

戸建住宅における電力需給予測手法の検討

藤本 卓也 原田 真宏
Takuya Fujimoto, Masahiro Harada

概 要

近年、太陽光発電の買取価格が下落しているため、太陽光発電の発電量を自家消費することで光熱費を抑制することができる。太陽光発電を自家消費する方法の一つとして、ヒートポンプ給湯機の稼働時間を太陽光発電の発電電力が得られる時間帯に移行する手法がある。実際に、ヒートポンプ給湯機の稼働時間の移行により、太陽光発電を自家消費するためには、住宅における電力需要と発電量を予測する必要がある。従来の電力需要の予測では、長期の実績データが必要となるが、新築の戸建住宅には過去の実績データが存在しない。そこで本研究では、機械学習を用い、予測対象とは異なる多数の既存住宅のデータを学習データとして使用することで、長期的な実績データを使用せずに電力需要を予測可能な予測モデルを検討した。さらに、検討した予測モデルの妥当性を確認するために、予測電力需要に基づくヒートポンプ給湯機の稼働時間移行による自家消費量の増加効果を推定した。その結果、長期的な実績データがない新築住宅でも、電力需要を予測できることを明らかにし、ヒートポンプ給湯機の稼働時間移行による自家消費電力の増加量への予測誤差の影響は最大6%であることを確認した。

Study of Electricity Demand Forecasting Method for Detached Houses

Abstract

In recent years, electricity generated by photovoltaics has been required for consumption in houses. One of the methods of self-consumption of electricity is shifting the operation time of heat pump water heaters. To self-consume electricity, it is necessary to forecast electricity demand and electricity generation. Forecasting electricity demand requires long-term historical data, but there is no data available in newly-built detached houses. In this paper, we developed an electricity demand forecast model without using long-term historical data. The prediction model was developed using machine learning, and the data of numerous existing houses different from the forecast target were used as learning data. Furthermore, in order to confirm the validity of the forecast model, the energy management potential based on the forecast electricity demand by heat pump water heaters was estimated. As a result, it was clarified that it is possible to forecast electricity demand even in houses where long-term historical data is not available. Also, the impact of forecast errors on self-consumption electricity by energy management was no more than 6%.

キーワード：太陽光発電，電力需要予測，機械学習，
エネルギーマネジメント，ヒートポンプ給湯機

1. はじめに

我が国の第6次エネルギー基本計画（2021年10月閣議決定）において、再生可能エネルギーは2030年における電源構成の36～38%を占め、主力電源として位置付けられている。一方、再生可能エネルギーの一つである太陽光発電（以下、PV）の導入促進策として固定価格買取制度（FIT: Feed in Tariff）があるが、近年買取価格が低下しており、特に戸建住宅ではPVの発電量を売電するのではなく、住宅内で自家消費することで光熱費を抑制可能である。

PVの発電量を自家消費するために、蓄電池の導入やヒートポンプ給湯機（以下、CO2HP）などの時間依存性の低い設備の稼働時間を余剰電力発生時間帯に移行することが検討されている¹⁾。

CO2HPの稼働時間を昼間に移行する場合、CO2HPの消費電力に対し余剰電力が小さいと、購入電力が発生する可能性がある。一般的に昼間の電力単価は深夜の電力単価よりも高いため、CO2HPの稼働時間の変更により購入電力が発生すると、居住者に不利益を与える恐れがある。したがって、CO2HPの稼働時間を決定する前日の夜までに、翌日の昼間の余剰電力を正確に予測することが求められる。

余剰電力は発電量と電力需要の差で算出することが可能であるため、各住宅における発電量および電力需要を予測する必要がある。発電量は日射量等の気象条件に依存するため、気象モデル等から予測が可能である。一方、電力需要予測については、これまで電力系統全体や事務所・工場などを対象に、統計モデルや機械学習を用いた手法が提案されている。柴田ら²⁾は、中部電力管内を対象に、過去6年間の電力需要実績データを学習データとし、ニューラルネットワークを用いた予測を試みている。また川上ら³⁾は、戸建住宅を対象に過去1年間以上の電力需要実績データを用い、電力需要の予測を試みている。

上記の様に、既存の予測手法では予測対象の過去1年以上の実績データが必要である。しかし、新築戸建住宅といった長期間の電力需要実績が取得できない住宅では、従来の予測モデルの構築手法を適用することは困難である。

このような背景から本報では、長期間の電力需要実績が得られない住宅に適用可能な、汎用的な電力需要予測モデルを構築することを目的とする。

2. 電力需要予測手法の概要と利用データ

2.1 電力需要予測手法の概要

図1に電力需要予測モデルの構築手法の概要を示す。予測モデルの構築には、機械学習を用いる。本報では、1年以上の長期間の電力需要実績データが得られない住宅を対象とするため、予測の対象とする住宅（「予測対象住宅」）と機械学習の学習データに用いる住宅（「既存住宅」）を分離し、「既存住宅」の電力需要実績データのみで学習を行い、予測モデルを構築する。構築した予測モデルに、「予測対象住宅」の直近の電力需要実績を含むデータの特徴量として与えることで、翌日の電力需要を予測するものとした。

表1に電力需要予測に利用する特徴量を示す。予測の時間間隔は1時間間隔とし、表1に示す特徴量から1時間ごとに電力需要を予測する。まず「予測対象住宅」の1週間以内の電力需要実績データは取得可能と仮定し、予測対象となる電力需要と相関が高いと想定される24時間前（前日同時刻）と168時間前（1週間前同時刻）の電力需要実績データの特徴量として採用した。次に気象条件として、予測対象時刻の天気・外気温、予測対象日の日平均気温・日最高気温・日最低気温を採用した。天気については晴・曇・雨の3つのダミー変数を作成し、該当する場合を“1”，非該当の場合を“0”とする。また、曜日・時刻についても同様に「日～土・祝日」、「0～23時」のダミー変数を作成し、該当する場合を“1”，非該当の場合を“0”とする。なお、実運用では天気・外気温の予報値を用いることとなるが、本報では気象予報の精度が電力需要予測に与える影響を排除するため、各住宅の近傍の気象庁観測データを用いた。

予測モデルの構築には、Microsoft社が提供する機械学習ツール「Azure Machine Learning Studio」を利用した。機械学習のアルゴリズムは、勾配ブースティング決定木回帰を用い、各パラメータはデフォルトのままとした。

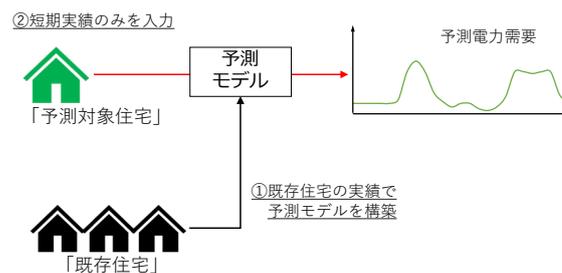


図1 電力需要予測モデルの構築手法の概要

表 1 予測モデルに利用する特徴量

種別	特徴量
電力需要実績	24 時間前実績[kWh] 168 時間前実績[kWh]
外気温	時刻別外気温[°C] 日平均外気温[°C] 日最高気温[°C] 日最低気温[°C]
天気	晴・曇・雨の 3 区分 (いずれかが 1 の値を持つ)
曜日	日～土, 祝日の 8 区分 (いずれかが 1 の値を持つ)
時刻	0～23 時の 24 区分 (いずれかが 1 の値を持つ)

2.2 利用データの概要

表 2 に「予測対象住宅」と「既存住宅」の概要を示す。本報では、「予測対象住宅」として、大阪府に建設された 5 戸の戸建住宅の電力需要データを採用した。一方、学習データとして利用する「既存住宅」には、三重県に建設された 62 戸の戸建住宅および国立研究開発法人科学技術振興機構 低炭素社会戦略センター (JST-LCS) が「家庭の電力使用量見える化実験」⁴⁾において取得したデータのうち対象期間においてデータ取得率が 90%以上の戸建住宅 (88 戸) の電力需要実績データを用いた。表 2 に示すように「予測対象住宅」と「既存住宅」は建設場所・世帯・対象期間が異なるため、「予測対象住宅」は「既存住宅」とは独立した住宅であるといえる。なお、「予測対象住宅」は全て電化住宅であるが、後述する CO2HP 制御の移行対象である深夜時間帯 (23～7 時) に発生する CO2HP の電力需要を除いた電力需要のみを予測対象とした。

図 2 に、学習データとして利用する「既存住宅」の年間電力需要の頻度分布を示す。JST-LCS のデータについては、2014 年度および 2015 年度それぞれで集計し、各々を 1 戸として計数した。学習データには、年間電力需要量が 1,000～15,000kWh/年と様々な住宅が含まれており、特に 3,000～6,000kWh/年の電力需要を持つ住宅が多い。

図 3 に、「予測対象住宅」(H-1～H-5) の年間電力需要・発電量を示す。正の値は電力需要を、負の値は PV による発電量を示す。CO2HP の電力需要は移行対象となる深夜時間帯 (23:00～7:00) に発生する電力需要のみを分離した。年間電力需要は 4,007～6,321 kWh/年であり、そのうち移行可能な

CO2HP の電力需要が 15～24%を占める。太陽光発電による発電量は平均 6,325 kWh/年であり、住宅間の差異は小さい。

表 2 利用データの概要

	予測対象住宅	既存住宅	既存住宅 (JST-LCS)
建設場所	大阪府	三重県	主に東京都
収集対象	戸建住宅 5 戸	戸建住宅 62 戸	戸建住宅 88 戸
対象期間	2016/4～ 2017/3	2017/4 ～2018/3	2014/4 ～2016/3
収集間隔	1 時間 単位	1 時間 単位	1 分単位 (1 時間単位に加工)
熱源	電化のみ	電化/ガス 併給混在	ガス併給のみ

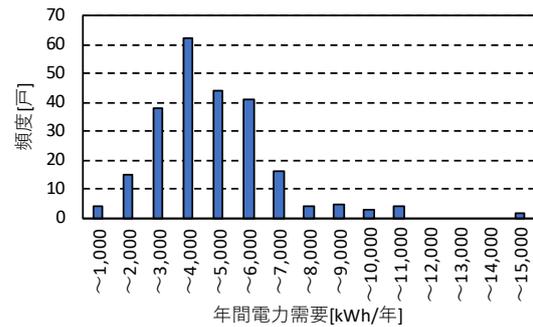


図 2 学習データの年間電力需要頻度分布

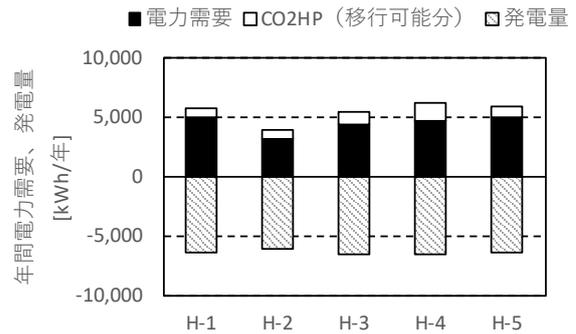


図 3 予測対象住宅の年間電力需要・発電量

3. 予測結果の評価

図 4 に予測結果の平均絶対誤差 (MAE), 二乗平均平方根誤差 (RMSE), 決定係数 (R²) を, 図 5 に各住宅の実績値と予測値の相関を, 図 6 に冬期代表日の時系列推移を示す。図 4 および図 5 より決定係数 (R²=0.71～0.80) や平均誤差 (RMSE=0.25

～0.37kW)は、対象住宅によって大きな差異がないことを確認した。また図6より電力需要実績に対して、予測値が追従しているため、構築した予測モデルにより、電力需要を概ね予測可能であることを確認した。特に、主に余剰電力が発生する昼間においては、概ね一致した結果となった。一方、ピーク電力需要に対しては、実績値よりも予測値が小さく推計される傾向であった。

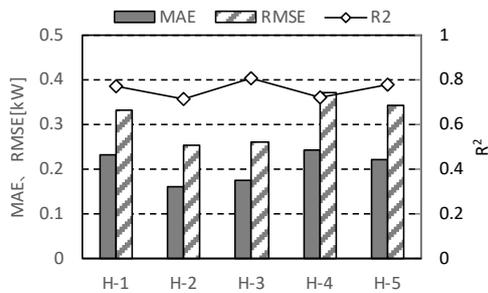


図4 予測結果の精度評価

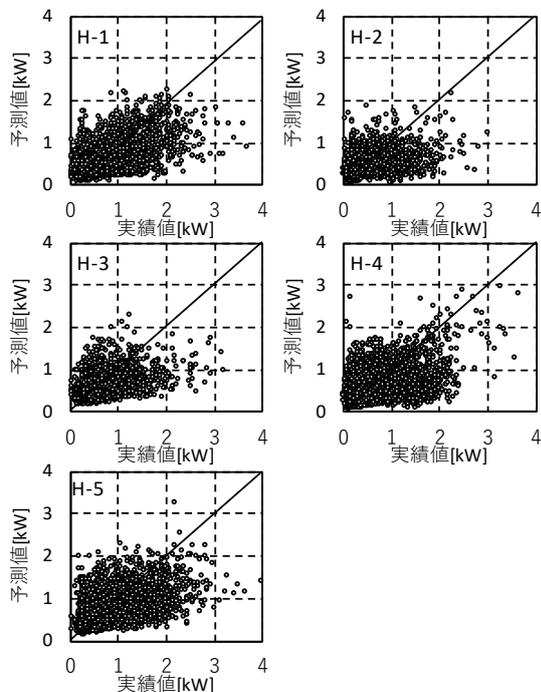


図5 実績値と予測値の相関

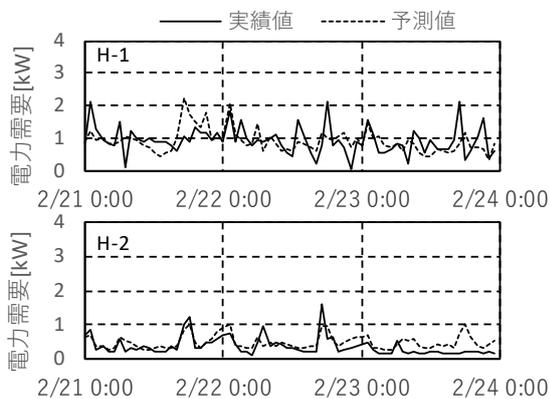


図6 (1) 時系列推移

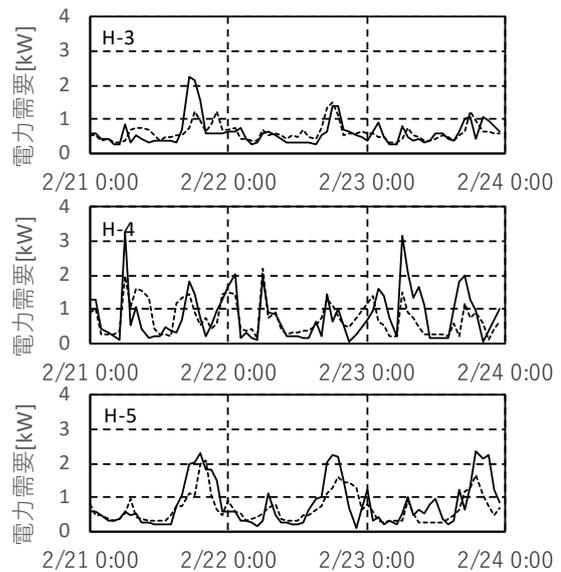


図6 (2) 時系列推移

4. 妥当性評価

4.1 評価方法

予測モデルの妥当性評価として、予測した電力需要を用いて、CO₂HPの運転時間移行制御を行った場合の自家消費量・購入電力量に及ぼす影響を評価する。具体的には、予測した電力需要に対し、PVの自家消費量が最大となるように1日ごとにCO₂HPの移行時間を決定する。ただし、CO₂HPの移行により、昼間購入電力量(7:00～23:00)が増加しないことを制約条件とした。次に、当該住宅の電力需要実績に、稼働時間を移行したCO₂HPの電力需要を加算した合計電力需要から自家消費量および昼間購入電力量を算出する。また比較のため、電力需要実績に対して、CO₂HPの稼働時間を移行した場合を「最適」ケースとして算出した。なお、CO₂HPの電力需要および発電量は各住宅の実績値を用いる。

4.2 評価結果

図7に、住宅H-1の代表日のCO₂HP移行結果を示す。2/21(晴, 平均気温4.4℃)は余剰電力が大量に発生するため、昼間にCO₂HPを移行し、自家消費量が増加した。

2/23(雨, 10.3℃)は余剰電力が小さいため、昼間に移行せず、深夜にCO₂HPが稼働した。一方、2/22(曇, 5.5℃)のように、「最適」ケースでは夜間に稼働するが、「予測」ケースにおいては昼間に移行するなど、CO₂HPの稼働時間が異なる場合がある。これは図6に示すように実績値よりも電力

需要が小さく予測されたためであり、2/22 の場合 CO2HP の移行により昼間購入電力量が発生した。

図 8 に自家消費量、図 9 に昼間購入電力量の推計結果を示す。CO2HP の稼働時間変更により、自家消費電力量を増加させることが可能であった。また、「予測」ケースでは、「最適」ケースよりも自家消費量が減少したが、その差異は最大で 45kWh/年（「最適」ケースでの自家消費増加量の 6%）と小さい結果であった。一方、昼間購入電力量は、「最適」ケースでは「制御なし」ケースに一致するが、「予測」ケースでは、昼間購入電力量が増加した。ただしその差異は最大で 13kWh/年と小さい結果であった。

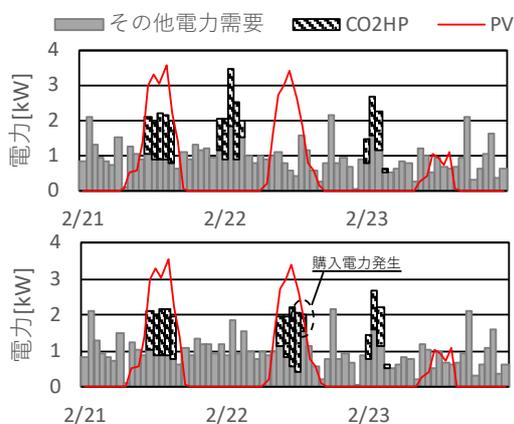


図 7 CO2HP 移行結果
(上：最適ケース，下：予測ケース)

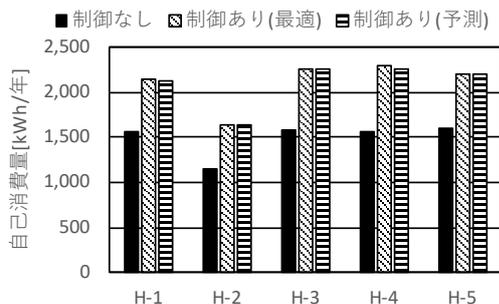


図 8 自家消費量の推計結果

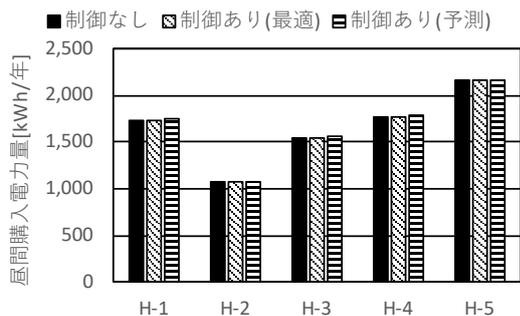


図 9 昼間購入電力量の推計結果

5. まとめ

本報では、長期間の電力需要実績データが得られない新築戸建住宅などに対し、汎用的な電力需要予測モデルの構築を目的とし、予測対象とは異なる既存住宅の実績データのみを用いて、電力需要予測モデルの構築を行った。その結果、概ね実績値の時系列推移と一致する予測結果を得ることができた。また、妥当性評価として CO2HP の運転時間移行制御効果の推計を行った。その結果、電力需要を既知とした場合と比較し、自家消費量の増加効果の差が最大 6%であり、概ね同等の効果が得られることを確認した。

本報では、電力需要の予測モデルの妥当性評価のため、太陽光発電量は既知の値を用いたが、実運用においては、太陽光発電の予測精度も含めて検討していく必要がある。

謝辞

本報では、電力需要予測の学習データとして、JST-LCS が「家庭の電力使用量見える化実験」にて収集したデータを、JST-LCS との共同研究に基づき提供頂いた。末尾ながらここに謝意を表す。

参考文献

- 1) 柴田智文, 大谷公哉, 寄田保夫, 川上恭章, 永富悠, 松尾雄司: 卒 FIT の住宅用太陽光発電の活用方策に関するユースケース分析-ヒートポンプ給湯機を用いた PV 自家消費の有用性-, 電力中央研究所報告, C19001, 2019
- 2) 柴田智文, 大谷公哉, 寄田保夫, 川上恭章, 永富悠, 松尾雄司: 人工ニューラルネットワークによる電力需要予測の影響要因評価-学習条件による影響-, エネルギー・資源, 40-5, pp.144-153, 2019
- 3) 川上隆士, 納富昭光, 飯島雅人, 長村貞治, 守谷一希, 太田勇: 戸建住宅における太陽光発電電力自家消費制御手法の研究, 太陽/風力エネルギー講演論文集, pp.297-300, 2018
- 4) 国立研究開発法人科学技術振興機構 低炭素社会戦略センター: 民生家庭部門の省エネルギー促進からの低炭素社会実現 (Vol.2), 低炭素社会実現に向けた政策立案のための提案書, LCS-FY2015-PP-11, 2015

執筆者紹介

ひとこと

機械学習を用い、新築戸建住宅に対し、汎用的な電力需要の予測手法を検討した。カーボンニュートラルの実現のため、エネルギーの有効活用に向けた技術開発・実装を進めていく。



藤本 卓也
博士 (工学)