

BEMS データを用いたビル内電力需給予測モデル

福田 亜実[†] 妻鹿 利宏[‡] 久代 紀之[†]

[†]九州工業大学 [‡]三菱電機ビルテクノサービス株式会社

1. はじめに

現在、ビルにおけるエネルギー管理の効率化を目的として、BEMS(Building Energy Management System)が多く導入されている。BEMSの主機能の1つとして「デマンドピークの抑制」があり、温度センサや人感センサなどの情報から機器を制御することで省エネを実現する。しかしこれらのセンサの設置にはコストがかかるため、多くを設置しているビルは少ない。

本研究では、特別なセンサを用いず、過去の電力値データから電力需給を予測することを目的とする。また、予測結果から予冷・予熱などの空調制御を行い、省エネを実現することを本研究のゴールとする。

本論文ではゴールに対する第1ステップとして、オフィスビルの一フロアについて電力需給予測モデル(以下、予測モデル)の作成、評価を行った。

2. 外部条件と電力需給の関係

本研究では、時間や曜日など電力値以外の要素を外部条件と呼び、予測モデル作成に考慮する。

表1 BEMSデータ詳細

| | |
|----|--|
| 対象 | 8階建てオフィスビル 6階 |
| 期間 | 2013年3月1日から2015年3月31日(760日分) |
| 内容 | <ul style="list-style-type: none"> 日時 電力値(1時間ごとの積算値) 測定対象: コンセント, 空調, 照明 気温(対象ビル屋上で測定) 在室人数(1時間おきに目視測定) ※在室人数データは2日分のみ |

電力需給に影響を与える外部条件を選出すべく、表1に示すBEMSデータから取得可能な以下の外部条件(月, 曜日, 時間, 気温, 在室人数)と電力値の関係を解析した(図1, 2)。

2.1 4つの外部条件と電力値の関係

外部条件「月, 曜日, 時間, 気温」と各測定対象の電力値の関係について、図1より以下のことが言える。

- ・測定対象ごとに電力変動の特徴が異なる。
- ・月, 曜日, 時間: 全測定対象で変動がある。
- ・気温: 空調電力値のみ強い相関がある。

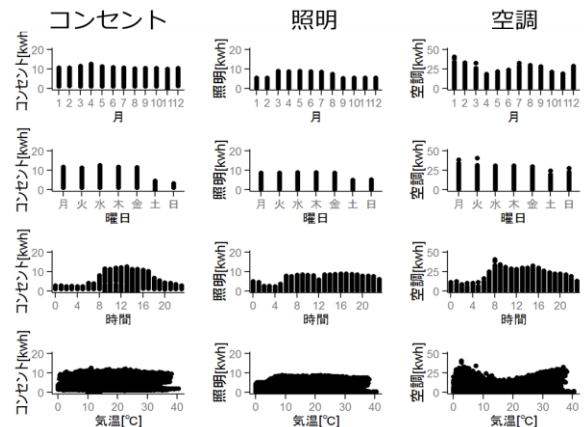


図1 各外部条件と各測定対象の電力値の散布図(外部条件は上段から月, 曜日, 時間, 気温)

2.2 在室人数と電力値の関係

在室人数は電力需給と関係があると考えられるが、正確な人数を取得することは難しい。そこで、在室人数とコンセント電力値の間には高い相関が観察されることから(R値0.7839)(図2左), コンセント電力値から在室人数を推定し、空調・照明の電力と在室人数の相関を検討した。

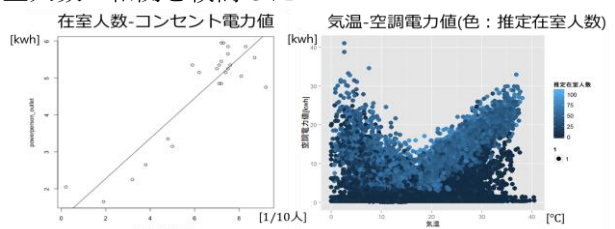


図2 在室人数と各測定対象の電力値の関係

図2の右図に気温と推定在室人数と空調電力値の関係を示した。色は明るいほど在室人数が多いことを示している。色の濃淡から、同気温時には在室人数により電力値が増減していることがわかる。

2.1項と2.2項より、各測定対象で次の外部条件を用いて予測モデルを作成する。外部条件同士で独立していないもの(気温と月など)は一方を選択した。

- ・コンセント, 照明: 月, 曜日, 時間
- ・空調: 気温, 推定在室人数

3. 各測定対象の電力需給予測モデル作成

表1に示したデータのうち、2013年4月1日から2014年3月31日(365日分)までのデータを用いて、測定対象ごとに予測モデルを作成する。

Electricity supply and demand prediction model in buildings using BEMS data

[†] Ami Fukuda, [‡] Toshihiro Mega, [†] Noriyuki Kushiro

[†] Kyushu Institute of Technology

[‡] Mitsubishi Electric Building Techno-Service Corporation

3.1 コンセント・照明電力需給予測モデル

外部条件と電力値は、次のような特徴がある。

- ・外部条件は全て質的変数
- ・オフィスビルの1日の電力変動は単純

以上の特徴から、次の手順で予測モデルを作成した。

- I. 過去の電力値データに樹形図を用いて外部条件を5つのグループ $\{g_1, \dots, g_5\}$ に分ける。各クラスターの距離の計算にはWard法を用いた。
- II. 重回帰分析(数量化I類[1])を用いて予測モデルを作成する。

コンセントと照明の予測モデルを式(1)(2)に示す。

$$C_p = 1.802 + 1.002g_1 + 6.769g_2 + 3.602g_3 + 5.689g_4 \quad (1)$$

$$C_l = 0.1685 + 3.931g_1 + 1.219g_2 + 4.308g_3 + 6.486g_4 \quad (2)$$

(C_p : コンセント電力予測値, C_l : 照明電力予測値)

3.2 空調電力需給予測モデル

外部条件と電力値は、次のような特徴がある。

- ・外部条件は気温のみ量的変数(連続値)
- ・図1のように電力変動は曲線に近い

以上の特徴から、以下を前提として、一般化加法モデル(GAM) [2]を用いて式(3)に示す空調予測モデルを作成した。

- ・誤差構造: 正規分布(目的変数である空調電力値が連続値であるため)
- ・連続値である気温にのみ平滑スプラインを施す。

$$C_a = \alpha + s(\text{temp}) + n_p \quad (3)$$

(C_a : 空調電力予測値, α : 定数項, s : 平滑化関数, temp : 気温, n_p : 推定在室人数)

4. 電力需給予測

表1に示したデータのうち、2014年4月1日から2015年3月31日(365日分)までのデータを用いて、各測定対象の電力需給を予測した(図3)。

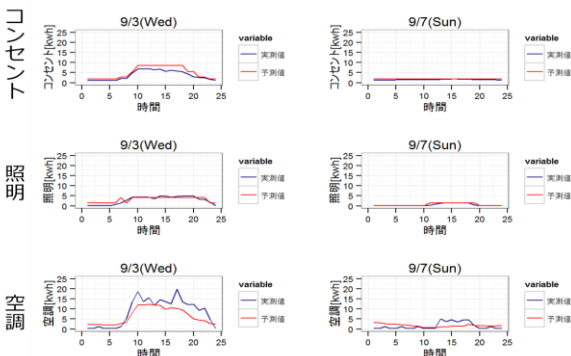


図3 1日の各測定対象電力需給予測結果

各測定対象の予測値を加算してフロア全体の電力需給を予測した(図4)。

$$C_6 = C_p + C_l + C_a \quad (4)$$

(C_6 : 6階電力予測値)

図4より、外部条件に合わせて予測できたとと言える。しかし、就業時間(平日9時~18時)に注目すると、電力変動の細部までの予測はできていない。

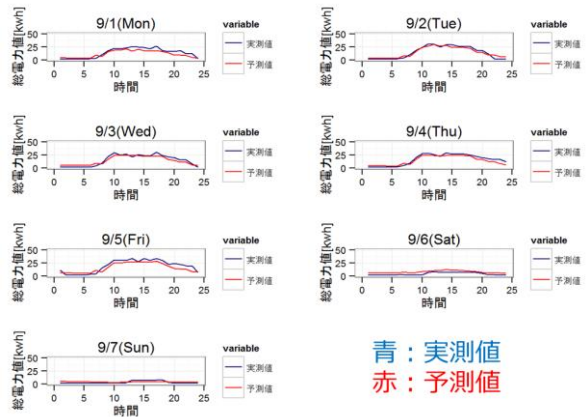


図4 1日の6階電力需給予測結果

5. 評価・考察

4項で示した予測結果を残差(実測値と予測値の差)の絶対値を用いて評価した(図5)。

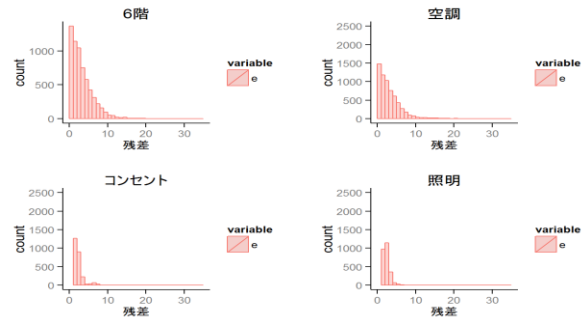


図5 評価結果(平日のみ)

図5より6階の予測評価について、残差平均が3.028、分散が7.100だったことから予測精度は良いと考える。しかし各測定対象に着目すると、空調は残差に広がりがあることや図3からも予測精度が十分とは言えない。理由として、平滑スプラインにより、細かな電力変動の情報を失ったことが考えられる。この問題を解決するために、平滑化の程度や他手法での予測モデル作成を検討する必要がある。

6. 結論と今後の展開

評価結果より、特別なセンサを用いず過去の電力値データから将来の電力需給予測を行うことは可能であると言える。しかし現手法では詳細な電力需給を予測することが出来なため、特に空調予測モデルの改良が必要である。

今後は、予測モデルを改良後、予測の精度をより良くするために逐次学習の検討を行う予定である。

参考文献

- [1] 涌井良幸, 涌井貞美. ファーストブック-多変量解析がわかる. 株式会社技術評論社. 2011.
- [2] Jared P. Lander/高柳慎一, 牧山幸史, 蓑田高志訳. みんなのR-データ分析と統計解析の新しい教科書, pp. 332-339. 株式会社マイナビ. 2015.