

[研究論文]

家電機器内のセンサ活用による 室内環境に応じた不規則な消費電力量の予測

宮澤重明・志田匠・一色正男・杉村博

博士前期課程 電気電子工学専攻

Predicting Irregular Power Consumption According to the Indoor Environment with Sensor of Home Appliances

Shigeaki MIYAZAWA, Takumi SHIDA, Masao ISSHIKI, Hiroshi SUGIMURA

Abstract

We propose a method for predicting a future pattern of the power consumption by mechanically classifying multiple patterns of the power consumption based on sensor information collected from home appliances. Conventional methods for predicting the amount of power consumed by general households or similar small areas are effective for a regular change in power consumption. However, it is difficult to predict an irregular change by those methods. In our method, representative patterns are mechanically extracted from the past changes in the power consumption recorded each day, and a future pattern is predicted from those representative patterns. The past representative patterns are extracted by clustering. The future pattern is predicted by creating a model of the correlation between the consumption pattern and indoor conditions using a classifier. The prediction by the classifier requires data on the indoor conditions. Therefore, we constructed a sensor network using networked home appliances. The use of the home appliances enabled the construction of a sensor network that is easier to maintain and lower in cost than conventional sensor networks. The result of an experiment on the maximum absolute error confirmed the effectiveness of the prediction based on the information collected from home appliances.

Keywords: predicting power consumption, classifier, clustering, ECHONET Lite

1. はじめに

近年、家庭で消費される電力量は増加の傾向であるため、家庭で実施される省エネ活動は重要性が増している[1]. 省エネの取り組みとしてはエネルギーの見える化や機器の自動制御がある[2]. これらの取り組みは現時点で消費されている電力量や今後消費する電力量を考慮する必要がある. そのため需要家の消費電力量を予測する精度の高い手法が求められる.

従来の消費電力量予測は電力会社の発電施設等で使用され、供給者向けに高精度な予測手法が研究されてきた[3][4]. これらの研究は大規模な供給エリアの気象情報や過去データを活用した予測手法になる. しかし、これらの手法で小規模エリアである需要家の電力消費量を予測するのは困難である. 小規模エリアは大規模エリアに比べて消費電力量の変動量が温湿度の影響を受けにくい. 大規模エリアの予測は外気温が高くなれば使用される電力量が

顕著に増大するが小規模エリアでは微量の変化となる.

小規模エリアを対象とした従来研究では直近の過去数日分の電力消費量から予測する手法がある[5]. 直近の消費電力データを使用することで温度や湿度、季節などの影響を受けない予測法であり、適用範囲が広いなどの優位性がある. しかし、電力を消費するタイミングや消費量などの消費推移が同一である需要家には予測精度が高い手法となるが、消費のタイミングや消費量が日々変化する不規則な消費推移を予測することは困難になる. この問題の解決策には消費推移が異なる電力消費量を類似の消費パターンに分類してから従来手法の使用が考えられる. 分類に用いる要素には需要家の使用機器の動作の状態や室内外の温度などの電力消費量に関連性のあるデータを活用する方法が考えられ、従来研究と同様にセンサネットワークを構築する必要がある[6].

分類要素である環境情報を取得するセンサネットワークを構築することは室内にセンサを新たに設置する必要

がある.そのためセンサの設置に伴い室内の美観を損なうことやセンサ維持管理のコストなどの問題が発生する.そこで我々はセンサネットワークを家庭にすでに設置されている機器内のセンサを活用して構築した.この室内環境の情報を把握するシステムを構築することで,センサ設置に関する問題を解決する.

本論文では不規則な消費推移を有する需要家の電力消費量を予測する.我々は不規則な消費推移を類似のデータに分類するためにクラスタリングと分類器を組み合わせた方法を提案する.分類に用いる要素は家庭に設置されている機器内のセンサで取得する.従来手法に分類手法を組み合わせて,センサから取得した要素より需要家の電力消費量を予測し,精度を検証した.

2. 従来手法と問題点

2.1. 予測方法

需要家を対象とした予測手法として電力使用実績を活用した研究がある[5].参考文献[5]では1時間を1区間とした0:00から23:59までの合計24区間の翌日の消費電力量を予測している.参考文献[5]の予測に用いる電力使用実績と手法についてFig.1に示す.電力使用実績とは需要家で消費した過去の電力量のことであり,参考文献[5]ではこの電力使用実績のみで予測日の単位時間当たりの消費電力量を予測している.実際に予測に役立てる電力使用実績の日数は予測日の前日から数日分のデータを使用する.この数日分のデータを本論文では直近の電力使用実績と定義した. Fig.1の例では3日分のデータを直近の電力使用実績としているが,データ数は任意であり予測の課程で最も予測精度がよい日数を選出する.予測値の算出には予測対象と同一区間の直近の電力使用実績の平均値より導出する. Fig.1の例では直近の電力使用実績5区間の消費電力量の平均値を予測日5区間の予測値としている.

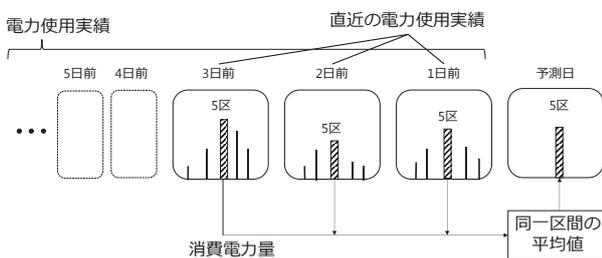


Fig.1 従来手法に用いる電力使用実績と予測手法

2.2. 予測実験

従来手法を使用して Table 1 に示す需要家を対象に翌日の単位時間当たりの電力消費量を予測した.実験環境は神奈川工科大学 HEMS(ECHONETE Lite)認証支援センターで検証した.直近の電力使用実績のデータ数は予測日前日から3日分と4日分,5日分までのデータを使用した.電力使用実績は類似のデータを使用するため,休日と

平日の属性に分類した.予測は翌日1時間を1区間とした48区間の消費電力量を予測する.予測精度は絶対誤差の最大値と最小値,平均値で評価した.平日と休日に分類した予測結果を Table 2 に示す.

Table 1 実験環境

需要家	神奈川工科大学HEMS (ECHONET Lite) センタ
主な機器	エアコン (冷房消費電力:2.45[kW], 暖房冷温電力:3.17[kW])
	シーリングライト (消費電力 : 42[W])
	テレビ (消費電力 : 189[W])
	ファックス (消費電力 : 120[W])
	電気ケトル (消費電力 : 1250[W])
期間	2016年11月1日から2017年3月31日 (平日 : 92日, 休日 : 36日)

Table 2 従来手法による予測結果

電力使用実績の属性 データ数	平日			休日		
	3日分	4日分	5日分	3日分	4日分	5日分
最大誤差[kWh]	2.57	2.57	2.61	1.19	1.19	1.20
最小誤差[kWh]	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
平均誤差[kWh]	0.17	0.17	0.17	0.02	0.02	0.02

2.3. 従来手法の考察

Table 2 の従来手法を用いた実験結果より直近の電力使用実績のデータ数によって大きく誤差が発生しなかった.そのため予測結果はデータ数の最小値である3日分の予測結果を考察する.

Fig.2に平日と休日の属性ごとの時刻に0.6[kWh]以上の絶対誤差が生じた日数のグラフを示す.時間帯の誤差日数算出に用いる閾値を休日の最大誤差の約半分の0.6[kWh]と設定した. Fig.2より平日のデータ数は全部で92個であることから属性が平日の9時の誤差日数は半分を占めている.原因としては電力消費のタイミングが8時からと9時からの電力使用実績があるからだと考える.属性が休日の電力使用実績の誤差が少なかった原因は測定する部屋の使用頻度が少ないため誤差も小さくなったと考察する.しかし,休日でも電力消費する日があり,電力消費があった日のデータを直近の電力使用実績に含めて予測しているため予測誤差が大きくなった.このように従来の消費電力量予測は電力消費の推移が似ている日のみを扱う場合は予測精度が高くなるが休日や平日といった属性の分類方法だけでは不十分な予測手法となる.

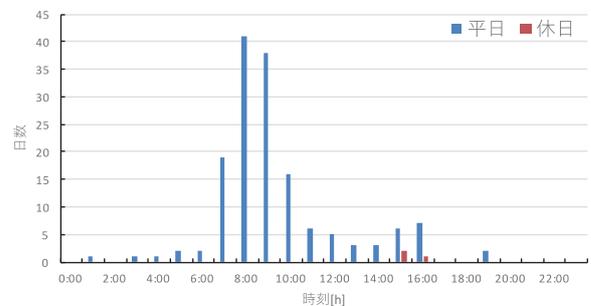


Fig.2 従来手法の予測結果の誤差発生時間

休日と平日といった曜日による分類は不十分であるため, Fig.3に示すように消費電力の推移が似ている日に分類して予測日と同じ分類の日を直近の電力使用実績とす

る手法を提案する. 図の例では消費推移が似ている日をクラス A と B, C に分類している. 予測日が A クラスに所属すると予測した場合は直近の電力使用実績を A クラスのデータのみを使用している. 予測日の分類の方法は室内ごとに設置している空調機器や照明機器のセンサ情報や一般に公表されている気象庁[7]などのデータを取得して活用する.

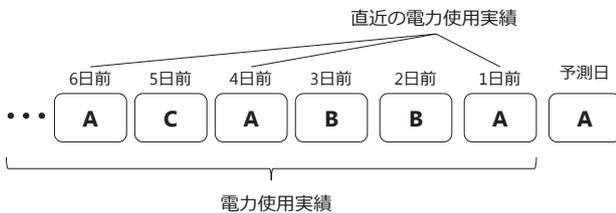


Fig. 3 電力使用実績の分類

3. 家電機器を活用した室内の環境情報の取得

私達は分類方法として環境状況から予測日の所属するクラスを決定する手法を提案する. そのため環境状況を把握するためのセンサネットワークを構築してデータを取得するシステムを開発した.

本システムは室内に設置している機器とのデータの送受信する通信モジュールとシステム全体を管理する管理モジュールで成り立つ. システムの全体図を Fig. 4 に示す. 環境データは室内に設置しているエアコンとシーリングライトから取得する. 各機器はネットワーク家電であり, 通信プロトコルの ECHONET Lite を利用する. 取得するデータはエアコンとシーリングライトから ON と OFF 等の動作状態と, エアコンから温湿度のデータを取得する. 機器から取得するデータは5分間隔で収集する. 管理モジュールは通信モジュールのプロセス管理や欠損データ等を確認する.

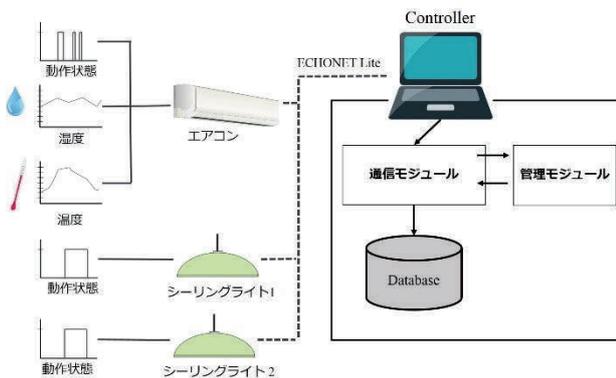


Fig. 4 取得情報とシステムの全体図

4. 評価実験

4.1. 実験方法

構築したシステムを実験環境に設置して, 取得したデータから消費推移を類似のデータに分類した. システムは

Table 1 の実験環境に設置して 2016 年 11 月 20 日から 2017 年 3 月 31 日のデータを取得した. 2016 年 11 月 20 日から 2017 年 2 月 27 日までのデータは学習データとして, 2017 年 3 月 1 日から 2017 年 3 月 31 日の 1 ヶ月分のデータは予測精度を確認するための未学習データとした. Fig. 5 に予測日の分類法と電力使用実績のクラスを決定する識別法を示す. 予測時に使用する電力使用実績はクラスタリングで求めたセントロイドからユークリッド距離の最小距離のセントロイドのクラスに識別する. 予測日のクラス分類は分類器で作成した分類モデルに室内環境のデータを適用させてクラスを決定する. 予測日と同一のクラスに所属する直近の電力使用実績を従来手法に適用させて消費電力量を予測する.

以下では学習データよりクラスタリングのセントロイドを用いた識別法と分類器による分類モデルを作成する. 未学習データは分類精度および予測精度の確認をする.

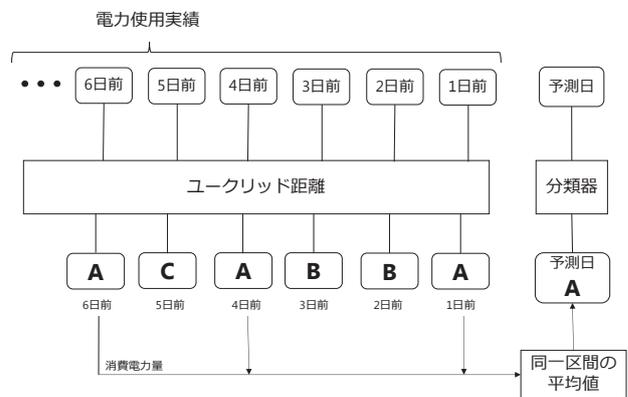


Fig. 5 電力使用実績の識別法と予測日の分類法

4.2. 電力使用実績のクラスタリングと識別法

予測に使用する電力使用実績はクラスタリングを活用して類似のクラスごとに識別する. 事前実験は平日と休日の属性に電力使用実績を分けて予測した. 休日の属性は比較的消費される電力量が少なかったが, 休日の属性でも電力消費がある日は消費使用実績と異なる推移をとるため予測誤差が大きくなってしまった. また, 電力消費がない日を電力消費がある日を含めた電力使用実績で予測したため予測精度が低下した. そのため予測に用いる直近の電力使用実績と予測日の電力消費の推移が類似していない場合は予測精度が低下する.

本提案手法は前述の手法のように休日と平日の属性でデータを分けるのではなくクラスタリングによって予測に用いるデータを分類する. クラスタリングには対話的データ分析処理ソフト Weka の非階層的手法の x-means 法を用いる. x-means 法は最適なクラスタの数を自動で推定することができる. Fig. 6 にクラスタリングによる概念図を示す. クラスタリングでは各クラスを代表するデータのセントロイドを算出する. セントロイドがわかることで式 1 のユークリッド距離を用いて最小距離のセントロイ

ドのクラスに識別する. ここで d はクラス間距離, q はセントロイドの値, p は消費電力量である.

$$d(p, q) = \sqrt{(q_1 - p_1)^2 + (q_2 - p_2)^2 + \dots + (q_n - p_n)^2} \quad (1)$$

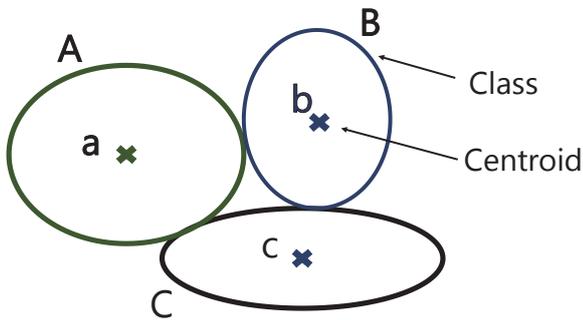


Fig. 6 クラスタリングとセントロイド

x-means 法の結果を Table 3 に示す. 全部で 84 個のデータが 3 つの属性のクラスに識別された. A クラスは 36 個で 43% ともっとも大きい分類となった. 実際に生成されたセントロイドを Fig. 7 に示す. A クラスは 10 時に電力消費量のピークになる波形で他のクラスに比べてもっとも電力消費量が多い分類になる. B クラスは電力消費量が少ない分類であり全体として 25% であった. C クラスはまったく電力消費されないクラスとなり事前実験の休日の属性に近い推移をしている.

Table 3 x-means 法による識別結果

クラス	個数	割合 [%]
A	36	43
B	21	25
C	27	32

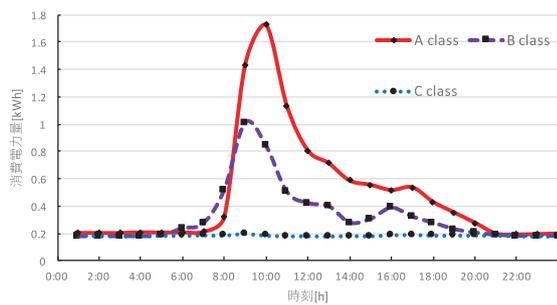


Fig. 7 クラスと各時間のセントロイド

4.3 予測日を対象とした分類法

予測日のクラスを決定するための分類モデルを作成する. 分類モデルはクラスタリングの識別結果を正解の値である教師データとして室内の環境データを要素として作成される. 分類器には対話型データ分析処理ソフト Weka のサポートベクターマシンを用いる. 分類器で学習モデルの作成時に使用する要素を Table 4 に示す. 室外の温度

のデータは気象庁の気象データ[7]を用いる.

サポートベクターマシンの分類結果を Table 5 に示す. 出力結果は交差検証で行いフィールド数を 10 と設定した. 出力された結果は C クラスの分類が分類先に A となる傾向が強く, 正解のクラスが C の時の分類は予測精度が悪かった.

Table 4 分類器に用いる要素

要素	備考
クラス	クラスタリングで求めた3種類 (A, B, C)
曜日	7種類 (Sun, Mon, Tue, Wed, Thu, Fri, Sat)
室外の最大温度	室外の最高温度 [°C]
室外の最小温度	室外の最低温度 [°C]
室内温度	エアコンから取得した6時の温度 [°C]
室内湿度	エアコン内のセンサーで取得した6時の湿度 [%]
エアコンの動作時間	8時台のエアコンの動作時間
照明Aの動作時間	8時台の照明Aの動作時間
照明Bの動作時間	8時台の照明Bの動作時間

Table 5 分類器の分類結果

教師データ		分類先		
クラス	個数	A	B	C
A	32	26	6	0
B	21	7	14	0
C	30	3	2	25

4.4 予測結果

学習データより作成したセントロイドと分類モデルを使用して 2017 年 3 月 1 日から 3 月 31 日までの 31 個の未学習データで電力消費量を予測する. 分類モデルに用いる外気温は予測日の前日に発表される気象庁[7]の予測値を使用する. 室内の機器動作時間は 8 時から 9 時の積算時間になるため予測開始時間は 9:00 となる. Table 6 に未学習データをセントロイドで識別したクラスと作成した分類モデルによる分類先を示す. A クラスと B クラスの分類の誤差は予測精度にはそれほど影響を受けにくく, 電力消費がない C クラスの分類を精度よく分類できているため本提案手法の分類精度は十分と考える.

Table 6 未学習データの分類結果

セントロイドを用いた識別法		学習モデルの分類先		
クラス	個数	A	B	C
A	11	8	3	0
B	11	5	6	0
C	9	1	0	8

Table 7 に未学習データを適用させた従来手法と提案手法の予測誤差を示す. 予測誤差は最大値と最小値, 平均値を絶対誤差で評価する. 表より従来手法と提案手法の各クラスの平均値は大きな誤差は生じなかった. しかし, 従来手法の最大誤差は電力消費が大きな平日の 1.83[kWh] に対して, 本提案手法では A クラスの 1.41[kWh] であった. このことにより本提案手法を用いることにより最大誤差の値が低下した. 最大誤差の低下の要因は複数の推移を想定して予測したことで軽減したと考える. 従来手法では平

日と休日の曜日によるデータの分類を行っていたため、データの分類が十分でなかった。電力の消費推移は複数あり、本研究では消費しない推移と消費する場合は2通りの推移を想定して予測している。そのため、複数の消費のパターンを想定して予測した本提案手法では最大誤差が軽減した。

Table 7 従来手法と提案手法の消費電力量の予測誤差

	従来手法		提案手法		
	平日	休日	A	B	C
最大誤差 [kWh]	1.84	0.05	1.41	1.35	0.04
最小誤差 [kWh]	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
平均誤差 [kWh]	0.22	0.01	0.21	0.23	0.01

5. 考察

A, B クラスの最大誤差が生じた日の時間ごとの予測値と実測値のグラフを Fig. 8, 9 に示す。Fig. 8, 9 のユークリッド距離の識別法と分類モデルで求めたクラスは同じであり、予測日と直近の電力使用実績は同一のクラスであった。分類結果は正確であり、Fig. 8, 9 において最大誤差が発生するタイミングとして予測開始時間の 9 時が最も誤差が大きい時刻となった。9 時代はエアコンが動作を始める時間であるためエアコンの始動時間の違いにより誤差が生じた。以上のことからクラスタリングで求めたセントロイドを基準したユークリッド距離による識別法と、分類器で作成した分類モデルによる分類法は本実験では正確なクラス分けをしたが、クラス分けを行う定義が不十分であったため予測精度が低くなるタイミングがある。そのため、クラスタリングの対象となる範囲を変更するなどの特徴抽出の方法を検討する必要がある。

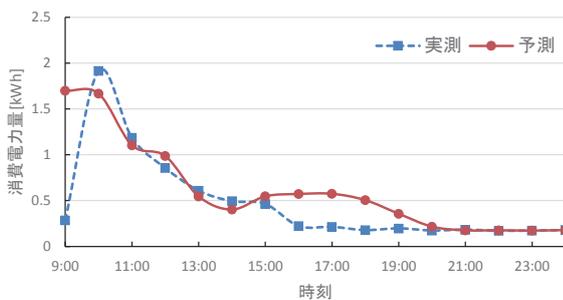


Fig. 8 A クラスの最大誤差発生日の予測と実測の推移

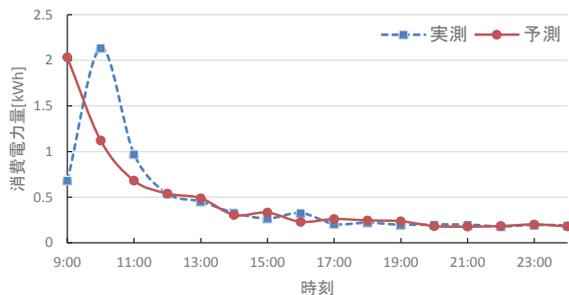


Fig. 9 B クラスの最大誤差発生日の予測と実測の推移

6. まとめ

本研究では小規模エリアを対象に不規則に変化する消費電力量を 1 時間単位で予測した。従来の予測手法を需要家に適応する場合は消費推移が不規則である場合に予測精度が低下することや、予測に用いる室内環境のデータを取得することは容易でない問題があった。本研究では不規則的に変化する消費電力量を複数の推移に分類することで不規則な消費推移に対して予測の精度を向上した。また、室内環境のデータの取得はセンサを新たに設置することなく需要家の既存のリソースである家電機器から取得することで簡易的にデータを収集することを可能にした。室内環境から得られた情報の活用と従来手法に分類法を組み合わせた手法により、従来手法よりも本提案手法では予測実験において最大誤差を減少させ、家電機器の情報を基にした分類と推移予測は有効であると確認した。

参考文献

- [1] 電気事業連合会, 原子力・エネルギー図面集 2015, p1-2-13 (2015)
- [2] R. Teng and T.Yamazaki: Construction and Experimental Evaluations of User-Centered Power Consumption Management Systems in Home Environments, International Journal of Energy, Information and Communications, IJEIC, Vol. 2, No. 1, pp. 1-15 (2011)
- [3] 飯坂 達也, 松井 哲郎, 福山 良和: 構造化ニューラルネットワークの新しい学習法と最大電力需要予測への適用, 電気学会論文誌B (電力・エネルギー部門誌), Vol.124, No. 3, pp.347-354 (2004)
- [4] 灰田武史, 武藤昭一: 重回帰手法に基づいた最大需要予測支援システムの開発, オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学, Vol.41, No.9, pp.476-480 (1996)
- [5] 上吉悠人, 峰豪毅, 西宏章: クラスタ型エネルギーマネジメントに向けた大学キャンパスのエネルギー計測システム, 研究報告ユビキタスコンピューティングシステム (UBI), Vol. 2010-UBI-27, No.3, pp.1-8 (2010)
- [6] 市川昌宏, 向井政貴, 西尾信彦: 家庭内生活パターンを考慮した電力需要予測手法, 研究報告ユビキタスコンピューティングシステム (UBI), Vol. 2012-UBI-36, No.17, pp.1-5 (2012)
- [7] 気象庁 Japan Meteorological Agency <http://www.jma.go.jp/jma/index.html>