

IV-159

SPデータを用いた交通行動モデルの
マーケット・セグメンテーションに関する研究

中央復建コンサルタンツ(株) 正員 白水 靖郎
名古屋大学工学部 正員 森川 高行

1. はじめに

本研究は、非集計型交通行動モデルを用いた交通需要予測の際の、マーケット・セグメンテーションの方法論を構築することを目的とする。

近年実用化が進んでいる非集計型モデルでは、本来一つのモデルで全ての人の行動を表すことが統計的・実務的に理想的であるが、モデルの構造はある程度シンプルなほうが現実的であることから、マーケット・セグメンテーションが必要とされてきた。ところが、従来のマーケット・セグメンテーションでは、利用者の社会経済属性を用いることが多く、個人の「嗜好」の違いを正しく評価したセグメントが形成されているか確かでなかった。

そこで本研究では、個人の「嗜好」は効用関数のパラメータで表されると考え、個人ごとに選好に関する情報を多く得ることのできるSPデータを用いて個人レベルで交通行動モデルを構築し、推定されたパラメータの似たものでセグメンテーションを行なう方法を提案する。

2. SPデータを用いたマーケット・セグメンテーション

本研究は、次のような段階を踏んで行なわれる。

- Step 1 : SPデータを用いて個人ごとに行動モデルの未知パラメータを求める。
- Step 2 : Step 1で求めた個人パラメータを用いてマーケット・セグメンテーションを行なう。
- Step 3 : Step 2で求めたセグメントごとに行動モデルの未知パラメータを推定し、各セグメントに有意な差が見られるか検討する。
- Step 4 : Step 2で求めたセグメントが実際の行動においても有効であるかを検証するため、RPデータを用いてセグメントごとに未知パラメータを推定し、各セグメントに有意な差が見られるか検討する。
- Step 5 : Step 2で求めたセグメントを交通需要予測に活用するため、求められたセグメントと個人属性の関係を求め、個人属性を用いてセグメントを再現する。
- Step 6 : Step 5で求めたセグメントごとに行動モデルの未知パラメータを推定し、各セグメントに有意な差が見られるか検討する。

Step 1のような個人モデルの構築には、近年コンジョイント分析の考え方が用いられることが多い。しかし個人レベルの小サンプルで離散型モデルを推定する際には、「解の不定性」の問題が生起するため、従来の研究では効用関数の誤差分散を外生的に与えるなどを試みているが完全な解決法はないといえる。本研究では「個人モデルによって、個人ごとの選好構造の概形がわかればよい」という視点に立ち、一対比較質問を段階評定で回答させ、その評定を連続変数と見なすことによって最小2乗法により個人パラメータを求める。このように順序尺度である段階評定を比例尺度の近似として未知パラメータを推定することは理論的には問題があるが、質問方法によってはかなり良い近似を与えられると思われる。これは次式のように定式化される。

$$y_n = \beta_n' \Delta x_n + \varepsilon_n \quad (1)$$

y_n : 個人 n に提示された一対比較質問の評定

ε_n : 個人 n の線形個人モデルのランダム項

β_n : 個人 n の未知パラメータベクトル

Δx_n : 個人 n に提示された代替案 1 と代替案 2 に対する説明変数の差のベクトル

Step 2におけるマーケット・セグメンテーションの手法としては、クラスター分析と視覚的分割法を用いる。クラスター分析は最もポピュラーな分類手法であるが、多くのアルゴリズムを有するためその選択問題があり、一方視覚的分類法は同時に多くのパラメータを評価することが難しい。またどちらの手法に関してもセグメント数決定の問題がある。よって本研究ではいくつかの方法を試みる。

Step 5ではセグメントを再現する関数として、数量化2類と多項ロジットモデルを採用し両者を比べてみる。数量化2類はこのような判別関数としてマハラノビスの汎距離による判別分析と並んでよく用いられる。多項ロジットモデルを判別関数として用いることは過去例にないが、個人属性によるランダム効用モデルを構築し、その効用値が最大のセグメントに個人が属すると考えることによって判別することが可能である。

従来交通工学の分野においては、Step 1～Step 3の研究は若干あるものの、Step 4～Step 6の研究はほとんどない。このように本研究では、SPデータを用いたマーケット・セグメンテーションの信頼性と、需要予測

における有効性の検証を核としているところが従来の研究とは大きく異なる。

3. ケーススタディ

本研究では、前節で述べた手法の有効性を、東京で行なわれた深夜交通機関選択に関するアンケート調査データと、オランダで行なわれた都市間旅行交通機関選択に関するアンケート調査データを用いて検証する。

上記のデータを用いて様々なマーケット・セグメンテーションの手法を試みた結果の一部がTable1～Table3である。

まず従来のように個人の社会経済属性をもちいてアプリオリにセグメンテーションを行なったところ、この手法では各セグメントのパラメータ間に大きな違いは見られなかった。このことより従来の方法では個人の嗜好の違いを反映したセグメントが形成されていないことが確認された。

Table1は東京のデータから推定された個人パラメータを主成分分析を行なうことによって2つの主成分を抽出し、それらを用いて視覚的分割法によってセグメンテーションを行なった結果の一部である（ t 値の低いパラメータは省略している）。ここでpooledはセグメンテーションを行わない場合の結果である。これより各セグメントにおいてパラメータの値が有意に異なっていることが尤度比検定によっても確認され、 ρ^2 値もセグメンテーションを行なうことによって向上しておりモデルの適合度が上がったことが確認される。

Table2はオランダのデータを用いて推定された個人パラメータから求められた時間価値によってセグメンテーションを行なった結果の一部である（価格と時間のパラメータのみ表示、時間価値パラメータはそれらの比によって後に計算されたもの）。この結果、東京のデータと同様の結論を得ることができる。

Table3はオランダのSPデータより得られたセグメントごとにRPデータを用いて未知パラメータを推定した結果である。この結果各セグメントにおいてパラメータの値がSPデータによる推定値と似た傾向で異なっていることがわかり、SPデータによるセグメンテーションが実際の行動においても有効であることが確認された。

しかし、個人属性を用いて再現されたセグメントごとにパラメータを推定した結果、いずれのデータにおいてもパラメータ間に大きな違いが見受けられず、 ρ^2 値も向上しなかった（オランダのデータでは若干向上した）。これは、簡単な社会経済属性では、個人の嗜好の違いを表現することが困難であることを示している。

4. おわりに

本研究では、SPデータを用いて個人単位に効用関

数の係数を推定し、その推定値の似たものによって同質の嗜好構造を持つ幾つかのグループにマーケット・セグメンテーションを行なう手法を提案した。

この手法の有効性を検証するため前節で示した実証的研究を行なった結果、この手法によるセグメントは、実際の行動においても有効なことが確認され、その信頼性・有効性が保証された。しかし個人の社会経済属性で再現されたセグメントは、従来の手法と同様に需要予測の際に有効でないことも確認された。

この結果、SPデータから得られた有効なセグメントを需要予測に結び付けるには本研究で用いた手法では困難であることがわかった。しかし別の判別手法の開発や、用いる社会経済属性の工夫、また適用する需要予測の題材の検討によっては、実務段階まで発展する可能性はあると思われる。またアンケート調査を行なう際、被験者の抽出を信頼性の高いランダムサンプリングで行なうことができれば、SPデータから得られたセグメントの構成比を需要予測対象の全サンプルに適用することによって、有効な需要予測が行なえると思われる。

このように、SPデータを用いたマーケット・セグメンテーションの必要性・信頼性・有効性を本研究で示すことができた。今後交通行動モデルの開発と並行して、この主の研究の実証的研究を期待したい。

Table 1
Estimation Results of Ordered Probit Models
with Visually Divided Segments

	pooled	Segment1	Segment2	Segment3
Constant	2.27	3.63	2.99	1.54
Cost	-0.0654	-0.0398	-0.0467	-0.0714
Total time	-0.0907	-0.142	-0.0910	-0.0686
Access time	-0.187	-0.306	-0.156	-0.210
Egress time	-0.186	-0.293	-0.160	-0.244
Interval	-0.0755	-0.119	-0.0771	-0.0567
N	19216	10208	6192	2816
ρ^2	0.334	0.507	0.441	0.364
ρ^2 of unrestricted models			0.465	

Table 2
Estimation Results of Ordered Probit Models
with Segmentation by Value of Time

	pooled	High	Low	Negative
Cost per person	-0.828	-0.368	-1.32	-0.685
Line-haul time	-0.967	-2.83	-1.25	0.402
Value of time	1.18	7.69	0.947	-0.587
N	4452	801	2703	948
ρ^2	0.341	0.334	0.362	0.418
ρ^2 of unrestricted models			0.365	

Table 3
Estimation Results of RP Models
with Segmentation by Value of Time

	pooled	High	Low	Negative
Cost per person	-0.274	-0.109	-0.398	-0.391
Line-haul time	-0.313	-0.820	-0.241	-0.0611
Value of time	1.14	7.52	0.606	0.156
N	228	40	138	50