

スモールデータアプローチによるオフィスの 電力需要予測方式

川野裕希[†] 山田敏志[†] 阿倍博信[†] 中島宏一[†]

東日本大震災以降、電力不足や電気料金の値上げにより省エネの重要性がこれまで以上に高まっている。オフィスを対象とした省エネ技術の一つに、翌日の電力需要量の予測結果に基づく計画的な機器制御による節電がある。しかし、オフィスの電力需要量は、気温や湿度、天気、季節、曜日、行事、建物内の人数などの多様な条件で複雑に変化するため予測が困難であった。また、既存の方式では、予測精度向上のために多数のパラメータと過去数年分のデータを必要とし、適用可能なオフィスが限られてしまう課題があった。そこで、本論文ではより多くのオフィスに適用できるように可能な限り少ない種類と量（期間）のデータ、つまりスモールデータで各時間帯の電力需要量を予測する方式を提案した。具体的には、過去の電力需要量と気温のみを用いた重回帰分析による予測方式において、オフィスの電力需要予測に適した説明変数の提案・選択や、重回帰分析を用いた予測方式の課題である外挿への対応を検討して予測精度の向上を図り、オフィスの1年間の電力需要量を用いた予測精度評価によりその有効性を確認した。

Electricity Demand Forecasting Method for Office Building Using Small Data Approach

HIROKI KAWANO[†] SATOSHI YAMADA[†]
HIRONOBU ABE[†] KOICHI NAKASHIMA[†]

1. はじめに

東日本大震災以降、電力不足や電気料金の値上げにより省エネの重要性がこれまで以上に高まっている[1]。オフィスを対象とした省エネ技術の一つに、電力需要量を可視化し、事前に設定された節電目標値を超えそうな場合に、ユーザーに節電を促すものがある。しかし、どれくらいの節電が必要なのか不明なまま空調や照明を制御するため過剰に節電してしまう問題があった。

上記問題を解決するために、ビルなどの需要家を対象とした電力需要量の予測技術が必要である。例えば、過去の電力需要量を基に翌日の電力需要量を予測することができれば、事前に節電が必要な時間帯や減らすべき節電量が明確になり、必要最低限の空調や照明のみを停止する、もしくは、空調の運転開始などの電力需要量が大きい処理を他の時間帯にするといった、より計画的な制御が可能になる。

しかし、オフィスの電力需要量は、気温や湿度、天気、季節、曜日、行事、建物内の人数などの影響を受けて複雑に変化するため予測が困難という問題があった。これらの情報をフロア単位や部屋単位で詳細に取得し、過去数年分のデータを分析して予測することで高精度な電力需要量の予測が期待できるが、必要な全ての情報を取得・保存しているオフィスは少ない。また、これらの情報を新たに取得するにしても大量のセンサーが必要となり、コス

トが高くなってしまふ。従って、オフィスの電力需要量を予測するには、予測精度と取得コストのトレードオフを考慮した方式が必要であった。

本論文では、より多くのオフィスに幅広く適用できるように、可能な限り少ない種類と量（期間）のデータ、つまりスモールデータで各時間帯の電力需要量を予測する方式を提案する。具体的には、過去の電力需要量と気温のみを用いた重回帰分析によりオフィスの各時刻の電力需要量を予測するものである。提案方式は、予測精度を向上するために多種類かつ長期間のデータを必要とするのではなく、予測に用いるデータの種類や量を減らしつつ、その条件下で可能な限り予測精度を向上させるものである。これを実現するために本論文では、オフィスに適した重回帰分析の説明変数の提案・選択や、重回帰分析を用いた予測方式の課題である入力情報が学習データとは大きく異なる場合（以下、外挿）への対応を検討することで予測精度の向上を図っている。

以下、2章では既存の予測方式とその課題について述べ、3章で提案する予測方式について説明する。4章では、提案する予測方式の評価について述べ、5章にてその評価結果を考察し、6章でまとめる。

2. 既存の予測方式

電力需要予測方式はこれまでも電力会社などの供給家が安定して電力を供給するために必要であり、様々な研究が行われてきた。予測方式としては、例えば、ニューラル

[†] 三菱電機株式会社 情報技術総合研究所
Information Technology R&D Center, Mitsubishi Electric Corporation

ネットワークを用いた予測方式[2][3][4][5][6][7][8]や本提案と同様の重回帰分析を用いた予測方式[4][9][10][11][12]がある。しかし、これらの研究は予測精度向上が主目的であり、多種類かつ長期間（過去数年分）のデータを用いた予測方式であるため、多くのデータを取得・保持していないオフィスビルでは適用が困難であった。

オフィスビルを対象とした先行研究では、オフィスビルの複雑な電力需要量の変化に対応するため、過去数日間の最高気温の変化を元に特性の異なる2つの予測方式を使い分けるものがある[13]（以下、既存の予測方式）。この予測方式では、過去3週間の最高気温の変動が安定しているならば、予測日の予想最高気温と最高気温が類似している日を過去3週間から複数選択し、その平均値を予測結果としている。また、過去3週間の最高気温の変動が大きいのであれば、予測日の予想最高気温を基に翌日の最大電力需要量予測値を求め、その最大電力需要量予測値に合うように前日などの過去の電力需要量を補正する。このように既存の予測方式では最高気温の変動を元に予測方式を使い分けることで、少ない種類と短期間のデータでも電力需要量の複雑な変化に対応した予測を可能とし、多くのオフィスビルに幅広く適用できるものであった。

しかし、既存の予測方式では、過去3週間のデータに予測日の予想最高気温と最高気温が類似した日が存在しない場合、予測精度が低下していた。また、最高気温が同じでも季節の違いにより午前や日没後の気温が異なるため、電力需要量も変化していることがあり、予測精度が低下していた。図1は一例としてあるオフィスビルの2010年6月21日と6月29日の電力需要量の変化を示したものである。この2日は共に最高気温は同じであるが、午前中の気温が異なっていたため、電力需要量の変化も異なっていた。

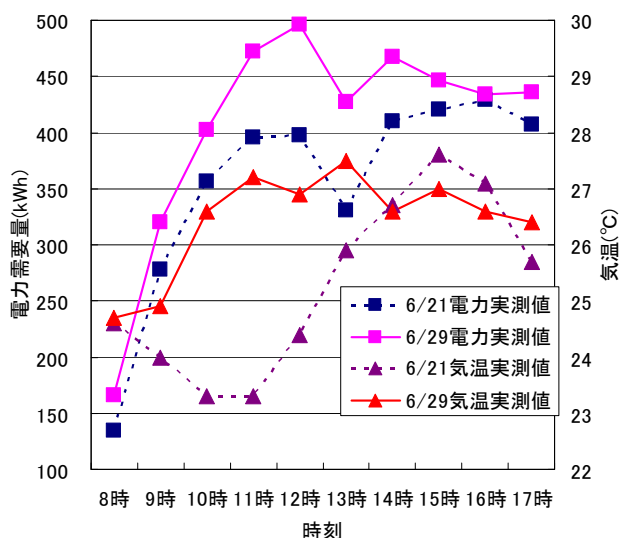


図1 最高気温が同じ日の電力需要量と気温の変化

このように既存の予測方式では、少ない種類と短期間のデータで電力需要量を予測できるものであったが、予測に用いるデータの種類や量が少なすぎたため、正確な電力需要量を予測することができず、予測精度が低下していた。また、既存の予測方式では、最高気温のみを用いた予測のため、図1に示したような最高気温が同じでも他の時間帯の気温が異なり、電力需要量が変化している場合に対応することができなかった。そのため、学習データを増やすことで、最高気温が予測日の予想最高気温と類似しているが季節が変化したため午前の電力需要量が異なっているデータを予測に用いて予測精度が低下する恐れがあり、安易に予測に用いるデータ（以下、学習データ）の量を増やすこともできず、予測精度の向上が困難であった。

3. 提案方式

本章では、前章で述べた課題を解決するため重回帰分析を用いた予測方式を提案する。

3.1 オフィスビルの電力需要予測に適した説明変数

重回帰分析で予測するためにはオフィスビルの電力需要量の変化に影響する要因を検討し、説明変数として選択する必要がある。本論文では、多くのオフィスビルに適用できるように、予測に用いる情報を気温と電力需要量のみ限定しているが、それでも選択可能な説明変数の候補は無数に存在する。例えば重回帰分析を予測に用いる先行研究[4][9][10][11][12]では、リスト1に示す説明変数を組合せて電力需要量を予測している。

リスト1 重回帰分析の説明変数の候補

最高気温	最高気温の2乗値
最低気温	予測開始時の気温
日毎の最高気温の差分	予測開始時の電力需要量
前日同時刻の電力需要量	前日の最大電力需要量
日毎の同時刻の電力需要量の差分	

本論文では、これらの候補の中から、これまでの研究[13]で培ったオフィスビルの電力需要量に関する以下の知見を元に説明変数を検討した。

- 夏季のオフィスビルでは電力需要量の5割を空調の電力需要量が占めるため、空調の稼動状況と相関のある最高気温は特に電力需要量の変化に影響する[14]
- 最高気温と電力需要量には図2で示すような2次の相関がある。しかし、2次の相関を正しく学習するには多くの学習データが必要である
- 最低気温は午前や日没後の電力需要量の変化に影響する。特に冬季の午前の電力需要量は最低気温に影響を受ける
- 予測開始時の電力需要量は、予測開始直後の電力需要量と高い相関がある

以上から、本論文では説明変数として最高気温と最低気温、予測開始時の電力需要量の3つを選択した。最高気温に加えて最低気温と予測開始時の電力需要量を用いることで、既存の予測方式の課題であった最高気温が同じでも他の時間帯の気温が異なり、電力需要量に変化している場合への対応が期待できる。また、これらの説明変数は短期間の学習データでも正確に電力需要量との相関を学習できるものである。

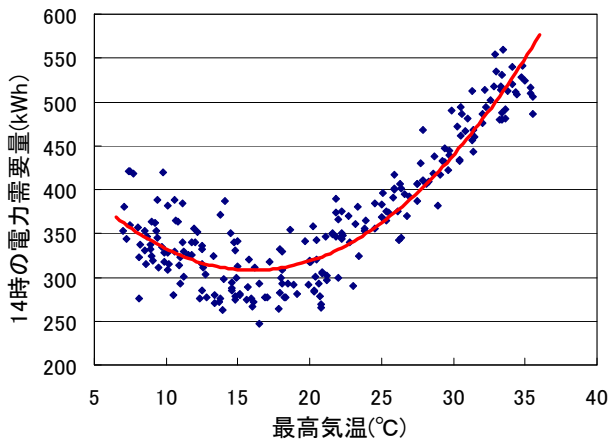


図2 オフィスビルの電力需要量と最高気温の相関

3.2 提案方式の重回帰式

以下の式(1)は、前節で選択した最高気温と最低気温、予測開始時の電力需要量を用いて翌日の各時刻の電力需要量を予測する重回帰式である。

$$P_t = a_1 T_{\max} + a_2 T_{\min} + a_3 P_0 + \varepsilon \quad (1)$$

左辺 P_t は、時刻 t の電力需要量予測値であり、例えば24時間先まで電力需要量を1時間単位で予測するならば $1 \leq t \leq 24$ となる。右辺の P_0 は予測開始時の電力需要量実測値であり、 T_{\max} と T_{\min} はそれぞれ最高気温と最低気温である。また、右辺 a と ε は回帰変数と残差であり、最小二乗法による学習で求められる。なお、 T_{\max} と T_{\min} は学習時には最高気温と最低気温の実測値を利用し、予測時には気象庁などから取得した予想最高気温・最低気温を用いて電力需要量を予測する。

本論文では過去25日間(約1週間)のデータを用いて回帰変数と残差の学習を行う。過去25日間としているのは、複数の学習データ数を試した結果、最も予測精度が良くなったからである。これは、説明変数と電力需要量の相関を学習するためにある程度の日数が学習データとして必要となるが、古すぎるデータを用いるとオフィスビル内の人数変化などの予測方式に取り入れていない要因により電力需要量に変化していることがあり、正しく回帰変数と残差の学習できなかつたためだと考えられる。なお、学習データ数はオフィスビル内の人数変化の頻度などに影響を受けるため、オフィスビルごとに設定する必要がある。

3.3 外挿時の補正

提案方式では、電力需要量と説明変数の相関が正しく学習できていれば、既存の予測方式の課題であった学習データに最高気温などの条件が類似した日が存在しない場合にも対応できる。しかし、一般的に重回帰分析を用いた予測方式では、予測日の予想最高気温や予想最低気温が学習データの最高気温や最低気温から著しく外れていた場合(外挿が発生した場合)に予測精度が低下する課題がある。特に本論文の提案方式では、学習データ数を25日と短くしているため、予測日の予想最高気温・最低気温や予測開始時の電力需要量のいずれかが学習データの範囲外となる可能性が高く、予測が大きく外れる恐れがあった。

この課題に対応すべく本論文では、重回帰分析の電力需要量予測値が学習データの電力需要量実測値から著しく外れていた場合に、電力需要量予測値の補正を行う。具体的には、ある時刻の電力需要量を重回帰分析により予測し、その予測値が同時刻の学習データの電力需要量最大値より大きければ、その電力需要量最大値を電力需要量予測値として変更する。また、重回帰分析の予測値が同時刻の電力需要量最小値より小さければ、その電力需要量最小値を電力需要量予測値として変更する。これにより、外挿が発生した場合に気温の変化に合わせた正確な電力需要量を予測することはできないが、予測値が大きく外れるのを防ぐことができる。

4. 評価

4.1 予測条件

本論文では、1つのオフィスビル全体の電力需要量を用いて提案方式を評価した。予測条件を表1に示す。予測時間を8時から17時までとしているのは、予測が特に必要な1日の最大電力需要量となる時間帯(就業時刻)に合わせたためである。この他の時間帯はビル内の人数が少なく、それに伴い電力需要量も小さいことから節電及び予測の必要性が低いため、評価から除外した。

表1 予測条件

建物	オフィスビル(9階建て、延床面積約16,000m ²)
期間	2010年3月18日～2011年3月10日 (出勤日のみ)
予測時間	8時から17時までの電力需要量を1時間単位

なお、提案方式で用いている予測開始時の電力需要量は、本評価では7時に計測された電力需要量である。また、提案方式では過去25日間のデータで学習するとしているが、その学習データは全て出勤日のデータとし、休日のデータは傾向が大きく異なるため除外した。

本論文では予測方式の評価指標を各時刻の電力需要量実

測値と予測値の平均絶対誤差率としている。予測方式の評価指標は予測結果の運用方法に合わせて複数考えられる。例えば、予測結果に基づいて事前に電力を充電しておき、ピーク時に放電することでピーク電力の削減をするのであれば、ピーク前後の時間帯の電力需要量合計値の実測値と予測値の誤差率が重要となる。本論文では、実際にどのように予測結果を運用するかは決定していないため、各時刻の電力需要量の予測精度を平等に評価することを目的として各時刻の電力需要量の平均絶対誤差率を評価指標としている。

4.2 年間の予測精度の評価

表 1 に示した予測条件でオフィスビルの電力需要量を予測し、提案手法の予測精度を評価した結果を表 2 に示す。表 2 では、提案手法による予測精度の改善度を確認するため、同条件において2章で述べた既存の予測方式を用いた結果も示している。評価の結果、提案方式の予測精度は5.4%であり、既存の予測方式の予測精度6.2%より予測精度が向上している。

表 2 提案方式の予測精度

予測方式	平均絶対誤差率 (%)
提案方式	5.4
既存の予測方式	6.2

さらに、本論文では提案方式の予測精度の改善をより詳細に分析するため、予測精度の分布と各時間帯の予測精度を評価した結果を、表 3 と表 4 に示す。

評価の結果、表 3 に示すように提案方式は既存の予測方式より予測精度が良いほうに分布する確率が高くなっている。ビルの電力需要量の予測結果は日々節電のために用いられ、予測が大きく外れれば節電の目標値を超えてしまい、翌年の電気料金の値上げに繋がる恐れもある。そのため、平均の予測精度が良いだけでなく、常に安定した予測精度が必要であり、提案手法は既存の予測方式よりオフィスビルの電力需要量の予測に適している。

また、表 4 で示すように提案方式では、特に午前中の予測精度が改善されている。これは、最高気温のほかに最低

気温、予測開始時の電力需要量を用いたためであり、提案方式では、各時間帯で精度の高い予測が可能であることを確認した。

表 3 提案方式の予測精度の分布

予測方式	平均絶対誤差率が x 以下となる確率 (%)				
	x=5%	x=10%	x=15%	x=20%	x=25%
提案方式	53.8	94.0	98.5	99.5	100.0
既存の予測方式	48.2	85.9	96.5	99.0	100.0

表 4 提案方式の各時間帯の予測精度

予測方式	平均絶対誤差率 (%)				
	8 時	9 時	10 時	11 時	12 時
提案方式	6.3	5.9	5.3	5.0	5.3
既存の予測方式	10.0	7.1	6.0	6.1	5.7
予測方式	平均絶対誤差率 (%)				
	13 時	14 時	15 時	16 時	17 時
提案方式	5.9	5.1	5.1	4.9	5.2
既存の予測方式	6.0	5.3	5.2	5.0	5.3

4.3 説明変数の妥当性の評価

本論文では、オフィスビルに適した説明変数として最高気温と最低気温、予測開始時の電力需要量を選択したが、これらの説明変数がオフィスビルに適しているか評価するため、説明変数を変更し、表 1 に示した予測条件でオフィスビルの電力需要量を予測した。その予測結果が表 5 である。

表 5 では、提案方式で説明変数として用いている最高気温、最低気温、予測開始時の電力需要量の中からいずれか1つを減らした場合と、提案方式に最高気温の2乗値、前日同時刻の電力需要量、前日の最大電力需要量のいずれか1つを新たに説明変数として追加した場合の予測精度を示している。なお、予測開始時の気温は、最低気温を用いた場合と類似した結果が得られていたため、表 5 では示していない。

評価の結果、提案方式から説明変数をどれか1つ減らしても予測精度が低下しており、また、提案方式に最高気温

表 5 説明変数を変更した場合の予測精度

説明変数	平均絶対誤差率 (%)
最高気温, 最低気温, 予測開始時の電力需要量 (提案方式)	5.4
最高気温, 最低気温	5.7
最高気温, 予測開始時の電力需要量	5.8
最低気温, 予測開始時の電力需要量	5.9
最高気温, 最低気温, 予測開始時の電力需要量, 最高気温の2乗値	5.4
最高気温, 最低気温, 予測開始時の電力需要量, 前日同時刻の電力需要量	5.4
最高気温, 最低気温, 予測開始時の電力需要量, 前日の最大電力需要量	5.4

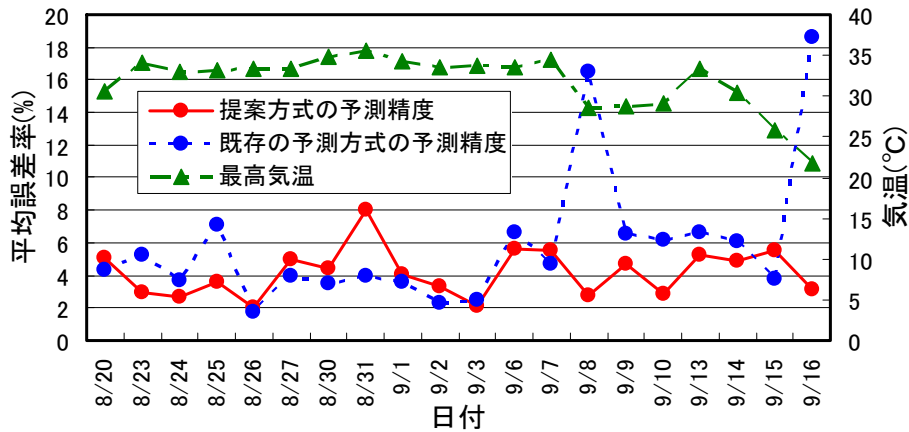


図 3 最高気温の変化による提案方式と既存の予測方式の予測精度の推移

の2乗値や前日同時刻の電力需要量、前日の最大電力需要量を説明変数として追加しても予測精度が向上しないと確認した。説明変数を増やすことは外挿の発生確率の増加にも繋がるため、提案方式で説明変数として用いている最高気温、最低気温、予測開始時の電力需要量の組合せが最も予測精度が向上し、かつ、説明変数の種類も少ないため、オフィスビルの電力需要量の予測に適していると確認した。また、オフィスビルの電力需要量は最高気温と最低気温、予測開始時の電力需要量との相関はあるため、他のオフィスビルでもこれらの説明変数かこれらの説明変数に新たな説明変数を追加したものが、最適な説明変数として選択されると思われる。

5. 考察

5.1 既存の予測方式との比較

提案方式の予測精度を分析した結果、提案方式では既存の予測方式の課題であった学習データに最高気温が類似した日が見つからない場合や最高気温が同じでも午前や日没後の電力需要量が異なる場合にも対応できており、予測精度の向上が確認された。

図 3 は、過去データに最高気温が類似した日が見つからない場合で予測精度が改善された一例として、2010年8月20日から2010年9月16日までの提案方式と既存の予測方式の予測精度の推移を最高気温の推移と合わせて示したものである。9月8日と9月16日は過去数日間と比べると最高気温が低下している。そのため、既存の予測方式では最高気温が類似した日が学習データから選択できず予測精度が低下していた。

一方、提案方式では、最高気温などの条件が類似した日を特定するのではなく、重回帰分析で近日の説明変数と電力需要量の相関を正しく学習し、予測していたため、最高気温の低下にも対応して精度良い予測が可能であった。また、9月16日は最高気温が学習データの最高気温より著しく低下していたため、外挿により重回帰分析の予測値が大きく外れそうになったが、外挿時の補正により、安定した

予測精度が得られた。

図 4 は、既存の予測方式の課題であった最高気温が同じでも午前や日没後の気温が異なり、電力需要量が異なる場合に提案方式が対応できていることを示したものである。図 1 でも述べたように、2010年6月21日と6月29日は共に最高気温が同じであるが、午前の気温が異なるため、午前中の電力需要量が異なっている。既存の予測方式では、最高気温のみを用いて予測しているため、6月29日も6月21日と同様に電力需要量が増えると予測し、予測精度が低下していた。しかし、提案方式では最高気温のほかに最低気温も用いていたため、最低気温の変化から午前の電力需要量の変化を学習し、予測できていた。

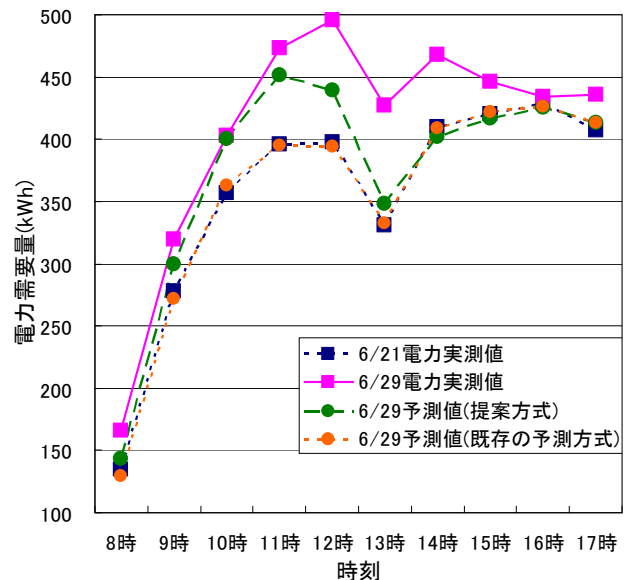


図 4 最低気温を用いたことによる提案方式の改善例

5.2 外挿時の補正の効果

提案方式では3.3節で述べた外挿時の補正により予測精度の改善が見られた。表 6 は、外挿が発生した場合の補正の有無による予測精度の差を示したものである。評価の結果、外挿時に補正をした場合の予測精度は 6.0%、しなかつ

た場合の予測精度は 6.9%であり、補正の追加により、過剰な増加または低減された電力需要量予測が発生せず、予測精度の向上が確認できた。

表 6 外挿時の補正の有無による予測精度の差

予測方式	平均絶対誤差率(%)
外挿時に補正をする場合 (提案方式)	6.0
外挿時に補正をしない場合	6.9

5.3 課題

提案方式では外挿時に補正を行うことで予測精度が向上しているが、この補正は外挿時の大幅な予測のずれを防ぐためのものであり、気温変化に合わせた電力需要量の正確な予測は行っていない。そのため、表 2 と表 6 を比較してわかるように提案方式では、外挿時に若干の予測精度の低下発生の課題がある。過去のデータが豊富にあれば、前年の予測日と同じ時期の最高気温や最低気温が類似しているデータを学習データとすることで外挿を発生させずに正確に予測が可能である。

従って、本論文の提案方式は、新たにデータの計測を開始し、過去のデータ数が少ない場合や、新たな節電の取り組みにより空調の稼働形式が変わり、過去のデータが参考にならなくなった場合などの学習データが十分に得られない場合に活用するものである。過去のデータ数が増加した場合は、その増加に合わせて学習データ数や説明変数を新たに追加して予測精度の向上を図る予測方式を検討する必要がある。

6. おわりに

本論文では、可能な限り少ない種類と短期間のデータでオフィスビルの電力需要量を予測する方式として、最高気温、最低気温、予測開始時の電力需要量のみを用いる重回帰分析による予測方式を提案し、実験により有効性を確認した。その結果、予測精度は 5.4%であり、最高気温のみを用いた既存の予測方式の予測精度 6.2%より改善できていることが確認できた。さらに、提案方式では、学習データの各時刻の電力需要量最大値・最小値による補正を加えることで、重回帰分析を用いた予測方式の課題である外挿に対応し、より安定した予測が可能であることを確認した。提案方式では、予測に必要なデータが過去 25 日分の電力需要量と最高気温、最低気温のみであるため、多くのオフィスビルに幅広く適用可能である。

今後の課題としては、5.3節で述べたように学習に用いることができるデータ数が豊富になった場合に、データの増加に合わせて学習データ数や説明変数を新たに追加して予測精度の向上を図る予測方式の検討などが考えられる。また、本論文では多くのオフィスビルに幅広く適用できるように電力需要量と気温のみを用いた予測方式を提案してい

るが、オフィスビルから得られる情報（例えば、建物内の人数など）に合わせて新たな予測方式を検討する必要がある。

参考文献

- 1) 資源エネルギー庁：平成 23 年度 エネルギーに関する年次報告 (エネルギー白書)，入手先
(<http://www.enecho.meti.go.jp/topics/hakusho/2012/index.htm>) (参照 2013-04-11)。
- 2) 牧野恭子，島田毅，市川量一，小野雅也，遠藤経一：ニューラルネットによる電力需要予測とその予測誤差低減手法の提案，電気学会 電力・エネルギー部門誌，Vol.115，No.11，pp.1304-1313 (1995)。
- 3) 荒家良作，植木芳照，松井哲郎：ニューロ・ファジィを用いた最大電力予測システムの開発，オペレーションズ・リサーチ：経営の科学，Vol.41，No.9，pp.487-492 (1996)。
- 4) 田中英一，長谷川淳，伊藤正義：重回帰分析と階層型ニューラルネットによる翌日電力需要予測，オペレーションズ・リサーチ：経営の科学，Vol.41，No.9，pp.499-503 (1996)。
- 5) 石岡修，佐藤佳彦，石原徹，植木芳照，松井哲郎，飯坂達也：NN 応用電力需要予測システムの開発，電気学会 電力・エネルギー部門誌，Vol.120，No.12，pp.1550-1557 (2000)。
- 6) 飯坂達也，松井哲郎，福山良和：構造化ニューラルネットワークの新しい学習法と最大電力需要予測への適用，電気学会 電力・エネルギー部門誌，Vol.124，No.3，pp.347-354 (2004)。
- 7) 小林正行：環境変化に対応した電力需要予測システムの開発，中部電力株式会社技術開発ニュース，No.123，pp.25-26 (2006)。
- 8) 柳田将臣，石亀篤司：独立成分分析を前処理に用いた電力需要予測，電気学会 電力・エネルギー部門誌，Vol.127，No.10，pp.1094-1095 (2007)。
- 9) 灰田武史，武藤昭一：重回帰手法に基づいた最大需要予測支援システムの開発，オペレーションズ・リサーチ：経営の科学，Vol.41，No.9，pp.476-480 (1996)。
- 10) 伊東重信，雪田和人，後藤泰之，一柳勝宏，中野寛之：気温地域分布および各近日データ比較値を用いた翌日最大電力需要予測，電気学会 電力・エネルギー部門誌，Vol.130，No.3，pp.329-337 (2010)。
- 11) 樋田祐輔，横山隆一，清水川純，伊庭健二，田中晃司，関知道：需要家における需要予測を用いた電力貯蔵用システムの運用制御，電気学会 電力・エネルギー部門誌，Vol.130，No.11，pp.995-1000 (2010)。
- 12) 小林秀徳，所健一，篠原靖志，井上俊雄，野見山史敏，井手敏郎：3 時間先電力需要予測手法，オペレーションズ・リサーチ：経営の科学，Vol.56，No.9，pp.530-534 (2011)。
- 13) 川野裕希，山田敏志，阿倍博信，中島宏一：複数の予測法の組合せによる需要家向けの電力需要予測方式の提案，情報処理学会論文誌：コンシューマ・デバイス&システム (CDS)，Vol.3，No.1，pp.53-63 (2013)。
- 14) 資源エネルギー庁：夏期最大電力使用日の需要構造推計 (東京電力管内)，入手先
(<http://www.meti.go.jp/setsuden/20110513taisaku/16.pdf>) (参照 2013-04-11)。