

スキャンパネルデータ利用の広告効果測定

(洗濯用重質洗剤のケース)

上田 隆穂

学習院大学

小笠原浩修

日本経済新聞社

(目次)

1. はじめに
2. 洗濯用重質洗剤市場の動向
3. 広告効果測定のモデルビルディング
(MCI型時系列モデル)
4. 実証分析
 - 4-1. データの概要
 - 4-2. MCI型時系列モデルによる
広告効果の測定
5. 結びにかえて

1. はじめに

大規模小売店のPOSデータ、スキャンパネルデータ（ホームスキャン・データを含む）を用いた最近の研究動向を見るとやはり分析の切り口の多様さから消費者そのものの情報を豊富に含んだパネルデータの利用が主流である。例えばアメリカの学会発表ではPOSデータに関する報告において圧倒的に多項ロジットモデルを用いた分析が多く、マーケットシェア予測、商品選択要因分析、価格弾力性分析などが見られる。そのほかに購買履歴データから得られたスイッチングデータを利用したプロダクトマップの作成、ブランドロイヤルティに類似した概念であるブランドエクイティの導出、市場構造分析、TV広告の視聴率データも同じパネルデータから採集するシングルソースデータを用いた広告効果の

研究等がある。またもちろんパネルデータを用いず、プロモーション、広告などのコーザルデータと売上データを用いた分析も見られる。

ところで現在スキャンパネルデータが利用可能になってから数年を経過しており、かなりの長期にわたる継続性のある時系列データがパネル単位で利用可能になって来ている。このようなデータに相性の良いと思われる分析手法の1つに時系列分析（時系列解析）がある。特にボックス・ジェンキンスのARIMAモデルやそれを拡張した多変量時系列モデルは、その予測精度の高さから主に予測を中心に使用されてきている。経済学やファイナンスの部門などで1970年代から急速に盛んに利用されてきているが、マーケティングにおいては、従来では適用可能なデータがそれほど存在しなかったためなどの原因により、時系列分析の適用例は少なかった。

しかしながら、この時系列モデルは、POS・スキャンパネルデータに対する適用にかなりの将来性を秘めた分析手法であると考えられる。というのはコーザルデータの影響はスタティックなものは少なく、ダイナミックである可能性が高いからであり、時系列モデルはこの領域の分析を得意とするからである。このことは特に広告の効果測定によくあてはまる。このダイナミックな影響を時系列分析は、他の分析手法に比べて比較的容易に捉えることができるのである。

この研究の主なポイントは以下の2点であ

る。

(1)時系列モデルを適用した広告の効果測定を実施するのに、スキャンパネルデータを用いており、そのデータをスイッチャーとロイヤルユーザーに分け、セグメント別に測定を行い、広告効果を比較していること。

(2)従来における時系列モデルでは、多変量時系列モデルである後述の伝達関数モデルにより、広告量を独立変数に、売上高を従属変数にして、線形的に、つまり重回帰分析のような加法型モデルにより効果の測定がなされてきたが、この研究においては特に論理斉合性を重視した重力型モデルを用いた時系列モデルを工夫し、広告効果の測定をおこなっている。

上記の2点を中心とし、洗濯用重質洗剤市

場を例に用いた研究を以下展開していく。

2. 洗濯用重質洗剤市場の動向

特に花王の現在の主力ブランドであるアタック発売後にスポットを当てて述べる。

日本経済新聞社のPOS情報サービス・NEEDS-SCANで、衣料用合成洗剤市場のメーカー別シェアを調べた結果、トップは花王であり、1992年3月から5月までの3カ月間で、花王のシェアは48.0%、第2位のライオンは31.5%、3位は12.8%のプロクター・アンド・ギャンブル（P & G）・ファー・イースト、4位は2.2%の日本リーバと続く（注1）。（図2-1参照）

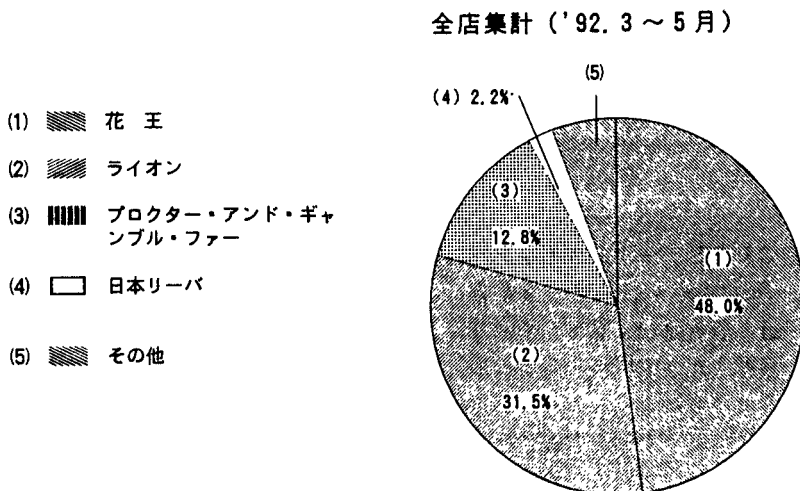


図2-1 メーカー別マーケットシェア（金額ベース）

花王が市場の半分をおさえるまでに躍進した原動力は、小型合成洗剤「アタック」である。1987年4月に発売したこの商品の特徴は、バイオテクノロジーを応用した特殊酵素の働きによる強力な洗浄力と使用量が既存製品の4分の1で済むことであり、しかも以前

の失敗作のコンパクトタイプと異なり、水にとけやすいことであった。基本的には、機能を落とさず使用量を少なくし、製品そのものを小さくしたのが成功につながったといえる。消費者にとって、それまでの商品は大きすぎて、持ち運びに不便だった。家に持ち帰って

も置き場所に困る。こうした不満を「アタック」が解消したわけである。また、小売店にとっても商品がコンパクトであれば、限られた店頭のスペースを有効に使えるという利点があり、流通業者の支持も得られることになった。

消費者，小売店ともに受けが良かった「ア

タック」は一気に売り上げを伸ばした。1992年の3月から5月のPOSデータを見ると、1.5kgタイプの平均シェアが31.4%で商品アイテム別ランキングのトップである。2位のライオン「ハイトップ 1.5kg」に、「アタック」は10ポイント以上の差をつけている。（図2-2参照）

全店集計（'92.3～5月）

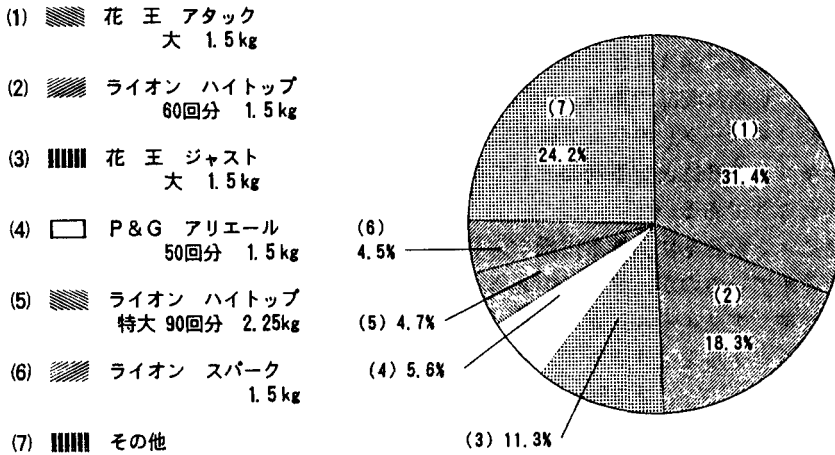


図2-2 商品別マーケットシェア（金額ベース）

1991年6月に発売した「ジャスト」も花王の高シェアを支えている。「アタック」が木綿繊維の汚れに強いのに対し、「ジャスト」は混紡の汚れに強い。1992年3月から5月の「ジャスト 1.5kg」のシェアは11.3%だった。「アタック」と「ジャスト」の1.5kgタイプ2商品で花王の衣料用洗剤売り上げの9割近くを占めている。

「アタック」のヒットで後手に回ったライオンは、コンパクト洗剤の市場投入が花王から1年遅れた。ライオンが現在の同社のトップブランドである「ハイトップ」を東京、大阪で発売したのは1988年4月。全国発売にこぎつけたのは、それからさらに2カ月後だった。

ライオンが花王に差をつけられたのは、商品開発競争だけではなく、流通政策面でも両者の開きは大きかったようだ（注2-1）。花王は花王の商品だけを扱う販売会社制を基本としているのに対し、ライオンは卸問屋ルートでの販売である。このためライオンの商品は横流れしやすく、乱売の影響を受けやすい。また、花王は1991年4月から卸の-margin率を0.5%程度引き上げた（注2-2）。花王の流通経路は、販売会社から小売店に流すルートと販売会社から卸を経由して小売店に流すルートの2つある。margin率を上げたのは後者のほうである。花王はまとまった数量で発注をうける「標準発注単位」制の導入や物流センターの新設で合理化を進めてきた。この結果、卸に対するmargin率の引

き上げが可能になったのであった。

小型洗剤の出遅れで一気にシェアを失ったライオンは、巻き返しの懸命である。「ハイトップ」を軸に全自動洗濯機専用と銘打った「ダッシュ」、そして1991年3月に発売した「スパーク」と有力ブランドを相次いで発売、シェアの低落傾向に歯止めをかけた。「スパーク」は天然油脂を成分としているため、生分解性がよく、排水後も河川をあまり汚染しない。消費者に徐々に芽生えつつある環境意識に強く訴えた商品である。1992年3月から5月の「スパーク」のシェアは4.5%。商品別ランキングの6位と定番商品としての地位を固めたようである。

花王、ライオンとともに、洗剤市場で大きなシェアを占めているのが、P & Gである。コンパクト洗剤「アリエール」と「レモンチアー」が同社を支える2大ブランドである。「アリエール」の1.5kg、2.25kgタイプと「レモンチアー」の1.5kgの3商品で、衣料用洗剤市場の10%をおさえ、同社の洗剤売り上げの9割を占めている。

TV広告中心の花王と異なり、P & Gが得意とするのは値引き販売である。たびたび店頭で派手な特売を繰り広げ、一時的にはあるが、シェアを高める。また、1988年12月には「キャッシュバック（返金）サービス」を実施した。これは商品の一部を切りとって郵送すると300円払い戻すというものであった。「レモンチアー」と「アリエール」が対象であったが、どちらも店頭価格が600円前後なので、実質的な大幅値引き販売である（注2-3）。

同社は環境問題にも力を入れていることを積極的にPRしている。1990年10月に液体洗剤と柔軟剤に詰め替え用の商品を発売し、1991年3月末から粉末洗剤の紙箱を100%再生紙化した（注2-4）。

洗剤市場にはもう一つ、外資系の企業がある。日本リーバである。1992年3月から5月の同社のシェアは2.2%で、苦戦が続いている。1990年4月に紙パックに一回分の洗剤を包み、そのまま洗濯機に投げ込める「サーフ」を発売した。発売当初、九州地区で全世帯の70%にあたる300万世帯に商品サンプルを配布、大規模なサンプリングを実施した（注2-5）。こうした努力や商品そのものの目新しさと発売直後は二ケタのシェアを奪ったが、その後は息切れしてしまったようである。現在、1992年3月に発売した粉末タイプの「サーフ2」が同社の売れ筋トップだが、シェアは1.3%（1992年3月から5月の3か月間）にとどまっている。

（注1）日経では全国のスーパーマーケットから毎日POS（販売時点情報管理）データを収集している。このデータを蓄積、加工しているのがNEEDS-SCANというデータベースである。今回の洗剤市場の動向調査対象は29チェーン（ジャスコ、サミット、忠実屋、小田急商事、マルエツ、千葉薬品、ユニー、フレックス、コノミヤ、千舟食品、川口、広電ストア、木村食料品店、札幌丸正食品、ホシチェーンストア、ふじおか、門田百貨店、つ和ストア、マルショク、豊月、北海道ニチイ、ピア、関西スーパーマーケット、キショッピングセンター、ロジャース、タウンサミット、マーキュリーストア、モリヤ、みやぎ生協）の計55店舗であり、かなり広範囲の地域をカバーしている。

（注2）引用記事一覧

- (1)日本経済新聞、88年7月21日朝刊「目覚めるか“眠れるライオン”——シェア奪回正念場、開発強化へ改革」
- (2)日本経済新聞、91年3月27日朝刊「花王、代行店のマージン率上げ、利益還元で経営下

支え」

- (3)日経産業新聞，89年1月30日「衣料用合成洗剤——P & G，首位に躍進，価格競争でシェア変動」
- (4)日経流通新聞，91年4月2日「P & G，粉末洗剤の箱100%再生紙化」
- (5)日経産業新聞，90年5月10日「洗剤サンプル攻勢，日本リーバ，九州地区で——全所帯の70%に配布」

3. 広告効果測定モデルビルディング (MCI型時系列モデル)

モデルビルディングに入る前に時系列モデルの簡単な説明をしておく。

ここで用いる時系列モデルは，いわゆるボックス・ジェンキンス型の時系列モデルであり，その代表が一変量モデルの場合のARIMAモデルである。このモデルが基本であり，これに独立変数である共変量を含むと多変量時系列モデルとなり，伝達関数モデル (Transfer Function Model) と呼ばれる。この伝達関数モデルがこの研究で用いられるMCI型時系列モデルの基本型となる。以下，順に説明する。

3-1. ARIMAモデル

ARIMAモデルとはボックス・ジェンキンスの1変量時系列モデルであり，その予測モデルとは，基本的に，過去の動きを描いたグラフをその規則性をなぞって，先に伸ばすことを精緻化したものである (折谷(1979))。

この時系列モデルは，計量経済モデルと同様に確率モデルであり，各期毎に「様々の可能性」の中からある値が選ばれるわけであるが，その選ばれ方に特徴を持つ。つまりある期における値の選ばれ方がそれ以前に選ばれた値に影響をうけるということである。それ故，時系列分析は自己相関分析を発展させた

ものといえる。

ARIMAモデルとは Autoregressive Integrated Moving Average Modelの省略であり，自己回帰和分移動平均モデルと訳されている。

ARIMAモデルは，観測された時系列データから予測可能な構造を導き出すために，フィルターと呼ばれるものを使い，いくつかの構成要素にデータを分解する。このフィルターが ARフィルター (自己回帰フィルター)，Iフィルター (和分フィルター)，MAフィルター (移動平均フィルター) の3つである。

Walter Vandaele(1983)は，これらのフィルターを特殊な型の“ふるい”と考え，次第に細くなるふるいの目によって時系列データをいくつかの構成要素に選別すると表現している。

分析の流れを簡単に示すと次のようになる。

データの定常化

データの階差をとったり，対数変換したりして時系列データを定常時系列データに変換する過程。この階差をとるフィルターが和分フィルターである。

同定

観測データに最もよく当てはまりそうなモデル候補をいくつか選定。選定基準は通常，以下の通りである。

- ・ACF(AUTOCORRELATION FUNCTION: 別名コログラムと呼ぶ自己相関関数)

これで自己回帰項をどのくらい過去までとるかを判断する。

- ・PACF(PARTIAL AUTOCORRELATION FUNCTION: 偏自己相関関数)

これで過去のランダムな出来事が当期に影響するというを表すMA項がどのくらい過去まで来ているかを判断する。

- ・EACF (EXTENDED AUTOCORRELA-

TION FUNCTION)

これは上記のACF, PACFの両者の役割を果たすものである。比較的最近に開発されたが、やはり完全なものではなく、ACF, PACFと併用すべきものである。

推定

同定されたモデル式のパラメータを推定するプロセス。推定方法としては最尤法が用いられることが多い。推定後、統計的に有意にならなかったパラメータははずされて再度推定がなされる。

診断

パラメータが推定された後、AR, I, MAのフィルターをかけ終わった残りかすともいえる残差のチェックによるモデルの診断が行われる。モデルから得られた残差が本当にホワイトノイズであるといえるかどうかによってモデルの妥当性がチェックされる。

予測

最後に決定されたモデルに基づいて時系列データの予測が行われる。

3-2. 伝達関数モデル

このモデルは、ARIMAモデルを基本としているが、共変量を含む多変量時系列モデルであり、他の独立変数のダイナミックな影響を検討することができる。この際、有力なパラメータ節約システムとなる有理型構造を持つ項（分数型の項）を含めることができる。具体的に説明すると以下のようなになる。

多変量時系列モデルである伝達関数モデルは、例えば全く別の時系列 $\{X_t\}$ も当該対象時系列 $\{Y_t\}$ に対して系統的に影響を与える様なモデルである。

簡単化のために $\{X_t\}$ は一変量とし、計量経済学でよく用いられる一種の重回帰分析である分布ラグモデルの形を利用して表示する。即ち Y_t の現在の値が $\{X_t\}$ の無限に多くの過去の値と攪乱項 (disturbance) と呼ばれる誤差項の関数として表わされると仮定する時、

伝達関数モデルの一般形は次の様に書かれる。

$$Y_t = v_0 X_t + v_1 X_{t-1} + \dots + v_j X_{t-j} + \dots + N_t \quad (3-1)$$

ここで N_t がランダム項、つまりホワイトノイズであれば分布ラグモデルとなり、通常の最小自乗法（誤差を最も小さくするようにパラメータ推定する。）を利用した重回帰分析で扱えるモデル式となる。

しかしながら、 N_t がホワイトノイズにはならない場合、一般に N_t は次のように定式化される。

$\{X_t\}$, $\{Y_t\}$ は定常化された時系列として

$$N_t = \frac{1 - \theta_1 B^1 - \dots - \theta_p B^p}{1 - \theta_1 B^1 - \dots - \theta_p B^p} a_t = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t, \\ a_t \sim N(0, \sigma_a^2) \text{ (i.i.d)}$$

但し、 B は、 $BA_t = A_{t-1}$, $B^2 A_t = A_{t-2}$ のように、ラグを表現する記号であり、後方演算子（バックワードシフトオペレーター）と呼ばれる。これを用いることにより表記が簡単になる。

ここで $\{X_t\}$, $\{Y_t\}$ をそれぞれ説明変数、従属変数、又 $v(B) := \sum_{j=0}^{+\infty} v_j B^j$ をLTF（線形伝達関数）と呼ぶ。

このLTFを「無限個の説明変数の有限な変化は従属変数に有限の変化しかもたらさない」や「LTFは任意の精度で近似可能である」といった仮定をおき、パラメータは可能な限り減らすべきであるという節約の原理に基づき、より低次のRTF（Rational Transfer Function：有理型伝達関数）で近似する。

近似式は以下のようなになる。

$$v(B) = \frac{\omega_0 - \omega_1 B^1 - \dots - \omega_{s-1} B^{s-1}}{1 - \delta_1 B^1 - \dots - \delta_r B^r} B^s = \frac{\omega(B)}{\delta(B)} B^s$$

有理とは分数の形で表せることを意味する。ここでは(多項式/多項式)で無限のLTFを近似しようとしている。

ここで $\omega(B)$, $\delta(B)$ の意味を考えてみる(Helmer, R.M. and J.K. Johansson(1977))。

基本的に, $\omega(B)$ は X_t のより最近の効果の大きさを示し, $\delta(B)$ はその衰微していくパターンを表している。簡単化のために(3-1)式から N_t をはずし記号を変えて, 次式を考える。

$$Y_t = \omega_0 X_t + \omega_1 X_{t-1} + \dots + \omega_i X_{t-i}$$

ラグ演算子を用いて

$\omega(B) = \omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2 - \dots - \omega_i B^i$ とすると次のように表せる。

$$Y_t = \omega(B) X_t$$

$\delta(B)$ は X_t の効果が指数的な減少のように規則的なパターンに従って減少していく時に現れる。例えば, もし X_t が K 期後には着実に $\omega_0 \delta_1^k$ (但し $0 < \delta_1 < 1$)となるカレントな効果 ω_0 を持っているとすれば, Y_t は次のようになる。

$$Y_t = \omega_0 X_t + \omega_0 \delta_1 X_{t-1} + \omega_0 \delta_1^2 X_{t-2} + \dots$$

通常のKoyckアプローチに従って, 事前に δ_1 を乗じた Y_{t-1} を引くと上式は次の様になる。

$$Y_t - \delta_1 Y_{t-1} = \omega_0 X_t$$

ラグ演算子を用いて書き直すと $(1 - \delta_1 B) Y_t = \omega_0 X_t$ となる。

ここで $\delta(B) = (1 - \delta_1 B)$ とすれば, 次のような式が得られる。

$$Y_t = \frac{\omega_0}{\delta(B)} X_t$$

以上からモデルの一般形(3-1)は次式で表される。

$$Y_t = \frac{\omega(B)}{\delta(B)} B^b X_t + N_t = \frac{\omega(B)}{\delta(B)} X_{t-b} + N_t$$

b : 無効期間(dead time)。Xの変化がYに影響を与える期間のズレを表す。

以上のようにこの有理型構造は強力なパラメーター節約システムとはなるが, その変数のダイナミックな影響をはっきりとみることはできない。従って, もし変数間の影響構造に関心があれば, 関心のあまりない独立変数は有理構造に, そして関心の高い独立変数に関しては, LTFのまま解釈するほうがよいであろう。

3-3. 時系列モデルと広告効果測定

広告データを売上高との関係を論じた研究例は過去いくつか見られる。例えば,

Helmer 他(1977)は, 広告モデル比較で有名な Lydia Pinkam のデータを用いてそれまでに累積されたエコノメトリックモデルやARIMAモデルと伝達関数モデルの予測精度の比較を行った。ここでは2つの伝達関数モデルが候補とされ, ともに他の予測モデルを凌ぐことが示された。

また Adams 他(1981)は, 異なった10地域で広告-売上高の関係を伝達関数モデルで表し, 回帰分析との予測精度比較を行い, 伝達関数モデルが上回ることを示した。

Krishnamurthi 他(1989)の研究例は, 最も特徴的な適用例である。彼らはスプリット・ケーブルTVシステムにより通常の広告量のコントロールパネルと2倍の広告量を投じた実験パネルとを分け, 両者の購買量データ, ブランド価格を変数とし, 広告量を干渉項(ダミー変数にあたるもの)として時系列モデルに組み込み広告の効果を推定した。このようにコントロールグループを用いた時系列モデルは興味深いモデルである。

ここでは特に, 後者の2論文を以下簡単に紹介する。

Adams他(1981)の研究

データ：10のセールス地域での各々の売上データ及び広告支出データ(TVのみ)隔月で42期間分。製品自体はややシズナルなもの。

36期分がパラメーター推定に使用され、6期分が予測精度の比較に使用された。

データの期間が50以下であるので要注意ではあるが、安定した6年間をカバーしており、ボックス・ジェンキンスモデルの分析でもそういう例が文献に見られるのでよしとしたいと述べられている。

分析と結果

回帰アプローチと伝達関数モデルアプローチとはかなりの差があることが明らかになった。回帰手法を用いると10地域の内2地域しか統計的に有意な広告効果はなく、しかも広告のラグ効果もなかった。他の2地域は、非有意だが常識に反して係数が負になるものもあった。従って、広告費の配分を考える上でなら役に立つ点は見いだせなかった。

一方、伝達関数モデル10地域の内、8地域が有意な広告効果を示し、このうち7地域がラグを伴った広告効果を示した。この結果は予測の正確性に加えて広告費の配分に有用である。

以上より伝達関数モデルが予測精度に加えてダイナミックな広告効果測定においても回帰手法を上回ることが明らかにされている。

参考にAdamsの伝達関数モデルアプローチを以下にあげておく。

基本的なモデル形は以下のとおりであり、RTFを用いず、LTF型を用いた分析を行っている。

$$S_t = v_0 Ad_t + v_1 Ad_{t-1} + v_2 Ad_{t-2} + \dots + N_t \quad (3-2)$$

(3-2)と回帰式のちがいは N_t にある。この N_t は自己相関していると考えられ、ボックス・ジェンキンスモデルでこの誤差項のモデル化がなされる。これによって v (衝撃応答係数)の値が変わってくる。

以下の表に結果を示す。

表3-1 伝達関数モデルの適用結果

地域	広告-売上の関係を示す項			誤差項		
	v 項	値	t値	1変量B-J項	値	t値
1	v_1	0.257	2.71	ϕ	0.828	6.51
	v_4	0.218	2.15			
2	v_1	0.149	1.75	ϕ	0.715	5.18
	v_1	0.119	1.46	ϕ	0.743	5.10
3				θ_6	0.387	2.31
	v_1	0.173	1.97	ϕ	0.417	2.22
4				θ_6	0.617	2.98
	v_0	0.265	1.63	ϕ	0.552	3.52
6	(No Transfer model)					
7	(No Transfer model)					
8	v_1	0.265	1.85	ϕ	0.884	9.06
				θ_6	0.507	2.71
9	v_1	0.217	2.29	ϕ	0.689	4.82
	v_3	0.332	3.85			
10	v_1	0.237	1.96	ϕ	0.784	6.46

出典：Adams A.J. and M.M.Moriarty(1981), P.44

表の誤差項の欄から伝達関数モデルが地域 6，7を除いて存在することがわかる。

Krishnamurthi他(1989)の研究

この論文では、スプリット・ケーブルTVシステムにより通常の広告量のコントロールパネルと2倍の広告量を投じた実験パネルとを分け、購買量データを従属変数とし、広告量を干渉項として時系列モデルに組み込み、より正確に広告の効果を推定した。具体的には、コントロールグループの結果を利用して、干渉（広告）と同時に起こる、モデルに明示的に含まれず残差項に含まれる何らかの影響要因を取り除くという工夫を行っている。

例えば、今回利用されたデータが特に該当しているが、次のような場合には、通常の干渉モデルでは、その効果を正確にとらえることはできない。

「ある期間、一定量の広告を流し、ある時期に広告量を倍にした。結果は、売上高がかえって減少し、当てはめた広告干渉変数の係数は負であり、統計的に有意にはならなかった。」

参考までにモデル式を書くと次のようであった。

$$SE_t = 7304 - 618.5I_t + (1 - 0.29B) a_t \quad (3-3)$$

$$(22.8)(-0.8) \quad (2.0)$$

()はt値

SE_t : t期の実験グループ（広告量2倍）における販売数量

I_t : 広告の干渉変数

a_t : ホワイトノイズ

この状況は、広告をしなかったら、更に販売数量は落ち込んだが、広告をうつことによりその落ち込み方を軽減した例である。実際、この例では、通常の広告量を続けたコントロールグループの平均落ち込み率が26.7%

であったが、広告量を2倍にしたグループのそれは9.5%であった。

(3-3)式のように販売数量の減少要因となる独立変数が明示的に含まれていない場合にこのようなことはおこりうる。このような場合に有効に対処できるのが、コントロールグループを利用する方法である。

以下、この方法を説明してゆく。

SE_t に対する干渉変数 I_t 効果は、次のようにモデル化される。

$$SE_t = \beta_{1E} I_t + a_{1t}^* \quad (3-4)$$

しかしながら、干渉項と同時に何か外部の影響要因がおこっており、それが影響しているかも知れないので、それを明示的に V_{1t} とし、モデルに組み込んでみる。

(3-4)式ではこれが、 a_{1t}^* に含まれているが、次式のように分離する。

$$SE_t = \beta_{1E} I_t + \beta_{2E} V_{1t} + a_{1t} \quad (3-5)$$

ここでコントロール・グループは干渉項がなく、次のようにモデル化できる。

$$SC_t = \beta_{2C} V_{1t} + a_{2t} \quad (3-6)$$

SC_t : t期のコントロールグループ（通常の広告量）における販売数量

(3-5)-(3-6)の式では $\beta_{2E} = \beta_{2C}$ とは限らず、 V_{1t} が消えないため、かつ V_{1t} が観測不能であるため、推定はできない。従って、(3-6)式を V_{1t} で表し、それを(3-5)式に代入することにより、次式を得る。

$$SE_t = \beta_{1E} I_t + (\beta_{2E} / \beta_{2C}) SC_t + a_{1t}' \quad (3-7)$$

この(3-7)式のようにコントロールグループにおける販売数量の時系列が方程式の右側に含まれるのである。

多くの場合、干渉項以外に価格などの独立変数が存在するが、上記と類似の方法でモデル式に含みうる。

使用データ

同じマーケットに住む世帯をランダムに2つのパネルに分け、52週間テストブランドの同量の広告を露出した。次の24週間、実験パネルには以前の広告量の2倍の量の広告を露出し、コントロールパネルには、以前と同量の広告を露出した。これはスプリット・ケーブルTVシステムによって操作された。

分析には、テストブランドの週の販売数量、主な競合ブランドの週の加重平均価格 CP_t 、テストブランドの週の加重平均価格 PP_t を用いてある。

モデル式

ここで独立変数を含む時系列モデルの分析となるので、伝達関数モデルが次式のように用いられた。

$$SE_t = c + \frac{\omega_1(B)}{S_1(B)} B^{b1} SC_t^* + \frac{\omega_2(B)}{S_2(B)} B^{b2} PP_t + \frac{\omega_3(B)}{S_3(B)} B^{b3} CP_t + \frac{\alpha(B)}{\beta(B)} I_t + N_t$$

ここで N_t は、 PP_t との独立が仮定され、ARIMA過程 $\phi(B)N_t = \theta(B)a_t$ に従う。この a_t は平均0のホワイトノイズであり、 $\omega(B), S(B), \alpha(B), \beta(B), \phi(B), \theta(B)$ はバックワード・シフト・オペレーター B の多項式である。

結果的に次式が得られた。

$$SE_t = 26304 + 0.869SC_t^* - 17661PP_t + 9012CP_t + 1048I_t + \frac{1}{1+0.49B^2} a_t$$

(12.4) (11.6) (-16.2) (8.6) (3.9) (-4.6)

()はt値

診断プロセスではモデルが妥当であり、干渉項は統計的に有意であることが判明した。

3-4. モデルビルディング

以上のように時系列モデルを用いた広告効果測定の例を示したが、これらのモデルは、線形モデル(パラメーターに関する線形性)を扱ったモデルであった。

前述のAdams他(1981)の例は、線形伝達関数モデルのままで推定及び解釈がなされており、Krishnamurthi他(1989)の例は、有理型伝達関数モデルが使われていた。

このように時系列モデルの構造は線形モデルすなわち、加法型のモデルであり、非線形構造の時系列モデルは、まだ十分には開発されていない。

例えばマーケットシェアモデルである場合、論理斉合性の高いとされている吸引力型モデルなどの非線形時系列モデルを扱った研究例は、上田、清水、田島(1992)のMCI型時系列モデル以外はほとんど見あたらない。

しかしながら、この研究例は、マーケットシェアの予測精度の比較が目的であり、広告効果の十分に詳しい言及はなされていなかった。但し、予測精度に関しては、3つの商品アイテムの内、2つまで最もよい予測精度を示し、その有望さが指摘されている。このことは、このMCI型時系列モデルが真の構造により近いモデルであるとの可能性を示したものであり、変数間の影響構造を見るためには、よいモデルであると言えよう。

それ故、本研究ではこのMCI型時系列モデルを用いて、広告のダイナミックな効果の測定を試みているのである。

以下、MCI型時系列モデルの説明を行う(注1)。

Cooper & Nakanishi (1988) (MARKET SHARE ANALYSIS, pp.78-85)は、マーケットシェア・モデルとして代表的な魅力型モデルの観点から時系列モデルを組み込むことを提案している。

本研究では，時系列モデルの観点から，MCIモデル構造を取り入れようとする立場であり，時系列モデルをより真のモデル構造に近づけようという考え方であるが，方法は同様であるので彼らの枠組に沿って説明することにする。

魅力度型マーケットシェア・モデルは，以下のように定義されている。（中西正雄編（1984）「消費者行動のニューフロンティア」pp.232-233，大沢豊編（1992）「マーケティングと消費者行動」pp.81-109）

$$s_i = \frac{A_i}{\sum_i A_i}$$

ここで A_i はブランド i の魅力度を意味し，

$$A_i = \prod_{k=1}^K \phi(X_{ik})^{\beta_k}$$

A_i = 対象 i の魅力度

X_{ik} = 対象 i の k 番目の属性

ϕ = X_{ik} の単純な変換

β_k = 属性 k に対する反応パラメーター

多項ロジットモデルの場合には， ϕ が exp，つまり指数変換となり，MCIモデルの場合には ϕ が同一変換となる。

ここでは，後者のMCIモデルを採用している。

この魅力度型モデルの採用により，単なる加法型モデルであった時系列モデルは，非線形型を取り入れ，しかも属性が互いに相互作用して効用を形成し，シェアの合計が1となるという論理的に斉合性をもつモデルとなっている。

今，対象とするブランドアイテムが3つであるとし，ブランド1，2，3の数量マーケットシェアを S_i ($i=1,2,3$) とする。またそれぞれのブランドの効用（魅力度）を A_i ($i=1,2,3$) とすると各シェアは次のように表される。

$$S_i = \frac{A_{it}}{\sum_{i=1}^3 A_{it}} \quad (3-8) \quad (t: \text{期を表す。})$$

ここで A_{it} は以下のように定義しておく。

$$A_{it} = \alpha_i \prod_{j=0}^{N_1} AD_{it-j}^{\alpha_{i-j}} \prod_{j=0}^{N_2} SP_{it-j}^{\beta_{i-j}} \prod_{j=0}^{N_3} PR_{it-j}^{\gamma_{i-j}} \quad (3-9)$$

ここで i : 1~3. 洗剤の主要3ブランドを示す。（サイズは1.5KG）

α_i : ブランド i の固有の魅力度を示す。短期間には変化しないとする。

AD : 広告変数。ここではTV広告のGRPを入れている。

SP : セールスプロモーションの1週間の頻度を示す変数。

PR : 価格の掛け率を示す変数。

α, β, γ : パラメーター

この(3-8)，(3-9)は，MCI (Multiplicative Competitive Interaction: 積乗形競合作用) モデルであり，交互作用を認めるモデルとなっている。このモデルにおいては，その魅力度に競合ブランドのマーケティング変数の影響が入っておらず，ブランド毎に独立変数の効き方が異なっているので，いわゆる効果差モデルにあたる。競合ブランドのマーケティング変数の影響を考慮に入れれば，このモデルは交差弾力性モデルとなる。パラメーターの数が非常に多くなるが，競合効果を知るため，交差弾力性モデルの時系列モデルへの適用を試みる。(3-9)を交差弾力性モデルに書き直すと次のようになる。

$$A_{it} = \alpha_i \prod_{i=1}^3 \prod_{j=0}^{N_1} AD_{it-j}^{\alpha_{i-j}} \prod_{i=1}^3 \prod_{j=0}^{N_2} SP_{it-j}^{\beta_{i-j}} \prod_{i=1}^3 \prod_{j=0}^{N_3} PR_{it-j}^{\gamma_{i-j}} \quad (3-10)$$

このMCI型のモデルを時系列モデルの枠組で利用するためには，対数中央化変換を実施しなければならない。Cooper & Nakanishi

(1988)等に従って、これを以下に行ってみる。

(3-8)の両辺に対数をとると、

$$\log S_{it} = \log A_{it} - \log \left(\sum_{i=1}^3 A_{it} \right) \quad (3-11)$$

i について③式を平均すると、

$$\frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \log S_{it} = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \log A_{it} - \log \left(\sum_{i=1}^3 A_{it} \right) \quad (3-12)$$

(3-11) - (3-12)から

$$\log S_{it} - \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \log S_{it} = \log A_{it} - \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \log A_{it} \quad (3-13)$$

$$\text{ここで } \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \log S_{it} = \frac{1}{3} (\log S_{1t} + \log S_{2t} + \log S_{3t})$$

$$= \frac{1}{3} \log (S_{1t} \cdot S_{2t} \cdot S_{3t})$$

$$= \log (S_{1t} \cdot S_{2t} \cdot S_{3t})^{\frac{1}{3}} = \log \widetilde{S}_{.t}$$

($\widetilde{S}_{.t}$ は幾何平均)

これより(3-13)は次のように表せる。

$$\log \left(\frac{S_{it}}{\widetilde{S}_{.t}} \right) = \log \left(\frac{A_{it}}{\widetilde{A}_{.t}} \right) \quad (3-14)$$

(3-10)より(3-14)は以下のような式となる。

$$\begin{aligned} \log \left(\frac{S_{it}}{\widetilde{S}_{.t}} \right) &= \log \left(\frac{a_{it}}{a_{.t}} \right) + \sum_{i=1}^3 \alpha_{it} \log \left(\frac{AD_{it}}{\widetilde{AD}_{.t}} \right) + \cdots + \sum_{i=1}^3 \alpha_{it-N_1} \log \left(\frac{AD_{it-N_1}}{\widetilde{AD}_{.t-N_1}} \right) \\ &\quad + \sum_{i=1}^3 \beta_{it} \log \left(\frac{SP_{it}}{\widetilde{SP}_{.t}} \right) + \cdots + \sum_{i=1}^3 \beta_{it-N_2} \log \left(\frac{SP_{it-N_2}}{\widetilde{SP}_{.t-N_2}} \right) \\ &\quad + \sum_{i=1}^3 \gamma_{it} \log \left(\frac{PR_{it}}{\widetilde{PR}_{.t}} \right) + \cdots + \sum_{i=1}^3 \gamma_{it-N_3} \log \left(\frac{PR_{it-N_3}}{\widetilde{PR}_{.t-N_3}} \right) \end{aligned} \quad (3-15)$$

ここで(3-15)式に誤差項を入れ、パラメーターを推定値で置き換えれば、推定可能な式となり、もし誤差項がホワイトノイズであれば、これは通常の回帰式として扱える。しかしながら、Cooper & Nakanishi(1988)が指摘するように、この誤差項には以下のような2つの問題点がある。

(1)誤差の自己相関

(2)競合ブランドのマーケットシェア推定モデル式の誤差項同士の相関

(1)誤差の自己相関

(3-15)式は時系列データを扱った典型的な時系列モデル式であり、その誤差項が自己相関していることは十分に考えられる。その誤差項は次のような形で表される。

$$\varepsilon_t = u_t + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \cdots + \theta_q u_{t-q}$$

(3-16) (θ はパラメーター)

この式より ε_t が $\varepsilon_{t-1}, \dots, \varepsilon_{t-q}$ と相関しているのは明かである。

この自己相関への対処方法としては、あらかじめ(3-16)式のような構造を想定したMA構造を仮定しておけばよく、通常の伝達関数モデルの枠内で処理できる。Cooper & Nakanishi(1988)は、現実的な利用方法として、残差項の自己相関は FIRST-ORDER としそれ以降は無視するものとして扱うことを提案しているが、ここではあえて FIRST-ORDER と限定せずに、通常の間定・推定・診断の方法で次数を決定することにする。

(2)競合ブランドのマーケットシェア推定モデル式の誤差項同士の相関

競合するブランドのマーケットシェアは、互いに独立ではない場合が多い

(Cooper & Nakanishi(1988), P82.)。この際、それぞれの推定式の誤差同士は、オー

バートタイムに交差相関していることが考えられる。Cooper & Nakanishi(1988)は、現実的な利用として、これらの相関がないと仮定し、単純化して扱うことを薦めている。したがって、ここでも同様の前提をおく。但し、今回の分析においては各モデル毎に伝達関数モデルをつくり、パラメーターを推定することにする。

以上より、非線形のMCI型時系列モデルの適用が可能になる。

3-5. 推定上の工夫

自由度確保の観点から全ての変数に関してLTF（線形伝達関数モデル）で推定することは、効率的ではないし、また自由度が不足することになる。従って、パラメーター節約システムであるRTF（有理型伝達関数モデル）を用いればよいが、この有理型では推定されたパラメーターの解釈が難しいため、前に述べたように主目的とする変数のみにLTFを適用し、それ以外の変数にはRTFを適用してその影響を取り除くことが望ましいと考えられる。

そしてLTFにより主たる変数のダイナミックな影響を明らかにすることができよう。

（注1）この説明の大部分が、上田、清水、田島(1992)、マーケティング・サイエンス学会春期大会での報告に依拠している。

4. 実証分析

4-1. データの概要

利用可能となったデータは、ビデオリサーチのホームスキャンデータであり、関東の1地域に限定し、1000世帯のパネルの2年間105期（1990年4月～1992年3月）の購買記録がとられている。用いるデータは以下の通りである。

商品：今回利用したビデオリサーチのホームスキャンデータにおける洗濯用重質洗剤の上位3ブランド（3メーカー）の主力アイテム1.5kg.

変数：週次の購買数量，購買価格，インスタプロモーションの回数（プロモーションをやれば1とし，それを週毎に合計），そして首都圏のGRP。

但し，用いた変数は次のように加工されている。

(1)購買数量

対象3アイテムでのマーケットシェア。この3アイテムで全市場でのシェアは50%を超えている。対数をとる必要上，0の値には0.001が入っている。これはシェアデータに関して以下同様である。

(2)購買価格

価格掛け率を用いている。実際の売価を通常売価で割ったものである。

但し，週次データであるため実売価は（週売上金額／週売上数量）で求めている。また購買がなかった週には掛け率は1，つまり通常売価で販売されているという処理をした。それほど件数はなかったので問題はないであろう。

(3)インスタプロモーション

対象3アイテムでのシェアを用いた。

(4)GRP

対象3アイテムでのシェアを用いた。

この1000世帯は，主に近隣の13のスーパーマーケット並びに大型小売施設で購入しており，インスタプロモーションはその13店舗の合計となる。

なおここではロイヤル・ユーザーとスイッチャーにセグメンテーションを行ない，セグメント別に分析をおこなうが，その基準として，購入ブランドが2種類以下の世帯をロイ

ヤル・ユーザー、3種類以上の世帯をスイッチャーとしておく。

4-2. MCI型時系列モデルによる広告効果の測定

スイッチャーセグメントは全体の約80%を占めており、比較的ヘビーユーザーが多い層である。ロイヤル・ユーザーセグメントは、これに対し、約20%を占めており、比較的ライトユーザーが多い層である。

先験的に考えると、スイッチャーは、広告よりも価格により敏感であり、広告効果がでにくいかもしれない。また、ロイヤル・ユーザーは、スイッチャーに比べて価格にそれほど敏感ではなく、またスイッチャーよりは広告に敏感ではないかと想定される。しかしながら、対象製品ブランド自体が成熟商品であり、有力ブランドであるため、全体的に強い広告効果は期待できないであろう。

広告効果推定手順

対象となるのは、スイッチャーとロイヤル・ユーザーの2セグメント、商品アイテム1~3の3商品、つまり2×3の6つであり、合計6つのモデルをつくる。

具体的な商品名は守秘義務のため明らかにできないが、便宜上それぞれをアイテム1、アイテム2、アイテム3と区別する。アイテム1が最も有力ブランドであり、アイテム2、3と続いている。

手順としては、以下のようになる。

(1) LTFにより前章のモデル(3-15)に従い、対数中央化変換したデータを用いて、モデル式の同定、パラメーターの推定を行う。(LTFに関しては伝達関数モデルの説明参照)

この際、時系列モデルではパラメーターが爆発的に多くなるため、自由度の確保上、先験的に重要度の低いと思われる変数を落としていく。また、GRPなど対象3アイテム

内のシェアであるため、合計1となり、全ての変数を用いると線形従属をおこすため、重要度の低い変数を落とすなどの処理を行った。各対象従属変数毎にまず用いた独立変数は以下の通りである。

- ① msw1 と msr1 : grp1, grp2, kakel, spl.
- ② msw2 と msr2 : grp1, grp2, kakel, kake2, spl, sp2.
- ③ msw3 と msr3 : grp1, grp3, kakel, kake3, spl, sp3.

但し、mswは、スイッチャーのマーケットシェアを表し、記号最後の数字は、アイテム番号を示す。msrはロイヤル・ユーザーのマーケットシェア、grpは広告GRPシェア、kakeは価格掛け率、spはセールスプロモーションシェアを意味する。

まず①に関しては、アイテム1が強力なブランドであるため、他ブランドからの影響は受けにくいと考えられるので、他アイテムの価格、プロモーションは外してある。広告に関してはナンバー2であるアイテム2のそれを入れており、ナンバー3の地位にあるアイテム3の広告変数は外してある。

②、③に関しては、自己の独立変数とアイテム1の独立変数を入れてある。なぜならば、アイテム1は、強力であるため他のアイテムに影響されにくいと考えられるが、他のアイテムには影響を与えることが考えられるからである。

このLTFにおいては、各変数ともラグは10期とってある。

(2) LTFのみからLTFとRTFの併用への移行

(1)のLTFの結果から、殆ど5%水準で統計的に有意でない変数(t検定)は排除し、有意な変数の多い変数を残し、広告変数以外

の変数については有理型であるRTF型とし、パラメーターの節約を図った。広告変数は、LTFのままとし、最初のLTFの結果からラグを8期までとした。攪乱項の形の決定など多数回の伝達関数モデルの推定を繰り返し、次に見られるような第1次のモデル群が得られた。

但し、モデルの表記法を簡略化してあるため、その見方を図4-1に示しておく。また各モデル式の下のパラメーターの説明に

関して、左端の列が変数名、2列目のCNSTが定数項、NUMが分子のパラメーター、DENMが分母のパラメーターを示している。なおMAは攪乱項の分子にくる移動平均項を示し、D-ARは、攪乱項の分母にくる自己回帰項を示す。そして3列目では、ラグの大きさを意味しており、0は当期を、1は前期を、2は2期前を示している。4列目のVALUEはパラメーターの推定値を、5列目は標準偏差を、6列目はT値を示している。

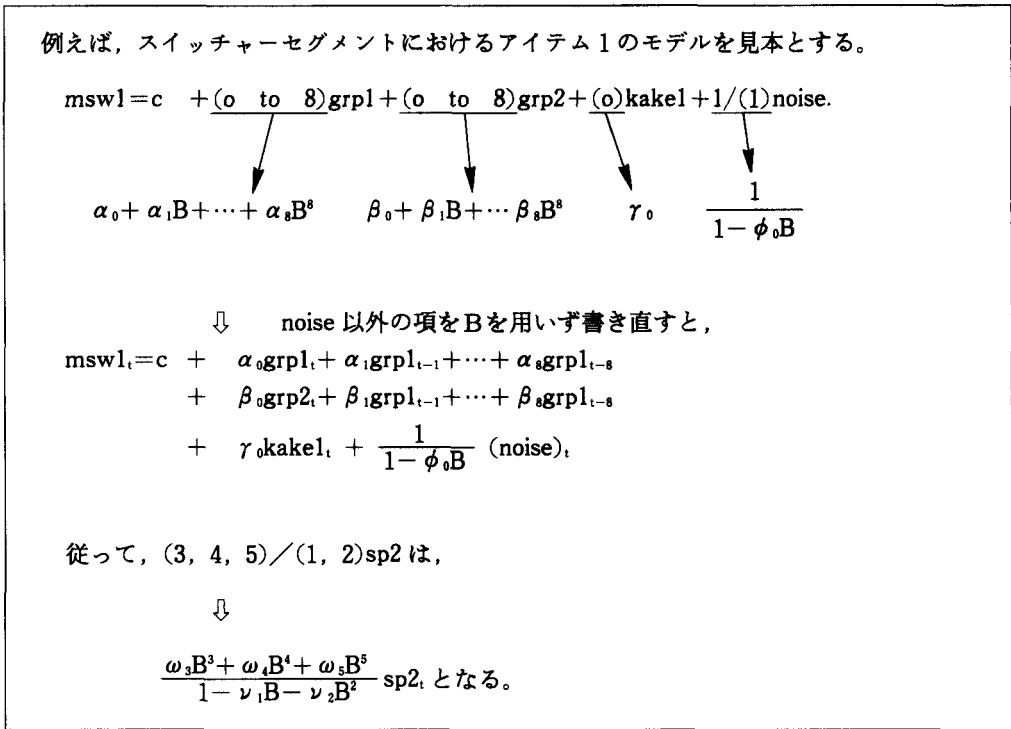


図4-1 モデル式の表記法

第1次のモデル群

各アイテム毎にスイッチャー、ロイヤル・ユーザーの両セグメントの結果をみていく。

アイテム1 / スイッチャー

model msw1= c +(0 to 8)grp1+(0 to 8)grp2+(0)kake1+1/(1)noise.

VARIABLE NAME	NUM./ DENOM.	ORDER	VALUE	STD ERROR	T VALUE
C	CNST	0	.6448	.0731	8.82
GRP1	NUM.	0	.0490	.0981	.50
GRP1	NUM.	1	.0575	.1155	.50
GRP1	NUM.	2	-.0486	.1125	-.43
GRP1	NUM.	3	-.0061	.1158	-.05
GRP1	NUM.	4	.0380	.1123	.34
GRP1	NUM.	5	.0405	.1022	.40
GRP1	NUM.	6	.0106	.1003	.11
GRP1	NUM.	7	.0009	.1191	.8E-02
GRP1	NUM.	8	-.0818	.0980	-.83
GRP2	NUM.	0	.0277	.0759	.36
GRP2	NUM.	1	.0337	.0951	.35
GRP2	NUM.	2	-.1497	.0929	-1.61
GRP2	NUM.	3	.1683	.0929	1.81
GRP2	NUM.	4	-.0194	.0935	-.21
GRP2	NUM.	5	-.0258	.0826	-.31
GRP2	NUM.	6	.0413	.0805	.51
GRP2	NUM.	7	-.0585	.0850	-.69
GRP2	NUM.	8	-.0062	.0656	-.09
KAKE1	NUM.	0	-2.0958	.3949	-5.31
MSW1	D-AR	1	.0101	.1028	.10

R-SQUARE 0.346

アイテム1 / ロイヤル・ユーザー

model msr1= c +(0 to 8)grp1+(0 to 8)grp2+(0,1,2)/(1)kake1
 +(1)/(1)noise.

VARIABLE NAME	NUM./ DENOM.	ORDER	VALUE	STD ERROR	T VALUE
C	CNST	0	3.2555	.2430	13.40
GRP1	NUM.	0	.1103	.2899	.38
GRP1	NUM.	1	-.3919	.3292	-1.19
GRP1	NUM.	2	.2966	.3196	.93
GRP1	NUM.	3	-.4451	.3260	-1.37
GRP1	NUM.	4	.7085	.3216	2.20
GRP1	NUM.	5	-.4408	.2919	-1.51
GRP1	NUM.	6	-.2806	.2827	-.99
GRP1	NUM.	7	.1624	.3473	.47
GRP1	NUM.	8	.2103	.3042	.69
GRP2	NUM.	0	.3316	.2235	1.48
GRP2	NUM.	1	-.7267	.2722	-2.67
GRP2	NUM.	2	.5885	.2712	2.17
GRP2	NUM.	3	-.1532	.2599	-.59
GRP2	NUM.	4	.0711	.2678	.27
GRP2	NUM.	5	-.1603	.2371	-.68
GRP2	NUM.	6	.1963	.2257	.87
GRP2	NUM.	7	-.3703	.2390	-1.55
GRP2	NUM.	8	.3228	.1940	1.66
KAKE1	NUM.	0	-2.6323	1.2150	-2.17
KAKE1	NUM.	1	4.0030	3.7471	1.07
KAKE1	NUM.	2	-1.9424	2.3561	-.82
KAKE1	DENM	1	.7750	1.2952	.60
MSR1	MA	1	-.0737	.9300	-.08
MSR1	D-AR	1	.0291	.9408	.03
R-SQUARE					0.182

アイテム1は、各パラメーターのT値をみると、まずスイッチャーの方は、5%水準で統計的に有意なパラメーターはなく、広告の効果は全くでていない。ロイヤル・ユーザーの方は、自己の広告及びアイテム2の広告の影響が所々でてきているようであるが、その符号の向きが納得できず、疑わしい結果となっている。例えば、ロイヤル・ユーザーのGRP2のラグ2、及び8の変数の符号がプラスで有意にでているなど常識に反する結果が

でている。これはパラメーターの推定値に頑健性があまりなく、また多重共線性の発生による影響かもしれない。これをチェックするために第2次のモデル群では、有意に近いT値を持つ直観的に正しい符号の向きを持つラグの変数のみをピックアップして再推定を行うことにした。

また価格変数は、両セグメントで強い影響を示しており、どちらかといえばスイッチャーにおいての方が影響は強いようである。

アイテム2 / スイッチャー

model msw2= c +(0 to 8)grp1+(0 to 8)grp2+(3,4,5)/(1,2)kake1
 +(0)/(1)kake2+(0)/(1)sp1+(3,4,5)/(1,2)sp2+r1/(1)noise.

VARIABLE NAME	NUM./ DENOM.	ORDER	VALUE	STD ERROR	T VALUE
C	CNST	0	-.0238	.1653	-.14
GRP1	NUM.	0	.0919	.1335	.69
GRP1	NUM.	1	-.0881	.1620	-.54
GRP1	NUM.	2	.0780	.1651	.47
GRP1	NUM.	3	.0556	.1586	.35
GRP1	NUM.	4	-.1656	.1510	-1.10
GRP1	NUM.	5	.1239	.1431	.87
GRP1	NUM.	6	.0364	.1372	.27
GRP1	NUM.	7	.3251	.1566	2.08
GRP1	NUM.	8	-.2694	.1353	-1.99
GRP2	NUM.	0	.0980	.1000	.98
GRP2	NUM.	1	-.0549	.1296	-.42
GRP2	NUM.	2	.0037	.1299	.03
GRP2	NUM.	3	.0871	.1245	.70
GRP2	NUM.	4	-.0869	.1299	-.67
GRP2	NUM.	5	.0821	.1354	.61
GRP2	NUM.	6	-.0120	.1272	-.09
GRP2	NUM.	7	.2544	.1125	2.26
GRP2	NUM.	8	-.2098	.0885	-2.37
KAKE1	NUM.	3	-.3582	.5121	-.70
KAKE1	NUM.	4	-.5633	.7711	-.73
KAKE1	NUM.	5	.4671	1.1433	.41
KAKE1	DENM	1	-.2299	1.1375	-.20
KAKE1	DENM	2	-.1113	.7391	-.15
KAKE2	NUM.	0	-2.3044	.5181	-4.45
KAKE2	DENM	1	.4378	.1626	2.69
SP1	NUM.	0	-.0491	.0701	-.70
SP1	DENM	1	-.3552	1.4814	-.24
SP2	NUM.	3	.0840	.0450	1.87
SP2	NUM.	4	-.0639	.0372	-1.72
SP2	NUM.	5	.0338	.0493	.68
SP2	DENM	1	-.6104	.0549	-11.11
SP2	DENM	2	-.9579	.0438	-21.85
MSW2	D-AR	1	.0281	.1090	.26

R-SQUARE 0.492

アイテム2 / ロイヤル・ユーザー

$$\text{model } \text{msr2} = c + (0 \text{ to } 8)\text{grp1} + (0 \text{ to } 8)\text{grp2} + (0,1,2)/(1)\text{kake1} \\ + (0,1)/(1,2)\text{kake2} + (0,1)\text{sp1} + (1)\text{noise.}$$

VARIABLE NAME	NUM./ DENOM.	ORDER	VALUE	STD ERROR	T VALUE
C	CNST	0	-1.7888	.4580	-3.91
GRP1	NUM.	0	-.3673	.3019	-1.22
GRP1	NUM.	1	.5535	.3622	1.53
GRP1	NUM.	2	-.0618	.3550	-.17
GRP1	NUM.	3	.4803	.3603	1.33
GRP1	NUM.	4	-.0769	.3456	-.22
GRP1	NUM.	5	-.3374	.3199	-1.05
GRP1	NUM.	6	.0250	.3130	.08
GRP1	NUM.	7	.0896	.3797	.24
GRP1	NUM.	8	.3112	.3061	1.02
GRP2	NUM.	0	-.5989	.2395	-2.50
GRP2	NUM.	1	.9011	.3067	2.94
GRP2	NUM.	2	-.1686	.3014	-.56
GRP2	NUM.	3	-.1476	.2860	-.52
GRP2	NUM.	4	.1695	.2636	.64
GRP2	NUM.	5	.0225	.2544	.09
GRP2	NUM.	6	-.4050	.2549	-1.59
GRP2	NUM.	7	.6112	.2671	2.29
GRP2	NUM.	8	.0208	.2033	.10
KAKE1	NUM.	0	1.6249	1.2441	1.31
KAKE1	NUM.	1	-.5633	2.6235	-.21
KAKE1	NUM.	2	.9629	1.3645	.71
KAKE1	DENM	1	.1615	1.3295	.12
KAKE2	NUM.	0	-.9438	.7555	-1.25
KAKE2	NUM.	1	-.0292	.7685	-.04
KAKE2	DENM	1	-1.0915	.1045	-10.44
KAKE2	DENM	2	-.9100	.0929	-9.80
SP1	NUM.	0	.1590	.1561	1.02
SP1	NUM.	1	.1835	.1565	1.17
MSR2	MA	1	-.0479	.1052	-.45

R-SQUARE 0.242

広告に関しては両セグメントとも有意なパラメーターがあるが，直観に反するものもある。そのパラメーターの安定性をチェックするためにやはりアイテム1と同様の処理をす

る。価格に関しては，両者できいており，やはりスイッチャーの方で強くきいているようである。

アイテム3 / スイッチャー

$$\text{model msw3} = c + (0 \text{ to } 8)\text{grp1} + (0 \text{ to } 8)\text{grp3} + (0)/(1)\text{kake3} + 1/(1)\text{noise}.$$

VARIABLE NAME	NUM./ DENOM.	ORDER	VALUE	STD ERROR	T VALUE
C	CNST	0	-.5560	.0933	-5.96
GRP1	NUM.	0	.0503	.0860	.58
GRP1	NUM.	1	-.0319	.1129	-.28
GRP1	NUM.	2	-.2785	.1089	-2.56
GRP1	NUM.	3	.3801	.1182	3.22
GRP1	NUM.	4	-.0487	.1239	-.39
GRP1	NUM.	5	-.1605	.1188	-1.35
GRP1	NUM.	6	.0873	.1164	.75
GRP1	NUM.	7	-.1265	.1273	-.99
GRP1	NUM.	8	.0933	.0924	1.01
GRP3	NUM.	0	.0709	.1057	.67
GRP3	NUM.	1	.1304	.1432	.91
GRP3	NUM.	2	-.2734	.1442	-1.90
GRP3	NUM.	3	.2744	.1436	1.91
GRP3	NUM.	4	-.1089	.1462	-.74
GRP3	NUM.	5	.0941	.1300	.72
GRP3	NUM.	6	-.0373	.1252	-.30
GRP3	NUM.	7	.2020	.1302	1.55
GRP3	NUM.	8	-.1970	.0936	-2.10
KAKE3	NUM.	0	-2.6820	.4473	-6.00
KAKE3	DENM	1	.1331	.1625	.82
MSW3	D-AR	1	-.1224	.1031	-1.19
R-SQUARE					0.448

アイテム3 / ロイヤル・ユーザー

$$\text{model msr3} = c + (0 \text{ to } 8)\text{grp1} + (0 \text{ to } 8)\text{grp3} + (0,1,2)/(1 \text{ to } 5)\text{kake1} \\ + (0,1)/(1,2)\text{kake3} + (0)/(1,2,3)\text{sp3} + (1,2,3)/(1,2,3)\text{noise.}$$

VARIABLE NAME	NUM./ DENOM.	ORDER	VALUE	STD ERROR	T VALUE
C	CNST	0	-.9790	.2054	-4.77
GRP1	NUM.	0	.0017	.1298	.01
GRP1	NUM.	1	-.0080	.1395	-.06
GRP1	NUM.	2	.2679	.1505	1.78
GRP1	NUM.	3	-.1462	.1689	-.87
GRP1	NUM.	4	-.4567	.1731	-2.64
GRP1	NUM.	5	.4808	.1826	2.63
GRP1	NUM.	6	.2339	.1759	1.33
GRP1	NUM.	7	-.0559	.1772	-.32
GRP1	NUM.	8	-.1116	.1301	-.86
GRP3	NUM.	0	-.1046	.1675	-.62
GRP3	NUM.	1	-.1588	.2040	-.78
GRP3	NUM.	2	.5316	.2040	2.61
GRP3	NUM.	3	-.2692	.1949	-1.38
GRP3	NUM.	4	-.0148	.1944	-.08
GRP3	NUM.	5	-.1508	.1823	-.83
GRP3	NUM.	6	.0660	.1731	.38
GRP3	NUM.	7	-.0334	.1835	-.18
GRP3	NUM.	8	.2632	.1521	1.73
KAKE1	NUM.	0	-.0182	.9161	-.02
KAKE1	NUM.	1	-1.7404	.6634	-2.62
KAKE1	NUM.	2	.1324	.9133	.14
KAKE1	DENM	1	.2142	.0218	9.84
KAKE1	DENM	2	.2391	.0220	10.85
KAKE1	DENM	3	.2521	.0224	11.24
KAKE1	DENM	4	.1755	.0226	7.76
KAKE1	DENM	5	.1589	.0230	6.90
KAKE3	NUM.	0	-.7063	.4342	-1.63
KAKE3	NUM.	1	.4224	.4663	.91
KAKE3	DENM	1	.1991	.0662	3.01
KAKE3	DENM	2	-.9699	.0585	-16.58
SP3	NUM.	0	.2108	.0242	8.71
SP3	DENM	1	.1928	.0485	3.97
SP3	DENM	2	.0765	.0493	1.55
SP3	DENM	3	.3475	.0495	7.02
MSR3	MA	1	.1068	.3824	.28
MSR3	MA	2	.7644	.1918	3.99
MSR3	MA	3	.2756	.2976	.93
MSR3	D-AR	1	.0697	.3835	.18
MSR3	D-AR	2	.2311	.1993	1.16
MSR3	D-AR	3	.0917	.1699	.54

R-SQUARE 0.600

両セグメントともアイテム2と全く同様の状況であるが、ロイヤル・ユーザーの方において、プロモーションの効果がでていいるのがわかる。

T値を持つラグ変数のみをモデル式にいれ、また有意でなかったRTF型の変数も外し、更に攪乱項の形も修正を加えた第2次のモデル群を検討した。結果は以下に示す通りである。

以上の結果を踏まえ、広告に関してはパラメーターの頑健性をチェックするため、正しいと思われる向きの符号を持つ、有意に近い

第2次のモデル群

アイテム1 / スイッチャー

$$\text{model mswl} = c + (1)\text{grp1} + (2,4)\text{grp2} + (0)\text{kake1} + 1 / (1)\text{noise.}$$

VARIABLE NAME	NUM./ DENOM.	ORDER	VALUE	STD ERROR	T VALUE
C	CNST	0	.6260	.0677	9.24
GRP1	NUM.	1	.0372	.0493	.76
GRP2	NUM.	2	-.0132	.0370	-.36
GRP2	NUM.	4	.0074	.0287	.26
KAKE1	NUM.	0	-1.8257	.3781	-4.83
MSW1	D-AR	1	-.0260	.1002	-.26

R-SQUARE 0.234

アイテム1 / ロイヤル・ユーザー

$$\text{model msr1} = c + (4)\text{grp1} + (1,7)\text{grp2} + (0)\text{kake1} + (1) / (1)\text{noise.}$$

VARIABLE NAME	NUM./ DENOM.	ORDER	VALUE	STD ERROR	T VALUE
C	CNST	0	3.2040	.2163	14.81
GRP1	NUM.	4	-.0689	.1203	-.57
GRP2	NUM.	1	.0446	.0755	.59
GRP2	NUM.	7	-.0134	.0760	-.18
KAKE1	NUM.	0	-2.1117	1.1223	-1.88
MSR1	MA	1	-.1759	2.3728	-.07
MSR1	D-AR	1	-.1231	2.3966	-.05

R-SQUARE 0.024

この結果から広告は、アイテム1の両セグメントにおいて効果がないように思われる。価格については、スイッチャーにおいて有意であるが、ロイヤル・ユーザーにおいては、

10%の有意水準でかろうじて有意になるに留まった。またロイヤル・ユーザーにおいては、決定係数が著しく悪くなったことがわかる。

アイテム2/スイッチャー

$$\text{model } msw2 = c + (4,8) \text{grp1} + (7) \text{grp2} + (0)/(1) \text{kake2} + (3,4)/(1,2) \text{sp2} + 1/(1) \text{noise.}$$

VARIABLE NAME	NUM./DENOM.	ORDER	VALUE	STD ERROR	T VALUE
C	CNST	0	-.1078	.1200	-.90
GRP1	NUM.	4	-.0246	.0506	-.49
GRP1	NUM.	8	-.0032	.0645	-.05
GRP2	NUM.	7	-.0022	.0485	-.04
KAKE2	NUM.	0	-2.2334	.4900	-4.56
KAKE2	DENM	1	.4826	.1649	2.93
SP2	NUM.	3	.0466	.0478	.98
SP2	NUM.	4	-.0861	.0479	-1.80
SP2	DENM	1	.0322	.2997	.11
SP2	DENM	2	.5701	.3262	1.75
MSW2	D-AR	1	-.0131	.1043	-.13

R-SQUARE 0.355

アイテム2 / ロイヤル・ユーザー

$$\text{model } \text{msr2} = c + (0,5)\text{grp1} + (1,7)\text{grp2} + (0)\text{kake1} + (0)/(1,2)\text{kake2} + (1)\text{noise.}$$

VARIABLE NAME	NUM./ DENOM.	ORDER	VALUE	STD ERROR	T VALUE
C	CNST	0	-.9236	.2206	-4.19
GRP1	NUM.	0	.2521	.1649	1.53
GRP1	NUM.	5	-.0394	.1307	-.30
GRP2	NUM.	1	.1284	.1070	1.20
GRP2	NUM.	7	.0883	.0867	1.02
KAKE1	NUM.	0	-.0470	1.2019	-.04
KAKE2	NUM.	0	-.8645	.6093	-1.42
KAKE2	DENM	1	1.5314	.2196	6.97
KAKE2	DENM	2	-.8483	.2202	-3.85
MSR2	MA	1	.0031	.1042	.03

R-SQUARE 0.061

広告に関しては、アイテム1と同様にきいていないようである。価格に関してはスイッチャーにおいてきき，ロイヤル・ユーザーで

はきいていない可能性が高い。スイッチャーにおいてプロモーションはきいていないようである。

アイテム3 / スイッチャー

$$\text{model } \text{msw3} = c + (2,5)\text{grp1} + (3,7)\text{grp3} + (0)\text{kake3} + 1/(1)\text{noise.}$$

VARIABLE NAME	NUM./ DENOM.	ORDER	VALUE	STD ERROR	T VALUE
C	CNST	0	-.5198	.0949	-5.48
GRP1	NUM.	2	-.0465	.0558	-.83
GRP1	NUM.	5	-.0491	.0513	-.96
GRP3	NUM.	3	.1401	.0696	2.01
GRP3	NUM.	7	.0543	.0603	.90
KAKE3	NUM.	0	-2.2571	.4491	-5.03
MSW3	D-AR	1	-.1146	.0996	-1.15

R-SQUARE 0.324

アイテム3 / ロイヤル・ユーザー

$$\text{model } \text{msr3} = c + (4)\text{grp1} + (2,8)\text{grp3} + (1)/(1 \text{ to } 5)\text{kake1} \\ + (0)/(1,2)\text{kake3} + (0)/(1,2,3)\text{sp3} + (2)/(2)\text{noise.}$$

VARIABLE NAME	NUM./ DENOM.	ORDER	VALUE	STD ERROR	T VALUE
C	CNST	0	.2132	.7416	.29
GRP1	NUM.	4	-.0862	.1032	-.84
GRP3	NUM.	2	.4729	.1277	3.70
GRP3	NUM.	8	.3382	.1247	2.71
KAKE1	NUM.	1	.1645	.2189	.75
KAKE1	DENM	1	.0087	.0364	.24
KAKE1	DENM	2	.1861	.0448	4.16
KAKE1	DENM	3	.2250	.0363	6.20
KAKE1	DENM	4	.0306	.0452	.68
KAKE1	DENM	5	-1.1440	.1200	-9.53
KAKE3	NUM.	0	-3.3330	.7362	-4.53
KAKE3	DENM	1	-.3133	.1218	-2.57
KAKE3	DENM	2	-.5349	.1011	-5.29
SP3	NUM.	0	.3500	.0650	5.38
SP3	DENM	1	-.0446	.1050	-.42
SP3	DENM	2	-.2489E-04	.1067	-E-03
SP3	DENM	3	.6556	.1047	6.26
MSR3	MA	2	1.1285	.0357	31.57
MSR3	D-AR	2	.8158	.0728	11.21

R-SQUARE 0.440

広告に関しては、このアイテム3においてのみ自己の広告の効果があらわれた。しかもロイヤル・ユーザーのセグメントの方がより強くきいているようである。価格に関しては、両者できいているが、やはりスイッチャーの方が強くきくようである。なおプロモーションはロイヤル・ユーザーのセグメントにおいては効果があるといえよう。

以上のパラメーターの推定とT値による検

定の結果を簡単にまとめると次のようになる。

(広告の結果)

広告測定の結果、アイテム1, 2においては広告効果は全く現れず、アイテム3においてのみ自己の広告の効果がラグを伴って現れてくる。ラグに関しては大体2~3期である。またこの広告効果は、スイッチャーセグメントよりもロイヤル・ユーザーセグメントにおいての方が大きい。

（価格の結果）

価格の効果は、ほとんどのセグメントで強く現れている。第2次のモデル群の推定結果ではアイテム1，2のロイヤル・ユーザーセグメントでその効果は曖昧になったが、比較的このパラメーターは頑健である。また、やはりスイッチャーセグメントにおいてこの変数は特に強力であることがわかる。

またアイテム間ではアイテム3においてより強い影響があるようである。

（プロモーションの結果）

プロモーションのきいているのはアイテム3のロイヤル・ユーザーセグメントのみである。

これらの結果からアイテム間の関係で、まずいえることは、アイテム3においてマーケティング変数の効果が比較的高いということである。

つまりアイテム1とアイテム2は、有力ブランドであり、スイッチャーにしろ、ロイヤル・ユーザーにしろ中心ブランドとして購買されているが、アイテム3はまだ力不足であり、広告、特売、プロモーション時にしか購買されないという特徴を示したものであろう。

特に広告効果についてさらに詳しく述べると、次のようにいえるのではないか。

対象となったこれらの重質洗剤3アイテムは、既に成熟商品であり、新製品ほど短期の効果はないであろう。本研究で扱ったデータは週単位であり、全体で短期効果がでにくかったことは十分考えられる。

その中でもアイテム3において、効果がでたことは、短期的な広告効果と想起集合との関係が次の図4-2のようになっているからだと考えられる。即ち、購買時に消費者が頭に思い浮かべる購買候補集合は想起集合（evoked set）と呼ばれるが、これは2つの部分から構成されていると考えられる。それは図で示されたコア想起集合と周辺想起集合である。

成熟商品でかつ有力なブランドは、（品質×長期広告効果）でこのコア想起集合に常駐型アイテムとなって留まっており、短期的には殆ど広告に反応しない。

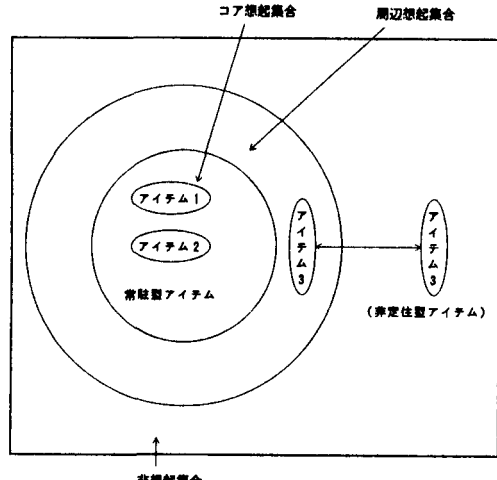


図4-2 コア想起集合と周辺想起集合

ところが、アイテム3のようにまだ有力ブランドになっていないアイテムは、周辺想起集合かもしくは購買時に考慮の対象にならない非想起集合に存在してあり、定住できず両者を行き来している可能性が高い。もしこのアイテムが非想起集合にある場合には、広告により周辺想起集合に一時的にせよ入るかもしれない。この効果が短期的な広告効果である。

従って、今回の実証結果でアイテム3のみに広告効果がでたのはアイテム3がこの非定住型アイテムに属しているおりに、アイテム1，2がコア想起集合に既に常駐しているからだと思われる。

またセグメント間での効果の差については、スイッチャーセグメントでは主に価格が決定的な要因であった。ロイヤル・ユーザーセグメントにおいては、価格もきくが、アイテム3しか現れなかったけれども、広告効果はスイッチャーセグメントよりも高いように

思われる。このことは、この節の冒頭で述べたことと一致しており、直観とマッチするものであろう。

5. 結びにかえて

以上、スキャンパネルデータを用いて、MCI型時系列モデルを適用した広告効果の測定を行った。今一つ時系列モデルにおける広告効果のパラメーターの安定性に不満が残るが、一応の成果がでたと考えられる。このことは時系列モデルが極めて大きな労働量を要求するものであっても適用の価値があることを示すものであろう。

しかしながら、主な反省点としては、次のようなことが挙げられる。

- (1) 今回の分析は、広告の短期効果を測定するのに留まった。
- (2) 広告効果のパラメーターが不安定であり、信頼する方法が探られていない。
- (3) 各アイテム、セグメント毎にモデルが1つずつしか挙げられてなく、それがベストモデルという保証はない。

(1)に関しては、分析に用いるのは、週単位のデータではなく、月単位のデータが望ましいであろう。但し、自由度の確保という観点から8年分のデータは最低欲しいところである。これが大きな制約となるかもしれないが、入手できれば興味深い結果がでると思われる。

(2)(3)に関しては、適当な候補モデルを複数推定し、そのモデルを比べて比較的頑健性の高いパラメーターを採用すればよいのではないかと考える。この方法では、厳密なパラメーターの値を求めることはできないが、そもそも厳密なパラメーターはそう期待しない方がむしろよく、大体の傾向を論じる程度にとどめておく方が安全な論議ができるものと

考えている。

これらに関する実行は今後の課題である。

(謝辞) ㈱ビデオリサーチ、ホームスキャンシステム部の八木滋部長、青島弘幸氏にはデータの提供、整理で、また学習院大学大学院経営学研究科博士後期課程3年の田島博和君には、分析前のデータの整理でお世話になった。これらの非常にお世話になった方々に深く感謝申し上げたい。

(参考文献)

- Adams A.J. and M.M.Moriarty (1981), "The Advertising-Sales Relationship: Insights from Transfer-function Modeling," *Journal of Advertising Research*, Vol.21, No.3, PP.41-46.
- Cooper, L.G. and M.Nakanishi(1988), MARKET-SHARE ANALYSIS, ISQM.
- Helmer,R.M. and J.K. Johansson(1977), "An Exposition of the Box-Jenkins Transfer Function Analysis With an Application to the Advertising-Sales Relationship, *Journal of Marketing Research*, Vol.XIV, May, PP.227-239.
- Krishnamurthi,L., Jack Narayan, S.P. Raj(1989), "Intervention analysis using control series and exogenous variables in a transfer function model :A case study," *International Journal of Forecasting* 5, PP.21-27.
- Walter Vandaele(1983), Applied time Series and Box-Jenkins Models, Academic Press, Inc. (養谷千鳳彦他訳「時系列入門」多賀出版, 1988年).
- 上田隆穂, 田島博和, 最上健児(1991a), 「ARIMAモデルのPOSデータへの適用」『学習院大学経済論集』第28巻, 第3号, pp.1-30.
- 上田隆穂, 田島博和(1991b), 「伝達関数モ

デルのPOSデータへの適用」

『一橋論叢』11月号，pp.93-110.

- ・上田，清水，田島(1992)，マーケティング・サイエンス学会春期大会での報告.
- ・大沢豊編(1992)「現代経営学⑧マーケティングと消費者行動」有斐閣.
- ・折谷吉治(1979)「時系列分析について」『金融研究資料』4，9月.
- ・片平(1987)，「マーケティング・サイエンス」東京大学出版会.
- ・田島，上田，清水(1993)「同時方程式型伝達関数モデルのスキャンデータへの適用」『学習院大学経済論集』第30巻第1号掲載予定.
- ・中西正雄編(1984)「消費者行動のニューフロンティア」誠文堂新光社.