

誤差項に着目したRP/SPモデルのための効率的なSP調査設計*

Efficient SP Experiment Design for RP/SP Models Focusing on Error Components*

三古展弘**・山本俊行***

By Nobuhiro SANKO**・Toshiyuki YAMAMOTO***

1. はじめに

SP (Stated Preference) データは、RP (Revealed Preference) データと互いに補完的な性質を持つことから、両データを同時に用いて推定するRP/SPモデルが提案されてきた¹⁾。初期のRP/SPモデルでは、RPモデルの誤差項とSPモデルの誤差項が互いに独立であると仮定されていた (以下、Independentモデル)¹⁾。しかし、このような仮定に基づいたモデルにおいては、パラメータの推定値にバイアスが現れる、などの問題が報告される場合もあった。そこで、RPモデルとSPモデルの誤差項に系列相関を持たせ、RPモデルとSPモデルの誤差項に共通の部分を含むが、それぞれのモデルに互いに独立な誤差項が足し合わされたモデルが提案された (以下、Generalモデル)²⁾。さらには、RPモデルとSPモデルの誤差項に共通の部分を含むが、SPの部分のみに独立な追加の誤差項を含んだモデルも提案されている (以下、Sp-off-rpモデル)³⁾。また、RPモデルとSPモデルの誤差項が同一であると仮定したモデルがCVM (Contingent Valuation Method) の分野で提案されている (以下、Double-boundモデル)⁴⁾。

SP調査設計においては、RPのサービスレベルおよび選択結果を基準にして、SP調査を設計するという方法がとられることも少なくない。公共交通と自動車の2肢選択を例にとると、RPで公共交通を選択した場合のSP質問では、公共交通のサービスレベルを悪化させるか、自動車のサービスレベルを改善させた場合の交通手段の選択意向をたずねることが一般的である。しかし、このときに、どの程度、サービスレベルを変化させたときに、RP/SPモデルの効率的な推定結果が得られるか、に関し

ては一部の例外を除いて、さほど知見の蓄積がない⁵⁾。また、実際のRPデータとSPデータの誤差項の関係とモデル推定時に仮定する誤差項間の関係を踏まえて分析したのも少ない。

そこで、本研究では、以上の背景を踏まえ、SP調査のサービスレベルをRPデータのサービスレベルを基準にして変化させる場合、どの程度の変化をさせると最もRP/SPモデルの推定効率性が高くなるか、について人工データを用いたシミュレーション分析を行う。シミュレーションデータ生成の際に用いた誤差項と同様の誤差項の仮定に従ったモデル、異なった誤差項の仮定に従ったモデルを用いて比較する。

2. 方法論

(1) 誤差項に関する仮定

RPモデル、SPモデルを以下のように定式化する。なお、ここでは、pt (public transport) と car の2肢選択を想定する。

RPモデル

$$U_{pt}^{RP} = V_{pt}^{RP} + \varepsilon_{pt}^{RP} \quad (1a)$$

$$U_{car}^{RP} = V_{car}^{RP} + \varepsilon_{car}^{RP} \quad (1b)$$

$$\varepsilon^{RP} = \varepsilon_{car}^{RP} - \varepsilon_{pt}^{RP} \sim N(0, 1) \quad (1c)$$

SPモデル

$$U_{pt}^{SP} = V_{pt}^{SP} + \varepsilon_{pt}^{SP} \quad (2a)$$

$$U_{car}^{SP} = V_{car}^{SP} + \varepsilon_{car}^{SP} \quad (2b)$$

$$\varepsilon^{SP} = \varepsilon_{car}^{SP} - \varepsilon_{pt}^{SP} \sim N(0, \sigma^2) \quad (2c)$$

ここに、 U_i^* 、 V_i^* 、 ε_i^* はそれぞれモデル ($\bullet = RP, SP$) における選択肢 i の全効用、効用の確定項、誤差項。 σ はSPの誤差項の標準偏差。

さらに、RPモデルとSPモデルの誤差項間に以下の仮定を設けた4つのモデルを定式化する。

a) Generalモデル (RPとSPで誤差項に共通な部分を含むもの)

$$\varepsilon^{RP} = \zeta + \zeta^{RP} \quad (3a)$$

$$\varepsilon^{SP} = \zeta + \zeta^{SP} \quad (3b)$$

ここに、 ζ 、 ζ^{RP} 、 ζ^{SP} は相互に独立。

b) Sp-off-rpモデル (SPモデルの誤差項はRPモデルの誤差項が引き継がれたものとそれに追加されたもの)

*キーワード: 交通行動分析, 交通手段選択, 交通行動調査,

Stated Preference

**正員, 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)

***正員, 博 (工), 名古屋大学エコトピア科学研究所

(名古屋市千種区不老町C1-3 (651),

Tel: 052-789-4636, E-mail: yamamoto@civil.nagoya-u.ac.jp)

$$\varepsilon^{RP} = \zeta \quad (4a)$$

$$\varepsilon^{SP} = \zeta + \zeta^{SP} \quad (4b)$$

ここに、 ζ , ζ^{SP} は相互に独立.

c) Independentモデル

$$\varepsilon^{RP} = \zeta^{RP} \quad (5a)$$

$$\varepsilon^{SP} = \zeta^{SP} \quad (5b)$$

ここに、 ζ^{RP} , ζ^{SP} は相互に独立.

d) Double-boundモデル

$$\varepsilon^{RP} = \zeta \quad (6a)$$

$$\varepsilon^{SP} = \zeta \quad (6b)$$

(2) 効率性指標

効率性指標には、AVC (asymptotic variance covariance)行列を用いて計算される。最もよく使われる D-error 指標は式(7)で定義される⁶⁾。AVC 行列の行列式をとり、それをパラメータ数で調整するという形式になっている。

$$D\text{-error} = (\det(\Omega))^{1/K} \quad (7)$$

ここに、 Ω と K は、それぞれ、AVC 行列とパラメータ数を表している。D-error が小さいほど、効率的であるということを表している。

3. シミュレーションの手順

シミュレーションのステップを以下に示す。2つの選択肢 pt と car があり、それぞれの選択肢に2つの属性がある場合を考える。シミュレーションのデータセットは、1,000 サンプルからなり、そのシミュレーションを100回繰り返す。

ステップ 1 (RP データの LOS 変数の生成) : $att1_{pt}^{RP}$ と $att2_{pt}^{RP}$ を pt の2つの属性値、 $att1_{car}^{RP}$ と $att2_{car}^{RP}$ を car の2つの属性値とする。これらの4変数は相互に独立な対数正規乱数から発生させた。Train and Wilson⁷⁾と同様、一様乱数から変数を発生させた分析も行ったが、類似の結果が得られたため、以降、対数正規乱数の分析結果のみを報告する。

ステップ 2 (RP モデルの意思決定構造) : 式(8)の意思決定構造を想定する。

$$U_{pt}^{RP} = \alpha_{pt} + \beta_{att1} att1_{pt}^{RP} + \beta_{att2} att2_{pt}^{RP} + \varepsilon_{pt}^{RP} \quad (8a)$$

$$U_{car}^{RP} = \beta_{att1} att1_{car}^{RP} + \beta_{att2} att2_{car}^{RP} + \varepsilon_{car}^{RP} \quad (8b)$$

$$\varepsilon^{RP} = \varepsilon_{car}^{RP} - \varepsilon_{pt}^{RP} \sim N(0, 1) \quad (8c)$$

ここに、 α_{pt} , β_{att1} , β_{att2} は推定されるパラメータ。なお、真値として、 $\alpha_{pt} = 0.0$, $\beta_{att1} = \beta_{att2} = -1.0$ と仮定する。

ステップ 3 (RP の選択結果の決定) : ε^{RP} を生成させ、式(8)に従って RP の選択結果を決定する。

表-1 RP の選択結果が pt のときの SP 設計

	$att1_{pt}^{SP}$	$att2_{pt}^{SP}$	$att1_{car}^{SP}$	$att2_{car}^{SP}$
場合 1-1	$att1_{pt}^{RP} * \Delta$	$att2_{pt}^{RP}$	$att1_{car}^{RP}$	$att2_{car}^{RP}$
場合 1-2	$att1_{pt}^{RP}$	$att2_{pt}^{RP}$	$att1_{car}^{RP} * 1/\Delta$	$att2_{car}^{RP}$

表-2 RP の選択結果が car のときの SP 設計

	$att1_{pt}^{SP}$	$att2_{pt}^{SP}$	$att1_{car}^{SP}$	$att2_{car}^{SP}$
場合 2-1	$att1_{pt}^{RP} * 1/\Delta$	$att2_{pt}^{RP}$	$att1_{car}^{RP}$	$att2_{car}^{RP}$
場合 2-2	$att1_{pt}^{RP}$	$att2_{pt}^{RP}$	$att1_{car}^{RP} * \Delta$	$att2_{car}^{RP}$

ステップ 4 (SP 調査設計) : RP で選択している選択行動を変化させるような方向で設計している。 $att1_{pt}^{SP}$ と $att2_{pt}^{SP}$ を pt の2つの属性値、 $att1_{car}^{SP}$ と $att2_{car}^{SP}$ を car の2つの属性値とする。RP の選択結果が pt のとき、SP の属性値は表-1のように設定される。また、RP の選択結果が car のとき、SP の属性値は表-2のように設定される。ここで、1番目の属性値のみが変化させられていることに注意が必要である。これは、変化させた $att1_{pt}^{SP}$ にかかるパラメータ β_{att1} と変化させない $att2_{pt}^{SP}$ にかかるパラメータ β_{att2} に関して、その推定結果における差を見るためである。RP の選択結果が pt の個人については、場合 1-1 か 1-2 のどちらかの質問が割り当てられる。RP の選択結果が car の個人については、場合 2-1 か 2-2 のどちらかの質問が割り当てられる。この割り当てはランダムに行われる。つまり、1個人に対して、1SP 質問ということになる。また、 $\Delta = 1.2, 1.5, 2.0, 3.0, 4.0, \dots, 10.0$ を考える。

ステップ 5 (SPモデルの意思決定構造) : 式(9)の意思決定構造を想定する。

$$U_{pt}^{SP} = \alpha_{pt} + \beta_{att1} att1_{pt}^{SP} + \beta_{att2} att2_{pt}^{SP} + \varepsilon_{pt}^{SP} \quad (9a)$$

$$U_{car}^{SP} = \beta_{att1} att1_{car}^{SP} + \beta_{att2} att2_{car}^{SP} + \varepsilon_{car}^{SP} \quad (9b)$$

$$\varepsilon^{SP} = \varepsilon_{car}^{SP} - \varepsilon_{pt}^{SP} \sim N(0, \sigma^2) \quad (9c)$$

ステップ 6 (SPモデルの誤差項の設定) : SP の誤差分散 σ と RP と SP の誤差相関 ρ を以下のように設定する。 σ に関しては、1.0, 1.024, 1.25, 2.0 の4つの場合を検討する (1.024 の設定は Train and Wilson³⁾ の結果も参考にした)。なお、このとき、sp-off-rp モデルでは $\sigma = 1.0$ はなく、double-bound モデルでは、 $\sigma = 1.0$ しかない。 ρ に関しては、1, 0.9765625, 0.8, 0.5, 0.2, 0.0 の6つの場合を検討する。 ρ は、double-bound モデルでは 1.0 しかないこと、independent モデルでは 0.0 しかないこと、sp-off-rp の $\sigma = 1.024, 1.25, 2.0$ に対応する誤差相関が $\rho = 0.9765625, 0.8, 0.5$ であること、0.5 と 0.0 の中間的な値として 0.2 を設定した。なお、ここで、sp-off-rp モデルの誤差相関は式(10)で示される。

$$\rho = \text{Corr}(\varepsilon^{RP}, \varepsilon^{SP}) = \frac{\text{Cov}(\zeta, \zeta + \zeta^{SP})}{\sqrt{\text{Var}(\zeta)}\sqrt{\text{Var}(\zeta + \zeta^{SP})}} = \frac{\text{Var}(\zeta)}{1 \cdot \sigma} = \frac{1}{1 \cdot \sigma} \quad (10)$$

表-3 検討する σ と ρ の組み合わせ

		ρ					
		1.0	0.97656250.8	0.5	0.2	0.0	
σ	1.0	[1]D	[2]G	[3]G	[4]G	[5]G	[6]I
	1.024	[7]N	[8]S	[9]G	[10]G	[11]G	[12]I
	1.25	[13]N	[14]N	[15]S	[16]G	[17]G	[18]I
	2.0	[19]N	[20]N	[21]N	[22]S	[23]G	[24]I

(注) 表中には真のモデルを記載. G: Generalモデル, S: Sp-off-rpモデル, I: Independentモデル, D: Double-boundモデル, N: 検討せず

従って, 検討する σ と ρ の組み合わせは, 表-3に整理される.

ステップ7 (SPの選択結果の決定): 標準正規乱数 e を発生させ, ξ をステップ3で発生させた ε^{RP} と同じものとする. SP選択結果はステップ7のSPの誤差項 ε^{SP} とステップ5のSPモデルの意思決定構造にもとづいて決定される. SP選択結果は, ステップ4のそれぞれの Δ の場合について作成する. ここで, 今回の4つのモデルにおけるSPの誤差項は以下の式により生成した.

• Generalモデル

式(3)と同様に式(11)でも, 表現したい SP の誤差分散と RP と SP の誤差相関を表現できることに着目してデータを生成する.

$$\varepsilon^{RP} = \xi \quad (11a)$$

$$\varepsilon^{SP} = \alpha\xi + \zeta^{SP} \quad (11b)$$

$$\alpha \geq 0 \quad (11c)$$

このとき, 誤差相関は式(12)で表され, SP 誤差項は式(13)に従って生成させる.

$$\rho = \text{Corr}(\varepsilon^{RP}, \varepsilon^{SP}) = \frac{\text{Cov}(\xi, \alpha\xi + \zeta^{SP})}{\sqrt{\text{Var}(\xi)}\sqrt{\text{Var}(\alpha\xi + \zeta^{SP})}} = \frac{\alpha}{1 \cdot \sigma} \quad (12)$$

$$\varepsilon^{SP} = \alpha\xi + \zeta^{SP} = \alpha\xi + \sqrt{\sigma^2 - \alpha^2} \cdot e \quad (13)$$

以下, 式(14), (15), (16)に従って誤差項を生成させる.

• Sp-off-rp モデル

$$\varepsilon^{SP} = \xi + \zeta^{SP} = \xi + \sqrt{\sigma^2 - 1} \cdot e \quad (14)$$

• Independent モデル

$$\varepsilon^{SP} = \zeta^{SP} = \sigma e \quad (15)$$

• Double-bound モデル

$$\varepsilon^{SP} = \xi \quad (16)$$

ステップ8 (RP/SP モデルの推定と推定効率性評価): 表-3に示した全部の場合について, それぞれの Δ に対して RP/SP モデルを推定する. 表中の真のモデルに加え, 表中の総ての場合について general モデルを推定する. モデルの推定効率性の評価には式(7)で示した D-error 指標を用いる. なお, 今回は真のパラメータ β^* が事前に分かっているため, 式(17)の $D_{\text{true-error}}$ を用いる.

$$D_{\text{true-error}} = \left(\det \left(\left(-\frac{\partial^2 L(\beta^*)}{\partial \beta^2} \right)^{-1} \right) \right)^{1/2} \quad (17)$$

4. 結果と考察

Generalモデルは表-3の[2] - [6], [8] - [12], [15] - [18], [22] - [24]で推定される (注: [1]の場合はモデルが収束しないなどの問題があるため除かれた). Sp-off-rpモデルは, [8], [15], [22]で推定される. Independentモデルは, [6], [12], [18], [24]で推定される. Double-boundモデルは, [1]で推定される,

(1) Generalモデル

図-1は, $\sigma = 1.25$ に固定した場合のgeneralモデルの $D_{\text{true-error}}$ を[15], [16], [17], [18]で計算したものである. これより, Δ が大きいほど $D_{\text{true-error}}$ が大きくなり, 最適な Δ に関する検討が難しい. また, 全体として, 誤差相関が大きいほど $D_{\text{true-error}}$ が小さくなっている. RPとSPで誤差項に共通な部分が多いほうが, 両データから矛盾のないデータが得られる可能性が高いことが, このことを説明していると考えられる. また, [16]の場合, 推定した5つのパラメータ, α_{ps} , β_{at1} , β_{at2} , σ , ρ の推定値が真値から有意に離れていないかどうかを検定した結果を表-4に示す. これより, 大多数の場合でパラメータは真値から有意には離れておらず, generalモデルはパラメータの真値を再現できることが分かる. 他のgeneralモデルも同様の傾向を示した. ただし, [2]と[8]でgeneralモデルを推定するのは高い誤差相関のため困難な場合も多かった.

次に, ほぼ単調に増加する $D_{\text{true-error}}$ の特徴を理解するため, [16]に限り, $\Delta = 0.8, 0.9, 1.0$ の場合も追加して分析したのが, 図-2である (行動論的にはこれらの Δ で選択結果が変化することは考え難いが, モデル上は誤差項の影響により選択が変化する場合がある). $D_{\text{true-error}}$

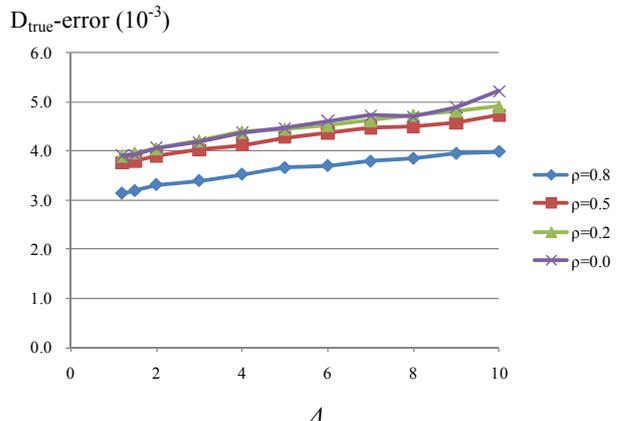


図-1 $\sigma = 1.25$ の場合のgeneralモデルの $D_{\text{true-error}}$

表-4 [16]の場合のgeneralモデルの検定

Δ	α_{pt}	β_{att1}	β_{att2}	σ	ρ
1.2	91.8	96.9	92.8	99.0	90.7
1.5	93.6	95.7	92.6	95.7	93.6
2.0	94.8	95.8	92.7	95.8	91.7
3.0	92.7	94.8	93.8	92.7	93.8
4.0	92.5	97.8	94.6	97.8	94.6
5.0	91.8	94.9	93.9	96.9	91.8
6.0	93.8	95.8	93.8	95.8	93.8
7.0	92.7	95.8	93.8	95.8	93.8
8.0	93.9	94.9	92.9	94.9	93.9
9.0	92.8	95.9	95.9	94.8	94.8
10.0	91.9	93.9	96.0	93.9	91.9

(注) α_{pt} , β_{att1} , β_{att2} , σ , ρ に関して, 「(真値-推定値) / 標準誤差」の値が-1.96 より大で 1.96 より小のサンプルの割合を%で表示.

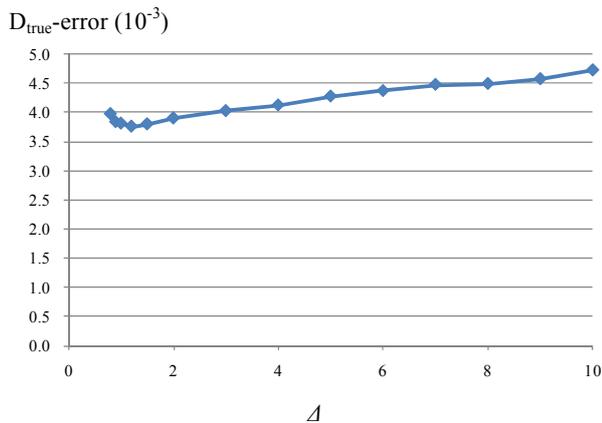


図-2 [16]の場合のgeneralモデルのD_{true}-error

errorは0.8から1.2にかけて減少しており, generalモデルは $\Delta = 1.0$ の近傍で最も推定効率性が高いと考えることができる. 今回の設定では, RPデータの作成時点で2つの選択肢のサービス水準の平均には優劣がなく, generalモデルでは選択肢間の優劣が同等程度の場合に最も推定効率性が高くなることを示していることも考えられるが, 今後のより詳細な分析によって原因を明らかにする必要がある.

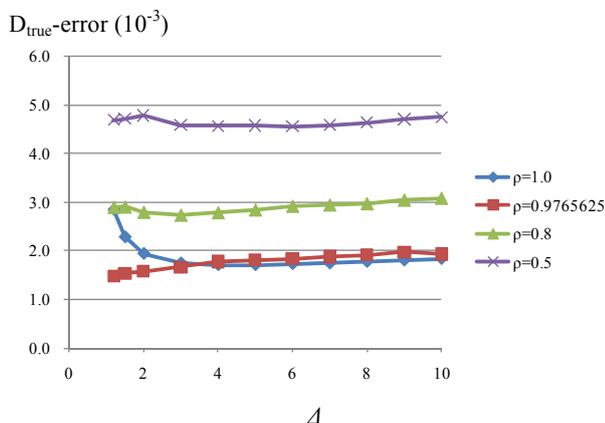


図-3 Sp-off-rpモデルのD_{true}-error

(注) 参考: $\rho = 1.0$ の場合はdouble-boundモデル

(2) Sp-off-rpモデル

図-3は, sp-off-rpモデルのD_{true}-errorを[1], [8], [15], [22]で計算したものである(ただし, [1]のみ参考として, double-boundモデルを表示している). [8]では誤差相関が大きいために最適な推定効率性を与える Δ を見つけることが難しかった. しかし, [15]では, $\Delta = 3$ で, [22]では $\Delta = 6$ で最適な Δ を見つけることができた. これは, ある程度の Δ まではRPとSPで行動が同じサンプルと異なるサンプルが混在する場合が増える(情報量が豊富になる)こと, しかし, ある程度の Δ を超えるとRPとSPで行動が異なるサンプルが卓越する(情報量が減少する)こと, から解釈できる. また, 誤差相関が小さいほど, つまり, 誤差分散が大きいときにより大きな Δ が必要になる. これは, 誤差分散が大きい場合, RPとSPで行動が異なるためには, より大きな Δ が必要であることから理解される.

また, 誤差相関が大きいほどD_{true}-errorも小さくなっている. RPとSPで誤差項に共通な部分が多いほうが, 両データから矛盾のないデータが得られる可能性が高いことが, このことを説明していると考えられる. また, [8], [15], [22]のいずれの場合でもgeneralモデルで推定したところ5つのパラメータ, α_{pt} , β_{att1} , β_{att2} , σ , ρ の推定値が真値から有意に離れていない場合が大多数で, σ , ρ の推定結果を分析することにより, 真のモデルであるsp-off-rpモデルを導くことが可能であることが示された.

図-4は, [15]の場合についてgeneralモデルとsp-off-rpモデルで計算したD_{true}-errorを示している. Sp-off-rpモデルのほうがより推定効率性が高いことを示している. 他の[8], [22]の場合においても同様の傾向が見られた.

(3) Independentモデル

図-5は, independentモデルのD_{true}-errorを[6], [12], [18], [24]で計算したものである. [6], [12], [18]では, $\Delta = 3$ で, [24]では $\Delta = 4$ で最適な Δ を見つけることができた. これは, Δ がある程度の値のところでも最適な設計と

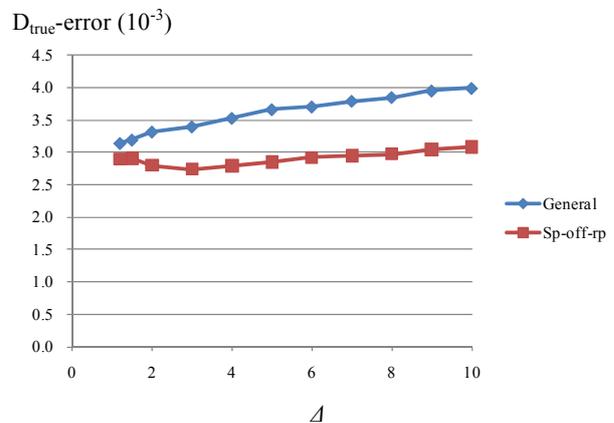


図-4 [15]のgeneralとsp-off-rpモデルのD_{true}-error

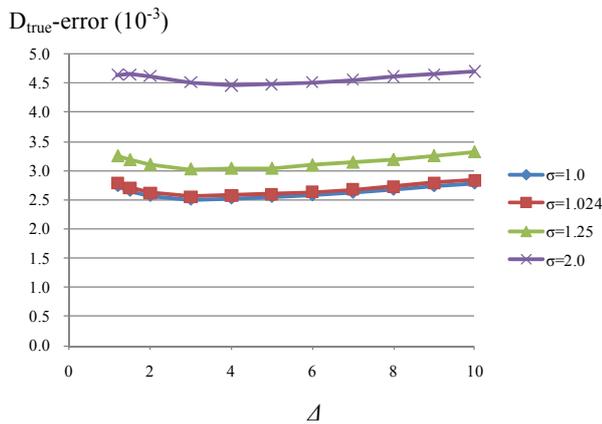


図-5 Independentモデルの $D_{\text{true-error}}$

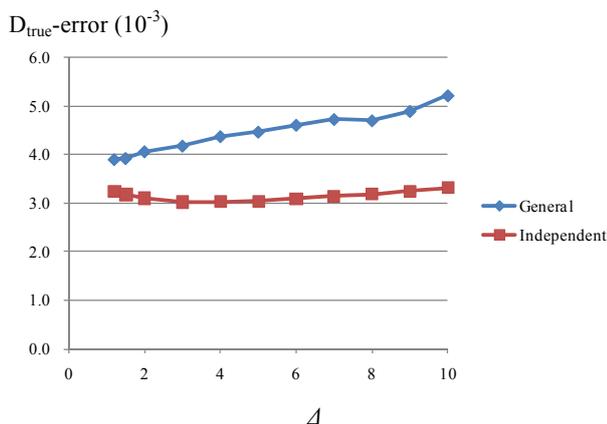


図-6 [18]のgeneralとindependentモデルの $D_{\text{true-error}}$

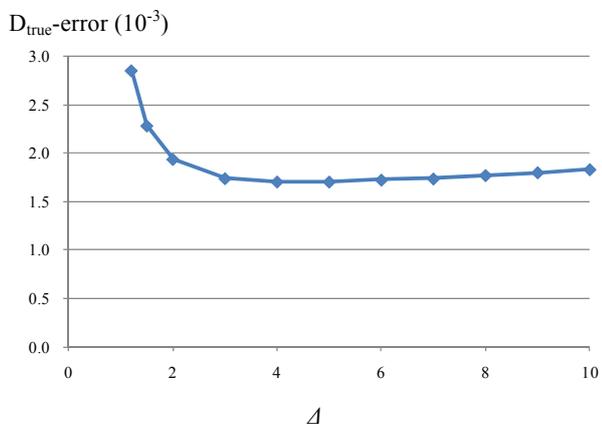


図-7 Double-boundモデルの $D_{\text{true-error}}$

なることは(2)節と同様の解釈ができる。また、誤差分散が大きいほど A が大きいことも(2)節と同様の解釈ができる。

また、[6], [12], [18], [24]のいずれの場合でもgeneralモデルで推定したところ5つのパラメータ、 α_{pb} , β_{an1} , β_{an2} , σ , ρ の推定値が真値から有意に離れていない場合が大多数で、generalモデルにより推定した場合でもバイアスなくパラメータの推定が可能で、真のモデルが導けることを示している。

図-6は、[18]の場合についてgeneralモデルと

independentモデルで計算した $D_{\text{true-error}}$ を示している。Independentモデルのほうがより推定効率性が高いことを示している。他の[6], [12], [24]の場合においても同様の傾向が見られた。

(4) Double-boundモデル

図-7は、double-boundモデルの $D_{\text{true-error}}$ を[1]で計算したものである。 $A=5$ で最適な A を見つけることができた。これは、 A がある程度の値のところで最適な設計となることは(2)節と同様の解釈ができる。

(5) その他

今回のモデル分析において、真値からの t -検定を行ったところ、いずれの場合も、大多数の場合で真値とは異なるという帰無仮説が棄却されなかった。また、 β_{an1} と β_{an2} に関して特に推定精度において異なるという結果は得られなかった。RPとSPで属性値を変化させる変数にかかるパラメータと属性値を変化させない変数にかかるパラメータに関して大きな差はないと考えられる。

5. おわりに

本研究では、SP調査質問のサービスレベルをRPデータのサービスレベルを基準にして変化させる場合、どの程度の変化をさせると最もRP/SPモデルの推定効率性が高くなるか、について人工データを用いたシミュレーション分析を行った。具体的な成果は以下の通りである。

- 1) RPモデルとSPモデルの誤差項の相関に着目し、RP/SPモデルをgeneralモデル、sp-off-rpモデル、independentモデル、double-boundモデルに整理し、シミュレーション分析可能な形で表現した。
- 2) Generalモデル、sp-off-rpモデル、independentモデル、double-boundモデルのいずれにおいても、データを発生させるときに仮定したのと同じモデル構造で推定すれば、100回のシミュレーションの大多数の場合で真値を再現できることが示された。また、generalモデルは、データをsp-off-rpモデル、independentモデルに従って発生させた場合においても大多数の場合で真値を再現することが可能で、真のモデルを導くことができることが分かった。
- 3) Generalモデルの場合、誤差相関が大きいほど $D_{\text{true-error}}$ も小さくなっている。RPとSPで誤差項に共通な部分大きいほうが、両データから矛盾のないデータが得られる可能性が高いことが、このことを説明していると考えられる。また、generalモデルでは最適な A の値が見つからなかったが、これは、generalモデルでは $A=1.0$ の近傍で最も効率的であると考えられることができる。

- 4) Sp-off-rpモデルでは、ある程度の I で最適な推定効率性が得られた。これは、RPとSPで行動が同じサンプルと異なるサンプルの比に影響されると考えることができる。誤差相関が小さいほど、つまり、誤差分散が大きいときにより大きな I が必要になる。また、誤差相関が大きいほど $D_{unc-error}$ も小さくなっている。これは、誤差分散が大きい場合、RPとSPで行動が異なるためには、より大きな I が必要であることから理解される。また、RPとSPで誤差項に共通な部分が多いほうが、両データから矛盾のないデータが得られる可能性が高いことが、このことを説明していると考えられる。Generalモデルよりもsp-off-rpモデルのほうが高い推定効率性を持っている。
- 5) Independentモデルでは、ある程度の I で最適な推定効率性が得られた。また、誤差分散が大きいほど最適な I が大きい。Sp-off-rpモデルと同様の解釈が可能である。Generalよりもindependentモデルのほうが高い推定効率性を持っている。
- 6) Double-boundモデルは I がある程度の値のところでも最適な設計となることが示された。Sp-off-rpモデルと同様の解釈が可能である。
- 7) RPとSPで属性値を変化させる変数にかかるパラメータと属性値を変化させない変数にかかるパラメータに関して推定精度に大きな差はないことが示された。
- 8) 今回の分析は変数を対数正規乱数で発生させたが、一様乱数の場合にも同様の結果が得られた。

今後の課題を以下に整理する。

- 1) 今回の分析では、1個人が1つのRP、1つのSPデータを得るものとして分析した。多くのSP分析では1個人から複数のSP回答を得ている。1個人から複数のSP回答を得た場合の分析が必要である。
- 2) 本研究で行われた分析が実際のデータを用いた場合でも適用可能であるかについて分析する必要がある。
- 3) CVMの分野ではダブルバウンド形式のSP調査が盛

んにおこなわれている。今回のRPモデル、SPモデルは、ダブルバウンド形式の1st-boundモデル、2nd-boundモデルと読み替えることも可能である。本分析で得られた知見のCVM分野への展開についての検討が必要である。

謝辞

本研究は、科学研究費補助金（若手研究(B)）（課題番号：19730282, 22730334）からの支援を受けている。ここに記して謝意を表する。

参考文献

- 1) Morikawa, T.: Incorporating Stated Preference Data in Travel Demand Analysis, Ph.D. dissertation, Department of Civil Engineering, MIT, 1989.
- 2) Morikawa, T.: Correcting state dependence and serial correlation in the rp/sp combined estimation method, *Transportation*, Vol. 21, No. 2, pp. 153-165, 1994.
- 3) Train, K. and Wilson, W.W.: Estimation on stated-preference experiments constructed from revealed-preference choices, *Transportation Research Part B*, Vol. 42, No. 3, pp. 191-203, 2008.
- 4) Hanemann, M., Loomis, J., and Kanninen, B.: Statistical efficiency of double-bounded dichotomous choice contingent valuation, *American Journal of Agricultural Economics*, Vol. 73, No. 4, pp. 1255-1263, 1991.
- 5) 三古展弘：質問形式に着目した選好意識調査のパラメータ推定効率性の検討：ダブルバウンド形式質問の場合, *国民経済雑誌*, Vol. 200, No. 4, pp. 45-54, 2009.
- 6) Rose, J.M. and Bliemer, M.C.J.: Stated preference experimental design strategies, In: Hensher, D.A. and Button, K. (Eds.), *Handbook of Transport Modelling*, 2nd ed., Elsevier, Amsterdam, pp. 151-179, 2008.
- 7) Train, K.E. and Wilson, W.W.: Monte Carlo analysis of sp-off-rp data, *Journal of Choice Modelling*, Vol. 2, No. 1, pp. 101-117, 2009.