

MF1 住宅エネルギー性能評価および DR 施策抽出の機械学習モデリング

Machine Learning Modeling for Housing Energy Performance Evaluation and Extraction of DR Strategies

指導教員 下田吉之教授・都市エネルギーシステム領域

28H21049 出戸克尚 (Katsuhisa DETO)

Abstract:

Smart houses are gaining attention as a housing energy system that can achieve a decarbonized society, but actual energy performance analysis has not progressed. Therefore, we will use data measured and visualized by HEMS, which measures and visualizes the energy consumption of equipment, to comprehensively evaluate the energy performance of smart houses. In addition, we will establish a model to estimate the energy management effect in order to effectively improve the energy performance of households. In this study, we will construct a data-driven energy consumption estimation model using Transformer Neural Network, utilizing data measured by HEMS and other tools. Then, by combining the feature importance analysis method, we will estimate the changes in the energy system when implementing energy-saving measures.

Keywords:

HEMS, Residential Energy Performance Evaluation, Transformer, Feature Importance, Demand Response

1. 背景と目的

近年家庭部門の温室効果ガス排出量削減として住宅のエネルギー管理システム（HEMS：Home Energy Management System）を用いたスマートハウスのエネルギー性能や HEMS を活用したデマンドレスポンス（DR；Demand Response）が期待される。Li ら¹⁾は、HEMS の電力データを用いて日本家庭の電力消費量の決定パラメータ解明、HEMS が ZEH に有効か検証する研究を行った。しかし、電力、ガスや熱量のデータを利用して CO2 排出による環境性能、一次エネルギー収支、経済収支を包括的に分析した研究は存在しない。また、Fernández ら²⁾は協調推薦による DR 提案を実施する研究を行なった。しかし、エネルギー実測データをベースに時系列考慮可能な住宅エネルギーシステム推計モデルを構築し、DR 施策を抽出する研究は存在しない。そこで本研究では、①スマートハウスのエネルギー性能を多角的に評価、②エネルギー実測データを元にした DR 施策抽出モデル構築、の2つを目的とする。

2. 3 電池住宅エネルギー性能評価

2. 1 エネルギー性能分析アプリケーション構築

本研究の対象となるスマートハウス 37 戸のエネルギー性能の比較・分析の簡易化を目的に図 1 の分析アプリケーションを開発した。

2. 2 エネルギー収支評価

図 1 のアプリケーションを用いて、対象住宅のエネルギー収支評価を行った結果は図 2 である。一次エネルギー収支では全体の約 37.8%が ZEH，約 62.1%が Nearly ZEH を達成した。ZEH 率が低い住宅の特徴として、ガス消費量（熱源機），その他電力消費の項目が大きい傾向にある。CO2 排出収支では、対象住宅全体の約 92%がカーボンニュートラルを達成した。住宅のカーボンニュートラルの達成に向けては、買電量が大きな住宅に対して PV 容量の増大などで PV 発電量の増加対策が特に重要である。経済収支では、買電量の低減、売電量の増大が必要であるため、経済収支の改善には夏期や冬期の空調需要が発生する時期の空調需要の低減や売電量の増加が有効であることが明らかになった。

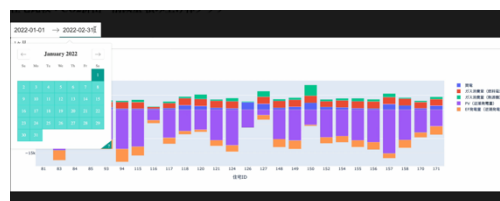


図 1 エネルギー性能分析アプリ

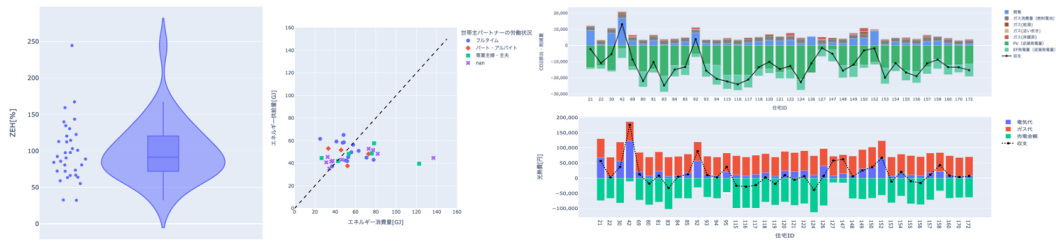


図2 住宅別エネルギー収支

(左図：年間 ZEH バイオリン図、中図：年間 ZEH と世帯主パートナーの関係、右上図：年間 CO2 収支、右下図：年間経済収支)

3. Transformer を用いた DR 施策抽出

(1) 未来予測モデル

図3のように自系列の時間軸方向の依存関係及び他系列との同タイムステップでの依存関係を学習可能な Transformer を用いた住宅エネルギー収支 15 項目の多目的変数の時系列予測モデルを構築した。1 時間粒度過去 1 週間の説明変数から未来 1 時間の目的変数の予測を行った。結果、目的変数の全項目において R2 が 0.99 を上回り、優れた性能となった。

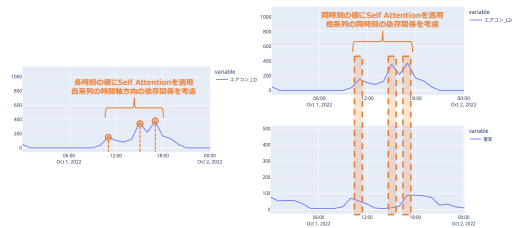


図3 自系列の他時間依存考慮と他系列の同時間依存考慮のイメージ

(2) 同日回帰モデルの DR 施策抽出

過去 24 時間の 1 時間粒度の説明変数から過去 1 日分の目的変数を回帰する Transformer モデルに対し、Integrated Gradients に基づく特徴量重要度分析を行った。目的変数「経済収支」に関する結果が図4で、経済収支と相対的に強い比例関係にあり、DR 施策候補として下記を抽出した。

1. 11 時台の風呂の湯消費量の削減
2. 22~23 時台の LD のエアコン利用を 18~23 時台に利用時間帯を分散
3. 17 時台の部屋 3 エアコン利用を 14~18 時台に利用時間帯を分散

続いて、学習済みモデルを用いて上記 2 の DR 施策実施シミュレーションを実施した。図2で年間経済収支が上位 20%、下位 20%に該当しない中間世帯 2023/1/21~2021/1/27 の 1 週間のデータセットを対象としたケースでは、DR 施策の改善結果は図5のようになり、多くの住宅で経済収支が 0~2%/日で改善する結果となった。以上より同日回帰モデルに特徴量重要度分析を行う省エネ施策抽出手法は有効であると確認できた。

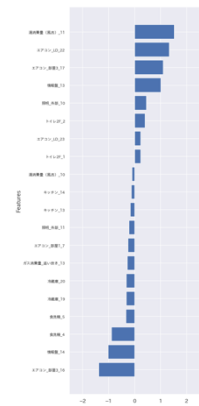


図4 目的変数「経済収支」の特徴量重要度

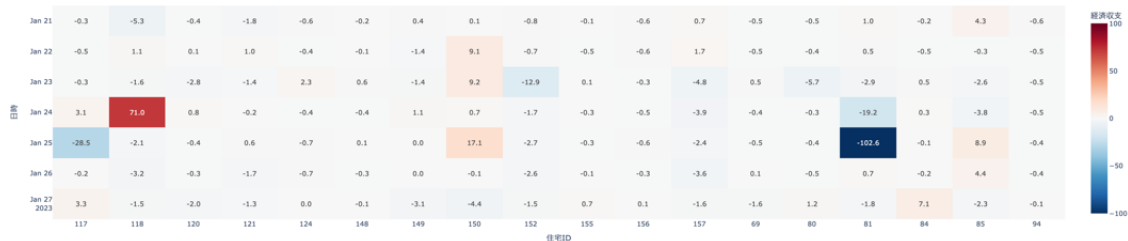


図5 22~23 時台の LD のエアコン利用時間帯分散 DR 実施による経済収支改善比率

参考文献

- 1) Y. Li; Techno-economic performance analysis of zero energy house applications with home energy management system in Japan, Energy and Buildings, Vol.14-4, pp.975, 2021
- 2) M. R. Fernández et al.; Using the Big Data generated by the Smart Home to improve energy efficiency management, Energy Efficiency, Vol.9, pp.249-260, 2016