

MF5 高精細なスマートメータデータを活用した 逆問題解析による住民行動の全自動モデリング

Automated modeling of occupant behavior with inverse problem analysis using high resolution smart meter data

指導教員 下田吉之教授・都市エネルギーシステム学領域

28H22052 西澤一輝 (Kazuki NISHIZAWA)

Abstract: A bottom-up energy demand estimation model considers changes in weather, equipment and occupant behavior over time, so the model is useful for a quantitative evaluation of specific measures in the plan for global warming countermeasures. However, the input data for such bottom-up models deviate from the actual situation depending on the survey method. Also, in spite of the very large number of parameters, the dominant factors are not clear. In this study, we applied ensemble learning to a bottom-up model in which each element has complex interdependencies, and identified the dominant parameters for the model estimates based on their feature importance. We then calibrated the parameters using the estimated values and measured residential smart meter data. As a result, the accuracy of the estimates was improved, and the interpretation of the calibrated parameters allowed for the analysis of trends in occupant behavior.

Keywords: Smart meter, Occupant Behavior, Inverse problem, Wasserstein metric

1. はじめに

世界的にスマートメータの普及が進み、膨大な電力消費データが入手可能となった。本研究では、ボトムアップ型のエネルギーモデルの統合によりスマートメータデータを活用する。本研究で使用する TREES(Total Residential End-use Energy Simulation)は、人の行動や設備性能、気象などを考慮し、エネルギー消費の発生過程を模擬したボトムアップ型モデルである¹⁾。このようなモデルは詳細に条件を設定でき、分析能力が高い一方で、膨大な量の入力データを必要とし、一部は収集方法によって実態と乖離が生じる。また、各要素が複雑に影響しあうエネルギーシステムをそのまま模擬しているため、推計値に支配的なパラメータが非自明である。そこで本研究では、入出力の関係が不明瞭であるボトムアップ型モデルの精度を効率的に向上させるため、変数重要度によるパラメータ抽出と、ベイズ最適化による逆問題解析を組み合わせ、全自動でパラメータを同定する枠組みを開発した。今回は開発した枠組みを応用し、コロナ禍前後のスマートメータデータの変化からコロナ禍による行動変容を同定した。

2. 手法

2.1 パラメータの抽出

居住者行動に係るパラメータをランダム与え、各パラメータセットに対する電力消費の推計値をサンプリングし 1000 試行のデータセットを得た。次にデータセットからランダムに選択した 80%のデータで学習し、残りの 20%のデータで精度検証を行った。k-分割交差検証法(k=5)を適用した。学習モデルの解釈には、協力ゲーム理論のシャープレイ値を応用した SHAP を用いた。対象期間は、中間期とした。

2.2 パラメータの較正

本研究では、対象世帯の平均だけでなく、世帯ごとの電力消費量のばらつきをも較正するため、誤差指標には距離空間上の確率分布間の距離であり、確率分布間の最小輸送距離として定義される Wasserstein 距離を用いた。最尤推定により、電力消費量の分布は平均と標準偏差から得られるガンマ分布に近似できる。最適化手法にはベイズ最適化を用いて、解を効率的に探索した。

3. 数値実験

3.1 変数重要度

学習モデルは決定係数 0.899 を示し、高い性能であった。SHAP により算出した各パラメータの特徴重要度を図 1 に示す。図 1 より、最適化の対象として適当なモデルの出力に大きな影響を与えるパラメータ

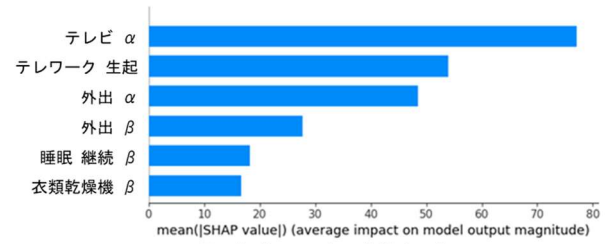


図1 各パラメータの特徴重要度

の重要度が高い。上位 5 種のテレビと衣類乾燥機、テレワーク、睡眠、外出に係るパラメータがボトムアップ型モデルの推計値に支配的であったため、最適化対象として抽出した。

3.2 最適化

各年における最適化によるロードカーブの変化を図 2、居住者行動の変化を図 3 に示す。図 2 より、いずれの年においても全時刻で TREES による電力消費量の推計値が大きくなり、推計精度が高まった。日中の電力消費量の推計値は 2017 年度よりも 2022 年度の方が各時刻で約 1.2 倍程度大きい。図 3 より、いずれの年においても深夜帯において睡眠行為を実施する世帯構成員の比率が低下した。

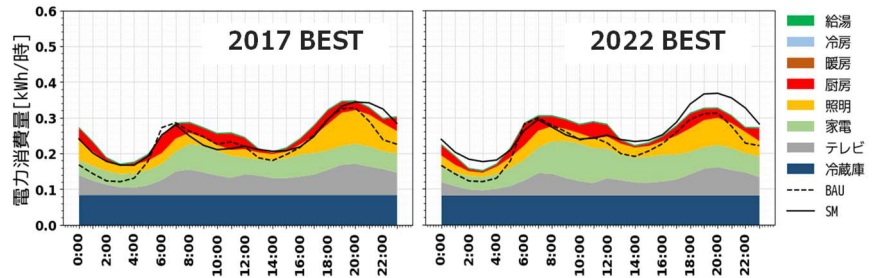


図2 各年における最適化によるロードカーブの変化

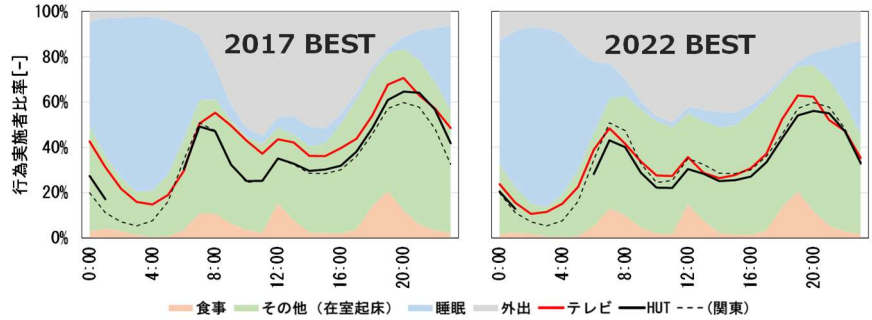


図3 各年における最適化による居住者行動の変化

これは全体的に起床時刻のばらつきが大きくなったことと、睡眠時間が短くなったことによる。睡眠に係る各パラメータはいずれの年においても変化の傾向に違いはなかった。その一方で、2022 年度の方が 2017 年度よりも昼時間帯において外出行為を実施する世帯構成員の比率が低下した。これは 2022 年度でテレワーク生起確率が大幅に上昇したことによる。テレワークに係るパラメータはビフォーコロナよりもアフターコロナの方が大きくなる違いがあった。日本における全体のテレワーク率は約 30% である²⁾。2022 年度におけるテレワーク生起確率は 73% と過大推計である。これは TREES におけるテレワーク行為に対する稼働機器をパソコンのみとしたことによる。テレワーク行為に対する稼働機器をパソコンだけではなく、適当な機器を追加するなど設定条件の改善により正確な較正が見込まれる。

4. 結論

本研究で示した枠組みは、十分に活用されてこなかった電力消費データに、ボトムアップ型モデルを組み合わせるという新たな活用方法である。今回は居住者行動を推定し、モデルの精度向上も実現した。さらに、枠組みを応用することで、スマートメータデータの経年変化から居住者行動のほか、機器性能などエネルギー消費の発生過程を構成する各要素の変化を同定できることを示した。これらは、環境政策の立案や定量的な評価に有益な情報となる。

参考文献

- 1) Yoshiyuki Shimoda, Misaki Fujiwara, Toshiki Nakanishi, Yohei Yamaguchi, Hideaki Uchida; Energy and carbon management system for a city and a nation, ECEEE 2022 Summer Study Proceedings, (2022)
- 2) 総務省; 令和 4 年情報通信白書