

センサデータマイニングによる 消費電力予測

桑田陽介^{†1} 李俊男^{†1} 杉村博^{†1} 一色正男^{†1}

概要: 近年, HEMS の普及により, 家庭に太陽光発電システムや蓄電池を導入することが一般的になってきている。それに伴い買電・売電を目的とした家庭への適用を考慮した, 発電に関する研究が進められている。だが, 家庭内の消費電力を予測する研究はまだ少ない。本研究では, 家庭でも容易に設置できるセンサネットワークを構築し, 強化学習を利用して, 収集したセンサデータから家庭内の消費電力予測を行う。

キーワード: センサネットワーク, データマイニング, 消費電力予測, 強化学習

A Prediction for Power Consumption by Sensor Data Mining

YOSUKE KUWADA^{†1} JUNNAN LI^{†1}
HIROSHI SUGIMURA^{†1} MASAO ISSIKI^{†1}

Abstract: Introducing photovoltaic systems and storage batteries into a house is widely used along with the popularization of HEMS. Several studies propose methods of efficient utilization with considering electric power purchase/selling. But, methods for prediction electric power consumption in a house is insufficient. This study builds a sensor network that is easily installable into house, and predicts power consumption by using reinforcement learning using data of the sensor network.

Keywords: Sensor Network, Power Consumption, Prediction System, Reinforcement Learning

1. はじめに

近年, 地球温暖化といった地球環境の変化が顕在化してきたことにより, 消費者の省エネ意識や節電への関心が高まってきている。それにより, 家庭レベルでの消費電力削減が見込める HEMS (Home Energy Management System) に注目が集まっており, HEMS の普及とともに, 家庭に太陽光発電システムや蓄電池を導入することが一般的になってきた。しかし, 家庭に導入できる蓄電池はコストや設置エリア確保の問題から容量に限られるため, これらの機器をより効率的に運用することが求められている。関連する研究のひとつに, 太陽光発電電力量を環境データから予測する研究¹⁾がある。この研究では, 温度や湿度といったデータをデータマイニングに基づいて分析することで太陽光発電の発電量予測を行っており, 予測された発電量に基づいて買電・売電を行うといった, 蓄電池の運用計画を立てることができるように述べられている。だが, 蓄電池の運用計画を行うのであれば, 発電側の予測だけでなく消費側の予測も行う必要がある。家庭内の消費電力を予測する研究は, 予測に必要なデータの入手が難しい, 家庭毎

に電力消費の傾向が変わってくるといった理由でまだ少ない。

そこで本研究では, 家庭にも容易に設置できるセンサネットワークを構築し, 家庭内のデータを入手するとともに, 強化学習を用いて収集したセンサデータから家庭内の消費電力予測を行う。

2. センサネットワーク

2.1 ネットワーク構成

図1にセンサネットワークの構成図を示す。本研究で構築するセンサネットワークは一般家庭にも容易に設置できることを目的としている。そのため, 本センサネットワークは以下の要求仕様を満たす必要があると考える。

- 1) 低コストであること。
- 2) 設置が容易であること。
- 3) メンテナンスが容易であること。

上で述べた要求を満たすため, 低コスト, 低消費電力な通信方式である ZigBee 通信を用いて, センサモジュールを製作する。使用するセンサについては, 消費電力に与える影響が大きい空調機器や照明の状態と, 人の有無を把握するために, 温度, 湿度, 照度, 気圧, 人感を用いる。

家庭内の消費電力を取得するための手段としては, ECHONET Lite³⁾対応の分電盤メータを使用する。ECHONET Lite は, 経済産業省が認定した日本国内の

^{†1} 神奈川工科大学 ホームエレクトロニクス開発学科
Department of Home Electronics,
Faculty of Creative Engineering,
Kanagawa Institute of Technology.

HEMS 標準プロトコルであり、今後 HEMS とともに普及してくるものと予想される。本研究のセンサネットワークにもこのプロトコルを採用した。

センサネットワークのホストが、各センサモジュールと分電盤メータからのデータを収集する。収集したデータは、外部に構築したデータベースに SSH 経由で蓄積していく。

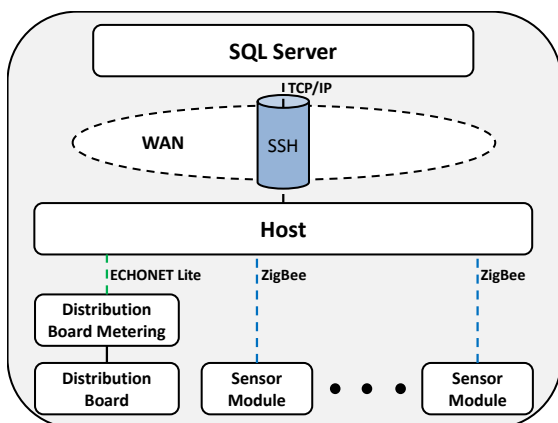


図 1 センサネットワーク構成
 Figure 1 Structure of sensor network.

2.2 実装

図 2 に実装したセンサネットワークを示す。3 畳ほどの部屋を実験環境とした。この環境には、エアコンや照明といった家庭に広く普及している機器が設置されている。これらの機器は一般家庭における消費電力に与える影響が大きい機器である。機器の動作による環境の変化と消費電力との関係を抽出することができれば、一般家庭での消費電力予測にも適用できると考える。

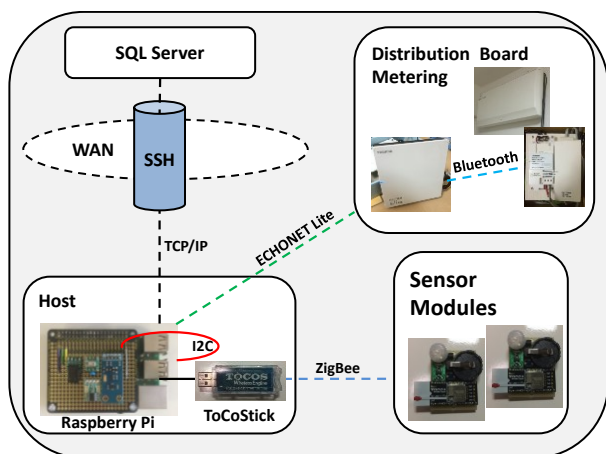


図 2 センサネットワーク実装
 Figure 2 Implementation of sensor network.

(1) ホスト

センサネットワークのホストに、シングルボードコンピュータである Raspberry Pi を使用した。Raspberry Pi にはセ

ンサモジュールからのデータを受け取るために、東京コスモス電機の ToCoStick を接続している。また、Raspberry Pi 自体にも I2C センサを接続している。接続しているセンサは温度、湿度、照度、気圧の 4 種類である。

Raspberry Pi 上には、Python で構築したデータ収集スクリプトが動作している。データ収集スクリプトの処理を図 3 に示す。

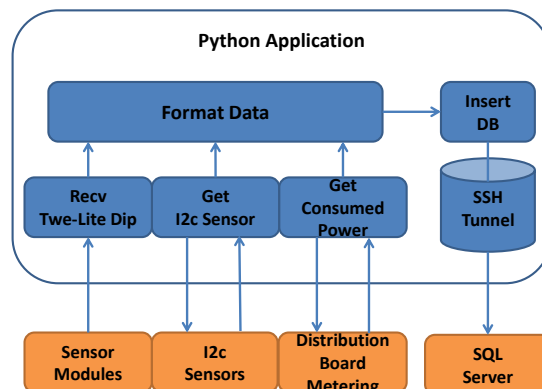


図 3 データ収集スクリプト
 Figure 3 A flow of collecting data.

これらの処理は Raspberry Pi が起動すると同時に動作を開始するため、電源を投入するだけで自動的にデータの収集が始まる。

(2) センサモジュール

製作したセンサモジュールを図 4 に示す。センサモジュールの ZigBee 通信には、東京コスモス電機の TWE-Lite Dip⁴⁾を使用した。TWE-Lite Dip は 32 ビットマイコンを内蔵した ZigBee 無線マイコンモジュールであり、ソフトウェアを書き換えることで様々な用途に利用できる。今回は東京コスモス電機が配布しているセンサタグ向けアプリ Samp_Monitor を書き込み、使用した。Samp_Monitor は、5 秒間隔でスリープ状態から復帰し、各センサデータを送信する。

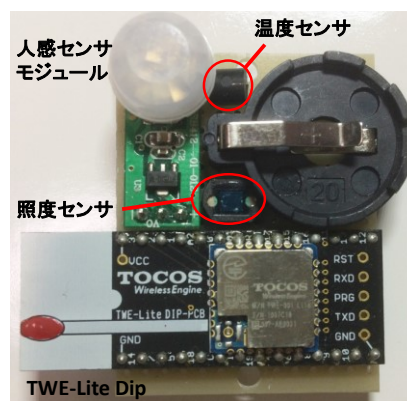


図 4 センサモジュール
 Figure 4 A sensor module.

センサモジュールに搭載したセンサは、温度、照度、人感の 3 種類である。電源には、コイン型リチウム電池 CR2032 を使用した。電源容量を 220mAh として、TWE-Lite Dip とセンサの消費電力から約 1 年間は電池交換不要で動作し続けられる。

製作したセンサモジュールは、実験環境の天井に、人感センサが部屋全体をカバーできる間隔で設置した。

(3) 分電盤メータ

消費電力を取得するための分電盤メータに、東芝ライテック社のエネルギー計測ユニットとホームゲートウェイ⁵⁾を用いた。分電盤に接続されたエネルギー計測ユニットは、計測した瞬時消費電力をホームゲートウェイに Bluetooth で送信する。ホームゲートウェイは受け取った瞬時消費電力を LAN 内の EL コントローラに UDP で送信する。実装したセンサネットワークで得られたデータを表 1 に示す。

表 1 センサデータ
Table 1 Table of Sensor Data.

	date	device	datatype	value
0	1447303487	8100770C	Temperature	24.029
1	1447303487	8100770C	Illuminance	133.333
2	1447303487	8100770C	Human	0
3	1447303488	raspi	consumed_power	188
4	1447303488	raspi	Temperature	24.375
5	1447303488	raspi	Humidity	38.4
6	1447303488	raspi	Air Pressure	1024.834
7	1447303488	raspi	Illuminance	179.167
8	1447303489	8100759E	Temperature	23.765
9	1447303489	8100759E	Illuminance	143.59
10	1447303489	8100759E	Human	0

3. 消費電力予測

3.1 予測概要

本研究で行う消費電力予測は、予測された消費電力を蓄電池の運用計画に用いることを目的としている。現在のデータから 12 時間ほど先の消費電力を予測できれば、夜間電力時の買電・売電などを無駄なく行うことができると考え、今回予測する消費電力の値は 12 時間後のものとする。図 4 に予測システムの概要を示す。

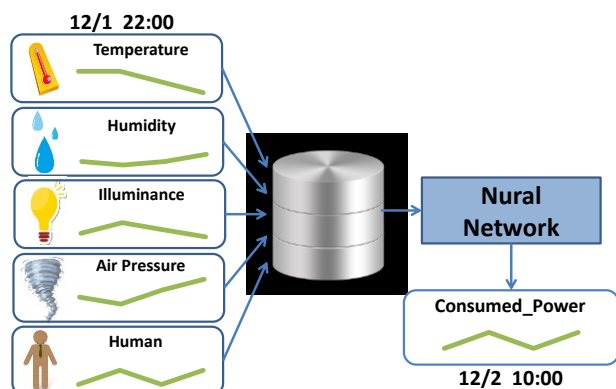


図 5 予測システムの概要
Figure 5 Outline of the prediction system

3.2 予測手法

センサネットワークで得られたセンサデータを用いて消費電力予測を行う。予測手法はニューラルネットワークを用いた、教師あり学習である。センサデータを時系列データとして捉え、センサデータと消費電力の未来状態の相関関係を発見するために、一般的なフィードフォワードニューラルネットワーク (FFNN) ではなく、リカレントニューラルネットワーク (RNN) を用いる。RNN の構造は、入力層 5 ユニット、隠れ層 9 ユニット、出力層 1 ユニットから成るエルマンネットワーク型とする。ネットワークの学習には、Back-Propagation 法を、隠れ層の活性化関数にはロジスティックシグモイド関数を用いる。予測に用いる RNN を図 5 に示す。RNN への入力には現在の温度、湿度、照度、気圧、人感を用い、出力は 12 時間後の消費電力を用いる。

センサネットワークで得られた 5 秒間隔のデータを、1 分ごとに平均をとり、リサンプリングする。欠損値の扱いとしては、前後のデータから中間値によって補完するようにした。

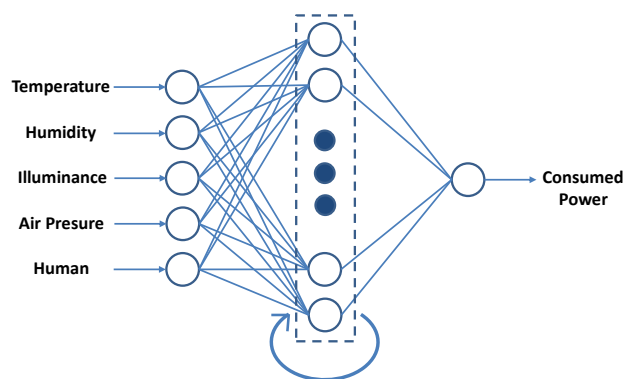


図 6 リカレントニューラルネットワーク
Figure 6 A Recurrent Neural Network.

各データは入力前に基準化を行う。基準化は文献²⁾で行っているように、単純に 0 ~ 1 の範囲で行うのではなく、今後の気象の変化に対応するために上下に 0.1 程度余裕を持たせた。

3.3 実験

2015 年 11 月 12 日から 2015 年 12 月 5 日までのデータを RNN に学習させ、12 月 6 日から 12 月 8 日のデータで予測精度の検証を行った。予測値と実測値のグラフを図 5 に示す。

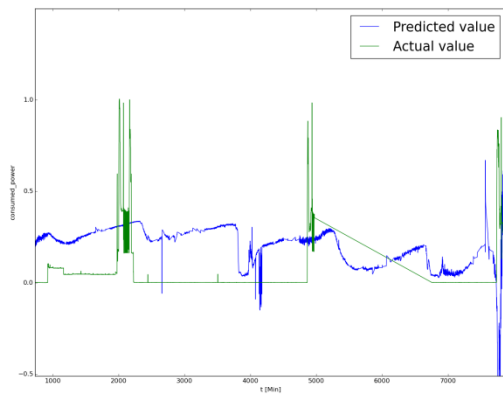


図 7 予測値と実測値

Figure 7 Predicted/Actual values.

消費電力の上昇に関してはある程度捉えることができてい
る。だが、小さな変動に対して過剰に反応を示している点
から予測精度に課題が残る。予測精度を向上させるには以
下 3 つの方法が考えられる。

- ・学習に用いるデータ量を増やす。
- ・曜日ごとで消費電力に差が見られたため、RNN の入力に
曜日を追加する。
- ・入力に用いた気圧は消費電力に与える影響が少ないため、
エルマンネットワークでは長期依存を捉えられなかつ
た可能性がある。長期依存の学習に向いている Long
short-term memory(LSTM)を使用する。

4. おわりに

家庭への容易な設置を考慮したセンサネットワークを
構築した。構築したセンサネットワークは、ホストに
Raspberry Pi, センサモジュールに TWE-Lite Dip, 分電盤メ
ータに EL 対応機器を用いることで家庭への容易な設置を
可能とした。また、センサモジュールは省電力設計で製作
したので長期間メンテナンス不要なネットワークとなった。

収集したセンサデータを用いて消費電力予測を行った
が、予測精度に課題が残った。その理由として、学習に用
いられたデータ量が少なかったことが挙げられる。11 月 12
日から 12 月 5 日までのデータしか、学習に利用できなかつ
たため、そこからではセンサデータと消費電力の未来状態
の相関関係を正確に抽出できなかったと思われる。

今後の課題として、引き続きデータ収集を続けるととも
に、RNN の調整を行い、入力するデータについても検討す
る必要がある。

参考文献

- 1) 杉村博, 林敏, 森武昭: データマイニングに基づく毎日の太陽
光発電予測手法, 電気学会論文誌 B, Vol.134, No.10, pp.849-855
(2014)
- 2) 星名昌行, 須貝康雄: 翌日最大電力需要のためのニューラル
ネットワークシステム, 日本機械学会, No.99 (1993)
- 3) ECHONET コンソーシアム
<http://www.echonet.gr.jp/>
- 4) TWE-Lite Dip
<http://mono-wireless.com/jp/products/TWE-Lite Dip/>
- 5) 東芝ライテック株式会社 東芝 HEMS
<http://feminity.toshiba.co.jp/feminity/>