

地域の気候特性が民生部門の電力消費に 与える影響のマクロ的分析

蛭田 有希¹・GAO Lu¹・芦名 秀一²

¹国立環境研究所 社会環境システム研究センター 特別研究員 (〒305-8506 茨城県つくば市小野川16-2)

E-mail: hiruta.yuki@nies.go.jp

²国立環境研究所 社会環境システム研究センター 主任研究員 (〒305-8506 茨城県つくば市小野川16-2)

近年、民生部門の電力需要が伸びるなか、季節や時間帯による需要変動が拡大しつつある。気候の影響を受けやすい電力の需要構造は、負荷率の低下によって電力需給システムの効率の悪化をもたらし、省エネ対策における課題である。本研究は、効率的な電力需給システムの構築に向け、地域の気候条件や社会的条件と電力消費との関係を明らかにすることを目的とする。具体的には、一般送配電事業者ごとの電力需給実績と、その管轄地内の地域・気候特性に関する指標に基づき、電力消費を推定する回帰モデルを構築することにより、地域条件の違いが気温感応度に及ぼす影響をマクロな観点から把握する。結果、都市規模等の地域の空間的特性と時間変動する気象条件との交互作用効果が電力消費に与える影響は大きく、その考慮が不可欠であることが示された。

Key Words : electric power demand, temperature sensitivity, region characteristics, Random Forests, multivariate adaptive regression splines

1. 背景・目的

日本の大部分の地域では、夏季と冬季の両方について気候調整が必要となる¹⁾。特に、近年では、都市部の高温化や第三次産業従事者の増加等を背景とした電力需要の増大にともない、民生用需要の伸びが産業用需要を上回ってきており、昼夜、季節による需要の変動が拡大しつつある。また、この傾向は今後も続くものと予想される²⁾。こうした気候の影響を受けやすいで電力の需要構造は、負荷率の低下による供給設備の利用率の低減を招き、電力供給コストを高めるなど、電力需給システムの効率性、経済性の悪化を生じさせる。改善を図るうえでは、季節や時間帯により変化する地域の気候条件と電力消費との関係を明らかにすることが不可欠である。また、地球温暖化やエネルギー問題を背景とした省エネへの要請に応えるうえでも、自然的条件に対する人間活動の応答を明らかにすることは、重要な課題である。

本研究は、季節や時間帯により変化する地域の気候条件や地域特性と電力消費との関係を明らかにし、電力需給システムの効率化に向けた対策につなげる知見を提供することを目的とする。具体的には、電力消費量を推定する回帰モデル（「ED モデル」と呼ぶ。）を構築することにより、地域の社会経済特性や気候条件が電力消費

に与える影響を把握する。

一般に地域の気候と電力消費との関係は、「気温感応度」として示される。気温感応度とは、気温1℃の上昇にともなって変化する電力消費の応答である。既存研究には、地域の気温と電力消費量との関係を表す回帰式を求める研究が多く、主として最小二乗法によるパラメータの推定が行われている。例えば、鳴海らは、大阪府内4地域における電力供給データと近隣の気象庁による気温観測値を用いて、ピーク電力供給量と日最高気温との関係を、時間帯別、用途地域のタイプ別に示した³⁾。平野らは、全国を7地域に区分し、非住宅建物環境関連データベース（DECC）と気象庁による気温観測値を用いて、地域のエネルギー消費原単位と気温との関係を、民生業務部門における詳細用途ごとに示した⁴⁾。横山らは、海風による夏季の気温低減効果の評価を目的として、水平気温分布を把握したうえで人口で重みづけした平均気温を算出し、東京電力の1時間ごとの電力使用実績データとの関係を示した⁵⁾。橘高らは、東京電力管内の電力需給データと人口で重みづけした平均気温を用いて、季節や時間帯ごとの気温感応度を示した⁶⁾。また、橘高らは論文の中で、空調エネルギー消費への影響要因を、①外気温や湿度等の気象要件（環境条件）と、

②建築外皮の性能や建築用途（建築条件）、③建物の運用条件や利用者の判断（人的要因）に分け、分かりやすく解説した。本研究は、これに④人口や産業等の地域特性、⑤各要因の交互作用の影響を含めた検討を行い、全国を対象として、空間および空間的な差異を考慮したモデルを構築する。電力消費の多寡は、地域の気候だけでなく、地域の人口、産業、建物特性、人の行動など、様々な要因によって決まる。それらの要因は、1)各地域の人口、産業、建物の構成、地域の気候特性など、時間的な変化が比較的小さく空間的な差異の大きい要因（以降、「空間要因」と呼ぶ）と、2)季節・時間帯により変動する気温、湿度などの気候条件の変動、平日・休日などの人間活動の変動など、同じ地域であっても時間的な変動の大きい要因（以降、「時間要因」と呼ぶ）とに分けることができる。既存研究の多くは、特定の地域における気温の変化（時間要因）と電力消費との関係の把握にとどまっており、1)空間要因（地域特性）と、2)時間要因（気候条件などの時間変動）の両方を一つのモデルに組み込んだ事例は確認できない。本研究は、これら両方を考慮したトップダウン型のモデルを構築することにより、昼夜、季節による電力需要の変動は全国のどのような地域で顕著であり、そういった地域差はどのような要因によって生じているのかを知るための足掛かりとなることを目指すものである。空間要因と時間要因の両方を組み込んだ電力消費推定モデルの構築は、今後、気候の影響を受けやすい電力の需要構造の改善策を、都市計画などマクロな観点から検討するうえで重要だと考える。

2. 方法

本研究では、空間要因（地域特性）と時間要因（気候条件などの時間変動）の両方を考慮し、電力消費量を推定する一つの回帰モデル（ED モデル）を構築する。最初に、ED モデル構築にあたり克服すべき課題3点（a～c）を挙げ、本研究における対応を示す。次に、使用データおよび説明変数の選択方法を示す。

(1) 技術的課題への対応と考え方

a) 対象地域を代表する気象データの設定方法

1 時間ごとの電力需給実績データ⁷⁾を提供している各一般送配電事業者（以降、「電力会社」とする）の管轄地域は広く、地域内の気候条件も均一ではない。また、電力消費者や事業者の空間分布も管轄地域内で均等でない

ため、地域内の複数の観測地点の平均等を代表気温とすることも適切とは考えにくい。そのため、対象地域を代表する気象データをどのように設定するかという問題が生じる。

本研究では、対象地域を一つの圏域と考え、その核をなす人口の最も多い都市の気象データをそのまま代表値として用い、人口による重みづけなどは行わない。これは、人口も他の地域特性と同様、電力消費を説明する要因の一つだと考えるためである。本研究では、人口、昼夜人口比、DID 面積、地域総生産等の様々な社会経済指標、代表地点の気象データ、指標間の交互作用等、考え得る全ての指標を電力消費を推定するための説明変数の候補として、並列に扱うことで、各変数が相互に調整変数、統合変数としての役割を果たし、より客観的な観点で電力消費を推定するモデルが構築できると考える。

b) 多くの要因の中から有効な変数を厳選する方法

電力消費に影響すると思われる要因は多岐にわたる。考えられる数百の要因の中から、電力消費をより的確に説明する指標（説明変数）を選択することが、モデル構築の要となる。本研究では樹木構造接近法を活用した変数選択を行う。具体的には、RandomForest⁸⁾とMARS⁹⁾を用いる。

RandomForest 法は、決定木を弱学習器とする集団学習アルゴリズムであり、説明変数と観測値の両方をランダムにサンプリングすることにより、相関の低い決定木群を作成するアルゴリズムである。多くの説明変数を扱うことができるだけでなく、集団学習のため、過学習が起こりにくく、外れ値やノイズに対して頑健であるという特徴を持つ。また、回帰と同時に変数重要度の算出ができる。本研究では、考え得る多数の説明変数の中から電力消費を説明しやすい説明変数を絞りこむ目的でRandomForest法を用いる。

また、変数選択にあたり、1)空間要因と2)時間要因とを並列に扱うと、人口や産業の規模など電力消費への影響の大きい空間要因を示す変数のみが選択され、時間要因の影響を表す変数が特定されにくい。さらに、1)空間要因と2)時間要因との交互作用効果も無視できない。本研究では、より根拠ある説明変数を選択するために段階的な変数選択を行う。具体的には、空間要因を表す変数の選択、時間要因および交互作用を表す変数の選択、を分けて行なったうえでEDモデルに適用する。

c) 複雑な関係を考慮したシンプルなモデルの構築

電力消費とその要因との関係は、単純な線形関係とは

限らない、多くの要因が複雑に関係し、非線形な関係をもつものと考えられる。こういった複雑な関係を考慮できるモデルを構築する必要がある。上述の RandomForest 法を用いれば、説明変数の選択だけでなく、被説明変数に対する説明変数の回帰構造を示すことができる。しかし、被説明変数の連続的な変化を滑らかに推定することはできない。そのため、本研究では多変量適応型回帰スプライン（MARS：multivariate adaptive regression splines）によるモデリングを行う。MARS 法を電力消費の予測に活用した事例は多くないものの、複数の研究^{例えば10）11）}において、ショートタームのデータを扱ったモデルで優れた予測性能が示されており、1 時間値を扱う本研究に適しているものと考えられる。

MARS は、回帰木のようにデータの層別と回帰分析を同時に遂行することができ、データに潜む非線形構造や交互作用効果を柔軟にとらえながらも、分割された空間に区分線分をあてはめることで、連続的で解釈しやすい回帰モデルを構築することができる^{12）}。複雑な構造をもつモデルでも局所的には単純な構造をもち、少数個の変数しか関与しないことに着目した手法であるため、少数個の説明変数による局所的な効果（部分従属）をシンプルに示すことができる点においても、本研究に適したモデルだと考えられる。

(2) 変数・使用データ

a) 被説明変数

回帰モデルの被説明変数には、一般送配電事業者ごとの電力需要実績データ⁷⁾を用いる。これは、2016 年 4 月 1 日 0 時から 2018 年 3 月 31 日 24 時まで期間、1 時間ごとに記録された各電力会社の管轄範囲における電力需要実績である。モデルの構築には 2016 年度のデータを、モデルの評価には 2017 年度のデータを用いた。

b) 説明変数

電力消費量は多様な要因が複雑に絡みあって決まる。それら要因を表すと考えられる多様な変数とそれら変数相互の効果の中から、電力消費をよりの確に説明できる少数の説明変数を厳選する必要がある。

まず、説明変数の候補として、190 指標（空間要因 168 指標、時間要因 22 指標）を整備した（表- 1）。検討した変数が多数であるため、ここでは各指標の詳細な説明は割愛し、最終的に変数として採用された指標についての説明は後述する（表- 3）。空間要因を表す 168 指標は、都道府県ごとの値を整備した。時間要因を表す 22

指標は、被説明変数となる需要実績データと同じ 2016 年 4 月 1 日 0 時から 2017 年 3 月 31 日 24 時まで期間の 1 時間ごとの値を、電力会社（10 社）ごとに整備した。これら指標の中から電力消費を最も確に説明する変数を選択した。

表- 1 説明変数の候補とした 190 指標の概要

分類	出典等	文 献	指 標	指標の数
空間要因 (都道府県 ごと)	社会生活統計指標；都道府県の指標； 総務省統計局, 2015	13)	人口・世帯関連、自然環境関連、経済基盤関連、 労働関連、家計関連、生活時間関連、居住関連 等	103
168指標	平成27年勢調査国勢調査； 総務省統計局, 2015	19)	人口、世帯数、人口集中地区面積、人口集中地 区人口、昼間人口、夜間人口、これら集約の値 から電力会社単位でレンジや差分を算出した指 標 等	9
	環境統計集； 環境省, 2016, 2017	15) 16) 17)	耕作地面積、県内総生産、輸入税、土地利用、 自然公園面積、都市公園面積 等	23
	都道府県別エネルギー消費統計； 資源エネルギー庁, 2015	14)	石炭、石炭製品、原油、石油製品、天然ガス、 都市ガス、再生可能・未活用木材、事業用水力発 電、原子力発電 等推定消費量	9
	気象の年総統計量 (気象庁；気象データに基づき整備)	18)	気温、湿度、日射量、風速、降水量、降雪量	24
時間要因 (電力会社 ごと、1時間 ごと)	気象データ； 気象庁, 2016, 2017	18)	気温、湿度、日射量、風速、降水量、降雪量	6
22指標	湿熱環境指標 (気象庁；気象データに基づき整備)	18)	風冷指数、不快指数	2
	データブック・国民生活時間調査； 日本放送協会放送文化研究所, 2015	20)	睡眠中の人の割合、仕事上の人の割合、在宅者 割合、在宅者のうち起きている人の割合	4
	気候ダミー (気象庁；気象データに基づき整備)	18)	降雨時間ダミー、降雪時間ダミー	2
	人間活動ダミー (カレンダー等に基づき整備)	-	深夜ダミー、活動時間ダミー、平日活動時間ダ ミー、団らん時間ダミー、週末ダミー、夜日 ダミー、大型連休ダミー、平日でないダミー	8

(3) 説明変数の選択

変数選択の過程は図- 1 に示す通りである。

最初に、空間要因を表す指標の中から電力消費を説明しやすい指標を選択した。電力会社を単位として、空間的な差異を分析すれば、サンプルサイズは 10 と小さい。そこで、資源エネルギー省が都道府県ごと推計したエネルギー消費量(18)を被説明変数、空間要因を表す 168 指標を説明変数として、サンプルサイズ 47 の Random Forests (RF1) を構築し、その変数重要度から空間的な差異を説明しやすい指標 20 種類を特定した。さらに 20 種類の指標から MARS.1 により 6 種類に絞り、ED モデルに適用する説明変数とした。

時間要因を示す 22 指標については、2016 年度 1 年間の時間数 8,760 時間のデータが電力会社 10 社分、87,600 のうち、欠損値を除いた 87,573 の観測値がある。まず、交互作用効果を表す指標を得るにあたり、空間要因を表す 20 指標を電力会社ごとに集約し、時間要因データを対応させた。そして、時間的な差異を示す 22 指標と空間的な差異を表す 20 指標のすべての組み合わせの積を算出し 440 の交互作用効果を表す変数を得た。次に、交互作用効果を表す 440 指標、時間的な差異を表す 22 指標の

合計 462 指標を説明変数、1 時間ごとの値と各電力会社の電力需給データの年平均値との差分を被説明変数とした Random Forests (RF2) を構築し、その変数重要度に基づいて 30 種類を選択した。さらに、30 種類の指標から MARS2 により 10 種類に絞った。

以上の過程で選択された、空間要因を示す 6 指標、時間要因および交互作用効果を示す 10 指標の合計 16 指標を、ED モデルに適用する説明変数とした。

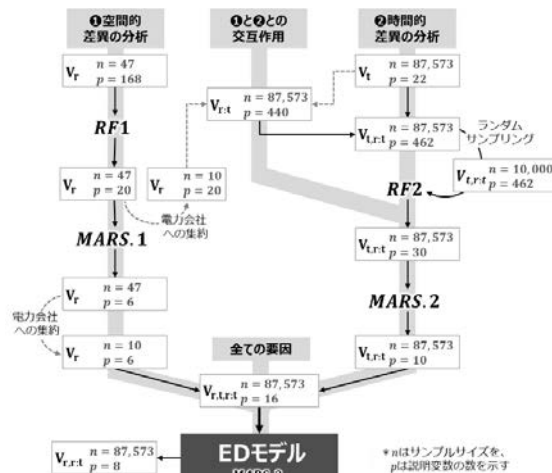


図-1 EDモデル構築過程

3. 電力消費推定モデル (EDモデル)

(1) モデル

選択した 16 変数を MARS に適用し ED モデルを得た。結果、8 種類の変数 ($Gross_3$, $Gross_2 * Work\%.h$, $DIDp * Sleep\%.h$, $DIDa * WCI$, $DIDa * TEMP$, $TEMP.max * DI$, $Gross_2 * DI$, $DIDa * StayHome\%.h$) と、19 の基底関数からなる加法モデルが採用された。ED モデルの概要は表-1 に示す通りである。モデルの決定係数は 0.98347, GCV による決定係数は 0.98346 であり説明力が高い。なお、MARS は交互作用を捉えることのできる回帰手法だが、本研究では、より丁寧な変数選択を可能にするため、あらかじめ交互作用を表す変数を整備したうえで加法モデルを採用した。

8 種類の説明変数の算出に必要な入力指標は表-3 に示す 11 種類であり、指標にまとめる前のオリジナルデータはそのうち出典 19) の 3 指標は全国共通の指標であり、

それ以外の 8 指標は、市区町村レベルで入手可能な一般的な指標である。

表-2 EDモデル概要 (説明変数、変数重要度、回帰係数)

説明変数	ヒンジ関数	回帰係数	変数重要度
(Intercept)		5165711.160	
1) $Gross_3$	第三次産業の生産量 (人口と強い相関) $\max(0, Gross_3 - 451821)$ $\max(0, 451821 - Gross_3)$	14.286 -27.361	100.00
2) $Gross_2 * Work\%.h$	第二次産業の生産量と 仕事率の人の割合 との交互作用 $\max(0, Gross_2 * Work\%.h - 1961870)$ $\max(0, 1961870 - Gross_2 * Work\%.h)$	0.700 -0.915	23.92
3) $DIDp * Sleep\%.h$	人口集中地区人口と 睡眠中の人の割合 との交互作用 $\max(0, DIDp * Sleep\%.h - 18694.2)$ $\max(0, 18694.2 - DIDp * Sleep\%.h)$	-32.011 90.801	18.54
4) $DIDa * WCI$	人口集中地区面積と 風冷指数との交互作用 $\max(0, DIDa * WCI - 63288.1)$ $\max(0, 63288.1 - DIDa * WCI)$	45.784 58.900	15.67
5) $DIDa * TEMP$	人口集中地区面積と 気温との交互作用 $\max(0, DIDa * TEMP - 3675.17)$ $\max(0, 3675.17 - DIDa * TEMP)$	2166.138 1419.704	15.67
6) $TEMP.max * DI$	地点年最高気温と 不快指数との交互作用 $\max(0, TEMP.max * DI - 2565.34)$ $\max(0, 2565.34 - TEMP.max * DI)$	5014.185 1281.813	9.85
7) $Gross_2 * DI$	第二次産業の生産量と 不快指数との交互作用 $\max(0, Gross_2 * DI - 1290510)$ $\max(0, 1290510 - Gross_2 * DI)$ $\max(0, Gross_2 * DI - 2662470)$ $\max(0, 2662470 - Gross_2 * DI)$	0.039 -1.111 0.705 -0.738	7.11
8) $DIDa * StayHome\%.h$	人口集中地区面積と 在宅者の割合 との交互作用 $\max(0, DIDa * StayHome\%.h - 2456.6)$ $\max(0, 2456.6 - DIDa * StayHome\%.h)$ $\max(0, DIDa * StayHome\%.h - 2637.74)$ $\max(0, 2637.74 - DIDa * StayHome\%.h)$	-1576.132 -463.050 2122.825	6.29

表-3 入力指標一覧

種類	入力指標	意味	出典
空間	$Gross_3$	第三次産業の生産量	内閣府経済社会総合研究所国民経済計算部「県民経済計算年報(平成26年度版)」より環境省が集計 (15)
	$Gross_2$	第二次産業の生産量	同上 (16)
	$DIDp$	人口集中地区人口	区域内で人口密度が4,000人/km ² 以上の基本単位区が互いに隣接して人口が5,000人以上となる地区の人口 (17)
	$DIDa$	人口集中地区面積	区域内で人口密度が4,000人/km ² 以上の基本単位区が互いに隣接して人口が5,000人以上となる地区の面積 (19)
	$TEMP.max$	年最高気温	$TEMP$ (1時間ごと) の年度最高値 (18)
時間	$Work\%.h$	仕事率の人の割合	仕事をしている人の割合 (1時間ごと) (20)
	$Sleep\%.h$	睡眠中の人の割合	睡眠中の人の割合 (1時間ごと)
	$StayHome\%.h$	在宅者の割合	在宅中の人の割合 (1時間ごと)
	DI	不快指数	気温 ($TEMP$) と湿度 (HUM) から算出する温熱環境指標。特に蒸し暑さを表す $DI = 0.81(TEMP) + 0.01(HUM)(0.99(TEMP) - 14.3) + 46.3$ (18)
	WCI	風冷指数	気温 ($TEMP$) と風速 ($WIND$) から算出する温熱環境指標。特に寒さを表す $WCI = (33 - TEMP)(10.45 + 10(WIND^{0.5}) - WIND)$
	$TEMP$	気温	気温℃

(2) モデルの評価

図-2 (左図) は、横軸にモデル構築に用いた 2016 年度の電力消費 (トレーニングデータ) を、縦軸にはトレーニングデータを ED モデルに適用して得られた推定値をとった散布図である。散布図の直線回帰式の決定係数は 0.98347 である。

図-2 (右図) は、横軸に 2017 年度の電力消費 (テストデータ) を、縦軸にはテストデータを 2016 年度データにより構築した ED モデルに適用して得られた推定値をとった散布図である。直線回帰式の決定係数は 0.98242

であり、トレーニングデータによる決定係数 0.98347 と大きく異ならない。以上より、観測値へのあてはまりと、推定結果の安定性（汎化性）の観点からは、比較的良好なモデルが構築できたと判断できる。しかし、依然として残差の分散に不均一性がみられ、沖縄電力が過大推定となりやすい等、モデル改良の余地が残る。

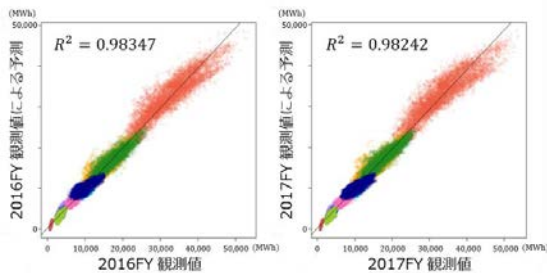


図-2 EDモデルによる予測結果（着色の凡例は共通）

左図：トレーニングデータによる予測 右図：テストデータによる予測

(3) モデルの解釈

表-4 変数の分類

種類	変因の解釈	説明変数	変数重要度
空間	産業や都市の規模 $Gross_3$	第三次産業の生産量（人口と強い相関）	100.00
	$Gross_2 * Work\%.h$	第二次産業の生産量と仕事中的人の割合（時間帯別）との交互作用	23.92
産業や都市の規模と稼働周期	$DIDp * Sleep\%.h$	人口集中地区人口と睡眠中の人の割合（時間帯別）との交互作用	18.54
空間・時間	$DIDa * StayHome\%.h$	人口集中地区面積と在宅者の割合（時間帯別）との交互作用	6.29
	$DIDa * WCI$	人口集中地区面積と風冷指数との交互作用	15.67
気候条件に対する人間の応答	$DIDa * TEMP$	人口集中地区面積と気温との交互作用	15.67
	$TEMP.max * DI$	地点年最高気温と不快指数との交互作用	9.85
	$Gross_2 * DI$	第二次産業の生産量と不快指数との交互作用	7.11

選択された説明変数のうち、1)空間要因を表す変数は、第三次産業の生産量（ $Gross_3$ ）のみであり、残りは空間要因と時間要因との交互作用であった。変数重要度の最も大きい第三次産業の生産量（ $Gross_3$ ）は、人口と強い相関があり、産業や都市の規模を複合的に表している指標だと考えられる。

選択された説明変数は、2種類に分けて解釈できる（表-4）。一つ目は、1)第三次産業の生産量（ $Gross_3$ ）、2)第二次産業の生産量と仕事中的の割合との交互作用（ $Gross_2 * Work\%.h$ ）、3)人口集中地区人口と睡眠中の人の割合との交互作用（ $DIDp * Sleep\%.h$ ）、4)人口集中地区面積と在宅者の割合との

交互作用（ $DIDa * StayHome\%.h$ ）、からなるグループである。これらは、地域の電力消費を底上げする産業の規模や都市の規模と、産業や都市を稼働させる人間の活動の周期による電力消費を表すと考えられる。

二つ目は、1)人口集中地区面積と風冷指数との交互作用（ $DIDa * WCI$ ）、2)人口集中地区面積と気温との交互作用（ $DIDa * TEMP$ ）、3)地点年最高気温と不快指数との交互作用（ $TEMP.max * DI$ ）、4)第二次産業の生産量と不快指数との交互作用（ $Gross_2 * DI$ ）からなるグループである。これらは、気温をはじめとする気候条件の変化に対する人々の応答としての電力消費を表すと考えられる。気温や温熱環境指標は、気候の違いとその感じ方による人間の応答を反映し、人口集中地区面積（ $DIDa$ ）や第二次産業の生産量（ $Gross_2$ ）は、応答する人の多さ、応答の増幅に関する市街化の程度、産業活動の規模などを表しているものと考えられる。

4. 地域の気候条件による電力消費の変動

(1) 観測値と予測値との比較

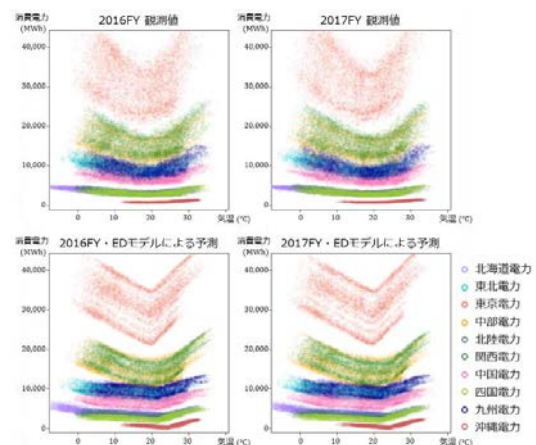


図-3 気温と電力消費

は、2016年度（左図）、2017年度（右図）について気温と電力消費との関係を表した図である。上段は観測された値そのものであり、下段はEDモデルによる予測結果である。モデルは2016年度の観測値によって構築されているが、2017年度観測値による予測結果も観測値と類似する。また、同じ気温であっても、東京電力のよう

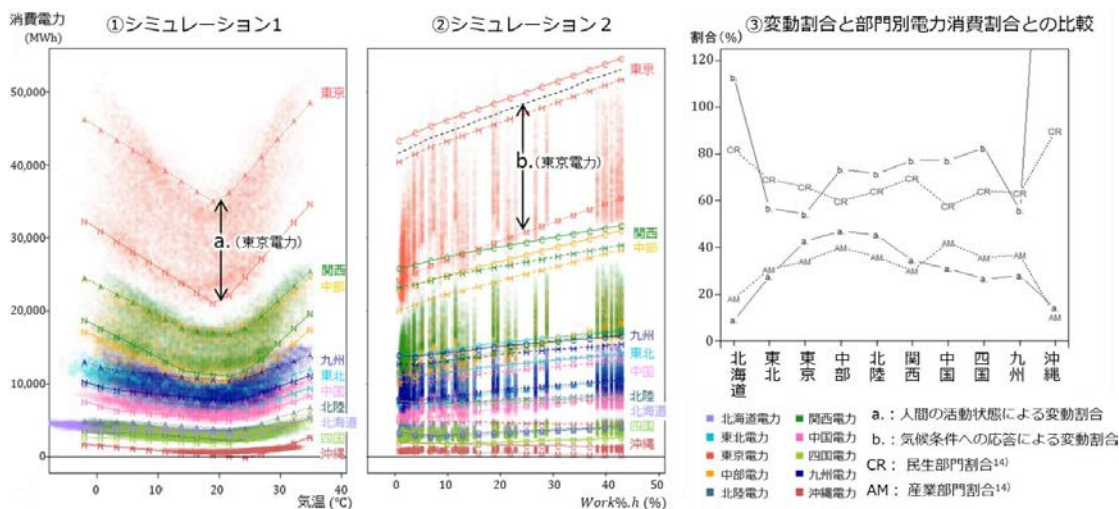


図-4 電力消費の時間変動分析

に大きな都市圏を含む地域であるほど、電力消費のばらつきが大きい傾向が確認できる。

(2) 条件別シミュレーション

表-5に示す5つの条件をEDモデルに適用し、シミュレーションを行なった。なお、空間要因に関する変数については地域の平均値とした。条件Aおよび条件Nは人間の活動の程度に関するものである。条件Aは、仕事中的の人が最も多く、睡眠中の人が最も少なく、在宅中の人が最も少ない条件設定であり、人間活動が盛んな状態である。条件Nは条件Aとは反対に人間活動が盛んでない状態である。条件H、条件C、および条件Mは気候条件の違いに関するものである。条件Hは湿度と気温を最高、風速を最小とした条件設定であり、最も蒸し暑い状態を示す。条件Cは気温と湿度を最低、風速を最大とした条件設定であり、最も寒冷的状態を示す。Mは一般的に快適とされる条件設定である。

表-5シミュレーションの設定

時間要因に関する変数の入力指標	シミュレーション1		シミュレーション2		
	A (活動大)	N (活動小)	H (暑熱)	C (寒冷)	M (快適)
Work%.h 仕事中的人の割合	最大	最小	連続値(図-4上段右図の横軸)		
Sleep%.h 睡眠中の人の割合	最小	最大	平均	平均	平均
StayHome%.h 在宅者割合	最小	最大	平均	平均	平均
HUM 不快指数(DI)算出のための湿度	平均	平均	最大	最小	5
WIND 風冷指数(WCI)算出のための風速	平均	平均	最小	最大	3
TEMP 気温	連続値(図-4上段右図の横軸)		最大	最小	18

図-4 ①②にシミュレーションの結果を示す。図-4 ①は、横軸に気温(TEMP)を縦軸に電力消費を示す。条件Aによる予測は各地域の観測値の上限に近く、条件Nによる予測は下限に近いことから、気温が同程度のとき、電力消費のばらつきを生じさせる主要因は、人間の活動の活発さであると解釈できる。

図-4 ②は、横軸には仕事中的の人の割合(Work%.h)を縦軸は電力消費を示す。条件H・Cによる予測は、各地域の観測値の上限に近く、条件Mによる予測は下限に近いことから、仕事中的の人の割合が同程度のとき、電力消費のばらつきを生じさせる主要因は、地域の気候条件に対する人間の応答であると解釈できる。

例えば、各電力会社について、気温を20℃として条件Aによる電力消費と条件Nによる電力消費の差を算出しこれをa.とすると、a.は人の活動程度による変動幅だと考えることができる。(なお、a.は気温によらず概ね一定である。)また、仕事中的の人の割合(Work%.h)を25%として条件H・Cによる電力消費の平均と条件Mによる電力消費との差を算出しこれをb.とすると、b.は気候条件に対する人間の応答による変動幅だと考えることができる。(なお、b.は人の活動程度によらず概ね一定である。)図-4 ①②内の矢印は東京電力を例として、a.およびb.の概念を示したものである。

図-4 ③は、各電力会社の電力消費の平均値(ベース)に対するa.およびb.の割合を示し、これを電力消費の部門割合と比較したものである。CRは商業や家庭を含む民生部門の全電力消費に対する割合を、AMは第一次産

業や第三次産業を含む産業部門の割合を示す。まず、どの地域でも b は a より大きく、気候条件に対する人間の応答による電力消費の時間変動の幅は、人間の活動の活発さによる電力消費の時間変動の幅よりも大きいといえる。

次に、 b と CR の傾向、 a と AM の傾向は類似しているように見えることから、電力消費の時間変動のうち気候要因による変動は、民生部門における電力消費に反映されやすく、人間の活動程度による変動は、産業部門における電力消費に反映されやすいということが推察される。しかしながら、北海道電力や沖縄電力では b (気候要因による変動) が地域の電力消費の平均を上回るなど過大推定がみられる。また、条件 H と条件 C による差が顕著な地域もあるなど、明確な結果を得るためにはさらに丁寧な分析を必要とする。

5. まとめ

本研究では、地域特性 (空間要因) と気候や人の活動周期 (時間要因) の両方を考慮して、地域の電力消費を推定する回帰モデルを構築した。結果、RandomForest や MARS の活用により、非線形構造を柔軟にとらえながらも、直線の組み合わせからなる解釈の容易な回帰モデルを構築することができ、10 種類の指標の入力により、あてはまり、汎化性ともに良好なモデルを構築することができた。

また、このモデルに採用された説明変数およびシミュレーション結果から、電力消費の時間変動の決定要因は大きく二つに分けられると考えられた。一つ目は、地域の電力消費を底上げする産業や都市の規模とその稼働の周期 (人の活動周期) の影響である。二つ目のグループは、気温をはじめとする気候条件に対する人々の応答の影響である。そして、地域ごとに、二つの要因による時間変動の程度を比較すると、人間の活動の周期による変動よりも気候条件への応答による変動の方が、大きいことが明らかとなり、これは主として民生部門によるエネルギー消費であると推察された。このことから、負荷率の向上など、効率的な電力需給システムの構築のためには、地域の気候緩和のための環境整備など、適応策が重要であることが改めて示された。

また、本研究のように地域特性と、時間変動する要因の両方を考慮したモデルを構築することで、個々の地域における気温感応度の推定だけでなく、地域特性、気候

条件、人間活動等に関する様々なシナリオを対象とした、シミュレーションが可能となるものと考えられる。

今後の課題として、1) より有効な説明変数の検討、系列相関への対処、3 次以上の交互作用効果の検討、などによりさらに精緻なモデルを構築すること、2) 都市規模や産業条件の違い等によるシミュレーションを行い、実際の都市計画や意思決定に役立てうる知見を提供すること、3) ED モデルを用いた市区町村レベルでの予測に基づき電力消費の空間分の可視化を行うこと、などが挙げられる。

謝辞

本研究は、環境省地球環境研究総合推進費(2-1711)の支援により実施された。ここに記し感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 梅干野晃. 都市・建築の環境設計: 熱環境を中心として. 数理工学社, サイエンス社 (発売), (建築工学), 2012.
- 2) 高度情報科学技術研究機構般財団法人, “電力需要の時間的・季節的変動 (01-09-05-07)”. ATOMICA. http://www.rist.or.jp/atomica/data/dat_detail.php?Title_No=01-09-05-07.
- 3) 鳴海大典, 岸本卓也, 坂口勝俊, 下田吉之, 水野稔. D-35 大阪府域を対象とした電力供給量に関する気温感応度. 空気調和・衛生工学会大会 学術講演論文集, vol. 2004.2, p. 1071-1074, 2004.
- 4) 平野勇二郎, 吉田友紀子, 鳴海大典. 地域・年による気温条件の民生業務部門エネルギー消費量への影響に関する検討. 空気調和・衛生工学会大会 学術講演論文集, vol. 2016.9, p. 9-12, 2016.
- 5) 横山真, 田中貴宏. 電力消費の気温感応度を用いた将来の CO2 排出量評価 海風を活用した土地利用シナリオの提案と評価. 空気調和・衛生工学会大会 学術講演論文集, vol. 2016.10, p. 45-48, 2016.
- 6) 橋高康介, 宮崎ひろ志. 広域における消費電力の気温感応度. 日本建築学会環境系論文集, vol. 79, no. 704, p. 891-899, 2014.
- 7) 電力広域的運営推進機関. “広域機関システム”. http://occtonet.occto.or.jp/public/dfw/RP11/OCCTO/SD/LOGIN_login#.
- 8) Breiman, Leo. Random forests. Machine Learning, vol. 45, no. 1, p. 5-32.
- 9) Friedman, Jerome H. Multivariate Adaptive Regression Splines. *The Annals of Statistics*. 1991, vol. 19, no. 1, p. 1-67, 2001.
- 10) Sigauke, C., Chikobvu, D. Daily peak electricity load forecasting in South Africa using a multivariate non-parametric regression approach. *ORiON*, Vol 26, No 2 (2010). 2010.
- 11) Al-Musaylh, Mohanad S., Deo, Ravinesh C., Adamowski, Jan F., Li, Yan. Short-term electricity demand forecasting with MARS, SVR and ARIMA models using aggregated demand data in Queensland, Australia. *Advanced Engineering Informatics*, vol. 35, p. 1-16, 2018.
- 12) 下川敏雄, 杉本知之, 後藤昌司. 樹木構造接近法. 東京, 共立出版, 2013.

- 13) 総務庁統計局, 総務省統計局, 社会生活統計指標: 都道府県の指標. 総務庁統計局, 2015.
- 14) 総務省統計局, 人口集中地区の人口. 総務省統計局, 2017, (国勢調査 / 総理府統計局).
- 15) 内閣府, “県民経済計算 (平成13年度・平成26年度) (93SNA、平成17年基準計数)” .
http://www.esri.cao.go.jp/jp/sna/data/data_list/kenmin/files/contents/main_h26.html, (参照 2018-08-19).
- 16) 環境省, “環境省_環境統計集 (平成28年版) 1 章 社会経済一般 1.01 都道府県別人口・面積・県内総生産・使用電力量” .
<http://www.env.go.jp/doc/toukei/contents/1shou.html#1shou>, (参照 2018-08-19).
- 17) 環境省, “環境省_環境統計集 (平成29年版) 1 章 社会経済一般 1.01 都道府県別人口・面積・県内総生産・使用電力量” .
<https://www.env.go.jp/doc/toukei/contents/tblldata/h29/2017-1.html>, (参照 2018-08-19).
- 18) 資源エネルギー庁, “都道府県別エネルギー消費統計” .
http://www.enecho.meti.go.jp/statistics/energy_consumption/ec002/results.html#headline2.
- 19) 気象庁, “気象庁 | 過去の気象データ” .
<http://www.data.jma.go.jp/obd/stats/etrn/index.php>, (参照 2018-08-19).
- 20) 日本放送協会放送文化研究所, データブック・国民生活時間調査. 日本放送出版協会, 2015.

(2018.8.24 受付)

The impact of local climate on electric power consumption of Japan

Yuki HIRUTA, Lu GAO, Shuichi ASHINA

In Japan, the hourly and seasonal fluctuations of electricity consumption have expanded, and this trend is expected to continue towards the future. Such unstable power demand would reduce the efficiency of the power supply system. Although local climate fluctuation is considered one of the main cause of the electricity fluctuation, there are other factors that affect the hourly electricity demand. Therefore, it is a challenge to reveal the actual relationship between regional climate and electricity demand. In this research, to reveal the actual relationship between regional climate and electricity demand, we developed a regression model that can estimate the electricity demand in various regional conditions in Japan. We applied three types of variables that can be the factors of the electricity demand. The first is the factors attributed to spatial variation, such as the population and geographic condition of each region (spatial factors), and the second is the factors attributed to the temporal variation, such as hourly air temperature and human activity cycle (temporal factors), and the third is the interaction effect of spatial factors and temporal factors. The multivariate adaptive regression splines (MARS) was applied to construct the model because MARS can produce easy-to-interpret model while considering nonlinearities in high-dimensional data. The Random Forest algorithm was also applied to select the key variables among numerous possible indicators. Through the simulation by the constructed model, we compared the effect of hourly the local climate fluctuation and the human activity fluctuation. As a result, the degree of the electricity consumption variation caused by the local climate fluctuation was larger than that caused by human activity level. Through the simulation, we also discovered some defects in the constructed model such as partial overestimate. The constructed model needs to be improved for the farther application.