POSデータを利用したブランド間の競合分析と小売棚スペース配分モデル

中島　望

1. はじめに

1980年頃から導入され出したPOSシステムもその後急速に普及し，現在ではスーパーやコンビニ店での買物の時などに，レジを打つ代わりに商品につけられたシマ模様を「ピッ，ピッ」とスキャンしているのを目にすることが多い．このPOSシステムの導入によって，レジ作業の省力化，売れ筋／死に筋商品の発見，商品発注の自動化など，小売店舗運営のシステム的効率化が図られており，それらを有効活用して発展したチェーン店の話も有名である．POSレジを通して収集されたデータはまた，商品の価格設定，チラシの配布，小売店内での商品陳列や販売促進活動，さらには天気や気温などが，商品の売上げにどう影響するかを分析するさいにも役に立っている．以下では，こうしたさまざまな要因が個々の商品の売上げ（マーケット・シェア）におよぼす影響について表現した「市場反応モデル」を通じて，ブランド間の競合分析および棚スペースの配分問題にPOSデータがどう利用できるのかについて紹介してみよう．

マーケティング諸変数に対する市場反応について検討するさい，売上げそのもの，あるいはそのマーケット・シェアのどちらを用いるかは，とりあげる問題によって異なるが，ここでは主としてマーケット・シェアについて議論を進めていく．そうすることによってトレンドや季節性，社会経済的要因といった全ブランドに共通して影響のある要因を取り除いた議論が行なえる．特に本稿のようにブランド間の「競争／協調」関係に注目した分析を行なう場合，マーケット・シェアについての議論が有効である．なおマーケット・シェアを扱うときの大きな問題としてどこまでを1つの市場と考えるかということがあげられる．製品の差別化がいちじるしく進展した今日，こうした市場の境界設定の問題はマーケティング戦略上もきわめて重要となってきており，消費者の立場に立った市場規定の方法が盛んに研究されているが，それらについては本特集の別稿（小川氏）を参照していただきたい．またマーケット・シェア分析を扱った良書(クーパー・中西［3］)が最近刊行されたので一読をおすすめしたい．

なかじま　のぞみ　大阪大学　経済学部　経営学科
〒560 豊中市待兼山町1－1

2. マーケット・シェア・モデル

マーケット・シェア・モデルについてはもともとエコノメトリクスの分野で研究が進んでおり，モデルの誤差項について系列相関や方程式間相関がある場合のパラメター推定方法などもいろいろと工夫されている．また，消費者によるブランド選択行動の結果としてマーケット・シェアが形成されるということからすれば，数理心理学での選択行動モデルについての議論も参考になる．

さて，マーケット・シェア・モデルのタイプとしては，線形，積乗形，吸引力型が代表的である．線形モデルは，構造が単純でしかもパラメター推定が容易であり，また積乗形モデルは，マーケティング諸変数間の相互作用を表現できかつパラメターが弾力性そのものに対応していて理解しやすい，といった特徴を持っている．しかし両者とも，全ブランドのマーケット・シェアの合計が1になる．という論理的斉合性の条件は満足していない．これに対して吸引力型モデルは，

$$(1)\quad m_j = \frac{A_j}{\sum A_i}$$

という形からも明らかなように，自然に論理的斉合性の条件を満たしている．ただし m_j はブランド j のマーケット・シェア，A_j はブランド j の持つ魅力度を表わす．

このモデルの形は，大型店の流通政策でも使われるハフ（Huff）モデルや，数理心理学でのルース（Luce）モデル，また経済学で多用される多項ロジット・モデルなどにおいて，各選択肢の選択確率を規定する式と同じ

形をしている．ハフ・モデルはライリー（Reilly）の小売引力法則の確率的な一般化であり，詳しくは本特集の別稿（上田氏）を参照されたい．また，多項ロジット・モデルはマーケティングの分野でもきわめてよく用いられており，確率効用理論をベースにした選択モデルでも，効用の確率分布についてのある仮定の下で，選択確率が多項ロジットとなることが示されている．本特集でも，消費者のブランド選択に適用したもの(八木氏)，心理的距離の知覚に適用して知覚空間の再構成を試みたもの（古川氏）などにその応用例が見られる．

また，この函数形は次のような仮定からも自動的に得られる（マーケット・シェア定理［1］）．いま，消費者は選択対象となる各ブランドに対してそれぞれある魅力度を感じており，その魅力度が各ブランドのマーケット・シェアを規定する唯一の要因であるとしよう．ブランド j の魅力度，マーケット・シェアをそれぞれ A_j, m_j とすると，次の4つの条件：

① $A_j \geqq 0, \sum A_j > 0$

② $A_j = 0 \Rightarrow m_j = 0$

③ $A_j = A_k \Rightarrow m_j = m_k$

④ 他のあるブランドの魅力度のみが一定量 $\varDelta$ だけ変化した時，それによってひきおこされるシェアの変化分は（自ブランド以外の）どのブランドの魅力度が変化したかにかかわらず一定である：

$$m_i(A_j+\varDelta)-m_i(A_j) = m_i(A_k+\varDelta)-m_i(A_k), \quad \forall j, k \neq i$$

が満足される時，(1)式の形のマーケット・シェアが導出されるのである．

このように，①式はマーケット・シェアについて議論するさい，きわめて基本的な式であることがわかる．ところが，この式は確率的選択の分野で「無関係な代替案からの独立性（I. I. A.）」として知られる性質を持っており，場合によってはこの性質がふさわしくないこともある．マーケット・シェアについても同様で，たとえば2つのブランド j, k のシェア比は $m_j/m_k = A_j/A_k$ となり，ここでは他ブランドの影響が互いに相殺し合って消えてしまっている．これは市場内のすべてのブランドが全く同じ土俵で競合している場合にはよいが，市場がいくつかのサブ市場に分れて競争している場合には適当でない．各ブランドはそれぞれの属するサブ市場内のブランドからの影響をより強く受けることから，シェア比 m_j/m_k には他ブランドからの影響が相殺されずに残存すると考えられるからである．

次に，魅力度 A_j をマーケティング諸変数によりどう規定するかについて考えてみよう．最も単純なものは，自ブランドのマーケティング変数のみによって，しかも同一の函数形で魅力度が規定されるとするもの（単純モデル）であろう．

$$A_j = f(x_j)$$

ここで $f(\cdot)$ は全ブランドに共通の函数形，x_j はブランド j のマーケティング変数のベクトルである．また，自ブランドのマーケティング変数のみが魅力度に影響するとしながらも，その影響の仕方や程度がブランドによって異なるとしたもの（効果差モデル）もある．

$$A_j = f_j(x_j)$$

ここで $f_j(\cdot)$ はブランド j に特有な函数形を表わす．

これらのモデルでは，前に述べた I. I. A. の性質を持っているが，魅力度が他ブランドのマーケティング変数にも依存するとしたモデル：

$$A_j = f_j(x_1, x_2, \cdots)$$

では，この I. I. A. 特性が回避されている．次節で紹介するCOMMIXモデルはこうしたモデルの一例であり，ブランド間の競合状況を最も単純化して捉えたものである．なお，広告の効果について議論する場合がその1つの典型であるが，魅力度を規定するさいにマーケティング変数の残存効果を導入することもよく行なわれ，たとえば，コイック型，アーモン型，トランス・ログ型といったさまざまなラグ形式が用いられている．

3. COMMIXモデル

ここでは，競合行列（COMMIX）モデル［4］という吸引力型のマーケット・シェアモデルによるブランド間競合分析について紹介しよう．このモデルでは，魅力度が，単に自ブランドのマーケティング変数だけでなく，他ブランドのマーケティング変数にも依存するとしており，前節で議論した I. I. A. 特性の回避がはかられている．そこではまず，自ブランドのマーケティング諸変数による「ブランド総合力」が導入され，これらのブランド総合力の「競合／補完」的な相互作用により魅力度が形成されるようになっている．その最も単純なモデル形は次のように表現される：

$$A_j = \exp(\alpha_j + e_j) \prod_i \{\prod_k X_{ik}{}^{\beta_k}\}^{\theta_{ji}}$$
$$m_j = A_j / \sum_i A_i \tag{2}$$

ここで，X_{ik} はブランド i の第 k マーケティング変数，α_j はブランド固有の定数，β_k は第 k マーケティング変数の効果パラメター，e_j は誤差を表わす．そして，$\Theta=$

(θ_{ji}) はブランド i がブランド j におよぼす影響を反映したパラメーターであり，$\theta_{ji}<0$ の場合は競合的な関係を $\theta_{ji}>0$ の場合は補完的関係を表わしている．マーケティング変数 X_{ik} に関するマーケット・シェア m_j の弾性値 $\varepsilon_{j,ik}$ を計算してみると次のようになる：

(3) $\varepsilon_{j,ik}=(\theta_{ji}-\sum_h \theta_{hi}m_h)\beta_k$

他ブランドと直接の相互作用が小さいと考えられる「ニッチ」型のブランドについて弾性値を見ると，θ_jが小さいため，他ブランド間の影響が複雑に現われてくる．たとえば，ブランド i のマーケティング変数に関する当該ブランド j の弾性値（$\varepsilon_{j,ik}$）であっても，シェアや影響力の大きな他ブランド同士の競争関係（$\theta_{hi}\cdot m_h$）からの影響が顕著で，それによって弾性値の符号までもが左右されることなど，興味深い性質を持っている．

次にモデル・パラメターの推定法について検討しよう．一見すると非線形の推定法を用いなければならないようだが，対数中央化変換［3］という変換を行なうと，

(4) $y_j=a_j+\sum_i \phi_{ji}\ \{\sum_k \beta_k x_{ik}\}+u_j$

$$x_{ik}\equiv\log X_{ik}$$
$$y_j\equiv\log m_j-\sum_i \log m_i/n$$
$$a_j\equiv\alpha_j-\sum_i \alpha_i/n$$
$$\phi_{ji}\equiv\theta_{ji}-\sum_h \theta_{hi}/n$$
$$u_j\equiv e_j-\sum_i e_i/n$$

のようになる．ただし，nはブランド総数である．いま，パラメターβが与えられているとすると，この式はパラメター $\Phi=(\phi_{ji})$ に関して線形となっているため，最小2乗法によりΦを推定できる．また逆に，パラメターΦが与えられている時は，パラメターβについて線形となっているので，同様に最小2乗法によりβを推定できる．したがって，(Φ,β) について適当な初期値より出発して，交互に最小2乗推定を行ない，これを収束するまで繰り返すことによって (Φ,β) の推定が可能である．このときβについては定数倍だけの不定性が残り，Φについてはその列和が0になるという制約があるので，若干の注意が必要である．また，解の収束性や一意性が保証されているわけではないが，これまでのところ経験的には有効な解が得られている．

小売の場は，競合ブランドに関する情報を同一の水準で収集するのに適しているため，そこで収集されたＰＯＳデータはブランド間の競合分析にきわめて好都合である．実際のＰＯＳデータにもとづくマーケット・シェアと価格のデータと，それに並行して収集された販売促進活動や広告のデータを用いた実証研究（たとえば［4］）では，単純モデルや効果差モデルに比べて，あるいはマーケティング変数毎にブランド間の相互作用を導入した交叉弾力型モデルと比べて，データへの適合度や予測力の点で COMMIX モデルの優位性が報告されている．

このようにして得られた競合行列Φは，ブランド間の競合関係を集約的に表現したものであり，その定義から明らかなように，第 i 列のベクトル$\phi_i=(\phi_{1i},\cdots,\theta_{ni})$は，ブランド i が他のブランドにどう影響を与えるかを端的に示している．具体的には，

① ϕ_{ji} が正で大きい　　　　～補完的な関係
② ϕ_{ji} が負で絶対値が大きい～競合的な関係
③ ϕ_{ji} の絶対値が小さい　　～独立の関係

という対応関係にある．しかしこの行列を眺めただけでは各ブランド間の競合関係を直観的に把握するのが難しいので，次にこの競合行列Φの視覚的表現を試みる．

まず，各ブランドはある多次元空間（通常は２～３次元）内の点で表わされるものとしよう．そして，この空間の原点から各ブランドに対応した点に向かうベクトルを考え，これらのベクトル間の内積により各ブランド間の競合関係の表現を行なう．ただし，競合関係にあるブランド同士は近くに，補完関係にあるブランド同士は離れて配置されるよう，競合行列Φそのものでなくその符号を変えた$-\Phi$をブランドの位置ベクトル間の内積で表現する．競合行列Φは，ブランド間の相互作用の非対称性により一般には対称行列とはならず，また競合／補完関係に応じてその符号も変わり得るため，競合行列の分解を

$$-\Phi=X'X+U$$
$$X=(x_j),\quad x_j：j\text{の位置ベクトル}$$
$$U：\text{誤差項}$$

の形に求めるには無理があろう．むしろ，他ブランドから影響を受けるさいと，他ブランドに対し影響を与える場合とを分けて考え，それぞれの状況を示す位置ベクトルをX，Fで表わすことにして

(5) $-\Phi=X'F+U$

$$X=(x_i),\quad F=(f_j)$$

の形に求めるのが自然であろう．ただしUは，その各要素の２乗和が最小となるように，X，Fを定めた時の残差である．

さて上記のようなΦの分解はどのようにして求められるのであろうか．いまΦの表現空間の次元をk次元とすると，求めるF，Xはそれぞれ最初のk個の主成分に対

応する因子負荷量および主成分スコアによって与えられることが知られている．したがって競合行列Φの視覚的表現を求めるには，このΦを主成分分析にかけ，その寄与率を見ながら主成分をどこまで採用するかを決め，表現空間の次元を決めて，因子負荷量・主成分スコアを求めればよい．ある食品8ブランドについて得られた競合行列についてその視覚的表現を求めた結果の一部が図1である．主成分分析での寄与率からすると第3主成分までで十分であった．たとえばブランドAがどの競合ブランドからどういった影響を受けているかはこの図を見ると直観的に理解できる．競合ブランドは近くに，補完的ブランドは原点を挟んで反対方向に，関連の薄いブランドは直角方向に，それぞれ配置されている．

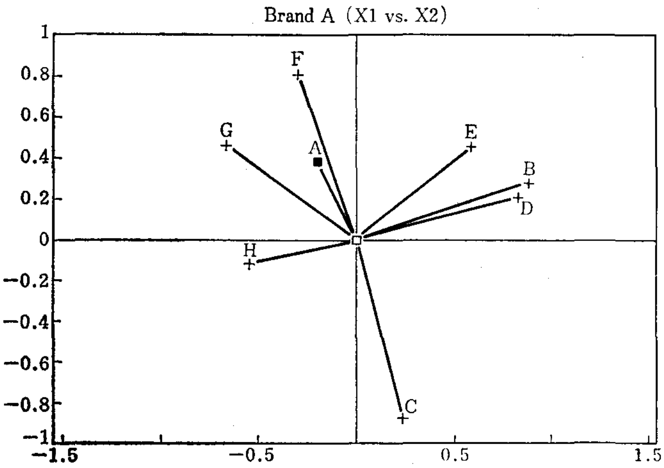

図 1 ブランド間の競合関係(ブランドAへの影響)

4. 棚スペースの配分問題

さて，スーパーやコンビニ店などのセルフ・サービス方式の店で商品が売れるには，まず買物客にその商品の存在を気づかせなければならず，そのためにも十分な棚スペースの確保が必要となる．さまざまな実験では，商品に割り当てる棚スペースを増加させると，その商品の売上げも増加する傾向にあり，売上げのスペース弾力性は平均して約0.2程度と報告されている．しかし，商品を陳列する棚スペースは無限にあるわけではなく，小売店の立場からすれば，どうしたら有限の棚スペースを最大限に活用することができるかということが重要な問題となっている（たとえば [2] を参照).

棚スペースと売上げの測定は容易であり，総売上げ(利益）を最大化するという問題設定も明確であったためか棚スペースの配分問題は，以前からORの分野でも最適化問題として研究されてきている．しかしそこでは，商品の競合関係や「関連購買」のような商品間のインタラクションについてはほとんど考慮されず，棚に商品を何個置くべきかという「フェース数」を求める整数計画問題に重点が置かれており，棚割りのためのコンピュータ・パッケージもいくつか開発されている．

セルフ・サービス方式の小売店舗では多数の商品がカテゴリー毎にまとめて棚に並べられているのが普通で，同じ商品カテゴリーに属する商品同士は互いに競合関係にあるし，各商品カテゴリーのレベルでも，関連購買や競合といったカテゴリー間のインタラクションも無視できない．そこでここでは，このような互いにインタラクションのある商品間に棚スペースを配分する問題を取り上げることにする．ただし上述のような問題を念頭に置き，2つの階層的なインタラクションが存在する場合について検討することにしよう．すなわち低いほうのレベルでは商品間に互いに競合関係があり，その上のレベルでは商品群同士が互いに協調／競合の関係にあるような場合を取り上げ，それらの関係をモデル化し，その結果を用いて棚スペースの最適配分について議論する．また同時に，重要なマーケティング変数である価格の設定についてもこうした資源配分問題との関係で検討する．

マーケット・シェア・モデルでの魅力度の概念を参考に，各ブランド毎に，価格，広告，棚スペースといったマーケティング諸変数の総合された「ブランド総合力(ポテンシャル)」を考える．そして，ブランド・レベルでの競合関係をポテンシャルのシェアとして，また，商品群レベルでの相互作用を，各商品群の総売上げと総ポテンシャルとの関係として以下のようにモデル化する．

$$A_{aj}=\alpha_{aj}\cdot(s_{aj})^{\beta_a}$$

$$(6)\quad m_{aj}=A_{aj}/\sum_i A_{ai}$$

$$Q_a=\Pi(\sum_i A_{bi})^{\theta_{ab}}$$

ここで，s_{aj}, A_{aj}, m_{aj}はそれぞれ商品群a内のブランドj(ブランドajと略記）の棚スペース，ポテンシャル，マーケット・シェアであり，Q_aは商品群aの総売上げ数量である．$\alpha_{aj}, \beta_a, \theta_{ab}$はパラメターであって，それぞれブランド$aj$固有の定数，商品群$a$内のブランド・ポテンシャルのスペース弾力性，商品群aとbとの協調／競合関係を表わしている．また，ブランドajの売上げ数量，単位価格，単位コスト，単位マージンをそれぞれq_{aj},

p_{aj}, c_{aj}, π_{aj}とするとブランドajから得られる粗利は次のようになる．

$$\pi_{aj} \cdot q_{aj} = \pi_{aj} \cdot Q_a \cdot m_{aj}$$

さて，以上の準備をもとに棚スペースの配分問題を，全体の棚スペースが一定（$=S$）という条件のもとで粗利総合計を最大にする最適化問題として定式化する．

(7) $\sum \sum \pi_{aj} \cdot q_{aj} \Rightarrow \max.$

$\text{s.t.} \sum_a \sum_j s_{aj} = S, \quad s_{aj} \geqq 0$

この最適化問題の解の必要条件から次式が得られ，

(8) $x_{aj} = (1-\xi_a) \cdot m_{aj} + \xi_a \cdot r_{aj}$

$\xi_a^{-1} \equiv \sum_b \theta_{ba} (\sum_i \pi_{bi} q_{bi}) / (\sum_j \pi_{aj} q_{aj})$

(9) $X_a = \dfrac{\beta_a \sum_c \theta_{ca} (\sum_i \pi_{ci} q_{ci})}{\sum_b \beta_b \sum_c \theta_{cb} (\sum_i \pi_{ci} q_{ci})}$

スペース・シェアx_{aj}が，数量シェアm_{aj}と粗利シェア$r_{aj} (= \pi_{aj} q_{aj} / \sum \pi_{ai} q_{ai})$とのウエイト付き平均となっていることがわかる．また商品群のスペース・シェアX_aは各商品群の粗利シェアのウエイト付き平均になっている．さらに，商品群内でのスペースシェア(x_{aj})と商品群間のスペースシェア(X_a)とが分離された形となっていることに着目すると，次のような最適化のための計算アルゴリズムが構成できる．

① (x, X)の初期値を定める．
たとえば，Xを等スペース・シェアとする．

② xの収束計算（Xは固定）．
現在のxの値を(8)式の右辺に代入し，次のxの値を求める．収束するまで繰り返す．

③ Xの収束計算（xは固定）．
現在のXの値を(9)式の右辺に代入し，次のXの値を求める．収束するまで繰り返す．

④ 全体の収束性の判定．
ステップ②，③で得られた(x，X)の値を前回のものと比較し，差が小さければ終了，そうでなければステップ②から繰り返す．

なおxの初期値をα_{aj}に比例させるのもよい．

次にモデル・パラメターの推定法について簡単に説明しておこう（詳細は［5］を参照）．ＰＯＳデータのような売上げデータを集めると，異なった時点のデータには価格やプロモーションなどの点で異質なものが混在している．そうした場合は以下のようにα_{aj}を展開して，

$$\alpha_{aj} = \tilde{\alpha}_{aj} \prod_k (Z_{ajk})^{\gamma_{ak}}$$

パラメターγ_{ak}も一緒に推定してしまえばよい．ここでZ_{ajk}は価格等のマーケティング変数である．また棚スペースを変化させた時の反応を調べなければならないのはβというパラメターの推定のときだけであって，チェーン・ストアの形態をとっている小売業の場合，クロスセクション・データを利用することで比較的容易にβの推定が行なえるであろう．商品群間の関係を表わすパラメターθ_{ab}の推定にはもっとたくさんのデータを必要とする．しかし各商品群の総ポテンシャルがスペースだけでなく価格の変更によっても変動することに注目すると，価格と売上げとに関する豊富なＰＯＳデータを利用して比較的短期間のうちに推定が可能となる．

最後に，棚スペースの配分だけでなく商品の売上げに最も大きな影響を与える『価格』の決定について調べてみよう．前と同様に最適性の条件から次式のようなドーフマン・スタイナーの定理に類似した結果が得られる．

(10) $p_{aj} \cdot q_{aj} = (\Lambda \cdot \epsilon_a / \beta_a) \cdot s_{aj}$

これは，同一商品群内では「売上高」($p_{aj} \cdot q_{aj}$)と「棚スペース」(s_{aj})とが比例関係になるように価格の設定と棚スペースの配分とをすべきであることを示している．つまり，価格が与えられた場合の棚スペースの配分は，売上高ではなく粗利をもとに決定すべきであったが，価格設定と棚スペース配分とを同時に行なう場合に限って，売上高と棚スペースとが比例するように決めてよい，ということを意味している．

参考文献

［1］ Bell, D.E., R.L. Keeney and J.D.C. Little (1975), "A Market Share Theorem," Journal of Marketing Research, Vol. 12, No. 2, 136–141.

［2］ Bultez, A. & P. Naert (1988), "SH.A.R.P.: Shelf Allocation for Retailer Profit," Marketing Science, Vol. 7, No. 3, 211–231.

［3］ Cooper, L.G. and Masao Nakanishi (1988), "Market-Share Analysis : Evaluating Competitive Marketing Effectiveness," International Series in Quantitative Marketing, Kluwer Academic Publication.

［4］ Nakajima, Nozomi (1989), "COMMIX : Competitive Matrix Models for Analyzing Brand-Competition," to appear in APORS'88 Proceedings, Elsevier.

［5］ 中島　望（1987)，「階層的競争構造のもとでの資源配分モデル」，マーケティング・サイエンス，No. 29, 27–47.