

電力小売事業者向け使用電力予測技術

Electric Load Forecasting System for Electricity Retailers

後藤 勲*
Isao Goto

東 秀訓
Hidenori Higashi

電力システム改革に伴い、日本では様々な企業が電力小売事業への参入を進めている。電力小売事業者の主な業務は電力調達であるため、小売事業者は予め電力需要を予測し、必要量を市場から調達する必要がある。したがって、需要予測技術は小売事業者にとって非常に重要である。本稿では、小売事業者に焦点をあて、日本卸電力取引所の1時間前市場における電力調達をユースケースとして、3つの需要予測手法の有効性を検証した。また、当社が提案する電力需給管理システムの紹介と予測技術のディマンドリスポンス^{*1}への適用も考察する。

Electric load forecasting has been one of the most important technologies for electricity retailers. They need to forecast the energy demand of their customers in order to purchase electricity from the electricity market. In this paper, we evaluate an auto-regressive model method and an averaging method for forecasting the necessary load to purchase from the hourly electricity market of Japan Electric Power Exchange (JEPX). Furthermore, the introduced methods use an in-house developed OpenADR-compatible module, which is a cloud-based electrical demand-and-supply management system.

キーワード：電力小売事業者、日本卸電力市場、需要予測、計量時系列モデル、ディマンドリスポンス

1. 緒言

平成25年4月26日、「電力システムに関する改革方針」が閣議決定され、日本でも欧米の諸外国と同様に今後電力システム改革が進んでいく⁽¹⁾ (図1)。この改革により、電力小売ビジネスへの新規参入がよりたやすくなることが期待されることもあり、平成27年4月時点で電力小売事業者(小売事業者)の登録数は600社を上回った⁽²⁾。今後、小売事業者は、主に日本卸電力取引所(JEPX)や発電事業者との相対取引で電力を調達し、各自契約している需要家群への電力供給が可能となる。

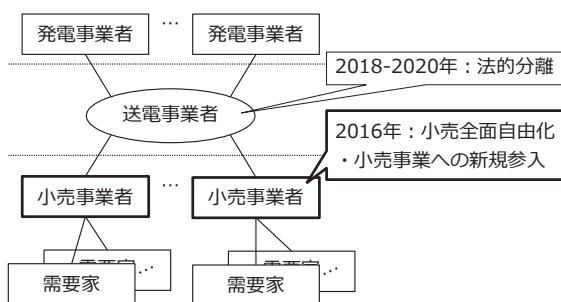


図1 電力システム改革後の電力システムのカタチ

しかしながら、電力は他の所謂「商品」と異なり、常に需要と供給を一致させなければならない。このバランスが崩れ

ると、最悪の場合、大規模な停電に陥る⁽³⁾。したがって、電気の安定供給のため、小売事業者は「計画値同時同量」という需給調整ルールに従う必要がある。具体的には、小売事業者は実需給の1時間前に1日を30分毎の48コマに分割した30分毎の「供給計画量」を送電事業者と広域的運営推進機関に提出する。そして、実需給時の実績量と計画量の差(インバランス)をインバランス料金として精算する(図2)。

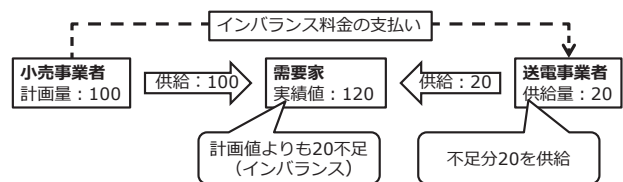


図2 計画値同時同量におけるインバランス

ここで、今後予想される、小売事業者が行うJEPXを介した電力調達のスケジュールを図3に示す⁽⁴⁾。小売事業者は、スポット市場と1時間前市場で電力を調達でき、実需給の1日前と1時間前に供給計画を作成する。つまり、小売事業者が電力を調達できる最終期限は、実需給の1時間前(1時間前市場)となる。

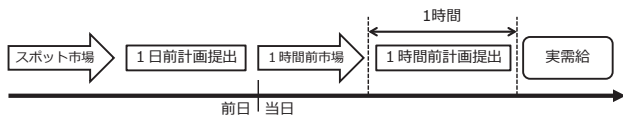


図3 小売事業者の電力調達スケジュール

上記の通り、小売事業者は「計画値同時同量」のルールに従う必要があり、電力の供給に関しては「インバランス」の回避が重要になることから、小売事業者は契約している全需要家の消費電力(需要)を予測し、遅くとも1時間前市場で電力を調達しなければならない。ちなみに1時間前市場の電力取引単位が100kW/30分であることから、小売事業者の消費電力予測は、契約電力50-500kWの高圧小口の中小規模ビル一軒単位が必要と考えられる。

このように、小売事業者の業務には需要予測が重要であると考えられる。需要予測技術に関しては、これまで機械学習や数学的手法を用いた方法が提案されている^{(5)~(7)}が、本稿では気象情報を考慮できる時系列モデルを主に用いる。また、将来的な小売事業者の業務、つまりJEPXでの電力調達をユースケースとし、実際のビル受電量を使用した使用電力予測の研究はほとんどなされていない。そこで本稿では、特に1時間前市場に焦点をあて、実際の中小規模ビル受電データを用いて、需要家群の使用電力予測によりインバランスのリスクを減らす需要予測技術の検討を行う。

2. 方法

2-1 ユースケース

本稿では小売事業者の1時間前市場での電力調達を考える。実需給時の需要予測を行うためには、小売事業者は4コマ前までの受電データのみで需要予測する必要がある(図4)。具体的には、「使用可能データ」(図4)を用いて、実需給時(予測対象)の予測をゲートクローズの直前に実行する。本稿では、便宜上、1日を24コマとし、予測実行時から実需給時までの3コマ分の需要予測を連続して行う。

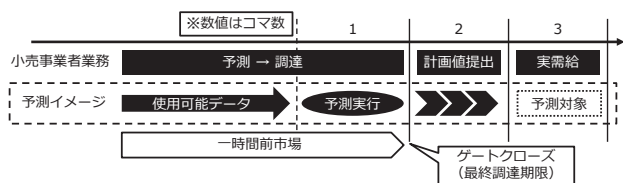


図4 小売事業者の業務と使用電力予測の関係性

2-2 データ

(1) 大規模地域の電力データ

予測モデル評価の一つとして、関西電力株が公開している

電力データを用いた⁽¹⁰⁾。本稿で使用したデータ期間は2012年6月から8月まで、サンプリング周期は1時間、データ粒度は1kWhである。

(2) ビル受電データ

受電データは当社グループ会社の4つのオフィスビル(高圧小口契約の中小規模ビル)から得た実データを使用する。全国的に、中小規模ビルの半数以上はオフィス用途ビルであり⁽⁸⁾、本稿のユースケースに相当と考えられる一般的なビルからデータを取得した。データ期間とサンプリング周期は上記2-2(1)と同じものを使用した。一般オフィスビルを対象とするため、土日祝日は除外した。

また、需要家数を仮想的にオフィスビル1000軒とするため、受電データは各データの最大値で標準化し、日本サステナブル建築協会の公表している平米当りの契約電力分布⁽⁹⁾を基に4オフィスを分布させ、各データに白色雑音(期待値=0、標準偏差=元データの5%)を付加し、仮想データとした。

(3) 気象データ

本稿では、需要予測のために気象データを使用している。気象データ(外気温、湿度など)は気象庁提供のデータを用い⁽¹¹⁾、データ期間とサンプリング周期は上記2-2(1)と同じものを使用した。

2-3 予測モデル

本稿では使用電力予測モデルとして、平均化手法と自己回帰手法の2つのモデルを取り上げる。使用電力予測はユースケースに合わせ、予測対象時刻の3コマ前時点での最新のデータを用いる。なお、予測期間は2012年夏期の15日分である。

(1) 時間帯別平均化手法(Averaging Method : AM)

この方法はダイヤモンドリスポンス(DR)のベースラインとしても最も広く使用されているといわれている⁽¹²⁾。計算方法は非常にシンプルで、各時限の直近N日分の計測値の平均値を予測値として使用する方法である。例えば、0:00-0:59までの予測値は下記のように表せる。

$$y_t^{0:00} = \left(\sum_{n=1}^N y_{t-n}^{0:00} \right) / N \quad \dots\dots\dots (1)$$

ここで、 $y_t^{0:00}$ は時点tにおける0:00-0:59までの予測結果を示す。Nは最大遡り日数、nは遡り日数を示す。

(2) 計量的時系列モデル⁽¹³⁾

ここでは気象データを考慮できる時系列モデルの説明の為に、まず簡単に自己回帰モデルについて説明する。

(a) 自己回帰モデル

自己回帰とは自らの過去の値で将来の挙動を説明するというモデルで、以下の式で表現される。

$$y_t = a_1 y_{t-1} + \dots + a_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad \dots\dots\dots (2)$$

ここで、 y は時系列の値、 t は時点、 a はAR係数、 ε は期

待値ゼロで分散一定の白色雑音で予測誤差ある。式(2)は、予測対象がp個の過去のデータの線形和と白色雑音で与えられることを示している。

(b) 多変量自己回帰モデル (VAR)

VARは自己回帰モデルを拡張したモデルで、予測対象をそれ自身と他の複数の変量の時系列で表す。例えば、n次の変量で、p期(次数)の回帰の場合、以下の式で表現される。

$$Y_t = c + A_1 Y_{t-1} + \dots + A_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \dots\dots\dots (3)$$

ここで、Yは予測対象と他の複数の変量の時系列のn×1のベクトル、cはn×1のベクトル、AはAR係数のn×nの行列である。

今回はAR係数の計算はYule-Walker方程式⁽¹³⁾を使用した。また、他の変量として、外気温、湿度、風速、日照時間、全天日射量、降水量を候補として用い、予測モデル推定時に赤池情報量基準⁽¹³⁾に基づいて使用する変量と次数pを選択した。本稿では予測モデル推定には、20日分の受電量と気象データを用いた。

さらに、本稿では下記の二つのVARの型を考えた(図5)。

- ① 予測開始時に一度だけ予測モデルを推定する
- ② 予測毎(今回は一時間毎)に予測モデルを推定する

本稿では、①をVAR_B、②をVAR_Rとそれぞれ記載する。VAR_BとVAR_Rのメリットとして、前者は予測モデル推定を一度しか行わないため計算速度が速く、後者は予測毎にモデルを推定し直すため予測精度の向上が見込まれることである。

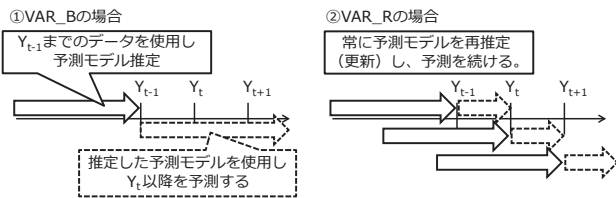


図5 VAR_BとVAR_Rの予測のイメージ

2-4 予測精度指標

予測精度の指標として絶対平均パーセント誤差(MAPE)を用いる。実測値と予測値の誤差の絶対値を実測値で割った値に100を掛けてパーセントにした指標で、以下の式で表せる。

$$MAPE = 100 \frac{1}{n} \sum_{t=1}^T |(R_t - P_t)/R_t| \dots\dots\dots (4)$$

ここで、Rは実測値、Pは予測手法による予測値である。

2-5 マシンスペック

予測実験は、Windows 7 professional SP1 (32bit)、Intel®Core™ i5-2520M CPU@2.50Ghz、メモリ容量2GBで行った。

3. 実験結果

3-1 予測モデルの精度比較

(1) 大規模地域の使用電力予測

関西電力(株)管内の使用電力を利用しAM、VAR_BとVAR_Rの予測精度を比較した(図6(a)~(c))。AMと比較してVAR_BとVAR_Rは実測値と予測値が全体的によく一致しており、予測誤差も小さい。

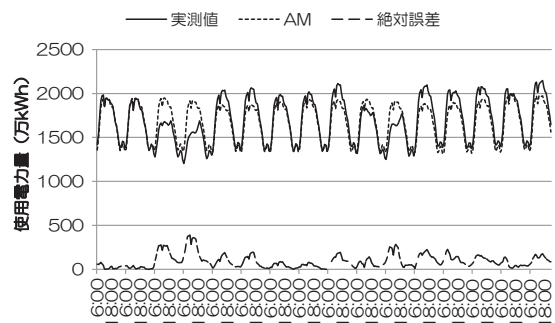


図6(a) AMによる予測結果

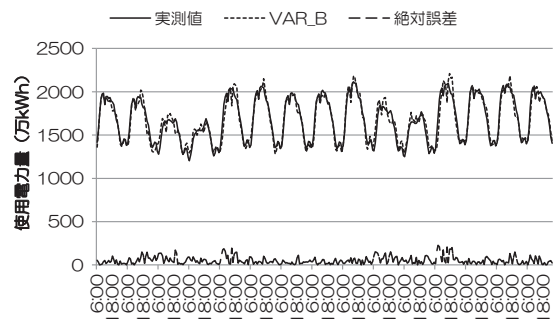


図6(b) VAR_Bによる予測結果

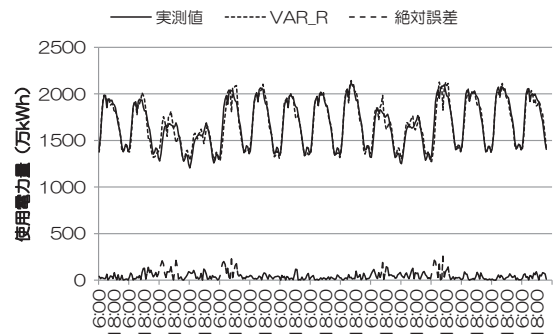


図6(c) VAR_Rによる予測結果

次に、全予測期間における各手法のMAPEを比較した(図6(d))。最もMAPEが低かったのはVAR_RのMAPE=2.8%であった。次に、VAR_BのMAPE=3.1%で、AMはMAPE=5.3%でVAR_Rの約2倍であった。これらの結果は全組合せで有意な差が認められた。なお、統計的有意性の指標(p値)は一組の平均のt検定から得た。

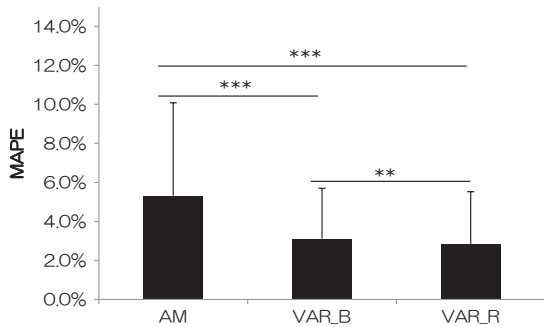


図6(d) 各モデルのMAPEの比較(**は $p < 0.01$, ***は $p < 0.001$)

(2) オフィスビル群の使用電力予測

次に、1000軒分の高圧小口ビルがアグリゲートされた場合の予測結果を示す(図7(a)、(b))。データに関しては、上記(2-2(2))で記述した方法を用いた。

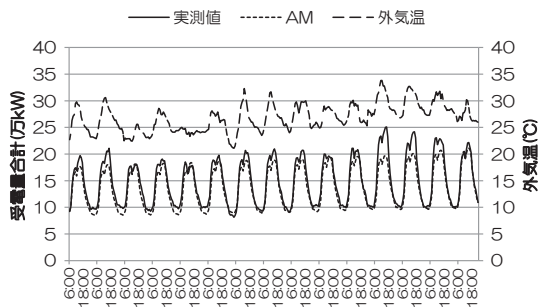


図7(a) AMによる予測結果と外気温の変化

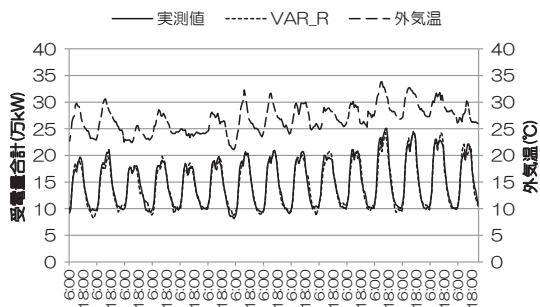


図7(b) VAR_Rによる予測結果と外気温の変化

VAR_RはAMと比較して外気温の変化に関わらず全体的に実測値と予測がよく一致している。また、図7(c)に示すように、VAR_Rは他の2つのモデルより有意にMAPEが小さかった。なお、p値は一組の平均のt検定から得た。

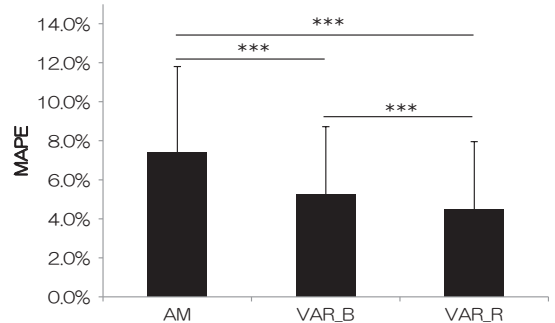


図7(c) 各モデルのMAPE比較(***)は $p < 0.001$)

3-2 計算コスト

各モデルの計算時間を表1にまとめた。VAR_Rは、VAR_Bと比較し300倍程度の差があった。

表1 各モデルの標準化した計算コストの比較

(秒)	AM	VAR_B	VAR_R
平均計算時間	< 1	81	2701.4

3-3 予測時間帯毎の予測精度

時間帯毎の各モデルのMAPEの平均値を図8に示す。時間帯毎に各モデルのMAPEは変化しており、時間帯毎に精度が高い予測モデルが異なる。時間帯毎のMAPE最小のモデルを表2に示す。平均的にはVAR_RのMAPEは最も低かったが、時間帯によっては、AMやVAR_BのMAPEが低い時間帯もあった。

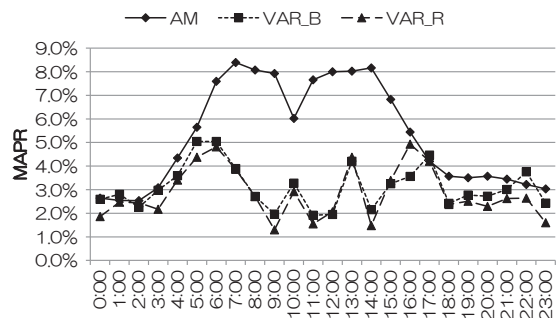


図8 時間帯毎のMAPEの変化 (15日間の平均)

表2 時間帯毎のMAPE最小モデル

時間帯	MAPE 最小	時間帯	MAPE 最小
0:00	VAR_R	12:00	VAR_B
1:00	VAR_R	13:00	VAR_B
2:00	VAR_B	14:00	VAR_R
3:00	VAR_R	15:00	VAR_B
4:00	VAR_R	16:00	VAR_B
5:00	VAR_R	17:00	AM
6:00	VAR_R	18:00	VAR_R
7:00	VAR_R	19:00	VAR_R
8:00	VAR_R	20:00	VAR_R
9:00	VAR_R	21:00	VAR_R
10:00	VAR_R	22:00	VAR_R
11:00	VAR_R	23:00	VAR_R

4. 考察

4-1 予測精度

VAR_Rは単体では予測精度が最も有意に高かったが、計算コストも他のモデルよりも大きかった。またVAR_Rの予測精度は、大規模地域においてMAPEは3%以下となっており、インバランスリスクの回避に十分な性能を持っていると推察される。

4-2 精度向上の可能性

各モデルは「時間帯毎の予測精度」と「計算コスト」に特徴があった。例えば、VAR_Rは予測精度が全体的に高かったが計算コストは大きい。AMは未明の予測精度は高く計算コストは非常に小さい。したがって、モデル特性を理解し、複数のモデルを予測時間帯毎に切替えることで計算時間の短縮と精度向上が見込まれる。

4-3 予測精度への影響

より直近のデータを用いて将来の値を予測することで需要予測精度は向上する。一方、本稿のユースケースでは3コマ先の予測を行った。本稿では述べていないが、これまで我々が行った検証から、予測対象が1コマ先の場合と3コマ先の場合で平均25.4% (n = 17) のMAPEの悪化を確認している。

4-4 電力需給管理システム

本稿では使用電力予測を一時間前市場におけるユースケースを例に検討した。この予測機能は当社の提案する需給調整DRシステムの機能の一つである(図9)。ここでDRとは需要家側の負荷を制御し、消費電力を抑制する仕組みのことで、近年、自動的に高速なDRを可能にするADR (Automated Demand Response) サーバが注目されている。また、複数の需要家を束ねてDRを実施するアグリゲータ*2は、ADRサーバから需要家側の空調設備等の機器を自動的に制御することで、確実に電力が抑制できる。本稿で述べた予測機能をビル毎に適用すれば、信頼できるDRベースラインを算出でき、需要家側の機器制御による電力削減量を精度よく把握することができれば、アグリゲータとしては需要家毎の電力使

用量を計画でき、結果としてインバランスリスク軽減が可能になる。これはアグリゲータの事業活動を効率的にすることを意味する。

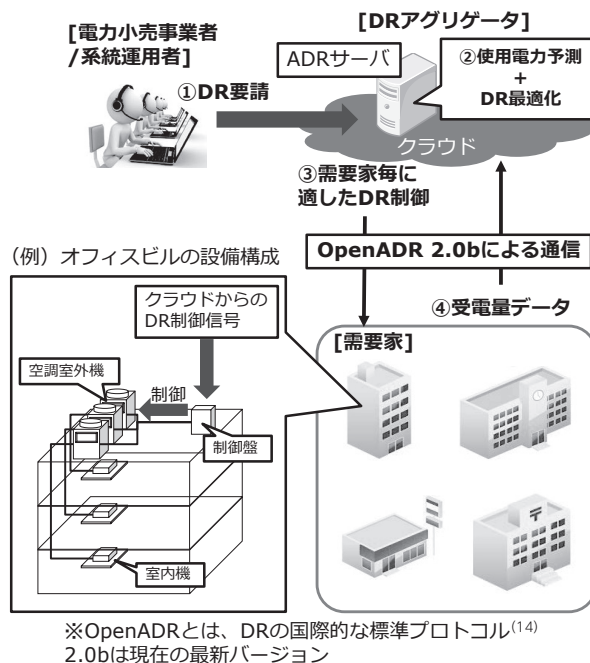


図9 当社の提案する需給調整DRシステムの一例とDR時の制御フロー

5. 結 言

電力システム改革に伴い、様々な事業者の新規参加が始まっている。本稿では小売業者に焦点を当て、実際のユースケースを想定し、実データを基にした計量時系列モデルを用いた使用電力予測の精度を比較し、その有効性を示した。また、複数の予測モデルの切替えが、予測精度向上に繋がる可能性を示した。これらの結果は、インバランス回避に効果的であると考察した。今後も需給バランス維持に向けた効率的な製品開発を目指していきたい。

用語集

※1 デイマンドリスポンス

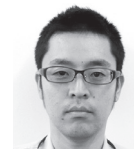
Demand Response：電力の供給状況に応じてスマートに消費パターンを変化させる取り組みのこと。例えば、電力の需給逼迫時に電力需要家側で節電することなどが挙げられる。

※2 アグリゲータ

デイマンドリスポンスにより生じる節電を集める事業者のこと。例えば、アグリゲータは契約した電力需要家に対して一定時間節電を要求し、電力需要家に対して節電実績に応じて対価を支払う。

執筆者

後藤 勲*：インフォコミュニケーション・社会システム研究開発センター 主査
博士 (情報工学)



東 秀訓：インフォコミュニケーション・社会システム研究開発センター 主席



*主執筆者

参考文献

- (1) 経済産業省HP、「電力システム改革の基本方針」について
(http://www.meti.go.jp/committee/sougouenergy/sougou/denryoku_system_kaikaku/report_001.html)
- (2) 経済産業省資源エネルギー庁HP、「特定規模電気事業者連絡先一覧」
(http://www.enecho.meti.go.jp/category/electricity_and_gas/electric/summary/operators_list/)
- (3) 日経BPクリーンテック研究所、「電力システム改革シリーズ① 電力・エネルギービジネス総覧」(2014)
- (4) 一般社団法人日本卸電力取引所、「一時間前市場検討状況の報告」
(http://www.meti.go.jp/committee/sougouenergy/.../seido.../010_05_00.pdf)
- (5) Ping-Feng Pai, Wei-Chiang hong, "Support vector machines with simulated annealing algorithms in electricity load forecasting", Energy Conversion and Management, Vol. 46, pp.2669-2688 (2005)
- (6) 小林正行、「環境変化に対応した電力需要予測システムの開発」、技術開発ニュース、No. 123, pp.25-26 (2006)
- (7) 蜷川忠三、「需要家電力の統計予測数式モデルとスマートグリッドADR制御」、J. IEIE Jpn, Vol. 32, pp.561-564 (2012)
- (8) 一般社団法人日本ビルエネルギー総合管理技術協会、「建築物エネルギー消費量調査報告」(2012)
- (9) 一般社団法人日本サステナブル建築協会、「非住宅建築物の環境関連データベース」(2011)
- (10) 関西電力HP、「過去の電力使用実績データのダウンロード」
(<http://www.kepco.co.jp/corporate/energy/supply/denkiyoho/download.html>)
- (11) 気象庁HP、「過去の気象データ」
(<http://www.jma.go.jp/jma/menu/menureport.html>)
- (12) EnerNOC, "The Demand Response Baseline"
(<http://www.enernoc.com/our-resources/white-papers/the-demand-response-baseline>)
- (13) 沖本竜義、「経済・ファイナンスデータの計量時系列分析 (統計ライブラリー)」(2010)
- (14) OpenADR Alliance (<http://www.openadr.org/>)