

# 機械学習手法を用いたピーク時における短期電力使用量の予測

Forecast of short term electricity usage at peak time using machine learning

公共システムプログラム

12\_15808 吉川真史 Masashi Yoshikawa  
指導教員 増井利彦 Adviser Toshihiko Masui

## 1. 研究の背景と目的

東工大は省エネをしなければならない。省エネ法では大学全体で年間 1%の温室効果ガス削減の義務が定められている。東京都条例では、大岡山キャンパス全体で 2006 年から 2007 年の排出量の平均値に対し、2015 年から 2019 年の 5 年間の平均値を 17%下げる義務が定められている。

また、東工大は自主規制として、毎年エネルギー削減目標を決め、積極的に省エネに取り組んでいる。削減目標を達成するために、見える化、節電警報、高効率設備の導入などが行われている。

ピーク電力の抑制はその中の重要な要素であり、2015 年度の夏季の最大使用電力の目標値は、2010 年度の 11,376kW の 18.6%減の 9,264kW となっている。それを達成するために、デマンドコントローラーを使用した節電警報が行われている。しかし、デマンドコントローラーでは 20 分前などの予測になってしまい、事前の対策をとりづらい。前日に電力使用量のピークを知ることができれば、事前の対策とりやすくなり、省エネやピークカットにおいて有効である。

そこで本研究では、東工大大岡山キャンパスにおける翌日のピーク時の電力使用量を機械学習手法によって予測し、予測精度を検証した。また、予測精度の向上は必須の課題であり、本研究ではそうした点についても分析を行う。

## 2. 研究方法

### 2.1 ニューラルネットワーク

機械学習の一手法であるニューラルネットワークは図 1 のように、いくつかのユニットをつなげることにより、非線形関数を表現することができる。また、勾配降下法などの最適化手法を使うことによって、関数近似ができる。事前に関数の形を知ることなく、関数近似ができるため、それが予測をする際の長所となっている。

### 2.2 入出力データについて

電力使用量を予測するには予測を出力とした関数を近似する。その時に入力データを設定しなければならない。本研究では、過去の電力使用量のデータ、気象データ、日程のデータを使用した。

### 2.3 予測精度の検証について

予測精度の検証のためにデータ群を 2 つに分けて、一方のデータ群でモデルのパラメーター決めを行い、残りのデータ群を使って検証の作業を行う。前者を訓練データと呼び、後

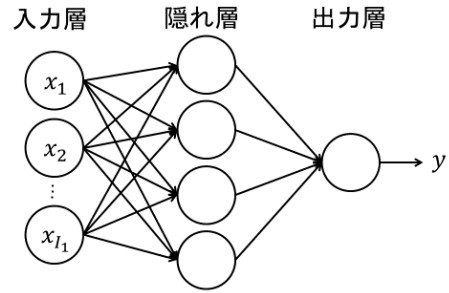


図 1 ニューラルネットワーク

者をテストデータと呼ぶ。

予測精度を検証する際は誤差を基にした指標がよく使われる。本研究では平均絶対パーセント誤差(MAPE)、平均絶対誤差(MAE)、平均誤差(ME)を使用した。

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|f(x_i) - y_i|}{y_i} \quad (1)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |f(x_i) - y_i| \quad (2)$$

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \{f(x_i) - y_i\} \quad (3)$$

$f(x_i)$ : 予測値  $y_i$ : 実測値

## 3. 分析

### 3.1 モデルについて

東工大における、1 日のピーク時の電力使用量をニューラルネットワークで予測する。入力変数には、当日の最高気温(°C)、前日のピーク値(kWh)、前々日のピーク値(kWh)、授業があるかどうか(1か0)、テストがあるかどうか(1か0)、休日かどうか(1か0)、年始からの日数(1~366)を選択した。

### 3.2 データについて

本研究では、電力使用量のデータは東工大で計測されたものを使用した[1]。この電力使用量データは 30 分毎に 24kWh 単位で記録されている。気象データは気象庁の Web サイトから取得し[2]、本庁(東京)における気象データを使用した。

### 3.3 予測結果

2012 年 1 月 3 日から 2014 年 12 月 31 日までのデータを訓練データとして利用し、2015 年 1 月 1 日から 2015 年 12 月 31 日までのデータをテストデータとして予測を行った。

年間を通じて特にピーク時の電力使用量が高い値を示す傾向にある夏季(7 月~9 月)の実測値と予測値を図 2 に示した。7 月と 9 月の予測はおおよそ再現できている。一方で、8 月のお盆休みの期間は大幅に予測が外れていた。

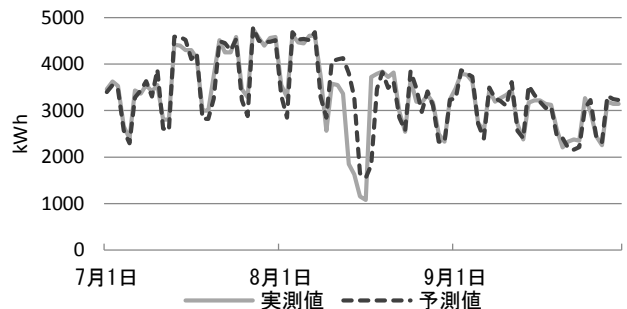


図 2 2015 年の 7 月~9 月におけるピーク時の電力使用量

## の実測値と予測値

予測期間全体における、MAPEは5.23%、MAEは148.21kWhとなった。またMEは34.76kWhとなっており、予測はやや高めに偏っている。

東工大では30分毎に24kWh単位で計測しており、本研究の予測精度は十分ではない。しかしながら予測精度は極めて高いとは言えないものの、前日に次の日の電力使用量をだまかに知ることはでき、より時間的に余裕を持ってピーク時の電力使用量の抑制対策することができると考えられる。

実測値別に見たところ、実測値が4500kWh以上の場合、MAPEは1.32%と小さく、全てのパーセント誤差が3%以内に収まっていた。また、日付別に見たところ、予測を20%以上外してしまった日は、11日(1/2、2/25,26、8/12~17、12/29,30)あった。これらは、入試日程、年末年始、お盆休みの日であり、モデルに入力変数でその影響を取り入れていなかったのて予測精度が低くなったと考えられる。

### 3.4 予測精度が低かった日への対応

3.3の分析では、年末年始、お盆休み、入試日程、土日と連続していない祝日(以後これらを「対象日」と呼ぶ)の精度が低かった。そこで、入試日程などの入力変数を新たに増やすことで改善できるか検証を行う。

追加する入力変数は以下の5通り考え、それぞれに10回ニューラルネットワークを構築し、対象日のMAPEの平均を求め、精度を検証した。比較のため追加をしていない入力変数の組み合わせでも行った。

- ①入試の変数、年末年始とお盆休みの変数
- ②入試の変数、東京電力管内の電力使用量の平均値
- ③入試の変数、前年相当日の電力使用量
- ④前年相当日の電力使用量
- ⑤入試の変数、年末年始とお盆休みの変数、東京電力管内の電力使用量の平均値、前年相当日の電力使用量

ここでの前年相当日は③と⑤では、東京電力の「でんき予報」で使われているもの[3]を、④ではそれに入試の日程の前年相当日が前年の入試の日程になるように変更したものを使用した。

なお、電力使用量は3年分しか使えず、前年相当日を使う場合は2年分の訓練データしか用意できない。①、②、追加なしについては2年分の訓練データと3年分の訓練データの両方で予測を行い、③、④、⑤では、2年分の訓練データのみで予測を行った。対象日のMAPEの結果を図3に示す。

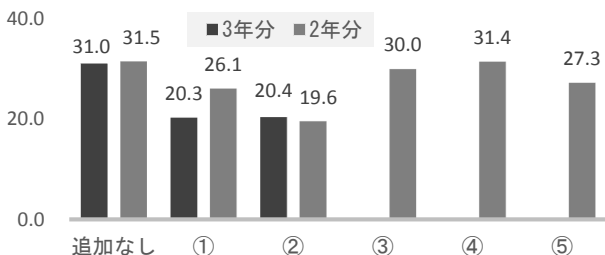


図3 入力変数を追加した場合の予測の対象日のMAPE(%)

①~⑤の中でもとりわけ、①、②に関しては対象日の精度が改善した。①では、訓練データの量によって、改善具合に

差が出たが、②では、訓練データを2年に減らしても対象日の精度が下がらなかった。③~⑤に関しては、精度の改善が見られたが、①や②ほど改善しなかった。精度が改善したもので、まだMAPEが20%程度あり、予測が信用できるものとはならなかった。

### 3.5 最高気温の予報誤差がピーク時の電力使用量予測に与える影響

実際に予測する際には、翌日の最高気温は気象予報の値に頼らざるを得ない。一方最高気温の予報誤差がピーク時の電力使用量の予測精度に影響を与えるかもしれない。そこで、最高気温について実測値の代わりに予報の値を用いた分析を行い、予測精度への影響を確認した。

3.3の分析に、入力変数の当日の最高気温に予報値を使ったニューラルネットワークを構築した。テストデータの最高気温に実測値を使用したものと予報の値を使用したものを用意して、それぞれに10回ニューラルネットワークを構築し、MAPE、対象日以外のMAPEの平均を求め、予測精度を検証した。

表1 最高気温の予報値を使った場合の予測精度への影響

	実測値	予報値
全体のMAPE(%)	5.17	5.43
対象日以外のMAPE(%)	3.58	3.85

予報値をテストデータにして予測をしたほうが、予測の精度は下がった。これは、最高気温の予報誤差が予測に与えている影響が現れたためである。しかしながら、その差は小さく0.3%以内に収まっている。

## 4. 結論

ニューラルネットワークを用いて翌日の大岡山キャンパスにおけるピーク時の電力使用量を予測する場合、正確な値を知ることはできないが、その傾向を前日の段階で知ることができ、これで運用することで事前にピーク電力の削減に対応することができるようになる。

また、実測値が4500kWh以上の場合精度が高くなることから、ピーク電力の削減には有効なツールであることがわかった。一方でお盆休みや年末年始、入学試験の影響をモデルに取り込んでいなかったため、これらの対象日の予測誤差は非常に大きなものとなった。これらの対象日の精度を改善するために、入力変数を新たに追加することで改善されるか検証した。精度の改善は見られたが、不十分であり今後の課題となった。

### 参考文献

- [1] 東工大省エネルギー推進室—エネルギー使用データ等 <http://www.sisetu.titech.ac.jp/news/syouene/gen/denryoku.html>
- [2] 気象庁—過去の気象データ・ダウンロード <http://www.data.jma.go.jp/gmd/risk/obsdl/index.php>
- [3] 東京電力—「でんき予報」の見方 <http://www.tepco.co.jp/forecast/html/explain-j.html#diary-list>

### 謝辞

本研究を進めるにあたり、東京工業大学施設運営部より有益な情報の提供をいただいた。ここに感謝の意を示す。