

## 運転実績データを活用した熱源システムの最適運転支援システムに関する研究 (第3報) 熱負荷予測手法の概要

### Study on optimal operation support system of heat source system using actual operation data (Part3) Outline of Heat Load Prediction Method

正会員 ○田中 翔大 (長崎総合科学大学) 技術フェロー 村上 公哉 (芝浦工業大学)  
非会員 小川 彰彦 (E.I.エンジニアリング)

Shodai TANAKA\*<sup>1</sup> Kimiya MURAKAMI\*<sup>2</sup> Teruhiko OGAWA\*<sup>3</sup>

\*<sup>1</sup> Nagasaki Institute of Applied Science \*<sup>2</sup> Shibaura Institute of Technology \*<sup>3</sup> E.I.Engineering Co.,Ltd.

The third report first gives an overview of the operation support system that contributes to energy saving by optimal operation of the heat source system for air conditioning. Then, the outline of the heat load prediction method, which is one of the major elements of the optimum driving support system, is reported. Furthermore, the prediction result using the heat load prediction method is reported.

#### 1. はじめに

近年、脱炭素社会の実現に向けて建物だけでなく地区レベルのエネルギーの面的利用が期待されている。エネルギーの面的利用の代表システムの一つが地域熱供給システムであり、近年ではコージェネレーションシステム(以下、CGS)等の自律分散型電源を用いて需要家建物に対して平常時に熱のみならず電気も供給する熱電一体供給が増えつつある。

この際、発電時に発生する排熱を熱供給設備で活用し高効率な熱供給を行うため、複雑な運転計画が求められ、需要家建物の電気と熱の需要予測に基づくCGS・熱源システムの運転計画の最適化が必要不可欠となる。

そこで本研究では、空調用熱源システムの最適運転により省エネルギー化に寄与する運転支援システムの概要と、熱負荷予測手法の概要及び予測結果を報告する。

#### 2. 最適運転支援システムの概要

図1に本研究で提案する最適運転支援システムのイメージを示す。本システムは大きく二つの要素から成立つ。

##### (1) 負荷予測手法

過去の運転実績データベースとリアルタイムデータを用いて当日(あるいは翌日)の1日単位の時刻別熱負荷を予測する。また負荷予測は予測日の前日夜間に翌日の負荷を予測する翌日負荷予測と、予測日の始業時間前ごろに当日の負荷を予測する当日負荷予測がある。後述する負荷予測手法では当日負荷予測について説明する。

##### (2) 予測負荷に対する最適運転パターンの提示

予測負荷を基に最適運転パターンデータベースから予測負荷に対する最適運転パターンを提示する。データベースは、建物の負荷パターンと負荷パターンごとに紐づ

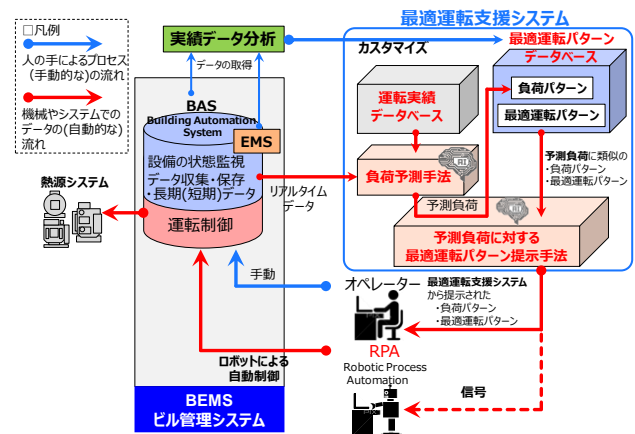


図1 最適運転支援システムの概要

けられた最適運転パターンで構成されている。そして、予測負荷に類似する負荷パターンをデータベースから抽出し、負荷に紐づけられた熱源システムの最適運転パターンを運転計画として運転制御に用いる。熱源システムの運転制御では、オペレーターによる手動での運転制御とRPA(Robotic Process Automation)等を用いた自動運転によるエネルギーマネジメントでの活用を想定している。

#### 3. 負荷変化量予測手法の概要

本負荷予測手法には、株式会社 E.I.エンジニアリングが開発した特許 6118975 号<sup>1)</sup>による予測手法を用いている。既往研究で発表されているほとんどの負荷予測手法では、過去の実績データや気象データ等の複数の予測因子を用いて予測時刻の負荷絶対量を予測している。それに対して本手法は気象データを用いず、過去の熱負荷の実績データのみを用いて任意のデータ間隔で予測開始時刻の実績値から予測時刻までの負荷変化量を予測するのが大きな特徴である。そして、この手法による電力負荷

予測の精度の高さについては確認されている。しかし、熱源システムの最適運転支援に不可欠な熱負荷予測についてはまだ十分にされていないため、本報では熱負荷予測の精度を確認する。以下に本負荷予測手法の概要を記す。

(1) 予測当日の実績値と類似度が高い候補日の選出

図2に負荷変化量予測手法の概要を示す。本報では図2左上のグラフに示すように、予測開始時刻(t)を9時(8-9時)として、1時間後の予測時刻(t+1)：10時(9-10時)に記録される9時台の負荷を予測する場合を説明する。

グラフの青色で塗られた予測開始時刻(t)：9時(8-9時)から6時間前(t-6)：3時(2-3時)までを参照時間帯とし、プロットで示された当日実績値と図2左下のグラフに示す予測日から過去30日間の同時刻の実績値を用いて、予測日の実績値に対する過去30日分の実績値の類似度(DS)を図2左側中央の赤枠の式で求める。式1に詳細を示す。

$$DS_n = \frac{1}{\sum_{k=t-6}^t \sqrt{(Y(k) - Y_n(k))^2}} \dots\dots\dots(1)$$

DS：類似度  
 Y<sub>k</sub>：参照時間帯（予測開始時刻～6時間前）の当日実績値  
 Y<sub>n(k)</sub>：参照時間帯（予測開始時刻～6時間前）の過去実績値  
 n：データ数

類似度は参照時間帯における同時刻の当日実績値と過去実績値の二乗誤差平方根の合計値（6時間分）の逆数である。そして、この値が大きい候補日(i)を図2左下のグラフの赤線の時刻別負荷推移に示すように過去30日間の中から6個抽出する。

(2) 変化量の予測

次に図2右下の表の上部の式に示すように、各候補日(i)の予測時刻の負荷(Y<sub>i(t+1)</sub>)と予測開始時刻の負荷(Y<sub>i(t)</sub>)の差に類似度から算出される重み係数を乗じ、候補日6個の合計値を予測変化量(R)とする。式2にその詳細を示す。重み係数は図2右下の表の下部に示すように、各候補日の類似度を全候補日の類似度合計値で除した値である。

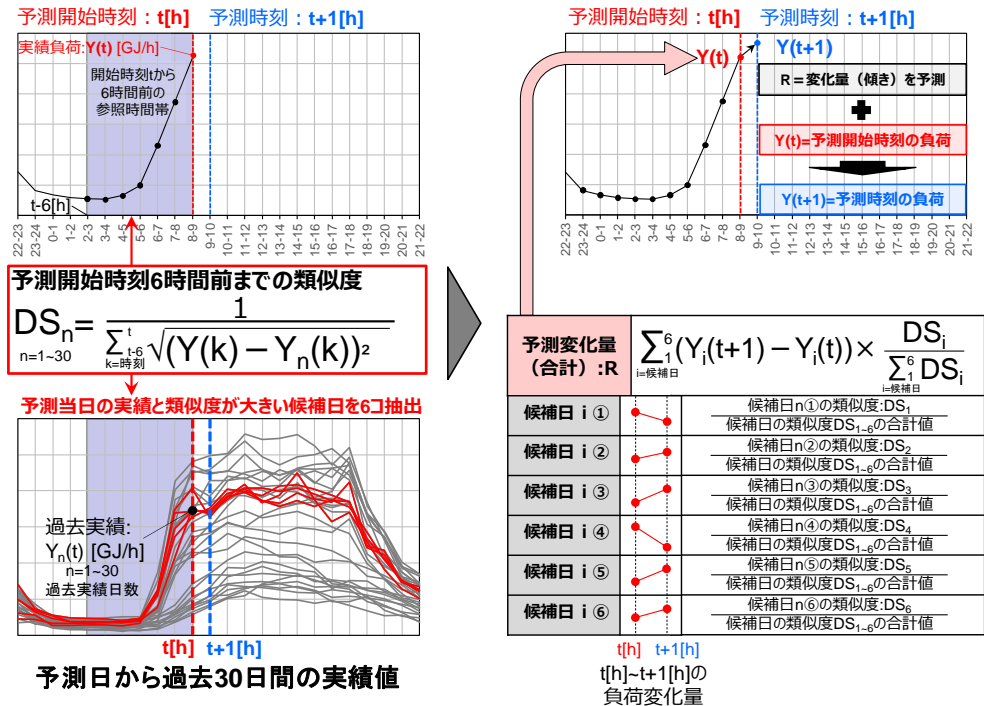


図2 負荷変化量予測手法の概要

$$R = \sum_{i=候補日}^6 (Y_i(t+1) - Y_i(t)) \times \frac{DS_i}{\sum_{i=候補日}^6 DS_i} \dots\dots\dots(2)$$

R：予測変化量  
 Y<sub>i(t+1)</sub>：候補日の予測時刻の過去実績値  
 Y<sub>i(t)</sub>：候補日の予測開始時刻の過去実績値  
 DS<sub>i</sub>：候補日の類似度  
 i：抽出した候補日

そして図2右上のグラフに示すように、予測時刻：10時(9-10時)に記録される9時台の負荷(Y<sub>(t+1)</sub>)は、予測開始時刻：9時(8-9時)の負荷(Y<sub>(t)</sub>)に予測変化量(R)を加算し算出する。なお、上記の予測開始時刻(t)や類似度算出時の参照時間帯は、建物毎に空調システムの使用状況や負荷予測結果などを考慮してチューニングすることが可能である。

(3) 24時までの毎時負荷変化量の予測

次の予測時刻(t+2)：11時(10-11時)に記録される10時台の負荷を予測する場合、予測開始時刻が(t+1)：10時(9-10時)となる。そのため、算出した9時台の予測負荷(Y<sub>(t+1)</sub>)を実績値として扱い、類似度の算出に用いる参照時間帯も予測開始時刻(t+1)：10時(9-10時)から6時間前の(t-5)：4時(3-4時)までとする。

そして、類似度が高い候補日の選出プロセスから繰り返すことで1時間ごとの予測負荷を算出し、これを24時まで続け1日の時刻別予測負荷推移を算出する。

4. 負荷変化量予測手法の予測結果

4.1 分析対象建物と使用データの概要

分析対象建物は東京都中央区に立地する約120,000 m<sup>2</sup>、

地上 24 階・地下 4 階の大規模複合建物（事務所、商業等）である。図 3 に熱源システムの系統図を示す。熱源システムは全電気方式であり、熱源機器構成は、インバーターボ凍冷機(以下、INV-TR)が 2 台、ヒーティングタワーヒートポンプ(以下、HTHP)が 2 台の計 4 台である。これらは各熱源機器に専用の蓄熱槽が接続されており、計 4 組ある。さらに蓄熱槽以降は熱交換器が低層系統と高層系統に分けてそれぞれを設置され、2 次側（負荷側）に空調用冷水・温水を供給している。

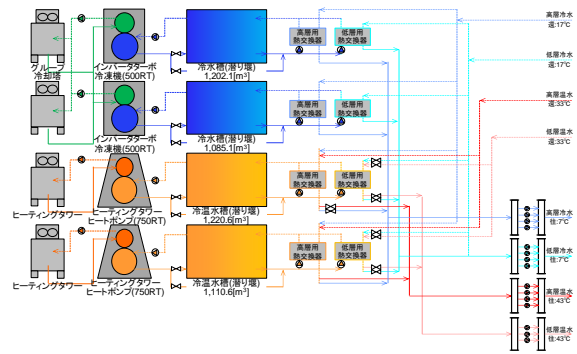


図 3 分析対象建物の熱源システム系統図

分析では 2018 年度、2019 年度の BEMS で計測された空調用熱源システムの時刻別実績データを用いた。実績データは計測箇所が 400 点以上あり、日単位でデータファイルが分割されていた。そこで、データを時系列順に結合・整理し、その中から 4 台の蓄熱槽に接続されている高層系統と低層系統の熱交換機の 2 次側積算熱量の計測値 8 点を抽出した。HTHP は冷水温水を切替えているため、その組に接続された熱交換機の積算熱量は熱交換器出口温度のデータを基に冷水・温水を判別した。

#### 4.2 予測精度の検証方法

本研究では、過去実績値に対して負荷予測精度を検証するために誤差率を示す指標の一つである EEP(Expected error percentage) [%]を用いる。この値は熱負荷予測値の平均二乗誤差平方根である RMSE(Root Mean Square Error) [GJ/h]を最大負荷で除し、その値を百分率で表したものである(式 3-1)。なお本研究では、RMSE を一日の中のピーク負荷( $t_{1max}$ [GJ/h])で除した値を日別 EEP[%](式 3-2)、限定期間内でのピーク負荷( $t_{2max}$ [GJ/h])で除した値を期間 EEP[%](式 3-3)とした。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (y_{pred,t} - y_{data,t})^2}{n}} \dots\dots\dots(3-1)$$

$n$  : データ数  
 $y_{pred,t}$  : 予測値[GJ/h]  
 $y_{data,t}$  : 実績値[GJ/h]

$$\text{日別 EEP}[\%] = \frac{RMSE}{t_{1max}} \times 100 \dots\dots\dots(3-2)$$

$t_{1max}$  : 1 日の中でのピーク負荷[GJ/h]

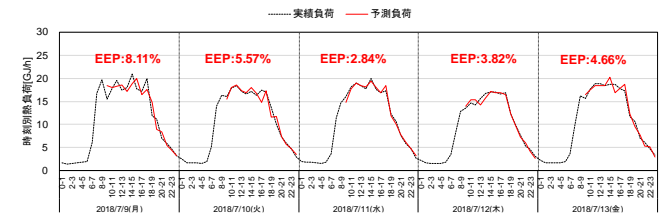
$$\text{期間 EEP}[\%] = \frac{RMSE}{t_{2max}} \times 100 \dots\dots\dots(3-3)$$

$t_{2max}$  : 限定期間中でのピーク負荷[GJ/h]

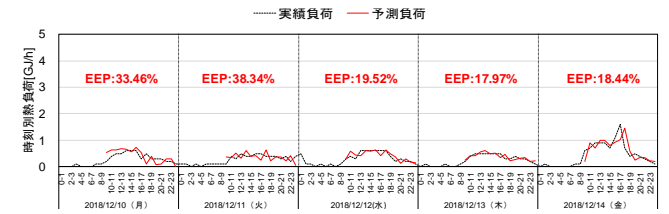
#### 4.3 予測結果

##### (1) 実績負荷と予測負荷の時刻別推移の比較

図 4 に 2018 年度冷房負荷の実績負荷及び予測負荷の時刻別推移と日別 EEP の結果を示す。負荷予測開始時刻は 9 時とし、以降の負荷を予測した。



a) 夏期 (9 時予測開始)



b) 冬期 (9 時予測開始)

図 4 冷房負荷の実績値と予測値の時刻別推移の比較

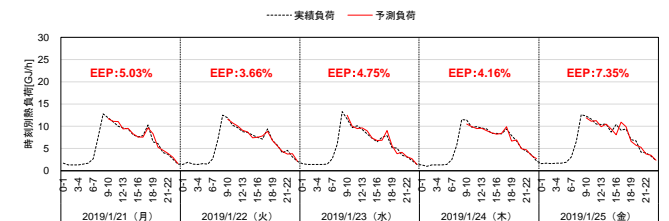


図 5 暖房負荷の実績値と予測値の時刻別推移の比較  
冬期 (9 時予測開始)

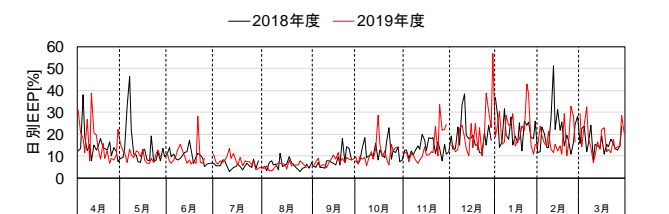


図 6 冷房負荷における日別 EEP の推移



図 7 暖房負荷における日別 EEP の推移



り、日別 EEP も 10%以下の値を示した。それに対し、**図 4b)**に示す冬期では予測推移は実績値と同程度であったが EEP が大きい値を示した。特に 12 月 13 日 (木) の予測負荷は実績負荷と同程度の推移であったが EEP は約 18%を示した。これは日別 EEP が 1 日のピーク負荷で除して算出されるため、負荷の小さい日では EEP が大きくなる傾向にあるためだと考えられる。

また、**図 5** に 2018 年度暖房負荷の実績負荷及び予測負荷の時刻別推移と日別 EEP の結果を示す。冬期の予測推移と日別 EEP は冷房負荷の夏期予測結果と同様の傾向を示した。

### (2) 年間を通じた日別 EEP の予測結果

**図 6** に冷房負荷の 2018 年度・2019 年度平日の日別 EEP の推移を示す。年度に関わらず、年間を通して冷房負荷の大きい 7~9 月の日別 EEP の値が小さく、10%を下回る値を示した。さらに、**図 7** に暖房負荷の 2018 年度・2019 年度平日の日別 EEP の推移を示す。冷房負荷と同様に暖房負荷の大きい 12~3 月の日別 EEP の値が小さく、約 10%を下回っていた。

それに対し、中間期~冬期の冷房負荷や中間期の暖房負荷では、日別 EEP の値が大きく予測値の誤差率が大きくなった。これらのことから、夏期の冷房負荷、冬期の暖房負荷等の熱負荷が高い時期の負荷予測は予測誤差率が小さくなり、熱負荷の低い時期では予測誤差率が大きくなる傾向にあることを確認した。

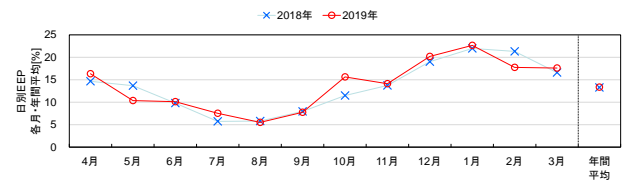
**図 8** に 2018 年度・2019 年度の日別 EEP の各月・年間平均の結果を示す。冷房負荷の日別 EEP 月平均は 2018 年度と 2019 年度で同程度の推移を示した。また、年間平均は 2018 年度が 13.29[%]、2019 年度が 13.36[%]であった。また、暖房負荷では 2018 年度は 9.78[%]、2019 年度は 8.39[%]であり同程度の予測精度であった。

### (3) ピーク値・RMSE・期間 EEP の分析

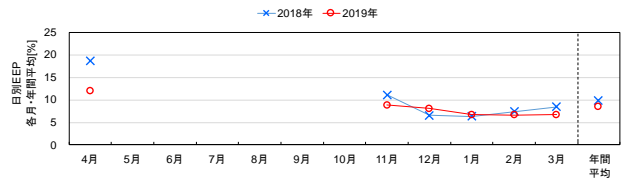
**図 9** に 2018 年度、2019 年度平日における冷房負荷の各月のピーク値・RMSE・各月の期間 EEP の分析結果を示す。熱負荷のオフシーズンよりピークシーズンの EEP が小さくなる要因として、例えば 2018 年度 8 月の RMSE は 0.96[GJ/h]、ピーク値は 24.7[GJ/h]であるのに対し、2018 年度 2 月の RMSE は 0.28[GJ/h]、ピーク値は 3.4[GJ/h]であった。8 月に対する 2 月の RMSE の割合は約 30%であるのに対し、ピーク値の割合は約 14%であった。

そのため、冷房負荷では夏期に対する冬期の RMSE の減少率よりピーク値の減少率の方が小さく、相対的に EEP 算出時の分母の値が小さくなるため、EEP が小さくなると考えられる。

**図 10** に 2018~2019 年度平日における暖房負荷の各月のピーク値・RMSE・期間 EEP の分析結果を示す。RMSE とピーク値の関係は冷房負荷と同様の傾向を示した。

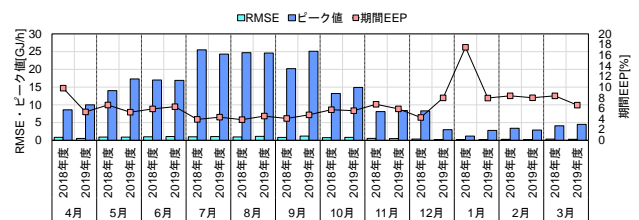


a) 冷房負荷

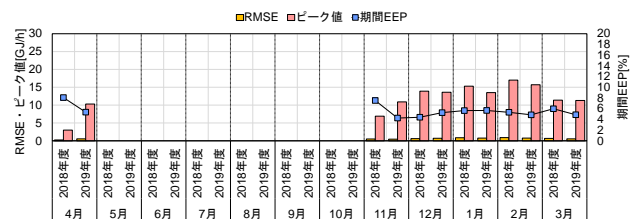


b) 暖房負荷

**図 8 日別 EEP の各月平均・年間平均**



**図 9 冷房負荷ピーク値・RMSE・期間 EEP の分析**



**図 10 暖房負荷ピーク値・RMSE・期間 EEP の分析**

## 5. まとめ

空調用熱源システムの最適運転支援システムに用いる熱負荷予測手法の概要を説明し、実建物の BEMS データを用いて予測精度の確認を行い、以下の知見を得た。

- 1) 負荷変化量予測手法は、気象データ等を用いずに過去の実績データのみを用いて予測時刻の絶対値ではなく、予測開始時刻から予測時刻までの負荷変化量を予測するのが特徴である。
- 2) 日別 EEP 年間平均値は、冷房負荷の場合は約 13 [%] で暖房負荷の場合は約 8~10 [%] であり、本負荷予測手法の精度の高さを確認できた。
- 3) 熱負荷のオフシーズンよりピークシーズンの EEP が小さくなる要因として、実績値と予測値の乖離だけでなく月別の RMSE とピーク値の減少率の差も要因と考えられる。

### 謝辞

本研究のために貴重なデータをご提供いただきました建物関係者の皆様、そして共同研究者の野泰彦氏 (当時、芝浦工業大学卒業生)、松田薫乃氏 (当時、芝浦工業大学大学院修士課程) に厚くお礼申し上げます。

### 参考文献

- 1) 株式会社 E.I エンジニアリング: 特許 6118975 号, エネルギー予測システム、エネルギー予測システムの動作方法、これを実行させるためのコンピュータプログラム及びこのプログラムを記録したコンピュータ読み取り可能な記録媒体並びに運転支援システム