6M - 04

逆問題解析によるボトムアップ型エネルギー需要推計モデルの較正

西澤 一輝[†] 岸本 一将[†] 内田 英明[†] 下田 吉之[†] 山口 容平[†] 十川 和也[‡] 大阪大学大学院工学研究科[†] 関西電力株式会社[‡]

1. はじめに

環境政策の効果を定量的に評価するため、エ ネルギーシステムを数理的に表現したエネルギ ーモデルが国内外で数多く開発されている[1]。 エネルギーモデルは、その構造からトップダウ ン型とボトムアップ型に分類される。本研究で 使用 REES(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 家庭部門のエネルギー最終需要を推計するボト ムアップ型モデルである[2]。このようなボトム アップ型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。TREES では、居住者行動を社会生活基 本調査に基づき、生活行為生成モデルにより模 擬している[3]。社会生活基本調査では被験者の 調査対象日にした行動を自己申告する方式でデ ータが収集されているため、実態と乖離してい る可能性がある。また、ボトムアップ型モデル は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、生活行為生成モデルのパラメータの較正を目的として、まずボトムアップ型モデルをアンサンブル学習し、得られた特徴重要度に基づいて最適化の対象となり得るパラメータを抽出した。そして、住宅用スマートメータデータの実測値を用いて逆問題を解くことで、パラメータを較正した。これにより、入出力の関係が不明瞭であるモデルの精度を効率的に向上させることが可能となる。

2. 手法

2.1. パラメータの抽出

生活行為生成モデルは、居住者行動を社会生活基本調査に基づく生活行為生成パラメータにより確率的に生成する。本研究では、39の生活行為生成パラメータを 1000 回ランダムに変化させ、それぞれのパラメータに対する電力需要を

A bottom-up energy demand estimation model tuning by inverse problems

推計することによりサンプリングした。

本研究では、LightGBM を用いてボトムアップ型モデルをアンサンブル学習した。LightGBM は勾配ブースティングを用いた決定木による機械学習の手法である。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機械学習に応用した SHAP を用いた[4]。SHAP は機械学習モデル f の x に関する特徴重要度を算出する手法である。パラメータ i の特徴量 ϕ_i は、

$$\phi_i = \sum_{S \subseteq N \setminus \{i\}} \frac{|S|! \, (M - |S| - 1)!}{n!} [f_x(S \cup \{i\}) - f_x(S)]$$

で求められる[5]。各パラメータの特徴重要度を 算出し、上位のパラメータを最適化対象として 抽出した。

対象世帯類型を関西電力管内の非オール電化住宅で2人集合世帯とし、281のモデル世帯の電力需要を推計した。対象期間は2017年の冷暖房機器の稼働がない中間期である5月6日から7月2日と9月18日から10月19日の平日とした。

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[6]。家庭 CO2 統計の個票データについて行った最尤推定により、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。そこでスマートメータによる実測値には、対象世帯類型で集約した 30 分毎の電力消費量の平均と標準偏差から得られるガンマ分布を用いることとした。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 数值実験

3.1. 学習モデル

本研究では、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。決定係数は 0.997 であり、高い性能を示した。

3.2. 特徴重要度

ボトムアップ型モデルをアンサンブル学習し、SHAPにより算出した特徴重要度を図1に示す。

[†] Kazuki Nishizawa, Kazumasa Kishimoto, Hideaki Uchida, Yoshiyuki Shimoda, Yohei Yamaguchi, Osaka University

[‡] Kazuva Togawa, Kansai Electric Power

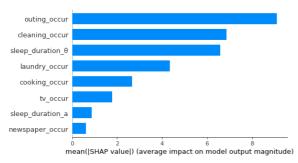


図1 各パラメータの特徴重要度

図1より、電力消費が発生しない睡眠と外出行為に係るパラメータの重要度が高い。また、洗濯機や掃除機、調理機器など電力消費量が大きい設備を使用する行為に係る重要度も高い。最適化の対象として適当な電力消費量に大きな影響を与える行為に係るパラメータの重要度が高くなった。特に上位6個の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。

3.3. 最適化

抽出した睡眠時間の中央値と、外出、掃除、洗濯、調理、テレビ視聴の時刻別行為実施確率のパラメータ較正により、推計値の誤差が約18%改善した。睡眠時間の中央値は8時間10分から80分減少し、6時間50分となった。時刻別行為実施確率について、外出は5.4倍、掃除は0.3倍、洗濯は0.1倍、調理は4.9倍、テレビ視聴は3.5倍になった。ただし、BAUケースにおいて掃除は朝に多く見られる。最適化による居住者行動の変化を図2に示す。ここで、最適化前を「BAU」ケース、最適化後を「BEST」ケースとする。

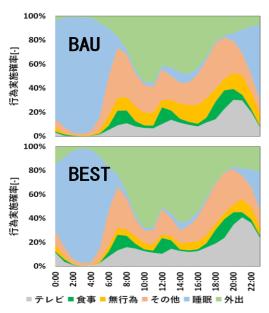


図2 最適化による居住者行動の変化

睡眠行為について、厚生労働省の国民健康・ 栄養調査によると、2017年における睡眠時間の 中央値は6時間から7時間である。社会生活基本 調査に基づき模擬された睡眠時間の中央値は8時間10分であったが、最適化によりデータの収集 方法に起因する実態との乖離は改善した。居住 者行動の実態は睡眠時間が短く、外出やテレビ 視聴をする人が多く、朝に掃除する人が少ない。 BESTケースのロードカーブを図3に示す。

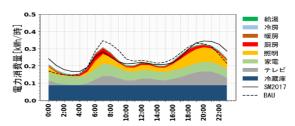


図3 最適化によるロードカーブの変化

本研究では、推計値に支配的なパラメータが非自明であるボトムアップ型モデルの較正を特徴重要度に基づく抽出とベイズ最適化により、効率的に行った。電力消費量の推計値と実測値の乖離は減少し、居住者行動は実態に近づいた。誤差の改善率が約18%にとどまったが、最適化のパラメータを生活行為に関するものに絞ったことによる。各行動に係る機器操作の確率や住宅の設備性能に関わるパラメータを対象に加えることを今後の課題とする。

謝辞

本研究は、(独)環境再生保全機構の環境研究総合推進費(JPMEERF20212005)により実施した。

参考文献

- [1]. 小宮山涼一: エネルギーモデルによるシナリオ 分析の動向, 電気学会論文誌 B, Vol.142, No.7, pp.323-326 (2022)
- [2]. Taniguchi A et al.: Evaluating Japan's national greenhouse gas reduction policy using a bottom-up residential end-use energy simulation model, Applied Energy, vol.279 (2020)
- [3]. Yamaguchi Y et al.: A stochastic model to predict occupants' activities at home for community-/urban-scale energy demand modelling, Journal of Building Performance Simulation, vol.10, pp.565-581 (2017)
- [4]. S.M. Lundberg, S.-I. Lee: A Unified Approach to Interpreting Model Predictions, 31st Conference on NIPS, pp.4765-4774 (2017)
- [5]. S.M. Lundberg et al.: Consistent Individualized Feature Attribution for Tree Ensembles, https://arxiv.org/pdf/1802.03888.pdf (2018)
- [6]. 西澤一輝ら:スマートメータデータを用いた逆 問題解析による住民行動分析とモデリング, 令和4年電気学会電力・エネルギー部門大会