

# 市区町村別需要電力量（低圧）を対象とした 空間計量経済分析の検討 －関東地方を例に－

加部 哲史  
電力中央研究所 社会経済研究所

2026年1月

## 要約

これまでの電力需要分析では、全国もしくは都道府県レベルのデータを用いた分析が行われてきた。しかし、近年では、市区町村別需要電力量（電力調査統計）が公開され、市区町村レベルの分析が行える可能性が出てきている。今後、国土交通省で公開されているメッシュデータなどと組み合わせることで、より詳細な地域別の電力需要分析が行えると考えられる。さらに空間データの収集・公開が進むとともに、空間データを分析する手法もまた、発展を遂げてきた。その中で、本研究では、関東地方の市区町村別電力需要データを例に、空間計量経済学の知見に着目し、空間構造を適切に考慮したモデルを用いることの意義を検証する。

本研究では、市区町村別低圧需要電力量（関東地方（1都6県））と、経済、気温要因などの関係について、分析を行った。モデルの推定結果から、誤差項に空間構造を考慮した空間エラーモデルが最良なモデルとして選択され、空間構造を考慮していないモデルと比べて、モデルの当てはまりの良さを示す指標（モデル選択基準 AIC と BIC）が改善されることが確認された。さらに、市区町村別将来推計人口（2040年、国立社会保障・人口問題研究所）を用いて、低圧需要電力量の簡易シミュレーションを実施した結果、首都圏とその他の地域で、低圧需要電力量の減少率に明確な違いが見られた。今回の分析結果より、市区町村レベルのデータを活用し空間構造を考慮することで、価格・所得弾力性の推定やシミュレーションによる増減予測について、より適切でより詳細な分析が可能になると考えられる。

## 免責事項

本ディスカッションペーパーは広く意見やコメントを得るために公表するもので、意見にかかる部分は筆者のものであり、電力中央研究所または社会経済研究所の見解を示すものではない。

## 目 次

1. はじめに.....	1
2. 先行研究.....	1
3. 空間計量経済モデルを用いた電力需要分析 .....	2
4. 分析データ .....	3
5. 分析結果.....	4
6. シミュレーション分析.....	6
7. まとめと今後の課題.....	6
参考文献.....	8
付録 A 空間内挿法を用いた市区町村別月平均気温の推定.....	8
付録 B 最尤法の概要 .....	9

## 1. はじめに

これまでの電力需要分析では、全国もしくは都道府県レベルのデータを用いた分析が行われてきた。しかし、近年では、市区町村別需要電力量（電力調査統計）が公開され、市区町村レベルの分析が行える可能性が出てきている。

国土交通省でも、地形、土地利用、公共施設、交通など国土に関する基礎的な空間情報のデータをインターネットで無償提供している。これらの地理情報データと電力需要データを組み合わせることで、これまでよりもより詳細な地域別の需要分析が行えると考えられる。

さらに、空間データの収集・公開が進むとともに、空間データを分析する手法もまた、発展を遂げてきた。その中で、本研究では、空間計量経済学の知見に着目し、空間構造を適切に考慮したモデルを用いることの意義を検証する。

本研究では、電力調査統計で公開されている市区町村別需要電力量の中から、関東地方（1都6県）を対象とした低圧需要電力量データ（2022年4月～2024年3月）を用いて、経済、気温要因などの影響について、空間計量経済モデルを用いた分析を行う。

次節では、電力需要分析に関する先行研究の確認を行い、第3節では、空間計量経済モデルを用いた電力需要分析の特徴及び、分析方法について概説する。第4節では、本研究で用いる分析データについて説明する。第5節では、モデルの推定結果、第6節では推定モデルを用いた簡易シミュレーション分析の結果について述べる。最後に、分析結果のまとめを行う。

## 2. 先行研究

はじめに、都道府県別の電力需要を対象とした計量経済分析の先行研究を確認する。谷下（2009）では、家庭用需要電力量に対する価格弾力性の地域別推定を行っている。この研究では都道府県別データ（1986年～2006年）を利用し、需要電力量と価格、消費支出、冷房度日、前期の需要電力量、平均世帯人数、灯油価格、ガソリン価格、人口密度との関係について、パネルデータ分析を行っている。さらに、Nakajima（2010）も家庭用需要電力量を対象とし、都道府県別データ（1975年～2005年）を用いて、需要電力量と価格、可処分所得との関係についてパネルデータ分析を行っている。Okajima and Okajima（2013）、Otsuka and Haruna（2016）では、都道府県別データを用いて、先行研究で使われていたパネルデータ分析を拡張した動学的パネルデータ分析を実施し、家庭用需要電力量を対象とした価格弾力性や所得弾力性の推定を行っている。また、Otsuka（2015）では、産業・業務用需要電力量を対象とし、価格弾力性・生産弾力性の推定を行っている。

次に、国内の需要電力量（総計）を対象とした時系列分析の先行研究に着目する。例えば、Wang and Mogi（2017）、Honjo et al.（2018）では、可変パラメータを考慮した動学的線形回帰モデルを利用して、産業用と家庭用需要電力量の分析を行い、価格弾力性と所得・生産弾力性の経年変化について分析を行っている。

国内の電力需要を対象とした先行研究では、全国もしくは都道府県レベルのデータを用いた研究が多く、空間計量経済学の知見を活用し、電力需要と経済、気温要因などの関係について分析を行った先行研究は確認できなかった。そこで、空間計量経済モデルを用いた

電力需要分析について、海外の先行研究を確認すると、Gomez et al. (2013) では、スペインの46地域（2001年～2010年）を対象に、家庭用需要電力量と、価格、可処分所得、ガス利用比率、人口、平均世帯人数、冷房度日、暖房度日の影響などを分析し、隣接地域の家庭用需要電力量が増えると、自地域の需要も増える傾向（正の空間相関）があることを示している。さらに、Park and Yun (2022) では、韓国の225市区町村（2010年～2019年）のデータを用いて、家庭用需要電力量の分析を行い、都市部と、その隣接地域の消費パターンは類似し、平均世帯人数、既婚率、集合住宅の割合による影響が強いことを示している。

### 3. 空間計量経済モデルを用いた電力需要分析

本節では、空間パネルデータ分析で頻繁に使われる空間計量経済モデルについて概説する。はじめに、地域  $i = 1, \dots, N$ 、時点  $t = 1, \dots, T$  とするとき、被説明変数  $y_t$ （例：市区町村別需要電力量）、説明変数  $X_t$ （例：価格、所得、気温、人口）、地域別固有効果  $\mu$  を以下のような行列表記で表す。

$$y_t = \begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \\ \vdots \\ y_{Nt} \end{bmatrix}, \quad X_t = \begin{bmatrix} x_{11t} & \cdots & x_{1Kt} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1t} & \cdots & x_{NKt} \end{bmatrix},$$

$$\mu = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \vdots \\ \mu_N \end{bmatrix}$$

ここで、分析に用いる説明変数の数を  $K$  とする。

パネルデータ分析では、説明変数  $X_t$  だけでは捉えきれない地域間差異を固有効果 (individual effect) と呼び、 $\mu$  と表現する。固

有効果  $\mu$  をパラメータとして推定する場合、固定効果と呼び、確率分布として推定する場合、ランダム効果と呼ぶ（詳細は Baltagi 2013 を参照）。

このとき、地域固有効果  $\mu$  を固定効果として表現したモデル（e.g., Elhorst 2003, 2014, Lee and Yu 2010）は、以下の様に表される。

#### 固定効果を含むケース

$$y_t = \lambda W_N y_t + X_t \beta + \mu + u_t \quad (1)$$

$$u_t = \rho M_N u_t + \nu_t \quad (2)$$

ここで、誤差項  $\nu_t$  に独立で同一な確率分布  $\nu_t \sim \text{IID}(0, \sigma_\nu^2)$  を仮定する。また、隣接地域との空間相関を表現するために、以下のような隣接行列 ( $N \times N$ ) を用いる。

$$W_N = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & w_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{N1} & \cdots & 0 \end{bmatrix},$$

$$M_N = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & m_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{N1} & \cdots & 0 \end{bmatrix}$$

ここで、隣接行列の対角要素は全て0となり、非対角要素は、2つの地点の地理的距離をウェイトとして表現している。本研究では、2つの地域が接していれば1、そうでなければ0とし、隣接行列の各行の和が1となるように行基準化したものを用いる。隣接行列の設定方法に、厳密なガイドラインは存在しないものの、空間計量経済学の分野では、行基準化したものが頻繁に使われることから、本研究でもそれに倣い、設定している（詳細は瀬谷・堺 2014を参照）。このとき、 $\lambda W_N y_t$  は、隣接地域の被説明変数が自地域に及ぼす影響を表し、パラメータ  $\lambda$  ( $|\lambda| < 1$ ) が正值のとき正の空間相関、負値のとき負の空間相関が

あると考えられる。同様に、 $\rho M_N u_t$ は、誤差項 $u_t$ に関する空間相関を表現し、パラメータ $\rho$  ( $|\rho| < 1$ ) が正値のとき正の空間相関、負値のとき負の空間相関があると考えられる。

次に地域固有効果 $\mu$ をランダム効果として表現したモデル (e.g., Kapoor et al. 2007, Mutl and Pfaffermayr 2011, Baltagi and Liu 2011) は、以下の様に表される。

#### ランダム効果を含むケース

$$y_t = \lambda W_N y_t + X_t \beta + u_t \quad (3)$$

$$u_t = \rho M_N u_t + \varepsilon_t \quad (4)$$

$$\varepsilon_t = \mu + \nu_t \quad (5)$$

ここで、地域固有効果 $\mu$ と誤差項 $\nu_t$ は、それぞれ、独立で同一な確率分布 $\mu_i \sim \text{IID}(0, \sigma_\mu^2)$ と $\nu_{it} \sim \text{IID}(0, \sigma_\nu^2)$ を仮定し、地域固有効果 $\mu_i$ と誤差項 $\nu_{it}$ は独立であると仮定する。

空間計量経済学では、 $\lambda \neq 0, \rho = 0$ のとき空間ラグモデル、 $\lambda = 0, \rho \neq 0$ とき空間エラーモデル、 $\lambda \neq 0, \rho \neq 0$ のとき SARAR (Spatial AutoRegressive with AutoRegressive disturbances) モデルなどと呼ばれる (詳細は Anselin 1988、瀬谷・堤 2014、村上 2022を参照)。

本分析では、隣接する市区町村の電力需要が高いと、それを受け自市区町村の需要も高くなる (低くなる) 、といった、被説明変数同士の相互作用を仮定している「空間ラグモデル」、住宅ストック構造や設備保有率など、モデルに含めていない隣接地域の未観測要因などにより、誤差項に空間相関が生じると仮定した「空間エラーモデル」、空間ラグ項と空間エラー項の両方を導入した「SARAR モデル」の3種類と、それらにパネルデータ分析で用いられる「固定効果」、「ランダム効果」を組み合わせた、計6種類のモデルに

ついて推定を行った。さらに比較対象として、空間構造を考慮しない「固定効果モデル」と「ランダム効果モデル」、「線形回帰モデル」の3種類のモデルについても推定を行った。

#### 4. 分析データ

本研究では、市区町村別低圧需要電力量と価格、所得、気温、人口などの関係について分析を行う。対象地域は、関東地方 (1 都 6 県) のみとし、2022 年 4 月から 2024 年 3 月までの月次データ (24 ヶ月) を利用する。ただし、東京都の離島 (大島町、利島村、新島村、神津島村、三宅村、御蔵島村、八丈町、青ヶ島村、小笠原村) は、分析対象から除外し、307 市区町村を用いる。さらに、先行研究と同様に、分析モデルの被説明変数および説明変数に対して対数変換を行い、価格弾力性や所得弾力性の推定を行う。分析に用いる被説明変数には、市区町村別低圧需要電力量 (307 市区町村 × 24 ヶ月) の対数値を用い、説明変数には、価格、所得、気温、人口の対数値を用いる。ただし気温に関しては、電力需要は夏季と冬季に需要が増える傾向があることから、市区町村別の月平均気温の平均偏差 (307 市区町村 × 24 ヶ月分の月平均気温から求めた平均値との差) の絶対値を、他の説明変数と同様に、対数変換したものを用いる。

分析モデルの説明変数として用いる価格のデータは、電力・ガス取引監視等委員会で毎月公表している販売電力量と販売額を用いて、電力総合単価 (低圧電灯) (円/kWh) を使用する。分析対象が関東地方であるので、供給区域は東京電力管内とする。さらに、分析には総合単価を毎月の消費者物価指数 (2020 年 =100、総合) で除したものを用いる。このとき、消費者物価指数は、県庁所在地別の指数を、各都県の代表値として利用しているため、

実質化された価格のデータは都県ごとに値が異なる。

次に、所得のデータは、「毎月勤労統計調査（地方調査、事業所規模5人以上、調査産業計）」より、都道府県別の現金給与総額（常用労働者一人当たり）を消費者物価指数（2020年=100、総合）で除したものを用いる。

さらに、気温のデータは、気象庁が公表している月平均気温（観測値）と、メッシュ平年値を活用し、空間内挿法（クリギング）を用いて、市区町村別月平均気温の推計を行った（付録Aを参照）。メッシュ平年値は、降水量、気温、最深積雪、日照時間、全天日射量の5種類の気象要素について、過去30年間の観測値から1kmメッシュ（3次メッシュ）ごとの平年値を推定・算出したものである。分析には、観測所がある市区町村では月平均気温の観測値を用い、観測所がない市区町村では、空間内挿法による推計値を用いる。

最後に、人口には、「住民基本台帳に基づく人口、人口動態及び世帯数」より、年別・市区町村別の値を用いる。

本研究の分析期間は、コロナ禍であり、節電要請や節電ポイント施策など、需要行動に影響し得る未観測変数の影響や、価格に関しては当月の価格のみを用いている点も留意が必要である。

## 5. 分析結果

本分析では、パラメータの推定方法に、最尤法（Elhorst 2003,2014, Millo and Piras 2012）を採用する。最尤法以外にも、2段階最小2乗法（2SLS）と一般化モーメント法（GMM）を組み合わせた推定方法（Kelejian and Prucha 1998, Kapoor et al. 2007）も試みたが、空間ラグ項のパラメータ（ $\lambda, |\lambda| < 1$ ）が1を超えるケースが見られたため、ランダム効

果（ $\mu_i$ ）と誤差項（ $v_{it}$ ）に正規分布を仮定し、最尤法を用いて、パラメータの推定を行った（付録Bを参照）。また、空間ラグ項と空間エラー項の隣接行列は、同じものを使用している（ $W_N = M_N$ ）。さらに、予測誤差が比較的大きい1月、2月、6月、12月に関してのみダミー変数を導入し、誤差項の系列相関を調整している。予測誤差には、夏季と冬季の気温感応度の違いや、気温変数だけでは捉えきれない季節変動（例：年末年始）、もしくは経済影響（夏季・冬季のボーナス支給による影響）などが混在している可能性が考えられる。

推定結果（表1）を確認すると、所得弾力性の符号条件が理論的に整合しないモデルが散見された（モデル1, 2, 5, 7, 8）。その一方で、空間エラーモデル（モデル3, 4）では、モデルに含まれていない隣接地域における未観測要因の一部を空間エラー項が吸収することで、所得弾力性の符号や大きさがより妥当な方向に修正されている可能性が考えられる。

また、推定結果よりモデル6（SARARモデル+ランダム効果）の空間ラグ項のパラメータ（ $\lambda$ ）が負値で統計的に有意となっている。空間ラグ項は、隣接地域の低圧需要電力量が自地域の需要に及ぼす影響を表している。先行研究（Gomez et al. 2013, Park and Yun 2022）では、隣接地域に住む需要家同士は類似した消費行動をとると考えられ、推定結果は正値となっている。空間ラグ項のパラメータ（ $\lambda$ ）の推定結果が負値である場合は、隣接地域に住む需要家が、電力消費量を増やすと、自地域の需要家は電力消費量を減らす行動をとることになる。また、推定結果が負値となった要因として、空間ラグ項をモデルに導入することで多重共線性が生じ、符号条件が負値に反転した可能性も考えられる。このことから、今回の分析だけでは推定結果の解釈が困難で

表1 モデルの推定結果

	モデル1	モデル2	モデル3	モデル4	モデル5	モデル6	モデル7	モデル8	モデル9
	空間ラグモデル		空間エラーモデル		SARARモデル (空間ラグ + 空間エラー)		固定効果モデル ランダム効果モデル (空間ラグ、空間エラーなし)		線形回帰モデル
	固定効果	ランダム効果	固定効果	ランダム効果	固定効果	ランダム効果			
切片項		-4.3998 ***		-0.7042		4.8336 ***		3.0234 ***	-0.5165 ***
価格	-0.0261 ***	-0.0312 ***	-0.2386 ***	-0.2349 ***	-0.0099 ***	-0.3347 **	-0.1393 ***	-0.1458 ***	-0.1647 ***
所得	-0.0387 ***	-0.0430 ***	0.0215	0.0193	-0.0159 ***	0.0527	-0.3112 ***	-0.2910 ***	0.0042
気温	0.0099 ***	0.0108 ***	0.0079 ***	0.0082 ***	0.0039 ***	0.0052 ***	0.0786 ***	0.0782 ***	0.0722 ***
人口	0.4290 ***	0.5530 ***	1.0330 ***	0.9551 ***	0.2037 ***	0.8427 ***	0.7667 ***	0.9398 ***	0.9312 ***
1月ダミー	0.0299 ***	0.0330 ***	0.3385 ***	0.3370 ***	0.0100 ***	0.5034 ***	0.2214 ***	0.2243 ***	0.2478 ***
2月ダミー	0.0276 ***	0.0304 ***	0.3066 ***	0.3059 ***	0.0090 ***	0.4481 ***	0.2244 ***	0.2269 ***	0.2526 ***
6月ダミー	-0.0112 ***	-0.0120 ***	-0.1967 ***	-0.1961 ***	-0.0028	-0.2843 ***	-0.1017 ***	-0.1106 ***	-0.2391 ***
12月ダミー	0.0235 ***	0.0260 ***	0.0541	0.0547 *	0.0094 ***	0.0783	0.1745 ***	0.1625 ***	-0.0179
空間ラグ ( $\lambda$ )	0.8773 ***	0.8667 ***			0.9578 ***	-0.4578 ***			
空間エラー ( $\rho$ )			0.9073 ***	0.9053 ***	-0.7238 ***	0.9575 ***			
分散比 ( $\phi$ )		191.119 ***		4.726 ***		15.945 ***			
対数尤度	11372	9917	11296	10412	11745	10574	6117	5365	2176
AIC	-22724	-19811	-22573	-20800	-23468	-21121	-12216	-10708	-4333
BIC	-22662	-19736	-22511	-20725	-23399	-21041	-12160	-10640	-4271

\*\*\*, \*\*, \* はそれぞれ、1%、5%、10%有意水準で統計的に有意であることを示す。

あるため、モデル6は、分析モデルから除外することとする。

上記の理由により、パラメータの符号条件に問題が生じていないと考えられるモデルは、空間エラーモデルを用いたモデル3とモデル4のみとなった。両モデルの違いは、地域固有効果 ( $\mu_i$ ) にモデル3では固定効果、モデル4ではランダム効果を採用している点にあり、推定されたパラメータの値は概ね類似している。

パネルデータ分析で使われる固定効果とランダム効果は、両者ともモデルに加えた説明変数だけでは捉えきれない影響（欠落変数による影響）を取り除くために使用されるが、一般的には、固定効果は説明変数と相関がある欠落変数の影響を取り除くために使われ、ランダム効果は説明変数と相関がない（独立

な）欠落変数による影響を取り除くために使われる。そのため、固定効果を用いるか、ランダム効果を用いるか判断が難しい場合には、ハウスマン検定が使われる。

ハウスマン検定では、欠落変数による影響を含むと考えられるモデルの誤差項と、モデルに加えた説明変数との相関関係について、統計的仮説検定が行われる。本分析では、パネルデータ分析で使われるハウスマン検定を拡張した空間ハウスマン検定（Mutl and Pfaffermayr 2011）を利用する。

仮説検定の結果、帰無仮説 ( $H_0$  : 説明変数と誤差項は独立である) が、5%有意水準で棄却できない ( $\chi^2 = 0.58$ , 自由度 8,  $p\text{-value}=0.9$ ) という結果となった。このことから、説明変数と誤差項は独立である可能性が高いことから、本研究では、ランダム効果を

含むモデル 4 を最良なモデルとして選択する。

空間エラーモデル（モデル 4）は、誤差項の空間相関を考慮することで、モデルに加えることができない変数（欠落変数、Omitted variables）によるバイアスを緩和している可能性も考えられる（瀬谷・泊 2025, p.22、村上 2022, pp.86-87）。推定結果を確認すると、空間エラー項のパラメータ ( $\rho$ ) は、統計的に有意で正值となっていることから、誤差項に正の空間相関がみられる。また、空間エラーモデルの価格弾力性の推定結果を確認すると、負値で統計的に有意である。その一方で、所得弾力性は、正値ではあるものの、統計的に有意にはなっていない。今回の分析期間（2022年4月～2024年3月）では、2022年度から2023年度にかけて、低圧需要電力量は多くの市区町村で減少傾向であったが、所得は概ね横ばい傾向にあったことから、所得の影響を確認できなかった可能性も考えられる。

次に、気温の推定結果を確認すると、空間構造を考慮していないモデル（固定効果モデル、ランダム効果モデル、線形回帰モデル）と比べて、パラメータの推定値が小さいことが分かる。空間構造を考慮していないモデルでは、分析モデルに含まれていない気象要因による地域間差異を十分に考慮できていないことで、推定結果が過大に評価されている可能性も考えられる。

最後に、モデル選択規準 AIC および BIC の値を比較すると、空間エラーモデル（モデル 4）は、空間構造を考慮していないモデル（固定効果モデル、ランダム効果モデル、線形回帰モデル）よりも AIC および BIC の値が小さくなり、分析データへの当てはまりが改善されていることが分かる。このことから、空間パネルデータ分析において、空間構造を明示的にモデルに導入することが重要であることが分かる。

## 6. シミュレーション分析

市区町村別将来推計人口（2040年、国立社会保障・人口問題研究所）を用いて、低圧需要電力量の簡易シミュレーションを実施した。人口以外の説明変数は、2023年の値を使用し、モデルから得られる月ごとの予測値をもとに、年間消費量（12ヶ月計）を試算した。住宅ストック構造等の変化を考慮していない点については留意が必要である。本分析では、ランダム効果を含む空間エラーモデルが最良なモデルとして選ばれたことから、毎月の予測値を計算する際に、予測値の分散が最小となり、不偏性を持つ、以下の BLUP（Best Linear Unbiased Predictor, Baltagi 2013, p.330）を用いた。

$$\hat{y}_{T+\tau} = X_{T+\tau} \hat{\beta}_{ML} + \left( \frac{\sigma_{\mu}^2}{\sigma_1^2} \right) [\iota'_T \otimes I_N] \hat{u}_{ML} \quad (6)$$

ここで、 $\sigma_1^2 = T\sigma_{\mu}^2 + \sigma_v^2$ 、 $\iota_T$  は要素が全て 1 である  $T \times 1$  ベクトル、 $I_N$  は  $N \times N$  の単位行列、 $\hat{u}_{ML}$  は  $NT \times 1$  の残差ベクトルを表す。

図 1 では、2023 年低圧需要電力量（実績値）からの変化率を示している。その結果、首都圏は微増傾向であるものの、一部の都市を除く地方では減少傾向が顕著に見られ、首都圏とその他の地域で低圧需要電力量の変化率に大きな違いが見られ、都道府県レベルの分析ではわからない、詳細な地域間差異が確認できる。

## 7. まとめと今後の課題

本研究では、関東地方の市区町村別電力需要データを例に、空間計量経済学の知見に着目し、空間構造を適切に考慮したモデルを用いることの意義を検証した。

モデルの推定結果から、空間エラーモデルが最良なモデルとして選択された。空間エラ

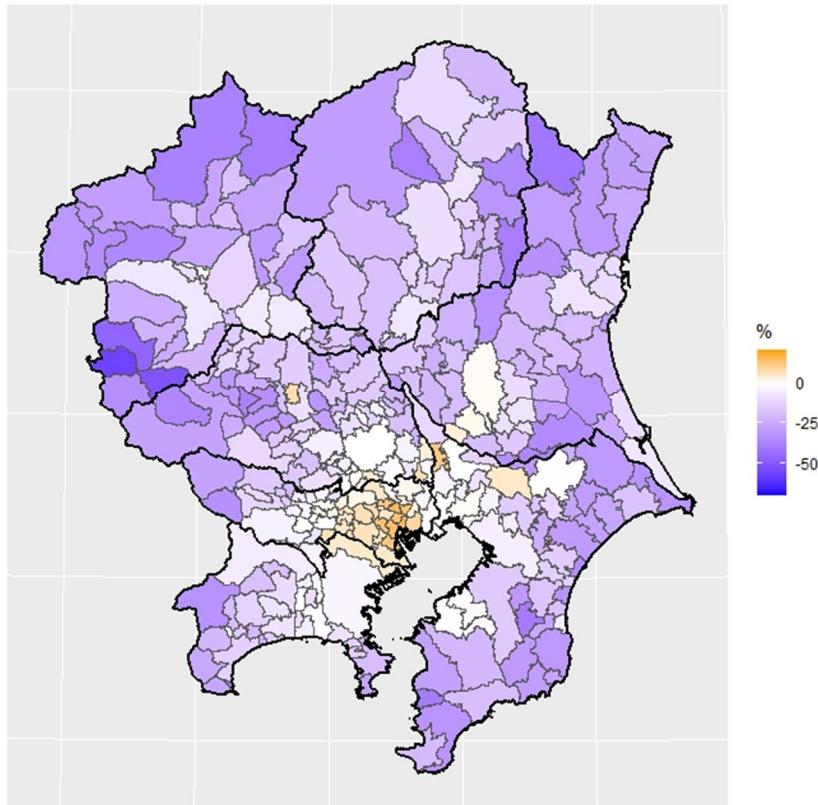


図1 市区町村別将来推計人口（2040年）を用いた場合の市町村別低圧電力需要の変化率  
(2023年実績値との比較)

一モデルは、誤差項の空間相関を考慮することで、モデルに加えることができない変数（欠落変数、Omitted variables）によるバイアスを緩和し、誤差項の空間相関を取り除くことで、パラメータの推定結果や仮説検定について、理論的妥当性が保証されると考えられる。さらに、空間構造を考慮していないモデル（固定効果モデル、ランダム効果モデル、線形回帰モデル）と比較して、モデル選択規準 AIC と BIC の値が小さくなり、分析データへの当てはまりが改善されることが確認された。このことから、空間パネルデータ分析において、空間構造を明示的にモデルに導入することが重要であることが分かった。その一方で、今回の分析では、パラメータの符号条件に問題が生じているモデルが散見された。

このことから、地域間差異を考慮する場合に、統計的なモデル選択だけではなく、モデルの解釈可能性などを踏まえたモデル選択が重要であり、価格弾力性や所得弾力性を推定する際に留意する必要がある。

さらに、本研究では市区町村別将来推計人口（2040年）を用いて、低圧需要電力量の簡易シミュレーションを実施した。その結果、首都圏とその他の地域で、低圧需要電力量の減少率に明確な違いが見られ、空間計量経済学の知見を活用し空間構造を考慮することで、市区町村レベルのシミュレーション分析への適用可能性を確認した。

今回の分析結果より、これまでの電力需要分析では、全国もしくは都道府県レベルのデータから、価格弾力性や所得弾力性の全国平

均を推定していたが、市区町村レベルのデータを活用し空間構造を考慮することで、弾力性の推定やシミュレーションによる増減予測について、より適切でより詳細な分析が可能になると考えられる。

今後の課題として、本研究では、分析期間がコロナ禍であったことから、市区町村別需要電力量の分析期間を延ばして分析を行ったり、市区町村別の地域間差異を捉えるような説明変数（例：住宅ストック構成など）を追加し、欠落変数による影響を緩和したりすることで、推定結果の精緻化を行っていく必要がある。

## 参考文献

- [1] 瀬谷創, & 堤盛人. (2014). 空間統計学: 自然科学から人文・社会科学まで—自然科学から人文・社会科学まで—(統計ライブラリー). 朝倉書店.
- [2] 瀬谷創, & 泊将史. (2025). 空間計量経済学における近年の方法論的な発展. 統計数理 (73, 19-34) 特集「空間統計モデリング：理論と応用」
- [3] 谷下雅義. (2009). 世帯電力需要量の価格弾力性の地域別推定. エネルギー・資源学会論文誌, 30(5), 1-7.
- [4] 村上大輔. (2022). R ではじめる地理空間データの統計解析入門. 講談社
- [5] Anselin, L. (1988). Spatial econometrics: methods and models (Vol. 4). Springer Science & Business Media.
- [6] Baltagi, B. H., & Liu, L. (2011). Instrumental variable estimation of a spatial autoregressive panel model with random effects. *Economics Letters*, 111(2), 135-137.
- [7] Baltagi, B. H. (2013). *Econometric analysis of panel data -fifth edition-*. Wiley
- [8] Elhorst, J. P. (2003). Specification and estimation of spatial panel data models. *International regional science review*, 26(3), 244-268.
- [9] Elhorst, J. P. (2014). Spatial econometrics: from cross-sectional data to spatial panels (Vol. 479, p. 480). Heidelberg: Springer.
- [10] Gomez, L. M. B., Filippini, M., & Heimsch, F. (2013). Regional impact of changes in disposable income on Spanish electricity demand: A spatial econometric analysis. *Energy economics*, 40, S58-S66.
- [11] Honjo, K., Shiraki, H., & Ashina, S. (2018). Dynamic linear modeling of monthly electricity demand in Japan: Time variation of electricity conservation effect. *PLoS one*, 13(4), e0196331.
- [12] Kapoor, M., Kelejian, H. H., & Prucha, I. R. (2007). Panel data models with spatially correlated error components. *Journal of econometrics*, 140(1), 97-130.
- [13] Kelejian, H. H., & Prucha, I. R. (1998). A generalized spatial two-stage least squares procedure for estimating a spatial autoregressive model with autoregressive disturbances. *The journal of real estate finance and economics*, 17(1), 99-121.
- [14] Lee, L. F., & Yu, J. (2010). Estimation of spatial autoregressive panel data models with fixed effects. *Journal of econometrics*, 154(2), 165-185.
- [15] Millo, G., & Piras, G. (2012). splm: Spatial panel data models in R. *Journal of statistical software*, 47, 1-38.
- [16] Millo, G. (2022). The generalized spatial random effects model in R. *Journal of Spatial Econometrics*, 3(1), 7.
- [17] Muttl, J., & Pfaffermayr, M. (2011). The Hausman test in a Cliff and Ord panel model. *The Econometrics Journal*, 14(1), 48-76.
- [18] Nakajima, T. (2010). The residential demand for electricity in Japan: an examination using empirical panel analysis techniques. *Journal of Asian Economics*, 21(4), 412-420.
- [19] Okajima, S., & Okajima, H. (2013). Estimation of Japanese price elasticities of residential electricity demand, 1990–2007. *Energy Economics*, 40, 433-440.
- [20] Otsuka, A. (2015). Demand for industrial and commercial electricity: evidence from Japan. *Journal of Economic Structures*, 4(1), 1-11.
- [21] Otsuka, A., & Haruna, S. (2016). Determinants of residential electricity demand: evidence from Japan. *International Journal of Energy Sector Management*, 10(4), 546-560.
- [22] Park, J., & Yun, S. J. (2022). Social determinants of residential electricity consumption in Korea: Findings from a spatial panel model. *Energy*, 239, 122272.
- [23] Wang, N., & Mogi, G. (2017). Industrial and residential electricity demand dynamics in Japan: How did price and income elasticities evolve from 1989 to 2014?. *Energy Policy*, 106, 233-243.

## 付録 A 空間内挿法を用いた市区町村別月平均気温の推定

本研究では、市区町村別の月平均気温を空間内挿法で推定し、市区町村別需要電力量の

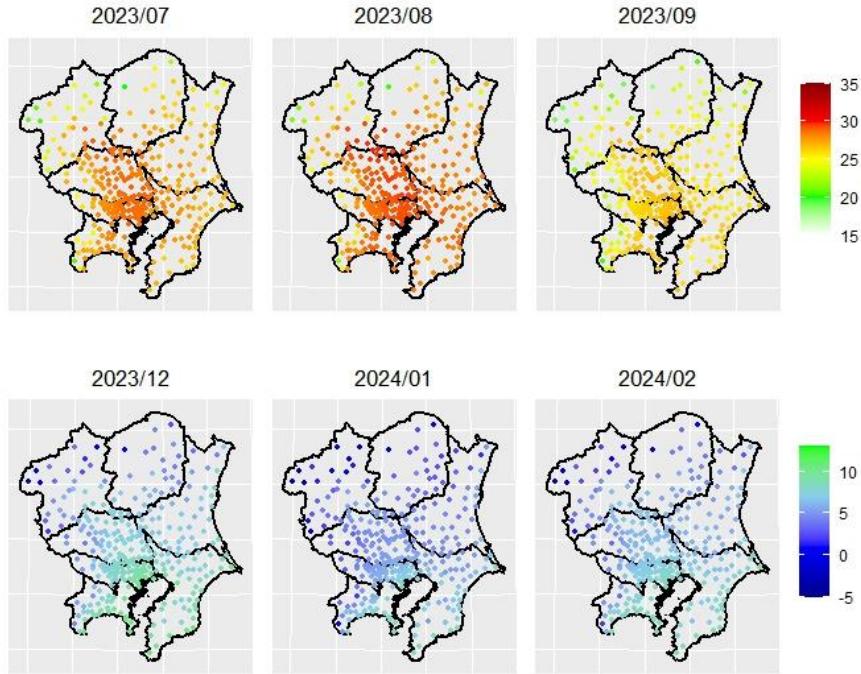


図2 空間内挿法を用いた月別平均気温の推定結果の例 (単位°C)

分析に用いている。ここでは、月平均気温(24ヶ月分)の推定方法を概説する。

気温データが入手可能な、気象庁の観測所は限られることから、本研究では、メッシュ平年値(3次メッシュ)を活用する。地点 $s_i$ における月平均気温の観測値を $y(s_i)$ 、同地点のメッシュ平年値を $x(s_i)$ とし、

$$y(s_i) = x(s_i)\beta + z(s_i)$$

$$E(z(s_i)) = 0$$

$$Cov(z(s_i), z(s_j)) = c(d_{ij})$$

というモデルを推定する。ここで、 $d_{ij}$ は、地点 $s_i$ と地点 $s_j$ の距離を表し、 $c(d_{ij})$ は、距離が長くなるほど、小さな値をとる。この関数 $c(d_{ij})$ はコバリオグラムもしくは共分散関数などと呼ばれ、球型、指数型、ガウス型があ

る(詳細は瀬谷・堤 2014、村上 2022を参照)。本研究では、3種類のコバリオグラムの中から、月ごとに交差検証を行い、予測誤差が小さいものを選択した。推定結果の例を図2に示す。

## 付録B 最尤法の概要

本分析では、パラメータを以下に示す対数尤度関数を最大化することで推定を行っている(Millo and Piras 2012, Millo 2022)。

### 固定効果を含む場合の対数尤度関数

$$\begin{aligned} \ell^{(F)}(\beta, \sigma_v^2, \lambda, \rho) \\ = -\frac{NT}{2} \log(2\pi\sigma_v^2) + T \log|A_N| + T \log|B_N| \\ - \frac{1}{2\sigma_v^2} \tilde{u}' [I_T \otimes (B_N' B_N)] \tilde{u} \end{aligned}$$

ここで、行列 $A_N$ と行列 $B_N$ は隣接行列 $W_N$ を用

いて、 $A_N = I_N - \lambda W_N$  および  $B_N = I_N - \rho W_N$  で表される。さらに、 $N \times 1$  誤差ベクトル  $\tilde{u}_t$  は、被説明変数  $y_t$  の時間平均  $\bar{y} = \sum_{t=1}^T y_t / T$  と説明変数  $X_t$  の時間平均  $\bar{X} = \sum_{t=1}^T X_t / T$  を用いて、 $\tilde{u}_t = A_N(y_t - \bar{y}) - (X_t - \bar{X})\beta = A_N\tilde{y}_t - \tilde{X}_t\beta$  と表され、それらを要素とする  $NT \times 1$  ベクトルを  $\tilde{u}' = [\tilde{u}'_1 \cdots \tilde{u}'_T]$  とする。このとき、パラメータ  $\beta$  と  $\sigma_v^2$  の最尤推定量は、以下の様に表される。

$$\hat{\beta}_{ML} = [\tilde{X}'\Sigma^{-1}\tilde{X}]^{-1}\tilde{X}'\Sigma^{-1}A\tilde{y}$$

$$\hat{\sigma}_v^2 = \frac{1}{NT}\tilde{u}'\Sigma^{-1}\tilde{u}$$

ここで、

$$\Sigma = I_T \otimes (B_N' B_N)^{-1}$$

$$A = I_T \otimes A_N$$

$$\tilde{y} = \begin{bmatrix} \tilde{y}_1 \\ \tilde{y}_2 \\ \vdots \\ \tilde{y}_T \end{bmatrix}, \quad \tilde{X} = \begin{bmatrix} \tilde{X}_1 \\ \tilde{X}_2 \\ \vdots \\ \tilde{X}_T \end{bmatrix}$$

を表す。

### ランダム効果を含む場合の対数尤度関数

$$\begin{aligned} \ell^{(R)}(\beta, \sigma_v^2, \phi, \lambda, \rho) \\ = -\frac{NT}{2} \log(2\pi\sigma_v^2) - \frac{1}{2} \log|\Sigma| + T \log|A_N| \\ - \frac{1}{2\sigma_v^2} u'\Sigma^{-1}u \end{aligned}$$

ここで、

$$\Sigma = [I_T \otimes B_N]^{-1} [\phi(\iota_T \iota_T' \otimes I_N) + I_{NT}] [I_T \otimes B_N']^{-1}$$

$$\phi = \frac{\sigma_\mu^2}{\sigma_v^2}$$

$$u = Ay - X\beta$$

$$A = I_T \otimes A_N$$

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_T \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_T \end{bmatrix}$$

を表す。このとき、パラメータ  $\beta$  と  $\sigma_v^2$  の最尤推定量は、以下の様に表される。

$$\hat{\beta}_{ML} = [X'\Sigma^{-1}X]^{-1}X'\Sigma^{-1}Ay$$

$$\hat{\sigma}_v^2 = \frac{1}{NT}u'\Sigma^{-1}u$$