

家電ごとの電気の使い方見える化技術

Visualization Technology for Power Usage of Home Electrical Appliances

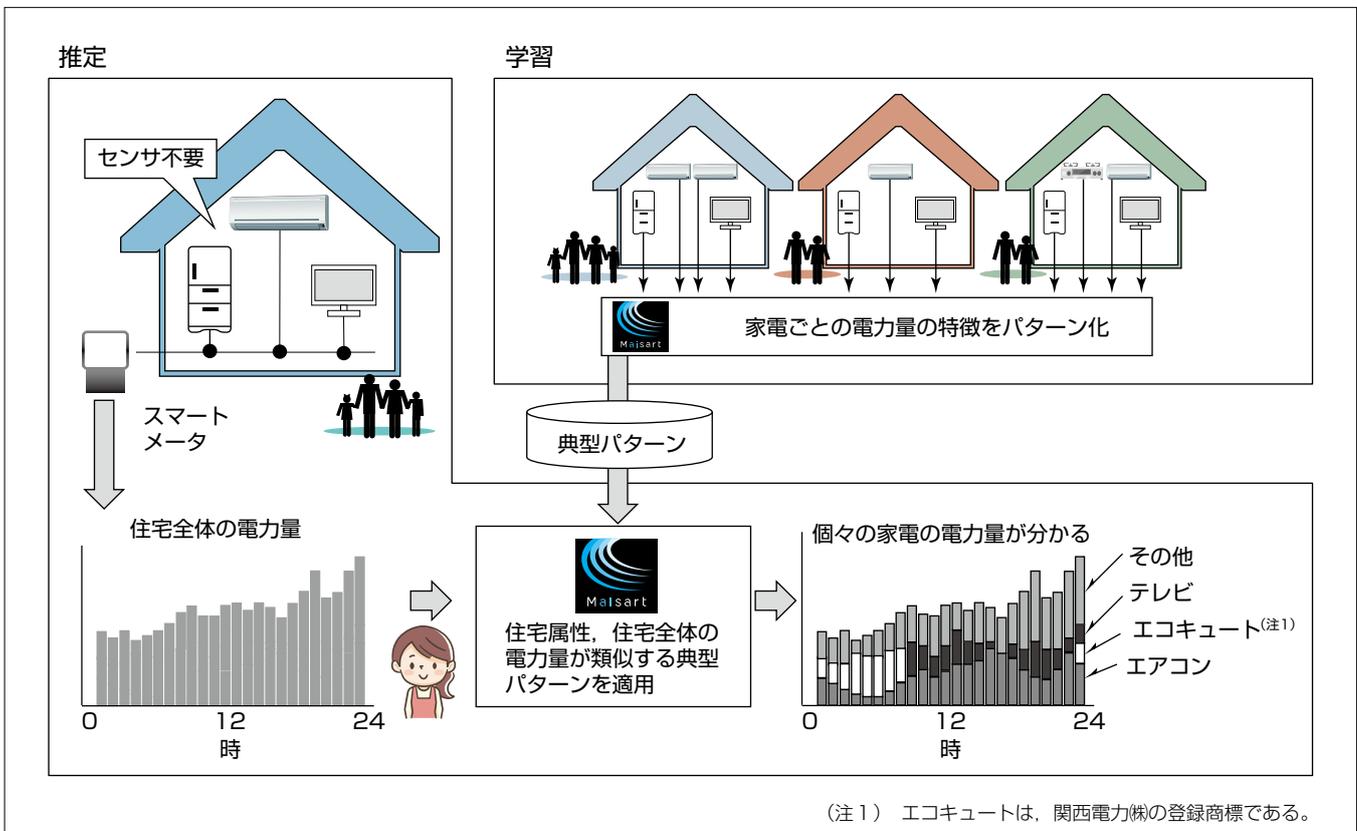
要 旨

30分ごとの電力量を計測できるスマートメータの設置が進み、家庭では住宅全体でどのくらいの電力を使用しているかを時間帯ごとに把握することが可能になっている。さらにどの家電がどのくらい電力を消費しているかを知りたいというニーズに対応するため、分電盤に電流センサを設置し、電流波形から家電ごとの消費電力量(以下“電力量”という。)を推定する技術が開発されている⁽¹⁾。また、電流計測機能を内蔵した住宅分電盤が発売されており、主要な機器の電力量を測定できる⁽²⁾。しかし、購入や設置にかかるコストや既築住宅への対応が課題となり、家庭での機器導入や電力会社によるサービス展開が進んでいない。

そこで三菱電機は、当社のAI(Artificial Intelligence)技術“Maisart”を活用して新たな計測器を取り付けずに住

宅全体の30分ごとの電力量から家電ごとの電力量を推定する“家電ごとの電気の使い方見える化技術”を開発した。この技術はあらかじめ一部の住宅で計測した家電ごとの電力量から典型パターンを作成しておき、推定対象住宅で計測した住宅全体の電力量と類似する典型パターンを適用することで家電ごとの電力量を推定する。居住者の行動時間の微小な変動に起因する時間ずれを補正する機能によって、少ない典型パターンであっても多様な電気の使い方に対応できるという点が特長である。

これによって、電力データを活用した電力会社の家庭向けサービスの普及や家庭での省エネルギー意識の向上が期待できる。



家電ごとの電気の使い方見える化技術

家電ごとの電気の使い方見える化技術は、当社のAI技術Maisartを活用して、あらかじめ一部の住宅で家電ごとの電力量を計測・分類し、典型パターンを作成する“学習フェーズ”と、住宅全体の電力量と類似する典型パターンを適用して家電ごとの電力量を推定する“推定フェーズ”で構成している。日ごとや家庭ごとに異なる居住者の行動時間の微小な変動を吸収することで、家電ごとの電力量を高精度に推定できる。

1. ま え が き

昨今の省エネルギー意識の高まりによって、家電が消費する電力量に対する関心が高まりつつある。スマートメータの設置によって、住宅全体の電力量を30分ごとに把握できるようになっている。しかし、家電ごとの電力量を把握するためには電流計測機能を内蔵した住宅分電盤などの設置が必要であるため、機器購入や設置にかかるコストや既築住宅への対応が課題となって、家庭での機器導入や電力会社によるサービス展開が進んでいないのが現状である。

そこで、より安価で容易に家電ごとの電力量を収集する手段として、スマートメータで計測される30分ごとの住宅全体の電力量から家電ごとの電力量を推定するディサグリゲーション技術が注目されている。例えば、住宅全体の電力量から時間帯ごとに家電の使用有無を推定し、ユーザーフィードバックして学習することで家電ごとの電力量を推定する技術が開発されている⁽³⁾。しかし、ユーザーフィードバックは手動で入力する必要があるため、居住者の作業負担が大きいという課題がある。

当社は、AI技術Maisartを活用してあらかじめ一部の住宅で家電ごとの電力量を計測して、類似するデータをグ

ループ化して典型パターンを作成しておき、推定対象住宅で計測した住宅全体の電力量と類似する典型パターンを適用することで家電ごとの電力量を推定する“家電ごとの電気の使い方見える化技術”を開発した。住宅全体の電力量は、“朝食を作る”“帰宅後に食事を作り、テレビを見る”“就寝する”といった居住者行動の影響を受けるが、これらの行動は同じ居住者でも行動の有無や時刻が日々異なる。このような多様な生活パターンに対応するためには、多数の典型パターンが必要になるが、この技術では類似度を判定する際に、行動時間の変動を許容することで、学習に用いるデータが少なくても多様な生活パターンへの対応を可能にした。

本稿ではこの技術の機器別負荷推定手法と時間ずれ補正機能の有効性検証について述べる。

2. 機器別負荷推定手法

2.1 手法の概要

開発手法は学習フェーズと推定フェーズの二つで構成されている。学習フェーズではあらかじめ学習用の住宅で家電ごとに電力量を計測するセンサを取り付け、住宅全体の

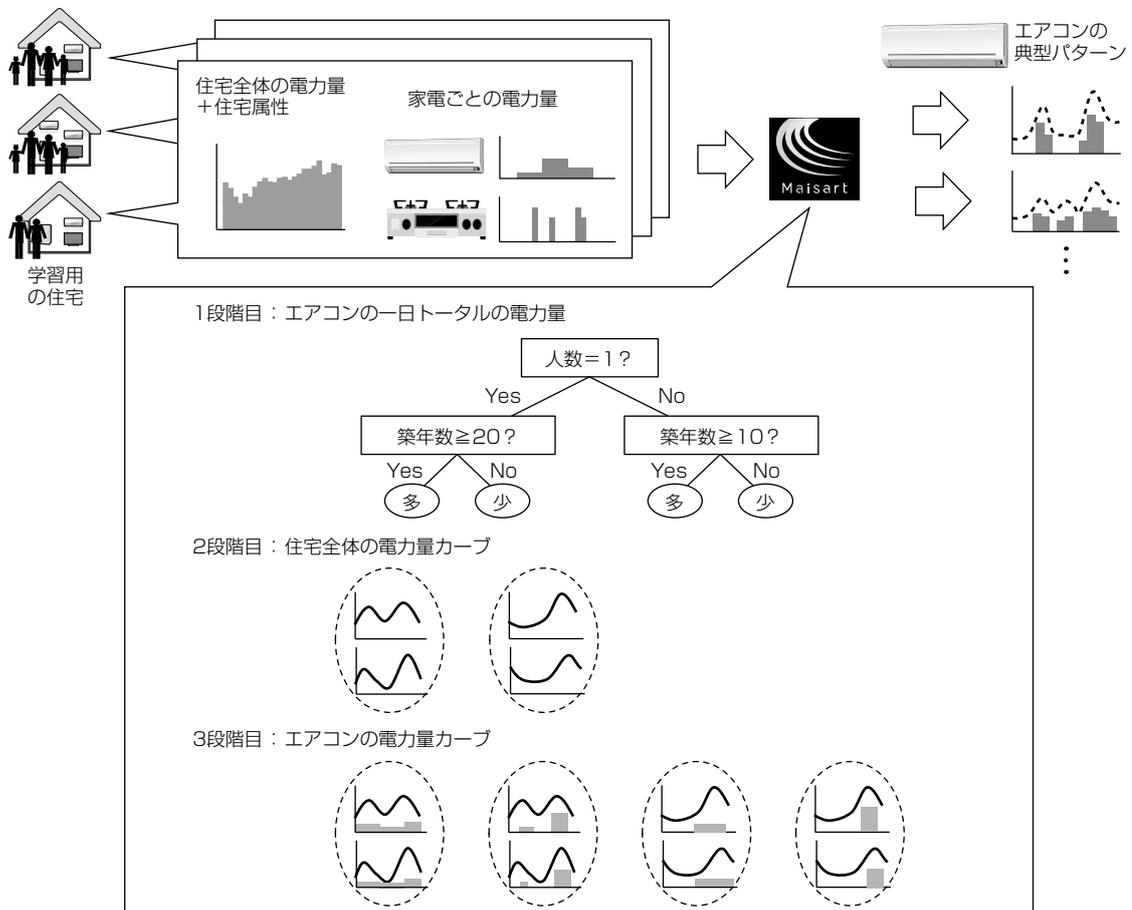


図1. 学習フェーズでのクラスタリング

電力量及び家電ごとの電力量を一定期間収集しておく。推定フェーズでは、学習結果を用いてスマートメータで計測される住宅全体の電力量から家電ごとの電力量を推定する。

2.1.1 学習フェーズ

家電が消費する電力量は、住宅の大きさや居住人数、保有家電など、住宅に関する情報(住宅属性)によって左右されるが、その影響は家電ごとに異なる。例えば、一般的にエアコンの消費電力は居住人数や家の大きさと比例して大きくなるが、冷蔵庫は小型の方が消費電力は多いため居住人数や家の大きさと反比例する傾向がある。そこでこの技術では、学習用の住宅で計測した電力量に基づいて、まず家電ごとの大まかな電力量と住宅属性との関係で分類しておいてから、時間帯ごとの電力量の推移すなわち電力量カーブで分類し、分類ごとに家電の使用傾向を学習する。

学習フェーズのクラスタリングの処理フローを図1に示す。学習フェーズでは当社のAI技術Maisartによって、

- (1) 家電ごとの一日トータルの電力量の大きさをk-means法で分類し、ランダムフォレストを用いて電力量の大きさに影響する住宅属性で決定木を作成
 - (2) 時間帯ごとの住宅全体の電力量カーブに対してウォード法による階層的クラスタリングを実施し、時間帯ごとの住宅全体の電気の使用傾向が類似する住宅を分類
 - (3) 時間帯ごとの家電の電力量カーブに対してウォード法による階層的クラスタリングを実施し、時間帯ごとの家電の使用傾向が類似する住宅を分類
- の3段階でクラスタリングを実施し、クラスタごとに、各時間帯の住宅全体での電力量に対する家電ごとの電力量の割合の代表値を求め、典型パターンとして作成する。なお、(2)と(3)のクラスタリングでは行動時間の変動による時間ずれを許容するため、2.2節で述べる時間ずれ補正を行う。

2.1.2 推定フェーズ

推定フェーズでは、家電ごとに、推定対象の住宅全体の電力量カーブ及び住宅属性が最も類似する典型パターンを選定し、住宅全体の電力量に典型パターンで定義された電力量の割合を適用して、家電ごとの電力量を推定する。推定対象の住宅全体の電力量カーブと典型パターンの電力量カーブの類似度を算出する際に、2.2節で述べる時間ずれ補正を行う。

2.2 時間ずれ補正機能

生活パターンは住宅によって異なるのはもちろん、同じ住宅であっても日々変化するものであり、この変化は電力量が増減する時間帯の違いとして表れる。この技術では、電力量カーブ間の類似度を算出する際に、時間ずれを許容

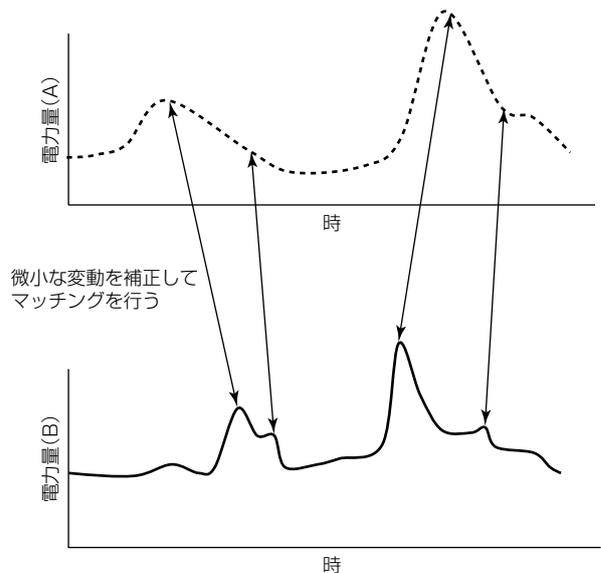


図2. 時間ずれ補正機能のイメージ

する処理を行っている。この機能は、動的計画法の一種である動的時間伸縮法(Dynamic Time Warping : DTW)⁽⁴⁾をベースにしている。時間ずれ補正のイメージを図2に示す。

DTWは二つの時系列データの各点の距離を総当たりで比較して系列同士の距離が最短になるパスを見つけるパターンマッチングの手法であり、時間軸方向のずれを補正しながら距離を算出できる。m個の要素を持つ時系列データ A_i と、n個の要素を持つ B_j のDTW距離 $D(A, B)$ は次の式(1)~式(3)によって再帰的に算出される。DTW距離が近いものを同士を類似度が高いとする。

$$D(A, B) = d(m, n) \dots\dots\dots (1)$$

$$d(i, j) = |a_i - b_j| + \min \begin{cases} d(i-1, j), \\ d(i, j-1), \\ d(i-1, j-1), \end{cases} \dots\dots\dots (2)$$

$$d(0, 0) = 0, d(i, 0) = d(0, j) = \infty \dots\dots\dots (3) \quad (i=1, 2, \dots, m, j=1, 2, \dots, n)$$

このように、時間ずれを許容することで柔軟性の高いパターンマッチングを行うことができるので、少ない学習用の住宅で多様な生活パターンに対応でき、高精度な推定を実現できる。

3. 検証

3.1 検証概要

時間ずれ補正機能の有効性を確認するため、2017年7月に仙台市で計測したある一日の住宅全体の電力負荷を入力

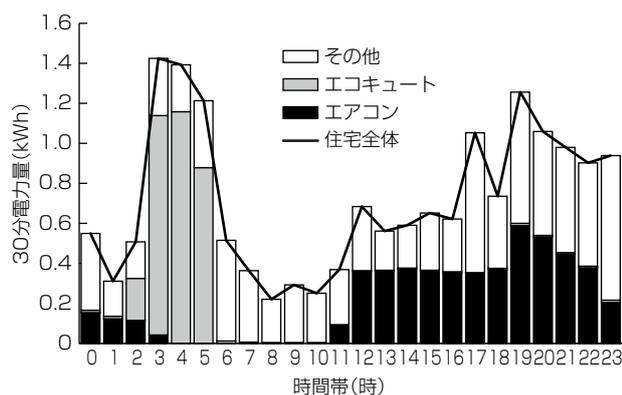
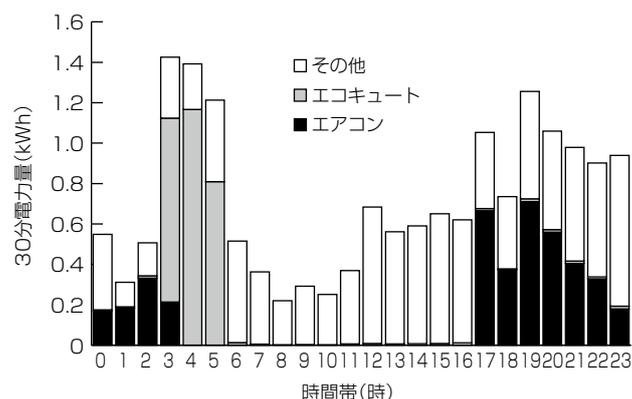


図3. 正解データ



(a) 時間ずれ補正機能なしの場合

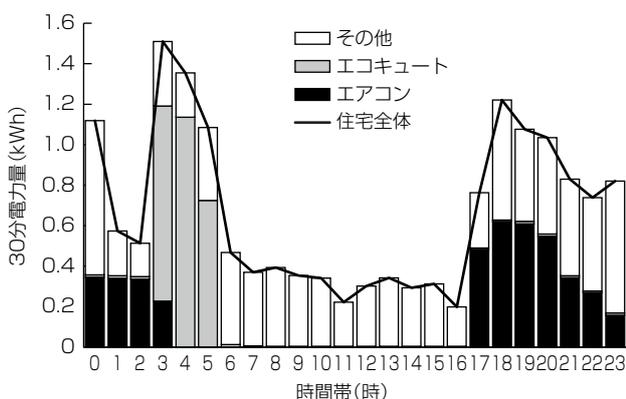
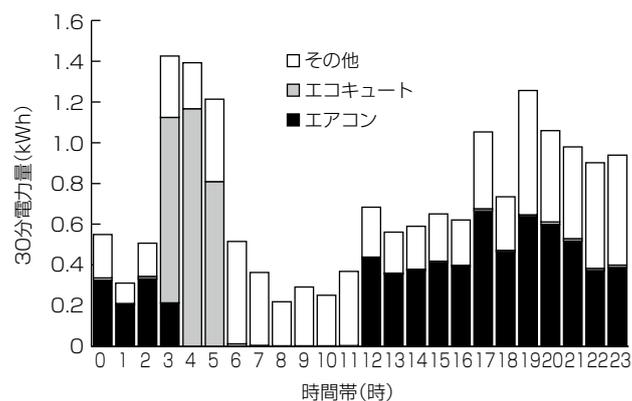


図4. 類似パターンとして選定された典型パターン



(b) 時間ずれ補正機能ありの場合

図5. 家電ごとの電力量の推定結果

して、時間ずれ補正機能あり／なしで、それぞれ家電ごとの負荷を推定した。

正解データを図3に示す。検証では正解データの“住宅全体”を入力として推定を行い、正解データの時間帯ごとの家電の電力量が正しく推定できるかを検証する。ここでは、住宅の中で電力消費が比較的大きいエアコンとエコキュート(自然冷媒CO₂ヒートポンプ給湯機)だけを評価対象にした。推定フェーズで、住宅属性と住宅全体の電力量カーブが類似しているとして選定された典型パターンを図4に示す。

3.2 検証結果

時間ずれ補正機能なしの場合の推定結果を図5(a)、時間ずれ補正機能ありの場合の推定結果を図5(b)に示す。図4の典型パターンでは12～17時にエアコンが使用されていないため、補正機能なしの場合はこの時間帯のエアコン使用を推定できなかった。一方、補正機能ありの場合は、エアコンの使用開始時刻のずれが補正されたため、エアコンの使用を推定できた。

4. むすび

住宅全体の電力負荷から家電ごとの負荷を推定する“家電ごとの電気の使い方見える化技術”を開発した。本稿では、この技術の特長である時間ずれ補正機能の有効性を検証し、典型パターンと推定対象で行動時間が異なっている場合でも高精度に推定できることを確認した。今後は、典型パターン拡充による地域性の違いへの対応や推定対象機器の拡大を行う。

なお、この技術は東北電力(株)との共同研究によって開発したもので、同社の“よりそうスマートプロジェクト”⁽⁵⁾で採用された。

参考文献

- (1) 機器の電力消費を推定するディスアグリゲーション, 日経エレクトロニクス, No.4, 81~85 (2015)
- (2) enステーションEcoEye
<https://www.kawamura.co.jp/ecoye/index.html>
- (3) 高村幸宏: AIを活用した電気使用量分析, SIX2018 (2018)
https://six2018.abejainc.com/docs/c5_six2018.pdf
- (4) Sakoe, H., et al.: Dynamic Programming Algorithm Optimization for Spoken Word Recognition, IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 26, No.1, 43~49 (1978)
- (5) よりそうスマートプロジェクト
https://www.tohoku-epco.co.jp/pastnews/normal/1197475_1049.html