

短期間データによる 電力需要予測技術の研究

■ 佐藤 祥輝
Yoshiki Sato

■ 中山 匡
Tadashi Nakayama

■ 瀧 彩七
Ayana Taki

近年、太陽光発電や蓄電池など小規模エネルギーリソースの普及とともに、エネルギー運用の効率化が進んでいる。これらの取り組みは環境負荷の低減に貢献できるだけでなく、ピーク電力抑制により契約電力の契約容量を下げることで、直接的なメリットを需要家にもたらすことができる。しかし、需要家側では瞬間的に電力量が大きく変動した場合の制御が難しいため、あらかじめ一日の受電電力を予測し、それにしたがって計画的に制御を行うことが望ましい。東光高岳では蓄積している受電電力量の実績値をもとに分析・予測・評価を行っており、今回スーパーマーケットとオフィスビルの実データをお借りした検証試験において、状態空間モデルを用いることで、短期間のデータから電力需要の傾向を予測できた。本稿では、その取り組みについて紹介する。

1 はじめに

電力・ガス・水道などのさまざまなインフラ需要を予測し、それに応じた計画を立案することで、より効率的なエネルギー資源の活用が期待できる。しかし、新たにデータ収集を開始した直後や、災害などによる社会情勢の変化にともなう需要動向の急変など、さまざまな理由により利用できるデータが少ない状況が存在する。そのため、短期間のデータであっても予測可能であることが望ましい。予測にあたっては、従来から用いられているBox-Jenkins法^{注1)}などの分析手法だけでなくAIを活用した手法などが提案されており、予測コンテストも開催されるなど研究開発が進んでいる⁽¹⁾⁽²⁾。本稿では、短期間の時系列データによる受電電力量の予測に取り組む。受電電力量の分析を実施したのち、状態空間モデルで電力需要予測を行い、その結果と評価について述べる。

2 受電電力量の分析

予測に使用する受電電力量の特徴を把握するため、受電電力量の分析を行った。

2.1 予測対象の選定

東光高岳ではエネルギーの見える化・コンサルティングサービスを実施しており、そのなかでもスーパーマーケット（以下、スーパー）とオフィスビル（以下、ビル）を対象とした実績が多い。そこで我々は予測対象として、関東圏内のスーパーとビルを合わせて十数件を選定した。

2.2 受電電力量の見える化

2019年のスーパーとビルの受電電力量（抜粋）を図1に示す。スーパーでは毎日周期的な受電電力量となっている。一方ビルでは各曜日によって受電電力量が異なり、

かつ夜間の受電電力量が低いという特徴がある。今回、スーパーでは一日の周期、ビルでは平日のみの曜日と日中の時間帯を周期性として予測に活用することとした。

受電電力量と気温の散布図を図2に示す。スーパーとビルで異なる関係性をもつことがわかる。この特性を利

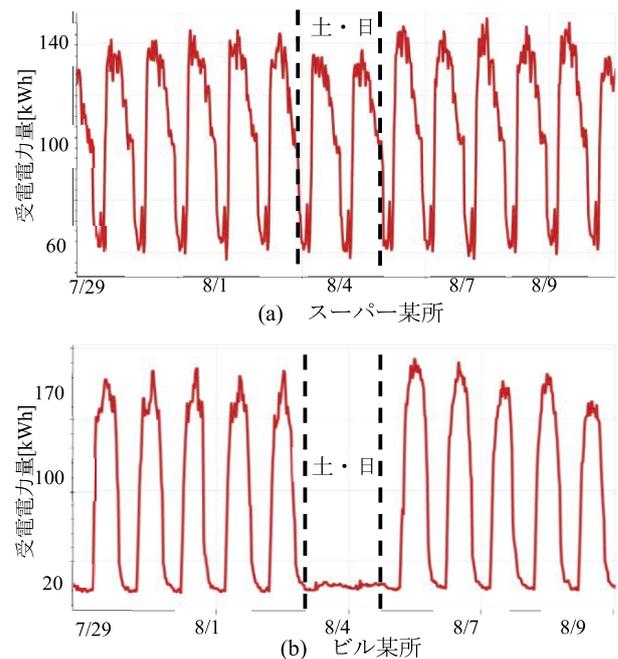


図1 受電電力量 抜粋 (2019年)

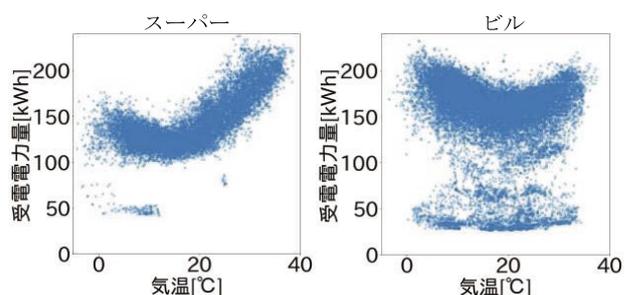


図2 受電電力量と気温の散布図

用して予測をすることで、予測精度の向上が期待できる。

3 電力需要予測の実施

3.1 モデル構築

さまざまな利用ケースにあわせてカスタマイズがしやすいモデルとして、物理学や統計学で用いられる手法から状態空間モデルを選定した。さらに、2章で検討した周期性と気温を組み込み、24時間先まで予測できる形でモデルを構築した。学習期間は、状態空間モデルで複数モデルを構築して予測を実施し、それらの予測結果から精度が良好となる期間を選定した。状態空間モデルの学習期間を表1に示す。

表1 状態空間モデルの学習期間

対象	学習期間
スーパー	直近1週間
ビル	直近3週間

3.2 精度指標

本稿ではスケールの異なる拠点間でも予測精度を比較できるようにするため、精度指標としてMAPE (Mean Absolute Percentage Error) を用いた。

4 予測結果の評価

評価にあたって妥当性を確認するため、参考として1年間のデータで学習させた機械学習 (XGBoost^{注2)} による予測結果と比較を行った。受電電力量と各予測モデルの予測結果 (抜粋) を図3に示す。今回構築したモデルは全体として大まかな傾向を予測できている。

予測を実施したスーパーおよびビルの予測精度 (MAPE) の平均を表2に示す。

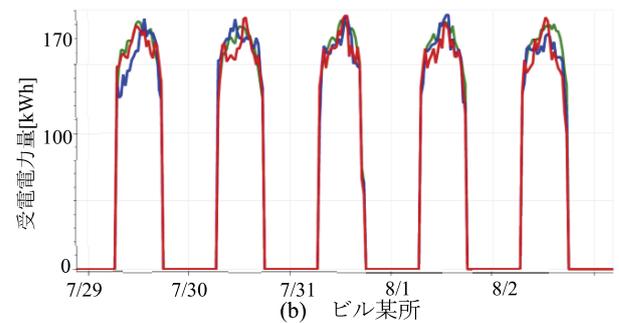
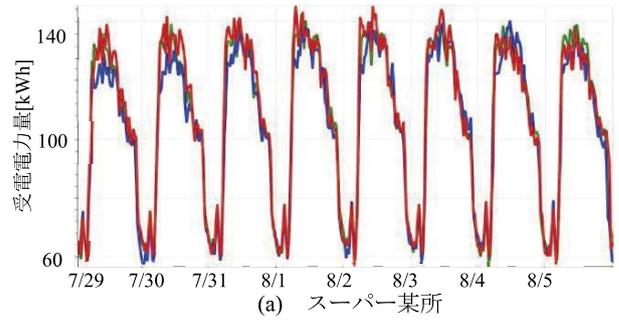
表2 予測精度 (MAPE) の平均 [%]

対象	状態空間モデル	XGBoost
スーパー	5.46	6.57
ビル	8.48	12.03

状態空間モデルはXGBoostによる予測と比較して、より高精度で予測できている。以上の結果より、スーパーおよびビルの予測において、状態空間モデルを用いることで短期間データから良好な精度で予測することができた。

5 おわりに

気温などの要因を考慮しつつ、スーパーやビルの受電



赤：受電電力量 緑：状態空間モデル 青：XGBoost

図3 受電電力量と各予測モデルの予測結果 抜粋

電力量の分析・予測・評価を実施し、短期間のデータで一定の傾向をつかんだ予測精度を得ることができた。今後はさらなる精度向上に向けた取り組みや、得られた知見を元にEMSへの適用、発電予測への応用を進めていく予定である。

■参考文献

- (1) 東京電力ホールディングス：「電力需要予測値の正確さを競う「第1回電力需要予測コンテスト」の結果について」https://www.tepco.co.jp/press/release/2017/1463817_8706.html
- (2) 東京電力ホールディングス：「太陽光発電量予測技術コンテスト『PV in HOKKAIDO』の結果について」https://www.tepco.co.jp/press/release/2019/1515677_8709.html

■語句説明

注1) Box-Jenkins法：時系列データを分析・モデル作成・予測・評価するためのフレームワークの一種。

注2) XGBoost：eXtreme Gradient Boostingの略。決定木を応用した機械学習の一手法。

佐藤 祥輝

技術開発本部
技術研究所 ICT技術グループ 所属

中山 匡

技術開発本部
技術研究所 ICT技術グループ 所属

瀧 彩七

技術開発本部
技術研究所 ICT技術グループ 所属