

需給予測を用いたエネルギー自立型システムの構築 長・短期記憶(LSTM)を用いた電力需要予測結果の 評価およびケーススタディ※

高橋利知・松浪佑宜

柴田克彦・川上理亮

高原^{*1}・宮田翔平^{*2}・赤司泰義^{*2}

Development of a grid independent energy system using energy supply and demand prediction Evaluation of power demand prediction results and case studies applying Long Short-Term Memory (LSTM)

Masanori Takahashi・Yuki Matsunami
Katsuhiko Shibata・Yoshiaki Kawakami
Yuan Gao^{*1}・Shohei Miyata^{*2}・Yasunori Akashi^{*2}

建物を送配電網からの電力に依存せずに運用するためのシステム構築を目指す本研究において、建物の電力需要を予測する手法を確立することが課題の一つである。本報では、予測モデルに長・短期記憶（LSTM, Long Short-Term Memory）を用い、電力需要を予測するケーススタディを通して精度等の評価を実施した。その結果、説明変数として日時、外気温度、施設の稼働日といった比較的少ない情報でも電力需要が予測可能であることが示された。また、施設運用の変化を反映する説明変数として外調機の運用パラメータを用いることで、予測精度が向上することが示された。

1. はじめに

本研究では、送配電網からの電力に依存せず、再生可能エネルギーで自給自足できるエネルギーマネジメントシステム（EMS）の構築を目指している。その中で、建物内のエネルギー需要及び発電量の予測結果に基づき、様々な目的関数や制約条件に対し最適にシステムを制御する手段として、モデル予測制御（MPC）を採用した¹⁾。高砂イノベーションセンター報 No.36【イノベーションセンター特集】第6報²⁾では、研究対象とする高砂熱学イノベーションセンター（TIC）の熱源・空調システムの運用課題に対する対策として2つのMPCを定式化し、エネルギーシミュレーションにより検証した結果について述べた。

本報では、比較的少ないパラメータで1週間先までの建物内のエネルギー需要を予測する深層学習モデルを構築し、予測結果の評価および予測精度の向上に向けたケーススタディを実施した。

※本論文は、2023年度空調和・衛生工学会大会講演論文を加筆修正したものである。

^{*1}九州大学 カーボンニュートラル・エネルギー国際研究所 エネルギーシステムデザイン研究センター

^{*2}東京大学大学院 工学系研究科 建築学専攻

2. 評価対象建物

前述したとおり、本研究では TIC（2020 年 1 月竣工）を対象建物とした³⁾。TIC はオフィス棟・ラボ棟・設備展示棟から構成されている。TIC の配棟図を図 1 に示す。本報告では、オフィス棟のみを対象に電力需要予測を実施した。学習には 2020 年 8 月～2021 年 12 月の計測値を用いた。TIC では計測値を 1 分毎で集計しているが、本研究で開発中のエネルギーマネジメントシステムの時間粒度に合わせて、消費電力の 10 分あたりの平均値を学習対象として使用した。

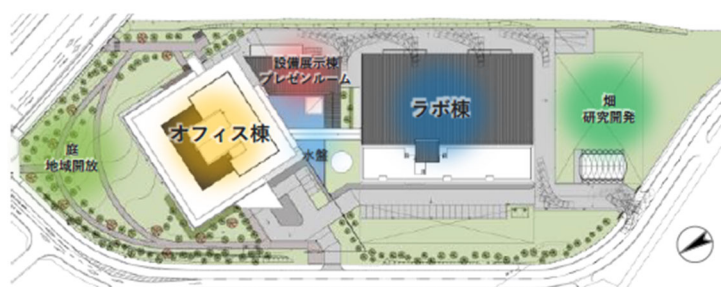


図 1 TIC の配棟図

3. 深層学習モデルの概要・評価方法

3.1 モデル概要

本研究で構築したモデルの概念図を図 2 に示す。一般的なニューラルネットワークと同様に、入力層・中間層・出力層から構成されており、予測したい期間の日時・外気条件・建物の運用条件などを入力層に与えることでその期間の消費電力の時系列予測が出力されるモデルを構築した。モデルにはリカレントニューラルネットワーク（RNN）の一種で長期間の時系列予測が可能な LSTM を採用した。RNN は直前の出力値を次ステップの入力値の一部とする再帰構造を持つことで時系列データの学習・予測が可能なニューラルネットワークで、時系列データの予測に広く用いられている。学習時には、入力データと消費電力がセットのデータを学習用と評価用でそれぞれ用意し、評価用の入力データを用いて予測した結果と実測値の誤差の総和が最小となるように学習させた。

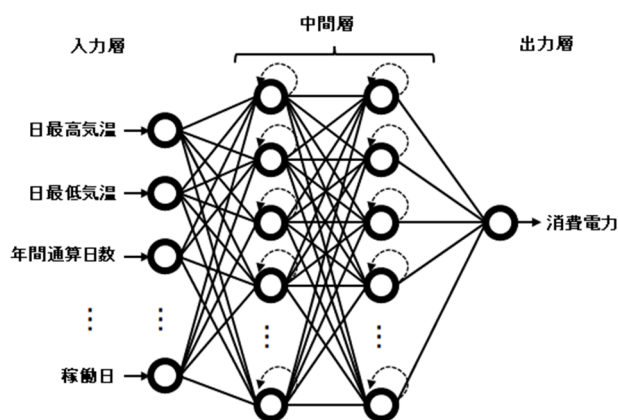


図 2 構築したモデルの概念図

3.2 学習および評価方法

学習用、評価用、予測用のデータにはそれぞれ、2020 年 8 月～2021 年 7 月、2021 年 12 月 1 日～7 日の 1 週間、2021 年 12 月 10 日～30 日の 3 週間のデータを用いた。予測用データの期間（以下、予測期間）における消費電力の平均値は 23.1 kW、最大値は 106.2 kW であった。実運用では気象予報等の誤差を含むデータを入力データとすることが想定されるが、本報告では、モデルの評価および予測の際の入力データに実測値を用いた。また、各ケーススタディにおいて、予測期間の予測結果について誤差評価を行った。評価指標には、平均絶対誤差 MAE（Mean Absolute Error）および平均絶対パーセント誤差 MAPE（Mean Absolute Percent Error）を用いた。それぞれの導出式を式(1), (2)に示す。MAPE は絶対誤差を実測値で除しているため、実測値に対して過大な予測をすると数値が大きくなる評価指標である。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |y_t - \hat{y}_t| \quad (1)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t} \times 100 \quad (2)$$

($\hat{y}_t$: 時刻 t の電力需要の予測値、 y_t : 時刻 t の電力需要の実測値、 n : 予測期間のデータ数)

4. 評価結果とケーススタディ

4.1 入力データが外気条件と建物の運用条件のみの場合

学習および予測の際に入力層に与えた 8 個の入力データを表 1 に示す。年間通算日数は、1 月 1 日を 1 として起算した整数値である。曜日は月曜日を 0 とする 0～6 の整数値とした。外気条件に関するデータには、TIC の屋上で測定された外気温度データ（測定精度 $\pm 0.3^\circ\text{C}$ ）から算出した一日の最低気温および最高気温を選択した。これらは、気象予報として最長 1 週間先まで取得可能な数値であり、実運用において最長 1 週間の予測をすることを考慮して採用した。稼働日は、非稼働日の定義を土日・祝日・長期休暇の取得推奨日とし、稼働日を 1、非稼働日を 0 として与えた。

表 1 入力データ

日時	年間通算日数
	月 曜日 (0～6) 時間 [hour] 分 [min]
外気条件	日最低気温 [$^\circ\text{C}$]
	日最高気温 [$^\circ\text{C}$]
運用条件	稼働日 (0 or 1)

予測期間のうち、2021 年 12 月 10 日～16 日の予測結果を図 3 に示す。また、予測期間の誤差評価を表 2 に示す。予測結果の概形からは、日中の電力需要を過大に予測しているが、電力需要の変動傾向をおおむね予測できている様子がみられた。入力データが外気条件および建物の運用条件のみでも、電力需要の傾向を予測可能であることが示唆された。一方で、予測誤差は MAE が 7.78 kW と、予測期間の平均値 23.1 kW に対して 33.7%となっており、MAPE も 50.3%と誤差が大きい結果となった。稼働日（2021 年 12 月 10 日, 13 日～16 日）の実測値と予測値を比較すると、早朝に山なりの電力需要を予測している。また、電力需要の立ち上がりや立ち下がりのタイミングが実測値とずれている様子が散見された。これらが、誤差評価値が大きく算出された原因と考える。

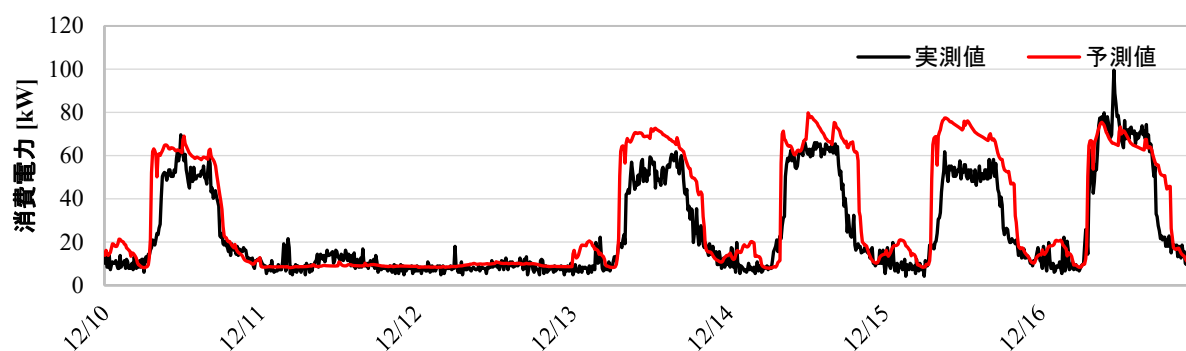


図3 2021年12月10日～16日の電力需要の予測結果

表2 予測結果の誤差評価

		予測誤差
MAE	[kW]	7.78
MAPE	[%]	50.3

学習期間と予測期間の特徴の違いを分析するために、2020年と2021年の12月における稼働日の電力需要の時刻別平均値を図4に示す。予測期間における稼働日の電力需要についても同様に図4に示した。学習用データに用いた2020年では、予測結果で見られたような早朝の山なりの電力需要があったことがわかる。また、2021年と比べて日中の電力需要が約10～20kWほど高く、電力需要の立ち上がり時刻が早く、立ち下がり時刻が遅い様子がみられた。したがって、学習用データに用いた2020年12月の電力需要の変動が予測結果に大きく影響し、予測誤差の原因となったと考えられる。また、図中の2020年の消費電力と予測値の傾向が酷似していることから学習用データの影響が大きいことがわかる。学習用データの期間に依存しない予測をするためには、学習用データ期間と予測期間での施設運用の変化を反映でき、電力需要の変動に連動するような入力データの追加が必要と考える。

次に、2021年12月27日～29日の予測結果を図5に示す。これらの日は予測の際に非稼働日と指定したが、稼働日の日中と同程度の電力需要を予測した。これは、学習用データで非稼働日と定義した日の中に稼働日と同程度の電力需要が生じた日が存在したためであり、実際の電力需要に合わせて稼働日と修正することで解消されることがわかっている（図5中の青線）。土日・祝日に勤務者がいたことや長期休暇の取得推奨日と勤務者の休暇取得日にズレがあったことが原因と考えられる。学習用データ中の稼働日を定義する方法や、実運用において予測期間の稼働日を取得する方法に検討が必要と考える。

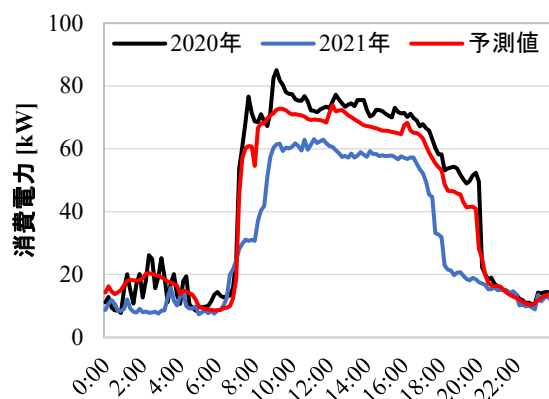


図4 電力需要の変動の比較

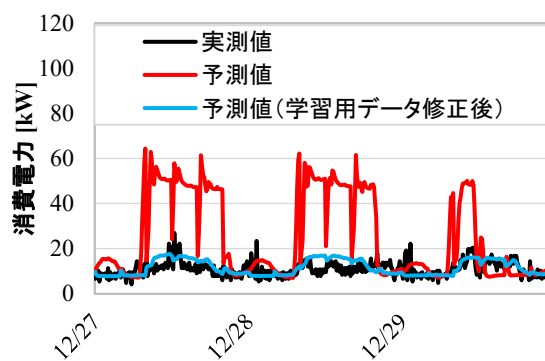


図5 非稼働日の予測結果

4.2 入力データに外調機の給気風量を追加した場合

4.1 の検討で、2021 年よりも 2020 年の電力需要が大きかったことがわかった。その原因として、2020 年に新型コロナウイルスの感染対策による換気回数の増加で熱需要や電力需要が大きかったことや、運用開始から 2 年目の 2021 年で施設運用の省エネ対策が進んだことが考えられる。学習期間と予測期間の電力需要の違いを比較するために、2020 年と 2021 年における 12 月の消費電力量の内訳を図 6 に示す。明らかに 2020 年の電力需要が大きく、外調機・熱源において顕著に差が表れている。したがって、外調機または熱源設備の運転パラメータを入力データとすることで施設運用の変化を考慮できると考えられる。一方で、TIC では空冷チラーのほかに地下水熱や木質バイオマスガス化発電機（ラボ棟に設置）の排熱を組み合わせ利用している。そのため、熱源設備のパラメータをオフィス棟の入力データとして利用するのは困難と考え、外調機の運転パラメータを入力データとして検討した。2020 年と 2021 年の 12 月の稼働日における外調機の給気風量の時刻別平均値を図 7 に示す。2021 年 12 月と比べて日中の給気風量が約 1,000 m³/h ほど大きく、給気風量の変化から外調機の起動時刻が早く、停止時刻が遅い様子がみられた。これらは、図 3 に示した電力需要の比較の傾向と類似していることから、学習用データ期間と予測期間での施設運用の変化を反映できる入力データとして期待できる。以上から、4.1 で示した 8 個のデータに外調機の給気風量の実測値を追加した 9 個の入力データとして再学習させた。

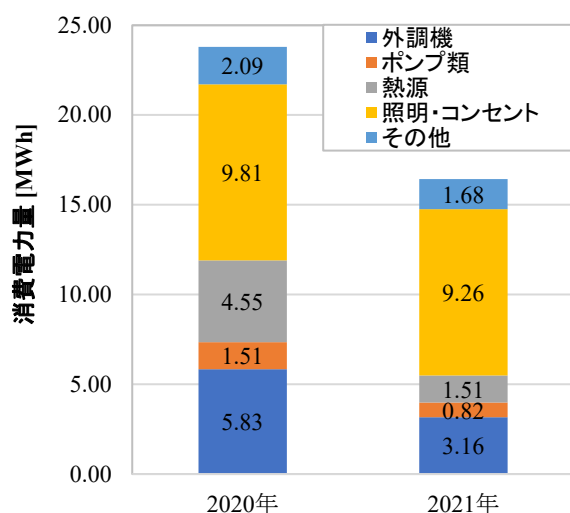


図 6 12 月の消費電力量の内訳

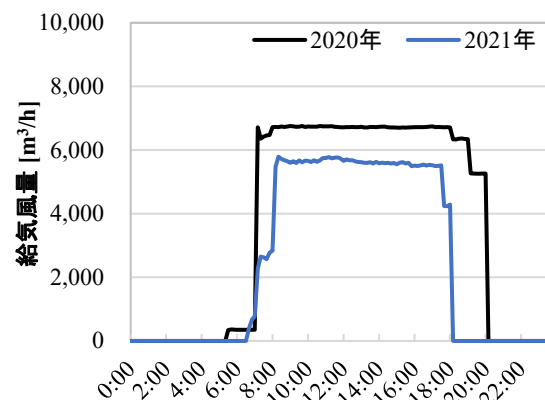


図 7 給気風量の変動の比較

再学習後の 2021 年 12 月 10 日～16 日の予測結果を図 8 に示す。予測の際には、入力データに外調機の給気風量の実測値を与えた場合（実測風量）と、実運用を想定して給気風量の設定値を与えた場合（設定風量）の 2 通りを実施した。また、予測期間の誤差評価を表 3 に示す。いずれの結果においても、入力データを追加する前と比較して電力需要の立ち上がりや立ち下りのタイミングのずれが小さくなり、それに伴って MAE および MAPE も小さくなった。したがって、TIC における運用の変化を反映する入力データとして、外調機の給気風量が有効であることが示された。また、実測風量と設定風量の場合で予測結果および誤差評価値にほとんど差がないことから、実運用においても外調機の給気風量の設定値から予測が可能であることが示された。

表 3 入力データを追加後の予測結果の誤差評価

		実測風量の場合	設定風量の場合
MAE	[kW]	5.03	5.04
MAPE	[%]	27.7	27.8

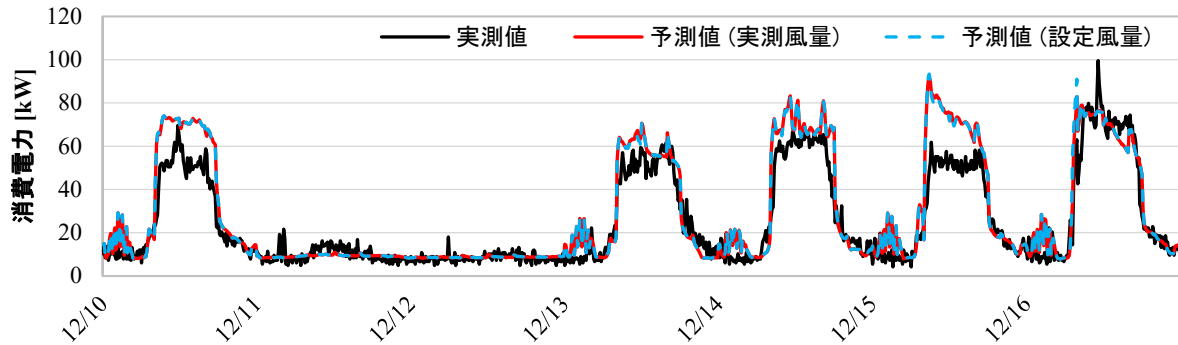


図 8 入力データを追加後の 2021 年 12 月 10 日～16 日の電力需要の予測結果

一方で、稼働日の早朝に見られた山なりの電力需要の予測や日中の電力需要の過大な予測については、入力データの追加による改善が見られなかった。これは、上述の電力需要の変動に対する外調機の寄与が小さいまたは寄与していないためであると考えられる。さらなる精度向上を目指すためには、これらの電力需要の変動に大きく寄与する機器等の運転パラメータを入力データとして追加する必要があると考える。

5. まとめ

本報告では、構築した深層学習モデルを用いて電力需要予測結果の評価およびケーススタディを行った。

- 1) 外気条件および建物の運用条件のみを特徴量とした場合でも、電力需要の傾向を予測可能であることが示唆された。一方で、学習用データに用いた電力需要の特徴が予測結果に大きく影響し、予測誤差の原因となった。
- 2) 空調機器の運転パラメータとして外調機の給気風量を入力データに追加することで、電力需要の立ち上がりや立ち下がりタイミングのずれが小さくなり、予測精度が向上したことを示した。一方で、外調機の給気風量だけでは運用の変化を完全に反映できなかったため、さらなる調査が必要と考える。

文 献

- 1) MATSUNAMI Yuki, GAO Yuan, MIYATA Shohei, AKASHI Yasunori, SHIBATA Katsuhiko, KATAYAMA Kenichiro, HIRAHARA Yoshihiro: Development of a grid independent energy system using energy supply and demand prediction (Part 1) Concept and problem identification from operational data, “空気調和・衛生工学会大会学術講演論文集(福島)”, IS-8(2021)
- 2) MATSUNAMI Yuki, GAO Yuan, MIYATA Shohei, AKASHI Yasunori, SHIBATA Katsuhiko, KAWAKAMI Yoshiaki: Development of a grid independent energy system using energy supply and demand prediction (Part 3) Designing Model Predictive Control by Energy Simulation, “高砂イノベーションセンター報”, No.36, p38-45(2022)
- 3) 武藤友香, 羽鳥大輔, 高西茂彰, 平原美博, 清水昭浩, 木村健太郎, 牧野内絵理, 粕谷文: エネルギー自立型サス

ABSTRACT

The establishment of energy demand prediction methods, is one of the issues in our research in which we aim to develop an energy self-sufficient system for buildings. In this paper, we applied long-short-term memory (LSTM) to power demand forecasting and evaluated results by conducting case studies. The results showed that it is possible to predict power demand using features of date, outside temperature and building operation. In addition, it was shown that the prediction accuracy would improve by adding the Roof top unit operation as a feature.
