

# 全国消費実態調査の個票を用いた 自動車保有の駐車料金弾力性の評価

瀬谷 創<sup>1</sup>・中道 久美子<sup>2</sup>・山形 与志樹<sup>3</sup>

<sup>1</sup>正会員 広島大学 大学院国際協力研究科 (〒739-8529 東広島市鏡山1-5-1)

E-mail: hseya@hiroshima-u.ac.jp

<sup>2</sup>正会員 東京工業大学 大学院理工学研究科 (〒152-8550 東京都目黒区大岡山2-12-1)

E-mail: nakamichi@ide.titech.ac.jp

<sup>3</sup>正会員 国立環境研究所 地球環境研究センター (〒305-8506 つくば市小野川16-2)

E-mail: yamagata@nies.go.jp

近年、コンパクトシティの文脈で、温室効果ガス削減を目的とした自動車保有の抑制のために、住宅用駐車料金を管理・コントロールする施策の可能性が議論され始めている。しかしながら、我が国内外問わず、データの制約からこのような施策の有効性に関する実証的な検証はほとんどなされておらず、議論は抽象的なレベルに留まっているのが現状である。そこで本研究では、全国消費実態調査（全消）個票データの月あたり年極月極駐車場借料と自動車保有台数を用いて、自動車保有に対する駐車料金の弾力性の評価を試みた。除外変数バイアスと非線形性を考慮した順序ロジットモデルによる分析の結果、駐車料金の弾性値は絶対値で見ても最大でも0.2程度と比較的小さく、また全消の都市階級区分で規模の大きい大都市ほど、弾性値の絶対値が大きいという傾向が示された。

**Key Words:** *micro data, residential parking price, car ownership, elasticity, spatial ordered logit model*

## 1. はじめに

近年、コンパクトシティの文脈で、温室効果ガス削減を目的とした自動車保有の抑制のために、住宅用駐車料金 (residential parking price) を管理・コントロールする施策の可能性が議論され始めている。例えば、OECD (2012)<sup>1)</sup> では、公共交通機関と連携した高密度・混合土地利用の実現方策のひとつとして、駐車料金の値上げが挙げられている。しかしながら実際のところ、データの制約から世界的に見ても研究例は少なく、議論は抽象的なレベルに留まっているのが現状である。Guo (2013)<sup>2)</sup> は、政策・実務において住宅駐車場が無視されてきた理由として、住宅駐車場政策が交通行動に与える影響に関する実証知見の欠如を指摘している。実際、自動車保有や利用に対して世帯属性や地域固有要因が与える影響に関する研究は膨大に存在するが (Anowar et al., 2014)<sup>3)</sup>、駐車場の利用可能性や価格が自動車保有に与える影響に関する研究は、Woldeamanuel et al. (2009)<sup>4)</sup>、Guo (2013)<sup>2)</sup> 等非常に限られている。またこれらについても、駐車場の利用可能性をダミー変数で表現してモデルに投入するに留ま

っており、駐車料金の情報は用いられていない。自動車保有の分析モデリングにおいては、人口密度を地域固有変数の一つとしてモデルに投入する例が多いが、人口密度が高いこと自体が直接自動車保有に影響するわけではないため (Wegener and Fürst, 2004; Dulal et al., 2011)<sup>5)6)</sup>、当該変数は、公共交通整備水準や駐車料金の代理変数としての意味合いが強い。例えば、Salon (2009)<sup>7)</sup> は、既往研究で示された人口密度の効果は、それ自身の効果というよりも、駐車料金が除外されていることによる効果を示したものの (すなわち、除外変数バイアス) であると指摘している。したがって、駐車料金が自動車保有や利用に与える影響を実証的に検証する意義は小さくないと考えられる。

そこで本研究では、特に自動車保有に着目し、平成16年度の全国消費実態調査 (全消) の個票データの月あたり年極月極駐車場借料と自動車保有台数を用いて、自動車保有に対する駐車料金の弾力性の評価を試みるものである。除外変数バイアスを可能な限り排除して弾力性を求めるために、モデルとしては空間的自己相関や非線形性を考慮した順序ロジットモデルを用いることとする。

以下、第2章では、自動車保有に世帯属性・地域固有要因が与える影響を分析した既往研究を概観する。第3章では、本研究で用いるモデルについて説明する。第4章では、全消の個票データについて説明した後、実際にモデルの推定を行い、自動車保有に対する駐車料金の弾力性の評価を試みる。最後に、第5章で本稿を総括する。

## 2. 既往研究のレビュー

Anowar et al.(2014)<sup>9)</sup>は、自動車保有に関するモデリング手法の詳細なレビューを行っている。そこでは、通常の静学的な離散選択モデルから、カウントモデル、離散連続モデル、構造方程式モデル、生存時間モデルなどが説明されている。また、研究目的によってどの手法を採用すべきかについての指針が示され、空間的自己相関を考慮する重要性についても指摘がなされている。比較的近年の実証例としては、まずバルセロナおよびマドリッドを対象とし、自動車複数保有に、職場へのアクセシビリティ (job accessibility) が与える影響を順序プロビットモデルで検証したMatas et al. (2009)<sup>8)</sup>が挙げられる。この論文では、職場へのアクセスが良いほど、複数保有に比べて0台、あるいは1台保有の確率が高いことが示されている。Caulfield (2012)<sup>9)</sup>は、ダブリンを対象として、自動車複数保有の要因を多項ロジットモデルを用いて検証している。当該研究の特徴として、バス停の数、住宅密度を細かくカテゴリー化して検証している点が挙げられ、バス停の数と住宅密度がそれぞれ複数保有と負の相関を持つことが示されている。Clark (2007)<sup>10)</sup>は、イギリスを対象に、地理的加重回帰 (geographically weighted regression (GWR)) モデルを用いて、自動車保有に所得と人口が与える影響の地域差のマッピングを試みている。

一方、我が国においても、自動車保有・利用に関する研究が継続的に蓄積されてきた(兵藤, 2009)<sup>11)</sup>。芦沢 (1986)<sup>12)</sup>は、道路の整備水準と人口が乗用車保有水準に与える影響を市レベルの集計データを用いて検証したものである。そこでは、1) 1人あたり道路面積はその値が50m<sup>2</sup>/人以下の都市においてのみ乗用車保有水準に対して影響を持つこと、2) 乗用車保有水準に対するDID人口密度の弾性値は最大で約0.3であること、3) 人口5万人以下または5-10万人の小都市でもDID人口密度と人口あたり道路面積が乗用車保有水準に対して有意な説明力を持つことなどが示されている。伊藤・石田 (1993)<sup>13)</sup>は、乗用車走行台キロの地域別予測の第一歩として、都道府県レベルにおける乗用車保有率の地域的・時系列的変動、およびその要因のパネル分析を行っている。結果として、保有率に対して、世帯あたり県民所得が正、1人当たり改良済道路延長の対数が正、DID密度の対数が負に影響を確認している。谷口ら (1999)<sup>14)</sup>は、全国都市

パーソントリップ調査の個票データを用いて、ガソリン消費量の対数を様々な地域固有変数に回帰するモデルを構築し、例えば駅数や人口密度が負に有意となることを示している。鈴木・室町 (2011)<sup>15)</sup>は、自動車保有台数、自動車分担、年間自動車利用距離を、個人・世帯(非集計)レベルとゾーン(集計)レベルの2水準のデータを用いて説明するマルチレベルモデルを構築し、「自動車保有や自動車利用距離に対しては都市環境要因が一定の影響力を有しているものの、全体として個人・世帯要因の影響は強く、特に自動車分担に対しては個人要因が大きく作用している」と指摘している。

これらは、自動車の保有、あるいは利用に着目した研究であるが、保有・利用の関係性をモデル化した研究も存在する。三古・森川 (2004)<sup>16)</sup>は、構造方程式モデルを用いて、公共交通利便性、自動車保有台数、車距離の関係性を分析し、公共交通利便性の自動車保有への負の効果と、自動車保有台数の自動車旅行距離への正の効果を確認している。このような構造方程式モデルを用いるアプローチ (Van Acker and Witlox, 2010)<sup>17)</sup>の他に、コンピュータを用いて自動車保有期間と走行距離の非線形な依存関係をモデル化した研究(桑野ら, 2010)<sup>18)</sup>や、離散連続モデルを用いて自動車保有台数と走行距離を同時にモデル化した研究(小林ら, 2009; 兵藤ら, 2013)<sup>19) 20)</sup>なども存在する。このように、自動車の保有・利用に関しては非常に多くの研究が行われてきたものの、駐車料金が自動車保有に与える影響の検証や、弾力性を評価したような事例は、筆者らのレビューした範囲では存在しない。

## 3. 本研究で用いるモデル

### (1) Ordered logit model

本研究では、まず次次に示される基本的な ordered logit model を用いる (Bhat and Pulugurta, 1998)<sup>21)</sup>。

$$\text{Prob}[C_i = k] = P_{ik} = \mathbf{A}(\psi_k - Y_i^*) - \mathbf{A}(\psi_{k-1} - Y_i^*), \quad (1)$$

$$Y_i^* = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}, \quad (2)$$

where  $\mathbf{A}(z) = \exp[-\exp(-z)]$ .

ここで、 $C_i$ は、個人  $i$  の自動車保有台数を示し、 $k$ は、0, 1, 2, 3以上 (=  $K$ ) のいずれかの値をとる。閾値  $\psi_k$  には、通常  $\psi_1 = -\infty$ ,  $\psi_K = +\infty$  が仮定される。 $\mathbf{A}(\cdot)$  は、標準ガンベル分布関数である。 $Y_i^*$  は車保有を説明する潜在変数であり、 $\mathbf{x}_i$  は、説明変数ベクトル、 $\boldsymbol{\beta}$  は対応するパラメータベクトルである。

### (2) Semiparametric ordered logit model

さて、以下、(1)節のモデルの拡張を行う。式(2)では、自動車保有を説明する潜在変数  $Y_i^*$  を、線形式で説明していた。しかし、例えば所得の影響が線形式で説明できるとは想定しにくい。そこで、

$$Y_i^* = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta} + f_1(x_{1,i}) + f_2(x_{2,i}) + \dots \quad (3)$$

のように、説明変数の非線形効果を平滑化関数  $f_i(\cdot)$  でとらえる、セミパラメトリックモデルを考える。平滑化関数としては、標準的な薄板スプライン (thin plate spline) を用いる (Wood, 2006) <sup>22)</sup>。

### (3) Spatial ordered logit model

通常の回帰モデル同様、式(2)は、除外変数バイアスに苦しむ可能性がある。特に、多重共線性と除外変数が同時に存在するとき、符号の逆転が発生する可能性があることが分かっている (Seya et al., 2014) <sup>23)</sup>。しかし一方で、モデルから抜け落ちた除外変数は空間的自己相関構造を示す場合が多いと考えられるため、このような空間的相関効果をモデルに取り入れることで、符号の逆転等の除外変数バイアスが改善され得ることがいくつかの研究で示されている (Brasington and Hite, 2005; Seya et al., 2013) <sup>24), 25)</sup>。

空間的自己相関の考慮法は、重み行列を用いて考慮する空間計量経済学的なアプローチと、データが連続的に分布する空間を想定して距離の関数を用いて考慮する地球統計的なアプローチがあるが (瀬谷・堤, 2014) <sup>26)</sup>、ここでは後者を用いる。これは、後述するように全消のデータの位置座標が市区町村までしか判別できず、結果として各市区町村に複数の観測があるようなデータベースとなることにより、重み行列の構成がやや複雑になるためである。後者のアプローチでは、同一地点に複数の観測が行われていても、ナゲット効果と呼ばれる測定誤差・局所変動項として考慮することが可能である (Fahrmeir and Lang, 2001) <sup>27)</sup>。式(2)を、ここでは次のように与える (Kneib and Fahrmeir, 2006) <sup>28)</sup>。

$$Y_i^* = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta} + f_{spatial}(s_i) \quad (4)$$

ここで、 $s_i$  は位置座標 (市区町村中心)、 $f_{spatial}(s_i)$  は空間的自己相関効果を示す。

### (3) Spatial-Semiparametric mixed-effects ordered logit model

さらに、平均 0、分散  $\sigma^2$  の正規分布に従う空間構造を持たないランダム項  $f_{unstr}(s_i)$  を用いて、各市区町村  $s_i$  内に属するデータ間の類似性 (グループ効果) を考慮すれば、

$$Y_i^* = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta} + f_1(x_{1,i}) + f_2(x_{2,i}) + \dots + f_{spatial}(s_i) + f_{unstr}(s_i) \quad (5)$$

と定式化できる。

これらのモデルは、BayesX (Brezger and Kneib, 2005) <sup>29)</sup> を用いて推定可能であり、本研究ではパラメータ推定法として制限付き最尤法 (REML 法) を用いている。

## 4. 実証

### (1) 駐車場価格データの作成

本研究では、全消の2004年の個票データ (単身、二人以上両方) から、世帯・月あたり年極月極駐車場借料 (Parking) [円/HH/台] (HHは世帯を示す) を分析に用いる。サンプル数は、60059である。なお、個票には、市区町村コードが付与されているため、モデルにおいて、世帯属性だけでなく、都市構造のような市区町村単位の地域固有変数も用いることが可能である。しかし、市区町村より細かい範囲で居住地を特定することはできない。

駐車料金が自動車保有に与える影響を検証するために、本研究では図1に示すとおり、自動車の保有台数を0, 1, 2, 3以上に分類した。図2に、保有台数の空間分布を示す。東京や大阪の都心部で、1未満の区分に分類される市区町村が確認できる一方、地方部では2を超える区分に分類される市区町村が多いことが分かる<sup>1)</sup>。

残念ながら全消のデータでは、駐車場への支出額が分かるのは、自動車を少なくとも1台以上保有している世帯のみであり、非保有世帯が直面する駐車場価格は不明である。また、調査対象の位置座標が与えられている訳ではないため、GISを用いて最近隣の駐車場を予測することも難しい。したがって調査データそのものから、自動車保有に対する駐車場価格の弾力性を算出することは困難である。

そこで本研究では、各世帯が直面する大凡の駐車場価格を、統計モデルで予測することとした。住宅駐車場は、地方部の戸建住宅であれば、自宅駐車 (支出ゼロ) である可能性が高く、都心部の集合住宅であれば、月極駐車場を利用する可能性が高いと考えられる。また、言うまでもなく都心部と地方部では月額利用料に大きな差がある。したがってここでは、市区町村レベルで、人口密度の (自然) 対数 [log(PopDens)], 従業員密度の対数 [log(EmpDens)], 集合住宅割合 [Condo] を用いて、[A] 支出がゼロか否かに関するロジットモデル (Zero-inflation model), 並びに [B] 支出金額に関するカウントモデル (Count model) の2つのモデルからなる、ゼロ過剰負の

<sup>1)</sup>各調査市で、少なくとも24世帯を確保することが基本とされているが、サンプル数には空間的な偏りがあるため、解釈には注意を要する。

二項 (zero-inflated negative binomial) モデルを構築した<sup>2</sup>.

$$\begin{cases} y_i = 0 & \text{with probability } \pi_i \\ y_i \sim NB(\lambda_i, \theta) & \text{with probability } (1 - \pi_i) \end{cases}; \quad (6)$$

$$\text{logit}(\pi_i) = \mathbf{z}_i' \boldsymbol{\gamma},$$

$$\log(\lambda_i) = \mathbf{x}_i' \boldsymbol{\beta}. \quad (7)$$

ここで、 $y_i$ は世帯*i*の自動車1台あたりの月あたり駐車場借料、*NB*は負の二項分布を意味しており、 $\theta$ はいわゆる過分散 (overdispersion) をコントロールする非負のパラメータである。また、 $\mathbf{z}_i$ ,  $\mathbf{x}_i$ は、それぞれ [A], [B] のモデルのための説明変数ベクトル、 $\boldsymbol{\gamma}$ ,  $\boldsymbol{\beta}$ はそれぞれパラメータベクトルである。表1に、パラメータ推定結果を、図3に、観測値と当てはめ値の散布図を示す。図3より、説明力は概ね良好であることが見てとれる。Zero-inflation modelでは、従業員密度の対数、集合住宅割合ともにパラメータが負に推定され、従業員密度が低く、集合住宅割合が低い地域で、支出ゼロとなる確率が高いことが示唆された。なお、当モデルでは人口密度の対数が有意にならなかったため、除外している。一方で、Count modelでは、3変数ともパラメータが正に推定され、人口密度や従業員密度が高く、集合住宅の割合が高い地域で駐車場価格が高いという直観と整合する結果が得られた。

本モデルに、世帯ごとの説明変数をプラグインし、各世帯が直面する駐車場価格のデータを作成した。無論、このようなモデルによる推計では、予測誤差の混入が避けられないため、方法論の改善は重要な課題である。

## (2) 自動車保有モデルの構築

本節では、第2章で説明したモデルを用いて、自動車保有に対する駐車場価格の弾力性を計測する。用いる説明変数は、1台あたり駐車場価格/1000[yen/HH] (Parking/1000)、世帯月収/1000 [yen/HH] (Income/1000)、市区町村従業員密度の対数[#/km<sup>2</sup>] (log(EmpDens))、過疎地域ダミー[1 or 0] (DePop)、市区町村面積[km<sup>2</sup>] (Area)、市区町村人口密度の対数[#/km<sup>2</sup>] (log(PopDens))、市区町村バス停留所密度[#/km<sup>2</sup>] (BusDens)、市区町村鉄道駅密度[#/km<sup>2</sup>] (StaDens)、

表2：世帯類型

Type A.	高齢単身 (65歳以上)
Type B.	若中年単身 (65歳未満)
Type C.	高齢夫婦 (夫婦どちらかが65歳以上)
Type D.	若中年夫婦 (夫婦両方65歳未満)
Type E.	片親と未婚子供
Type F.	夫婦と未婚子供
Type G.	その他

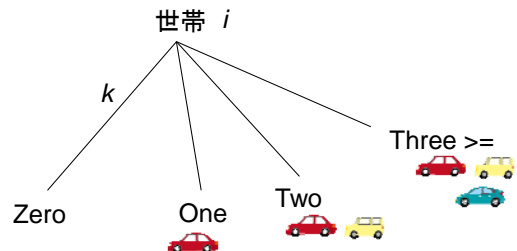


図1：モデルの構造

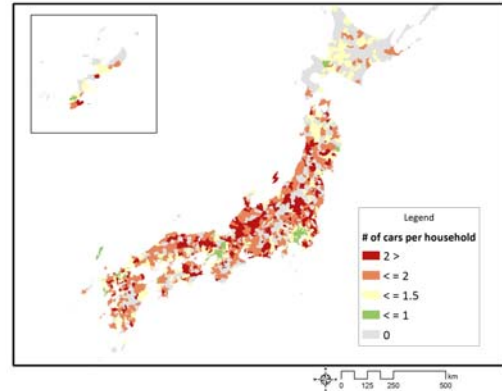


図2：世帯当たり自動車台数の分布

表1：パラメータ推定結果

Zero-inflation model			
	Coef.	Std. error	z
(Intercept)	1.488	0.424	3.51
log(EmpDens.)	-0.7969	0.104	-7.66
Condo	-5.092	1.45	-3.50
Log-likelihood:		-8676	
Count model			
	Coef.	Std. error	z
(Intercept)	4.468	0.116	38.6
log(PopDens.)	0.2434	0.0680	3.58
log(EmpDens.)	0.1504	0.0669	2.25
Condo	1.386	0.151	9.18
Log(theta)	0.4440	0.0404	11.0

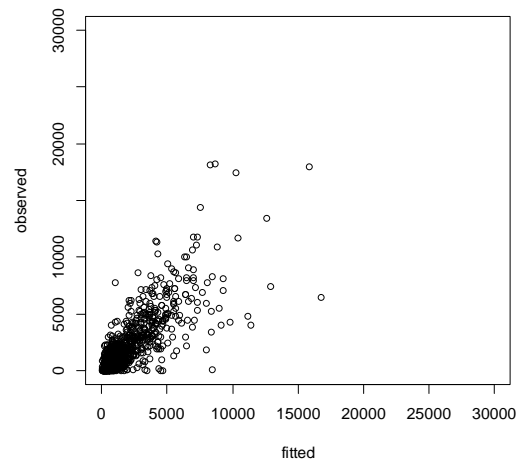


図3：観測値 (縦軸) と当てはめ値 (横軸)

表3：パラメータ推定結果 (C1, C2)

C1	Ordered logit			Spatial ordered logit			Semiparametric ordered logit			Spatial-Semiparametric mixed-effects ordered logit		
	Coef.	Std. error	t	Coef.	Std. error	t	Coef.	Std. error	t	Coef.	Std. error	t
(Intercept)												
0 1	-6.377	0.800	-7.97	-5.604	1.02	-5.51	-8.715	1.20	-7.26	-7.909	1.65	-4.79
1 2	-2.953	0.795	-3.72	-2.091	1.01	-2.06	-5.253	1.20	-4.39	-4.296	1.65	-2.61
2 3	-0.4276	0.799	-0.535	0.4780	1.02	0.470	-2.721	1.20	-2.27	-1.694	1.65	-1.03
Parking/1000	-0.06211	0.00500	-12.4	-0.05614	0.00503	-11.2	-0.06374	0.00504	-12.6	-0.05447	0.00520	-10.5
Income/1000	0.001287	0.000130	9.91	0.001374	0.000131	10.5						
Log(EmpDens.)	-0.1044	0.0808	-1.29	-0.3734	0.0867	-4.31	-0.1110	0.0812	-1.37	-0.4270	0.125	-3.43
Depop	-1.137	0.333	-3.41	-0.5526	0.361	-1.53	-1.084	0.335	-3.23	-0.5100	0.556	-0.916
Area	-0.003973	0.000692	-5.74	-0.003882	0.000745	-5.21	-0.004006	0.000696	-5.76	-0.003969	0.00112	-3.55
Log(PopDens.)	-0.6119	0.0870	-7.03	-0.3399	0.101	-3.36	-0.6265	0.0875	-7.16	-0.3075	0.143	-2.16
BusDens	-0.03042	0.0181	-1.68	0.04587	0.0245	1.87	-0.02818	0.0182	-1.55	0.04194	0.0349	1.20
StaDens	-0.2250	0.0747	-3.01	-0.2062	0.0815	-2.53	-0.2135	0.0753	-2.84	-0.1960	0.110	-1.77
MDI	0.000009425	0.0000401	0.235	0.00003522	0.0000419	0.840	0.00001195	0.0000404	0.296	0.00005863	0.0000575	1.02
HH_num	0.3433	0.0424	8.09	0.3399	0.0427	7.97						
Type A	-2.209	0.238	-9.28	-2.256	0.240	-9.41	-0.4714	0.667	-0.707	-0.5201	0.728	-0.714
Type B	-0.7684	0.181	-4.24	-0.7783	0.182	-4.27	0.8754	0.648	1.35	0.8696	0.711	1.22
Type C	-0.5532	0.143	-3.87	-0.5395	0.144	-3.75	0.09654	0.179	0.540	0.1051	0.185	0.570
Type D	0.5846	0.145	4.03	0.5917	0.146	4.07	1.098	0.180	6.09	1.076	0.186	5.80
Type E	-0.3366	0.161	-2.09	-0.3134	0.162	-1.93	-0.004470	0.171	-0.0262	0.03142	0.174	0.180
Type F	0.3810	0.103	3.70	0.3913	0.103	3.78	0.08699	0.114	0.763	0.07918	0.116	0.682
				Variance	Smooth Par.	df	Variance	Smooth Par.	df	Variance	Smooth Par.	df
s(HH_num)							0.04032	24.80	4.336	0.05102	19.60	4.470
s(Income/1000)							0.6394	1.564	4.077	0.6719	1.488	4.076
s(PX, PY)				0.9968	1.003	8.331				0.9056	1.104	7.575
Random effects										0.1492	6.701	71.19
Hit ratio		0.6419			0.6460			0.6464			0.6552	
Initial log-likelihood		-5644.4			-5644.4			-5644.4			-5644.4	
Final log-likelihood		-4585.0			-4498.8			-4536.3			-4336.7	
PseudoR2(McFadden)		0.1877			0.2030			0.1963			0.2317	

C2	Ordered logit			Spatial ordered logit			Semiparametric ordered logit			Spatial-Semiparametric mixed-effects ordered logit		
	Coef.	Std. error	t	Coef.	Std. error	t	Coef.	Std. error	t	Coef.	Std. error	t
(Intercept)												
0 1	-3.315	0.412	-8.05	-4.836	0.524	-9.23	-5.543	0.788	-7.04	-7.177	1.43	-5.03
1 2	-0.09878	0.411	-0.241	-1.592	0.523	-3.05	-2.279	0.787	-2.90	-3.784	1.43	-2.66
2 3	2.257	0.411	5.49	0.7988	0.523	1.53	0.1015	0.787	0.129	-1.287	1.43	-0.903
Parking/1000	-0.09715	0.00411	-23.7	-0.09725	0.00413	-23.6	-0.09745	0.00411	-23.7	-0.08443	0.00421	-20.0
Income/1000	0.001426	0.0000683	20.9	0.001401	0.0000687	20.4						
Log(EmpDens.)	-0.06530	0.0593	-1.10	-0.16861	0.0665	-2.54	-0.06986	0.0595	-1.17	-0.1324	0.193	-0.686
Depop	0.2431	0.0952	2.55	0.4492	0.104	4.30	0.2560	0.0955	2.68	0.4146	0.313	1.32
Area	-0.00008657	0.000114	-0.0762	-0.0004238	0.000120	-3.54	-0.00002340	0.000114	-0.205	-0.0004877	0.000347	-1.40
Log(PopDens.)	-0.1485	0.0449	-3.31	-0.2642	0.0472	-5.60	-0.1532	0.0450	-3.40	-0.3143	0.139	-2.27
BusDens	-0.009025	0.0136	-0.664	0.01427	0.0157	0.910	-0.01386	0.0136	-1.02	-0.001696	0.0419	-0.0405
StaDens	0.4297	0.179	2.40	0.6359	0.184	3.46	0.4584	0.180	2.55	0.4601	0.488	0.942
MDI	-0.0004627	0.0000573	-8.07	-0.0003915	0.0000645	-6.07	-0.0004502	0.0000576	-7.82	-0.0003746	0.000174	-2.16
HH_num	0.3461	0.0203	17.1	0.3438	0.0203	16.9						
Type A	-3.469	0.126	-27.6	-3.496	0.126	-27.7	-1.292	0.633	-2.04	-1.363	0.644	-2.12
Type B	-1.628	0.100	-16.3	-1.638	0.100	-16.3	0.4758	0.628	0.757	0.4598	0.639	0.719
Type C	-1.398	0.0728	-19.2	-1.386	0.0730	-19.0	-0.5627	0.0987	-5.70	-0.5030	0.0994	-5.06
Type D	-0.2251	0.0713	-3.16	-0.1987	0.0715	-2.78	0.4942	0.0987	5.01	0.5534	0.0994	5.57
Type E	-0.9895	0.0820	-12.1	-0.9699	0.0822	-11.8	-0.5368	0.0879	-6.11	-0.4917	0.0888	-5.54
Type F	-0.3665	0.0466	-7.86	-0.3342	0.0469	-7.13	-0.5301	0.0508	-10.4	-0.4718	0.0516	-9.14
				Variance	Smooth Par.	df	Variance	Smooth Par.	df	Variance	Smooth Par.	df
s(HH_num)							0.07329	13.64	5.719	0.07606	13.15	5.723
s(Income/1000)							1.842	0.5430	6.003	2.031	0.4923	6.080
s(PX, PY)				0.4920	2.033	8.839				0.5074	1.971	7.280
Random effects										0.1955	5.114	100.5
Hit ratio		0.5659			0.5743			0.5724			0.5975	
Initial log-likelihood		-22502.9			-22502.9			-22502.9			-22502.9	
Final log-likelihood		-18288.8			-18135.4			-18089.1			-17447.5	
PseudoR2(McFadden)		0.1873			0.1941			0.1961			0.2247	

混合密度指数（従業員密度×世帯密度／(従業員密度+世帯密度)）（MDI）（Potoglou and Kanaroglou, 2008）<sup>30</sup>，世帯人数（HHNum），7世帯類型（A～G）ダミー（表2）となっている<sup>3</sup>。国土数値情報のデータから公共交通整備水準の情報を作成し、用いるのは新たな試みであるが、運行頻度等の考慮は今後の課題である。

なお、モデルは平成16年度の全消の都市階級区分に基

づき、C1：大都市（人口100万以上、政令指定都市および東京都区部）、C2：中都市（15～100万未満）、C3：小都市A（5～15万未満）、C4：小都市B（3～5万未満）、C5：町村ごとに構築した。今回、非線形効果については、世帯属性のうち、ダミー変数と駐車場を除いた、世帯収入と世帯人数について考慮することとした。

表3に、各モデルのパラメータ推定結果を示す。C1～C5に共通して、駐車場価格は負でかつ、1%水準で統計的に有意となっていることが分かる。また、世帯収入

<sup>3</sup> データソースは、過疎地域（平成17）、バス停留所（平成22）、鉄道駅（平成17）は国土数値情報である。

表3：パラメータ推定結果 (C3, C4)

C3	Ordered logit			Spatial ordered logit			Semiparametric ordered logit			Spatial-Semiparametric mixed-effects ordered logit		
	Coef.	Std. error	t	Coef.	Std. error	t	Coef.	Std. error	t	Coef.	Std. error	t
(Intercept)												
0 1	-3.905	0.332	-11.8	-4.089	0.494	-8.28	-5.803	0.576	-10.1	-6.630	0.784	-8.46
1 2	-0.8608	0.329	-2.61	-1.011	0.492	-2.06	-2.702	0.575	-4.70	-3.425	0.783	-4.37
2 3	1.587	0.330	4.81	1.479	0.492	3.01	-0.2177	0.573	-0.380	-0.8135	0.782	-1.04
Parking/1000	-0.1187	0.00740	-16.0	-0.1151	0.00744	-15.5	-0.1205	0.00744	-16.2	-0.1064	0.00772	-13.8
Income/1000	0.001954	0.0000975	20.1	0.001910	0.0000982	19.5						
Log(EmpDens.)	0.5627	0.0898	6.26	0.2733	0.0926	2.95	0.5827	0.0901	6.47	0.2176	0.159	1.36
Depop	-0.1791	0.0837	-2.14	-0.1594	0.0882	-1.81	-0.1650	0.0840	-1.96	-0.2219	0.154	-1.44
Area	-0.0003564	0.000130	-2.73	-0.0004120	0.000133	-3.09	-0.0003536	0.000131	-2.70	-0.0004872	0.000233	-2.09
Log(PopDens.)	-0.7229	0.0792	-9.13	-0.4924	0.0810	-6.08	-0.7407	0.0794	-9.33	-0.5330	0.133	-4.00
BusDens	0.002090	0.0158	0.132	-0.04735	0.0177	-2.68	-0.0004110	0.0159	-0.0259	-0.04187	0.0294	-1.42
StaDens	-0.7783	0.254	-3.06	-0.5958	0.269	-2.21	-0.8403	0.255	-3.29	-0.8752	0.450	-1.94
MDI	-0.0004343	0.0000843	-5.15	-0.0002235	0.0000874	-2.56	-0.0004321	0.0000846	-5.11	-0.0001804	0.000151	-1.19
HH_num	0.3059	0.0259	11.8	0.3024	0.0260	11.6						
Type A	-3.705	0.166	-22.3	-3.760	0.167	-22.5	-1.229	0.758	-1.62	-1.330	0.747	-1.78
Type B	-1.822	0.135	-13.5	-1.837	0.136	-13.6	0.5764	0.752	0.766	0.6295	0.741	0.850
Type C	-1.690	0.0976	-17.3	-1.692	0.0979	-17.3	-0.7572	0.138	-5.48	-0.7343	0.140	-5.23
Type D	-0.4868	0.0937	-5.19	-0.4829	0.0942	-5.13	0.3336	0.138	2.42	0.3898	0.140	2.78
Type E	-1.221	0.114	-10.7	-1.190	0.114	-10.4	-0.6845	0.125	-5.49	-0.6092	0.127	-4.79
Type F	-0.5571	0.0602	-9.26	-0.5318	0.0606	-8.78	-0.6945	0.0652	-10.7	-0.6222	0.0669	-9.30
				Variance	Smooth Par.	df	Variance	Smooth Par.	df	Variance	Smooth Par.	df
s(HH_num)							0.06798	14.71	5.506	0.06504	15.37	5.449
s(Income/1000)							0.2774	3.605	5.139	0.2662	3.757	5.051
s(PX, PY)				0.7444	1.343	8.972				0.3639	2.748	7.423
Random effects										0.2261	4.423	181.6
Hit ratio	0.5529			0.5612			0.5586			0.5885		
Initial log-likelihood	-12477.6			-12477.6			-12477.6			-12477.6		
Final log-likelihood	-10012.6			-9906.9			-9875.0			-9437.7		
PseudoR2(McFadden)	0.1976			0.2060			0.2086			0.2436		

C4	Ordered logit			Spatial ordered logit			Semiparametric ordered logit			Spatial-Semiparametric mixed-effects ordered logit		
	Coef.	Std. error	t	Coef.	Std. error	t	Coef.	Std. error	t	Coef.	Std. error	t
(Intercept)												
0 1	-1.263	0.389	-3.24	-1.824	0.455	-4.01	-4.599	0.881	-5.22	-5.050	1.01	-5.00
1 2	1.494	0.386	3.87	0.9552	0.451	2.12	-1.797	0.880	-2.04	-2.138	1.01	-2.12
2 3	4.119	0.392	10.5	3.602	0.456	7.90	0.8463	0.880	0.961	0.6176	1.01	0.612
Parking/1000	-0.1692	0.0210	-8.07	-0.1716	0.0211	-8.12	-0.1676	0.0210	-7.97	-0.1559	0.0218	-7.14
Income/1000	0.002568	0.000145	17.7	0.002519	0.000145	17.3						
Log(EmpDens.)	-0.2284	0.112	-2.03	-0.2726	0.115	-2.37	-0.2432	0.113	-2.16	-0.2739	0.186	-1.47
Depop	-0.2434	0.0777	-3.13	-0.1581	0.0802	-1.97	-0.2369	0.0778	-3.04	-0.1706	0.129	-1.32
Area	-0.00007203	0.000153	-0.470	-0.0001655	0.000159	-1.04	-0.00009909	0.000154	-0.645	-0.0001600	0.000255	-0.626
Log(PopDens.)	0.2106	0.0972	2.17	0.1543	0.100	1.54	0.2224	0.0975	2.28	0.1874	0.1627	1.15
BusDens	0.2095	0.0535	3.92	0.1296	0.0577	2.25	0.2118	0.0536	3.95	0.1078	0.0940	1.15
StaDens	0.01760	0.0146	1.21	0.009256	0.0148	0.625	0.01845	0.0146	1.26	0.01282	0.0236	0.544
MDI	-0.001132	0.000388	-2.92	-0.0005475	0.000407	-1.34	-0.001132	0.000389	-2.91	-0.0006001	0.000659	-0.911
HH_num	0.4506	0.0365	12.3	0.4447	0.0366	12.1						
Type A	-3.045	0.208	-14.6	-3.096	0.210	-14.8	-0.6394	0.928	-0.689	-0.7986	0.894	-0.894
Type B	-1.301	0.189	-6.90	-1.333	0.190	-7.03	1.063	0.925	1.15	0.9410	0.890	1.06
Type C	-1.188	0.128	-9.27	-1.198	0.128	-9.32	-0.3715	0.182	-2.04	-0.3698	0.186	-1.99
Type D	-0.1351	0.124	-1.09	-0.09123	0.125	-0.732	0.6294	0.182	3.46	0.6807	0.187	3.65
Type E	-0.9972	0.158	-6.29	-1.006	0.159	-6.33	-0.5294	0.175	-3.03	-0.4973	0.179	-2.78
Type F	-0.2849	0.0800	-3.56	-0.2699	0.0808	-3.34	-0.4176	0.0863	-4.84	-0.3430	0.0898	-3.82
				Variance	Smooth Par.	df	Variance	Smooth Par.	df	Variance	Smooth Par.	df
s(HH_num)							0.1440	6.944	6.1293	0.1293	7.733	5.284
s(Income/1000)							0.3572	2.799	3.423	0.3423	2.921	4.192
s(PX, PY)				0.1810	5.523	6.718				0.1183	8.456	4.625
Random effects										0.2877	3.476	129.7
Hit ratio	0.5614			0.5677			0.5612			0.5884		
Initial log-likelihood	-6166.3			-6166.3			-6166.3			-6166.3		
Final log-likelihood	-4904.6			-4872.7			-4862.2			-4617.5		
PseudoR2(McFadden)	0.2046			0.2098			0.2115			0.2512		

も正でかつ1%水準で有意となっている。全体的には、世帯収入、駐車場価格、世帯タイプ、世帯人数といった世帯特性が、地域固有要因より有意性が強い傾向にある。

また、非線形性や空間的自己相関を考慮することで、疑似決定係数は改善しており、特に市区町村レベルのランダム効果を導入することで大きく改善していることが分かる。興味深い点は、例えばC1のバス停密度が2つの非空間モデルでは負であるのに対し、2つの空間モデルでは正となっている点である。これは、空間的自己相関の考慮により、除外変数バイアスが緩和されたことによ

る可能性がある (Brasington, D.M. and Hite)<sup>24)</sup>。駐車場の効果のモデル間差異は大きくはないが、従業員密度の対数、人口密度の対数はモデル間で大きな差がある。例えば、C1では人口密度の対数が強い負の影響を持つ変数となっているのに対し、空間モデルではその度合いはかなりの程度緩和されている。

MDIは、特にC2 (中都市) において有用性が高いことが示唆された。都市のコンパクト化を考える基礎情報として興味深い知見であるといえる。図4は、C1を対象に、Spatial-Semiparametric mixed effects ordered logit modelを用いた

表 3 : パラメータ推定結果 (C5)

C5	Ordered logit			Spatial ordered logit			Semiparametric ordered logit			Spatial-Semiparametric mixed-effects ordered logit		
	Coef.	Std. error	t	Coef.	Std. error	t	Coef.	Std. error	t	Coef.	Std. error	t
(Intercept)												
0 1	-1.845	0.217	-8.52	-2.275	0.290	-7.85	-4.638	1.258	-3.69	-4.996	1.440	-3.47
1 2	0.6848	0.212	3.23	0.2663	0.286	0.931	-2.078	1.257	-1.653	-2.331	1.440	-1.62
2 3	3.113	0.215	14.5	2.715	0.288	9.42	0.3770	1.257	0.300	0.2480	1.440	0.172
Parking/1000	-0.1707	0.0168	-10.2	-0.1755	0.0169	-10.4	-0.1753	0.01685	-10.4	-0.1615	0.0177	-9.11
Income/1000	0.002433	0.000106	22.9	0.002404	0.000107	22.5						
Log(EmpDens.)	0.2722	0.0779	3.49	0.1573	0.0796	1.98	0.2591	0.07811	3.32	0.1676	0.130	1.29
Depop	-0.1449	0.0602	-2.41	-0.1708	0.0616	-2.77	-0.1416	0.06037	-2.35	-0.1844	0.103	-1.79
Area	0.00007568	0.0000795	0.952	0.0001279	0.0000830	1.54	0.00007467	0.00007970	0.937	0.0002233	0.000137	1.62
Log(PopDens.)	-0.2021	0.0772	-2.62	-0.1961	0.0785	-2.50	-0.1835	0.07738	-2.37	-0.1691	0.128	-1.32
BusDens	-0.01983	0.0308	-0.644	-0.03749	0.0325	-1.15	-0.02328	0.03085	-0.754	-0.03674	0.0551	-0.667
StaDens	-0.9260	0.316	-2.93	-1.062	0.324	-3.28	-0.9058	0.3169	-2.86	-1.302	0.578	-2.25
MDI	-0.001000	0.000196	-5.09	-0.0005686	0.000205	-2.77	-0.001035	0.0001969	-5.25	-0.0008251	0.000343	-2.41
HH_num	0.3770	0.0251	15.0	0.3775	0.0252	15.0						
Type A	-3.106	0.170	-18.3	-3.096	0.170	-18.2	-0.8107	0.6942	-1.17	-0.9037	0.716	-1.26
Type B	-1.780	0.152	-11.7	-1.740	0.153	-11.4	0.4917	0.6908	0.712	0.4682	0.713	0.657
Type C	-1.334	0.0956	-13.9	-1.318	0.0960	-13.7	-0.4912	0.1389	-3.54	-0.4759	0.143	-3.33
Type D	-0.4146	0.0927	-4.47	-0.3454	0.0933	-3.70	0.3808	0.1384	2.75	0.4624	0.142	3.25
Type E	-1.159	0.124	-9.35	-1.105	0.124	-8.88	-0.7389	0.1334	-5.54	-0.6829	0.137	-4.97
Type F	-0.4886	0.0563	-8.67	-0.4346	0.0571	-7.61	-0.5972	0.06024	-9.91	-0.4682	0.0632	-7.41
				Variance	Smooth Par.	df	Variance	Smooth Par.	df	Variance	Smooth Par.	df
s(HH_num)							0.07924	12.62	5.631	0.08448	11.84	5.657
s(Income/1000)							0.1754	5.700	4.095	0.2069	4.834	4.113
s(PX, PY)				0.1374	7.276	7.221				0.09861	10.14	5.389
Random effects										0.3249	3.078	247.4
Hit ratio	0.5511			0.5551			0.5501			0.5750		
Initial log-likelihood	-10859.7			-10859.7			-10859.7			-10859.7		
Final log-likelihood	-8793.8			-8748.4			-8719.1			-8241.5		
PseudoR2(McFadden)	0.1902			0.1944			0.1971			0.2411		

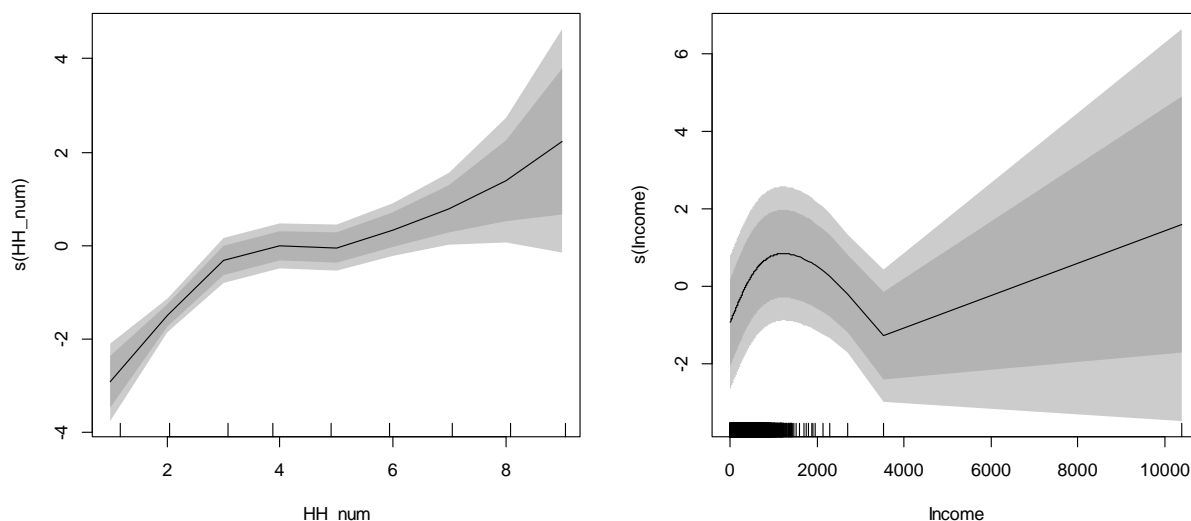


図 4 : 非線形効果 (左 : 世帯人数, 右 : 世帯収入)

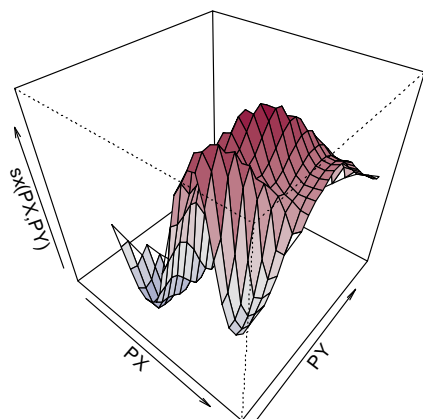


図 5 : 空間効果

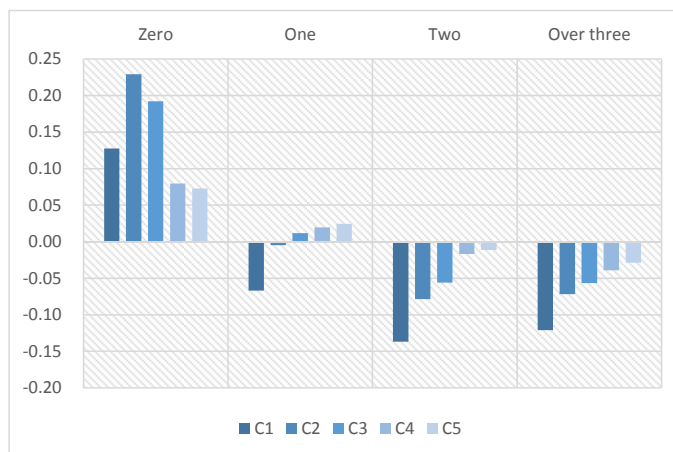


図 6 : 弾性値算出結果

場合における世帯収入と世帯人数の非線形効果を示したものである。世帯収入、世帯人数両者とも、明らかな非線形効果の存在が示唆されている。世帯人数については、3人を越えたあたりで影響が弱まる点は、概ね直観と整合するといえる。世帯収入については、中所得者がより高い保有傾向を持つという結果が得られた。

以上の推計結果をもとに、図6に、最も精度の高いモデルであったSpatial-Semiparametric mixed effects ordered logit modelの結果を用いて、駐車料金の弾力性を評価した結果を示す。なお、弾力性の計算には、Bhat and Pulugurta (1998)<sup>21)</sup>の方法を用いた。弾力性は、全体が1未満であり、小さい値となった。予想される通り、都市規模が小さいほど弾力性は絶対値で見ても小さい値となっている。しかし、大都市においても0.1~0.15程度の値であり、住宅駐車料金のコントロールによる自動車保有の抑制施策は、あまり効果的でない可能性がある。

## 5. おわりに

本研究では、自動車保有に着目し、平成16年度の全国消費実態調査(全消)の個票データの月あたり年極月極駐車場借料と自動車保有台数を用いて、自動車保有に対する駐車料金の弾力性の評価を試みた。分析にあたっては、除外変数バイアスを可能な限り排除して弾力性を求めるために、空間的自己相関や非線形性を考慮した順序ロジットモデルを用いた。

従来の多くの研究が自動車保有を、人口密度を中心に添えて説明しているのに対し、本研究では駐車場価格と公共交通利便性を明示的に取り込んだことにより、一定程度効果の分離を行うことができたと考えられる。

分析の結果、駐車場価格が負に、世帯収入が正にそれぞれ1%水準で有意に効いており、全体的に地域固有変数と比べて世帯属性のほうが有意性が強い傾向が見られた。また、非線形性を考慮したモデリングの結果、世帯収入については、中所得者がより高い保有傾向を持つことが示唆された。さらに、空間的自己相関を考慮することによって、符号の逆転現象が緩和される可能性がロジットモデルにおいても示唆された。自動車保有に対する駐車料金の弾力性については、全体的に1未満の低い値となり、大都市においても0.1~0.15程度の低い値となった。

今後の課題としては、駐車場価格の与え方の工夫、離散-連続モデル等を用いた、ガソリン消費額分析との一体化等が挙げられる。

## 謝辞

本研究は、文部科学省の気候変動適応研究推進プログラムの助成を受けて実施したものである。

## 参考文献

- 1) OECD.: *Compact City Policies, A Comparative Assessment*, OECD Publishing, 2012.
- 2) Guo, Z.: Does residential parking supply affect household car ownership? The case of New York City, *Journal of Transport Geography*, Vol.26, pp.18-28, 2013.
- 3) Anowar, S., Eluru, N. and Miranda-Moreno, L.: Alternative modeling approaches used for examining automobile ownership: A comprehensive review, *Transport Reviews*, in print, 2014.
- 4) Woldeamanuel, M. G., Cyganski, R., Schulz, A. and Justen, A.: Variation of households' car ownership across time: Application of a panel data model, *Transportation*, Vol.36, No.4, pp.371-387, 2009.
- 5) Wegener, M. and Fürst, F.: Land-use transport interaction: State of the art. Available at SSRN 1434678, 2004.
- 6) Dulal, H.B., Brodnig, G. and Onorose, C.G.: Climate change mitigation in the transport sector through urban planning: A review, *Habitat International*, Vol.35, No.3, pp.494-500, 2011.
- 7) Salon, D.: Neighborhoods, cars, and commuting in New York City: A discrete choice approach, *Transportation Research Part A*, Vol.43, No.2, pp.180-196, 2009.
- 8) Matas, A., Raymond, J.L. and Roig, J.L.: Car ownership and access to jobs in Spain, *Transportation Research Part A*, Vol.43, No.6, pp.607-617, 2009.
- 9) Caulfield, B.: An examination of the factors that impact upon multiple vehicle ownership: The case of Dublin, Ireland, *Transport Policy*, Vol.19, No.1, pp.132-138, 2012.
- 10) Clark, S.D.: Estimating local car ownership models, *Journal of Transport Geography*, Vol.15, No.3, pp.184-197, 2007.
- 11) 兵藤哲朗：今、望まれる車の保有と利用の調査・分析，*交通工学*，Vol.44，No.5，pp.4-7，2009。
- 12) 芦沢哲蔵：乗用車保有水準の都市別格差に及ぼす道路と人口の影響度，*土木学会論文集*，Vol.365/IV-4，pp.107-113，1986。
- 13) 伊藤雅，石田東生：都道府県別乗用車保有率のパネル分析-地域・時点差を考慮した保有率モデルの構築とその説明力・予測力の検討-，*土木計画学研究・論文集*，Vol.11，pp.73-80，1993。
- 14) 谷口守，村川威臣，森田哲夫：個人行動データを用いた都市特性と自動車利用量の関連分析，*都市計画論文集*，Vol.34，pp.967-972，1999。
- 15) 鈴木崇正，室町泰徳：自動車利用に影響を与える都市環境・個人要因のマルチレベル分析，*都市計画論文集*，Vol.46，pp.13-18，2011。
- 16) 三古展弘，森川高行：世帯単位で見た居住地・自動車保有・自動車旅行距離の関係の経時分析，*土木計画学研究・論文集*，Vol.21，No.2，pp.523-530，2004。
- 17) Van Acker, V. and Witlox, F.: Car ownership as a mediating variable in car travel behaviour research using a structural equation modelling ap-



- proach to identify its dual relationship, *Journal of Transport Geography*, Vol.18, No.1, pp.65–74, 2010.
- 18) 桑野将司, 藤原章正, 塚井誠人, 張峻屹, 岩本真由子: コピュラを用いた自動車保有期間と走行距離の同時決定モデルの開発, 土木学会論文集D, Vol.66, No.1, pp.54–63, 2010.
  - 19) 小林迪子, 福田大輔, 兵藤哲朗, 田中倫英: 道路交通センサデータを用いた世帯の自動車複数保有及び利用構造の分析, 土木計画学研究・論文集, Vol. 26, No. 3, pp.595–602, 2009.
  - 20) 兵藤哲朗編: 最新の統計データに基づく自動車保有並びに利用動向の検討, 日交研シリーズ A-568, 2013.
  - 21) Bhat, C.R. and Pulugurta, V.: A comparison of two alternative behavioral choice mechanisms for household auto ownership decisions, *Transportation Research Part B*, Vol.32, No.1, pp.61–75, 1998.
  - 22) Wood, S: *Generalized Additive Models: An Introduction with R*, CRC Press, New York, 2006.
  - 23) Seya, H., Tsutsumi, M. and Yamagata, Y.: Weighted-average least squares applied to spatial econometric models: A Monte Carlo investigation, *Geographical Analysis*, Vol.46, No.2, pp.126–147, 2014.
  - 24) Brasington, D.M. and Hite, D.: Demand for environmental quality: A spatial hedonic analysis, *Regional Science and Urban Economics*, Vol.35, No.1, pp.57–82, 2005.
  - 25) Seya, H., Yamagata, Y. and Tsutsumi, M.: Automatic selection of a spatial weight matrix in spatial econometrics: Application to a spatial hedonic approach, *Regional Science and Urban Economics*, Vol.43, No.3, pp.429–444, 2013.
  - 26) 瀬谷創, 堤盛人: 空間統計学—自然科学から人文・社会科学まで—, 朝倉書店, 2014.
  - 27) Fahrmeir, L. and Lang, S.: Bayesian Semiparametric regression analysis of multicategorical time-space data, *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, Vol.53, No.1, pp.11–30, 2001.
  - 28) Kneib, T. and Fahrmeir, L.: Structured additive regression for categorical space-time data: A mixed model approach, *Biometrics*, Vol.62, No.1, pp.109–118, 2006.
  - 29) Brezger, A., Kneib, T. and Lang, S.: BayesX: Analyzing Bayesian structured additive regression models, *Journal of Statistical Software*, Vol.14, No.11, online, 2005.
  - 30) Potoglou, D. and Kanaroglou, P.S.: Modelling car ownership in urban areas: A case study of Hamilton, Canada, *Journal of Transport Geography*, Vol.16, No.1, pp.42–54, 2008.

(2014. 4. 25 受付)

## Evaluation of elasticity of vehicle ownership with respect to parking price using household level microdata

Hajime SEYA, Kumiko NAKAMICHI, and Yoshiki YAMAGATA