

スマート対応 BEMS 開発におけるエネルギー需要予測の検証

Inspection of the energy demands forecast in the development of the BEMS (Building and Energy Management System) with the smart technology

正会員 ○酒井 繁（日本電技（株））

正会員 松浦 勝博（日本電技（株））

技術フェロー 荒木 和路 (東京工業大学)

Shigeru SAKAI^{*1} Katsuhiko MATSUURA^{*1} Kazumichi ARAKI^{*2}

*¹ Nihondengi Co. Ltd. *² Tokyo Institute of Technology

Last year, we reported that we developed the BEMS with the smart technology and used AI software called SOINN for forecasting energy demand. This time, we have inspected the precision of the forecasting energy demand on a cloud computing platform, so we confirmed the effectiveness of the forecasting function.

はじめに

昨年、需要家建物やエネルギー供給センターにおいて、エネルギー需要を予測し、熱源設備・蓄電池設備を最適にコントロールするスマート対応 BEMS (Building Energy Management System) の開発内容について報告した。今回はその後の継続開発として、本スマート対応 BEMS の需要予測に用いている人工知能「人工脳 SOINN^(注)」による予測機能の有効性検証を目的として、某地域冷暖房施設で試験運用を実施したので、その結果について報告する。また、本試験運用では将来的な BEMS のクラウド利用時代の到来を見据え、スマート対応 BEMS のアプリケーションプログラムをクラウドサーバ上で稼働させ検証を実施した。

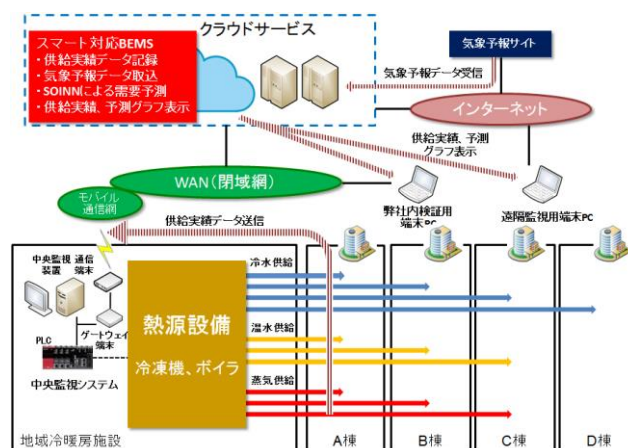


図-1 スマート対応 BEMS 試験運用システム構成

1. 試験運用システムの概要

今回の試験運用を目的としたスマート対応 **BEMS** のシステム構成を図-1 に示す。当該地域冷暖房施設では、冷水・温水・蒸気を A～D 棟の 4 つの建物に供給しているが、プラントの中央監視システムから熱供給および外気温湿度実績データ（いずれも周期 1 時間の日報データ）を、モバイル通信網→閉域網経由でクラウドサーバに送信し記録する。また、外部の気象予報サービス会社と契約し、同社のサイトからインターネット経由で予報データを取得、同じくクラウドサーバに記録する。そして、スマート対応 **BEMS** のアプリケーションプログラムをクラウド上で稼働させることによって、当日・翌日の供給熱量予測を行い、その結果をグラフ表示にて利用者に提供する。弊社の検証用端末では閉域網経由で実績・予測データを取得できるので、これにより検証試験を実施した。また、プラントのオペレータはインターネット経由でグラフ表示機能を利用し、実績・予測状況を管理することができる。

2. 人工脳 SOINN による需要予測機能

2.1 需要予測処理フロー

人工脳 SOINN を用いた需要予測機能について説明する。SOINN は Self-Organizing Incremental Neural Network の略で、東京工業大学の長谷川修氏が考案された機械学習アルゴリズムである。過去の実績データを与えて学習を行い、これに未知の条件を入力することで予測値を得ることは、他の機械学習アルゴリズムと同じ考え方である。しかしながら、SOINN は「自律的にモデルを構築する」、「少ない学習データでも精度のよい予測が可能である」、「外れ値のようなノイズは自動的に除去する」、「計算が軽量」などの特徴がある。

SOINN を用いた需要予測処理のフローは、図-2-1 に示すようにあらかじめ過去の消費エネルギーおよび気象（外気温湿度）実績データを用いて学習を行い、予測したい日の気象予報データを入力することで、当該日の消費エネルギー予測値を得る。また、エネルギー需要は平日と休日では消費パターンが異なるため、日種別（通

常日・休日・休日明け・特別日)を条件に加えている。さらに新築の建物のように実績データが極端に少ない場合に備えて、下記に示すような工夫を行い、予測精度を高めている。

- 1) 学習手順の工夫: 短期間実績データ (例: 3 日間) による初期学習+毎日の実績での逐次追加学習を行い、一定期間後 (例: 1 ヶ月) まとめて初期学習を行う。
- 2) 誤差修正機能: 指定時刻の予測値と実績値の差から、当該時刻以降の予測値を差分に応じて修正する。

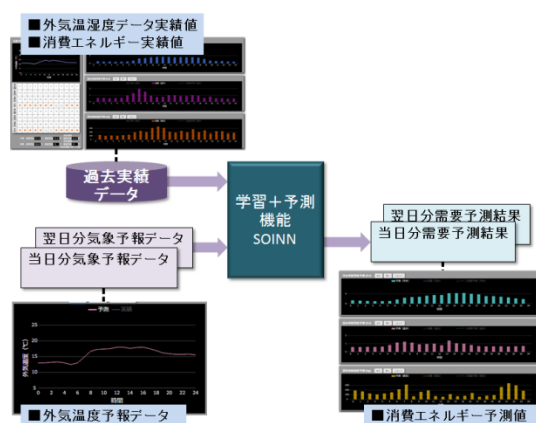


図-2-1 需要予測処理フロー

2.2 試験運用における需要予測モデル

今回の試験運用システムにおける、需要予測モデルを図-2-2に示す。供給熱種別(冷水、温水、蒸気)はもちろんのこと、受入毎(A~D棟)の供給熱量実績データと外気温度実績データをベースにSOINNで学習を行う。したがって、SOINNの中では計10セットの学習モデルが構築されることになる。そして、当日・翌日の外気温度の予報データを与えることで、受入毎に供給熱量の予測値を算出し、これらを合計することでプラント全体の予測供給熱量を得る。今回の検証においては、外気温度は1日の集計値である最大値と最小値を使用することとし、気象予報データが更新される6時間毎に予測処理を実施している。

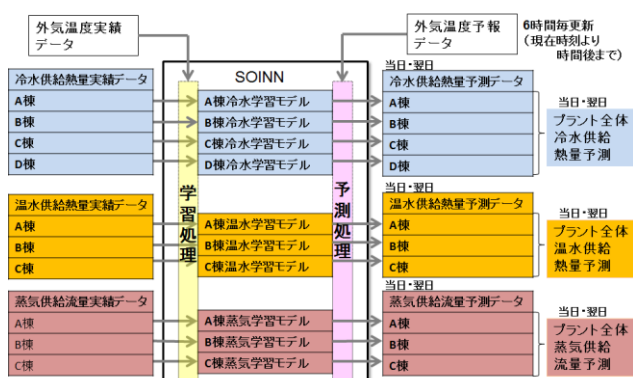


図-2-2 需要予測モデル

3. 試験運用における検証方法

3.1 検証方法

試験運用における処理パターンを図-3に、検証対象期間を表-1に示す。2017年3月1日~4月30日の期間を2週間毎に区切り、検証期間1~4とした。検証期間毎にSOINNの処理パターンを変化させ、受入及び供給熱種別毎の計10セットに対して需要予測を行う。需要予測は、6時間毎(1日に4回更新)される気象予報データのうち、最後に更新される気象予報データを用いた予測を翌日分の予測として扱う事した。また、システム毎に得られた予測値を供給熱種別毎に合計し、プラントの中央監視システムで記録された供給熱種別毎の実績データから、1日の予測値と実績値のズレを誤差率(%)として求め、処理パターン毎の予測精度について確認する。

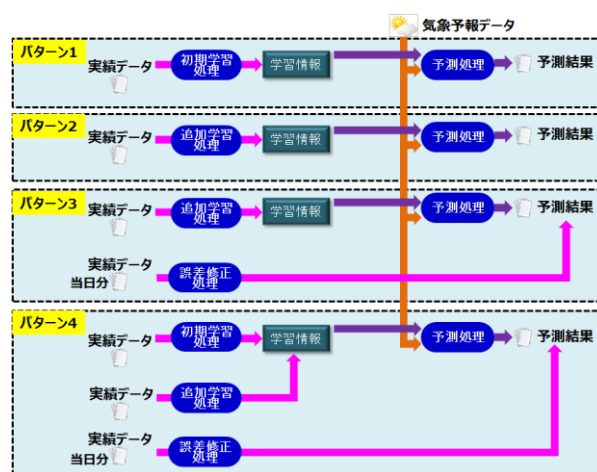


図-3 処理パターン

表-1 検証対象期間

検証期間1	パターン1	2017年3月	1日~3月16日
検証期間2	パターン2	2017年3月	17日~3月31日
検証期間3	パターン3	2017年4月	1日~4月15日
検証期間4	パターン4	2017年4月	16日~4月30日

3.2 SOINNの処理パターン

SOINNの処理パターンについて説明する。検証期間1のパターン1では、予め2ヶ月分(2017年1月1日~2月28日)の実績データを手動で学習(初期学習)させ、需要予測を実施する。

検証期間2のパターン2では、検証期間1の学習情報(初期学習)を引継ぐ事に加え、1日1回、前日分の実績データを逐次追加学習させた上で需要予測を実施する。

検証期間3のパターン3では、検証期間2の学習情報(初期学習+追加学習)を引き継ぎ、需要予測を行う事に加え、予め指定した時間帯の予測値と実績値の誤差が閾値を超えた時には、誤差修正機能により当該時刻以降の予測値の補正を実施する。

検証期間4のパターンでは、検証開始日(2017年4月

16 日) に、あらためて再度 3 ヶ月半(2017 年 1 月 1 日～4 月 15 日) のデータで再学習(初期学習)させる。検証期間 4 の開始から一週間は、再学習した SOINN に対して逐次追加学習させ、誤差修正機能による予測補正を実施する。さらに一週間毎(2017 年 4 月 23 日と 4 月 30 日)に再度、2017 年 1 月 1 日から前日までの実績データであらためて再学習(初期学習)させ、需要予測を実施する。

3.3 誤差率の算定方法

試験運用を実施する地域冷暖房施設では、蓄熱槽を有しており、夜間蓄熱した熱を、昼間に放熱する運用を行っている。よって、需要予測の検証には蓄熱槽への蓄熱を評価対象とし、1 日の熱需要量の総量を用いて誤差率を算出する事とした。誤差率は式 1 を用いて算出する。

$$\text{誤差率} [\%] = \left\{ \left| \frac{\text{誤差}}{\text{実績値}} \right| \right\} \times 100 \quad \dots \text{式 1}$$

誤差 : 予測値 - 実績値

4. 学習方法の違いによる需要予測結果の分析

検証期間における外気温度(最高気温・最低気温)の実績値及び予測値の推移グラフを図-4-1 に、プラントの冷水供給熱量の誤差率の推移グラフを図-4-2 に示す。プラント設備としては冷水・温水・蒸気の 3 種類あるが、ここでは冷水供給熱量の需要予測について分析する。

検証期間 1 (3/1～3/16) では、1 日のトータル供給熱量の誤差率はおおよそ 7%～10% となった。3 月 10 日(金)のプラント冷水供給熱量の予測値と実績値を図-4-3 に示す。当該日におけるトータル供給熱量の予測値は 32.4GJ、実績値は 34.0GJ であり、誤差率は 4.8% となった。SOINN による予測値と実績値の 1 日のトータル供給熱量を比較すると、時間帯毎の熱量パターン(グラフの形)も予測値は実績値をよく反映しており、精度の良い予測結果が得られていると判断できる。

検証期間 2 (3/17～3/31) においても同様に、1 日のトータル供給熱量の誤差率はおおよそ 15% となっているが、3 月 30 日(木)のみ誤差が 38% (予測値 32.4GJ、実績値 52GJ) と大きい値となった。3 月 30 日(木)のプラント冷水供給熱量の予測値と実績値を図-4-4 に示す。1 日を通して冷水供給熱量の実績値が予測を大きく超えている。SOINN の学習に用いた学習データ(1/1～2/28)をみると、1 日のトータル供給熱量は 25GJ～35GJ であり、SOINN がこれまでに経験した事のない大きな供給熱量が発生した事が大きくずれた原因と考えられる。

検証期間 3 (4/1～4/15) において、4 月 5 日以降は予測値と実績値の乖離が著しく、4 月 6 日(木)では誤差

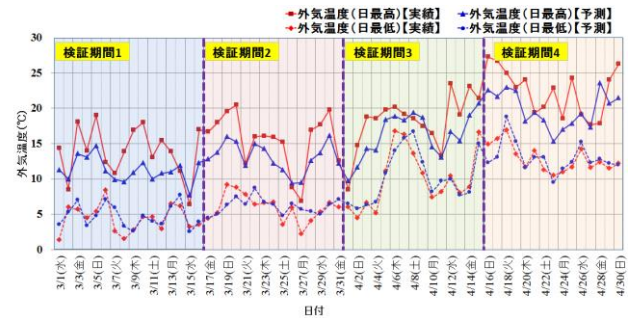


図-4-1 外気温度推移グラフ (最高気温・最低気温)



図-4-2 プラント冷水供給熱量誤差率推移グラフ

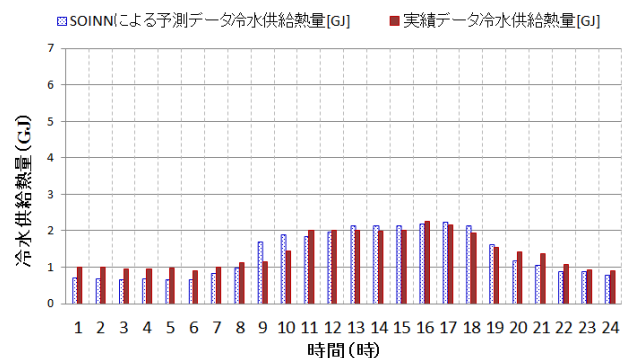


図-4-3 プラント冷水供給熱量グラフ (2017年3月10日)

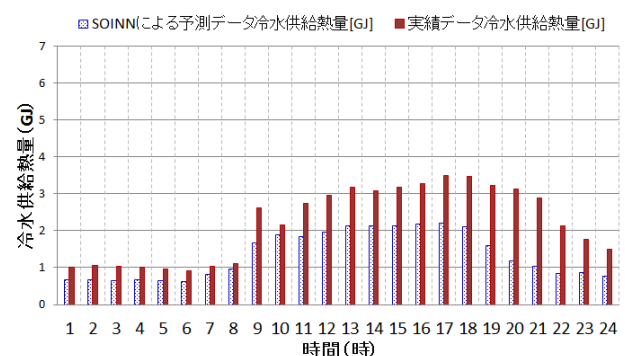


図-4-4 プラント冷水供給熱量グラフ (2017年3月30日)

修正をしていない場合の誤差率が 48% (予測値 35.5GJ、実績値 68.8GJ) となった。4 月 6 日(木)のプラント冷水供給熱量の予測値、実績値、補正値を図-4-5 に示す。検証期間 3 では、誤差修正機能による予測補正を行っている。試験運用では、負荷が大きい 8 時～20 時を対象に予測値と実績値(いずれも 1 時間値)から誤差を求め、誤差が 50% 以上となった時に予測補正を実行する事とし

ている。4月6日(木)においては誤差修正対象時間帯である8時に、7時の予測値と実績値の誤差を算出し、8時以降の誤差修正対象時間帯を対象に予測補正を実施している。予測補正後の誤差率を図-4-2中の点線で示す。補正後の誤差率は、9時に実施された補正で18%(予測値56.2GJ、実績値68.8GJ)となった。(1~7時, 21~24時の予測補正対象外の時間帯を含む)図-4-5の補正グラフ(棒グラフ並び順は凡例の順番通り)を見ても、誤差修正前の予測値(誤差率48%)よりも補正後の予測値の方が実績値に近づく結果となっている事が分かる。

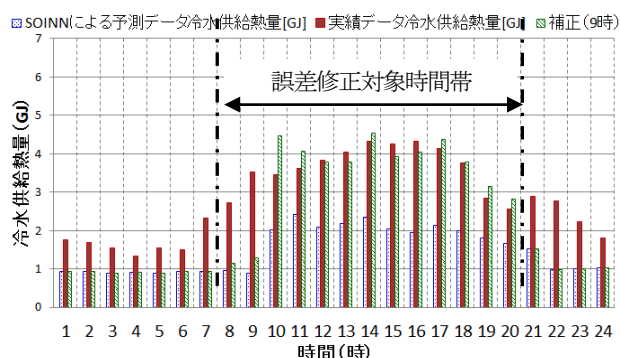


図-4-5 プラント冷水供給熱量グラフ (2017年4月6日)

検証期間4(4/16~4/30)において、1日のトータル冷水供給熱量の実績値は、各日60~80GJとなった。4月19日(水)(最高気温23.0℃,最低気温13.5℃)のプラント冷水供給熱量の実績値と予測値を図-4-6に示す。4月19日(水)では誤差率が9%(予測値73.5GJ、実績値80.5GJ)となった。おおよそ同じ気温である4月6日(木)(最高気温20.2℃,最低気温16.8℃,トータル供給熱量予測値35.5GJ,誤差率48%)(図-4-5)と比較しても、4月19日(水)の予測値は実績値に近い結果となり、時間帯毎の熱量パターンも実績をよく反映している事が分かる。これは、処理パターン4(学習リセット+初期学習)により、SOINNが自律的に学習モデルを再構築したためと考えられる。また、誤差修正機能により、更に実績値に近い結果へと補正できている事が分かる。

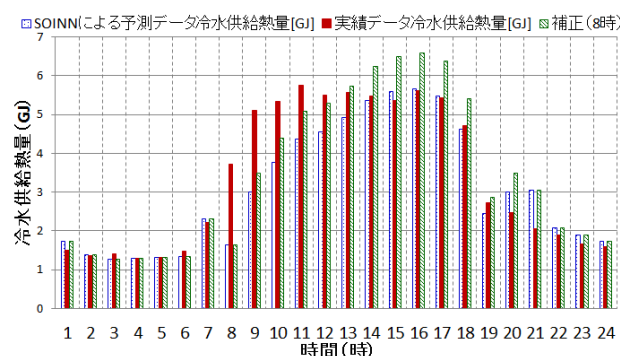


図-4-6 プラント冷水供給熱量グラフ (2017年4月19日)

検証期間毎のプラント供給熱種別(冷水・温水・蒸気)の誤差率(平均値)を表-2に示す。蒸気についても、冷水、温水の検証方法と合わせるため1日の需要量の総量で誤差率を算出した。検証期間4で温水の誤差が大きくなっているが、受入先の1施設で温水供給の需要がなくなった事により、誤差が大きくなった。

表-2 試験運用期間における供給熱種別毎の誤差率(平均値)

熱種別	検証期間			
	1	2	3	4
冷水	7.8	15.1	39.2(22.8)	23.3(11.2)
温水	17.5	29.7	35.8(14.6)	73.0(59.4)
蒸気	8.8	6.4	9.6(3.1)	14.3(3.9)

誤差修正前の平均誤差率, ()は誤差修正後の平均誤差率

5. 考察

今回の試験期間は中間期での運用検証であり、検証期間1,2では、熱負荷がSOINNの学習情報と同程度であった事から誤差が小さく、検証期間3,4では、急な気温上昇の影響で、学習情報を超えた熱負荷が発生した事から誤差が大きくなったと考える。そのため、検証期間3,4では誤差率としては大きくなったが、処理パターン4(学習リセット+初期学習)を実施し、直近の熱負荷傾向を再学習させる事で実負荷に近い予測が行えている。また、検証期間4の温水供給に見られた様に、プラント運用による温水供給の停止を予測する事はできない。よって、実績値の他に運用条件についても学習情報として考慮する必要があると考える。

今後も継続的に試験運用を行い、エネルギー需要の多い夏季・冬季における状況について確認を行う予定である。また、今回気象データは外気温度のみを使用することとしたが、本プラントでは受入施設の加湿用に蒸気を供給しているため、夏季・冬季において外気湿度を条件に加えた場合の有効性についても検証を行いたいと考えている。

(注) SOINNはSOINN株式会社の登録商標です。

参考文献

- 1) 金 明哲: Rによるデータサイエンス (2012-10)、森北出版株式会社
- 2) 山下 隆義: イラストで学ぶディープラーニング (2016-6)、株式会社講談社
- 3) 長谷川 修、山崎 和博、巻淵 有哉、申 富饒 (2010): 自己増殖型ニューラルネットワーク SOINN とその実践、日本神経回路学会誌、Vol.17、No.4、P-187~196
- 4) 松浦 勝博、荒木 和路 (2016): エネルギー需要予測と熱源設備運転計画策定に対応したスマート対応BEMSの開発、空気調和・衛生工学会学術講演論文、第9巻、P-177~180