

電力自由化市場における調達計画の設計に関する研究

A Study on Design of Electricity Procurement Plan

稗方和夫¹ 満行泰河² 後藤拓矢^{1*} 野村雅浩³ 西田展久⁴

Kazuo Hiekata¹, Taiga Mitsuyuki², Takuya Goto¹, Masahiro Nomura³, and Nobuhisa Nishida⁴

¹ 東京大学大学院新領域創成科学研究科

¹ Graduate School of Frontier Sciences, The University of Tokyo

² 東京大学大学院工学系研究科

² Graduate School of Engineering, The University of Tokyo

³ 株式会社 e 電力ソリューションズ

³ e Electric Power Solutions Co.,Ltd.

⁴ 東洋システム開発株式会社

⁴ Toyo Systems Development Co.,Ltd.

Abstract: In 2016, the retail of electricity sales has been completely liberalized in Japan. It has been getting more important for retailers to predict the energy consumption of customers. However, it is very complex to predict the energy consumption accurately because there are uncertainties and many factors to be considered. This paper proposes a methodology to design of electricity procurement plan considering uncertainties of energy consumption. Using K-Means clustering methodology, we found that there are some patterns in electricity consumption. In this methodology, electricity consumptions are classified into these patterns with temperature data. In a case study, we evaluate the usefulness of the methodology for design of procurement plan.

1 はじめに

これまで高圧電力の需要家を対象に電力小売が自由化されていたが、2016年4月の低圧電力の需要家に対する電力小売の自由化により日本の電力市場は全面的に自由化された。そこで、電力小売事業者は独自の電力調達計画に基づいて、様々な電力会社から電力を調達することができるようになった。しかしながら、電力小売事業者にとって電力調達の計画を立てる際には、電力の需要と供給を一致させなければならないため、需要家の電力消費を予測する必要がある。電力消費は需要家の業種や天気だけでなく、様々な消費活動によって変化するため、複雑性を伴う。多くの電力小売業者では、消費の予測は熟練者の経験に基づいて行うか、手入力で操作可能な数日の過去の実績値に基づいて行っているのが現状である。したがって、過去のデータを解析して、電力消費を予測する手法の研究開発が非常に重要となっている。

図1に電力小売事業における電力会社間の関係を示す。図1からわかるように小売事業者にとって利用でき

る電源は大きく分けて、一般電力会社などとの契約に基づいて、1週間以上の期間にわたって一定量を調達される電力と、日本卸電力取引所 (Japan Electric Power Exchange: JPEX) を介して調達される電力の2種類ある。次に、図2に JPEX を介して行われる電力小売事業者における電力調達の流れ [1] を示す。図2からわかるように、調達計画に基づく電力調達には、1日前に翌日分の電力を取引する1日前市場 (スポット市場) と、当日の1時間後の電力を取引する当日市場 (時間前市場) の2種類がある。したがって、需要家の電力消費を予測する場面は2度あることになる。小売業者に対するヒアリングの結果、実際に電力調達計画を立てる際に電力消費を予測し、調達計画に活用しているのは1日前市場における調達の際であることがわかった。そこで、本研究では1日前市場に活用できる電力消費予測の方が有用性が高いと考え、利用できるデータを1日前までに得られるデータに限定する。

これまで電力消費の予測は、需要予測技術として、統計的手法を活用した様々な手法が開発されてきた。中でも近年では需要家の業種別に分類した上での、k近傍法などを併用した平均計算を利用する手法 [2] や、過去の実績データと気温情報を用いた重回帰 [3] やサポー

*連絡先：東京大学大学院新領域創成科学研究科人間環境学専攻
〒277-8563 千葉県柏市柏の葉5-1-5 環境棟274号室
E-mail: tgoto@s.h.k.u-tokyo.ac.jp

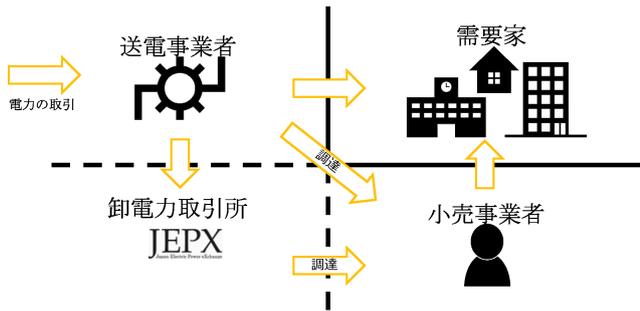


図 1: 電力会社の関係概略図。

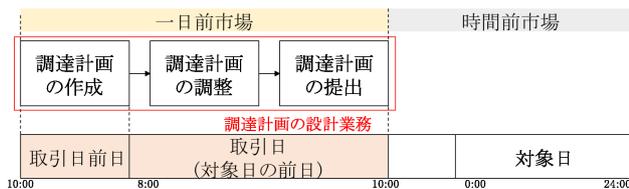


図 2: 電力調達の流れ。

トベクター回帰 [4] などの回帰分析による手法が開発され、高い性能を示している。しかし、これらの手法では、時間前市場を対象とし、直近のデータまで用いた上での 1 時間後の消費の予測であったり、当日のピーク電力の消費の予測であるため、本研究が対象とする翌日の 1 日分の消費予測はしていない。また、ある程度の時間幅に対して行っている場合もあるが、予測に当日の朝の電力消費も使っているため、一日前市場での調達計画を立てる際には利用できない。実際に、電力小売業者における電力調達の現場では、これらの手法は使われておらず、直近の数日の単純平均値を消費予測値として計画を立てているのが現状である。したがって、本研究では、システムによって明示的な消費予測を元にした調達計画を指示するのではなく、現場の電力調達計画の設計支援を行うための、過去データの分散を考慮した幅をもった電力消費を予測する手法の提案を目的とする。

2 提案手法

2.1 問題の定義

ここで提案手法が解決する問題を定義する。本研究では電力調達の取引の場として、一日前市場を対象としている。したがって、電力消費の予測には前日までに得られるデータに限定される。既存手法などでは当日の消費データも利用しているため、今回のデータが限定された条件下では予測精度では既存手法で報告されているものより劣ることが予想される。また、現場の

電力小売業者に対するヒアリングでは、何らかのシステムによって出力された電力消費予測値は何らかの根拠がなければ受け入れ難いという回答が得られた。したがって、予測精度が低く、信頼性が低い予測値を求めることは有用性が低いと考え、本研究が提案するシステムでは予測を厳密な値で出力するのではなく、調達計画の設計者に調整の余地を残した上で、分散を含めた電力予測を出力とする。また、既存手法における単位時間ごとの回帰分析などでは個々の単位時間では精度が高くとも、1 日の消費パターンとしては実際のものとは異なる結果が得られることがある。したがって、本研究が提案するシステムは過去の実績値として得られた電力消費パターンに基づいた出力を行う。以上より、本研究の提案手法が解決する問題は、過去の電力消費データからパターンを抽出し、前日までに得られた情報から翌日の電力消費のパターンを予測する問題と定義する。

2.2 提案手法の概要

提案手法の概要を図 3 に示す。本手法は大きく 3 つのステップに分かれており、需要家ごとにこれらの手法を適用する。つまり、各需要家ごとに電力消費の予測モデルが作成されることになる。まず、1 つ目のステップは過去の消費データから消費パターンを抽出する消費データのクラスタリングである。次のステップは、前のステップで振り分けたクラスタを正解ラベルとしてクラス分類器を作成する。クラス分類器で使用する特徴量は予測対象日の気温情報とする。最後のステップである消費予測では、作成した予測分類器と翌日の天気予報の情報から、翌日の消費パターンを予測し、最初のステップで行ったクラスタの平均と分散値に基づいて分散を含めた電力消費予測を出力する。

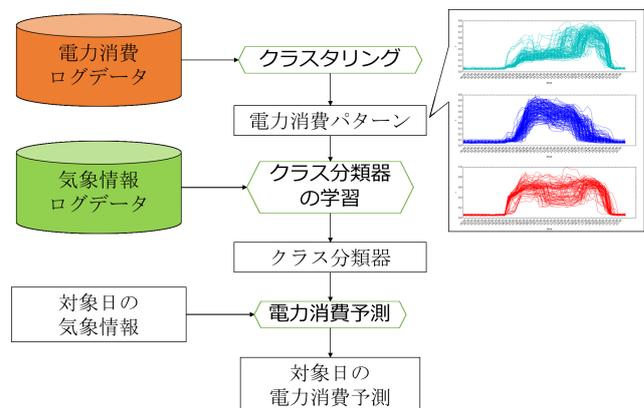


図 3: 提案手法の概要。

2.3 消費データのクラスタリング

電力消費データのクラスタリングでは教師なし学習のクラスタリング手法である、K-Means を採用する。入力データ x_d はある1日 d を30分ごとに48分割した際の、コマごとの消費電力量 [kWh] で表された48次元のベクトル x_d とする。実際の K-Means における計算には、式1に示すような、全過去データの電力消費量の最大値が1、最小値が0となるように正規化したベクトル \hat{x}_d を用いる。K-Means における分類するクラス数 K は、式2で定義されるクラス内残差平方和 (RSS_k) の合計値がある程度低い値を選択することとする。 \bar{x}_k はクラスタリングでクラス C_k にラベル付けされた日の \hat{x}_d の平均を表す。

$$\hat{x}_{di} = \frac{x_{di} - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}, \quad (i = 0, 1, 2, \dots, 47) \quad (1)$$

$$RSS_k = \sum_{d \in C_k} \|\hat{x}_d - \bar{x}_k\|^2 \quad (2)$$

2.4 消費データのクラス分類器の作成

翌日の電力消費のパターンを予測するために、2.3で分類したクラスへのクラス分類器を作成する。本手法におけるクラス分類器は教師あり学習のクラス分類モデルであるサポートベクターマシン (SVM) を用いる。1日の特徴を表すデータ t の素性には電力消費の計測日の平均気温、最高気温、最低気温を用いる。実際に SVM に使用する際には式3によって正規化して正解を表すラベルには2.3で分類したクラスを用いる。

$$\hat{t}_{dj} = \frac{t_{dj} - t_{min,j}}{t_{max,j} - t_{min,j}}, \quad (j = 0, 1, 2) \quad (3)$$

2.5 消費予測

最後に、2.3で分類したクラスと2.4で作成したクラス分類器を用いて翌日の電力消費の予測を出力する。まず、クラス分類には翌日の天気予報から得られる予想平均気温、予想最高気温、予想最低気温を入力とする。出力となる電力消費の予測値は、1日を30分ごとに48分割したコマごとの値 \hat{x} とする。予測値 \hat{x} は、分類器から出力された予測ラベル k の示すクラスに含まれる、30分ごとの実測値から推定されるガウス分布に従うと仮定する。そのガウス分布の平均 μ_{ki} 、分散 σ_{ki}^2 は、式4、5で定義される。したがって、最終的な出力はそのガウス分布の95%信頼区間の上限と下限を示す。

$$\mu_{ki} = \frac{1}{n} \sum_{d \in C_k} x_{di} \quad (4)$$

$$\sigma_{ki}^2 = \frac{1}{n} \sum_{d \in C_k} (x_{di} - \mu_{ki})^2 \quad (5)$$

3 ケーススタディ

ケーススタディでは、実際の需要家のデータに対して提案手法を適用し、評価することで手法の有用性を評価する。実際のデータとしては、日本の九州地方に所在する5つの需要家の2015年4月から2016年6月までのおよそ400日分の実測値を用いた。本手法は高圧電力の需要家だけでなく、低圧電力の需要家にも同様に適用可能な手法ではあるが、低圧電力の需要家については2016年から現在の制度が導入されたばかりで、十分な数の需要家のデータが得られなかったため、今回のケーススタディでは高圧電力の需要家の中でも低圧電力の需要家の消費に近い需要家を選択した。以下、5つの需要家を該当する大まかな業種をもとに事業所1、事業所2、事業所3、学校1、学校2と呼ぶ。用いた5需要家の実績値を1日ごとにプロットしたものを図4に示す。図4では、全て式1で正規化後の \hat{x}_d を示している。需要家の業種が同じでも電力消費のパターンは異なることがわかる。過去の気象データは、気象庁ホームページに公開されている「過去の気象データ・ダウンロード」[5]から取得した。

3.1 消費データのクラスタリングの結果

5つの需要家それぞれに対して、K-Meansを用いて電力消費データのクラスタリングを行った。 K を2から10まで変動させた結果を図5に示した。

クラス内RSSの和の変化を見てわかるように、どの需要家についても K が4から6あたりでクラス内RSSの和の変化が小さくなっていることがわかる。したがって、この5つの需要家においてはクラスタリングの際のクラス数 K は4から6が適当であると考えられる。図6に5つの需要家の実測値データを $K=4$ でクラスタリングをした際の結果を示す。結果は全て式1で正規化後の \hat{x}_d を示している。

図6を見ると、1日の電力消費が近い日ごとにクラス形成されていることがわかる。また、それぞれのクラスが電力消費のパターンを表していることがわかる。

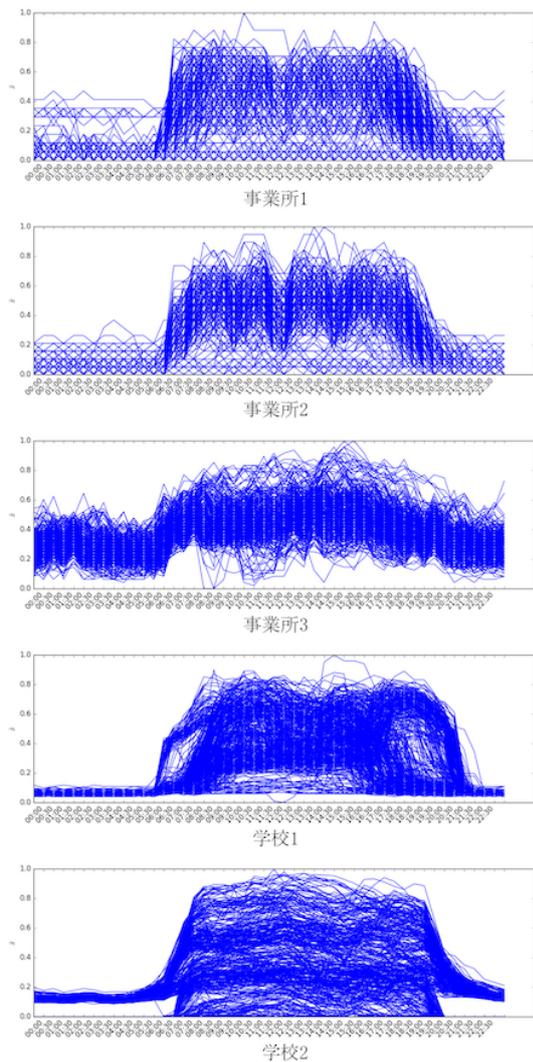


図 4: 需要家の電力消費データ.

3.2 消費データのクラス分類の結果

クラス分類器の性能を評価するために、それぞれの需要家のデータのうちランダムに抽出した 80% を学習データとして分類器を作成し、残りの 20% で評価をした。それぞれの需要家ごとの正解率とクラスごとの適合率、再現率、F 値の平均値を表 1 にまとめる。SVM におけるカーネル関数には RBF カーネルを採用し、その他の超パラメータは $c=1.0$ 、 $\gamma=0.25$ とした。

性能評価テストの結果を見ると、正解率に関して、事業所 3 のみ 0.80 と高い性能を示しているが、他の需要家については 0.29 から 0.45 とそれほど性能は高くないことがわかる。したがって、事業所 3 についてはパターンが温度によって大きく左右されるといえるが、他の需要家については温度以外にもパターンを変化させる要因があると考えられる。クラス分類器の精

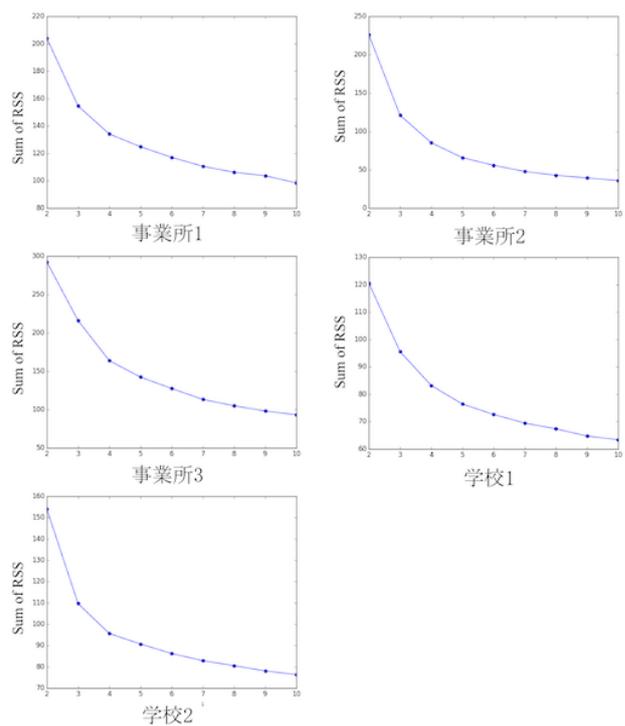


図 5: 需要家ごとのクラス内 RSS の和の変化.

表 1: クラス分類器の性能評価テストの結果.

	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
事業所 1	0.45	0.38	0.41	0.39
事業所 2	0.38	0.31	0.4	0.35
事業所 3	0.80	0.82	0.83	0.82
学校 1	0.29	0.30	0.38	0.33
学校 2	0.40	0.46	0.45	0.43

度は消費予測の精度に直結するため、正解をもれなくラベル付けするより、できるだけ正しくラベル付けすることが求められる。したがって、再現率より適合率が高い方が望ましい。しかしながら、いずれの結果も再現率と適合率に大きな差はない。したがって、できるだけ適合率が高くなるようなパラメータチューニングによってより性能を上げることが可能であると考えられる。

4 考察

ケーススタディによって、電力消費にパターンがあり、そのパターンがある程度、温度によって左右されることがわかった。既存手法でも、取り組んでいる問題は違うものの、温度を使った手法によって精度の高い電力消費予測を可能としている。しかしながら、3.2 の結果をみると、事業所 3 以外の需要家については温

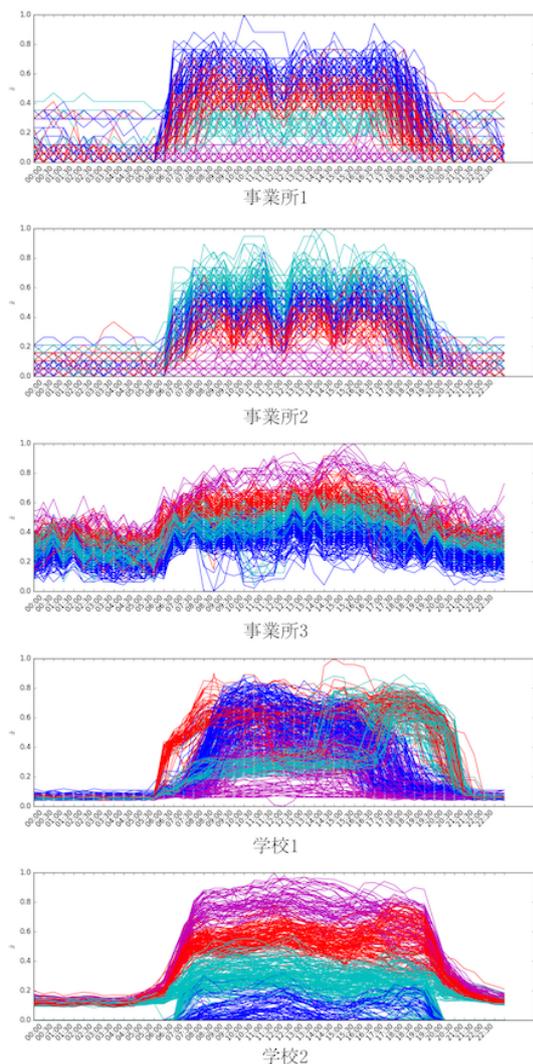


図 6: $K = 4$ のときのクラスタリング結果.

度だけによるクラス分類では高い性能が得られなかった。そこで、考察では本提案手法と既存の予測手法の比較を述べる。

比較手法には [2] で用いられている時間帯別平均化手法 (Averaging Method: AM) を用いた。この AM は現場における電力消費の予測の際にも用いられている手法に類似した手法である。AM における予測値 \tilde{x}_d は式 6 で表される。 d は予測対象日、 N は最大遡り日数であり、今回は $N = 14$ とした。

$$\tilde{x}_{di} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_{(d-n),i} \quad (6)$$

また、手法の比較のための評価値には絶対平均パーセント誤差 (MAPE) を用いる。MAPE は式 7 で表される指標で、電力消費予測モデルの性能評価によく用いられる指標である。 x_{di} は実測値、 \tilde{x}_{di} は予測値で、

今回の場合は $N = 48$ ある。

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N |(x_{di} - \tilde{x}_{di})/x_{di}| \quad (x_{di} > 0) \quad (7)$$

MAPE の計算のため、提案手法においては、クラス分類器に出力されたラベルが表すクラスターの重心値を予測値とする。取得したデータのからランダムに抽出した 20% の日数に対してそれぞれの手法を用いて予測し、MAPE 値を計算した。結果を表 2 に示す。

表 2: 既存手法との比較.

	AM($N = 14$)	本手法
事業所 1	53.06	46.06
事業所 2	45.60	60.51
事業所 3	17.10	15.96
学校 1	42.40	52.87
学校 2	33.09	50.04

表 2 において、各需要家ごとに既存手法である AM と本手法の MAPE を比較すると、事業所 1 と事業所 3 でのみ本手法の MAPE は AM より小さく、その他の需要家の場合には AM の MAPE より大きい結果となった。しかし、MAPE の絶対値を見るとどの場合も 15% を超えており、平均して 40% から 50% と既存手法でも本手法でも大きいことがわかる。したがって、一日前市場での利用を想定した場合、どちらの手法でも電力消費の予測値を明示することは有用でないといえる。本手法では電力消費の予測を明示的な予測値ではなく、分散を考慮した幅をもたせて出力している。現場からは従来の手法から得られる予測値の信頼度は低く、予測後に何かしらの分析や経験に基づいて調整をしているとの回答を得られた。したがって、一日前市場での利用を想定した場合は、既存手法の AM 手法に比べて、予測後に調整の余地を残した本手法は信頼度が高いと考えられる。また、出力の分散値から、その大小でとりわけ注意して調整しなければならない時間帯の予測も得られるため、本手法が有用であると考えられる。

5 むすび

本稿では、電力小売事業者の一日前市場での電力調達計画の設計において、実際の作業工程を考慮して分散を含んだ電力消費の予測を行う手法を提案した。ケーススタディでは、実際の需要家の電力消費データを 1 年分以上用いて、それぞれの需要家ごとで 1 日の電力消費にパターンがいくつかあることを示し、その電力消費のパターンが気温に起因して別れる需要家がある

ことも示した。また、電力消費を分散を含めて出力する提案手法は既存手法の時間帯別平均化手法に比べて有用であることの可能性を述べた。

今後は気温データだけでなくその他の電力消費に影響を与えると考えられる特徴も利用するなど、クラス分類器の改善を行う。また、本システム全体を通しての電力調達計画の設計支援に対する消費の予測手法の有用性の検証に取り組む。

参考文献

- [1] 一般社団法人日本卸電力取引所: 日本卸電力取引所取引ガイド, Available at: <http://www.jepx.org/outline/pdf/Guide_2.00.pdf>, Accessed on: Oct. 26th 2016
- [2] 後藤勲, 東秀訓: 電力小売事業者向け使用電力予測技術. *SEI テクニカルレビュー*, Vol.187, pp. 60–65 (2015)
- [3] 紺野剛史, 高橋悟, 北島弘伸, 寺西佑太, 園田俊浩: 事業所タイプにおける需要予測手法の評価, 第 6 回コンシューマ・デバイス & システム (CDS) 研究会, pp. 1–6, (2013)
- [4] Chen, B.J., Chang, M.W.: Load forecasting using support vector machines: A study on EUNITE competition 2001, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 19, No. 4, pp. 1821–1830, (2004)
- [5] 気象庁: 過去の気象データ・ダウンロード, Available at: <<http://www.data.jma.go.jp/gmd/risk/obsd1/>>, Accessed on: Oct. 26th 2016