

論文・事例研究

タレント属性のテレビ広告効果測定 —タレントイメージと製品カテゴリーとの適合関係分析—

勝又 壮太郎, 高橋 一樹, 本橋 永至, 石丸 小也香,
西本 章宏, 鈴木 暁, 河原 達也

1. はじめに

マーケティング担当者にとって、広告戦略の策定は最も重要な意思決定の1つであると言える。自社の製品情報やアイデンティティを、企図したとおりに消費者に伝えるために、適切な広告を出稿していかなければならない。また、広告を出稿するメディアもさまざまである。テレビ・新聞・雑誌・ラジオというマス4媒体だけでなく、店頭、街頭、広告メディアとして近年急速に発展しているインターネットなど、多くの出稿先があり、それぞれ異なった機能を果たしている [1]。こうした出稿先の選定や広告予算の配分については多くの研究が存在し、広告にかかわる意思決定を科学的観点から支援している。

しかしながら、広告の出稿先とその量についての科学的意思決定にかかわる研究が充実している一方で、広告の内容に関する研究は多くない。とくに、広告に起用するタレント¹の選別などのクリエイティブな部分については、科学的な分析によって意思決定がなされることは少ない。しかし、テレビCMにかかる費用のうち、タレントの起用にかかわる費用の割合は決して少なくなく、また、広告効果に与える影響のうち、クリエイティブに起因する部分も大きいと考えられる。

かつまた そうたろう
長崎大学経済学部
〒 850-0003 長崎県長崎市片淵 4-2-1
たかはし かずき
株式会社 電通
もとはし えいじ
横浜国立大学大学院国際社会科学研究院
いしまる さやか
株式会社 大広
にしもと あきひろ
関西学院大学商学部
すずき あさら, かわはら たつや
株式会社 ビデオリサーチ
受付 13.3.7 採択 13.10.10

このような背景を踏まえ、本研究では広告の内容、とくにタレントの起用についてデータに基づく意思決定を行うことができるモデルを構築することを目的とする。次節以降、第2節では、本研究に先行する広告の文献を概観し、本研究の位置づけと目的を改めて確認する。第3節では、タレント貢献のモデルを定式化し、第4節以降では実証分析とその結果について議論する。

2. 広告効果測定に関する先行研究

2.1 広告の性質と効果

広告効果の検討は、古くからマーケティングにおける大きな課題であり、広告出稿の成果もさまざまな側面から検証されている。効果を2つに分けると、1つは企業の財務的側面への効果を検討するもので、売上や市場シェアが成果となる。もう1つは、消費者反応の中間過程を成果とするものである。前者は直接的な効果検討になるが、広告活動と成果との時間的・認知的な乖離がある場合、因果関係が見えにくくなるという点がある。もう1つの、中間的過程は、広告活動と成果との乖離が少なくなり、広告効果の妥当な検証が可能であるが、最終的な成果ではないため、財務的成果への影響がとらえにくい。また、この中間成果は観測できない場合も多く、消費者への聞き取りが必要になるという難点もある。ただし、観測可能性の問題については、インターネット広告においては部分的に解決されている。

直接的な効果を検討するモデルは、初期にはORなどの分野で研究が進み、比較的長い歴史がある。例えば、よく知られた広告成果の検討モデルをみると、[2]によるADBUGモデルでは「市場シェア」を成果とし

¹ タレントは和製英語であり、芸能人やスポーツ選手をはじめとしたマスメディアへの露出が多い人物を指す。本稿ではこれらの広告に起用されることが多い人物を以後「タレント」と呼ぶ。

ている。[3]も、市場シェアに対する影響を検討している。また、[4]によって提示されたSCAN*PROモデルは「売上」を成果指標と置いている²。近年では、単純な増加量だけでなく、差し引きの投入量を検討するという問題意識のもと、ROI (Return on Investment) を成果と見ている研究もある[5]。また、[6]のように、売上を説明する広告効果を長期と短期に分けて検証したものもある。

もう1つの、消費者の中間過程を成果とした研究は、消費者の購買に至る過程に関する研究を基礎としている。[7]によって提示されたS-O-R型のモデル(Howard-Shethモデル)も、広告出稿に対して、反応に至るまでの消費者の内的な過程を検討したものである。Howard-Shethモデルにおいては「注意」、「ブランド理解」、「態度」、「購買意図」、「購買」という数段階の反応が示されている。またAIDAモデルも(e.g., [8])、購買行動(Action)までに「注意(Attention)」、「興味(Interest)」、「欲求(Desire)」の複数段階が存在することを仮定している。これらの中間的な成果は、直接購買までの経過が見えにくいマス広告を中心とした広告効果を検証する場合に採用されることが多い。例えば[9]においては、購買経験だけでなく、購買欲求といった心理的な要因を広告接触に対する成果として組み込んだモデルを提示している。また、[10]では、中間的な過程を成果変数に置いているが、広告接触による成果の改善を目的変数において効果を検討している。

近年では、インターネット広告の成果に関する研究も盛んに行われているが、[11]のような購買(コンバージョン)を成果とした研究だけでなく、[12]など、対象ウェブサイトの滞在時間を成果とした研究もあり、購買までの中間過程が観測しやすいというウェブアクセスログの特性を活かして、さまざまな観点から研究が進められている。

2.2 タレントの起用

前節で挙げた研究は、広告の成果や分配の問題に対応するものである。しかし、広告にはほかにも決定しなければならない課題がある。その中の1つがタレントの起用である。タレントの起用は、広告において金額的にも大きな部分を占める。タレントの出演料は、人気上位のタレントとなると数千万円から1億円を超えとも言われている。テレビCMの制作費そのものよりも多額になる場合もある。実務上、広告出稿におけるタレントの選択は大きな課題となる。

タレント起用による効果検証は、古くは[13]による情報源の信憑性に関する研究がある。情報源、すなわちタレントの情報やメッセージの信憑性には、その情報を伝達する人間の信憑性が大きな影響を与えるというものである。タレントのどのような属性が広告に貢献するかという研究は多く、[14]にもまとめられているが、例えば、[15]では身体的魅力度、[16]では専門性と身体的魅力との関係が検討されている。また、[17]では、構造方程式によって複合的にタレント属性の関係を検討している。

こうしたタレント属性と広告効果への貢献を検証した研究の中で、とくに特定の属性と製品カテゴリーとの適合関係に注目したものが、マッチアップ仮説である。マッチアップ仮説においては、タレントのイメージと製品のイメージには適合関係があり、適合すれば広告の効果は大きく、適合しなければ望んだ効果は得られにくい、というものである。マッチアップ仮説は、[18~20]などによって検討されており、いずれも仮説に対して肯定的な結果が得られている。また、近年では、マッチアップと適度な不一致を検討した研究もある[21]。適度な不一致は、[22]で提示された概念であり、[23]では消費者の製品カテゴリーゼーションにおいてこれが考察されている。[21]は、これを広告効果に活用したものである。

このように、広告効果におけるタレントの貢献については、消費者行動研究の蓄積を活用し、踏み込んだ議論が展開されているが、実用上は、どのような属性がどのような製品カテゴリーに有効なのか、あるいはその効果がどの程度なのかという数量的検討が求められる。

広告費の分配や出稿量については、前節で述べたように、多くの面で科学的なアプローチがとられている。タレントの起用もクリエイティブの側面とせず、科学的な分析に基づいて効果検討を行うべきである。そこで、本研究では、タレントが持つ広告に対する貢献度を検討し、これを数量的に分析するモデルを構築することで、タレント起用の意思決定を支援する科学的アプローチを模索する。本研究における具体的な目的は以下の2点である。1つは、広告の成果にタレントの貢献があることを実証分析から明確に導き出すことである。このため、広告の成果を説明するモデルにタレントの貢献効果を組み込む。この際、タレントがある広告にどの程度(時間や大きさ)登場していたかという重みを付け、成果の検討のために妥当なモデルを開発する。もう1つは、タレントの貢献効果と製品カテゴリー

² SCAN*PROモデルについては、[5]に詳しい解説がある。

リーとの適合関係を推定することである。タレントには固有の貢献効果があり、この効果は製品カテゴリーごとに異なると考えられる。次節では、これらの目的を達成するためのモデルの定式化を行う。

3. データとモデル

前項までで議論した目的を達成させるために、本節では貢献効果のモデルを構築する。本項では主にテレビCMの成果を説明するモデルを定式化する。

3.1 データ概要

本研究で用いるデータセットは大別して2種類ある。1つは、テレビCMの成果指標に関するデータである。これは株式会社ビデオリサーチが収集する「TV-CM KARTE」を用いる。TV-CM KARTEでは、対象とするテレビCMについて、ブランド（企業）とそのブランドが属する製品カテゴリー、出稿開始日と出稿終了日、GRPなどの情報を収集している。また成果指標として「CM好意度」、「内容理解度」、「商品購入喚起度」などの中間指標を留置調査法によって収集している。本研究においても、この中間指標の1つを成果指標として用いる。また、対象とするテレビCMについて、起用されたタレントの情報があ。起用されたタレントは、登場時間が多い順に記録されており、起用されたタレントの人数と起用順序の情報を持つデータとなっている³。このタレント情報を、以下に説明するタレントのイメージ調査と統合して分析に用いる。

もう1つのデータセットは、株式会社ビデオリサーチが収集する「テレビタレントイメージ調査」である。これは、半年に1度実施されている調査で（実施月は2月と8月）、その時期に注目されている1,000人のタレント（男性500人、女性500人）について消費者がもつイメージを聞くものである。イメージ項目は全部で13項目ある。このうち5項目は男女共通であるが、4項目は男性のみ、4項目は女性のみを対象としたイメージ項目である（表1）。

タレントイメージ調査の対象タレントは毎回更新しているが、長期間活躍しているタレントについては何度も調査が行われる場合もある。このときは、イメージ項目は更新されている。イメージ項目間には一定程度の相関が存在する。相関関係については、表2に示している。

表1 タレントイメージ調査のイメージ項目

男女共通項目	男性項目	女性項目
知名度	男性的な	女性的な
人気度	スマートな	おしゃれな
実力のある	おもしろい	明るい
親しみやすい	知性的な	ポリシーのある
さわやかな		

3.2 広告効果のモデル

3.2.1 共通効果モデル：製品カテゴリー同質のモデル

ここでは、タレントイメージでテレビCMの評価を説明するモデルを構築する。まず、テレビCM i の成果指標を y_i とおく ($i = 1, \dots, N$)。この成果指標をイメージ項目で説明するモデルを構築する。テレビCM i にはタレントが M_i 人起用されているとする。この M_i 人のタレントには露出時間（頻度）に順序がある。また、各タレントはイメージ指標を持っている。これらの情報を用いて、広告 i に m 番目の頻度で登場しているタレントのイメージ指標を X_{im}, W_{im}, Z_{im} とおく。 X_{im} は男女共通イメージ項目、 W_{im} は女性のためのイメージ項目、 Z_{im} は男性のためのイメージ項目である。すなわち、タレントには W_{im} か Z_{im} のどちらかの項目のみが与えられている。男性ならば $W_{im} = \mathbf{0}$ となり、女性ならば $Z_{im} = \mathbf{0}$ となる。 V_i' は L 次元のベクトルであり、タレント属性以外の要因である。

加えて、登場順の影響をモデルに組み込む。広告の評価には、最も登場頻度が多いタレントの影響が最も強く、2番目、3番目と登場順序が下になっていくほど影響が小さくなると考えられる。そこで、登場頻度に重みを付けて効果の大きさを調整する。これらの議論を統合し、タレント貢献のモデルを式(1)のように定義する。

$$y_i = \sum_{m=1}^{M_i} p_{im} (X'_{im}\beta + W'_{im}\gamma + Z'_{im}\delta) + V_i'\psi + \varepsilon_i, \varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2) \quad (1)$$

ここで、 β, γ, δ はそれぞれのイメージ項目に係るパラメータ、 ψ はその他要因に係るパラメータである。また、 p_{im} は登場頻度効果の重みである。 p_{im} については、総和して1、すなわち $\sum_{m=1}^{M_i} p_{im} = 1$ となるように設計する。このような制約をおいた p_{im} をそのまま推定することは難しいので、パラメータ α_m を導入し、 α_m を推定する。この α_m と p_{im} の関係は以下になる。

³ ただし、出演秒数などの詳細な登場頻度の情報は無い。

表2 イメージ項目間の相関

全体	人気	知名度	実力のある	親しみやすい	さわやかな				
人気	1.000								
知名度	0.540	1.000							
実力のある	0.333	0.310	1.000						
親しみやすい	0.472	0.482	-0.180	1.000					
さわやかな	0.328	0.102	-0.157	0.139	1.000				
女性	人気	知名度	実力のある	親しみやすい	さわやかな	女性的な	おしゃれな	明るい	ポリシーのある
女性的な	0.312	0.211	0.043	-0.236	0.201	1.000			
おしゃれな	0.332	0.261	-0.143	-0.120	0.155	0.437	1.000		
明るい	0.403	0.506	-0.291	0.887	0.329	-0.304	0.026	1.000	
ポリシーのある	0.302	0.399	0.645	-0.140	-0.165	0.054	0.168	-0.183	1.000
男性	人気	知名度	実力のある	親しみやすい	さわやかな	男性的な	スマートな	おもしろい	知性的な
男性的な	0.069	0.109	0.286	-0.410	0.021	1.000			
スマートな	0.168	-0.026	-0.020	-0.336	0.649	0.266	1.000		
おもしろい	0.509	0.455	-0.241	0.710	-0.267	-0.392	-0.377	1.000	
知性的な	0.157	0.209	0.328	-0.066	-0.148	-0.076	0.096	-0.024	1.000

注) 相関係数が0.4を上回ったものを太字で示している。

$$p_{im} = \frac{\exp(\alpha_m)}{\sum_{n=1}^{M_i} \exp(\alpha_n)} \quad (2)$$

パラメータ α_m の大小関係は $\alpha_1 > \alpha_2 > \dots > \alpha_{M^*}$ である。ここで、 $M^* = \max\{M_1, \dots, M_N\}$ である。識別性を保証するために、1つのパラメータには制約をおこななければならないので、本研究では $\alpha_1 = 0$ とおく。

3.2.2 マッチアップモデル：製品カテゴリー異質のモデル

つづいて、製品カテゴリーごとに貢献できるイメージ項目が異なるという仮定をおいたモデルを定義する。これは、広告とタレントに適合関係があるという仮定であり、マッチアップ仮説を反映したものである。製品カテゴリー c に含まれるテレビCMの集合を S_c とおくと、製品カテゴリー異質のモデルは以下のように表現できる。

$$y_i = \sum_{m=1}^{M_i} p_{im} (X'_{im} \beta_c + W'_{im} \gamma_c + Z'_{im} \delta_c) + V'_i \psi + \varepsilon_i, \quad \varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2), \quad \text{if } i \in S_c \quad (3)$$

登場頻度重みのパラメータ p_{im} は同質のモデルと同様であるが、イメージ項目の重みがカテゴリーごとに異なる。また、このイメージ項目には、共通の事前構造を仮定する。

$$\begin{pmatrix} \beta_c \\ \gamma_c \\ \delta_c \end{pmatrix} = \lambda + \xi_c, \quad \xi_c \sim N(0, \Omega) \quad (4)$$

ここで提示したモデルは、階層ベイズモデルの1種である。本研究では、消費者個人の異質性ではなく、製品カテゴリーの異質性を表現したモデルとなる。

3.2.3 パラメータの推定

パラメータの推定にはMCMC（マルコフ連鎖モンテカルロ）法を用いる。イメージ項目のパラメータ $\{\beta, \gamma, \delta\}$ および $\{\beta_c, \gamma_c, \delta_c\}$ は条件付き事後分布が多変量正規分布になるため、推定は容易である。また、パラメータ λ も条件付き事後分布は多変量正規分布になる。ただし、登場頻度貢献度のパラメータ α は制約付きであり、これはM-H (Metropolis-Hastings) 法を用いて推定を行う。順序制約付きのパラメータの推定方法については、例えば [24] があり、これは切断正規分布を用いているが、本研究では貢献度 α を変換した p を影響度としているため、M-H法を用いる。推定プロセスの詳細については付録に記載する。

4. 実証分析

4.1 分析期間、変数

本研究では、2007年2月から2012年7月までに掲載された全2,777件のテレビCMを分析対象とする。製品カテゴリーについて、期間中20件以上のCMがあるカテゴリーが36あるので、これをそれぞれのカ

テグリーとして、そのほかは「その他」カテゴリーを作りこれに含める。合計 37 カテゴリーに分けている。すべてのテレビ CM はいずれか 1 つの製品カテゴリーに属している。

起用タレントについては、そのテレビ CM の出稿日の直近に調査されたタレントを分析対象とする。例えば、2010 年 5 月に出稿開始したテレビ CM にタレント A と B が起用されていたときは、2010 年 2 月に調査したタレントイメージデータを用いる。ここで、A と B の両方に調査データがあるときは、両方のイメージデータを用い、起用人数 2 人となるが、A は調査データがあり B には調査データがないときには (B が著名なタレントでないときはこうしたケースがある)、B を分析から除外し、起用人数は 1 人とする。また、B について、2010 年 2 月のデータは存在しないが、2009 年 8 月に調査されてデータがあったというときにも、最近のものではないため、分析から除外する。また、タレントを全く起用しないテレビ CM も分析から除外している。

起用人数については 1 人が 78.8%、2 人は 15.7%、3 人が 3.5%、4 人が 1.4% であり、5 人以上は合計しても 1% に満たない。最大は 10 人である。テレビ CM は 1 回 15 秒か、多くても 30 秒であるため、多くのタレントを一度に起用する広告は割合としては多くない。

成果指標としては、「テレビ CM 好意度」を用いている。購買前の中間指標であるが、テレビ CM を好意的にとらえることで、購買喚起だけでなく、ブランド・エクイティの向上にも有効である。好意度は、テレビ CM に好感を持ったと答えた個人の割合であり (調査対象者全員が分母になっており、当該テレビ CM を認知していない個人も含む)、元のデータは値が 0 から 1 に限られているため、これを変換して用いる。標準正規分布の逆関数を用いて、 $(-\infty, +\infty)$ の値をとる数値に変換し、これを y_i とする⁴。また、この変換によって、被説明変数の分布は対称になる。テレビ CM 好意度について、変換前は平均値 0.242、中央値 0.221、標準偏差 0.128 であり、変換後は平均値 -0.769 、中央値 -0.760 、標準偏差 0.432 であった。

タレント以外の要因 V_i については、出稿量の変数として GRP (15 秒換算) を組み込んでいる。出稿量をコントロール変数として入れることで、タレント属性

の効果をより精緻に抽出することができると考えられる。CM 好意度は、当該テレビ CM を認知していない個人も分母に含むため、GRP を入れることで出稿量の影響を制御することができる。

また、この 2,777 件のデータについては、パラメータの推定を行う推定用データセットと推定したパラメータの当てはまりを検証する予測用データセットに分ける。予測用サンプルとして、各製品カテゴリーから最新 5 本のテレビ CM を選び、推定から除外する。推定用データセットは 2,549 件、予測用データセットは 228 件である。

4.2 比較モデルとシミュレーション設定

3.2.2 項で提案したモデルには、「製品カテゴリーのマッチアップ」と「タレント登場頻度による重み」という、2 つの要因が含まれている。この 2 つの要因を組み込むことでデータへの当てはまりが向上することを実証分析から示すために、表 3 にある 4 種類のモデルを推定し、結果を比較する。

比較 1 および比較 3 は、3.2.1 項および 3.2.2 項のモデルから、登場頻度の重み傾斜を除いたものである。具体的には、タレントのイメージの平均をとったモデルとする。3 人のタレントが起用されていれば、その 3 人のイメージの平均値が説明変数となる。これはすべての $\alpha_m = 0$ とおいたモデルと等しくなる。比較 2 は 3.2.1 項で提示したモデル、提案は 3.2.2 項で提示したモデルとなる。

これらの 4 種類のモデルについて、インサンプルフィット、アウトオブサンプルフィットの双方の観点から当てはまりを比較する。インサンプルフィットの検証には、周辺尤度から計算するベイズファクターと DIC (Deviance Information Criterion) を用いる。どちらもパラメータの数をペナルティとして考慮している指標であり、パラメータの数としては提案モデルが最も多いが、このパラメータが有効かどうかを判別することができる。また、アウトオブサンプルフィットの検証には、前節で述べた予測用データセットを用いる。推定したパラメータを用いて予測用データセットとの乖離を検討するが、指標としては、予測データセ

表 3 提案モデル・比較モデル概要

モデル	マッチアップ	頻度重み
比較 1	×	×
比較 2	×	○
比較 3	○	×
提案	○	○

⁴ 好意度が 0 のテレビ CM は変換によって値が $-\infty$ になるが、調査対象のテレビ CM で好意度が 0 だったものはなかった。同様に、1 だったものもなかった。最小は 0.006、最大は 0.72 である。

トの成果との誤差自乗和 (SSE) を用いる。

モデルの設定として、初期値については $\{\beta_c, \gamma_c, \delta_c\}$ および λ は零ベクトル, $\sigma^2 = 1$, Ω は単位行列, $\alpha_m = -0.5m$ とおいた。イタレーションの回数は 15,000 回, そのうち後の 10,000 をサンプルとして取得した。

5. 分析結果

5.1 モデル比較

表 4 は、得られたモデルの当てはまりに関する指標である。左から対数周辺尤度 (log ML), 対数周辺尤度から計算した対数 BF (バイズファクター) である。対数 BF は各比較モデルをモデル 0, 提案モデルをモデル 1 として算出している。値が大きいほど、同質モデルに対して異質モデルの当てはまりが向上していると言える。周辺尤度の計算には、[25] の方法を用いている。この方法では、サンプルごとに計算した尤度の調和平均を計算することで周辺尤度を得ている。DIC, SSE もともに値が小さいほど当てはまりがよいと言える。DIC の計算は、[26] を参照した。

表 4 を見ればわかるように、すべての指標について提案モデルのほうが当てはまりが良いと言える。対数 BF については、[27, 28] に、差の基準が提示されているが、どちらの研究で示された差よりも大きく向上している。さらに、アウトオブサンプルフィットを対象として予測精度を検討する予測 SSE においても、提案モデルが最も優れていることが示された。この結果から、マッチアップ仮説は本研究においても肯定的に示されたといえる。また、比較 3 と提案の比較だけでなく、共通効果のモデルにおける、比較 1 と比較 2 の比較からも、登場頻度の重みを仮定したモデルのほうが当てはまりが良いことから、登場頻度に重み付けをすることの妥当性も示された。

次節以降では、提案モデルの各パラメータを主に検討していく。

表 4 モデル比較指標

	log ML	log BF	DIC	予測 SSE
比較 1	-1479.8	291.66	2532.1	29.44
比較 2	-1446.9	258.73	2458.2	29.29
比較 3	-1202.0	13.84	2305.4	25.55
提案	-1188.1		2230.1	24.80

5.2 パラメータの考察

本節では、パラメータの考察をする。まずは、頻度貢献度パラメータ α の推定結果を考察する。表 5 は、パラメータ α の推定結果を示したものである。HPD は最高事後密度区間である。最高事後密度区間の算出については、[29] を参照のこと。

これを見るとわかるように、 α_2 の中央値は -2 程度で、ほとんど影響がないと言える。起用人数 2 人のとき、最も長い時間登場するタレントに係る重み係数は 0.873 であり、2 番目のタレントの影響度は 0.127 である。2 番目のタレントの影響は 13% 程度である。同様に 3 番目以降のタレントの影響度も非常に小さいことがわかる。

次に、得られたパラメータ $\beta_c, \gamma_c, \delta_c$ について考察する。図 1 は、分析対象としたすべての製品カテゴリーのパラメータ $\beta_c, \gamma_c, \delta_c$ の事後中央値をまとめてボックスプロットにしたものである。ここから、製品カテゴリー間共通の一般的傾向をとらえることができる。まず、全体的な傾向として、知名度が高いタレントを起用すると好意度が上がりにくいという結果となっている。ただし、知名度の高いタレントはほかの項目も高くなる傾向があるので、その影響が現れたと言える。表 2 から、知名度の高いタレントは、女性なら「親しみやすい」、男性なら「おもしろい」の項目と相関があることが見て取れる。ここから言えることは、他の項目が同じ高さであれば、知名度が高いタレントよりも知名度の低いタレントを起用したほうが好意度が上がる傾向になるということである。

図 1 からわかるもう 1 つ重要なことは、多くのイメージ項目において、正の影響がある製品カテゴリーと負の影響がある製品カテゴリーが分かれていることである。例えばイメージ項目の 1 つである「スマート

表 5 α の推定結果

α	中央値	標準偏差	HPD	
			2.5%	97.5%
1	0	0	0	0
2	-1.93	0.48	-2.93	-1.06
3	-2.43	0.47	-3.39	-1.62
4	-2.76	0.48	-3.67	-1.88
5	-3.10	0.50	-4.00	-2.14
6	-3.41	0.48	-4.29	-2.47
7	-3.73	0.46	-4.54	-2.83
8	-4.06	0.42	-4.74	-3.18
9	-4.41	0.34	-4.94	-3.72
10	-4.76	0.25	-5.00	-4.18

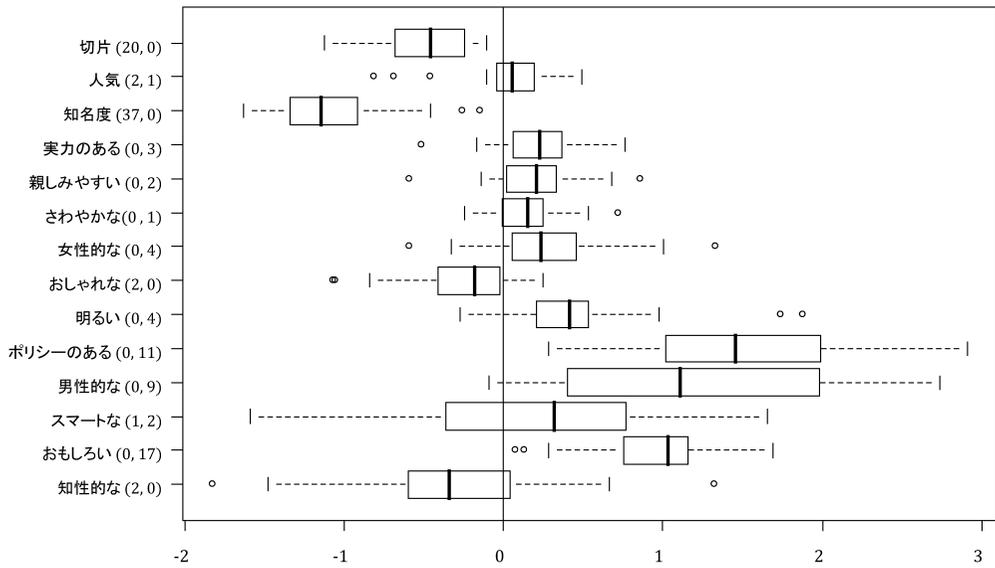


図 1 製品カテゴリーごとのパラメータ異質性

注 1) イメージ項目横の括弧内数値は、左が中央値が負で 90%HPD が 0 を含まないカテゴリーの数、右が中央値が正で 90%HPD が 0 を含まないカテゴリーの数である。これらの数値は項目ごとに、どれだけのカテゴリーで正または負で有意だったパラメータがあったかを示している。

注 2) 箱ひげ図について、箱中央縦線は中央値、箱両端は第 1 および第 3 四分位値、ひげは四分位値の 1.5 倍、端部の○は箱ひげの範囲から外れたカテゴリーの値を示している。

な」は、このイメージを持っているタレントを起用した方が好意度が上がる製品カテゴリーと好意度が下がる製品カテゴリーがある。例えば、「お茶」カテゴリーでは 90%HPD が正であるが、「コーヒー」カテゴリーでは 90%HPD は負である。すなわち、「お茶」ではスマートなイメージのあるタレントを使うほうが好意度が高くなる傾向にあり、「コーヒー」ではスマートなイメージのタレントを使ったほうが好意度が低くなる傾向にあると言える。

6. 議論

6.1 タレント起用意意思決定への活用

本研究で提示したモデルは、タレントの貢献度を製品カテゴリーごとに推定している。このモデルを用いて、製品カテゴリーごとに適合の良いタレントのリストを作成することができる。得られたパラメータとタレントのイメージ項目を用いることで、製品カテゴリーごとに最も高い好意度が期待できるタレントを試算することができる。

表 6 は、製品カテゴリー「ビール」について、最も適合の良いタレントを計算した結果、上位に入ったタレントのリストである。タレントのイメージ項目については、2011 年 8 月調査時のものを利用している。また、各タレントについて、そのタレントを起用するこ

表 6 製品カテゴリー「ビール」と適合の良いタレント上位 10 位のリスト

順位	タレント	中央値	90%HPD	
			5%	95%
1	明石家さんま	0.460	0.349	0.567
2	吉永小百合	0.446	0.340	0.565
3	所ジョージ	0.433	0.300	0.563
4	志村けん	0.425	0.336	0.533
5	岡村隆史	0.422	0.325	0.519
6	木梨憲武	0.421	0.338	0.510
7	関根勤	0.403	0.308	0.496
8	松本人志	0.400	0.294	0.522
9	ビートたけし (北野武)	0.398	0.245	0.555
10	阿部サダヲ	0.389	0.304	0.466

とで期待できる好意度 (割合、0 から 1 の値をとる) を付している。GRP は 1500 とおいている。タレントの属性と GRP を所与として、MCMC サンプルを用いると、式 (3) から MCMC サンプルの数だけ y_i を得ることができる。この値を標準正規分布の分布関数にかけることで、好意度の推定サンプルが得られる。ここから HPD など求め、ばらつきを検討することができる。表 6 を見ると、タレントによってばらつきが異なることがわかる。このようなリストは分析対象としたすべての製品カテゴリーで作成することができる。ここから、起用することで良い成果が期待できるタレ

ントを検討することができる。

表 6 では GRP を 1500 とおいているが、実際のデータから、GRP が 1250 から 1750 だったテレビ CM (549 件) について平均値を算出すると 0.233 となり、これと比較してかなり好意度が上昇していることがわかる。

6.2 モデルの拡張と活用

本研究で提示したモデルは、好意度以外の成果指標を用いることもできる。例えば本研究で用いた「TV-CM KARTE」では、好意度以外に「商品興味関心度」や「商品購入喚起度」といった指標を収集している。また、テレビ CM のイメージ項目についても合わせて収集しているので、目的に応じた指標を設定することで、より有効なタレント選定ができると考えられる。設定する説明変数 y_i を変えるだけで、こうした別目的の分析にも用いることができる。

また、製品カテゴリーをさらに細分化した影響関係の推定を行うこともできる。階層化の粒度を変えて、ブランドごとの影響関係推定や企業ごとの推定を行うと、むしろ、ある程度サンプル数があるほうが推定の精度は高くなるので、多くの種類のテレビ CM を出稿している企業・ブランドならばより有効な結果を得られると考えられる。

本研究で提示したモデルは、実務における意思決定支援に活用することができる。テレビ CM はほかのメディアに比べて莫大な費用がかかる一方で、インターネット広告におけるリターゲティング広告や DSP (Demand Side Platform) などといったアドテクノロジーの発展によって、より効率的なターゲットへの広告配信が可能となったため、テレビ CM の効果 (あるいは効率) に対して疑念を抱く企業が増えてきているのが現状であり、それがテレビ広告費のダウントレンドにも現れていると考えられる [30]。また、タレントを起用するとさらに費用がかかるため、広告代理店にとっては、クライアント企業に対して、タレントを起用することの説明責任の重要性が増してきている。しかしながら、現状では、タレント起用提案は、時事的な定性データ (人気のドラマやテレビ CM に出演している、など) やタレントの人気度などといった指標のみに基づいたものとなっており、提案するタレントが本当に該当する製品カテゴリーのテレビ CM に出演するにふさわしいかがわからない。上記の定性データに加え、どのカテゴリーではどのようなタレントが出演するにふさわしいのか、ということを示す定量データと分析手法があれば、より科学的な意志決定が可能と

なりうる。

7. 結論

本研究は、テレビ CM の成果要因を起用タレントのイメージで説明するモデルを構築し、これを実証した。本研究の貢献として、以下の 2 点が挙げられる。第 1 点は、これまでの広告研究の成果を踏まえ、起用したタレントのイメージでこれを説明する計量モデルを構築し、実証したことである。第 2 点は、マッチアップ仮説を踏まえ、製品カテゴリーごとにタレントイメージの影響が異なることを仮定した構造をモデルに組み込んだことである。このモデルによって、製品カテゴリーとタレントイメージとの適合を検討することができた。また、モデルを活用し、製品カテゴリーごとに適合の良いタレントの試算を提案することができた。

今後の課題として 2 つを挙げる。1 つは要因の再検討である。本研究では、テレビ CM 好意度を説明する要因として起用タレントのイメージ項目のみを用いているが、テレビ CM の好意度に影響を与える要因はほかにもあるだろう。とくに、ストーリーなどのクリエイティブの側面を要因に組み込むことで、さらにモデルの説明力は向上すると考えられる。また、本研究ではタレントの登場頻度の情報が登場順序しか得られないためこれを用いているが、詳細な登場秒数などの情報があれば、より優れたモデルを構築することができるだろう。もう 1 点はモデルの拡張である。本研究では製品カテゴリーごとに異なった影響を仮定しているが、さらに時系列の変化なども考慮することで、より有用なモデルとなると考えられる。

参考文献

- [1] D. L. Hoffman and T. P. Novak, "Marketing Hypermedia Computer-Mediated Environments: Conceptual Foundations," *Journal of Marketing*, **60**, 50-68, 1996.
- [2] J. D. C. Little, "Models and Managers: The Concept of a Decision Calculus," *Management Science*, **16**, B466-B485, 1970.
- [3] L. G. Cooper and M. Nakanishi, *Market-Share Analysis: Evaluating Competitive Marketing Effectiveness*, Kluwer Academic Publishers, 1988.
- [4] D. R. Wittink, M. J. Addona, W. J. Hawkes and J. C. Porter, *SCAN*PRO: The Estimation Validation and Use of Promotion Effects Based on Scanner Data*, Working Paper of Cornell University, 1988.
- [5] P. J. Danaher, "Advertising Models," in: B. Wieranga (ed.), *Handbook of Marketing Decision Models*, Ch. 4, 81-106, 2008.
- [6] M. D. Dekimpe and D. M. Hanssens, "The Persistence of Marketing Effects on Sales," *Marketing Sci-*

ence, **14**, 1–21, 1995.

- [7] J. H. Howard and J. N. Sheth, *The Theory of Buyer Behavior*, John Wiley & Sons, 1969.
- [8] P. Kotler and K. L. Keller, *Marketing Management (14th Ed.)*, Prentice Hall, 2011.
- [9] 板倉明宏, 勝又壮太郎, 森雅洋, 「購買プロセスにおけるメディアの違いによる広告効果の比較—SCAP モデルの提案」『日経広告研究所報』**258**, 10–17, 2011.
- [10] 本橋永至, 勝又壮太郎, 西本章宏, 高橋一樹, 石丸小也香, 「シングル・ソース・データを用いたメディア接触が購買行動に与える影響の分析」, 日本マーケティング・サイエンス学会 第 91 回研究大会, 名古屋大学, 2012.
- [11] W. W. Moe and P. S. Fader, “Dynamic Conversion Behavior at e-Commerce Sites,” *Management Science*, **50**, 326–335, 2004.
- [12] R. E. Backlin and C. Sismeiro, “A Model of Web Site Browsing Behavior Estimated on Clickstream Data,” *Journal of Marketing Research*, **40**, 249–267, 2003.
- [13] C. Hovland and W. Weiss, “The Influence of Source Credibility on Communication Effectiveness,” *Public Opinion Quarterly*, **15**, 635–650, 1951.
- [14] B. Z. Erdogan, “Celebrity Endorsement: A Literature Review,” *Journal of Marketing Management*, **15**, 291–314, 1999.
- [15] M. J. Baker and G. A. Churchill, “The Impact of Physical Attractive Models on Advertising Evaluations,” *Journal of Marketing Research*, **14**, 538–555, 1977.
- [16] J. Horai, N. Naccari and E. Fatoullah, “The Effects of Expertise and Physical Attractiveness upon Opinion Agreement and Liking,” *Sociometry*, **37**, 601–606, 1974.
- [17] R. Ohanian, “Construction and Validation of a Scale to Measure Celebrity Endorsers Perceived Expertise, Trustworthiness, and Attractiveness,” *Journal of Advertising*, **19**, 39–52, 1990.
- [18] L. R. Kahle and P. Homer, “Physical Attractiveness of the Celebrity Endorser: A Social Adaption Perspective,” *Journal of Consumer Research*, **11**, 954–961, 1985.
- [19] M. A. Kamins and K. Gupta, “Congruence between Spokesperson and Product Types: A Matchup Hypothesis Perspective,” *Psychology and Marketing*, **11**, 569–586, 1994.
- [20] M. A. Kamins, “An Investigation into the ‘Matchup’ Hypothesis in Celebrity Advertising: When Beauty May Be Only Skin Deep,” *Journal of Advertising*, **19**, 4–13, 1990.
- [21] J. G. Lee and E. Thorson, “The Impact of Celebrity-Product Incongruence on the Effectiveness of Product Endorsement,” *Journal of Advertising Research*, **48**, 433–449, 2008.
- [22] G. Mandler, “The Structure of Value: Accounting of Taste,” In M. S., Clark and S. T. Fisk, (Eds.), *Affect and Cognition: The Seventeenth Annual Carnegie Symposium on Cognition*, 1982.
- [23] J. Meyers-Levy, M. and A. M. Tybout, “Schema Congruity as a Basis for Product Evaluation,” *Journal of Consumer Research*, **16**, 39–54, 1989.
- [24] M. H. Chen and J. J. Deely, “Bayesian Analysis for a Constrained Linear Multiple Regression Problem for Predicting the New Crop of Apples,” *Journal of*

Agricultural, Biological and Environmental Statistics, **1**, 467–489, 1996.

- [25] M. A. Newton and A. E. Raftery, “Approximate Bayesian Inference with the Weighted Likelihood Bootstrap,” *Journal of the Royal Statistical Society. Series B*, **64**, 3–48, 1994.
- [26] A. Gelman, J. B. Carlin, H. S. Stern and D. B. Rubin, *Bayesian Data Analysis, 2nd Edition*, Chapman & Hall/CRC, 2004.
- [27] R. E. Kass and A. E. Raftery, “Bayes Factors,” *Journal of the American Statistical Association*, **90**, 773–795, 1995.
- [28] H. Jeffreys, *Theory of Probability (3rd Ed.)*, Oxford: Clarendon Press, 1961.
- [29] M. H. Chen, Q. M. Shao and J. G. Ibrahim, *Monte Carlo Methods in Bayesian Computation*, New York: Springer, 2000.
- [30] 株式会社電通 ニュースリリース 2013 年 2 月 21 日 : <http://www.dentsu.co.jp/news/release/2013/pdf/2013016-0221.pdf>
- [31] P. E. Rossi, G. Allenby and R. McCulloch, *Bayesian Statistics and Marketing*, Wiley, 2005.

A. 付録: モデル詳説

本節では, モデルの詳細な設定と推定方法について補足する. とくに製品カテゴリーの異質性を仮定した提案モデルについて説明する. MCMC 法の詳細については [31] を参照のこと. 本節では, 式 (3) で与えられたモデルについて, $Q_{im} = (X'_{im}, W'_{im}, Z'_{im})'$, $\phi_c = (\beta'_c, \gamma'_c, \delta'_c)'$ として以下のように表現する. パラメータ ϕ_c の次元は K とおく. ψ の次元は L である.

$$y_i = \sum_{m=1}^{M_i} p_{im} Q'_{im} \phi_c + V'_i \psi + \varepsilon_i, \varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2) \quad (5)$$

このモデルを推定するためには MCMC 法を用いる. MCMC 法についての解説は [22, 23] など参照のこと.

A.1 尤度関数と事前分布

尤度関数は正規分布の密度関数の同時分布として, 以下のように表すことができる. ここで, $\pi_n(x|ms^2)$ は, 平均 m , 分散 s^2 の正規分布密度関数を x で評価したものである.

$$\begin{aligned} & f(D_c|\theta_c) \\ &= \prod_{i \in S_c} \pi_n \left(y_i \left| \sum_m p_{im} Q'_{im} \phi_c + V'_i \psi, \sigma^2 \right. \right) \quad (6) \end{aligned}$$

ここで, D_c は製品カテゴリー c についてのデータの集合, 同様に θ_c はパラメータの集合である. ここから, 完全条件付き事後分布は次のようになる.

$$f(\theta | D) = \left[\prod_{c=1}^C f(D_c | \theta_c) \pi(\phi_c | \lambda, \Omega) \right] \times \left[\prod_{m=2}^{M^*} \pi(\alpha_m) \right] \pi(\sigma^2) \pi(\lambda) \pi(\Omega) \quad (7)$$

ここで、 $\pi(\alpha_m) = r_m(2\pi)^{-0.5} \exp(-0.5\alpha_m^2) I(\alpha_{m-1} < \alpha_m < \alpha_{m+1})$ である。 $I(P)$ は P が真のとき 1 をとる指示関数、 r_m は正規化定数である。 $\alpha_1 = 0$ である。 また、本研究では、 $\alpha_{M^*+1} = -5$ としている。 起用人数が多いテレビ CM がほとんどないため、推定を安定させるために下限を設定している。

そのほかの事前分布について、 $\psi \sim N(\psi_0, \Omega_{\psi_0})$ 、 $\sigma^{-2} \sim Ga(s_0/2, S_0/2)$ 、 $\lambda \sim N(\lambda_0, \Omega_{\lambda_0})$ 、 $\Omega^{-1} \sim W(g_0, G_0)$ である。 $Ga(\cdot)$ はガンマ分布、 $W(\cdot)$ はウィシャート分布を指す。 ハイパーパラメータについては、 $\psi_0 = \mathbf{0}$ 、 $\Omega_{\psi_0} = 100I_L$ 、 $s_0 = S_0 = K$ 、 $\lambda_0 = \mathbf{0}$ 、 $\Omega_{\lambda_0} = 100I_K$ 、 $g_0 = K$ 、 $G_0 = 100I_K$ とおいている。

A.2 事後分布

パラメータ ϕ_c の条件付き事後分布は多変量正規分布となり、 $\phi_c | \cdot \sim N(\mu_1 S_1)$ である。 ここで、 $S_1 = \left(\sigma^{-2} \sum_{i \in S_c} \left(\sum_{m=1}^{M_i} p_{im} Q_{im} \right) \left(\sum_{m=1}^{M_i} p_{im} Q_{im} \right)' + \Omega^{-1} \right)^{-1}$ 、 $\mu_1 = S_1 \left(\sigma^{-2} \sum_{i \in S_c} \left(\sum_{m=1}^{M_i} p_{im} Q_{im}' \right) (y_i - V_i' \psi) + \Omega^{-1} \lambda \right)$ である。

パラメータ ψ の条件付き事後分布は多変量正規分布となり、 $\psi | \cdot \sim N(\mu_1 S_1)$ である。 ここで、 $S_1 = \left(\sigma^{-2} \sum_{i=1}^N V_i' V_i + \Omega_{\psi_0}^{-1} \right)^{-1}$ 、 $\mu_1 = S_1 \left(\sigma^{-2} \sum_{i=1}^N V_i' \left(y_i - \sum_{m=1}^{M_i} p_{im} Q_{im}' \right) + \Omega_{\psi_0}^{-1} \psi_0 \right)$ で

ある。

パラメータ α_m の条件付き事後分布は以下のような形になる。

$$\pi(\alpha_m | \cdot) \propto \left[\prod_{c=1}^C f(D_c | \theta_c) \right] \pi(\alpha_m) \quad (8)$$

この条件付き事後分布は、よく知られた分布にならないので、M-H 法によってサンプルを取得する。本研究では、ランダムウォーク M-H を用いる。第 h 回のイタレーションにおいて、前のサンプルを α_m^{h-1} とおくと、候補サンプル α_m^N は、切断正規分布 $\alpha_m^N \sim TN_{(\alpha_{m-1}, \alpha_{m+1})}(\alpha_m^{h-1}, v_\alpha^2)$ から発生させる。この候補サンプルは、以下の確率で採用する。

$$a = \min \left\{ 1, \frac{\pi(\alpha_m^N | \cdot)}{\pi(\alpha_m^{h-1} | \cdot)} \right\} \quad (9)$$

採用されれば $\alpha_m^h = \alpha_m^N$ となり、採用されなければ $\alpha_m^h = \alpha_m^{h-1}$ となる。

パラメータ σ^2 の条件付き事後分布は $\sigma^{-2} | \cdot \sim Ga(s_1/2, S_1/2)$ である。ここで、 $s_1 = s_0 + N$ 、 $S_1 = \left(\sum_{i=1}^N (y_i - \sum_{m=1}^{M_i} p_{im} Q_{im}' \phi_c)^2 + S_0^{-1} \right)^{-1}$ である。

パラメータ λ の条件付き事後分布は $\lambda | \cdot \sim N(\lambda_1, \Omega_{\lambda_1})$ である。ここで、 $V_{\lambda_1} = (CI_K + \Omega_{\lambda_0}^{-1})^{-1}$ であり、 $\lambda_1 = V_{\lambda_1} \left(\sum_{c=1}^C \beta_c + \Omega_{\lambda_0}^{-1} \lambda_0 \right)^{-1}$ である。

パラメータ Ω の条件付き事後分布は $\Omega^{-1} | \cdot \sim W(g_1, G_1)$ である。ここで、 $g_1 = g_0 + C$ であり、 $G_1 = \left(\sum_{c=1}^C (\phi_c - \lambda) (\phi_c - \lambda)' G_0^{-1} \right)^{-1}$ である。