

## SP調査の回答形式の分析：

### 1.5バウンド回答形式に対する2変量プロビットモデルとインターバルデータモデルの適用\*

Analysis of Response Formats of SP Survey:

Application of Bivariate Probit and Interval Data Models for One-and-One-Half Bound Response Format\*

三古展弘\*\*・森川高行\*\*\*

By Nobuhiro SANKO\*\*・Takayuki MORIKAWA\*\*\*

#### 1. はじめに

SP調査の回答形式は選択形式が多く用いられているが、新たな回答形式の適用可能性を筆者ら<sup>1)</sup>は提案している。本研究では仮想評価法(CVM)におけるダブルバウンド(DB)形式の特殊形である1.5バウンド(1.5B)形式のSP調査を交通行動分析に適用する。分析の着眼点は次の通りである。1) 1.5B形式の2段階目の回答が1段階目の回答では不足していた情報をもたらすのかを検証する。2) 1段階目と2段階目の回答をともに用いる場合、2つの回答が同一の効用関数から導かれると仮定するインターバルデータ(ID)モデルと2つの回答が必ずしも同一の効用関数から導かれるとは仮定しない2変量プロビット(BP)モデルをともに推定し比較する。また、RP、SP両モデルのパラメータ等価性および慣性項の有無も比較の観点に含める。3) CVMでは問題となる開始点バイアスが交通調査の場合でも問題となるのかを検証する。

#### 2. 既存研究と本研究の位置づけ

CVMの分野では、Hanemann *et al.*<sup>2)</sup>が選択形式データと、IDモデルを用いたDB形式データを比較し、DB形式のほうが推定精度において優れているとしている。また、1段階目の提示金額の不適切さを2段階目で補える、ともしている。その後、Cameron and Quiggin<sup>3)</sup>はDB形式データにBPモデルを適用し、1段階目と2段階目の回答は同一の効用関数によらないことを示している。また、開始点バイアスについても検討している。さらに、CVM質問の回答と現実の行動との乖離も問題となっている<sup>4)</sup>。

一方、交通の分野でDB形式やその特殊形である1.5B形式データを分析している事例は少ない。その中で、筆者ら<sup>1)</sup>は、1.5B形式データをa) 1段階目の回答のみを用いたprobitモデル、b) 1段階目と2段階目の回答を用いたBP

モデル(相関を0に固定)、c) 1段階目と2段階目の回答を用いたIDモデル、を推定した。その結果、IDモデルが最も推定精度が高いが、RPモデルとSPモデルでパラメータの等価性が棄却された。そこで、ID差分モデル(詳しくは3章)で推定したところ、a) のモデルよりも優れているとともに、RPモデルとSPモデルでパラメータの等価性が棄却されなかった。なお、この分析においては総てのモデルに慣性項を含んでいた。

本研究では、上で示したa)、b)、c)およびID差分モデルに加え、BP(相関も推定)の5つのSPモデルを交通行動分析に適用する。a)と他のモデルとの比較により1.5Bデータの2段階目の回答の有用性を確認する。1段階目と2段階目の回答を用いた場合にどのモデルが優れているかをRP、SP両モデルのパラメータ等価性および慣性項の有無も比較の観点に含め検討する。また、開始点バイアスが交通でも問題になるのかを検討する。

#### 3. 交通行動分析における1.5B形式データとモデル化

##### (1) 1.5B形式データ

1.5B形式の質問を自動車と公共交通の2肢選択を例に説明する。現在の自動車利用者には、ある1つの属性を操作して、1)：自動車利用が現在よりも不利な状態を設定し選択をたずねる、2)：1)で公共交通に転換しない場合、さらに自動車が不利な状態を設定し選択をたずねる、3)：1)で公共交通に転換した場合、自動車が1)よりは有利だが現在よりは不利な状態を設定し選択をたずねる。他の属性を操作した場合にも同様の質問を行う。また、現在の公共交通利用者に対しても同様の質問を行う。

表-1 1.5B形式の回答パターン

No.	RP	SP (1st B)	SP (2nd B)
1	Auto ( <i>i</i> )	Auto ( <i>i</i> )	Transit ( <i>j</i> )
2	Auto ( <i>i</i> )	Auto ( <i>i</i> )	Auto ( <i>i</i> )
3	Auto ( <i>i</i> )	Auto ( <i>i</i> )	No
4	Auto ( <i>i</i> )	Transit ( <i>j</i> )	-
5	Transit ( <i>j</i> )	Transit ( <i>j</i> )	Auto ( <i>i</i> )
6	Transit ( <i>j</i> )	Transit ( <i>j</i> )	Transit ( <i>j</i> )
7	Transit ( <i>j</i> )	Transit ( <i>j</i> )	No
8	Transit ( <i>j</i> )	Auto ( <i>i</i> )	-

“No”：2nd Bへの回答を要請されたが無回答；“-”：2nd Bへの回答を要請されていない。*i*、*j*の記号は後で参照。

\*キーワード：交通行動調査、交通行動分析、交通手段選択

\*\*正会員、博(工)、神戸大学大学院経営学研究科

(神戸市灘区六甲台町2-1、

Tel: 078-803-6987, E-mail: sanko@kobe-u.ac.jp)

\*\*\*正会員、Ph. D.、名古屋大学大学院環境学研究科

(名古屋市千種区不老町、

Tel: 052-789-3564, E-mail: morikawa@nagoya-u.jp)

1.5バウンド形式では、上の1)と2), または1)と3)の質問のみを行う。1)と2)の質問による1.5Bの回答パターンは表-1の通りである。なお、1.5Bの1段階目を1st B, 2段階目を2nd Bとする。

## (2) モデル化

2つの代替案*i*と*j*に関する1.5Bデータを定式化する。まず、RP/SPモデルについて説明し、その後、BPモデル、IDモデル、ID差分モデルを説明する。

状態*M* (*M*: 1st, 2nd, SP, RP)において個人*n*の代替案*i*に対する効用を $U_{in}^M$ とし、 $U_{in}^M = V_{in}^M + \varepsilon_{in}^M$ のように確定項 $V_{in}^M$ と誤差項 $\varepsilon_{in}^M$ に分けられると仮定する。

### a) RP/SPモデル

通常のRP/SPモデルの定式化<sup>5)</sup>を式(1)に示す。

$$U_{in}^{RP} = \beta' x_{in}^{RP} + \alpha' w_{in}^{RP} + \varepsilon_{in}^{RP} \quad (1.1)$$

$$U_{in}^{SP} = \beta' x_{in}^{SP} + \gamma' z_{in}^{SP} + \varepsilon_{in}^{SP} \quad (1.2)$$

$$Var(\varepsilon_{in}^{RP}) = \mu^2 Var(\varepsilon_{in}^{SP}) \quad (1.3)$$

ここに、 $x_{in}^M, w_{in}^M, z_{in}^M$ : 状態*M*における個人*n*の選択肢の確定効用の説明変数ベクトル;  $\alpha, \beta, \gamma$ : 未知パラメータベクトル;  $\mu$ : ランダム項の分散の違いを表すスケールパラメータ。

### b) 2変量プロビット(BP)モデル

1st B と 2nd B の誤差項の差 (つまり、 $\varepsilon_{in}^{1st} - \varepsilon_{jn}^{1st}$  と  $\varepsilon_{in}^{2nd} - \varepsilon_{jn}^{2nd}$ ) が2変量標準正規分布に従うと仮定すると、表-1に示された回答を与える確率は式(2)に示される。

$$\Pr(d_n^{1st} = i, d_n^{2nd} = j) = \Phi_2(+\infty, V_{jn}^{2nd} - V_{in}^{2nd}, \rho) - \Phi_2(V_{jn}^{1st} - V_{in}^{1st}, V_{jn}^{2nd} - V_{in}^{2nd}, \rho) \quad (2.1)$$

$$\Pr(d_n^{1st} = i, d_n^{2nd} = i) = 1 - \Phi_2(V_{jn}^{1st} - V_{in}^{1st}, +\infty, \rho) - \Phi_2(+\infty, V_{jn}^{2nd} - V_{in}^{2nd}, \rho) + \Phi_2(V_{jn}^{1st} - V_{in}^{1st}, V_{jn}^{2nd} - V_{in}^{2nd}, \rho) \quad (2.2)$$

$$\Pr(d_n^{1st} = i, d_n^{2nd} = no) = \Phi(V_{in}^{1st} - V_{jn}^{1st}) \quad (2.3)$$

$$\Pr(d_n^{1st} = j, d_n^{2nd} = -) = \Phi(V_{jn}^{1st} - V_{in}^{1st}) \quad (2.4)$$

$$\Pr(d_n^{1st} = j, d_n^{2nd} = i) = \Phi_2(V_{jn}^{1st} - V_{in}^{1st}, +\infty, \rho) - \Phi_2(V_{jn}^{1st} - V_{in}^{1st}, V_{jn}^{2nd} - V_{in}^{2nd}, \rho) \quad (2.5)$$

$$\Pr(d_n^{1st} = j, d_n^{2nd} = j) = \Phi_2(V_{jn}^{1st} - V_{in}^{1st}, V_{jn}^{2nd} - V_{in}^{2nd}, \rho) \quad (2.6)$$

$$\Pr(d_n^{1st} = j, d_n^{2nd} = no) = \Phi(V_{jn}^{1st} - V_{in}^{1st}) \quad (2.7)$$

$$\Pr(d_n^{1st} = i, d_n^{2nd} = -) = \Phi(V_{in}^{1st} - V_{jn}^{1st}) \quad (2.8)$$

ここに、 $\Phi(\bullet)$ : 標準正規分布の累積分布関数;  $\Phi_2(\bullet)$ : 2変量標準正規分布の累積分布関数、 $\rho$ :  $\varepsilon_{in}^{1st} - \varepsilon_{jn}^{1st}$  と  $\varepsilon_{in}^{2nd} - \varepsilon_{jn}^{2nd}$  の相関;  $d_n^{1st}, d_n^{2nd}$ : 個人*n*の1st B, 2nd Bでの回答。なお、 $\rho = (1 - \exp(-\rho^*)) / (1 + \exp(-\rho^*))$ とし、 $\rho^*$ を推定することで $\rho$ は区間(-1, +1)に入る。2変量プロビットモデルは、 $\rho$ を0とおけば、1st Bと2nd Bを独立な選択としたときと同一の推定結果が得られる。

### c) インターバルデータ(ID)モデル

$\rho$ が1になると、式(2.1), (2.2), (2.5), (2.6)はそれぞれ、(2.1'), (2.2'), (2.5'), (2.6')と定式化される。

$$\Pr(d_n^{1st} = i, d_n^{2nd} = j) = \Phi(V_{jn}^{2nd} - V_{in}^{2nd}) - \Phi(V_{jn}^{1st} - V_{in}^{1st}) \quad (2.1')$$

$$\Pr(d_n^{1st} = i, d_n^{2nd} = i) = \Phi(V_{jn}^{2nd} - V_{jn}^{1st}) \quad (2.2')$$

$$\Pr(d_n^{1st} = j, d_n^{2nd} = i) = \Phi(V_{jn}^{1st} - V_{in}^{1st}) - \Phi(V_{jn}^{2nd} - V_{in}^{2nd}) \quad (2.5')$$

$$\Pr(d_n^{1st} = j, d_n^{2nd} = j) = \Phi(V_{jn}^{2nd} - V_{in}^{2nd}) \quad (2.6')$$

### d) インターバルデータ差分(ID差分)モデル<sup>1)</sup>

定式化はIDモデルと同じであるが、SPモデルにおいてはSPの属性を、“RP部分( $x_{in}^{RP}$ )”と“RPからの差分( $x_{in}^{SP} - x_{in}^{RP}$ )”に分け、それぞれに対してパラメータ $\beta$ と $\beta_d$ を設定する。ここで、RP部分のパラメータ $\beta$ のみを両モデルでシェアする。つまり、式(1.2)が式(1.2')に置き換わる<sup>1)</sup>。

$$U_{in}^{SP} = \beta' x_{in}^{RP} + \beta_d' (x_{in}^{SP} - x_{in}^{RP}) + \gamma' z_{in}^{SP} + \varepsilon_{in}^{SP} \quad (1.2')$$

ここで、 $\beta_d$ は1つ目の解釈ではSP質問における状況依存的選好(Contingent Preference)を含むSPバイアスを、2つ目の解釈では新たなサービスレベルの提示に伴う選好の変容を表すと考えられる。 $\beta$ は1つ目の解釈の場合には選好の核(Core Preference)を、2つ目の解釈の場合には全サンプルに共通する平均的な選好を表すと考えられる。

## 4. データ

平成12年に第4回京阪神都市圏パーソントリップ調査の付帯調査として実施された「出勤に関するアンケート調査」データを用いる。このうち、現在の自動車と公共交通利用者のデータのみを取り扱う。RPデータのほかに3(1)の1)と2)の場合と同様の1.5バウンド形式のSPデータが用意されている。調査票では、いくつかのサービスレベルが変更されているが、本分析では簡単のため、所要時間あるいは費用を変更させた場合のSP質問のみを分析する。具体的な質問項目および回答の分布については三古・森川<sup>6)</sup>を参照されたい。

## 5. 推定結果とバイアス

### (1) 推定結果

RPモデル(2項probitモデル)およびSPモデルの推定結果を表-2に示す。SPモデルの概略を下のi)~v)に示す。なお、SPモデルにおいては慣性項を考慮した場合と考慮しない場合の両方のモデルを推定した。

i) 1st BのSPデータのみを2項probitモデルで推定(略称: 1st B probit)

ii) 1st Bと2nd BのSPデータをBPモデル(相関を0に固定)で推定(略称: BP相関0)

iii) 1st Bと2nd BのSPデータをBPモデル(相関も推定)で推定(略称: BP相関有)

iv) 1st Bと2nd BのSPデータをIDモデルで推定(略称: ID)

v) 1st Bと2nd BのSPデータをID差分モデルで推定(略称: ID差分)

推定に用いたSPサンプルは1st Bの690サンプル、2nd Bの610サンプルである。モデルi)の推定には690サンプル、モデルii)とiii)の推定には690と610を合わ

せたサンプル<sup>2)</sup>、モデル iv)と v)の推定には 1st B の 685 サンプルと 2nd B の 605 サンプル<sup>3)</sup>を用いた。これは、5 サンプルにおいて、1st B と 2nd B でサービスレベルが全く同じであるにもかかわらず行動を変化させており、式(2.1')と(2.5')において選択確率が 0 になるという問題を生ずるためである<sup>4)</sup>。

まず、RP モデルでは、所要時間、自己負担費用ともに有意に推定された。

次に、SP モデルを考察する。推定結果より、モデル i)~v)の総てにおいて慣性項を含むモデルが有意に高い最終尤度を示した。よって、今後は基本的に慣性項を含むモデルについて考察する。

1st B probit モデルでは、所要時間は有意に推定されたが自己負担費用は有意に推定されなかった。

BP 相関 0 モデルでは、所要時間、自己負担費用ともに有意に推定され、2nd B の回答が 1st B の回答では不足していた情報をもたらしたと判断できる。この 2 つの推定値に関する標準誤差は 1st B probit より小さくなっており、推定精度が高いと言える。

BP 相関有モデルでは、所要時間、自己負担費用ともに有意に推定された。この 2 つの推定値に関する標準誤差は、先の 1st B probit、BP 相関 0 モデルよりも小さく、推定精度が高いと言える。 $\rho^*$  ( $= -2.00$ )は $\rho$  ( $= -0.763$ )と変換され、2 つの誤差項に負の相関があることが分かる。カイ 2 乗検定値 5.20 ( $= 2 * (-504.64 + 502.04)$ )は自由度 1 の 5%水準を超え、BP 相関有が BP 相関 0 よりも適合が高いと言える。

以上の 3 つのモデルの中では、BP 相関有モデルが、2

つのサービスレベル変数の推定値の標準誤差、最終尤度、RP と SP モデルのパラメータ等価性 (表-3 の  $\chi^2$  test の行を参照) の観点から最も優れていると判断できる。

次に、ID モデルを BP 相関有モデルと比較する。T 値によれば、2 つのサービスレベル変数は有意に推定されているが、標準誤差は BP 相関有モデルよりも大きい。また、RP と SP モデルでパラメータは等価ではない。

さらに、ID 差分モデルを BP 相関有モデルと比較する。T 値によれば、2 つのサービスレベル変数は有意に推定されているが、標準誤差は BP 相関有モデルよりも大きい。しかし、RP と SP モデルでパラメータの等価性は 5%水準で棄却されなかった。

ID モデルと ID 差分モデルを比較すると、差分を考慮することで最終尤度が有意に向上し、RP と SP モデルのパラメータ等価性が改善されることが分かる。ID モデルを盲目的に適用することには慎重であるべきで、BP モデルや ID 差分モデルの検討が必要である。

BP 相関有モデルを ID モデル、ID 差分モデルと同じ 685 サンプルで推定したところ、AIC が 496.45 であった。これは、BP 相関有モデルのほうが適合において優れていることを示している。

ここまで、慣性項を考慮したモデルについて考察したが、今一度、慣性項を考慮しないモデルについて検討すると次の知見が得られる。

・BP 相関有モデルでは、慣性項を考慮しない場合  $\rho^*$  ( $= 2.49$ )は $\rho$  ( $= 0.847$ )と変換され、2 つの誤差項には正の相関がある。しかし、慣性項を考慮すると負の相関が得られたことから、誤差相関は慣性項に大きく影響を受ける

表-2 推定結果

説明変数†	RP	SP									
	Probit 慣性無	i) 1st B probit		ii) BP 相関 0		iii) BP 相関有		iv) ID		v) ID 差分	
		慣性有	慣性無	慣性有	慣性無	慣性有	慣性無	慣性有	慣性無	慣性有	慣性無
RP 定数(T)	-0.0162 (-0.16)	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--
SP 定数(T)	--	-0.999 (-9.98)	-0.367 (-4.87)	-0.979 (-13.65)	-0.438 (-7.74)	-1.03 (-16.09)	-0.373 (-5.41)	-0.776 (-10.06)	-0.411 (-6.14)	-1.12 (-12.16)	-0.315 (-4.59)
慣性項(T)	--	2.64 (15.14)	--	2.20 (20.63)	--	2.28 (23.15)	--	1.63 (12.66)	--	2.98 (15.50)	--
所要時間[hr]	-1.73 [0.249] (-6.93)	-0.492 [0.215] (-2.29)	-0.885 [0.161] (-5.49)	-0.365 [0.143] (-2.56)	-0.539 [0.114] (-4.74)	-0.314 [0.129] (-2.43)	-0.630 [0.138] (-4.58)	-0.867 [0.134] (-6.47)	-0.785 [0.119] (-6.63)	-0.539 [0.170] (-3.17)	-1.23 [0.145] (-8.49)
自己負担費用 [1,000JPY]	-1.19 [0.199] (-5.96)	-0.0673 [0.150] (-0.45)	-0.766 [0.111] (-6.90)	-0.380 [0.101] (-3.76)	-0.843 [0.0812] (-10.38)	-0.327 [0.0894] (-3.66)	-0.897 [0.0828] (-10.84)	-1.23 [0.0929] (-13.25)	-1.32 [0.0894] (-14.78)	-0.383 [0.111] (-3.46)	-0.921 [0.105] (-8.80)
D 所要時間[hr]	--	--	--	--	--	--	--	--	--	-2.25 (-7.05)	-0.501 (-4.73)
D 自己負担費用 [1,000JPY]	--	--	--	--	--	--	--	--	--	-4.39 (-13.26)	-2.53 (-11.32)
$\rho^*$	--	--	--	--	--	-2.00 (-0.80)	2.49 (9.56)	--	--	--	--
N	326	690	690	690	690	690	690	685	685	685	685
Initial log-likelihood	-225.97	-478.27	-478.27	-901.09	-901.09	-901.09	-901.09	--	--	--	--
Final log-likelihood	-163.08	-228.06	-399.46	-504.64	-776.02	-502.04	-676.83	-616.18	-707.87	-505.94	-671.99
Rho-squared bar	0.265	0.515	0.159	0.436	0.135	0.437	0.244	--	--	--	--
AIC	166.08	232.06	402.46	508.64	779.02	507.04	680.83	620.18	710.87	511.94	676.99
$\chi^2$ test‡	--	1.52	0.51	0.66	7.18	0.62	5.30	6.96	10.72	0.00	0.09

注：( )内は t 値。[ ]内は標準誤差 (所要時間と自己負担費用のみ記載)。誤差相関  $\rho$  は  $\rho^*$  から計算。†：(T)の記載のある説明変数は公共交通固有でその他は選択肢共通。説明変数前の“D”は差分項を表す。‡：RP と SP モデルのパラメータ等価性に関するカイ 2 乗検定。自由度 1 で 5%水準は 3.84、1%水準は 6.64。なお、RP/SP モデルの推定結果の記載は省略。

ことが判明した。

・BP 相関有で慣性項を考慮しないモデルは、BP 相関 0 で慣性項を考慮するモデルよりも AIC で劣っており、慣性項の重要性を示唆している。

## (2) バイアス

CVM で指摘されているバイアスの中で開始点バイアスを検討する。ここでは、開始点バイアスを、「被験者が同じサービスレベルの変化に直面したときに対する回答が、その変化が 1st B でたずねられたときと、2nd B でたずねられたときで異なること」と定義する。これは、同じ変化であっても 2nd B でたずねられた場合にはその前に 1st B で別の変化に対する選好をたずねられており、1st B の提示が「開始点」となって 2nd B の回答に影響を与えることを指している。CVM の論文の中には開始点バイアスをモデル分析しているものもあるが、ここでは簡単な統計的検定を行う。

本調査では、6 つの質問票パターンが用意されている。1 例として現在の自動車利用者に勤務先周辺の駐車料金増に対する行動変化をたずねたものを表-3 に示す。質問票 1 と 6 では、1st B で 1,000 円/月の増加、2nd B で 3,000 円/月の増加である。ここで、3,000 円/月の増加は、質問票 1 と 6 の 2nd B でも、質問票 2 と 4 の 1st B でもたずねられている (5,000 円/月の増加も同様)。もし、開始点バイアスがないのなら、同じ 3,000 円/月の増加に対する回答は、1st B で 3,000 円/月の増加をたずねられても、1st B で 1,000 円/月の増加をたずねられた後に 2nd B で 3,000 円/月の増加をたずねられても、関連しないはずである。表-3 の内容は、3,000 円/月の場合を例にとると表-4 の 2\*2 分割表に整理できる<sup>[5]</sup>。2\*2 分割表の独立性の検定は表-4 の記号を用いると、式(3)で示される。

$$X = \frac{n(ad-bc)^2}{(a+b)(c+d)(a+c)(b+d)} \approx \chi^2_1 \quad (3)$$

表-3 勤務先周辺の駐車料金増

質問票パターン	1st B	2nd B	(A, A)*	(A, T)*	(T, -)*
1, 6	1,000 円/月	3,000 円/月	35	12	2
2, 4	3,000 円/月	5,000 円/月	44	8	9
3, 5	5,000 円/月	10,000 円/月	20	12	10

\*[1st B の回答, 2nd B の回答]の組み合わせからなるサンプル数。A は自動車, T は公共交通, “-”は 2nd B に回答する必要のないサンプル。

表-4 2\*2 分割表  
(勤務先周辺の駐車料金増 3,000 円/月)

	公共交通	自動車	合計
2nd B (質問票 1, 6)	14 [a]	35 [b]	49 [a+b]
1st B (質問票 2, 4)	9 [c]	52 [d]	61 [c+d]
合計	23 [a+c]	87 [b+d]	110 [n]

[ ]内の記号は後で参照。ただし、 $n = a + b + c + d$ 。

なお、 $a, b, c, d$  の最小値が 5 以下の場合には、分子を  $n(|ad-bc|-n/2)^2$  で置き換える。

表-4 の例では、 $X = 3.14$  であり 5%水準を下回った。これは、たずねられる Bound と選ばれた選択肢には関連はなく、開始点バイアスは問題ではないと判断できる。同様に、他の質問<sup>[6]</sup>でも開始点バイアスは存在しないと判断された。

## 6. おわりに

慣性項を含むモデルを検討した結果、2nd B の質問が追加の情報をもたらすことと BP 相関有モデルが最も優れている可能性が示唆された。ID モデルの盲目的な適用には慎重であるべきで、BP モデルや ID 差分モデルの検討の必要がある。また、慣性項を含まないモデルも含めて再検討したところ、BP 相関有モデルの誤差相関は慣性項に影響を受けることも示唆された。全体として、CVM では得難い慣性項や差分が交通行動分析では重要であることが示唆された。さらに、2\*2 分割表による検定から交通行動分析に関しては開始点バイアスは深刻ではない可能性が示唆された。

謝辞：本研究は、科学研究費補助金の支援を受けている。また、山本俊行准教授 (名古屋大学) との議論が有益であった。

注：

[1] 式(12)'の代わりに次の定式化を行っても同じ  $\beta$  の推定値が得られるが、異なる  $\beta_d$  の推定値が得られる。

$$U_{in}^{SP} = \beta' x_{in}^{SP} + \beta_d' (x_{in}^{SP} - x_{in}^{RP}) + \gamma' z_{in}^{SP} + \varepsilon_{in}^{SP}$$

[2] 表-2 には 1st B と 2nd B の組み合わせを 1 つの回答とみなして 690 サンプルとしている。

[3] 表-2 には 1st B と 2nd B の組み合わせを 1 つの回答とみなして 685 サンプルとしている。

[4] 合計費用を変化させているが、本モデルの説明変数である自己負担費用は変化していないことがある。

[5] 質問票 1 と 6 の 2nd B で公共交通を利用するのは (A, T) と (T, -) の 14 サンプルである。ここで、(T, -) のサンプルは 1,000 円/月の変化で公共交通に転換しているので 3,000 円/月の変化で公共交通を利用するのは妥当であると考えられる。

[6] 「自動車の所要時間短縮」、「有料道路料金の引き下げ」、「バスの所要時間短縮」、「勤務先周辺地区への入場に対する課金」、「有料道路料金の引き上げ」、「ガソリン代の上昇」の質問がある。

参考文献

1) Sanko, N. and Morikawa, T.: Choice Models Using Matching Data, paper presented at the 11th International Conference on Travel Behaviour Research, Kyoto, 2006. (CD-ROM)

2) Hanemann, M., Loomis, J., and Kanninen, B.: Statistical Efficiency of Double-Bounded Dichotomous Choice Contingent Valuation, American Journal of Agricultural Economics 73 (4), pp. 1255-1263, 1991.

3) Cameron, T.A. and Quiggin, J.: Estimation Using Contingent Valuation Data from a "Dichotomous Choice with Follow-Up" Questionnaire, Journal of Environmental Economics and Management 27, pp. 218-234, 1994.

4) 例えば、O'conor, R.M., Johannesson, M., and Johansson, P-O: Stated Preferences, Real Behaviour and Anchoring: Some Empirical Evidence, Environmental and Resource Economics 13, pp. 235-248, 1999.

5) Ben-Akiva, M. and Morikawa, T.: Estimation of Travel Demand Models from Multiple Data Sources, Transportation and Traffic Theory (Proc. of the 11th Int'l Symp. on Transportation and Traffic Theory), Koshi, M. ed., Elsevier, pp. 461-476, 1990.

6) 三古展弘, 森川高行: 自動車・公共交通利用の仮想評価における質問形式の分析-1.5 バウンド形式 SP データの有効性の検討-, 国民経済雑誌, 第 196 巻, 第 4 号, pp. 65-72, 2007.