

## P&R システムの需要予測のための調査及びモデル構築法\*

A study on survey and model for P&R system demand forecasting

溝上 章志\*\*・柿本 竜治\*\*\*・首藤 成次郎\*\*\*

By Shoshi MIZOKAMI\*\* and Ryuji KAKIMOTO\*\*\* and Seijiro SHUTO\*\*\*

### 1. はじめに

TDM 施策の中でも短期的でかつ実現可能な施策として各地で P&R システムの導入が検討されている。しかし、P&R システムを含む手段選択の需要予測モデルの構築を行う際には、従来のバスとの選択肢独立性の問題や、仮想的な交通システムの選好意識データの信頼性の問題など、解決すべき課題がある。

本研究では、特に後者に視点をあて、① RP と SP データを融合した P&R システムの需要予測モデルの有効性を検証するとともに、②質問形式の異なる 2 種類の SP データによる推定結果から、より適切な P&R システムの需要予測のための選好意識調査法について検討する。また、RP、SP 融合データを用いて推定を行う際、①では同一個人の RP モデルと SP モデルの誤差項は独立であると仮定しているが、本来は両モデルの誤差項には強い相関があると考えられる。このため、同一個人の RP/SP 両データを用いて同様の推定を行い、推定結果を①と比較することにより、誤差項間の相関の有無について検討する。さらに、実用的な相関を考慮した RP/SP 融合モデルの提案を行う。

### 2. RP データと SP データの収集方法

本研究で用いたデータは、平成 9 年の 2 月と 3 月に試行が行われた熊本都市圏 P&R システムの事前調査として平成 8 年に実施されたアンケート調査から得られたもので、RP データと質問方法が異なる 2 種類の SP データからなっている。P&R システムの導入可能性は、特に P&R 駐車場の料金に依存すると考えら

れることから、SP 調査ではこれに焦点をあてた調査手法となっている。それぞれのデータの収集方法を以下に示す。

#### (1) RP データ

現利用手段とその LOS(level of service)、代替手段とその LOS、個人の社会経済属性についての回答値である。P&R システムの利用者はいるもののそのシェアはわずか 1.4% であり、RP データにおける P&R 利用者データの信頼性は低いといえる。

#### (2) SP1 データ

SP1 データは次の手順で収集している。①図-1 のように地図上に 12ヶ所の仮想的な P&R 駐車場と都心までのシステムバスの LOS を設定し、被験者に提示する。②P&R システムへの転換意志と、転換する場合の P&R システムのルート、駐車場、③選択した駐車場までの利用アクセス手段とその LOS、④アクセス手段が乗用車である被験者に対して、現利用手段から仮想の P&R システムに転換するための P&R 駐車場料金の支払い最高限度額を尋ねる。

しかし、各ルートの P&R 駐車場料金はあらかじめ設定されていないため、全被験者の P&R 駐車場料金のデータは得られない。そこで、支払い最高限度額  $p_c$  の平均値  $\bar{p}_c$  と標準偏差  $\sigma_{p_c}$  を算出し、 $N(\bar{p}_c, \sigma_{p_c}^2)$  に従う正規乱数を発生させ、この値を各個人毎の P&R 駐車場料金として設定する。もし、この設定額が支払い最高限度額の回答値よりも高ければ、その被験者は現手段をそのまま利用し、逆に低ければ P&R システムに転換することによって、P&R システム導入後の各被験者の利用手段を設定する<sup>1)</sup>。

SP1 データの収集方法の特徴は、地図上に実現可能な P&R 駐車場を設定し、システムバスの LOS データとしては現在の公共交通輸送のサービスを実現可能な範囲で改善した LOS を与えていること、さらに、

\* キーワード : P&R システム、TDM、意識調査

\*\* 正員、工博、熊本大学工学部環境システム工学科

\*\*\* 正員、博士（学術）、熊本大学大学院自然科学研究科

\*\*\*\* 学生員、熊本大学大学院工学研究科土木環境工学専攻  
(〒860 熊本市黒髪 2-39-1 TEL:096-342-3541 FAX:096-342-3502)

P&R 駐車場料金以外の LOS を設定し、P&R システムへの転換の閾値となる P&R 駐車場料金の支払い最高限度額だけを被験者に尋ねている点にある。

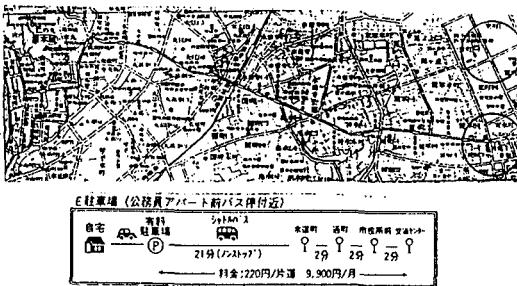


図-1 設定した P&R 駐車場の例

### (3) SP2 データ

SP2 データは、仮想的に設定されたサービスを持つ P&R システムと現利用手段との一対比較質問によって得られるデータである。そのため、仮想の P&R システムのサービス設定を行い、いくつかの P&R 代替案を作成した。代替案に含まれる交通サービス属性とその水準値は 3 属性 2 水準であり、代替案は全部で 2<sup>3</sup> 個作成されるが、今回は実験計画法の一部要因配置計画により表-1 に示す 4 つの代替案に削減した。そして、この調査票を被験者に提示し、P&R システムと現利用手段を一対比較により選択してもらった。このことから、SP2 データは単純にはサンプル数の 4 倍の数だけ得られることになる。

この質問方法は、SP1 データの収集方法と比較するとかなり仮想的であるものの、P&R システムの LOS は公共交通機関のそれを基準にした差で設定されているため、被験者にとってはイメージがつかみやすいものになっていると考えられる。

### 3. P&R システムの需要予測モデル

RP, SP1, SP2 データをそれぞれ単独の場合と相互に組み合わせた場合について手段選択モデルの推定を行った。モデルは、今回は選択肢が自動車、公共交通機関、P&R システムの 3 手段選択ロジットモデルである。RP, SP データをプールし

た場合のモデル推定には、森川・Ben-Akiva<sup>2)</sup> の方法を用いている。推定結果を表-2 に示す。以下で各モデルについて考察を加える。

RP データによるモデルは、全ての変数の t 値が統計的に有意な値をとっており、パラメータの符号も論理的であるといえる。また、尤度比、的中率の値から RP モデルの適合度は高いといえる。RP モデルを用いたモデルでよく見受けられる費用と所要時間の間の重共線性は見られなかった。これに対して、SP1 データによるモデルは、RP モデルに比べて変数の t 値や尤度比が低く、精度的にやや劣っている。また、所要時間が統計的に有意な変数とならなかった。SP2 データによる推定モデルでは、3 つの LOS 変数は全て t 値が高く、パラメータの符号も妥当である。また、尤度比も比較的高くなっているものの、RP データに比べて精度面で劣る

RP, SP データを同時に用いた場合、3 つの推定モデルとも、SP データを単独で用いた場合よりほとんどの変数の t 値が高くなっています。かつ尤度比、的中率が大きくなっていることから、説明変数の統計的有意性、および適合度の向上が見られる。これにより、各 SP モデルは RP モデルにより修正されているといえる。一方、RP+SP1 モデル、RP+SP2 モデルのスケールパラメータ  $\mu_1$ ,  $\mu_2$  は、それぞれ 1.308, 0.99

表-2 各モデルの推定結果

	RP	SP1	SP2	RP+SP1	RP+SP2	RP+SP1 +SP2
自動車	-1.612 (-1.84)	-0.418 (-0.53)	0.406 (2.21)	-2.059 (-3.32)	-2.948 (-3.98)	-2.70 (-4.56)
定数項	0.7668 (1.79)	-0.5004 (-1.93)	1.2990 (16.13)	-0.0468 (-0.30)	1.1390 (-15.88)	0.9697 (-14.51)
マストラ						
年齢	-0.3179 (-1.29)	0.9515 (1.48)	-0.0702 (-0.36)	-0.0794 (-0.37)	-0.1130 (-0.75)	-0.0478 (-0.33)
(30 歳以下)						
年齢	-0.4058 (-1.71)	-0.3282 (-0.47)	-0.2243 (-1.15)	-0.3597 (-1.68)	-0.3238 (-2.17)	-0.3052 (-2.14)
(31~40)						
年齢	-0.5245 (-2.21)	0.2112 (0.35)	-0.4853 (-2.43)	-0.355 (-1.70)	-0.52 (-3.42)	-0.4475 (-3.11)
(41~50)						
業務形態						
(1:内勤)						
業務形態	0.3628 (-0.55)					
車保有	2.759 (3.74)			2.388 (4.08)	3.723 (5.13)	3.317 (5.76)
(1:有)						
総所要時間	-0.0188 (-3.74)		-0.0388 (-10.83)	-0.0109 (-2.63)	-0.0323 (-10.97)	-0.0276 (-10.04)
(分)						
通勤費用	-0.00038 (-2.45)	-0.00074 (-2.30)	0.00054 (-5.12)	-0.00049 (-3.80)	-0.00054 (-6.03)	-0.00066 (-8.38)
(円)						
駐車場料金	-0.00103 (-10.52)	-0.00114 (-4.14)	0.00082 (-10.92)	-0.00098 (-11.27)	-0.00091 (-15.25)	-0.0009 (-15.73)
(10 円)						
スケールパラメータ				1.308 (11.50)	1.308 (11.50)	
$\mu_1$					0.99 (12.49)	0.99 (12.49)
スケールパラメータ						
$\mu_2$						
サンプル数	1000	159	2493	1159	3493	3652
尤度比	0.286	0.145	0.23	0.25	0.24	0.23

となつた。このことから、同じ SP 調査から得られたデータであっても、SP1 データの効用の誤差項のばらつきの方が SP2 のばらつきよりも小さいことが分かった。つまり、SP1 の質問形式の方が SP2 のそれより被験者にとって各代替案の状況をより正確に把握できているといえる。

表-1 一対比較のための調査票

P & R システムのサービス			利用する手段・経路	
P&R 駐車場の料金	総所要時間	公共交通機関の料金	現手段	P&R
1 4,000 円/月	10 分短縮	同じ		
2 4,000 円/月	20 分短縮	100 円増/片道		
3 2,000 円/月	10 分短縮	100 円増/片道		
4 2,000 円/月	20 分短縮	同じ		

4. 同一個人の RP/SP データによる需要予測モデル  
3 章で用いたデータのうち、同一個人の RP, SP データのみを取り出して同様の手段選択モデルの推定を行つた。ここで、RP, SPI データ双方とも得られたサンプル数は 101 であったが、SP2 データの場合は複数質問のため、340 サンプルとなっている。以下で推定された結果について考察を加える。

RP, SP データを単独で用いた場合、3 つのモデルとも尤度比は高いものの、すべてのサンプルを用いた場合に比べて全体的に説明変数の t 値が低下している。特に、RP データの場合、駐車場料金以外の変数は統計的に有意となっていない。また、SPI での総所要時間のパラメータ値の符号が論理的でなくなっている。これは、全てのモデルにおいてサンプル数の減少が主要な原因と考えられる。

RP, SP データを同時に用いた場合、各モデルともすべての説明変数の t 値が高くなつておる、全データを用いた場合と同様にデータの融合による説明変数の統計的有效性の向上が見られる。しかし、RP+SP1 での総所要時間の符号は逆転したままとなつておる。また、スケールパラメータ  $\mu_1$ ,  $\mu_2$  をみると、それぞれ 1.418, 1.915 であり、誤差項の分散の拡大と SP2 データの方が SPI データより誤差項の分散が小さいとい

う全データによる推定結果とは全く逆の結果になつた。

表-4 には、RP モデルと SP モデルで共通している係数ベクトルの等価性の検定を尤度比検定で行った結果を示す。その結果、RP+SP1 融合モデル、RP+SP2 融合モデルの場合、有意水準 5% であつても等価性を棄却できないが、すべてプールした RP+SP1+SP2 の場合は有意水準 1% であつても棄却される。

以上のことから、同一個人の RP/SP 融合データを用いたモデル推定の結果には、ここで導入していない誤差項の系列相関のようなバイアスが何らかの影響を及ぼしていると考えられる。

## 5. 系列相関を考慮した RP/SP 融合モデル

このため、本章では同一個人の RP, SP データに存在すると考えられている系列相関を考慮した実用的 RP/SP 融合モデルの提案を行う。

RP データの誤差項  $\varepsilon_{in}^{RP}$  が、1)個人  $i$  と選択肢  $n$  に共通なシステムティックな部分  $\lambda_{in}$  と、2)分析者にとって真にランダムなホワイトノイズ  $v_{in}^{RP}$  に分離でき、かつ、

表-3 各モデルの推定結果

	RP	SP1	SP2	RP+SP1	RP+SP2	RP+SP1+SP2
自動車定数項	-1.221 (-0.91)	-0.841 (-0.73)	-1.649 (-2.46)	-1.106 (-1.61)	-2.799 (-3.05)	-1.935 (-3.44)
マストラ定数項	0.5102 (0.67)	-0.4091 (-1.14)	-0.5793 (-2.49)	-0.2171 (-1.01)	-0.3701 (-3.22)	-0.4357 (-4.49)
年齢 (30 歳以下)			-1.514 (2.14)			
年齢 (31~40)			0.03268 (0.04)			
年齢 (41~50)			-0.5189 (-0.70)			
業務形態 (1:内勤)	1.520 (1.34)	0.551 (0.47)		0.953 (1.39)	2.150 (2.36)	1.466 (2.60)
総所要時間 (分)	-0.0058 (-0.35)	0.0159 (1.41)	-0.0450 (-4.05)	0.0072 (1.06)	-0.0195 (-3.68)	-0.0103 (-2.53)
通勤費用 (10 円)	-0.00068 (-1.38)	-0.00162 (-3.35)	-0.00075 (-2.44)	-0.00097 (-3.69)	-0.00047 (-3.18)	-0.00037 (-3.25)
駐車場料金 (10 円)	-0.00072 (-2.56)	-0.00116 (-2.74)	-0.00133 (-4.44)	-0.00080 (-3.99)	-0.00069 (-5.21)	-0.00070 (-4.49)
スケールパラメータ $\mu_1$				1.481 (4.23)	1.481 (4.23)	1.481 (4.23)
スケールパラメータ $\mu_2$					1.915 (3.24)	1.915 (3.24)
サンプル数 $L(\beta)$	101 -54.52	101 -85.02	340 -255.85	202 -141.04	441 -313.54	542 -410.23
尤度比	0.221	0.205	0.289	0.203	0.270	0.236

表-4 係数の等価性の検定

	$\chi^2$	自由度	$\chi^2_{0.01}$	$\chi^2_{0.05}$
RP vs. SP1	3.0	5	15.09	11.07
RP vs. SP2	6.34	4	13.28	9.48
RP vs SP1 vs SP2	29.69	9	21.67	16.92

SP データの誤差項は PR データの誤差項と系列的な相関を持つと仮定すると、それぞれの誤差項は下のように表される。

$$\varepsilon_{in}^{RP} = \lambda_{in} + V_{in}^{RP} \quad (1)$$

$$\varepsilon_{in}^{SP} = \theta_i \varepsilon_{in}^{RP} + V_{in}^{SP} \quad (2)$$

ここで  $\theta_i$  は系列相関の程度を表す回帰係数である。SP データと RP データとではホワイトノイズのスケール（分散）が異なり、一般に前者の分散の方が後者のそれより大きいと考えられるので、森川らと同様に

$$Var[V_{in}^{RP}] = \pi^2 / (6\zeta^2) = \mu^2 Var[V_{in}^{SP}], \quad 0 < \mu < 1$$

と仮定する。以上の仮定より、SP データの誤差項と RP データの誤差項との間に系列相関を持たせたときの RP, SP それぞれの効用関数は、

$$U_{in}^{RP} = V_{in}^{RP} + \lambda_{in} + V_{in}^{RP}$$

$$U_{in}^{SP} = V_{in}^{SP} + \theta_i \varepsilon_{in}^{RP} + V_{in}^{SP} = V_{in}^{SP} + \theta_i \lambda_{in} + \theta_i V_{in}^{RP} + V_{in}^{SP}$$

となる。 $V_{in}^{RP}, V_{in}^{SP}$  は確定的効用項である。森川らのデルは、式(1)を式(2)に代入して、SP の誤差項を

$$V_{in}^{SP} \equiv \theta_i V_{in}^{RP} + V_{in}^{SP}$$

と置き直したものに相当する。

いま、 $\lambda_{in} = \lambda_i$ 、つまり個人  $n$  とは無関係に選択肢ごとに同一の分布をするとすると、各個人の RP, SP モデルの選択確率は、 $\lambda = \{\lambda_1, \dots, \lambda_i, \dots, \lambda_n\}$  が既知であるときの条件付き確率より、

$$P_{in}^{RP}(\lambda) = Prob(U_{in}^{RP} > U_{jn}^{RP}, \quad i, j = 1, \dots, I_n^{RP}, \quad \text{and } i \neq j | \lambda),$$

$$P_{in}^{SP}(\lambda) = Prob(U_{in}^{SP} > U_{jn}^{SP}, \quad i, j = 1, \dots, I_n^{SP}, \quad \text{and } i \neq j | \lambda)$$

となる。 $V_{in}^{RP}, V_{in}^{SP}$  に I.I.G.D. を仮定するとき、個人  $n$  の選択肢  $i$  に対する RP, SP の選択確率は、それぞれ

$$P_{in}^{RP}(\lambda) = \frac{\exp\{\xi(V_{in}^{RP} + \lambda_n)\}}{\sum_{k \in I_n^{RP}} \exp\{\xi(V_{kn}^{RP} + \lambda_n)\}}$$

$$P_{in}^{SP}(\lambda) = \frac{\exp\{\mu\xi(V_{in}^{SP} + \theta_i \varepsilon_{in}^{RP})\}}{\sum_{k \in I_n^{SP}} \exp\{\mu\xi(V_{kn}^{SP} + \theta_i \varepsilon_{kn}^{RP})\}}$$

となる。

以下では簡単のために  $\varepsilon_{in}^{RP} = V_{in}^{RP}$ 、つまり RP データの誤差項のシステムティックな誤差項をゼロとするが、以下の展開は一般性を失うことはない。このとき、RP モデルは通常のロジットモデル

$$P_{in}^{RP} = \frac{\exp\{\xi V_{in}^{RP}\}}{\sum_{k \in I_n^{RP}} \exp\{\xi V_{kn}^{RP}\}} \quad (3)$$

となる。一方、SP データにおいては

$$\varepsilon_{in}^{SP} = \theta_i V_{in}^{RP} + V_{in}^{SP} = \theta_i V_{in}^{RP} + \varepsilon_{in}^{SP}$$

となるから、SP モデルは以下のように表される。

$$P_{in}^{SP} = \frac{\exp\{\mu\xi(V_{in}^{SP} + \theta_i \varepsilon_{in}^{RP})\}}{\sum_{k \in I_n^{SP}} \exp\{\mu\xi(V_{kn}^{SP} + \theta_i \varepsilon_{kn}^{RP})\}} \quad (4)$$

個人  $n$  が、実際に、つまり RP データで選択肢  $j$  を選択しているのは、

$$V_{jn}^{RP} - V_{in}^{RP} = \varepsilon_{jn}^{RP} - \varepsilon_{in}^{RP} > V_{in}^{RP} - V_{jn}^{RP} \quad (j \neq i) \quad (5)$$

のときである。しかし、確定的効用  $V_{jn}^{RP}, V_{in}^{RP}$  の値が式(5)と同じ値であっても、個人  $n$  が実際に (RP データで)  $i$  ( $\neq j$ ) を選択していることもある。このようなことが起こるのは、彼については式(5)の不等号が逆転している場合であり、これは確定的効用として観測されなかった要因があるなどの理由で、 $i$  の誤差項  $\varepsilon_{in}^{RP}$  が  $j$  の誤差項  $\varepsilon_{jn}^{RP}$  に比べて相対的に大きくなるように、RP の誤差  $\varepsilon_{in}^{RP}$  に偏りが生じている場合である。このとき、式(4)の SP モデルの中の  $\varepsilon_{in}^{RP}$  はこれと同じ値でなければならない。このような誤差の偏りは、実際に (RP データで) 個人  $n$  が  $P_{in}^{RP}$  の確率で選択肢  $i$  を選択したときの  $\varepsilon_{in}^{RP}$  の条件付き期待値で表すことができ、その値は以下のように表されることが Dubin, McFadden<sup>3)</sup> によって示されている。

$$E(\varepsilon_{in}^{RP} | \text{RP データで選択肢 } j \text{ が選択されている})$$

$$= \begin{cases} -\frac{\ln P_{in}^{RP}}{\xi} & (i = j) \\ \frac{P_{in}^{RP}}{(1 - P_{in}^{RP})\xi} \ln P_{in}^{RP} & (i \neq j) \end{cases}$$

## 6. おわりに

本研究では、① RP データと SP データを融合することによるモデル推定の有効性を検証した。また、②異なる質問形式から得られた SP データによるモデルの精度の違いから、より適切な選好意識調査法について検討することができた。加えて、③同一個人内の RP/SP 融合データに生じている系列相関、及び④それを考慮することができる RP/SP 融合モデルの提案を行った。

## 参考文献

- 河上省吾・広島康裕・溝上章志:意識データに基づく非集計交通手段転換モデルの構築の試み、土木計画学研究論文集、Vol.1, pp.11-18, 1984.
- 森川高行・Moshe Ben-Akiva:RP データと SP データを同時に用いた非集計行動モデルの推定法、交通工学、Vol.27, No.13, pp.21-30, 1992.
- Dubin, J.A., and D.McFadden: "An Econometric Analysis of Residential Electric appliance Holdings and consumption," Econometrica 52, pp.345-362, 1984