

家電の機器情報を活用した重回帰分析による消費電力量予測

宮澤重明^{†1} 志田匠^{†1} 一色正男^{†1} 杉村博^{†1}

概要: 安定した電力供給をするために蓄電池を用いたピークシフトなどの手法が提案されている。効率的に蓄電池を運用するためには、家庭内の発電量や消費電力量の予測が重要とされているが、家庭を対象とした消費電力量予測は温度や湿度などの気象条件や、家事や掃除といった人間の行動によって突発的な変化があるため予測が困難である。また、従来手法ではこれらのデータの収集に温度、湿度、人感センサを複数個所に設置するため、「センサの維持管理」や「室内の美観を損なう」などの理由により、予測システムを導入しにくい問題がある。そこで本研究では、新たにセンサを設置せずに一般家庭で普及している家電内センサを活用することで、室内の温度や湿度、機器の動作状態のデータを簡易的に収集するシステムを構築して在宅状況を考慮した重回帰分析による各時間の消費電力量を予測するシステムの開発と予測精度を評価した。

キーワード: 消費電力量予測, 重回帰分析

Predicting Power Consumption by Multiple Regression Analysis with Home Appliances Information

SHIGEAKI MIYAZAWA^{†1} TAKUMI SIDA^{†1}
MASAO ISSHIKI^{†1} HIROSHI SUGIMURA^{†1}

Abstract: In order to provide stable power supply, a method such as peak shift using a storage battery is proposed. For efficiently operating of the storage battery, prediction of the amount of power generation and power consumption in a house is considered to be important. The prediction of the power consumption for a house is influenced by temperature, humidity and person's behavior. Therefore, it is difficult to predict the power consumption because the environment of house is changed. In typical prediction methods need multiple sensors such as temperature, humidity and human sensor; and multiple installation location. Therefore, in this research, we collect data on indoor without installing new sensors, and use sensors of home appliances that are popular in general house. Moreover, by utilizing the operation state of home appliances information, we developed a system that predicts power consumption of each time period by using multiple regression analysis, and evaluate the prediction accuracy.

Keywords: Predicting Power Consumption, Regression Analysis

1. はじめに

近年、生活水準の向上や高度情報化社会の進展により、電気の役割が増していることから日本の消費電力量は増加傾向である[1]。発電所などでは送電線内の需要電力量を随時予測して発電量を調整しているが、季節や時間帯によって需用電力量は変化するためピーク時には発電が間に合わず送電が停止する危険がある。このようなリスクを軽減するためにピーク時の電力需要を分散させるピークシフトやデマンドレスポンスによるピークカットなどの電力平準化の手法が提案されている[2]。

電力平準化のための蓄電池を用いた分散型電源の研究では需要家で発電する量と電力消費量を予測して最も効率よく蓄電池を駆動させる方法の検討がされている[3]。文献[3]では蓄電池の効率的な運用には需要家で消費される電力量の正確な予測技術が重要とされている。

消費電力予測に関する先行研究では過去の消費電力量

や天気、温度といった環境データが重要とされ、それら膨大に蓄積されたデータを分析して予測を行っている[4][5][6]。そのため文献[4]のように過去データよりニューラルネットワークを用いた消費電力の予測が典型的に行われているがこの手法は電力会社などの大規模発電施設で使用される方法であり、一般家庭に適用させるには難しい。発電施設では工場やオフィス、一般家庭などの総合的な要因から成り立つが、一般家庭では人の在宅状況に左右されるため消費電力量の予測が難しい。

文献[5]では一つの需要家を対象として重回帰分析による消費電力量の予測をしている。重回帰分析に用いる説明変数の数が少なく、かつ必要なデータ数が少なくても精度の高い予測を可能にした。しかし、予測対象の需要家はビルを対象としており、ビルは消費電力量が一般家庭に比べて大きく、空調関連の消費割合が大きい。そのため消費電力量は気温と強い相関関係になっている。一般家庭は空調以外の機器で消費される電力の割合が大きく、別の予測方式を検討する必要がある。

^{†1} 神奈川工科大学大学院
Graduate School of Engineering, Kanagawa Institute of Technology

文献[6]は一般家庭を対象として人の在宅状況を考慮した短期電力需要の予測をしている。データは需要家の室内にセンサノードを設置して温度や湿度、人感センサにより環境データを収集して予測している。しかし、予測のためには室内にセンサを設置する必要があり、「センサの維持管理が必要」や「室内の概観を損なう」などの理由から予測システムを導入しにくい問題が生じる。そのため新たにセンサを設置せず、かつ在宅状況を考慮した室内の消費電力量を予測するシステムが将来必要になる。

本研究ではすでに一般家庭に普及している家電製品から得られる機器情報を活用した室内の消費電力予測システムを開発して予測精度を評価した。

2. 消費電力予測手法

室内の消費電力予測には温度や湿度、人の在宅状況によって変化することがわかっている[5]。本研究の予測手法ではこれら室内の温度や湿度といった環境データで、重回帰分析により数時間後の消費電力量を予測する。重回帰分析の概要図を図1に示す。重回帰分析は目的変数を複数の説明変数を用いて表現する統計手法である。図1の例では、目的変数に消費電力量、説明変数に湿度と温度、機器の動作状態のデータを用いている。説明変数と目的変数のデータの関わりを分析して偏重回帰係数 β を導いて重回帰式を求める。この重回帰式に未学習データを適用させて予測精度を確認する。そして、予測精度を比較するために説明変数の条件と、目的変数の消費電力量の時間を変更して検証する。

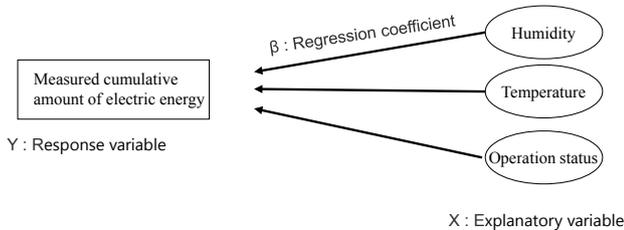


図1 重回帰式概念図

Figure 1 Conceptual diagram of multiple regression equation.

3. 消費電力量予測システムの構築

3.1 予測システムの概要

本システムは機器情報を収集するデータ収集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図2に示す。機器情報はエアコンとシーリングライト、スマート電力メータから取得する。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。コントローラのデータ収集モジュールで取得したデータより重回帰分析による重回帰式を作成する。

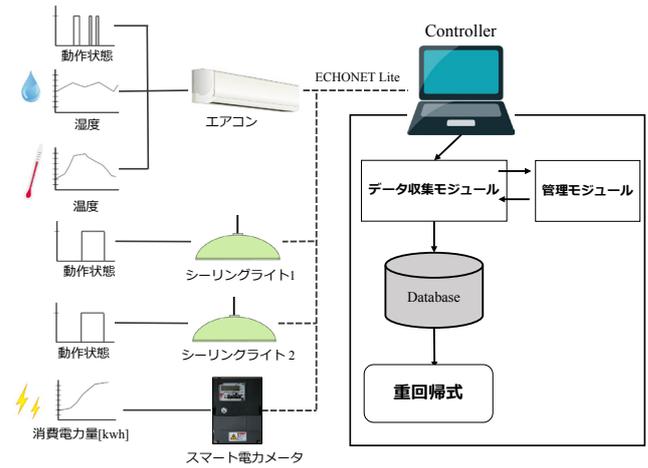


図2 予測システムの全体図

Figure 2 An overall of the prediction system.

3.2 要求仕様

本研究の消費電力予測システムの要求仕様として以下の3つを満たす必要がある。

1. 室内の環境データを取得する機能
2. 消費電力に関するデータを取得する機能
3. 消費電力予測式の作成機能

要求1ではセンサを新たに室内に配置することなく家電製品の機器情報を利用して室内の環境データを収集する。要求2では予測対象である消費電力量などのデータを取得する。要求3では重回帰分析を用いて消費電力予測式を作成する。

3.3 ECHONET Lite

家電機器のセンサを活用して環境データの取得や、家電機器の動作状態の取得には ECHONET Lite 通信プロトコル (以下, EL) を使用する。EL に対応した家電機器は IP ベースでコントローラと通信が可能である。図3にコントローラとエアコンの EL 通信例を示す。コントローラはエアコンに対して温度や湿度の取得要求をすることで、温度や湿

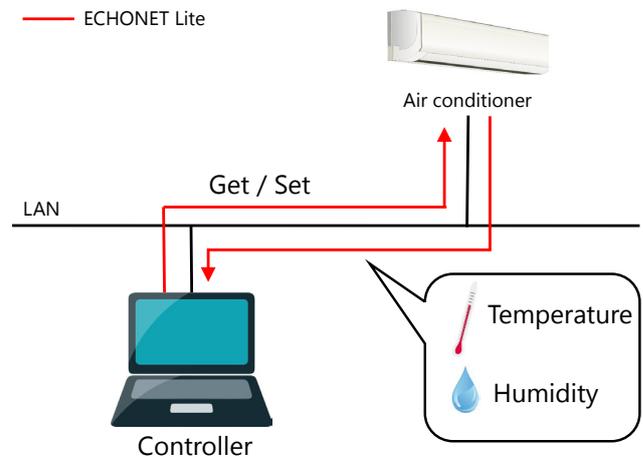


図3 ECHONET Lite の取得要求

Figure 3 Acquisition request by ECHONET Lite.

度の値を受け取ることが出来る。データは EL の電文構成になっているので EL の規格にそって電文の解析による数値化を行う必要がある。

3.4 データ収集モジュール

説明変数に用いる室内環境の取得には家電製品を利用する。本システムはエアコンとシーリングライトの家電製品から機器情報を取得して、消費電力に関するデータはスマート電力メータから取得する。本システムのデータ取得シーケンスを図 4 に示す。各機器に対して図 4 のようにデータ取得要求を 5 分間で行う。EL は IP ベースでデータ通信するため、取得したデータはどの機器から取得しているのかを IP とパケット情報から解析してデータベースに蓄積する。データベースにはパケット情報と送受信の IP アドレス、時刻などの付随データを添付して保存される。

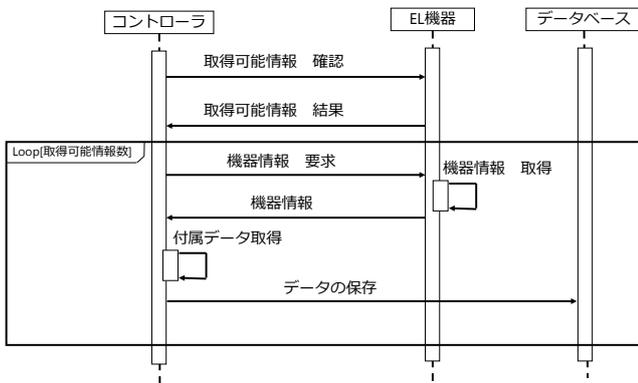


図 4 データ取得シーケンス

Figure 4 A sequence of obtaining data.

3.5 管理モジュール

重回帰分析に用いるデータは連続的で欠損データがないこと理想である。そのためデータ収集モジュールを確実に動作させてデータを集めることが重要である。機器情報の取得に用いる EL 通信は IP ベースの通信であるため、データ取得時に IP アドレスが変わっている場合やプロセスが停止した場合などの例外的なことが起きた時にデータの欠損が発生する。そのためデータ収集モジュールを確実に

動作させるための管理モジュールが必要である。図 5 に管理モジュールの動作内容を示す。管理モジュールでは 30 分ごとに図 5 で示す処理を行い、収集システムのプロセスとバッテリーの管理をする。もしもプロセスの停止が確認された場合はプロセスの再稼動と管理者へ報告メールを送信する。また、コントローラはバッテリー駆動をさせているので、バッテリーの充電容量が 90% 以下になった場合は管理者に報告メールを送信する。

3.6 IP アドレス管理

データの取得には EL 通信を使用するため、ルータのローカル IP アドレスの割り当ての変化により、機器とコントローラの接続が切断されてデータの欠損が生じる場合がある。IP アドレスの変化に対応するための IP アドレス管理シーケンスを図 6 に示す。本システムの取得にはシーリングライトを 2 機使用する。EL では機器名の判断をすることが出来るが、IP アドレスが変化した場合は、どこに設置されているシーリングライトなのかは判断が出来ない。そのため本システムでは機種名がシーリングライトだった場合は、設置場所の確認をして二つのシーリングライトの IP アドレスを区別している。エアコンとスマート電力メータはそれぞれ 1 機のみであるため、それぞれの機種名の IP アドレスを取得した場合は、データベースに機種名と IP アドレスを保存する。シーケンスの処理は 30 分毎に実行する。

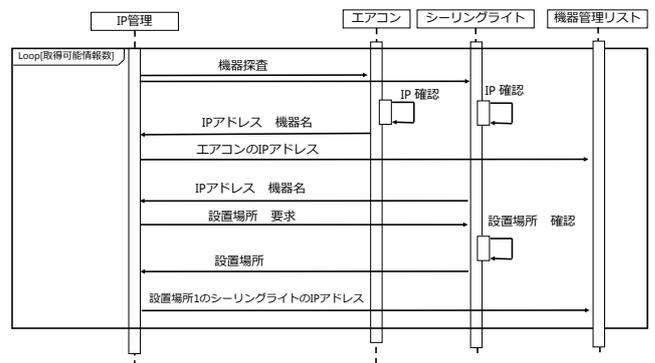


図 6 IP 管理のシーケンス

Figure 6 Management of IP addresses.

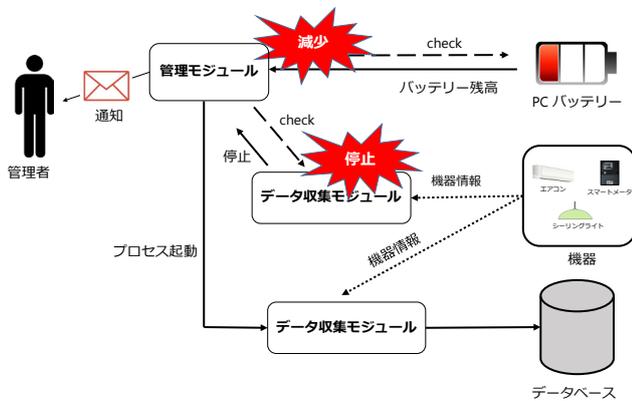


図 5 管理モジュールの動作

Figure 5 Behavior of management system.

4. 評価実験

4.1 実験設定

予測対象である部屋は作業部屋であり、2016 年 11 月 20 日から 2017 年 2 月 27 日までのデータで重回帰分析する。予測精度を確認するためには 2017 年 3 月 1 日から 2017 年 3 月 30 日の 1 ヶ月分の未学習データで検証した。

4.2 データの前処理

統計分析のためのデータ処理のフローチャートを図 7 に示す。データベースに保存されているデータは EL のパケット情報になっているため、パケットを解析し、数値化をする。数値化したデータは取得時に各機器のレスポンスの差があるためデータの時間軸を合せて 1 時間を 1 区間と

した1日24区間のデータにする。説明変数に用いる温度や湿度などのデータはそれぞれ値の大きさが違うため、大きさを均一化して数値的な振る舞いを統一するための正規化を行う。

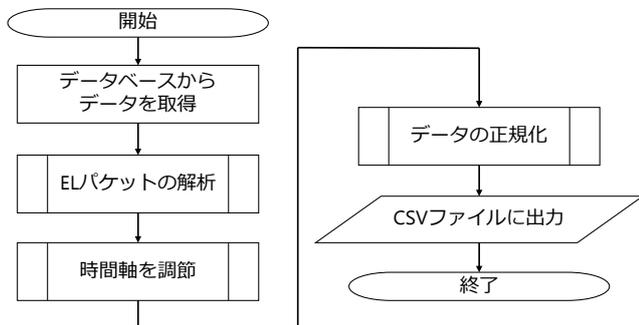


図 7 統計分析のためのデータの前処理

Figure 7 Data processing for statistical analysis.

4.3 実験方法

予測手法には重回帰分析を使用して未学習データで予測精度を確認する。本提案手法の精度検証のために、説明変数が異なる以下の3つの条件で重回帰分析した。

- 条件1 予測開始時の消費電力量
- 条件2 条件1の説明変数と温度、湿度
- 条件3 条件2の説明変数と機器の動作状態

条件1では予測開始時の消費電力量を説明変数として目的変数に数時間後の消費電力量とした自己回帰モデルを作成した。これにより、現時刻の消費電力量は数時間後の消費電力量との関係を導く。条件2では条件1の説明変数と室内の温度と湿度の3つの要素の説明変数として目的変数に数時間後の消費電力量とした重回帰分析をした。条件3は条件2の説明変数と機器の動作状態のデータを説明変数とする。条件3は本提案手法であり条件1,2と比較して検証をする。

4.4 実験結果

条件1,2,3で1時間,2時間,3時間後の消費電力量の分析を行い、それぞれの決定係数を表1に示す。決定係数は相関係数の2乗したものでそれぞれの条件で求めた回帰式が実際のデータとどれほど近いを示す。決定係数が1に近いほど正確に近似した回帰式を求めたことになる。表1の結果ではすべての条件で予測時間が延びると決定係数が小さくなった。そして、1時間後の予測では条件1,2,3の決定係数には大差ないが2時間以降は条件1,2,3では決

表 1 各条件の各時間における決定係数

Table 1 Result of coefficient of determination.

	条件1	条件2	条件3
1時間後	0.429	0.444	0.451
2時間後	0.182	0.222	0.225
3時間後	0.099	0.159	0.159

定係数の差が大きくなり条件2,3ではそれぞれの決定係数の結果には差が現れなかった。

表2,3,4に条件1,2,3の重回帰式の偏回帰係数と定数を示す。各条件の2時間後の予測は1時間後の予測と比べて消費電力量の偏回帰係数が小さくなっている。このことにより、より未来的な予測を行う場合は消費電力量以外の説明変数が必要であることがわかる。

2017年3月1日から2017年3月30日までの1カ月分の未学習データを用いて予測誤差を求める。未学習データの前処理の方法は図7のデータ処理と同一とした。予測に用いる重回帰式は表2,3,4に示した偏回帰係数と定数とする。表5,6,7に目的変数に1時間後と2時間後,3時間後の消費電力量とした条件1,2,3で求めた予測結果を示す。予測結果は絶対誤差で表示して目的変数の消費電力量と同一の単位である[kWh]で示す。表5の1時間後の予測では、平均絶対誤差と最大絶対誤差、最小絶対誤差は条件1,2,3では変わらなかった。1時間後の予測に用いる重回帰式の説明変数の消費電力量の説明変数が大きい値をとっているため、条件1,2,3では差がでなかったと考えられる。表6の2時間後の予測の最大絶対誤差は条件2が最も小さくなったが、平均絶対誤差では条件3が最小となった。表5,6,7では提

表 2 1時間後予測の偏回帰係数

Table 2 Regression coefficient of prediction after 1 hour.

説明変数	条件1	条件2	条件3
消費電力量	0.618	0.692	0.642
温度		-0.130	-0.193
湿度		0.023	0.025
エアコンの動作状態			4.663
シーリングライトの動作状態			0.025
シーリングライトの動作状態			0.075
定数	0.136	0.000	0.000

表 3 2時間後予測の偏回帰係数

Table 3 Regression coefficient of prediction after 2 hours.

説明変数	条件1	条件2	条件3
消費電力量	0.427	0.488	0.456
温度		-0.214	-0.261
湿度		0.030	0.030
エアコンの動作状態			1.991
シーリングライトの動作状態			0.025
シーリングライトの動作状態			0.066
定数	0.000	0.000	0.000

表 4 3時間後予測の偏回帰係数

Table 4 Regression coefficient of prediction after 3 hours.

説明変数	条件1	条件2	条件3
消費電力量	0.316	0.391	0.378
温度		-0.263	-0.282
湿度		0.035	0.033
エアコンの動作状態			0.378
シーリングライトの動作状態			-0.005
シーリングライトの動作状態			0.039
定数	0.000	0.000	0.000

案手法である条件3の平均絶対誤差が他の条件に比べもつとも小さいため、機器の動作状態を考慮することで予測精度が向上することを確認した。

表 5 1 時間後予測の絶対誤差

Table 5 Absolute error of prediction after 1 hour.

絶対誤差[kWh]	条件1	条件2	条件3
平均	0.139	0.144	0.139
最大	2.141	2.074	2.058
最小	0.001	0.000	0.000

表 6 2 時間後予測の絶対誤差

Table 6 Absolute error of prediction after 2 hours.

絶対誤差[kWh]	条件1	条件2	条件3
平均	0.201	0.204	0.196
最大	2.288	2.272	2.316
最小	0.001	0.000	0.000

表 7 2 時間後予測の絶対誤差

Table 7 Absolute error of prediction after 3 hours.

絶対誤差[kWh]	条件1	条件2	条件3
平均	0.227	0.224	0.219
最大	2.715	2.650	2.619
最小	0.000	0.001	0.001

5. まとめ

本研究ではネットワーク家電から得られる機器情報を利用して室内の消費電力量を予測した。予測手法には重回帰分析を用いて説明変数の条件を変えて重回帰式を導いた。提案手法である条件3は説明変数に予測開始時の消費電力量と温度、湿度、機器の動作状態で分析して他の条件との比較した。予測精度は未学習データを導いた重回帰式に適用させて絶対誤差で確認した。その結果、本提案手法である条件3は、他の条件よりも平均絶対誤差がもっとも小さくなった。このことより家電製品から得られる機器情報を活用した予測システムは従来手法よりも機器の動作状態を反映させることで、より精度の高い予測になる事を示した。また、室内にセンサを設置せずに予測に用いるデータの収集が可能となり「センサの維持管理が必要」や「室内の概観を損なう」などのセンサ設置時の問題を解決した。以上のことから、新たにセンサを設置せず、かつ在宅状況を考慮した室内の消費電力量を予測するシステムを構築して、室内に導入しやすい予測システムを可能とした。

本論文では予測結果の評価を絶対誤差で行った。今後は予測方式の運用方法に合わせて評価する。

参考文献

- [1] “日本の電力消費 — 電力事情について | 電気事業連合会”. <http://www.fepec.or.jp/enterprise/jigyoku/japan/>
- [2] “電力需要の負荷平準化 — 電力事情について | 電気事業連合会”. <http://www.fepec.or.jp/enterprise/jigyoku/juyoku/>
- [3] 西原英, 谷口一徹, 加藤晋也, 福井正博: 電力需要のピークカットに貢献する蓄電池マネジメント手法. 研究報告組込みシステム (EMB), Vol. 2013-EMB-28, No. 24, pp. 1-6(2013)
- [4] 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)
- [5] 川野裕希, 山田敏志, 阿倍博信, 中島宏一: スモールデータアプローチによるオフィスビルの電力需要予測方式, 情報処理学会論文誌コンシューマ・デバイス&システム (CDS), Vol. 4, No. 2, pp. 1-9 (2014)
- [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)