

広告4媒体効果算定 および最適予算配分モデルの構築¹⁾

井 上 哲 浩

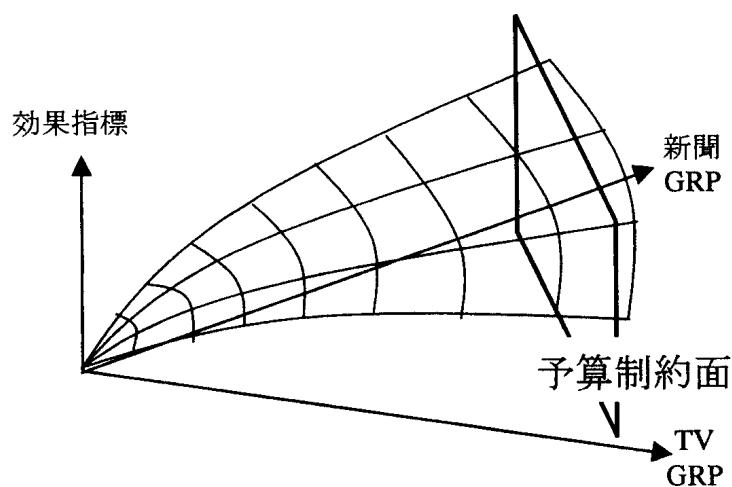
I はじめに

本論の目的は、テレビ、新聞、雑誌、ラジオという広告4媒体の効果算定を行い、その広告効果算定モデルに基づきある広告目標が与えられた下で、広告目標を最大化するようにそれら4媒体の予算を最適配分するモデルを提示することである。具体的には、ビール市場に対して経験的に適用し、広告効果算定モデルならびに最適予算配分問題を検討した。マーケティング・サイエンスの領域において広告効果算定モデルは多数開発されてきたが、それらのモデルは効果算定にとどまり、最適予算配分という意思決定モデルを含むものではなかった (cf. Rao and Miller 1975; Hanssens, Parsons, and Schultz 1990)。他方、マーケティング・サイエンスの領域において同様に最適予算配分モデルも多数開発されてきたが、効果算定モデルを含むというよりは効果算定の結果を所与として意思決定するものであった (cf. Simon 1982; Mahajan and Muller 1986)。つまり、広告効果算定を行い、その結果から最適予算配分する一連のモデリングを同時に検討した研究はこれまで行われてこなかった。²⁾

-
- 1) 本論文は株式会社電通メディア計画室の楠本和哉氏との共同研究である。また本論文を作成するにあたり、大阪大学大学院経済学研究科中島望教授、キリンビール株式会社市場リサーチ室の溝内良輔室長および野沢誠治氏、株式会社電通の宮本星一氏、丸岡吉人氏、八木克全氏から貴重なコメントを頂戴した。ここに、感謝の意を表したい。なお、本論における全ての誤りは筆者に帰する。
 - 2) Little and Lodish (1969) による MEDIAC は、例外の一つかもしれない。しかしながら、MEDIAC は意思決定解析 (decision calculus) モデルであり広告効果モ

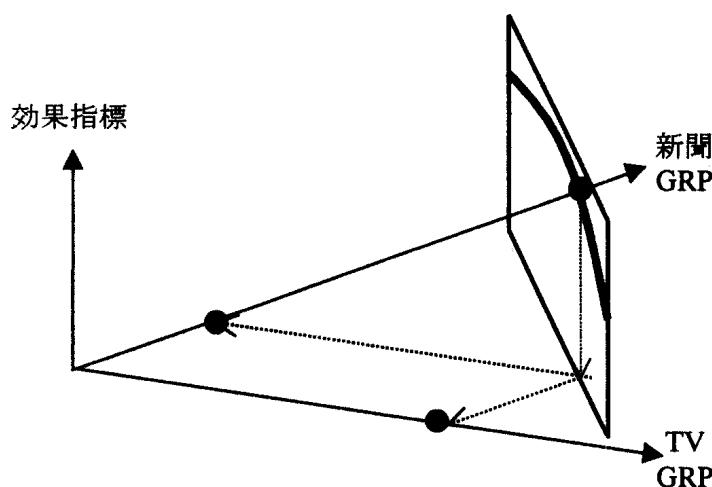
本論の基本的アプローチは以下の通りである。まず、広告効果算定モデリングを行い、反応関数を特定化する。次ぎに、広告予算が与えられた下で、広告目標を最大化するように4媒体間で資源配分の最適化問題を解く。テレビと新聞という2媒体に限定して例示しよう。ある製品に関して、テレビ広告出稿量(GRP)と新聞広告への出稿量(GRP)ならびにその製品の広告がどれだけの効果があったのか(e.g., ブランド認知率、キャンペーン認知率)というデータが得られたならば、テレビ GRP と新聞 GRP の広告効果に与える関数を統計的に求めることができる。図1のように、その特定化された関数から反応関数を図示することができ、次ぎに4媒体全てを含む広告予算が与えられたならば、予算制約面を反応関数に与えることができる。図1において広告予算面上で反応関数を描く曲線を抽出し示したのが図2である。テレビにどれだけの GRP を投下し新聞にどれだけの GRP を投下すれば最大の効果を得ることができるか、という最適予算配分問題は図2に基づいて解くことができる。すなわち、図2において最大の効果指標を示すテレビ GRP と新聞 GRP の組み合わせを選択することになる。広告効果算定モデルを推定しそれに基づき最適予算配分問題を解くという一連のモデリングを、本論では統計的に解析的に行

図1 広告効果算定モデルと予算制約面の例



ルは意思決定者の主觀により決定される点において、本論におけるアプローチと異なる。

図2 予算制約を所与とした最適予算配分の例



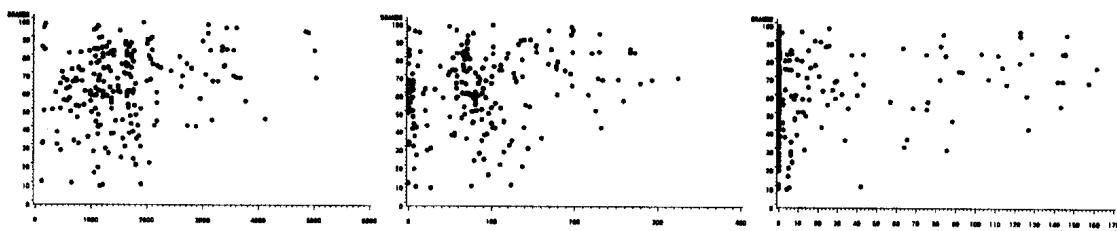
う³⁾。

本論の構成は、まずII節で広告効果算定モデルを提示する。広告効果算定に用いたデータを説明し、広告効果算定モデルを特定化する。次ぎにIII節で、最適予算配分問題を提示する。最適化問題における制約式を特定化するためのGRP単価算定データを説明し、非線型計画問題を特定化する。

II 広告効果算定モデル

本節では第一に、広告効果算定モデルを構築するために用いたデータを記述する。次ぎに、広告効果算定モデルをどのように構築したかを説明する。最後に、最終的に特定化された広告効果算定モデルの推定結果を紹介する。

3) 統計的あるいは解析的にではなく、図解的にも解くことを試みた。しかしながら、以下の図に示されるように4媒体と広告効果の関係は非常に混沌としており、図解的に解を求めたり反応関数や最適解に関するアイデアを求めることがあきらめ、統計的に解析的に求めることを試みた。



1. 広告効果算定モデルに用いたデータ

広告効果算定モデルを構築するためには、ある製品に関するテレビ広告出稿量、新聞広告出稿量、ラジオ広告出稿量、雑誌広告出稿量、そしてそれら4媒体に出稿した結果のブランド認知率やキャンペーン認知率のような広告効果に関するデータが必要である。ここでは、株式会社電通が独自に収集しているキャンペーン事例データを用いた。より詳細には、1993年8月から1997年11月のビール製品に関する135のキャンペーンに対して、30代男性に限定したデータを用いた（表1）。なお、135キャンペーンの内、53キャンペーンは新製品ビールであり、82キャンペーンはリニューアルされたビールに関するものであった。株式会社電通が収集しているキャンペーン事例データにおいて、ブランド認知率、キャンペーン認知率、キヤッチフレーズ認知率、購入意向率、そして媒体別広告認知率が広告効果指標として包含されているが、本論ではブランド認知率とキャンペーン認知率のみを検討することにする。

表1 広告効果算定モデルに用いたデータ

No	ブランド	キャンペー ーン	期間	キャンペーン効果指標			媒体別広告認知率			出稿量			
				ブランド 認知率	キヤッチ フレーズ 認知率	キャンペー ーン 認知率	購入 意向率	テレビ	新聞	雑誌	テレビ	ラジオ	新聞
1	A	新発売	930813 ~931024										
2	B	新発売	931014 ~931212										
3	C	新発売	931117 ~931212										
.
.
135	ZZZ	既存品 リニューアル											

次ぎに、各4媒体広告出稿量の算定方法について述べよう。まずテレビに関して、ビデオリサーチ社が行っている個人視聴率データ PM (people meter) を積算することによりテレビに対する広告出稿個人 *GRP* を算定した。次ぎにラジオに関して、広告出稿統計にビデオリサーチ社が行っている日記式ラジオ聴取率データの30代男性に関する結果をウエイトとして積算し、ラジオ広告出

稿個人 *GRP* を算定した。新聞と雑誌に関して、それぞれの広告出稿統計にビデオリサーチ社が行っている ACR 調査から得られたピークル閲読率を積算しさらに、新聞に対しては電通・新聞局調査による段数別注目率を雑誌に対しては同じく電通・雑誌局調査によるスペース別注目率を積算し、新聞と雑誌の広告出稿個人 *GRP* を算出した。なお、全てのキャンペーンが全ての媒体を活用しているとは限らず、キャンペーンによってはいくつかの媒体に関する *GRP* は0であった。したがって、後述の対数変換により欠損値が生じるという問題を回避するために、競合の広告がわずかに与えうる正の交互効果など各媒体において全く効果が無いということは考えにくいという想定から、全ての *GRP* に1を加える処理を行った。

2. 広告効果算定モデリング

135のキャンペーン・データの内、新製品ビールに関する53キャンペーンと既存製品に関する82キャンペーンを統合して分析することも可能であるが、本論では個別に広告効果算定モデルならびに最適予算配分モデルを構築した。その理由は、検討される広告効果がブランド認知率とキャンペーン認知率のため、広告キャンペーン以外の使用経験や評判といった影響などブランド認知率に関して新製品と既存製品では明らかに構造的な差があり、また既存製品のいくつかは発売当初から一貫して同じパターンの広告を使用してきているためキャンペーン認知率に関してもブランド認知と同様の *déjà-vu* 的効果が考えられるからである。したがって、新製品ビールならびに既存品ビール製品の各々について、ブランド認知広告効果算定モデルおよびブランド認知率最大化最適予算配分モデル、そしてキャンペーン認知広告効果算定モデルおよびブランド認知率最大化最適予算配分モデルの合計4つのモデリングを試みた。なお、第一段階ではメーカー間の異質性を考慮して、ある一社のみのデータを用いて分析を行った。

次ぎに、広告効果算定モデルにおける4媒体 *GRP* とブランド認知率およびキャンペーン認知率との関係を示す関数型を論じる。売上げといった効果と広

告投入量の関係は線型でないことは、直感的に理解されよう。しかしながら、S字型なのか (cf. Rao and Miller 1975; Wittink 1977; Eastlack and Rao 1986)、遞減型なのか (cf. Lambin 1976; Simon and Arndt 1980; Aaker and Carman 1982)、は明確な結論に至っていないのが現状である (cf. Little 1979)。本論では、遞減型を支持している経験的結果がほとんどであるという Lilien, Kotler, and Moorthy (1992) にしたがい、GRP の対数変換を行うという遞減型を採用する。しかしながら、全てのキャンペーンならびに全ての広告媒体において十分な遞減効果が働く領域まで広告出稿がなされていることは疑わしく、遞減効果を考慮しない可能性にも対応する必要がある。本論では、4 媒体それぞれに対して独立に遞減効果を考慮した対数変換を行う場合と行わない場合の 16 (= 2 × 2 × 2 × 2) パターンをモデリングする。

独立変数は、ブランド認知率とキャンペーン認知率である。比率であるため、0 と 1 の間でのみ値域が限定される。これに対応するため本論では、正規分布

$$\text{認知率} = \frac{\exp(\beta_{\text{テレビ}} \log \text{GRP}_{\text{テレビ}} + \beta_{\text{新聞}} \log \text{GRP}_{\text{新聞}} + \beta_{\text{雑誌}} \log \text{GRP}_{\text{雑誌}} + \beta_{\text{ラジオ}} \log \text{GRP}_{\text{ラジオ}})}{1 + \exp(\beta_{\text{テレビ}} \log \text{GRP}_{\text{テレビ}} + \beta_{\text{新聞}} \log \text{GRP}_{\text{新聞}} + \beta_{\text{雑誌}} \log \text{GRP}_{\text{雑誌}} + \beta_{\text{ラジオ}} \log \text{GRP}_{\text{ラジオ}})} \quad (1)$$

Logistic 分布

$$\text{認知率} = F(\beta_{\text{テレビ}} \log \text{GRP}_{\text{テレビ}} + \beta_{\text{新聞}} \log \text{GRP}_{\text{新聞}} + \beta_{\text{雑誌}} \log \text{GRP}_{\text{雑誌}} + \beta_{\text{ラジオ}} \log \text{GRP}_{\text{ラジオ}}) \quad (2)$$

Gompertz 分布

$$\text{認知率} = \exp[-\exp(\beta_{\text{テレビ}} \log \text{GRP}_{\text{テレビ}} + \beta_{\text{新聞}} \log \text{GRP}_{\text{新聞}} + \beta_{\text{雑誌}} \log \text{GRP}_{\text{雑誌}} + \beta_{\text{ラジオ}} \log \text{GRP}_{\text{ラジオ}})] \quad (3)$$

の 3 つの関数型を採用した。ここで、は各媒体の出稿量（例、GRP_{新聞}は新聞への広告出稿量）、は各媒体の効果（例、β_{テレビ}はテレビ広告の効果）である。したがって、独立変数の線型結合がいかなる値にせよブランド認知率とキャンペーン認知率は必ず 0 と 1 の間にあるように、逆にブランド認知率とキャンペーン認知率に逆正規変換、逆 Logistic 変換、逆 Gompertz 変換を処理することにより −∞ と +∞ に値域を拡大させた。

まとめると、48 のモデリング（4 媒体 GRP に対する 16 の処理パターンと 3 つの関数型パターン）を 4 つの意思決定問題（新製品・既存製品 × ブランド認

知・キャンペーン認知)に対して行った。これら48のモデルの比較規準として、
 1) 適合度 (Gamma ならびに対数尤度)、2) 符号条件、3) 統計的に有意なパラメター数、4) 各媒体の効果を示すパラメターの序列 (テレビ広告効果に関するパラメターが最大であることが望ましい) という4つを採用した。その結果、第一に、4媒体GRPに対して遞減効果を考慮するべきか否かに関しては明確な結果を得られず、したがって上記4つの規準を相互に比較し検討することにした。第二に、関数型に関しては正規分布、Logistic分布、Gompertz分布間で差が無いことが示され、したがって、推定ならびに解釈が容易な Logistic分布を採用することにした。なお、Logistic分布を仮定するモデルは、Logitモデルと呼ばれる。

上記48のモデリングを行ったが、実務に耐えるに十分な適合度を保持し、符号条件を充足し、統計的に有意なパラメター数を十分に持ち、テレビ広告効果パラメターが推定値内で最大のモデルを得ることができなかった。そこで、第一段階としてある一社のみのデータを用いていたが、他社データと結合することによりある程度の標本数を確保し、統計的安定性を達成することを試みた。また、異常値を識別し削除し、改めて再推定し、さらに異常値を発見したならば識別し削除するというステップを繰り返し行うことも試みた。しかしながら、依然として4つの規準を満たす広告効果算定モデルを構築することができなかった。

この原因を十分に異質性を考慮することができなかつたことにあると考え、潜在クラス混合モデリングを試みた(*cf. Kamakura and Russell 1989*)。2クラスを想定する潜在クラス混合モデルは、式(1)のように特定化される認知率は、潜在的であり構造が全く異なる2つのサブ母集団から以下のように構成される、と仮定する：

$$\begin{aligned} \text{認知率} = & w_1 \cdot \frac{\exp(\beta_{\text{テレビ}}, 1 \log GRP_{\text{テレビ}} + \beta_{\text{新聞}}, 1 \log GRP_{\text{新聞}} + \beta_{\text{雑誌}}, 1 \log GRP_{\text{雑誌}} + \beta_{\text{ラジオ}}, 1 \log GRP_{\text{ラジオ}})}{1 + \exp(\beta_{\text{テレビ}}, 1 \log GRP_{\text{テレビ}} + \beta_{\text{新聞}}, 1 \log GRP_{\text{新聞}} + \beta_{\text{雑誌}}, 1 \log GRP_{\text{雑誌}} + \beta_{\text{ラジオ}}, 1 \log GRP_{\text{ラジオ}})} \quad (4) \\ & + w_2 \cdot \frac{\exp(\beta_{\text{テレビ}}, 2 \log GRP_{\text{テレビ}} + \beta_{\text{新聞}}, 2 \log GRP_{\text{新聞}} + \beta_{\text{雑誌}}, 2 \log GRP_{\text{雑誌}} + \beta_{\text{ラジオ}}, 2 \log GRP_{\text{ラジオ}})}{1 + \exp(\beta_{\text{テレビ}}, 2 \log GRP_{\text{テレビ}} + \beta_{\text{新聞}}, 2 \log GRP_{\text{新聞}} + \beta_{\text{雑誌}}, 2 \log GRP_{\text{雑誌}} + \beta_{\text{ラジオ}}, 2 \log GRP_{\text{ラジオ}})} \end{aligned}$$

潜在クラス混合モデルは、近年マーケティング・サイエンスの様々な分野で用いられているものであり、非常に柔軟にデータに適合することが知られている。しかしながら、主たる問題点は解の収束性にあり、特にこの問題点は標本数が少ないとときに重大になる。本論の場合も例外でなく、非常に初期値に敏感であり、結局上記4つの規準を満たすモデルを潜在クラス混合モデルでも推定することができなかった。

最終的に、第二の規準である符号条件を常に満たすように以下の制約の下で、

$$\beta_{\text{テレビ}}, \beta_{\text{新聞}}, \beta_{\text{雑誌}}, \beta_{\text{ラジオ}} > 0 \quad (5)$$

以下の対数尤度を最大化することでパラメターを推定しようとする制約付き最尤推定法を採用した：

$$\underset{\beta_{\text{テレビ}}, \beta_{\text{新聞}}, \beta_{\text{雑誌}}, \beta_{\text{ラジオ}}}{\text{Max}} \log L \propto \sum_{i:CM} [n_i \cdot \log \text{認知率}_i + (100 - n_i) \cdot \log (1 - \text{認知率}_i)] \quad (6)$$

なお、自由度の制約から、交互効果はテレビと新聞、テレビと雑誌、テレビとラジオに限定した。

3. 広告効果算定モデル推定結果

式(5)の制約の下で式(6)を最大化するようにパラメターを推定した結果から得た、ブランド認知とキャンペーン認知に与える広告効果算定モデルを、新製品ビールと既存ビール製品に関して順に提示する。

新製品ブランド認知率モデル

$$\text{認知率} = \frac{\exp(.129\log GRP_{\text{テレビ}} + .007\log GRP_{\text{新聞}} + .0001\log GRP_{\text{雑誌}} + .001\log GRP_{\text{ラジオ}} - .002\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{新聞}} - .009\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{雑誌}} + .000\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{ラジオ}})}{1 + \exp(.129\log GRP_{\text{テレビ}} + .007\log GRP_{\text{新聞}} + .0001\log GRP_{\text{雑誌}} + .001\log GRP_{\text{ラジオ}} - .002\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{新聞}} - .009\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{雑誌}} + .000\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{ラジオ}})} \quad (7)$$

新製品キャンペーン認知率モデル

$$\text{認知率} = \frac{\exp(.015\log GRP_{\text{テレビ}} + .001\log GRP_{\text{新聞}} + .0021\log GRP_{\text{雑誌}} + .001\log GRP_{\text{ラジオ}} \\ + .019\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{新聞}} - .021\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{雑誌}} + .015\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{ラジオ}})}{1 + \exp(.015\log GRP_{\text{テレビ}} + .001\log GRP_{\text{新聞}} + .0021\log GRP_{\text{雑誌}} + .001\log GRP_{\text{ラジオ}} \\ + .019\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{新聞}} - .021\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{雑誌}} + .015\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{ラジオ}})} \quad (8)$$

既存ビール製品ブランド認知率モデル

$$\text{認知率} = \frac{\exp(.313\log GRP_{\text{テレビ}} + .235\log GRP_{\text{新聞}} + .068\log GRP_{\text{雑誌}} + .049\log GRP_{\text{ラジオ}} \\ - .046\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{新聞}} - .097\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{雑誌}} + .015\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{ラジオ}})}{1 + \exp(.313\log GRP_{\text{テレビ}} + .235\log GRP_{\text{新聞}} + .068\log GRP_{\text{雑誌}} + .049\log GRP_{\text{ラジオ}} \\ - .046\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{新聞}} - .097\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{雑誌}} + .015\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{ラジオ}})} \quad (9)$$

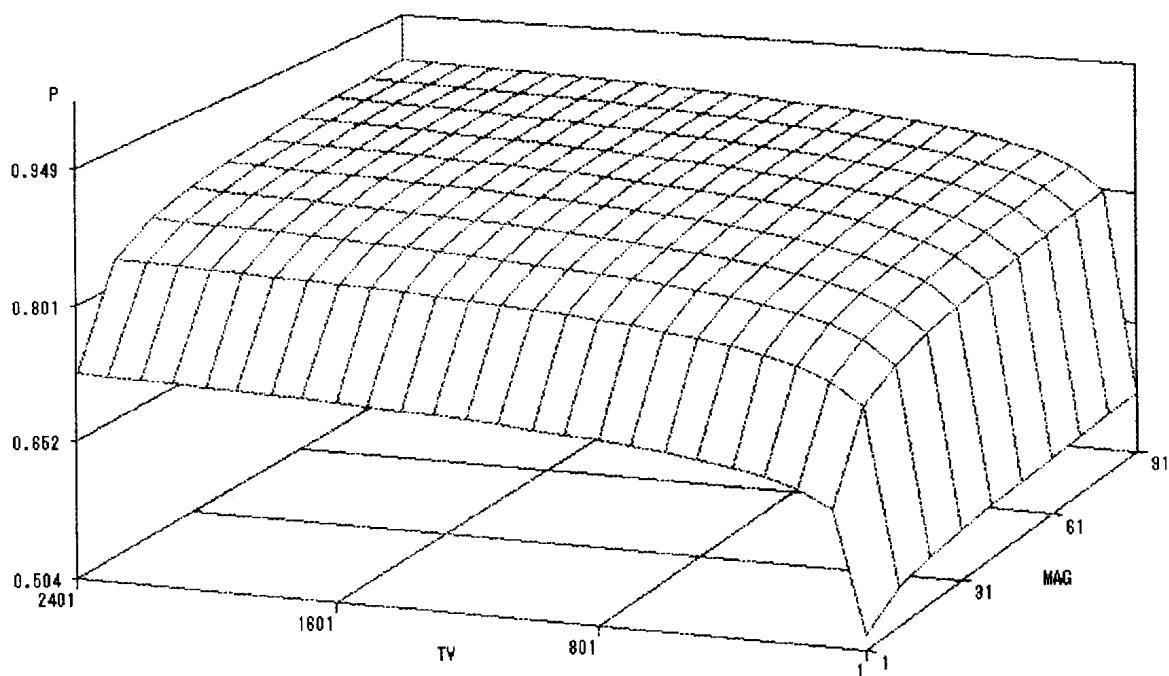
既存ビール製品キャンペーン認知率モデル

$$\text{認知率} = \frac{\exp(.186\log GRP_{\text{テレビ}} + .0001\log GRP_{\text{新聞}} + .045\log GRP_{\text{雑誌}} + .012\log GRP_{\text{ラジオ}} \\ - .019\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{新聞}} - .029\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{雑誌}} + .005\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{ラジオ}})}{1 + \exp(.186\log GRP_{\text{テレビ}} + .0001\log GRP_{\text{新聞}} + .045\log GRP_{\text{雑誌}} + .012\log GRP_{\text{ラジオ}} \\ - .019\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{新聞}} - .029\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{雑誌}} + .005\log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{ラジオ}})} \quad (10)$$

ページ数の制約から全てを図示することはできないが、最後の式(10)におけるテレビ *GRP* を横軸に、雑誌 *GRP* を縦軸に、キャンペーン認知率を高さにして表したものが図3である。

式(7)から(10)までの推定結果から得られた知見をまとめよう。第一に、キャンペーン認知率モデルよりはブランド認知率モデルにおいて、テレビ媒体が有効であることがわかる。キャンペーンからさらにブランドを認知させるためには、テレビというリーチ・カバレッジが高い媒体が必要となる。そして、キャンペーン認知率モデルよりはブランド認知率モデルの方が、関数型の立ちあがりが急なことがわかる。第二に、新製品に関する効果算定モデリングではテレビ媒体で十分であるようだが、既存ビール製品に関する効果算定を行おうとすればテレビ媒体のみならず他の3媒体全てを考慮しなければならない。すなわち、新製品ビールに関するブランド認知やキャンペーン認知を高めようとするとテレビ媒体に集中すればよいが、既存製品の場合は4媒体全てを考慮し

図3 既存ビール製品キャンペーン認知率に関する広告効果モデル（テレビと雑誌）



4 媒体間で効率的な資源配分が必要となることが示唆される。また、既存製品の方が、新製品より関数型の立ちあがりが急であることにも注意されたい。第三に、4媒体間の交互効果は、新製品より既存製品の方が、そしてブランド認知率問題よりキャンペーン認知率問題の方が高い。したがって、既存ビール製品に関するキャンペーン認知率に与える広告効果を検討する際、4媒体全てを考慮しさらに4媒体間での交互効果を考慮した微妙な意思決定が必要とされる。

III 最適予算配分問題モデル

本節では、II節で得られた広告効果算定モデルに基づき、ある予算が与えられた下で最大の広告効果を得られるように最適に予算を4媒体に配分する問題を解く。第一に、GRP単価を算定するために用いたデータを記述する。次ぎに、最適予算配分モデルを特定化する。最後に、新製品ビールに関するブランド認知率およびキャンペーン認知率最大化最適予算配分問題、既存ビール製品に関するブランド認知率およびキャンペーン認知率最大化最適予算配分問題を解いた結果を示す。

1. GRP 単価算定データ

最適予算配分問題を解くためには、各媒体における *GRP* 単価を算定し予算制約式に代入する必要がある。本論では、10キャンペーン⁴⁾に基づいて *GRP* 単価を算定した。10キャンペーンの選定にあたり、第一に新製品販売キャンペーンと既存品キャンペーンをバランスよく混在させる、第二にできればラジオ媒体を使用したキャンペーンを入れる、第三にテレビ媒体は PM データを利用する、第四に男性30代を抽出する、そして最後に首都圏換算で4媒体の *GRP* 換算出稿量と投下金額を積算するという点に注意した。

10キャンペーンから、*GRP* 単価を算定する方法として3通り考えられる。まず、集計水準に関して検討する。キャンペーンによって、媒体内での出稿頻度や量に差があり、たとえばあるキャンペーンはある新聞にのみ期間集中的に出稿しているが、別のキャンペーンは複数の新聞や雑誌に長期間に渡ってまんべんなく出稿しているという具合である。キャンペーン内での事例を単位として平均することも考えられるが、大量出稿広告のバイアスを軽減するために事例を集計してキャンペーンを単位として平均を計算することもできる。前者を単純平均 *GRP* 単価、後者をキャンペーン平均 *GRP* 単価と呼ぶことにする。次ぎに、平均値を計算するか最頻値を採用するかという選択肢を検討しよう。キャンペーン価格と *GRP* の分布をグラフにすると、 χ^2 分布のように右の tail が伸びた歪んだ形状をしていた。平均値を計算すると正のバイアスが存在する可能性があることから、最頻値も算定した。まとめると、*GRP* 単価を算定する方法として、単純平均、キャンペーン平均、最頻値の3つを採用した。

2. 最適予算配分問題モデルの特定化

次ぎに、ある予算が与えられた下で広告効果を最大にするよう4媒体に予算を配分する問題を特定化しよう。予算制約は、以下の式で与えられる。なお、全ての予算を使い切ることを前提としている点、すなわち等式である点に留意

4) *GRP* 単価算定に用いた10キャンペーンならびに結果の *GRP* 単価は機密のため公開できないことを了承されたい。

されたい。

$$GRP_{\text{単価テレビ}} \times GRP_{\text{テレビ}} + GRP_{\text{単価新聞}} \times GRP_{\text{新聞}}$$

$$+ GRP_{\text{単価雑誌}} \times GRP_{\text{雑誌}} + GRP_{\text{単価ラジオ}} \times GRP_{\text{ラジオ}} = \text{広告予算額} \quad (11)$$

最適予算配分問題は、式 (11) の制約の下で、以下の認知率を最大にする非線型計画法として特定化される：

$$\text{認知率}_{\text{テレビ, 新聞, 雑誌, ラジオ}} = \frac{\exp(\hat{\beta}_{\text{テレビ}} \log GRP_{\text{テレビ}} + \hat{\beta}_{\text{テレビ}} \log GRP_{\text{新聞}} + \hat{\beta}_{\text{テレビ}} \log GRP_{\text{雑誌}} + \hat{\beta}_{\text{テレビ}} \log GRP_{\text{ラジオ}} + \hat{\beta}_{\text{テレビ, 新聞}} \log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{新聞}} - \hat{\beta}_{\text{テレビ, 雑誌}} \log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{雑誌}} + \hat{\beta}_{\text{テレビ, ラジオ}} \log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{ラジオ}})}{1 + \exp(\hat{\beta}_{\text{テレビ}} \log GRP_{\text{テレビ}} + \hat{\beta}_{\text{テレビ}} \log GRP_{\text{新聞}} + \hat{\beta}_{\text{テレビ}} \log GRP_{\text{雑誌}} + \hat{\beta}_{\text{テレビ}} \log GRP_{\text{ラジオ}} + \hat{\beta}_{\text{テレビ, 新聞}} \log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{新聞}} - \hat{\beta}_{\text{テレビ, 雑誌}} \log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{雑誌}} + \hat{\beta}_{\text{テレビ, ラジオ}} \log GRP_{\text{テレビ}} \cdot \log GRP_{\text{ラジオ}})} \quad (12)$$

ここで、 $\hat{\beta}$ は式 (7) ~ (10) で提示されたパラメター推定値である。

本論では、ある広告予算が与えられた下で広告効果を最大にする問題を取り扱ったが、逆にある広告効果目標が与えられた下で広告予算を最小にする問題を定式化することができる。この最小化問題を解くことを試みたが、図 3 に示されているように関数型が非常にフラットなため、解が安定して収束せず、最小化問題は解くことができなかった事実を報告しておく。

3. 最適予算配分の結果

式 (7) の新製品ブランド認知率モデルに基づき、広告予算が与えられた下でブランド認知率を最大にする最適 4 媒体予算配分非線型計画問題を解いた結果を示したのが、表 2 である。3 億円、10 億円、20 億円予算が与えられた下で、各予算において単純平均による **GRP** 単価、キャンペーン平均による **GRP** 単価、最頻値による **GRP** 単価を用い場合、それぞれに関してテレビ、ラジオ、新聞、雑誌の各媒体に最適予算配分を行っている。同様に、式 (8) の新製品キャンペーン認知率モデルに基づきキャンペーン認知率最大化最適 4 媒体予算配分非線型計画問題を解いた結果は表 3 に、式 (9) の既存製品ブランド認知率モデルに基づきブランド認知率最大化最適 4 媒体予算配分非線型計画問題を解いた結果は表 4 に、式 (10) の既存製品キャンペーン認知率モデルに基づき

広告4媒体効果算定および最適予算配分モデルの構築

67

キャンペーン認知率最大化最適4媒体予算配分非線型計画問題を解いた結果は表5に、それぞれ示されている。

表2～5で示された結果から得られる知見を整理しよう。第一に、雑誌は、新製品のブランド認知ならびにキャンペーン認知率を伸ばす媒体としては効果が期待できないことがわかる。パブリシティのような情報提供型の雑誌における

表2 新製品ブランド認知率最適予算配分

		4媒体最適GRP				
		最大値	テレビ	ラジオ	新聞	雑誌
3億円	単純平均	68.8	531.7	103.0	66.0	1.0
	キャンペーン平均	68.7	543.6	84.0	169.0	1.0
	最頻値	68.7	544.3	115.6	162.0	1.0
10億円	単純平均	68.8	592.9	125.8	330.2	1.0
	キャンペーン平均	69.7	889.7	182.0	744.5	1.0
	最頻値	69.0	665.1	140.0	704.7	1.0
20億円	単純平均	69.1	718.5	109.2	704.9	1.0
	キャンペーン平均	70.8	1498.0	320.3	1545.0	1.0
	最頻値	69.4	827.5	179.8	1481.4	1.0

表3 新製品キャンペーン認知率最適予算配分

		4媒体最適GRP				
		最大値	テレビ	ラジオ	新聞	雑誌
3億円	単純平均	74.6	390.7	208.3	77.6	1.0
	キャンペーン平均	76.7	504.7	145.9	174.7	1.0
	最頻値	77.2	400.2	315.9	179.3	1.0
10億円	単純平均	79.2	484.8	331.7	337.7	1.0
	キャンペーン平均	83.0	801.2	492.8	752.6	1.0
	最頻値	81.4	626.3	302.6	707.9	1.0
20億円	単純平均	81.5	630.0	309.0	710.6	1.0
	キャンペーン平均	86.4	1200.8	844.8	1586.9	1.0
	最頻値	84.0	789.1	416.7	1483.5	1.0

表4 既存ビール製品ブランド認知率最適予算配分

		4媒体最適GRP				
		最大値	テレビ	ラジオ	新聞	雑誌
3億円	単純平均	99.8	538.4	131.8	1.0	190.9
	キャンペーン平均	99.8	513.3	146.4	1.0	214.6
	最頻値	99.9	755.5	371.0	1.0	640.2
10億円	単純平均	99.9	1094.5	456.0	1.0	830.1
	キャンペーン平均	99.9	1061.0	571.7	1.0	869.7
	最頻値	99.9	2442.3	1275.4	1.0	2196.1
20億円	単純平均	99.9	2010.5	923.4	1.0	1712.0
	キャンペーン平均	99.9	3176.1	1701.2	1.0	1470.3
	最頻値	99.9	4822.1	1914.1	1.0	4485.6

表5 既存ビール製品キャンペーン認知率最適予算配分

		4媒体最適GRP				
		最大値	テレビ	ラジオ	新聞	雑誌
3億円	単純平均	93.0	546.2	104.8	1.0	189.7
	キャンペーン平均	93.1	480.3	205.0	1.0	220.3
	最頻値	95.5	857.5	284.6	1.0	574.9
10億円	単純平均	96.2	1003.3	396.4	1.0	857.3
	キャンペーン平均	96.3	1048.5	297.4	1.0	882.3
	最頻値	98.1	2635.7	1062.0	1.0	2075.7
20億円	単純平均	97.7	2091.9	827.0	1.0	1693.4
	キャンペーン平均	97.7	1919.4	687.2	1.0	1804.8
	最頻値	98.9	4844.4	2056.3	1.0	4460.0

るリーチは低く、他方一般週刊誌のような普及型の雑誌ではブランドあるいはキャンペーン認知を高めるには、テレビのような非常に高いカバレッジを持つ媒体よりは非効率かもしれない。第二に、新聞は、既存製品のブランド認知ならびにキャンペーン認知率を伸ばす媒体としては効果が期待できないことがわかる。新聞という媒体には、他の役割が大きいと思われる。

第三に、新製品に対する一媒体としては、式(7)および(8)が示すように、圧倒的にテレビが有効である。特に表2に示されているように、3億円から予算を増加させても新製品ブランド認知率は対して増加しないことから、新製品ブランド認知率の飽和点は比較的少額で達成される。その際には、予算の大部分をテレビに費やせばその飽和点に近い最大値を実現できる点は、非常に興味深い。これはビールのテレビ廣告のシズルカットが生活者の認知形成に大きく寄与しているためかもしれない。第四に、式(9)および(10)が示すように、既存ビール製品に対しても、テレビは有効である。しかしながら、新製品と比較して、飽和状態により早く到達することが表4と5から理解できる。この理由として、おそらく廣告以外の要因が既存製品の、特にブランド認知に影響していることが考えられる。しかし、既存ビール製品のキャンペーン認知に関しては、関数型が緩やかで20億円という巨額の廣告予算を配分するまで飽和点に達していないことは興味深い。

第五に、新製品に対しては、式(9)の新聞の主効果あるいはテレビと新聞の交互効果が有効であるため、テレビと新聞を効率的に併用する必要がある。両媒体への配分が重要になるのは、特に高額予算の場合である。テレビ廣告の効果が飽和状態に近づくにつれ、次ぎに効果が期待される媒体は、主効果ならびにテレビとの交互効果がある新聞である。新製品の場合に、カバレッジの広いテレビと説得的情報を提供することのできる新聞を併用することで、よりブランド認知そしてキャンペーン認知が高まると理解される。第六に、既存ビール製品に対しては、テレビと雑誌を併用すると非常に効果的であることがわかる。式(10)において、雑誌の主効果そしてテレビと雑誌の交互効果が有意であったためである。新製品に対してはテレビと新聞、既存製品に対してはテレビと雑誌、と媒体を使い分ける必要性が導出されたことは、重要である。

最後に、既存ビール製品に対する最適予算配分問題の方が、新製品に対する問題より安定していた。Hauser(1978)は、以下で与えられるLogitモデルに関する適合度指標を提示している：

$$U^2 = 1 - \frac{LL_{\text{model}}}{LL_{\text{null}}} \quad (13)$$

表6は、これをまとめたものである。ブランド認知にせよ、キャンペーン認知を広告効果に設定した場合にせよ、明らかに既存ビール製品に関するモデルの方が、新製品より適合度が高く、安定していることがわかる。この理由として、広告以外の要因による影響度を考えた場合、新製品の方が既存製品より影響を受ける程度が高いということが考えられる。言い換えれば、広告以外の要因を考慮したモデリングを広告効果算定に対して行った上で、新製品に関する最適予算配分問題を考えることが、既存製品に関するより重要となるであろう。

表6 ビール市場データ分析結果の U^2

効果指標	新製品	既存製品
ブランド認知	.104	.708
キャンペーン認知率	.066	.268

IV まとめと今後の課題

本論ではビール市場に関するデータを用いて、広告4媒体の広告効果算定モデルを構築し、その広告効果算定モデルに基づきある広告目標が与えられた下で、広告目標を最大化するようにそれら4媒体の予算を最適配分するモデルを提示した。4媒体主効果およびテレビと残り3媒体との交互効果を考慮し Logistic 分布を適用した広告効果算定モデルは、制約付き最尤法によりそのパラメターが推定された。*GRP* 単価を算定するにあたり、単純平均による方法、キャンペーン平均による方法、最頻値による方法の3通りを試みた。得られた広告効果算定モデルならびに *GRP* 単価に基づき、3億円、10億円、20億円と具体的な広告予算が与えられた下で、ブランド認知率あるいはキャンペーン認知率を最大化するよう4媒体に最適予算配分する非線型計画問題を解いた。

今後の課題をいくつか述べよう。第一に、統計的にそして解析的に安定した解を得るためにも継続的に調査を実施し、ある程度の標本数を獲得する必要性

がある。第二に、経験データは、競合に対する反応、自社内での諸事情、環境要因など様々な重要であるが包含しにくい側面を含んでおり、適切な処理が困難である。したがって、実験のような純粋な環境でのモデリングも今後の課題であろう。第三に、はじめにTVに対する予算配分を決定し、その後に残り3媒体に予算をさらに配分するというような、通常行われる意思決定に準じたモデリングも必要であろう。この点に関して、第一レベルにテレビ広告効果算定モデル、第二レベルにその3媒体広告効果算定モデルを設定するという階層線型モデルは、一つの具体的で有望な代替案である。第四に、認知率というような広告効果に、どのような広告の量的側面とどのような広告の質的側面がいかに影響しているかという点に関して、事前の理論モデルの構築も必要であろう。この課題に関して、同様に階層線型モデルで対応することができる。すなわち、第一レベルに広告の質的効果や累積効果をモデリングし、第二レベルに4媒体広告効果算定モデルを設定することで、この課題に対処することができる。また、表現タイプ別に広告GRP変数を設定し、どの表現タイプのGRPがどの認知率指標に強い影響を与えるかについて考察することも興味深い。

(筆者は関西学院大学商学部助教授)

参考文献

- Aaker, D. A., and J. M. Carman (1982), "Are You Overadvertising?" *Journal of Advertising Research*, 22, 57-70.
- Eastlack, J. O., and A. G. Rao (1986), "Modeling Response to Advertising and Process Changes for V-8 Cocktail Vegetable Juice," *Marketing Science*, 5, 3, 245-59.
- Hanssens, D. M., L. J. Parsons, and R. L. Schultz (1990), *Market Response Models: Econometric and Time Series Analysis*. Boston, MA: Kluwer.
- Hauser, J. R. (1978), "Testing the Accuracy, Usefulness, and Significance of Probabilistic Choice Models: An Information Theoretic Approach," *Operations Research*, 26(May), 406-21.
- Kamakura, W. A., and G. J. Russell (1989), "A Probabilistic Choice Model for Market Segmentation and Elasticity Structure," *Journal of Marketing Research*, 26

- (November), 379-90.
- Lambin, J. J. (1976), *Advertising, Competition and Market Conduct in Oligopoly over Time*. Amsterdam: North-Holland.
- Lilien, G. L., P. Kotler, and K. S. Moorthy (1992), *Marketing Models*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Little, J. D. C., and L. M. Lodish (1969), "A Media Planning Calculus," *Operations Research*, 17, 1-35.
- Little, J. D. C. (1979), "Aggregate Advertising Models: The State of the Art," *Operations Research*, 27, 4, 629-67.
- Mahajan, V., and E. Muller (1986), "Advertising Pulsing Policies for Generating Awareness for New Products," *Marketing Science*, 5, 2, 86-106.
- Rao, A. G., and P. B. Miller (1975), "Advertising/Sales Response Functions," *Journal of Advertising Research*, 15, 7-15.
- Simon, H., and J. Arndt (1980), "The Shape of the Advertising Function," *Journal of Advertising Research*, 20, 11-28.
- Simon, H. (1982), "ADPULS: An Advertising Model with Wearout and Pulsation," *Journal of Marketing Research*, 19, 352-63.
- Wittink, D. R. (1977), "Exploring Territorial Differences in the Relationship Between Marketing Variables," *Journal of Marketing Research*, 14, 145-55.