

# IoTセンサ群から得た測定結果を用いた機械学習プログラムの開発

1815022 木村 望愛  
指導教員： 鍋島 佑基

無線計測 RNN 温熱環境測定  
空調自動制御 消費電力 性能特性表

## 1. はじめに

現在オフィスビル等では IoT を利用し、室内環境やエネルギー性能の最適化が行われている。ビルオートメーションに用いる RCNN の機械学習モデルは、多量の学習データが必要なことに加え、学習に時間がかかる。さらに電力予測は高精度を求めため、精度向上のために高スペックのPCとより多くのデータや BEST などのプログラムが必要になる。そのため、技術資料を基にした計算で機械学習よりも早く、高い精度が出せれば、省エネプランが立てやすいと考える。

本研究では、IoT センサを用いた建築棟 4 階の温熱環境計測を行い、Table 1 に示すように実測値と RNN、理論値から算出した 3 つの消費電力を比較し有用性を検討する。加えて、建築棟 4 階の環境解析と消費電力の算出により削減可能な消費電力予測精度を比較する。

## 2. 温熱環境計測

建築棟 4 階では Fig.1 に示すように無線型温湿度計、人感センサ、CO2 濃度計などの各物理量の測定が行われている。7~9 月における建築棟 4 階の温熱環境について Fig.2 に示す。Fig.2 より外気温の変動が大きいのにに対し、室温の変動は小さいため空調が十分に稼働していることがわかる。しかし設定温度よりも室内温度が低い時間帯にも空調が稼働しており、余分に稼働していることから消費電力削減の余地があると考えられる。

## 3. 夏期データを用いた消費電力算出

RNN モデルを用いた建築棟 4 階北側の消費電力予測を行う。変数は Table 1 の要素とし、学習条件は Table 2 に示す。2021 年 7~8 月の 1 時間平均値を学習データ、2021 年 9 月の 1 時間平均値をテストデータとして読み込み学習と予測を行った。次に理論値から消費電力の計算を行った。Fig.3 に示すような性能特性表から負荷計算を行い、算出した負荷を用いて消費電力を逆算する。

Table1 実測値,RNN,理論値で消費電力を求める際の要素

| 実際 | $T_{in}, T_{oA}$ | $R_{in}, R_{oA}$ | 人感センサ | 日射 | CO2濃度 | 運転情報 | 電力         | ON/OFF |
|----|------------------|------------------|-------|----|-------|------|------------|--------|
| 予測 | ○                | ○                | ○     | ○  | ○     | ○    | RNN予測      | RNN予測  |
| 計算 | ○                | ○                | -     | -  | -     | -    | 技術資料に基づく計算 | -      |

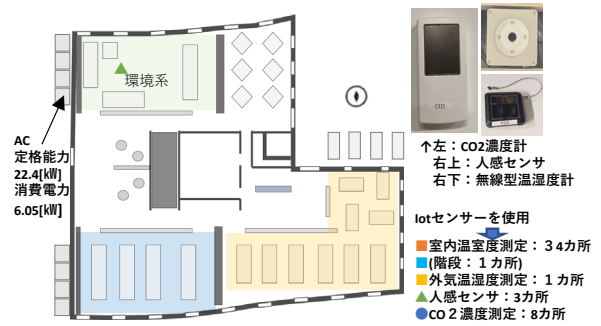


Fig.1 建築棟 4 階の測定場所

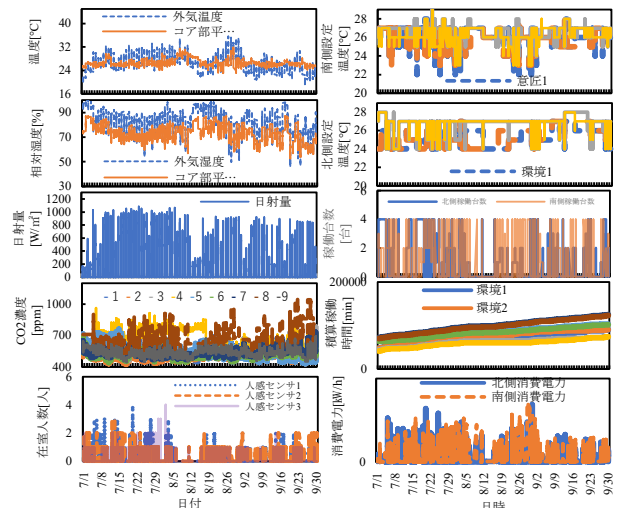


Fig.2 建築棟 4 階の実測結果

Table 2 RNN の設定条件

| 項目         | 設定値  | 項目         | 設定値      |
|------------|------|------------|----------|
| Lr         | 0.01 | 入力層(Dense) | 1(128)   |
| Batch_size | 200  | 中間層(Dense) | 2(64,16) |
| Np_epoch   | 1000 | 出力層(Dense) | 1(1)     |
| Seq_length | 24   |            |          |

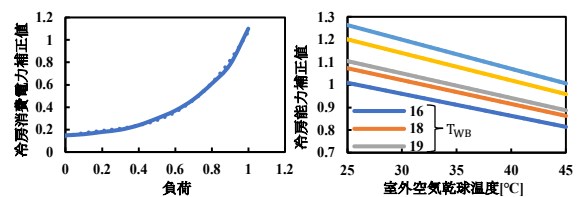


Fig.3 T社パッケージエアコン性能特性表

続いて算出結果を用いて消費電力の比較を行う。RNNによる学習結果と予測結果を Fig.4 に示す。Fig.4 より時間のずれは無く学習予測出来ていることがわかる。しかし学習段階で7月25日の12時では実際は19.88 kWであったが、7.7 kW低く予測する結果となり、ピーク値の予測が出来ていないことがわかる。そのためテストデータによる予測結果も実際の消費電力より低い値となった。

Fig.5 では計算値とRNNから算出した消費電力と負荷の関係を示す。計算値と負荷では比例関係になっているのに対し、RNNでは高負荷時の消費電力予測精度が低いことがわかる。この原因として交付家事になる時間帯はとて少なく学習不足が起きていると考える。そこで計算した負荷を学習要素とすることで、高負荷時の予測精度を上げることが可能ではないかと考える。

#### 4. 室内状況を考慮した空調消費電力

計算により消費電力を算出する方法を利用し、発停条件を仮定した場合の2021年9月の消費電力を算出した。発停条件は Table 6 に示し、Case 1~Case 3 に分けて比較を行った。実際の消費電力と各 Case の稼働台数と消費電力を比較したものを Fig.7 に示す。

実測値ではオーバーシュートしている時間が全体の約66%、不在時の稼働時間も約41%を占めた。Fig.7 より21日14時には実測値が稼働台数3台で消費電力9.4 kWに対し、Case1とCase3では稼働台数2台で3.1 kWとなり6.3 kWの削減となった。22日11時では実測値が8.37 kWであったが、Case2では不在判定で停止するため0 kWとなった。さらにピーク値が同じであっても、稼働時間が減少することで余分な消費電力を削減することが可能である。

Fig.8 には1ヶ月間の消費電力を示す。削減量は Case 1が681 kW、Case 2が697 kW、Case 3が919 kWとなった。そのため Case 1では5.9割、Case 2では6.1割、Case 3では8割以上の削減が可能であった。よって設定温度と在室者数の一方を発停条件とした場合でも6割以上の削減が可能なのことがわかった。加えて2つの条件を考慮することでより多くの削減が見込めることが明らかとなった。

#### 5. まとめ

空調自動化を目指してRNNと計算値による消費電力算出と比較を行った。さらに計算値を用いて消費電力削減について検討を行った。このことから、性能特性表を用いることで、熱負荷計算を行わずに、容易に負荷を算出することが出来た。さらに算出した負荷を用いて削減量の算出を行うことが出来た。RNNによる消費電力予測ではON/OFFの予測精度は十分であるが、電力レベルの予測精度は約半分にとどまった。そのため、計算値により算出した負荷を学習データとして読み込むことでより空調制御の精度を上げることが可能であると考えられる。

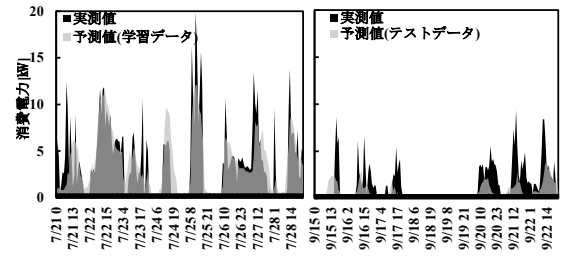


Fig.4 RNNによる学習結果とテスト結果の消費電力比較

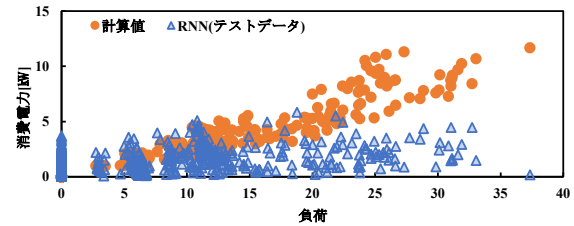


Fig.5 計算値とRNNの消費電力と負荷の関係(9月)

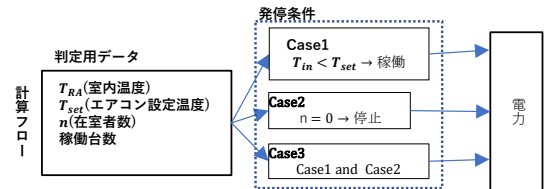


Fig.6 発停条件の概念図

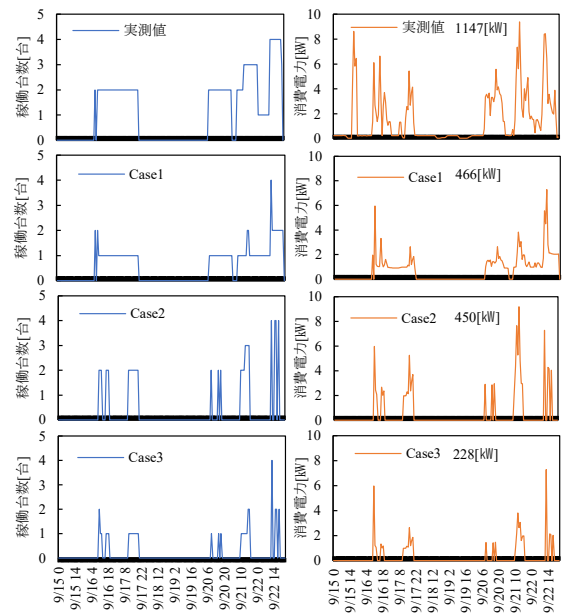


Fig.7 各 Case の稼働台数と消費電力変化

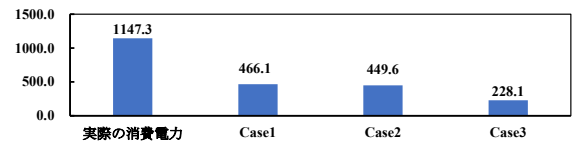


Fig.8 1カ月間の消費電力(9月)