

How do meteorologically induced variations in power supply from photovoltaic systems affect the variability of residual demand in Japan?

Takeshi WATANABE^{*1‡}Kazutaka OKA^{*1}Yasuaki HIJIOKA^{*1}

日本における太陽光発電量の自然変動が残余需要の変動性にどのように影響するか

渡邊 武志^{*1‡}岡 和孝^{*1}舩岡 靖明^{*1}

Abstract

The residual demand, which is defined as electricity demand minus power supply from variational generators, is getting important to be considered as installations of variational generators to power grid systems are increasing. Because variational power generations and electricity demand fluctuate due to variations in weather, the residual demand is supposed to be influenced by weather variations. However, understanding of the variability of the residual demand is not deepened adequately. Therefore, we investigated variability of the residual demand to deepen understanding of the mechanism for how meteorological variability of photovoltaic (PV) power generating systems affects the variability of the residual demand. Because there is not enough long observation data to analyze the variability of residual demand and power supply from PV systems, numerical simulations were performed using numerical models of electricity demands and PV systems. Local and seasonal characteristics of variations in the residual demand are generated by variations in the electricity demand and power supply from PV systems and the correlation between the electricity demand and power supply from PV systems. It was an interesting finding that installation of PV systems causes reduction of variability of the residual demand depending on some situations of areas and seasons.

Keywords: Residual demand, Variability, Photovoltaic power generator, Electricity demand, Numerical model

キーワード: 残余需要, 変動性, 太陽光発電, 電力需要, 数値モデル

1. はじめに

太陽光発電は、太陽光エネルギーを電力エネルギーへ変換する発電システムであり、気象・気候の変動に影響を受けて資源量が絶えず変動をする特徴を持つ。このため、太陽光発電は自然変動電源に分類される。自然変動電源が大量に導入されることで、電力システムの改革が必要となっている¹⁾。電力需要もまた気象・気候と関係することが知られており、気象物理量の中でも気温との関係が特に強いことが知られている²⁾。この関係性には、時間と地域によ

って異なる特徴、季節性と地域性がある。しかしながら、気象以外の要因、例えば、人の行動に関係するもの、電化率、総エネルギー消費量、省エネ対策などからも影響も受けていることが知られている³⁾。

電力需要 D から自然変動電源からの供給量 V を引いた量は残余電力需要 RD と呼ばれる⁴⁾、

$$RD = D - V. \quad (1)$$

再生可能エネルギーの導入量が増加するにつれ、電力需要量ではなく残余電力需要量を用いて電力需給バランスについて議論がされる場面が増えている¹⁾。また、Ohba et al.⁵⁾ は、日本全体を対象とした残余電力需要の極端値が生じる

*1 Center for Climate Change Adaptation, National Institute for Environmental Studies

‡ Research Associate, Center for Climate Change Adaptation, National Institute for Environmental Studies 16-2 Onogawa, Tsukuba, Ibaraki, 305-8506, Japan

E-mail: watanabe.takeshi@nies.go.jp

Received: November 9, 2023, Accepted: February 21, 2024

*1 国立研究開発法人国立環境研究所 気候変動適応センター

‡ 国立研究開発法人国立環境研究所 気候変動適応センター 特別研究員(〒305-8506 茨城県つくば市小野川 16-2)

E-mail: watanabe.takeshi@nies.go.jp

(原稿受付: 2023年11月9日, 受理日: 2024年2月21日)

気象状態について、現在の気候と将来予測される気候における違いを報告している。太陽光発電システムの導入が進むと残余需要の1日時系列はダックカーブと呼ばれる特徴的な形状が生じる⁴⁾。ダックカーブ化の進行が顕著になると、残余需要の1日内の最小値が昼間に起こり、昼間から夜間にかけて残余電力需要の急激な増加が起こる。

本研究の目的は、日本における気象変動に起因する太陽光発電の変動性が、残余電力需要の変動性に及ぼす影響を明らかにすることである。日本における自然変動電源の中で太陽光発電が最も供給量の大きい電源となっている⁶⁾。発電電力量においては、2016年から2020年間で風力発電は太陽光発電の2割は超えない程度である。導入量の状況を考えると、太陽光発電のみを対象とすることも自然変動電源の主要な変動性を評価できると考えられる。本研究の目標は、変動性を表す統計量を用いた解析を行い、残余需要の気象変動に起因する変動性の特徴を定量的に示すことである。なお、本研究はエネルギー気象・気候学の観点から解析を行い、電力システムの運用や設備の変更によって生じる変動性は研究対象としない。

太陽エネルギーの変動性には地域性、季節性があることが知られている⁷⁾。このため太陽光発電の供給量の変動性にも地域性と季節性が含まれることになる⁸⁾。また、電力需要、残余電力需要についても同様に気象変動に起因する変動性の地域性、季節性があると考えられるが、現状では知見は十分には得られていない。これには、次の2つの事項が課題となっていると考えられる。

(1) 通常、再生可能エネルギー変動性の解析には10年以上の長さのデータが必要とされる。しかし、再生可能エネルギーは近年急速に導入をされたため、現状では10年以上の長期間の導入に係るデータを得ることができない。また、日本においては公開されている電力需給実績データのうち、1時間値が得られるのは2016年4月以降である。

(2) 観測データにはすべての要因の影響が含まれており、気象変動に起因する影響を知るためには、気象以外の要因による影響を除外する必要がある。

これら2つの問題解決のため、本研究では次のような解析手順を選定した。最初に、太陽光発電量および電力需要量を予測する数値予測モデルを構築する。数値予測モデルへの入力データに気象データを用いることで、気象現象によって生じる太陽光発電量と電力需要量の変動性を表現することが可能となる。次に30年間の気象観測データを用いた数値シミュレーションを行うことで、変動性の解析に必要な期間のデータを作成する。最後に、数値シミュレーションから得られたデータから変動性を表す統計量を計算し、これらの統計量から残余需要の変動性の特徴を調査する。太陽光発電の大量導入時の残余電力需要の特徴であるダックカーブ化についても考察する。

本稿の構成は以下の通りである。第2章では解析に使用したデータを説明する。第3章では数値モデルの構築と変動性の解析について説明する。第4章では、数値モデルの

評価を行う。第5章では結果を示し、結果の考察を行う。第6章で本研究の結論を述べる。

2. データ

データは、電力需給実績データセットと気象観測データセットから用いた。使用した各データセット中の変数を表1にまとめて示した。いずれのデータも1時間値である。

Table 1 The unit and period of data on each variable and usage of the variable in the modeling for electricity demand (D) and photovoltaic electricity power generations (P).

Variables	Unit	Period	Usage in modeling	
			D	P
Energy load	MWh	2017/1– 2019/12	✓	-
PV power supply	MWh	2016/4– 2020/12	-	✓
Air temperature	°C	1991/1– 2020/12	✓	✓
Global solar irradiance	MJ/m ²	1991/1– 2020/12	✓	✓
Relative humidity	%	1991/1– 2020/12	✓	-
Wind speed	m/s	1991/1– 2020/12	✓	-
Snow fall	cm	1991/1– 2020/12	-	✓
Snow cover	cm	1991/1– 2020/12	-	✓

2.1 太陽光発電量、電力需要量

太陽光発電量及び電力需要量は、日本における10社の一般送配電事業者の1時間値の電力需給実績データセットを用いた。データセットは各事業者の運営するウェブサイトから入手した。これら10の供給地域の解析を行ったものの、本稿では九州電力送配電株式会社(九州)⁹⁾、東京電力パワーグリッド株式会社(東京)¹⁰⁾、および、北海道電力ネットワーク株式会社(北海道)¹¹⁾の3つの一般送配電事業者の供給地域での解析結果を示す。図1は各一般送配電事業者の供給地域を示す。自家消費された太陽光発電量は、太陽光発電量に含まれないために電力需要量の減少として扱われる。また、太陽光発電の出力抑制量は、供給量に足し合わせ、発電量とした。データセット中で電力需要は送電端電力で定義されている。

2.2 気象観測データ

気象庁の観測所のうち、気温、全天日射量、相対湿度、風速を観測する38地点を観測所のデータを利用する¹²⁾(図1)。1991

年から 2020 年までの 30 年間の期間で上記の 4 変数の 1 時間値のデータが得られる地点を選定した。利用した観測所数は、九州で 7 地点、東京と北海道では 6 地点である。ある区域のある時刻において一か所以上の観測所のデータに欠損値があった場合は、同一区域内の同時刻の他の観測所のデータも欠損値とする。データ欠損の補完操作は行わない。

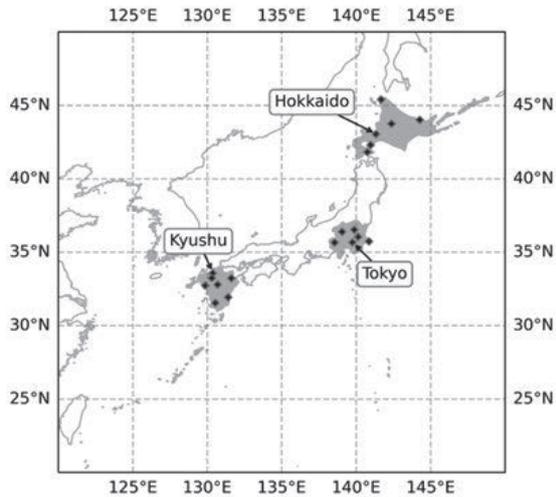


Figure 1. Control area of each general transmission and distribution operator (TDO) and weather observation stations in the TDO control area. The area filled with gray is the control area. The rhombus shows the weather observation station.

3. 手法

3.1 数値予測モデル

一般送配電事業者の供給地域ごとに電力需要及び太陽光発電量に関する数値予測モデル(地域モデル)を構築する。両モデルともに説明変数は 1 時間値の気象変数のみである(表 1)。訓練用データは、電力需要モデルは 2017 年 1 月から 2019 年 12 月まで、太陽光発電モデルは 2016 年 4 月から 2020 年 12 月までである。残余電力需要モデルは、構築された電力需要モデルと太陽光発電モデルを用いて式 1 をもとに構築する。

3.1.1 電力需要モデル

構築する電力需要モデルでは、平日の電力需要のみを対象とする。このため、観測データから休日のデータは除外する。休日は土曜日、日曜日、および祝祭日に加えて、長期休暇期間である年末年始休暇期間 12 月 30 日から 1 月 3 日、ゴールデンウィーク期間 4 月 29 日から 5 月 5 日、および、夏季休暇期間 8 月 11 日から 16 日とした。

電力需要モデルは、時系列モデルと回帰モデルの 2 つからなる。まず、乗法時系列分解モデルを用い、時系列データ TS を、季節成分 S 、トレンド成分 T 、残差成分 R に分解する¹³⁾。

$$TS = T \times S \times R \quad (2)$$

電力需要量の値の大きさによって変動の強度が変化すると考え、積和モデルを選択した。ここでは結果を省略するが、加法分解モデルを用いた場合に比べてよい評価結果を得られることを確認している。

季節成分は経年変化をしない規則的な変動とし、1 年を 1 周期と考える。季節成分は次のように推定する。1 時間時系列データの各データ点を、年 y 、月 m 、日 d 、時刻 h によって $x_{y,m,d,h}$ のように表す。また、季節成分は月 m 、日 d 、時刻 h によって指定される $S_{m,d,h}$ 。 $S_{m,d,h}$ の推定値は、 y_s 年から y_e 年までの同一日付の同一時刻のデータの平均値とする、

$$S_{m,d,h} = \frac{1}{y_e - y_s + 1} \sum_{y=y_s}^{y_e} x_{y,m,d,h} \quad (3)$$

データ期間が 3 周期分と短く、また、欠損値が含まれるために得られた季節成分には雑音が明瞭に残るため、時刻ごとに移動平均を用いたフィルター操作を行う。移動平均を施す際の平滑化窓幅は 15 データ点とし、平滑化窓内のデータに対する重みは一様とした。

トレンド成分はゆっくりとした変動成分であり、気象・気候変動以外の要因によって生じるものとする。トレンド成分の推定には locally estimated scattered smoothing (LOESS) を用いる。LOESS はノンパラメトリック局所回帰手法である。LOESS においては、データの局所区間において比較的低次の多項式をフィッティングさせることで平滑化された曲線が得られる。本研究では、2 次多項式を用い、局所区間の幅は全データ長に対して 0.75 とした。

残差成分は、元の時系列データから季節成分およびトレンド成分を除いた成分である。

$$R = TS / (T \times S) \quad (4)$$

この残差成分を、気象変動によって説明できると仮定し、気象変数を説明変数とする回帰モデルによって推定する。回帰モデルには、多変量モデルをもとにしたコンピュータ回帰を用いた¹⁴⁾。気象変数間には関係性があり、変数間の依存関係を表現する必要がある。このため、多変量間の依存関係を表現できる多変量モデリングは適した手法である。多変量モデルの推定には Vine Copula を用いた¹⁵⁾。訓練データを用いて推定した多変量確率分布関数 p をもとに、説明変数 M が与えられた場合の予測対象変数 y の期待値 $E(y|M)$ を推定値 Y とする。

$$Y(M) = E(y|M) = \int_{-\infty}^{\infty} y p_{y|M}(y|M) dy \quad (5)$$

本研究では M は気象変数、 y は電力需要の残差成分である。残差成分モデルは月ごとの時間帯ごとに構築する。電力需要と気象の関係は季節ごと、時間帯ごとに異なることを考慮した。時間帯は以下に示すように 1 日を 3 つに区分したものとする。

昼間：8 時から 15 時

夜間 1：0 時から 7 時

夜間 2：16 時から 23 時

説明変数に用いた気象変数は、気温、相対湿度、全天日射量、風速の 4 変数であり、地域内の観測所の平均値を用いる。夜間においては、全天日射量は得られないために、残りの 3 変数を用いる。各気象変数は加法モデルで要素分解する、

$$TS = T + S + R \quad (6)$$

トレンド成分 T を一定とし、規則的な変動(季節成分) S を除いた

変動成分はすべて残差成分 R に含まれる。この残差成分をコピュラ回帰モデルの説明変数、すなわち式5の M 、として用いる。トレンドを一定とした狙いは、ゆっくりとした変動である気候規模の変動を M に含めるためである。

電力需要モデルの推定の詳しい手順の説明は付録1で述べる。

3.1.2 太陽光発電モデル

太陽光発電量モデルは、Watanabe et al.⁸⁾ で開発されたモデルを用いた。このモデルは、太陽光発電システムの物理的挙動を表した物理モデルと、観測値を用いたモデル中のパラメーター推定を組み合わせたハイブリッドモデルである。領域 a 内の各気象観測地点に複数の仮想発電所 ($k=1, \dots, S$) があると想定し、仮想発電所の発電量を重み付け和によって領域内の発電量とする。地域 a における最大1時間発電量によって規格化された地域合計太陽光発電量 P_a' は式7のように表される。

$$P_a' = \sum_{k=1}^S w_k f_a(X_k | A_a), \quad (7)$$

$f_a(X_k | A_a)$ は仮想発電所の発電量モデルで、領域内の気象観測所 k での気象データ X_k を変数とし、パラメーター A_a を持つ。 w_k は仮想発電所 k に対する重み付け係数である。太陽光発電量モデルには、日射量、気温、積雪の効果がパラメーター化され、導入されている。パラメーターはモデルを観測データにフィッティングすることで推定する。

3.1.3 数値予測モデルの評価

数値予測モデルの妥当性評価のためには交差検証法を用いる。残余電力需要モデルは別々に開発された太陽光発電及び電力需要モデルをもとにしており、それぞれのモデルの評価のために行われた交差検証法の結果から計算した残余電力需要を評価する。交差検証法での分割数は、電力需要モデルは10、太陽光発電モデルは5である。この操作により、評価データへの訓練データの情報の混入は起こらない。

本稿では、電力需要モデルと残余電力需要モデルの評価結果を示す。それぞれのモデルの出力値である1時間値の再現値は、平均バイアス誤差(MBE)と二乗平均誤差(RMSE)を用いて評価する。RMSEは、観測値の標準偏差で規格化した値も用い地域モデル間の比較を行う。また、以下で行う変動性の解析を考慮して、各月の各時刻での標準偏差を対象とした評価を行う。評価尺度には、再現値と観測値の分散の比(修正カイ2乗値)の平均とピアソンの相関係数を用いる。修正カイ2乗値 C^2 は再現値の標準偏差 σ_p と観測値の標準偏差 σ_o によって以下のように定義される

$$C^2 = \sigma_p^2 / \sigma_o^2 \quad (8)$$

各月の各時刻での平均は1時間値の評価結果と同様の評価結果であるため本稿では詳細は省略する。また、太陽光発電モデルについては Watanabe et al.⁸⁾ で評価されているため本稿では省略する。

最終モデルは、全訓練データを用いて構築する。最終モデルの性能評価は行わずに、交差検証を用いた評価で代替

する。これは、利用できるデータ量が限られているために、データはモデルの訓練に用いる方が良いと判断したためである。

3.2 数値シミュレーションによるデータの生成

過去30年の気象観測データを入力データに用いて太陽光発電及び電力需要の数値シミュレーションを行った。数値シミュレーションの狙いは、現状の電力需要量及び太陽光発電量が過去30年間に起こった気象状態においてどのように変動をするかを表現することである。数値予測モデルのパラメーターのうち、太陽光発電モデルにおける太陽光発電の最大1時間発電量は訓練期間中の平均を、電力需要モデルのトレンド成分は定数とし、電力需要の訓練期間中のトレンド成分の平均(電力需要の期間平均と概ね同水準)を用いる(表2)。それ以外のパラメーターは訓練期間のデータを用いて推定したものをを用いる。この設定により、数値シミュレーション期間中に予測される太陽光発電量及び電力需要量は、気象・気候の変動のみに影響を受けて変動をする。ただし、数値シミュレーションは、過去に実際に起こった太陽光発電と電力需要を再現するためではないことに留意する必要がある。

Table 2 Parameters of the photovoltaic (PV) power supply model and electricity demand of each general transmission and distribution operator (TDO) used for the numerical simulations.

TDO	Trend component of the electricity demand (MWh)	Maximum of the hourly power generation from PV systems (MWh)	Ratio [*] (%)
Kyushu	9849	6958	71
Tokyo	32741	9941	30
Hokkaido	3514	1151	33

* Ratio is defined as the ratio of the maximum of the hourly power generation from PV systems to the trend component of electricity demand

3.3 変動性の評価

電力需要と残余電力需要の変動性は、各月の各時刻における30年間におけるデータの分布の幅から評価する。変動性の定量的評価尺度として、1%分位点(q1)から99%分位点(q99)の範囲(q1-q99範囲)を用いる。q1-q99範囲は、データの分布が正規分布に従う場合、概ね3標準偏差の変動幅と一致する。

残余電力需要の変動幅の上限値 BUR 及び下限値 BLR を太陽光発電、電力需要、および、残余電力需要の平均、 $E(P)$ 、 $E(D)$ 、 $E(RD)$ と、 $E(RD)$ からのq99までの距離 DUR 、及び、q1までの距離 DLR を用いて表すと

$$BUr = E(RD) + DUr = (E(D) - E(P)) + DUr, \quad (9)$$

および,

$$BLr = E(RD) - DLr = (E(D) - E(P)) - DLr. \quad (10)$$

同様に, 電力需要の変動幅についても $E(D)$ と $E(P)$ からの $q99$ までの距離 DUd 及び $q1$ までの距離 DLd を用いて表すと,

$$BUd = E(D) + DUd, \quad (11)$$

および,

$$BLd = E(D) - DLd. \quad (12)$$

電力需要に対する残余電力需要の変動幅の上限値および, 下限値の差 dBu , dBl は,

$$\begin{aligned} dBu &= BUr - BUd = -E(P) + (DUr - DUd) \\ &= -E(P) + dDU \end{aligned} \quad (13)$$

および,

$$\begin{aligned} dBl &= BLr - BLd = -E(P) - (DLr - DLd) \\ &= -E(P) - dDL \end{aligned} \quad (14)$$

となる. ここで $dDU = DUr - DUd$, および, $dDL = DLr - DLd$ である.

式 13 および式 14 は, 残余電力需要の変動幅の上限値と下限値は, 太陽光発電の導入による 2 つの効果, 平均の低減効果 $-E(P)$ と, 電力需要に対する残余電力需要の変動性の変化, dDU および dDL , によって決まることを示している. 平均の低減効果は変動幅の上限値及び下限値を低減させる. 変動性の増大は, 上限値を増加させ, 下限値を低減させる. 変動性の減少は逆の効果である. 図 2 は式 9-14 の変数間の関係を模式図によって示している.

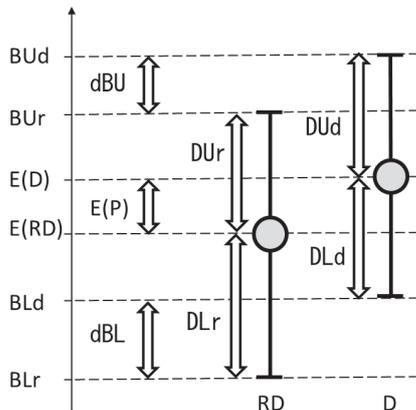


Figure 2 The schematic diagram to illustrate the relationship among variables in Eqs.9-14 The left and right gray circles represent the mean of the residual demand (RD) and electricity demand (D), respectively. The error bar extended upward and downward of the circle represents the range between the 1st and the 99th quantile ($q1$ - $q99$).

残余電力需要の変動性への太陽光発電量の影響は, 残余電力需要の分散 $Var(RD)$ を要素分解することで理解できる. $Var(RD) = Var(D - P)$
 $= Var(D) + Var(P) - 2Cov(D, P)$

$$= Var(D) + Var(P) - 2\sqrt{Var(D)}\sqrt{Var(P)}Cov(D, P) \quad (15)$$

ここで, 電力需要の分散 $Var(D)$ と太陽光発電量の分散 $Var(P)$, 2変数の共分散 $Cov(D, P)$, または, ピアソンの相関係数 $Cor(D, P)$ である.

式 15 によると, 残余電力需要の変動性に影響する太陽光発電に関係する要素が 2 つ考えられる. 1 つは, 太陽光発電の変動性 $Var(P)$ による影響である. 変動性の大きさは, 日射量の変動性のほかに, 太陽光発電の導入量の影響も受ける. 太陽光発電量の分散は, 常に残余電力需要の分散を増強させるように働く. もう 1 つは, 電力需要との相関 $Cor(D, P)$ である. 2 つの変数の相関関係が正の場合には残余電力需要の変動性を抑制する作用を持つ. 式 9 および 10 における残余電力需要の変動性を表す DUr および DLr は, 上述の太陽光発電の導入による 2 つの効果の影響を受ける. その結果, 残余電力需要の上限値, 下限値が決定される. 地域によって太陽光発電の導入による効果が異なれば, 残余電力需要の変動性に地域性が生じるはずである.

本研究では, ダックカーブ化は残余電力需要の $q1$ の 1 日最小値が昼間 (8 時から 15 時) に生じる場合と定義する. 電力需要には自家消費分の太陽光発電出力が負の需要として含まれるため, 昼間の電力需要の変動特性は太陽光発電の導入容量に依存する部分がある. しかしながら, 後に示す結果によると北海道の冬季以外では 1 日最小値は夜間に生じるために, 自家消費によるダックカーブ化の判定への影響は小さいと考えられる.

以下で結果を示す 3 つの地域は, 後に述べるように, 異なった残余電力需要の変動性の特徴を持つために選定した. また, 表 3 に示したように, 九州は平均電力需要量に対する太陽光発電量の割合が最も高い地域である. 東京と北海道は, 同程度で, 30% と 33% である. 太陽光発電出力の変動性については Watanabe et al.⁸⁾ において述べられているので本稿では詳細を省略する.

4. 数値予測モデルの評価

電力需要モデル, および, 残余電力需要モデルの評価結果は, 図 3 で散布図を用いて示し, また, 表 3 及び表 4 に評価尺度により定量評価した結果を示した. 数値予測モデルの予測対象である電力需要, 及び, 残余電力需要の 1 時間値の評価結果については, 両モデルともに MBE は各地域のモデルで十分小さく, 良い正確度を示している (表 3). RMSE は観測に対する標準偏差に対して 15% 程度であり, 地域モデル間で違いはほぼない. 残余電力需要モデルの各月の各時刻での標準偏差の評価の各地域の共通する特徴は, 強い正の相関であるが, 過小評価であるということである (表 4). このことから, 残余電力需要モデルは, 残余電力需要の変動性の季節変化や日内周期の特徴は再現できていると言える. 標準偏差の誤差は, 数値モデルの訓練に起因する誤差と説明変数の不完全性に起因する誤差によるものであると考えられる. 説明変数の不完全性はモデルの説

明変数は気象変数のみから構成されているために、それ以外の電力需要に関係する変数が含まれていないことが原因である。本研究では気象変動に起因する変動のみ定量評価しているため他の要因による変動は直接評価できていないが、修正カイ二乗係数を考慮すると気象変動に起因する変動は、分散によって測った場合、全体の変動の7割程度であり、残りの3割程度が気象変動以外の要因による変動であると推定できる。図3の散布図から標準偏差の過小評価は多くのデータ点で生じており、概ね一定割合であることが分かる。これらの評価の結果から、構築したモデルは次に行う数値シミュレーションにおいて電力需要及び残余電力需要の気象要因に起因する変動性を表すことができると判断した。

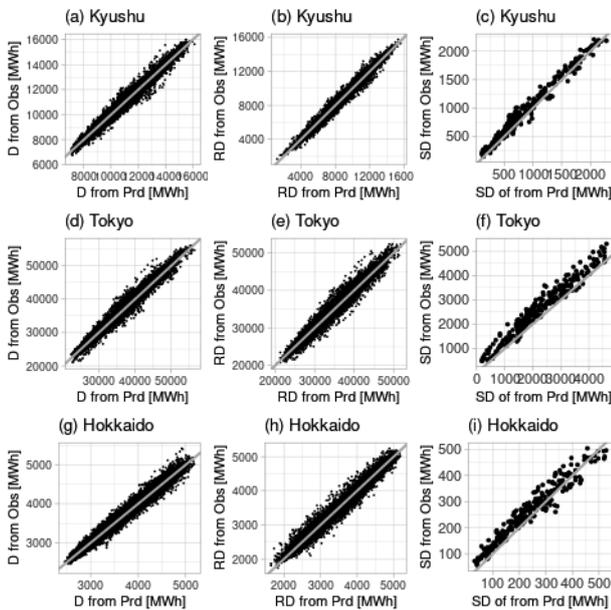


Figure 3. Scatter plot diagrams used to verify models based on electricity demand (D) and residual demand (RD) of three general transmission and distribution operators (TDOs). Each panel compares the predicted (Prd) and observed variable (Obs) for each TDO model. Panels in the leftmost column ((a), (d), and (g)) indicate the hourly D. Panels in the middle column ((b), (e), and (h)) represent the hourly RD. Panels in the rightmost column ((c), (f), and (i)) represent the monthly standard deviation (SD) at each hour. Panels in the upper ((a), (b), and (c)), middle ((d), (e), and (f)), and lower ((g), (h), and (i)) rows indicate the data for Kyushu, Tokyo, and Hokkaido, respectively.

5. 結果と考察

本章での変動性の評価のための解析には、3.2節で説明した数値シミュレーションにより得られた30年間のデータを用いた。図4から図6のそれぞれの列のパネルは、各月ごとの結果を示しており、各行は変動性に関する異なる

統計量を示している。

5.1 変動性を表す統計量による残余電力需要の変動性評価

最初に説明する結果は、図4から図6の上段に示す残余電力需要と電力需要のq1-q99範囲である。夜間においては、太陽光発電量は0であるので、上段の残余電力需要と電力需要は常に同じ値である。九州及び東京ではすべての月で電力需要のq1の最小値は夜間に生じている。北海道においてはq1の最小値は、1月から3月では昼間に生じ、それ以外の月では夜間に生じる。変動幅の上限と下限に関する説明は次の通りである。変動幅の下限は、3つの地域で残余電力需要の電力需要に対する減少は明瞭である。九州や北海道ではすべての月で昼間に1日の残余電力需要の最小値が生じ、その後の夕方時刻に向かって急激に残余電力需要が増加することが分かる。しかし、東京では、2月から6月までの間では同様の特徴が見られるが、その他の月では1日内の最小値は夜間に生じている。

変動幅の上限に関しては、残余電力需要と電力需要の違いは地域と季節によって特長は異なる。例えば東京の1月から3月及び11月と12月においては、残余電力需要の上限は電力需要とほぼ同水準であるが、6月から8月では残余電力需要の上限は電力需要のものより明らかに低位である。九州においても夏季の残余電力需要の上限は、電力需要より大幅に低減する。冬季においても、夏季ほどではないが、残余電力需要の上限は電力需要のものより低位にある。他方、北海道においては、大部分の時刻で残余電力需要の変動幅の上限の低減は、7月と8月以外は顕著には見えない。

図4から図6の中段のそれぞれのグラフは、電力需要と残余電力需要の平均の差と、残余電力需要と電力需要の変動幅の上限値、および、下限値の差を表している。これらの変数は、式13および式14の各項に該当しており、電力需要と残余電力需要の平均の差は太陽光発電量の平均E(P)に等しく、式13および式14の右辺第1項に対応する。残余電力需要と電力需要の上限値と下限値の差（上限値差及び下限値差）は、式13および14の最終行の右辺第2項、 dDU 及び dDL 、に対応する。太陽光発電量には季節的な変化があり、3地域ともに春季（4月及び5月）に発電量が大きくなる。残余電力需要と電力需要の上限値差および下限値差にも地域ごとに異なった季節性がある。九州及び北海道では、常に正であるが、東京での6月から9月の期間は負でありその他の月では正である。

図4から図6の下段には太陽光発電量と電力需要量の間の相関係数を示している。太陽光発電量と電力需要量の相関係数は昼間のみ計算可能である。各月の各時刻のサンプル数は、データ欠損がなければ、30であるので、有意水準5%で相関係数が有意である水準は絶対値が0.36以上の場合である。本節では、相関係数の絶対値が0.36より小さければ無相関と表現する。九州と東京に共通する太陽光発

電量と電力需要量の相関係数の特徴は、夏季では正の相関、春季及び秋季は負の相関、冬季で無相関となるような季節変化があることである。北海道では、他の2つの地域とは異なり、春季および秋季に負の相関になり、それ以外の月では、無相関になる傾向にある。

5.2 残余電力需要の変動に地域性、季節性が生じるメカニズム

前節で明らかになった残余電力需要の変動性に関する統計量の結果をもとに、残余電力需要の変動性の季節的、地域的な特徴が生じるメカニズムを説明する。ただし、ダックカーブ化が生じるかどうかは、数値実験で設定した太陽光発電の導入量に依存する部分があることに留意する必要がある。

式15によると、太陽光発電量と電力需要量の相関関係は残余電力需要の変動性に影響している。九州と東京の7月、8月には太陽光発電量と電力需要が正の相関関係にあり、太陽光発電の導入が残余電力需要の変動性の抑制に働いているはずである。実際、東京では残余電力需要の変動幅は電力需要の変動幅より小さくなっており、九州においては変動幅の変化は他の月より小さい傾向にあることが分かる。これらの地域の夏季においては、太陽光発電の導入により残余電力需要の変動性の抑制効果が働いていることを示している。北海道は、太陽光発電と電力需要が正の相関になる場合は少なく、太陽光発電の導入による残余電力需要の変動性の抑制効果が発揮される機会は少ないと言える。

昼間に1日の残余電力需要の最小値が生じる特徴は、残余電力需要時系列にダックカーブ化が生じていることを示唆している。九州と北海道ではすべての月でダックカーブ化の特徴が見られる。すべての月で太陽光発電の導入による平均値の低減と変動幅の下限幅の増大が生じているため、昼間の残余電力需要の下限値は低減されている。九州の7月と8月は太陽光発電の導入により変動性の増加は抑制されているが、太陽光発電量が大きいため、ダックカーブ化が生じている。東京においては、2月から6月までの期間のみでダックカーブ化が見られるが、表2で示したように太陽光の導入水準が同程度の北海道に比べてダックカーブ化は顕著ではない。これは、東京の方が北海道より残余電力需要の変動性の抑制効果がより強く働くためである。残余電力需要の変動性の抑制効果の季節特性のために、抑制効果が働かない春季のみダックカーブ化が生じており、夏季においては、太陽光発電の導入により下限幅は減少して、ダックカーブ化が抑制されている。

5.3 本研究の制限事項、今後の研究への貢献

本研究の結果の主な制限事項は以下の2つがあげられる。(1) 気象による影響を明らかにするために気象変動に起因する変動性のみ注目した。しかし、実際に生じる変動を考える際には他の要因、例えば、曜日による電力需要の

違いも考慮すべきである。また、電力需要モデルの説明変数の不完全性を解消するためには、より精緻化した数値モデルの構築が必要である。説明変数の不完全性の解消は数値モデルの不確実性の減少に貢献できると期待できる。(2) 本研究での変動性の解析では、各月の各時刻での統計量を対象とした。このため、例えば、解析期間中の1日時系列データのうちのどの程度でダックカーブ化が生じたかを調べるためには、時系列データとして扱った解析を行う必要がある。

本研究で得られた成果は、現在の電力システムの日々の運用に資するものである。しかし、本研究の成果が貢献できる今後の研究テーマとして、将来の地球温暖化による気候の変化が変動電源及び電力需要へ与える影響の評価があげられる。将来には地球温暖化が生じ、気候システムに変化が生じる可能性がある。このため、気候システムの変化が変動電源及び電力需要の変動性の季節性、地域性に影響があるか、あるとすればどのような影響かという問いに取り組む必要がある。この問題に取り組む際には、気象以外の要因、例えば再生可能エネルギーの導入量、及び、電力システム及び電力需要構造の将来に予想される変化や技術の進歩についても考慮に入れることで、将来におけるより現実的な地球温暖化の影響評価と具体的な対策の考察が可能となると考えられる。本研究で用いた電力需要モデルの構築手法は、観測データから電力需要と気象変数間の関係性をモデル化する手法である。このため、将来予想されている人口減少などの社会構造の変化や電気自動車の導入などによる新たな電力需要が生じることなどによる需要構造の変化を適切に表現できない。将来の電力システムを考えた解析をする際には、このような将来の需要構造の変化を適切に表現できる数値モデルを導入する必要がある。また、本研究では太陽光発電のみを考慮した残余電力需要を解析対象とした。今後は風力発電を含む他の自然変動電源の導入が進んでくると予想され、すべての自然変動電源を考慮することが必要となる。個々の自然変動電源が残余電力需要の変動特性へ与える影響の理解を進めるとともに、すべての自然変動電源を同時に考慮にいたした場合の残余電力需要の変動特性への影響の評価を進めることが必要である。太陽光発電と同様に、自然変動の評価には10年以上の期間のデータが必要となる。本研究で行ったような数値シミュレーションを用いることは、自然変動電源及び残余電力需要の変動性の評価に有用であると考えられる。

6. 結論

本研究では、数値予測モデルを用いた数値シミュレーションにより生成したデータを用いることによって、残余電力需要の気象要因により生じる変動性の特徴を明らかにした。太陽光発電の導入の残余電力需要の変動性への影響の地域性と季節性を理解することで、残余電力需要の気象に起因する変動性を説明できることを示した。特に、太陽光

発電の導入が、地域と季節の条件によるが、残余電力需要の変動性を抑制する効果をもつことは興味深い特徴である。他方、太陽光発電の導入があっても、残余電力需要の変動幅の上限値は電力需要のものより大きく低減しない場合があることも重要な知見である。

謝 辞

本研究は、国立研究開発法人国立環境研究所「気候変動適応研究プログラム」において行われたものである。

付録1 電力需要モデルの推定手順

電力需要モデルの推定は2段階で行った。2段階で行う目的は、気象・気候変動に関するトレンド成分をその他の要因によるトレンド成分と分離するためである。各段階の電力需要モデルの推定は次の一連の手順により行った。

- (1) 時系列データ TS からトレンド成分 T を推定する。
- (2) TS から T を除去した時系列 $TS_T=TS/T$ から季節成分を推定する。
- (3) TS からトレンド及び季節成分を時系列から除去した時系列 $TS_{T,S}=TS/(T \times S)$ に回帰モデルをフィッティングすることで、残差成分 R に対するモデルを推定する。

1段階目では、トレンド成分 T が一定であると前提して電力需要モデルの推定を行う。この際、季節成分 S 以外のすべての変動成分は残差成分 R' に含まれる。 R' に対する回帰モデルは気象・気候変動に関するトレンド成分を含んだ説明変数と R' の関係を学習する。しかし、それ以外の要因と R' との関係については、気象・気候変動とは無関係であるので、学習できない。このため、1段階目で構築した電力需要モデルの誤差には気象・気候変動に関係しない要因によって生じる電力需要の変動の情報が含まれていると考えられる。この前提で、2段階目のモデル推定を行う。

2段階目では、トレンド成分 T の推定には1段階目で推定した残差成分 R' によって除した時系列 $TS^*_R=TS/R'$ を用いる。 TS^*_R には、気象・気候変動に関するトレンド成分が除去されているが、それ以外の要因によるトレンド成分は含まれている。 T を用いて上記の一連手順の2及び3を実行し、季節成分 S 、残差成分 R' に関する回帰モデルの推定を行う。このため、2段階目のトレンド及び季節成分を時系列から除去した時系列 $TS^*_{T,S}$ には気象・気候変動に関するトレンド成分以外のトレンド成分は除かれている。

ここでは結果は省略するが、第1段階では誤差に年々の違いが生じていたが、この推定手順により年々の誤差の違いを減少させることができることを確認している。

参考文献

1) 資源エネルギー庁、令和4年度エネルギーに関する年次報告(エネルギー白書2023)(accessed 2023年10月31日), <https://www.enecho.meti.go.jp/about/whitepaper/2023/html/>

- 2) Y. Hiruta, L. Gao, and S. Ashina, A novel method for acquiring rigorous temperature response functions for electricity demand at a regional scale, *Science of The Total Environment*, 819, 152893 (2022), doi: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.152893>.
- 3) Y. Shimoda et al., Energy demand science for a decarbonized society in the context of the residential sector, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 132, 110051 (2020), doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110051>.
- 4) H. Shaker, H. Zareipour and D. Wood, Impacts of large-scale wind and solar power integration on California's net electrical load, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 58, 761-774 (2016), <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.287>.
- 5) M. Ohba, Y. Kanno and S. Bando, Effects of meteorological and climatological factors on extremely high residual load and possible future changes, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 175, 113188 (2023), doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.113188>
- 6) 資源エネルギー庁、令和3年度(2021年度)におけるエネルギー需給実績(確報)(accessed 2023年10月31日), https://www.enecho.meti.go.jp/statistics/total_energy/pdf/honbun2021fykaku.pdf
- 7) T. Watanabe, T. Takamatsu and T. Y. Nakajima, Evaluation of Variation in Surface Solar Irradiance and Clustering of Observation Stations in Japan, *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, vol. 55(10), 2165-2180 (2016), doi: <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-15-0227.1>
- 8) T. Watanabe, K. Oka, and Y. Hijioka, Quantification of the interannual variability of the nationwide electric power supply from photovoltaic systems in Japan," *Environmental Research Communications*, 5, 095003 (2023). <https://doi.org/10.1088/2515-7620/acf364>
- 9) 九州電力送配電株式会社、系統情報の公開 (accessed 2023年10月31日), https://www.kyuden.co.jp/td_service_wheeling_rule-document_disclosure.html
- 10) 東京電力パワーグリッド株式会社、エリア需給実績データについて (accessed 2023年10月31日), https://www.tepco.co.jp/forecast/html/area_data-j.html
- 11) 北海道電力ネットワーク株式会社、需給調整業務の実施状況 (accessed 2023年10月31日), https://www.hepco.co.jp/network/renewable_energy/fixprice_purchase/supply_demand_results.html
- 12) 気象庁、過去の気象データ・ダウンロード (accessed 2023年10月31日), <https://www.data.jma.go.jp/risk/obsdl/index.php>
- 13) R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting: principles and practice*, 3rd edition ed. (accessed 2023年10月31日), Melbourne, Australia: OTexts, 2021, <https://otexts.com/fpp3/decomposition.html>
- 14) B. Chang and H. Joe, Prediction based on conditional distributions of vine copulas, *Computational Statistics & Data Analysis*, 139, 45-63, (2019), doi: <https://doi.org/10.1016/j.csda.2019.04.015>.
- 15) K. Aas, C. Czado, A. Frigessi, and H. Bakken, Pair-copula constructions of multiple dependence, *Insurance: Mathematics and Economics*, 44, 2, 182-198, (2009), doi: <https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2007.02.001>

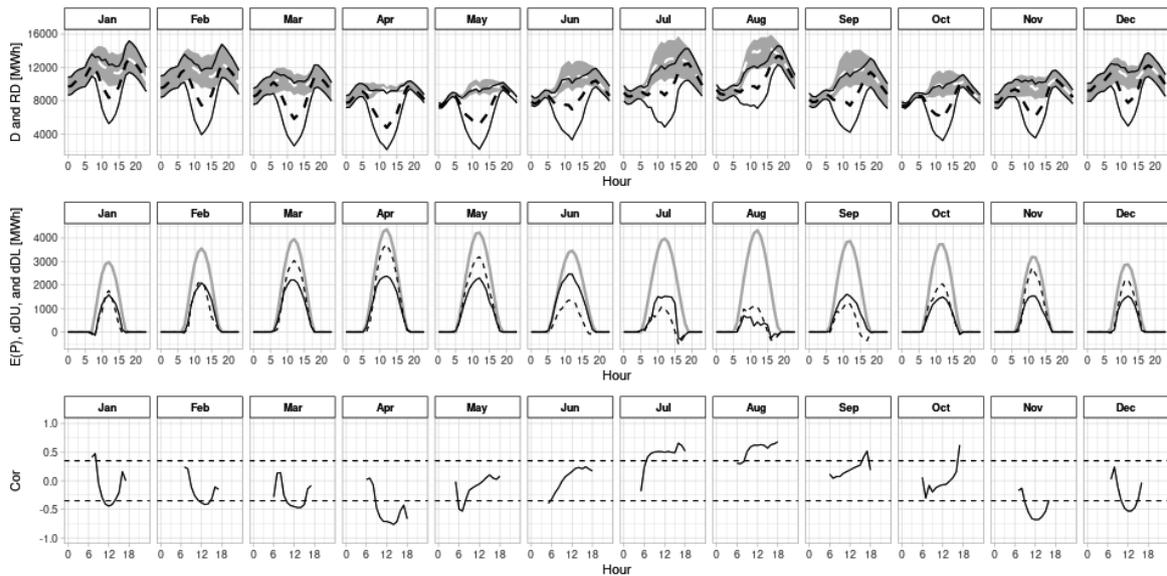


Figure 4 Statistics indicating the variability of electricity demand (D) and residual demand (RD) at each hour for each month in Kyushu. Upper panels indicate the 1st–99th quantile of D and RD. The gray band shows the range between 1st and 99th quantiles of D. The white broken line shows the mean of D. The upper and lower solid lines show the 99th quantile and 1st quantile of RD, respectively. The black broken line shows the mean of RD. The middle panels illustrate three different statistics. The gray line shows the difference of means between D and RD (E(P)); the black solid shows the difference of the range from the 1st quantile to the mean between RD and D (dDL); the dashed line shows the difference of the range from the mean to the 99th quantile to the mean between RD and D (dDU). Lower panels include the correlation coefficients between D and power supply from photovoltaic generators (Cor). Horizontal dashed lines pass through + 0.36 and -0.36 which are corresponding to the 95% confidence level.

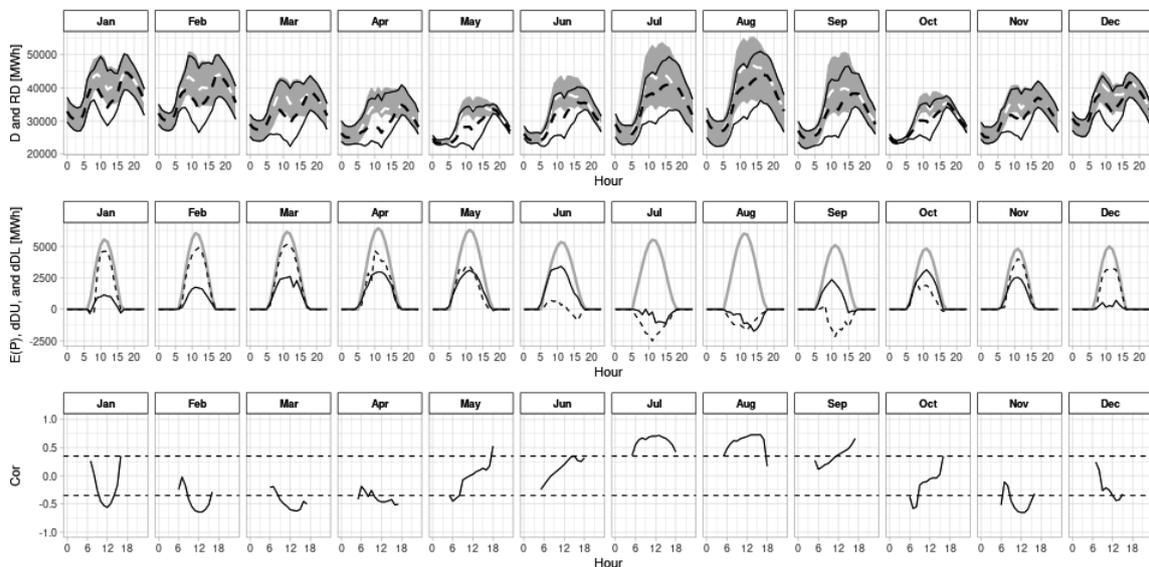


Figure 5 Statistics indicating the variability of electricity demand and residual demand at each hour for each month in Tokyo. Each panel is drawn in the same manner as the panels in Fig. 4.

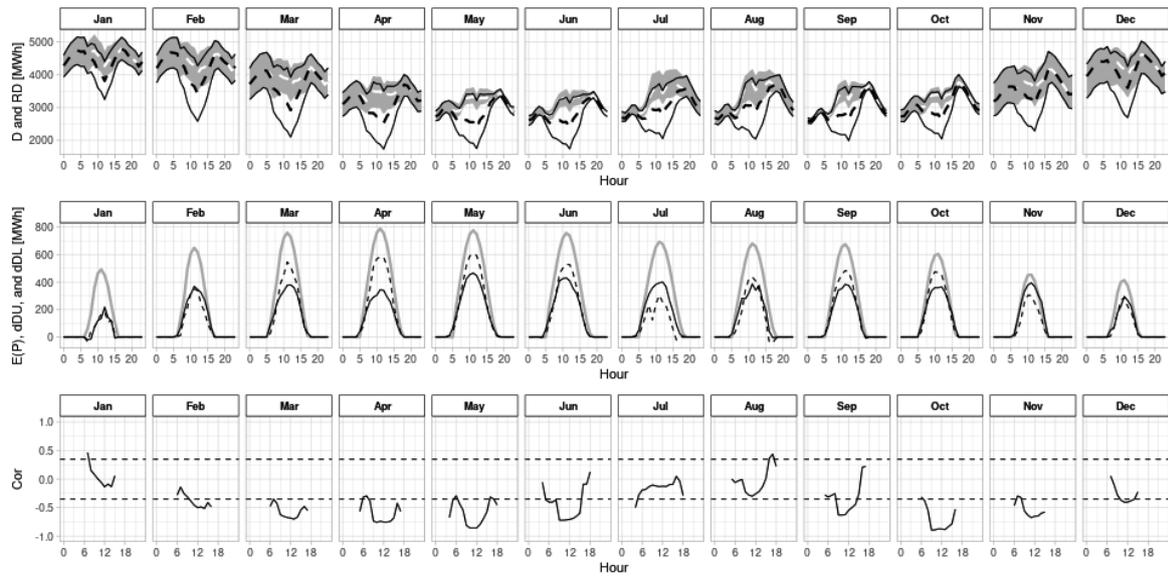


Figure 6 Statistics representing the variability of electricity demand and residual demand at each hour for each month in Hokkaido. Each panel is drawn in the same manner as the panels in Fig. 4.

Table 3 Results of the model verification for the hourly electricity demand and the hourly residual demand of three general transmission and distribution operators (TDOs): Kyushu, Tokyo, and Hokkaido. The statistics and metrics used for the verification are the mean (Mn) and standard deviation (SD) of observations (O) and predictions (P), the mean bias error (MBE), and the root mean square error (RMSE). Values inside parentheses in the columns of RMSE indicate the ratio between the RMSE and SD of the observation (in percentile).

TDO	Hourly electricity demand (MWh)						Hourly residual demand (MWh)					
	Mn		SD		MBE	RMSE	Mn		SD		MBE	RMSE
	O	P	O	P			O	P	O	P		
Kyushu	10257	10255	1691	1668	-2	269 (16)	9171	9167	2044	2014	-4	311 (15)
Tokyo	34278	34195	6562	6442	-83	1035 (16)	32632	32585	6140	5980	-48	1089 (18)
Hokkaido	3621	3613	626	619	-7	98 (16)	3449	3437	706	706	-12	124 (18)

Table 4 Results of the model verification based on the monthly standard deviation (SD) of electricity demand and residual demand at each hour for three general transmission and distribution operators (TDOs): Kyushu, Tokyo, and Hokkaido. The statistics and metrics for the verification are the mean (Mn) of observations (O) and predictions (P), the adjusted chi-square (C^2) statistic, and Pearson's correlation coefficient (Cor).

TDO	SD of the electricity demand (MWh)				SD of the residual demand (MWh)			
	Mn		C^2	Cor	Mn		C^2	Cor
	O	P			O	P		
Kyushu	674	575	0.72	0.97	969	877	0.77	0.99
Tokyo	2362	1984	0.68	0.98	2661	2246	0.68	0.97
Hokkaido	196	160	0.63	0.96	245	219	0.74	0.97