



RPの属性値を基準にした効率的なSP調査設計 : RP とSPの誤差項に着目して

三古, 展弘
山本, 俊行

(Citation)

土木学会論文集D3 (土木計画学) , 67(5):I_427-I_434

(Issue Date)

2011-12

(Resource Type)

journal article

(Version)

Accepted Manuscript

(URL)

<https://hdl.handle.net/20.500.14094/90001638>



RPの属性値を基準にした効率的なSP調査設計 ： RPとSPの誤差項に着目して

三古 展弘¹・山本 俊行²

¹正会員 神戸大学大学院准教授 経営学研究科 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台町2-1)

E-mail: sanko@kobe-u.ac.jp

²正会員 名古屋大学教授 エコトピア科学研究所 (〒464-8603 名古屋市千種区不老町C1-3 (651))

E-mail: yamamoto@civil.nagoya-u.ac.jp

RP/SPモデルは積極的に用いられてきたが、RP/SPモデルのための効率的なSP調査設計に関する検討は少ない。本研究では、SP調査の属性値をRPの属性値を基準に変化させる場合にはどの程度の変化が適切か、を検討する。分析は、RPとSPの誤差分散と誤差相関を考慮して発生させたシミュレーションデータにより、データを発生させた真のモデルと真のモデルを含むより一般的なモデルの両方を推定することで行う。分析の結果、誤差分散が大きいほど変化量を大きくした方が良い、誤差項に関する仮定が一般的なモデルでは変化量がない場合の近傍が最適、という知見が得られた。

Key Words : RP/SP model, SP experiment design, simulation, D-error

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モデル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提案されている（以下、Double-boundモデル）⁴⁾。これは、CVM (contingent valuation method)の分野で提案されたものであるが、仮定の繰り返しの質問の1st-boundをRP、2nd-boundをSPと考えることでRP/SPモデルとしての定式化が可能である。Double-boundモデルをRP/SPモデルに適用した研究も行われている⁵⁾。

SP調査設計においては、RPの属性値および選択結果を基準にするという方法がとられることも少なくない。これは、SPの設定を被験者が実際の問題として認識しやすいようにするためである。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⁶⁾を除いて、さほど知見の蓄積がない。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ものも少ない。

そこで、本研究では、以上の背景を踏まえ、SP調査の属性値をRPデータの属性値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, i と j の2肢選択を想定する.

RPモデル

$$U_i^{RP} = V_i^{RP} + \varepsilon_i^{RP} \quad (1a)$$

$$U_j^{RP} = V_j^{RP} + \varepsilon_j^{RP} \quad (1b)$$

$$\varepsilon^{RP} = \varepsilon_j^{RP} - \varepsilon_i^{RP} \sim N(0, 1) \quad (1c)$$

SPモデル

$$U_i^{SP} = V_i^{SP} + \varepsilon_i^{SP} \quad (2a)$$

$$U_j^{SP} = V_j^{SP} + \varepsilon_j^{SP} \quad (2b)$$

$$\varepsilon^{SP} = \varepsilon_j^{SP} - \varepsilon_i^{SP} \sim N(0, \sigma^2) \quad (2c)$$

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. なお, Generalモデルが他の3つのモデルの一般形であることに注意が必要である.

• Generalモデル

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

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

ここに, ξ , ζ^{RP} , ζ^{SP} は相互に独立で, 以下の関係が成り立つ.

$$\sigma^2 = \text{Var}(\varepsilon^{SP}) = \text{Var}(\xi + \zeta^{SP}) = \text{Var}(\xi) + \text{Var}(\zeta^{SP}) \quad (3c)$$

$$\begin{aligned} \rho = \text{Corr}(\varepsilon^{RP}, \varepsilon^{SP}) &= \frac{\text{Cov}(\xi + \zeta^{RP}, \xi + \zeta^{SP})}{\sqrt{\text{Var}(\xi + \zeta^{RP})} \sqrt{\text{Var}(\xi + \zeta^{SP})}} \\ &= \frac{\text{Var}(\xi)}{1 \cdot \sigma} \end{aligned} \quad (3d)$$

• SP-off-RP モデル

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

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

ここに, ξ , ζ^{SP} は相互に独立で, 以下の関係が成り立つ.

$$\sigma^2 = \text{Var}(\varepsilon^{SP}) = \text{Var}(\xi + \zeta^{SP}) = \text{Var}(\xi) + \text{Var}(\zeta^{SP}) = 1 + \text{Var}(\zeta^{SP}) \quad (4c)$$

$$\begin{aligned} \rho = \text{Corr}(\varepsilon^{RP}, \varepsilon^{SP}) &= \frac{\text{Cov}(\xi, \xi + \zeta^{SP})}{\sqrt{\text{Var}(\xi)} \sqrt{\text{Var}(\xi + \zeta^{SP})}} \\ &= \frac{\text{Var}(\xi)}{1 \cdot \sigma} = \frac{1}{1 \cdot \sigma} \end{aligned} \quad (4d)$$

• Independent モデル

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

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

ここに, ζ^{RP} , ζ^{SP} は相互に独立で, 以下の関係が成り立つ.

$$\sigma^2 = \text{Var}(\varepsilon^{SP}) = \text{Var}(\zeta^{SP}) \quad (5c)$$

$$\begin{aligned} \rho = \text{Corr}(\varepsilon^{RP}, \varepsilon^{SP}) &= \frac{\text{Cov}(\zeta^{RP}, \zeta^{SP})}{\sqrt{\text{Var}(\zeta^{RP})} \sqrt{\text{Var}(\zeta^{SP})}} \\ &= \frac{0}{1 \cdot \sigma} = 0 \end{aligned} \quad (5d)$$

• Double-bound モデル

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

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

このとき, 以下の関係が成り立つ.

$$\sigma^2 = \text{Var}(\varepsilon^{SP}) = \text{Var}(\xi) = 1 \quad (6c)$$

$$\rho = \text{Corr}(\varepsilon^{RP}, \varepsilon^{SP}) = \text{Corr}(\xi, \xi) = 1 \quad (6d)$$

(2) 対数尤度関数

最大化すべき対数尤度関数は各個人の対数尤度関数を全サンプルで足し合わせた以下の式になる. なお, d^{kl} をRPで選択肢 k , SPで選択肢 l を選んだときに1, そうでないとき0となるダミー変数とする. また, $\Phi_2(\bullet)$, $\Phi(\bullet)$ をそれぞれ2変量標準正規分布, 単変量標準正規分布の累積分布関数とする.

• Generalモデル

$$\begin{aligned} L = & \sum d^{ii} \times \ln(\Phi_2(V_i^{RP} - V_j^{RP}, (V_i^{SP} - V_j^{SP})/\sigma, \rho)) \\ & + \sum d^{ij} \times \ln(\Phi_2(V_i^{RP} - V_j^{RP}, -(V_i^{SP} - V_j^{SP})/\sigma, -\rho)) \\ & + \sum d^{ji} \times \ln(\Phi_2(-(V_i^{RP} - V_j^{RP}), (V_i^{SP} - V_j^{SP})/\sigma, -\rho)) \\ & + \sum d^{jj} \times \ln(\Phi_2(-(V_i^{RP} - V_j^{RP}), -(V_i^{SP} - V_j^{SP})/\sigma, \rho)) \end{aligned} \quad (7)$$

• SP-off-RPモデル

$$\begin{aligned} L = & \sum d^{ii} \times \ln(\Phi_2(V_i^{RP} - V_j^{RP}, (V_i^{SP} - V_j^{SP})/\sigma, 1/\sigma)) \\ & + \sum d^{ij} \times \ln(\Phi_2(V_i^{RP} - V_j^{RP}, -(V_i^{SP} - V_j^{SP})/\sigma, -1/\sigma)) \\ & + \sum d^{ji} \times \ln(\Phi_2(-(V_i^{RP} - V_j^{RP}), (V_i^{SP} - V_j^{SP})/\sigma, -1/\sigma)) \\ & + \sum d^{jj} \times \ln(\Phi_2(-(V_i^{RP} - V_j^{RP}), -(V_i^{SP} - V_j^{SP})/\sigma, 1/\sigma)) \end{aligned} \quad (8)$$

• Independentモデル

$$\begin{aligned} L = & \sum d^{ii} \times \ln(\Phi(V_i^{RP} - V_j^{RP}) \times \Phi((V_i^{SP} - V_j^{SP})/\sigma)) \\ & + \sum d^{ij} \times \ln(\Phi(V_i^{RP} - V_j^{RP}) \times (1 - \Phi((V_i^{SP} - V_j^{SP})/\sigma))) \\ & + \sum d^{ji} \times \ln((1 - \Phi(V_i^{RP} - V_j^{RP})) \times \Phi((V_i^{SP} - V_j^{SP})/\sigma)) \\ & + \sum d^{jj} \times \ln((1 - \Phi(V_i^{RP} - V_j^{RP})) \times (1 - \Phi((V_i^{SP} - V_j^{SP})/\sigma))) \end{aligned} \quad (9)$$

• Double-boundモデル

$$\begin{aligned} L = & \sum d^{ii} \times \ln(\Phi(V_i^{SP} - V_j^{SP})) \\ & + \sum d^{ij} \times \ln(\Phi(V_i^{RP} - V_j^{RP}) - \Phi(V_i^{SP} - V_j^{SP})) \\ & + \sum d^{ji} \times \ln(\Phi(V_i^{SP} - V_j^{SP}) - \Phi(V_i^{RP} - V_j^{RP})) \\ & + \sum d^{jj} \times \ln(1 - \Phi(V_i^{SP} - V_j^{SP})) \end{aligned} \quad (10)$$

(3) 効率性指標

効率性指標は, 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(11)で定義される⁷⁾. 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.

$$\text{D-error} = (\det(\Omega))^{1/K} \quad (11)$$

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, 効率である.

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。対数正規乱数を採用する理由は、交通手段選択では所要時間や費用のような正の値をとる変数が重要な役割を果たすことを意識したためである。また、シミュレーションで属性値を対数正規乱数に従って発生させた研究⁸⁾や、所要時間分布の実測値が対数正規分布に従うことが妥当であることを検討した研究⁹⁾もある。正の値をとる分布としては、Train and Wilson¹⁰⁾のように、定義域が正の範囲で一様乱数を発生させる方法もあり、今回も同様の仮定に基づいた分析を行った。しかし、分析結果の定性的性質は大差がなかったため、以降、対数正規乱数の分析結果のみを報告する。なお、今回は連続量をとる属性のみを対象としており、ダミー変数を用いる場合は対象としていない。

ステップ 2 (RP モデルの意思決定構造) : 式(12)の意思決定構造を想定する。

$$U_{pt}^{RP} = \alpha_{pt} + \beta_{am1} att1_{pt}^{RP} + \beta_{am2} att2_{pt}^{RP} + \varepsilon_{pt}^{RP} \quad (12a)$$

$$U_{car}^{RP} = \beta_{am1} att1_{car}^{RP} + \beta_{am2} att2_{car}^{RP} + \varepsilon_{car}^{RP} \quad (12b)$$

$$\varepsilon_{pt}^{RP} = \varepsilon_{car}^{RP} - \varepsilon_{pt}^{RP} \sim N(0, 1) \quad (12c)$$

ここに、 α_{pt} , β_{am1} , β_{am2} は推定されるパラメータ。なお、真値として、 $\alpha_{pt} = 0.0$, $\beta_{am1} = \beta_{am2} = -1.0$ (ここで、2 つの属性は所要時間や費用のように値が小さいほうが望ましいものを仮定し、負の値を設定している。) 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(12)に従って RP の選択結果を決定する。

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 RP の属性値からの変化の程度を表す Δ を用いて表-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 $att1$ にかかるパラメータ β_{am1} と変化させない $att2$ にかかるパラメータ β_{am2} に関して、真値の再現性や推定精度に違いがないかどうか

かを確認するためである。このような状況は、効用関数に所要時間とそれ以外の変数を含むが、SP では所要時間しか変化させない場合、実際に起こり得ると考える。

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(13)の意思決定構造を想定する。

$$U_{pt}^{SP} = \alpha_{pt} + \beta_{am1} att1_{pt}^{SP} + \beta_{am2} att2_{pt}^{SP} + \varepsilon_{pt}^{SP} \quad (13a)$$

$$U_{car}^{SP} = \beta_{am1} att1_{car}^{SP} + \beta_{am2} att2_{car}^{SP} + \varepsilon_{car}^{SP} \quad (13b)$$

$$\varepsilon_{pt}^{SP} = \varepsilon_{car}^{SP} - \varepsilon_{pt}^{SP} \sim N(0, \sigma^2) \quad (13c)$$

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。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、 ζ 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(14)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。

$$\varepsilon_{pt}^{RP} = \zeta \quad (14a)$$

$$\varepsilon_{pt}^{SP} = \alpha \zeta + \zeta^{SP} \quad (14b)$$

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

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

表-3 検討する σ と ρ の組み合わせ

σ	ρ					
	1.0	0.9765625	0.8	0.5	0.2	0.0
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

このとき、誤差相関は式(14c)で表され、SP の誤差項は式(14d)に従って生成させる。

$$\rho = \text{Corr}(\varepsilon^{RP}, \varepsilon^{SP}) = \frac{\text{Cov}(\xi, \alpha\xi + \zeta^{SP})}{\sqrt{\text{Var}(\xi)}\sqrt{\text{Var}(\alpha\xi + \zeta^{SP})}} = \frac{\alpha}{1 \cdot \sigma} \quad (14c)$$

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

以下、式(15), (16), (17)に従って誤差項を生成させる。

・ SP-off-RP モデル

$$\varepsilon^{SP} = \xi + \zeta^{SP} = \xi + \sqrt{\sigma^2 - 1} \cdot e \quad (15)$$

・ Independent モデル

$$\varepsilon^{SP} = \zeta^{SP} = \sigma e \quad (16)$$

・ Double-bound モデル

$$\varepsilon^{SP} = \xi \quad (17)$$

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(11)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(18)の $D_{\text{true-error}}$ を用いる。

$$D_{\text{true-error}} = \left(\det \left(\left(-\frac{\partial^2 L(\beta^*)}{\partial \beta \partial \beta'} \right)^{-1} \right) \right)^{1/K} \quad (18)$$

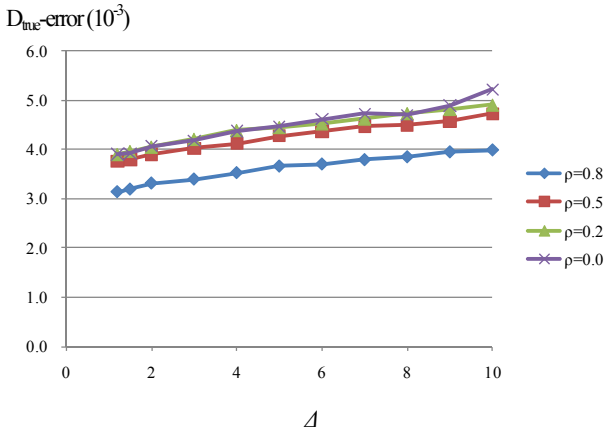


図-1 $\sigma = 1.25$ の場合の General モデルの $D_{\text{true-error}}$

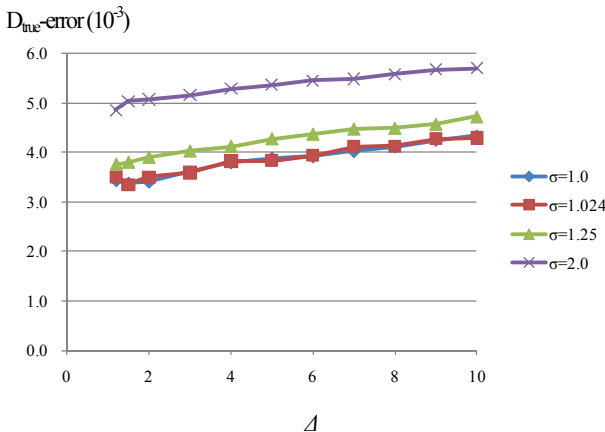


図-2 $\rho = 0.5$ の場合の General モデルの $D_{\text{true-error}}$

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。図-2 は, $\rho = 0.5$ に固定した場合の General モデルの $D_{\text{true-error}}$ を [4], [10], [16], [22] で計算したものである。[4] と [10] では $\Delta = 1.5$ で最適となったが、それ以外では Δ が大きいほど $D_{\text{true-error}}$ が大きく、最適な Δ に関する検討が難しい。また、図-1 より、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 (一様乱数で属性値を設定した場合にこの関係は成り立たなかった)。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。図-2 より、全体として、誤差分散が小さいほど $D_{\text{true-error}}$ が小さくなっている (一様乱数で属性値を設定した場合にこの関係は成り立たなかった)。効用の誤差項の部分が少なく効用の確定項で選択結果が説明されることによる影響と考えられる。また、[16] の場合、推定した5つのパラメータ、 α_{ps} , β_{ad1} , β_{ad2} , 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。

表-4 [16] の場合の General モデルの検定

Δ	α_{ps}	β_{ad1}	β_{ad2}	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_{ps} , β_{ad1} , β_{ad2} , 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。

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、 $\lambda = 0.8, 0.9, 1.0$ の場合も追加して分析したのが、図-3である（行動論的にはこれらの λ 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）。 $D_{\text{true-error}}$ は0.8から1.2にかけて減少しており、Generalモデルは $\lambda = 1.0$ の近傍で最も推定効率性が高いと考えることができる。RPとSPの属性水準が同じときに最も効率的というのは理解し難いかもしれないが、この結果はCVMの

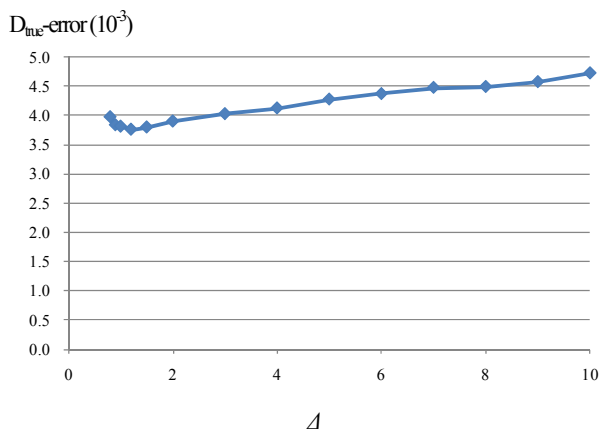


図-3 [16]の場合のGeneralモデルの $D_{\text{true-error}}$

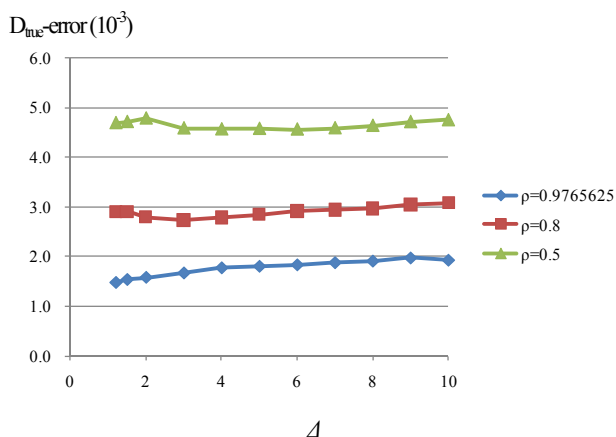


図-4 SP-off-RPモデルの $D_{\text{true-error}}$

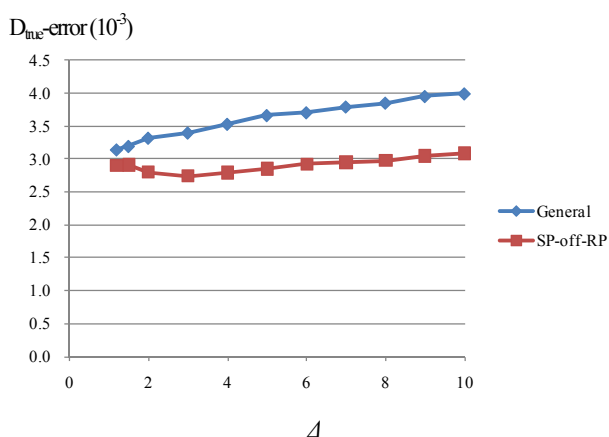


図-5 [15]のGeneralとSP-off-RPモデルの $D_{\text{true-error}}$

分野の知見とも矛盾しない¹¹⁾。そこでは、1回目のWTP (willingness-to-pay)の質問で“yes”と答えた被験者の幾人かにより低い金額（通常はより高い金額であるが）を提示した場合に最適であることを示している。今回の設定では、RPデータの作成時点で2つの選択肢の属性値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。

(2) SP-off-RPモデル

図-4は、SP-off-RPモデルの $D_{\text{true-error}}$ を[8], [15], [22]で計算したものである。[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 λ を見つけることが難しかった。しかし、[15]では、 $\lambda = 3$ で、[22]では $\lambda = 6$ で最適な λ を見つけることができた。これは、ある程度の λ 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 λ 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 λ 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 λ 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（誤差分散が小さいほど） $D_{\text{true-error}}$ も小さくなっている。(1)節と同様の解釈が可能である。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_{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場合が大多数で、推定結果から σ , ρ 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-5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 $D_{\text{true-error}}$ 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

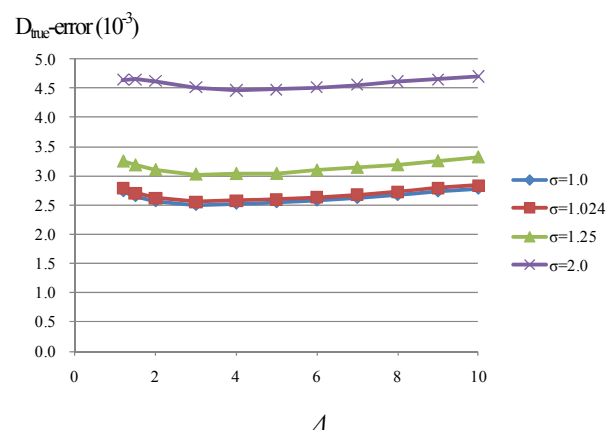


図-6 Independentモデルの $D_{\text{true-error}}$

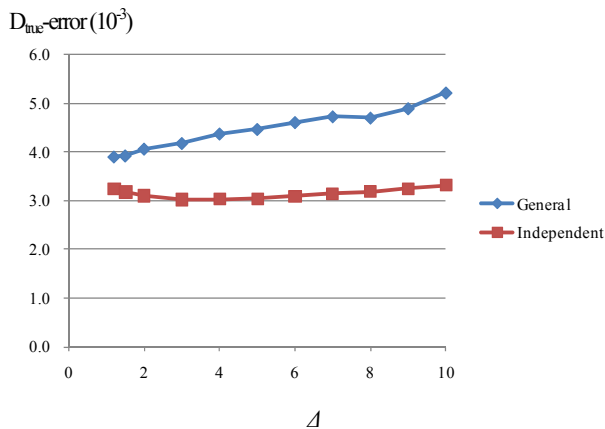


図-7 [18]のGeneralとIndependentモデルの $D_{\text{true-error}}$

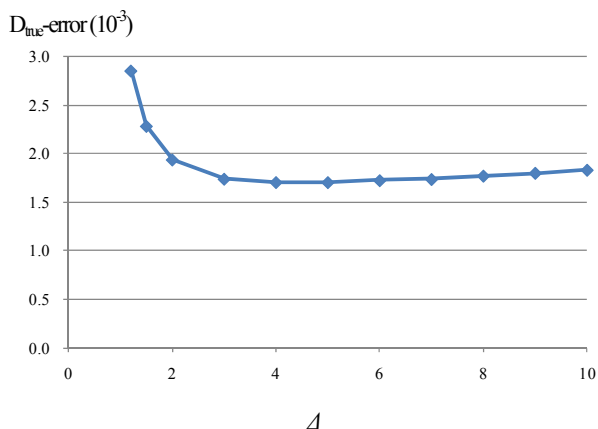


図-8 Double-boundモデルの $D_{\text{true-error}}$

[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-6は、Independentモデルの $D_{\text{true-error}}$ を[6], [12], [18], [24]で計算したものである。[6], [12], [18]では、 $\lambda = 3$ で、[24]では $\lambda = 4$ で最適な λ を見つけることができた。 λ 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。また、誤差分散が大きいほど λ 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_{pts} , 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、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。

また、全体として、誤差分散が小さいほうが $D_{\text{true-error}}$ も小さくなっている。(1)節と同様の解釈が可能である。

図-7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-8は、Double-boundモデルの $D_{\text{true-error}}$ を[1]で計算したものである。 $\lambda = 5$ で最適な λ を見つけることができた。これは、 λ 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_{att1} と β_{att2} 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調査の属性値をRPデータの属性値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。分析においてはRPとSPの誤差項に着目し、Generalモデル、SP-off-RPモデル、Independentモデル、Double-boundモデルを検討した。効率性は $D_{\text{true-error}}$ 指標で評価した。全体として、どのモデルでもパラメータの真値を再現することができた。しかし、真のモデルのほうがGeneralモデルよりもより効率的であった。RPからの変化の程度に関しては、Generalモデルでは $\lambda = 1.0$ の近傍で最適であった。SP-off-RPモデル、Independentモデルでは、Double-boundモデルでは、ある程度の λ で最適になることが示された。Generalモデル、SP-off-RPモデル、Independentモデルでは、誤差相関が大きいほど、誤差分散が小さいほど効率的であった。SP-off-RPモデルとIndependentモデルでは、SPの誤差分散が大きいほど最適となる λ が大きかった。

今回考慮した λ の範囲について考察したい。今回の知見は属性値をどの程度変化させたときに推定精度が高くなるかを検討したものであり、たとえ $\lambda = 10.0$ であっても一般的な知見としては問題はない。しかし、交通手段選択の観点からは、所要時間や費用を10倍（10分の1倍）したSP調査は被験者に現実の問題として受け取ってもらえない可能性があり、信頼性に問題を生じることが懸念される。今回の分析では、最適な λ が最も大きい値をとったのは $\lambda = 6.0$ の場合であった。また、最適な λ は、SP-off-RPモデル、Independentモデルでは相関が大きかったり、誤差分散が小さかったりする場合に小さくなることが指摘されている。Generalモデルの場合には1.0の

近傍で最適になり、Double-boundモデルでは図-8から $\Delta = 2.0$ を超えた範囲ではかなり安定している。RPから1つの属性のみを変化させたSP調査では、RPとSPの誤差項は共通な部分を多く含み、したがって相関が大きいと考えられる。また、SPの選択肢はRPの馴染みのある選択肢であるため、SP固有の誤差はRP固有の誤差に比べてそれほど小さくなく、SPの誤差分散は小さいと考えられる。このことから、RPから1つの属性を変化させた場合にはそれほど大きな Δ は必要ではないと推測されるが、詳しい分析は今後の課題である。

今回の分析は2属性2選択肢に限定して行っていたので、その拡張性について議論したい。属性の数に関しては、今回の2属性で1つの属性しか変化させない場合でも、適用に特に問題はなかった。3属性以上になると変化させない属性も増えてくると思われるが、適用に問題はないと予想される。選択肢数に関しては、誤差項に今回と同様の設定ができるのであれば同じ分析を行うことができるが、今後の課題である。

その他の今後の課題を以下に整理する。

- 1) 今回の分析では、1個人から1つのRP、1つのSPデータを得られる場合を分析した。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結果がシミュレーションデータだけではなく、実データを用いた場合にも再現可能かを検証する必要がある。
- 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。また、匿名の査読員からの査読意見により論文の読みやすさの改善につながったことに謝意を表す。

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) Sanko, N. and Morikawa, T.: Choice models using matching data, In: Kitamura, R., Yoshii, T. and Yamamoto, T. (eds.) *The Expanding Sphere of Travel Behaviour Research: Selected Papers from the 11th International Conference on Travel Behaviour Research*, Emerald, pp. 571-594, 2009.
- 6) 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.
- 7) 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.
- 8) 倉内慎也，三古展弘，森川高行，大橋聡子：意思決定方略の仮説が個人行動モデルに及ぼす影響の実証的分析，土木計画学研究・講演集，No. 25 (CD-ROM), 2002.
- 9) 永廣悠介，宇野伸宏，飯田恭敬，田村博司，中川真治：バスプローブデータを利用した所要時間信頼性評価手法の構築，土木計画学研究・講演集，No. 31 (CD-ROM), 2005.
- 10) 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.
- 11) Alberini, A.: Optimal designs for discrete choice contingent valuation surveys: single-bound, double-bound, and bivariate models, *Journal of Environmental Economics and Management*, Vol. 28, No. 3, pp. 287-306, 1995.

(2011. 2. 25 受付)

EFFICIENT SP EXPERIMENT DESIGN BASED ON RP ATTRIBUTE VALUES: FOCUSING ON ERROR COMPONENTS BETWEEN RP AND SP

Nobuhiro SANKO and Toshiyuki YAMAMOTO

RP/SP model has been widely used, but an efficient SP experiment design for RP/SP model has not been examined very much. This study aims at investigating estimation efficiency of RP/SP models considering both the design of the SP experiment and the assumptions made with respect to error structures. The attribute levels of the SP survey are sometimes designed by considering their differences from those of the RP survey. In the RP/SP model, assumptions are made about error structures between the RP and SP models. However, it is not known how the SP design and the assumptions are related from the viewpoint of estimation efficiency of RP/SP models. This study analyses the relationship using simulation technique. Both a true model, where the model structure is the same as the one assumed in the data generation process, and a general model, which includes the true model as a special case, are estimated. Results suggest that the larger the variance of error components, the larger the difference in attribute values between the RP and SP required to obtain better efficiency, and that better efficiency of general models is obtained when the attribute values of the SP is close to those of the RP.