1995年度日本オペレーションズ・リサーチ学会
春季研究発表会

ノンパラメトリック密度関数によるインスタントコーヒーのマーケットシェアの推定

東京ガス（株）北澤英理子
東京ガス（株）中村　肇
01703450　東京ガス（株）山上　伸

1．はじめに

５０年代より、消費者行動を予測するべく、さまざまな形のブランド選択モデルが提唱されてきた。中でも、ロジットモデルは最も広く用いられている。近年、膨大な量のパネルデータがスキャナーから取り込まれ蓄積されるようになり、比較的安価に入手可能となってきた。そこで、今回の解析では、オブザーベーションが豊富であることを利用して、ノンパラメトリック手法による、マーケッティングミックスを変数とする、11種類のインスタントコーヒーのマーケットシェア予測を試みる (Abe 1991)。

この手法は、モデル構築の概念がわかりやすく、自由度が大きいため、歪み、偏りを少なく表現することができる。また、従来のパラメトリックモデルが必要とするような前提条件も少なくてすむ。

2．基本概念

パラメータを用いた統計的モデルを使わずに、ブランドYが選択された条件付きのマーケティングミックスMの密度関数、$f(M|Y)$を用いて、ブランドYが選択される確率の推定を行う。マーケティングミックスMの条件下でブランドYが選択される確率$P(Y|M)$は、式（１）で表わされる。

$$P(Y|M)=\frac{f(Y,M)}{f(M)}=\frac{f(M|Y)P(Y)}{\sum_{Y} f(M|Y)P(Y)} \qquad (1)$$

条件付き密度関数$f(M|Y)$は、あるブランドYが選択された時点におけるマーケティングミックスM_iと当該マーケティングミックスMとの親密さによって求める（式（２））。

$$\hat{f}(M|Y)=\frac{1}{Nh^d}\sum_{i\in Brand\ \mathrm{Y\ is\ chosen}} \mathrm{K}\left(\frac{\mathrm{M}-\mathrm{M_i}}{\mathrm{h}}\right) \qquad (2)$$

ここで、

Ｎ：ブランドYが選択されたオブザーベーションの数
ｄ：マーケティングミックスの次元数
ｈ：平滑定数
K(·)：カーネル関数

3．ノンパラメトリック密度関数モデル

マーケティングミックス変数として、価格掛け率、エンド陳列の有無、チラシ宣伝の有無、及びロイヤルティを採用する。ロイヤルティの推定には、式（３）で示すように、Guadagni と Little (1983)によって定義されているものを用いる。

$$Loyalty_y(t)=\alpha\times Loyalty_y(t-1)+(1-\alpha)\times d_y(t-1) \qquad (3)$$

ここで、

$Loyalty_y(t)$：ｔ番目の購買機会におけるブランドＹに対するロイヤルティ
$d_y(t)$：　1　ブランドYが購買機会ｔに選択された場合
　　　　　0　その他の場合
α：定数

マーケティングミックス$M=(m_1,m_2...m_d)$と$M_i=(m_{i1},m_{i2}...m_{id})$の親密さ$K(M-M_i)$は式（４）で与える。

$$K(M-M_i)=\prod_{l}^{d} k(m_l-m_{li}) \qquad (4)$$

また、マーケティングミックス変数mとm_iの親密さ$k(m-m_i)$を変数が連続値の場合は式（5）で、バイナリーの場合には式（6）で推定する。

$$k(m-m_i)=\frac{1}{\sqrt{2\pi h^2}}\exp\left\{-\frac{(m-m_i)^2}{2h^2}\right\} \tag{5}$$

$$k(m-m_i)=\mu\delta_{mm_i}+(1-\mu)(1-\delta_{mm_i}) \tag{6}$$

ここで、

h、μ：平滑定数

$\delta_{xy}=1$ ： x=yの場合

$\delta_{xy}=0$ ：その他の場合

今事例における密度関数推定式を式（7）に示す。

$$\hat{f}(M\mid Y_j)=\frac{1}{N_j}\sum_{i\in \text{brand } j \text{ is chosen}}\prod_{k=1}^{11}\frac{1}{\sqrt{2\pi h^2}}\exp\left\{-\frac{\left(\text{loyalty}_k-\text{loyalty}_{k(i)}\right)^2}{2h^2}\right\}$$

$$\times\prod_{k=1}^{11}\frac{1}{\sqrt{2\pi h^2}}\exp\left\{-\frac{\left(\text{price}_k-\text{price}_{k(i)}\right)^2}{2h^2}\right\}$$

$$\times\prod_{k=1}^{11}\left[\mu\cdot\delta_{\text{end}_k,\text{end}_{k(i)}}+(1-\mu)\left(1-\delta_{\text{end}_k,\text{end}_{k(i)}}\right)\right]\times\prod_{k=1}^{11}\left[\mu\cdot\delta_{\text{ad}_k,\text{ad}_{k(i)}}+(1-\mu)\left(1-\delta_{\text{ad}_k,\text{ad}_{k(i)}}\right)\right] \tag{7}$$

4．結果

93年のデータ（N=5624）を用いて、94年分（N=6572）のマーケットシェアの予測を行い、詳細については研究発表会当日にて報告予定である。モデルのチューニングを、93年の1～9月までのデータ（N=3293）で、10～12月（N=2331）のマーケットシェアを推定して行う。最終的なモデルの評価方法については、MS部会にて現在検討中である。結果の一部を図1に示す。

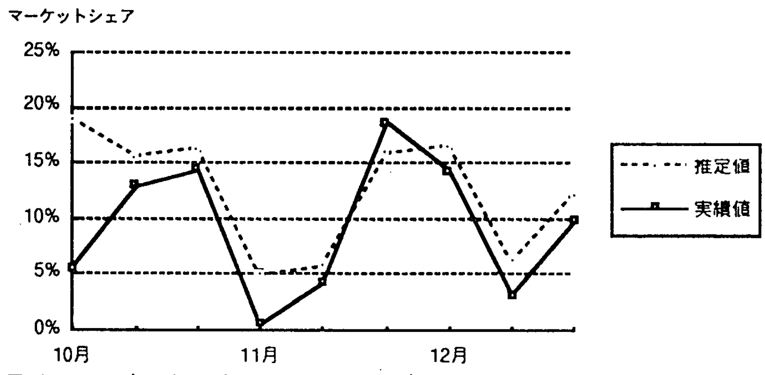

図1．93年の1～9月までのデータから10～12月のブランド3のマーケットシェアを推定した結果

＜参考文献＞

[1]Abe, Makoto (1991), "A Marketing Mix Moel Developed From Single Source Data: A semiparametiric Approach", MIT Doctoral Thesis.

[2] Guadagni, Peter M., and John D.C. Little (1983), "A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data", Marketing Scuebce, *vol.* 2, *no.* 3, Summer, 203-238.