

業務施設時刻別電力需要データを利用した電力需要成分分解とエネルギー管理への応用

Disaggregation of time series electricity demand for commercial buildings and application of energy management.

○榎原 史哉 (大阪大学)

山口 容平 (大阪大学)

岩井 良真 (関西電力)

上林 由果 (関西電力)

下田 吉之 (大阪大学)

Fumiya ENOKIHARA*1 Yohei YAMAGUCHI*1 Yoshimasa IWAI*2 Yuka KAMBAYASHI*2 Yoshiyuki SHIMODA*1

*1 Osaka University *2 The Kansai Electric Power Co., Inc.

This study developed an energy saving tool for various commercial buildings. The tool is consisted of the disaggregation model and the anomaly detection model. In the disaggregation model, 4 ingredients are estimated from time series electricity demand and time series temperature data. In the anomaly detection model, by analyzing the difference between actual electricity demand and the sum of 4 ingredients from the disaggregation model, we detected the time when consumers used too much electricity. In this detected time, unnecessary electricity demand may arise, so detecting this time helps saving energy and reduction of CO2 emission of the commercial department.

はじめに

近年業務施設ではスマートメータや BEMS で計測された時系列電力需要データが利用可能となり、エネルギー管理への活用が期待されている。木村ら¹⁾による調査では、時系列電力需要データを用いた省エネルギー関連サービスは大きく、需要予測、フォルト検知、ディスアグリゲーション、ベンチマーキング、クラスタリングに分類されている。それらにより省エネルギーやエネルギーコストの削減を実現することが可能と考えられるが、その実施には専門知識が必要となることが多く、時系列の電力需要データは十分に活用されていない。また、大島ら²⁾によるディスアグリゲーション、フォルト検知の事例では対象がオフィスのような電力消費特性をもつ建物に限定されているなど、既存の手法では対象が限定的であることが多く、多種多様な業務施設に対して汎用的に活用しうる手法は確立されていない。そこで本研究では、業務施設で計測された時系列電力需要データに基づき、汎用的に適用可能なエネルギー管理ツールの開発を目的とする。

以下では 1 章に本論文で利用したデータを示し、2 章に開発ツールの概要、3 章に適用例を示す。4 章に本論文で得られた知見をまとめる。

1. 分析対象データの概要

開発ツールでは 30 分間隔の電力需要と、気象庁が公開している 1 時間間隔の外気温データ³⁾を用いる。本論文では大阪府豊中市の全電化オフィスにおいて 2016 年 1 月

1 日から 2016 年 12 月 31 日の期間に計測された施設総電力需要及びその用途別内訳データを用いる。用途別内訳は電灯・コンセント、通信機器系、通信系空調、空調設備、熱源設備、給湯、厨房、その他の 8 用途であり、開発ツールの評価に用いる。なお、以下の分析では対象施設の電力需要を年間のピーク値で除すことで、電力需要を 0 から 1 に基準化して示す。

2. 開発ツールの概要

開発ツールはスマートメータや BEMS で計測された時系列電力需要データの成分分解、過大電力検知の二つの機能を持つ。成分分解により電力需要の量的特性、時刻・週・期間に関する時間特性を定量的に把握する。過大電力検知では、電力需要が通常よりも大きくなった場合それを検知する。これらを組み合わせることによって、短期的な視点から施設運用の変更に起因する過大な電力需要の是正と、長期的な視点からエネルギー性能の良し悪しの評価や性能低下等に伴う電力需要増加傾向の有無の評価などを可能とし、エネルギー管理を効果的に実施するための材料を提供する。

2.1 電力需要の成分分解

電力需要は個々の機器の消費電力の合計値であり、それぞれの機器は、施設の用途や営業形態に応じた特有の稼働スケジュールと電力消費特性を持つ。本研究は、稼働スケジュールと電力消費の季節依存性から電力消費機器を次の 4 つの区分に分類した。まず稼働スケジュールについて、常時稼働する常時稼働機器と、施設の稼働スケジ

ルールに基づいて稼働するスケジュール稼働機器の 2 つに分類した。常時稼働機器はトイレの換気扇など常時稼働する機器や、サーバなどの常時サービスへの要求に対して応答することが求められる機器を含む。スケジュール稼働機器は廊下の照明、換気などの固定されたスケジュールの機器・設備や、個人使用の PC などの人の利用で稼働が決まる機器を含む。本来個人使用機器はある程度確率的な挙動を示すと考えられるが、本ツールが施設全体の挙動を対象として扱うことから、個人使用機器の電力消費の合計値は平準化され、スケジュール稼働として模擬することが可能であると考えた。次に季節依存性については、稼働時消費電力の季節変動の有無により稼働時消費電力の特性を区分し、非季節依存機器、季節依存機器とした。成分分解では、この 4 つの区分に基づき、表 1 に示す 5 成分に電力需要を分解する。

表 1 成分分解による 5 成分

成分名	定義
ベース固定成分 X_{BF}	常時稼働機器による電力需要のうち、季節変動のない成分
ベース季節変動成分 X_{BS}	上記の需要のうち、季節変動を持つ成分
活動起因スケジュール稼働成分 X_{ASc}	スケジュール稼働機器による電力需要のうち、季節変動を含まない成分
活動起因季節変動成分 X_{ASs}	上記の需要のうち、季節変動を持つ成分
残渣成分 X_R	上記の 4 成分の総和と実測値の差

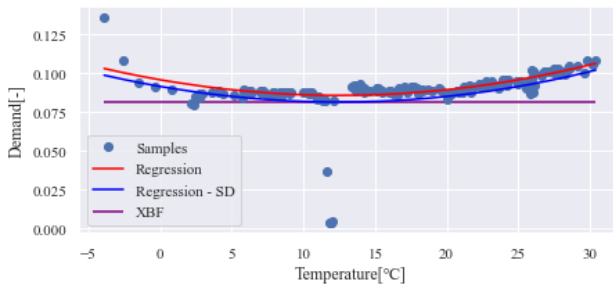


図 1 ベース成分の推計

2.1.1 ベース成分と活動起因成分の分離

成分分解ではまず、施設における人間活動に依存せず発生する電力需要であるベース成分を推計し、ベース成分をベース固定成分 X_{BF} 、ベース季節変動成分 X_{BS} に分離する。ここで、0 時から 7 時に観測された外気温の最小値から最大値までを 30 等分し、これを外気温帯とする。各外気温帯において電力需要が小さいものから頻度 1% 分を Y_i [-] とする。本研究では Y_i が常時稼働機器のみにより構成されていると考える。常時稼働機器の電力消費における季節変動性を考慮するため、 Y_i について外気温 T_i [°C] の二次回帰式 $Y_i = \beta_0 + \beta_1 T_i + \beta_2 T_i^2 + \varepsilon_i$ を作成する。 ε_i [-] はランダム項である。図 1 のプロットは対象施設の Y_i を表し、図中の赤線は回帰式を示す。次に、回帰式の標準偏差 SD (残渣 ε_i の標準偏差) を算出し、 $Y' = \beta_0 -$

$SD + \beta_1 T + \beta_2 T^2$ により施設のベース成分を模擬する (図中の青線)。 Y' の最小値を X_{BF} 、 Y' から X_{BF} を引いた電力需要を X_{BS} とする。また、時刻別の総電力需要から X_{BF} と X_{BS} を差し引いた結果を活動起因成分として定量化する。

2.1.2 活動起因成分の分離

活動起因成分は、施設における人間活動によって生じる電力需要であり、季節、曜日、時刻によって変化する。その影響を次に説明する方法で別々に考慮する。

季節については、ひと月を前後半の 2 つの期間に分割し、24 の期間を複数の季節に分割する。まず、各期間における平均電力需要を昇順にソートし、そのうち、電力需要が小さい 4 期間を最小需要期間とする。次に、最小需要期間において観測された電力需要の出現頻度分布と、各期間の出現頻度分布の統計的な差異を評価し、有意差が認められなかった期間を最小需要期間に統合する。分布間の差異の評価では、平均電力需要が小さい期間から順に χ^2 検定を実施し、有意差が認められた場合は検定処理を終了し、そこまでに求めた最小需要期間を最小需要期間として確定する。また、 χ^2 検定では、全期間の電力需要の出現頻度から全階級が等頻度を持つように電力需要について 15 の階級を定め、階級別の出現頻度の統計的有意差を評価する。最後に、最小需要期間を 1 つの季節とし、最小需要期間によって区切られたひとまとまりの期間をそれぞれ活動起因成分の季節依存特性が異なる期間 (季節と呼ぶ) として分離する。ただし、分離された季節が 1 つの期間のみで構成される場合、例外処理として当該期間を最小需要期間に組み込む。また、最小需要期間における時刻別の平均外気温を取得し、それを基準外気温とし、のちのプロセスで用いる。

上述の処理を分析対象施設に適用して得られた期間別の平均電力需要と、季節判定結果を期間に色を付けて図 2 に示す。横軸に示す 2016 年 1 月から 2016 年 12 月までの計 24 期間では、黄色で示す中間期に電力需要が小さくなり、最小需要期間として選択された。また、最小需要期間および分析の開始日、終了日によって区切られたオレンジ、青、緑の 3 つの期間がそれぞれ一つの季節として判定された。

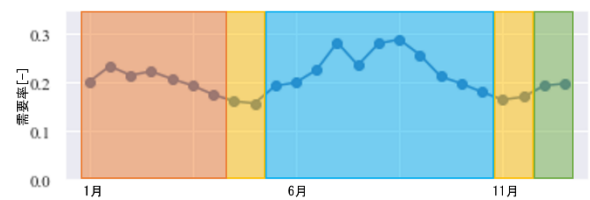


図 2 期間別平均電力需要と季節判定

次に、曜日と時刻の組み合わせを考慮し、活動起因成分を、季節変動性を持つ活動起因季節変動成分 X_{ASc} と持た

ない活動起因スケジュール稼働成分 X_{4Sc} に分離する。まず、判定した季節別、時刻別に、活動起因成分を対象として外気温の二次回帰式を作成する。この結果、各季節に 48 の回帰式が作成される。回帰式では各曜日のダミー変数と外気温及び外気温の二乗値、それらの交互作用項を説明変数とする。次に、上記のプロセスで定量化した基準外気温を用いる。基準外気温を得られた回帰式に代入すると、その時刻・曜日の組み合わせに対応する最小の電力需要を得ることができる。そのため、基準外気温を回帰式に代入し、回帰結果との差を暫定的に X_{4Sc} とする。活動起因成分から X_{4Sc} を差し引いた結果は季節変動を除かれた活動起因の需要と考えられることから、これを曜日別時刻別に平均し、 X_{4Sc} として定量化する。さらに、活動起因成分から X_{4Sc} を差し引いて、得られた結果を対象に、上述と同様に季節別時刻別回帰式を作成し、 X_{4Sc} として定量化する。最後に、ここまでで得られた 4 成分の総和と時刻別電力需要の実測値との差分を残渣成分 X_R として定量化する。

上記の処理では祝日について例外処理を行っている。祝日においては、多くの商業施設のように当該曜日と同様に稼働する施設と、多くの事務所ビルのように日曜日と同様に稼働する施設がある。上記のプロセスで曜日を用いるため、各祝日における電力需要が当該曜日と日曜日のいずれに近い挙動をとるか判定する。ここでは、各祝日前後 10 日ずつの日曜日の時刻別平均電力需要、前後 10 日ずつの同曜日の時刻別平均電力需要を算出し、当該祝日の電力需要との平均二乗誤差が小さい曜日（日曜あるいは当該曜日）を選択する。

2.2 過大電力需要検知

2.1 節に示した電力需要の成分分解により、業務施設の電力需要は表 1 に示した 5 成分に分解される。 X_R を除いた 4 成分は、季節、曜日、時刻、気温に応じて生じる標準的な電力需要を表し、 X_R は実測値と標準的な電力需要の差分を示す。そのため、 X_R が大きな数値を示した場合、通常とは異なる挙動が生じたと考えられることができる。過大電力需要検知では残渣成分 X_R に基づいて異常を検知する。

まず、残渣成分 X_R の自己回帰モデルを作成する。自己回帰の次数は過去 24 時間分の 48 とする。次に、 X_R と自己回帰モデルによる予測値の差分を自己回帰残渣とし、正であらかじめ定めた閾値より大きい自己回帰残渣が観測されたとき、異常が発生したと判定する。閾値は自己回帰残渣の頻度分布に基づいて決定し、閾値によって異常の出現頻度を調整することが可能である。0.2%（年間では約 35 回）を出現頻度として定めた閾値を用いた場合、対象施設では 2016 年 1 月 25 日に異常が検知された。図 3 に 1 月 25 日を含む 1 週間の X_R と自己回帰モデルによ

る予測値の挙動を示す。図からわかるように X_R は自己相関性を持つ挙動を示した。図中のプロットは異常が判定されたタイムステップを表しており、そのタイムステップでは大きな自己回帰残渣が観測されている。

X_R を使用した異常判定では、時間の経過とともに X_R が徐々に増加するような挙動をとった場合、自己回帰残渣は自己回帰の特性から大きく変化せず、異常が検知されない。そこで、 X_R の日平均値について閾値を設定し、閾値を超えた日を異常日と判定する。異常検知に用いる閾値は前述のとおり出現頻度を考慮して調整する。



図 3 残渣成分と自己回帰モデルによる予測

3. 結果

3.1 成分分解結果の評価

1 節に説明したように、対象オフィスビルでは用途別の電力需要が利用可能である。このデータを用いて、成分分解の精度を確認した。ここでは、総電力需要を成分分解した結果と、各用途について、それぞれ成分分解した結果の成分別合計値を比較する。両者の差異が小さければ総電力需要の成分分解結果により各用途の季節、時刻、曜日に関する時間的挙動、季節依存性を把握可能であることを意味する。

図 4 から図 7 に面グラフとして用途別の成分分解結果を積み上げグラフとして示す。折れ線グラフは総電力需要を成分分解した結果を示す。図 4 は X_{BF} を示す。総電力需要の X_{BF} は各用途の X_{BF} の合計よりも 0.01[-]程度大きい。 X_{BF} は季節依存性がなく、施設の稼働状況に依存しない電力需要であるが、各用途でスケジュール稼働している複数の需要が組み合わせられた場合、合計の最小値が X_{BF} に組み込まれる。過大推計はこの重ね合わせ効果に起因するものである。図 5 はベース成分の季節変動性を示す X_{BS} について、左から、暖房期、中間期、冷房期の順に一日の挙動を示す。内訳をみると、電灯・コンセントの用途が大きく、通信系空調、給湯などの季節変動性を持つ用途が含まれている。図 6 は、季節変動性を持たない活動起因スケジュール稼働成分 X_{4Sc} について月曜日から日曜日までの一週間の挙動を示す。内訳をみると、始業時から、電灯・コンセント、空調の用途の電力需要が大きな割合を占め、全体の挙動と一致している。図 7 は季節変動性を持つ活動起因季節変動成分 X_{4Sc} について左から暖房期、中間期、冷房期の順に、各期間の平日と土曜日の一日にお

ける挙動を示す。 X_{Asc} が大きくなるのは暖房期及び冷房期の平日であり、ともに熱源設備の電力需要が大半を占めている。暖房期には給湯の需要も大きい。

このように、施設の総電力需要の成分分解の結果と用途別の成分分解結果の積算値はおおむね一致しており、各成分は用途別の電力需要特性をよく反映している。この結果より、施設の総電力需要の成分分解結果は、2節冒頭に述べた4つの区分別のエネルギー消費機器・設備により形成される電力需要の特性をある程度反映していると考えられる。この結果は、成分分解結果に基づいて、エネルギー管理として有効な手段を特定することが可能であることを示唆する。例えば、図4に示す X_{BF} では電灯・コンセントが占める割合が高く、常時稼働している機器の電力需要を削減することが電力需要削減に効果的であると考えられる。このように内訳が利用可能ではないとしても、 X_{BF} を形成している機器設備に関するエネルギー管理が有効であることを判定することができる。

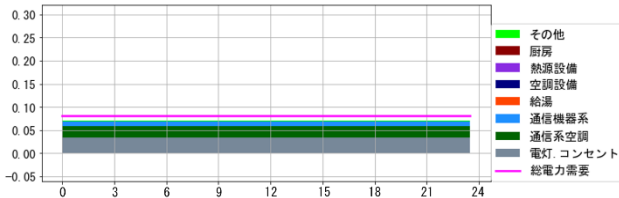


図4 ベース固定成分 X_{BF} の精度検証

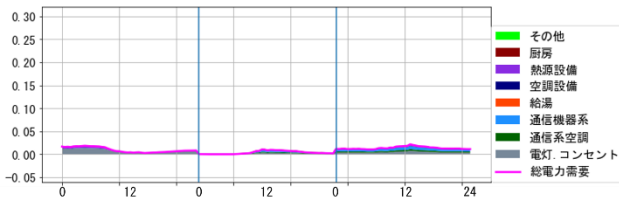


図5 ベース季節変動成分 X_{BS} の精度検証

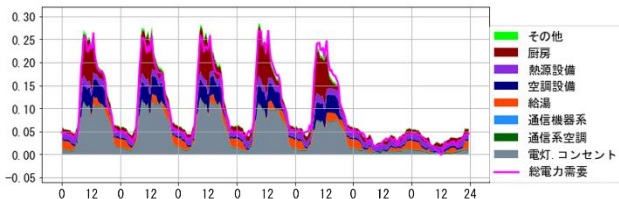


図6 活動起因スケジュール稼働成分 X_{Asc} の精度検証

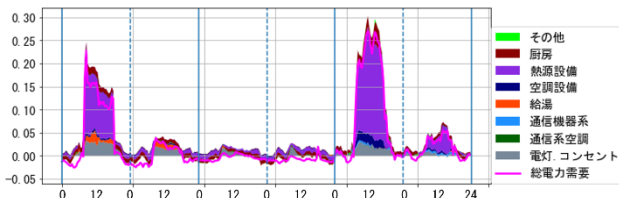


図7 活動起因季節変動成分 X_{Asc} の精度検証

3.2 異常検知の評価

図8に、分析対象とした全電化オフィス施設について、異常判定された2016年8月5日の成分分解結果を示す。 X_R の挙動を見ると、正午付近の総電力需要がピークを迎える時刻に大きく、これが異常として判定された。図9に同日における最終用途別の電力需要用途別内訳を示す。

用途別の内訳から、異常発生時刻における電力需要の増加は空調熱源設備に起因するものであることがわかっているが、成分分解から得られた X_R を分析することで、過剰な電力需要が発生した可能性のある挙動を特定可能であることが確認できた。

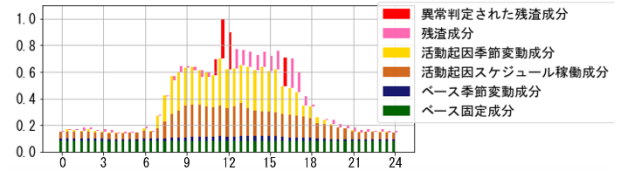


図8 異常判定された日の成分別積み上げグラフ

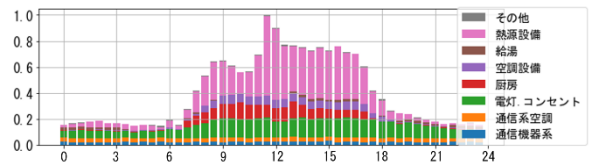


図9 最終用途別の積み上げグラフ

4. まとめ

本論文では、業務施設の時刻別電力需要を、その発生要因や稼働時の特性に基づいた5つの成分に分解するとともに、過剰な電力需要が発生したと考えられる日時を特定するツールを開発した。本ツールでは、入手が容易なデータのみを入力データとして利用し、様々な業務施設に共通する特性を考慮しているため、多様な業務施設に対して汎用的に適用可能である。本ツールを全電化オフィスに適用した結果、長期的な視点からエネルギー管理に有用な知見が得られること、空調熱源に起因する短期的な電力需要の増加を検知することが可能であることを確認した。このように、成分分解結果に基づく電力需要特性の明確化、過大電力の検知により、様々な需要家のエネルギー管理の余地を特定できると考えられる。さらなる研究として、過大な電力需要の発生を特定した日時に、どのような原因で過大電力需要が発生したかを特定することができれば、本研究で作成したツールと組み合わせると自動的に省エネルギー提案を行うツールとすることができると考えられる。

参考文献

- 1) 木村宰, 小松秀徳: スマメデータ・EMS データの分析手法と省エネサービスへの活用: スマメデータ・EMS データ分析に基づく省エネサービスの海外動向: エネルギー・資源学会研究発表会講演論文集, 第37回 (2018), pp.88-93
- 2) 大島弘暉, 下田吉之, 山口弘雅, 岸本卓也, 山口麻有, 中村和弘: [時刻別総電力量を用いた建物エネルギー使用実態評価手法開発](#), 空気調和・衛生工学会論文集, 264号(2019-3), pp.13-21
- 3) 気象庁: 過去の気象データ検索: <https://www.data.jma.go.jp/obd/stats/etrn/select/prefecture00> (2021年2月18日)