM

LightGBM (Light Gradient Boosting Machine) とは、機械学習における分析手法で、決定木アルゴリズムにより説明変数を分類する教師あり学習の手法の一つである。決定木アルゴリズムとは、説明変数を基にして目的変数を樹木上のモデルとして分類する手法である。LightGBM は、決定木分析を行った後、予測が正しくなかった際に、予測値と実績値の誤差を計算し、誤差に対する学習を繰り返して精度を高める、勾配ブースティングという手法を用いている。LightGBM は、高速でありながら高い精度を持つことが特徴である [3] [4]。

2.3 先行研究

2.3.1 消費電力管理サービス

消費電力管理サービスは IoT デバイスを用いて取得した家電別消費電力データを管理するサービスである。このサービスは、ユーザによるベースラインの設定が可能である。ベースラインとは、ユーザの基本的な消費電力であり、ユーザが設定した期間内の消費電力データを一時間単位で平均値を算出し使用する。ベースラインの登録を行うことで、一時間おきに実際の消費電力データとの比較を行い、通知文の作成が行われる。また、消費電力管理サービスはユーザに対して消費電力のデータをグラフや表など様々な形で可視化することができ、家電の制御も可能である。消費電力の可視化が省エネに対する意識を高めることは知られている [5]。消費電力管理サービスによりユーザは、ベースラインの設定による個人に適応した通知文の取得と、リアルタイムな消費電力量と過去のデータのグラフや表を閲覧することができる。[6] 消費電力管理サービスの画面を図1に示す。

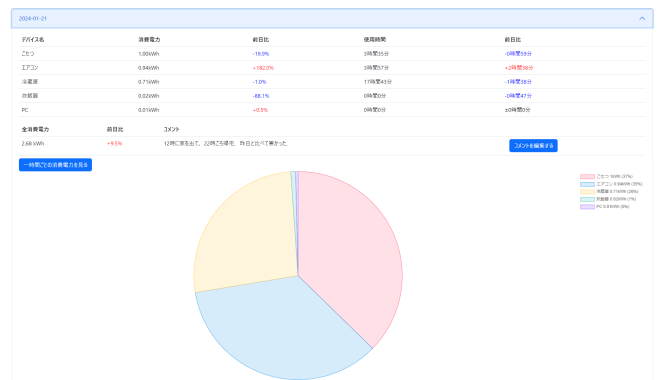


図1 消費電力管理サービスの画面 [6]

2.3.2 VA 省エネ行動推進サービス

VA 省エネ行動推進サービスは消費電力管理サービスにより作成された通知文や電力グラフを**仮想エージェント (VA: Virtual Agent)**を通じてユーザに通知するサービスである。また、VAは通知文の伝達を行った後に、家電を制御するかどうかの質問をユーザに行い、その命令を消費電力管理サービスに送信し、家

電の制御を行うことが可能である。このサービスにより、ユーザに対してマルチモーダルな通知を送信することができる [6]。VA は我々の研究室で利用されている「メイちゃん」[7] を利用した。VA 省エネ行動推進サービスの画面を図 2 に示す。



図 2 省エネ行動推進サービスの画面 [6]

2.4 先行研究の問題点

先行研究では以下の 3 つの問題点があげられる。

P1: ベースライン期間の設定を自動化できていない

消費電力管理サービスでは、ユーザがベースラインとする期間を設定する。しかし季節や、曜日・祝日の違い、特定のイベントにより消費電力量は変動するため、ユーザが設定する期間が適切でない場合、ベースラインが適切な値とならない可能性が高いと考えられる。また、ユーザが季節に応じて毎回ベースライン期間を設定しなければならないので利便性に欠ける。

P2: 個人適応のための消費電力ベースライン設定が適切なものではない

消費電力管理サービスでは、ユーザが設定した期間内の消費電力データを一時間単位で平均値を算出し、ベースラインとして使用する。しかし、気温などの外部要因によって消費電力が変動することや、平均値による算出のため家電の使用状況を考慮していないため、適切なベースラインの設定が行うことができていないとは言えない。

P3: 削減目標が明確でない

現状の設計では、ユーザはどの程度消費電力を削減すべきか明確な目標を設定できない。ユーザの省エネ行動に対するモチベーション維持には、目標設定が重要である。

これらの問題点をふまえて解決すべき課題は、個人適応のための消費電力ベースラインを自動で適切に設定可能にし、削減目標を明確にする手法を構築することである。

3. 提案手法

3.1 目的とキーアイデア

本研究では、従来の省エネ行動推進を行うシステムを改良し、より個人に適応した省エネ行動の推進を可能にすることを目的とする。キーアイデアは、個人の消費電力データに基づき、ユーザに合わせた適切なベースラインを設定し、VA との連携を行うことである。

目的を達成するために以下の 4 つのアプローチを提案する。

- A1: 消費電力データに基づくベースライン設定
- A2: ユーザのフィードバックによるベースラインの調整
- A3: ユーザのモチベーション別削減目標の設定
- A4: グラフの作成と VA との連携

3.2 全体アーキテクチャ

上記の目的を達成するための全体アーキテクチャを図 3 に示す。

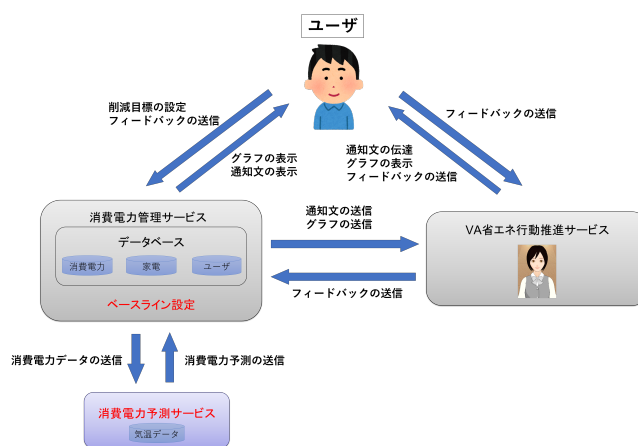


図 3 全体アーキテクチャ

全体アーキテクチャの概説を以下に行う。

消費電力管理サービスは、消費電力予測サービスに電力データを送信し消費予測を行う。その結果を消費電力管理サービスに送信し、そのデータに基づきベースラインの設定を行う。その後、ユーザが設定した削減目標とベースライン、実消費電力データから通知文と電力グラフの作成を行い、ユーザに対して可視化する。また、作成した通知文とグラフは VA 省エネ行動推進サービスにも送信され、ユーザに対して伝達を行う。ユーザのフィードバックは消費電力管理サービス上と、VA との対話の両方で行うことが可能である。

3.3 A1: 消費電力データに基づくベースライン設定

IoT デバイスを使用して取得した家電別消費電力データを用いて機械学習を利用した消費予測を行い、ユーザに合わせた適切なベースラインを設定する。

機械学習には LightGBM モデルを用いる。[8] を参考にして、以下の表 1 のとおりに特徴量を設定した。

表1 消費電力予測に用いた特徴量

識別	詳細
気温	予測当日 0 時から 23 時までの、1 時間粒度の気温データ (°C)
日付	1 月 1 日から 12 月 31 日まで、0~1 の範囲で 365 段階にラベルエンコーディングした値 d を用いて、 $\sin(2\pi d)$ と $\cos(2\pi d)$ に変換した値
曜日	各曜日と祝日を One-Hot エンコード
時間	0 時から 23 時までの時間帯を One-Hot エンコード

出力は 1 時間粒度の消費電力データとする。

ここで、家電はオン状態の時とオフ状態の時の消費電力の差異が非常に大きい。そのため、あらかじめ過去の消費電力データをオン状態の消費電力データとオフ状態で分けておき、2 つのモデルの訓練を行う。これらの 2 つのモデルを ON モデル、OFF モデルとする。消費電力管理サービスでは家電が 1 時間のうち何分オンになっているか 1 分単位で記録を行っているため、1 時間のうち 1 分以上オンになっているデータをオン状態、オンになっている時間が 0 分のデータをオフ状態のデータとした。

また、特定の時間帯に関してデバイスがオンであるかどうかを予測するために、同様に LightGBM を用いて上記の特徴量から、デバイスがオンである確率を学習する。確率がどの値以上になったときにオンであると判定するかのしきい値には、家電別に 0% から 100% までの範囲で 1% 刻みのしきい値を設定して、過去データのオンオフの正答率を求め、もっとも正答率が高い時のしきい値を選択する。

訓練を行った後、1 日おきに家電別、時間帯別で 1 週間分の消費予測を行う。この際、消費予測を行う前にその時間帯にオンである確率を予測し、その結果を元に ON モデルか OFF モデルのどちらを使用して消費予測を行うかを選択する。その後、消費予測結果にユーザ別の一定の係数をかけた値をベースラインとして設定する。この係数は消費電力管理サービスに新規登録を行った時点では 1.1 となっており、後述の A2 でユーザのフィードバックにより調整を行う。過去のベースラインがフィードバックによる影響を受けないように、ベースラインは 1 時間おきにその日その時間帯の分は保存され、それを過去のベースラインとして使用する。これにより、ユーザはベースラインとなる期間を設定する必要がなく、システムが自動的にベースラインを設定することが可能となる。また、気温や季節、曜日、祝日に応じた適切なベースラインの設定が可能となる。

3.4 A2: ユーザのフィードバックによるベースラインの調整

一日おきにユーザに対してベースラインが適切かどうかの質問を行い、その回答に応じて消費予測にける係数を変更し、ベースラインを調整する。本研究では、質問の内容を「ベースラインはどうですか?」とし、回答は 5 段階で表 2 のようにベースラインの調整を行う。

表2 ユーザのフィードバックとベースライン変更の関係

回答	変更
非常に低い	係数を 0.2 加算
低い	係数を 0.1 加算
丁度よい	変更なし
高い	係数を 0.1 減算
非常に高い	係数を 0.2 減算

これにより、消費予測によるベースライン設定がユーザに合わない場合でも、ユーザのフィードバックにより適切なベースラインの設定が可能となる。

3.5 A3: ユーザのモチベーション別削減目標の設定

消費電力の削減目標をユーザのモチベーションに合わせて設定する。ユーザは消費電力管理サービスに登録を行う際に、どれだけ消費電力削減に意欲的かレベルの選択を行い、それに応じた削減目標をシステムが自動的に設定する。削減目標はベースラインからどれだけ削減するかという割合で設定される。本研究では、レベルを三段階に設定し、以下の表 3 のように削減目標の設定を行った。

表3 レベル別削減目標

レベル	削減目標
イージー	3 か月で 5% 削減
ノーマル	2 か月で 10% 削減
ハード	1 か月で 15% 削減

このアプローチにより、ユーザは簡単に明確な削減目標を設定することが可能となる。

3.6 A4: グラフの作成と VA との連携

A1~A3 で行った消費予測と、設定したベースライン、削減目標からどれだけ消費電力を削減すべきか、現状ベースラインに対してどれだけ消費電力を利用しているかを簡単に理解できるグラフを作成し、消費電力管理サービス上で表示を行う。また、消費予測に基づいたベースラインから、ユーザに対する家電別の通知文の作成を行い、VA によりグラフと共に通知を行う。これにより、ユーザは削減目標を簡単に視覚化でき、より個人に適応した通知文の作成が可能となる。

4. 実装

4.1 A1 の実装

LightGBM による消費電力予測を行うために、Python のフレームワークである FASTAPI を用いて、消費電力予測サービスを実装した。毎日 0 時に消費電力管理サービスは消費電力予測サービスに電力データを送信し、3.3 節で述べた特徴量を用いて LightGBM の訓練を行う。過去の気温のデータは気象庁のデータ [9] を用い、予測用の気温データは Open-Meteo [10] の

API を用いて取得する。3.3 節で述べたとおり、電力消費予測を行った後、消費電力管理サービスにデータを送信し、ベースラインを設定する。

4.2 A2~A4 の実装

A2~A4 の実装は消費電力管理サービスと VA 省エネ行動推進サービスに機能を追加する形で行った。

5. ケーススタディ

5.1 目的

本研究では、実装を行ったシステムにより、消費電力予測とそれに基づいたベースライン設定が正しく行われるかを、実データを用いて検証し、動作を確認する。

5.2 内容

本実験の被験者は 23 歳男性とする。使用したデータの概要は以下の表 4 の通りである。

表 4 使用したデータの概要

項目	内容
期間	2023 年 7 月 29 日~2024 年 4 月 30 日
家電	冷蔵庫, エアコン, 炊飯器, こたつ, PC

これらのデータを用いて、4.1 節で実装したシステムによりモデルの機械学習を行う。なおサーバや IoT デバイスの不具合によりデータが取れていない時間帯等があるため、それらのデータは除外している。消費電力の予測を 2024 年 5 月 1 日から 2024 年 5 月 14 日まで毎日行い、ベースラインを設定する。ベースラインを計算するための予測電力にける係数は 1.1 とした。削減目標のレベル設定は表 3 におけるハードとし、2024 年 5 月 1 日からの 1 か月間で 15% の削減目標を設定する。

5.3 結果と考察

消費電力予測を行い、設定した削減目標に基づき作成を行ったグラフを図 4~5 に示す。

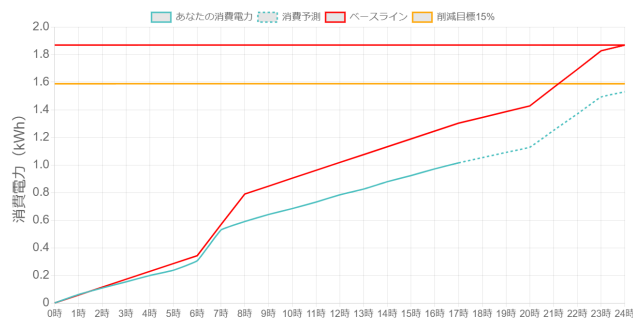


図 4 1 日分の消費電力グラフ (2024 年 5 月 14 日)

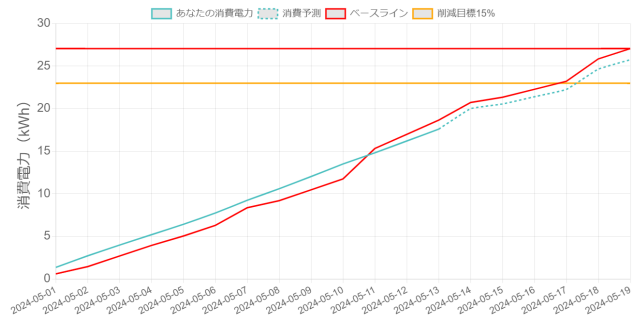


図 5 削減目標グラフ

図 4 では、17 時までは実データを 18 時からは消費予測を表示している。この日、被験者は 0 時から 17 時まで冷蔵庫を、約 6 時から約 7 時まで炊飯器を使用していた。グラフから、ベースラインでは炊飯器は 6 時から 8 時まで傾きが大きくなっているため、この時間帯は消費予測時にオンであると判定されることが分かる。被験者は 7 時台も炊飯器を使用していることが過去にもあったため、このような予測結果になったと考えられる。しかし、グラフの傾きはおおむね実データと一致しているため、また他の家電についてはオフ判定されているとみられるため、消費電力予測の精度は高く、適切なベースライン設定が行われたといえる。また、図 5 では、削減目標のグラフを表示している。消費電力予測は毎日、1 週間先まで行うため、削減目標のグラフでは 5 月 14 日から 1 週間先まで表示されている。グラフからベースラインと削減目標が正しく表示されていることが分かる。

また、VA 省エネ行動推進サービスを用いて、ユーザに対して通知文の伝達を行い、フィードバックを求める質問を行った時の画面を図 6~7 に示す。

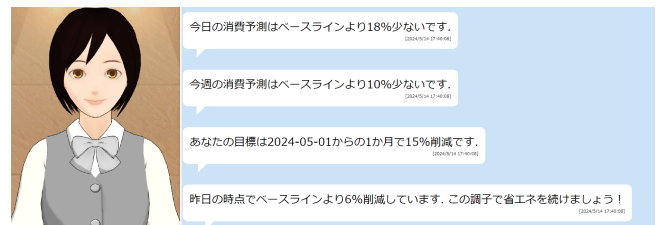


図 6 通知文の伝達を行う VA



図 7 フィードバックを求める VA

図 6 では、VA がベースラインと消費予測に基づき、消費電

力量が増加、または減少しているかを正しく通知できていることが分かる。また、図7では、ユーザに対してフィードバックを求める質問を行っている。ここでユーザが「5：非常に高い」と回答を行ったときの動作を確認する。表2に基づき、係数を0.2減算しベースラインを調整する。調整を行った後の削減目標グラフを図8に示す。

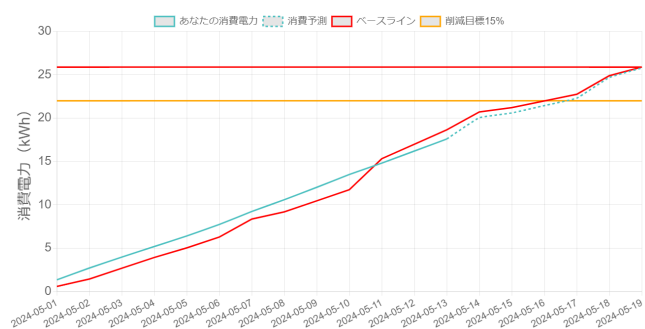


図8 フィードバック後の削減目標グラフ

グラフから、ユーザのフィードバックによりベースラインが調整され、未来のベースラインが低下していることが分かる。過去のベースラインは、3.3節で述べたとおりに1時間おきに保存されるため、ユーザのフィードバックによる影響を受けないようになっている。

5.4 課題

今回のケーススタディでは、消費電力予測とそれに基づいたベースライン設定が正しく行われ、グラフの作成とVAとの連携が正しく行われるかを検証し、動作を確認した。しかし、消費電力予測の精度を向上させるために、他の消費予測を行うモデルとの比較検証が必要である。また、今回は期間内にエアコンなどの消費電力量が大きい家電を利用しなかったため、それらの家電についても検証が必要である。

6. まとめ

本研究では、従来の省エネ行動推進を行うシステムを改良し、より個人に適応した省エネ行動の推進を可能にすることを目的として、消費電力データに基づき消費電力の予測を行い、ユーザに合わせた適切なベースラインを設定し、VAとの連携を行う手法を提案した。提案手法は、消費電力予測、ユーザのフィードバック、削減目標設定、グラフ作成とVAとの連携の4つのアプローチによって構成される。この提案手法に基づき、システムの改良を行った。ケーススタディでは、消費電力予測とそれに基づいたベースライン設定が正しく行われるか、実データを用いて検証し、動作を確認した。

今後の展望として、提案手法を実際のユーザに適用し、省エネ行動の推進を行うことが挙げられる。今回のケーススタディでは、消費電力予測とベースライン設定の検証を行ったが、実際のユーザに対して提案手法を適用し、省エネ行動の推進を行うことで、提案手法の有効性を検証する必要がある。また、それに基づき他の消費予測を行うモデルの比較検証も必要だと考えられる。次に、通知文の作成手法を改良し、ユーザに対して

より適切な通知文を作成することが挙げられる。現行のシステムでは、通知文をあらかじめ管理者が設定したものを使用しているが、生成AI等を利用して通知文を自動生成することで、より個人に適応した通知文を作成することが可能となる。

謝辞 本研究の一部はJSPS 科研費 JP20H05706, JP22H03699, JP22K19653, JP23H03401, JP23H03694, JP23K17006 の助成を受けて行われている。

文献

- [1] “脱炭素ポータル/カーボンニュートラルとは 環境省,” https://ondankataisaku.env.go.jp/carbon_neutral/about/#to-why, accessed March 14, 2024.
- [2] 小島紀徳, “二酸化炭素問題対策とエネルギー利用,” in *ISIJ*, vol. 78, no. 5, 1992, pp. 697–705.
- [3] “Lightgbm 用語解説 nri,” https://www.nri.com/jp/knowledge/glossary/1st/alphabet/light_gbm, accessed March 14, 2024.
- [4] “Lightgbm’s documentation microsoft corporation,” <https://lightgbm.readthedocs.io/en/stable/>, accessed March 14, 2024.
- [5] 本藤祐樹, “見える化がもたらす家庭における省エネの可能性—三つの見える化—,” in *Journal of the Japan Institute of Energy*, vol. 91, no. 7, 2012, pp. 563–569.
- [6] 平井駿, 岡本大, 陳思楠, 佐伯幸郎, and 中村匡秀, “システムとユーザの対話に基づく個人に適応した宅内省エネ行動推進手法,” in *電子情報通信学会技術研究報告 LOIS2023*, March 2024, pp. 19–26.
- [7] 榊誠司, 佐伯幸郎, and 中村匡秀, “バーチャルエージェントを活用した認知症者の日常カウンセリングの提案,” in *情報処理学会ソフトウェア工学研究会 ウィンターワークショップ 2017*, January 2017, pp. 55–56.
- [8] 鈴木崇平, 武石直也, 岸本政徳, 古谷尚久, 沖野健太, 河原吉伸, and 廣島雅人, “一般家庭における消費電力予測手法の開発,” in *人工知能学会全国大会論文集 第34回 (2020)*, June 2020, pp. 4M3GS1305–4M3GS1305.
- [9] “過去の気象データの検索 気象庁,” <https://www.data.jma.go.jp/stats/etrn/index.php>, accessed March 14, 2024.
- [10] “Open-meteo,” <https://open-meteo.com/>, accessed March 14, 2024.