TVCM 表現要素の消費者反応に対する効果

河 原 達 也

Understanding Effects of TV Advertising Elements on Consumer Responses

Tatsuya KAWAHARA

Advertising investment risk has become high due to the explosive information increase and the commoditization evolution. In order to reduce such risk, it is important to understand the relation between advertising elements and consumer responses, and apply the knowledge to decision making process of advertising production. There have been lots of efforts to develop a set of scales to measure the advertising perceptions and relate it to the consumer responses. However, that is not adequate when we assume to support the actual practices of the advertising production. Although the advertising perceptions are helpful to understand the reasons of the consumer responses, they don't directly lead the way to the advertising production.

In this study, we analyze the effects of 28 elements of TV advertisements on the advertising perceptions and the consumer responses. The elements adopted in this study are controllable by advertisers so that they can apply the research findings to the advertising production. Empirical analyses using a dataset of the advertising perceptions and the consumer responses to more than 800 TV advertisements clarified not only the important advertising elements which had high impacts on the consumer responses but also how and why they affect consumer responses. Simultaneously, simulation of the consumer responses using random forests was found to be helpful to explore the effective combination of the advertising elements.

Key words: advertising elements, TV advertisement, consumer response, random forests

キーワード：広告表現要素, TVCM, 消費者反応, ランダムフォレスト法

1. は じ め に

パソコンや携帯端末の普及により流通情報量が爆発的に増加している。広告内容を生活者の記憶に留めるには、生活者の限りある記憶容量の争奪戦に打ち勝つ必要がある。また、あらゆる商品カテゴリーでコモディティ化が進行しており、S(セグメンテーション)、T(ターゲティング)、P(ポジショニング)の枠組みによる商品の差別化が困難になっている(恩蔵, 2007)。Rossiter and Percy (1997)は、広告クリエイティブの制作手順を(1)商品ポジショニング、(2)クリエイティ

ブアイデアの発想、(3)広告表現要素への落とし込みの3段階に整理しているが、コモディティ化の状況ではクリエイティブアイデアや広告表現要素に頼らざるを得ない状況になっているということだ。広告クリエイティブと広告に対する消費者反応の関係を分析する既存研究の多くでは、消費者反応に対する説明変数として広告の印象評価が用いられている。例えばAaker and Stayman (1990)は、TVCMに対する印象評価の測定尺度として、amusing/clever, informative/effective, irritating/silly, dull, warm, lively, familiar, believable, confusingの9次元を提案し、消費者反応との関係を分析している。このような尺度を用いて消費者反応の理由を理解することは、クリエイティブアイデアを発想する際に役に立つ。しかし、広告制作のサポートデータとしては不十分であろう。なぜなら「購入意

株式会社ビデオリサーチ
(Video Research Ltd.)

連絡先：〒102-0075 東京都千代田区三番町 6-17

E-mail: tatsuya.kawahara@videor.co.jp

図 1. 本研究の全体像

向を高めるためには信頼性が重要だ」という関係が分かったとしても、具体的にどうすれば信頼性を獲得できるのかが分からないためである。信頼性を上げるための打ち手を明確にしなければならない。

本研究では広告制作者が操作可能な広告表現要素に注目していく。具体的には広告表現要素に関する以下の三つの疑問に答えることを目的とする。

- ① 消費者反応に対する影響が大きい重要な広告表現要素は何か？
- ② 各広告表現要素はどのように消費者反応に影響するのか？
- ③ 各広告表現要素はなぜ消費者反応に影響するのか？

図 1 が本研究の全体像である。広告印象を中間指標として含めるのは、広告表現要素の消費者反応に対する影響理由を解釈し、三つ目の疑問に答えるためである。2 章では広告表現要素と広告印象に関する既存研究を整理したうえで、本研究の問題意識を明示する。3 章では本研究で用いる分析データと分析手法を解説し、4 章でその分析結果を示す。最後に本研究の貢献を整理し、今後の研究課題を検討する。

2. 既存研究と本研究の位置づけ

2.1. 広告表現要素に関する既存研究

広告表現要素に関する既存研究で最も多いのが有名人の起用効果に関する研究である。有名人の起用効果に関する研究の端緒となったのは Hovland (1951) の説得的コミュニケーションに関する研究であろう。Hovland (1951) は信憑性の高い発信者と信憑性の低い発信者が同じメッセージを発信した場合の説得効果を比較し、「信憑性の高い発信者の方が説得効果は高い」、「しかし、説得効果の差は時間の経過とともに消失する」ことを示している。Hovland (1951) 以降、有名人の起

用効果に関する研究は多く蓄積されており、Erdogan (1999) によってまとめられている。

複数の広告表現要素の効果を比較した研究には雑誌広告やチラシ広告などのプリント広告を対象にしたものがある (Pieters and Wedel, 2004; Pieters, Wedel, and Zhang, 2007; Zhang, Wedel, and Pieters, 2009; Pieters, Wedel, and Batra, 2010)。これらの研究では、広告の色、サイズ、位置、ブランド名やロゴのサイズ、画像のサイズ、テキストのサイズ、デザインの複雑性などの要素を分析し、各広告表現要素の効果を比較している。動画である TVCM に比べるとプリント広告の表現要素は限られており、データ化は比較的に容易に行える。

TVCM の表現要素を包括的に分析した研究に Stewart and Furse (1986), Stewart and Koslow (1989) がある。Stewart and Koslow (1989) では約 160 の広告表現要素をデータ化し、消費者反応との関係を分析している。分析に用いられたデータは Research Systems Corporation で 1980 年～1987 年にかけて行われた会場調査の結果である。この調査では TVCM が挿入された 2 本の 30 分番組を対象者に視聴してもらい、視聴 72 時間後の広告想起、視聴 72 時間後のメッセージ理解度、視聴前後のブランド選択意向の変化を確認している。Stewart and Koslow (1989) は広告表現要素と消費者反応の連関の指標として、カテゴリー変数では相関比、連続変数では相関係数を用いている。「広告想起」と「ブランド選択」に対して危険率 5% で有意になった広告表現要素をまとめたのが表 1 である。表中の「影響の方向」は、消費者反応に対してプラスに影響するのかマイナスに影響するのかを表している。表 1 をみると商品訴求内容に関する変数である「ブランド差別化メッセージ」の相関比が広告想起とブランド選択の両方にプラスであり、相関比も相対的に高くなっている。このことから Stewart and Koslow (1989) は、

表 1. 広告表現要素と広告想起, ブランド選択の連関 [Stewart and Koslow (1989)]

変数分類	変数	変数タイプ	広告想起		ブランド選択	
			相関比/相関	影響の方向	相関比/相関	影響の方向
出演者特性	メイン出演者が男性	カテゴリー	N.S.		0.08	(-)
	メイン出演者が女性	カテゴリー	N.S.		0.06	(+)
	メイン出演者の設定が一般人	カテゴリー	N.S.		0.07	(+)
	メイン出演者以外の背景出演者	カテゴリー	0.09	(-)	0.06	(-)
	出演者のセリフ	カテゴリー	0.15	(+)	N.S.	
	出演者の数	数量	N.S.		0.11	(-)
商品訴求内容	ブランド差別化メッセージ	カテゴリー	0.10	(+)	0.19	(+)
	新商品紹介や既存商品の新機能・特徴の紹介	カテゴリー	0.06	(-)	0.23	(+)
	健康や栄養に関する情報	カテゴリー	0.14	(-)	0.08	(-)
	商品の使用場所の描写	カテゴリー	0.08	(+)	0.09	(+)
	商品属性、成分、製造方法に焦点を当てた訴求	カテゴリー	N.S.		0.07	(+)
	人生の楽しみに焦点を当てた訴求	カテゴリー	N.S.		0.06	(-)
商品訴求方法	ユーザーの満足感やロイヤルティを表す情報	カテゴリー	0.07	(+)	0.06	(-)
	ユーザー証言	カテゴリー	0.06	(+)	N.S.	
	問題解決表現	カテゴリー	0.08	(+)	0.19	(+)
	商品使用結果の実証表現	カテゴリー	N.S.		0.14	(+)
	商品使用結果に関する情報	カテゴリー	N.S.		0.06	(+)
	商品の使用シーン/商品特徴を類推させるデモンストレーション	カテゴリー	0.10	(+)	0.08	(+)
	競合ブランドとの比較表現 (競合ブランド名表示なし)	カテゴリー	N.S.		0.10	(+)
	商品特徴やCMメッセージのテキスト表示	カテゴリー	0.06	(-)	0.06	(+)
商品・企業の識別	CM終了前3秒以内のブランド名音声	カテゴリー	0.07	(+)	0.08	(+)
	企業名情報の有無	カテゴリー	N.S.		0.06	(+)
	二重ブランド名商品 (企業ブランドー商品ブランドなど)	カテゴリー	N.S.		0.09	(+)
	ブランド名の言及回数	数量	0.08	(+)	N.S.	
	商品の表示秒数	数量	0.06	(+)	N.S.	
	商品カテゴリーが特定されるまでの秒数	数量	0.12	(-)	0.06	(-)
	ブランド名が表れるまでの秒数	数量	0.09	(-)	N.S.	
	商品やパッケージが表れるまでの秒数	数量	0.07	(-)	N.S.	
編集の特徴	超現実的描写の有無	カテゴリー	N.S.		0.06	(-)
	CM開始10秒以内の注意喚起表現	カテゴリー	N.S.		0.06	(-)
	カット数の多寡	カテゴリー	0.09	(-)	0.08	(-)
	CM内で展開されるストーリーの数	数量	0.07	(+)	N.S.	
トーン	ユーモラスCM	カテゴリー	0.11	(+)	N.S.	
	シリアスCM	カテゴリー	0.10	(-)	N.S.	

*「変数分類」は結果の解釈を容易にするために筆者によって付与されたもの

消費者反応に対する「ブランド差別化メッセージ」の重要性を指摘している。

広告表現要素に関する研究で日本の TVCM を対象にしたものに岸 (1993) がある。岸 (1993) では、訴求形式 (情報型/変換型) や商品カテゴリーによる広告表現特性の違いがまとめられている。しかし、消費者反応との関係は検討されておらず、どのような表現特性が有効なのかは明らかにされていない。

2.2. 広告印象に関する既存研究

広告印象の測定尺度に関する研究は古くから存在す

る。例えば Wells, Leavitt, and McConville (1971) は、約 600 の形容詞のリストから、最終的に 8 次元の印象評価尺度を開発している。また, Aaker and Stayman (1990) や Smith, MacKenzie, Yang, Buchholz, and Darley (2007) のように、広告印象と消費者反応の関係を分析する研究も多い。

竹内・西尾 (1996) は、広告の質的効果は文化的・社会的影響や国民性が色濃く反映されるとしたうえで、日本における広告の質的効果の研究が不足していることを指摘している。竹内・西尾 (1996) は株式会社ビデオリサーチで実施した『TV-CM Karte』のデータ

を用いて広告印象の因子分析を行い、インパクト、親しみ、説得力、しつこさの4次元を抽出した。さらに因子得点を用いて分析対象CMを9クラスターに分類し、消費者反応のスコアをクラスター間で比較している。消費者反応の指標としてはCM認知率、好意度、購入意図の3指標を用いており、「面白&親しみ」クラスターのCMが3指標ともに高スコアとなっている。また、「説得力」クラスター、「インパクト&説得力」クラスター、「親しみ」クラスターの購入意図も高くなっており、「親しみ」や「説得力」イメージが購入意図に効果的であることが示唆されている。竹内・西尾(1996)以降では飽戸(2006)や浅川(2009)で広告印象の測定尺度の開発が試みられているが、消費者反応との関係は検討されていない。

2.3. 本研究の問題意識

続いて1章であげた三つの疑問に沿って本研究の問題意識を整理する。

① 消費者反応に対する影響が大きい重要な広告表現要素は何か？

広告表現要素と消費者反応の関係を分析した研究が不足している。特にTVCMの表現要素を包括的に扱い、消費者反応への影響を分析した研究はほとんどみられない。そこで本研究ではTVCMの多様な表現要素をデータ化し、消費者反応に影響が大きい重要な表現要素を明らかにしていく。

先行研究であるStewart and Furse (1986), Stewart and Koslow (1989)が用いた広告表現要素のデータには「キャスト(出演者)の情報の不足」、「抽象的で主観的な要素の混入」、「シリーズ性の指標の欠落」という問題がある。先述したように、キャストの選択については有名人の起用効果に関する研究が盛んに行われており、実務においてもTVCM制作費に多大な影響を及ぼす重要な意思決定要素である。また、Stewart and Furse (1986)やStewart and Koslow (1989)が扱った広告表現要素の中には「ブランド差別化メッセージ」、「ユーモラスCM」、「シリアスCM」など、その広告表現要素の意味の解釈が分析者の主観に左右されるものが散見される。これらの指標は広告表現要素としてではなく、広告表現要素の影響理由を解釈するための広告印象の指標として利用されるべきものである。シリーズ性については、TVCMの記憶促進や一連のストーリーとして楽しめるというポジティブな効果と飽きによるネガティブな効果の両面が考えられる広告表

現要素である。昨今のTVCMはシリーズ化されることが多くなっており、出演タレントやTVCMのトーン&マナーを継続すべきかどうかの判断は、定期的に発生する意思決定である。

本研究ではStewart and Koslow (1989)の分析結果を参照しつつ、以上の問題点を改良した広告表現要素を構成する。

② 各広告表現要素はどのように消費者反応に影響するのか？

Stewart and Furse (1986)とStewart and Koslow (1989)では、広告表現要素を有効に活用するために考慮すべき以下の二つの観点が不足している。一つは各広告表現要素に割り当てる情報スペースの配分量に関する観点である。一本のTVCMの情報スペースは、16:9の「画面の大きさ」と15秒や30秒の「CMの長さ」で構成される。限られた情報スペースを効率よく活用するためには、各広告表現要素が効果を発揮するために必要な「最小有効配分量」やそれ以上増やしても効果が増加しない「最大有効配分量」を明らかにする必要がある。広告表現要素の大きさ、表示秒数、表示回数などの影響を明らかにし、最適な配分量を探索していくということである。例えば高いCM認知率を獲得するために人気タレントを起用するとしよう。その際「人気タレントの出演秒数を長くするとCM認知率は高くなるが、7秒を超えるとそれ以上は上昇しない」ということが分かったとすれば、残りの秒数は他の広告表現要素に割り当てることができる。

もう一つは広告表現要素の組み合わせに関する観点である。TVCMは多くの広告表現要素の合成であるため、複数の広告表現要素をうまく調和させる必要がある。例えば「商品特徴を問題解決型のフォーマットで訴求する場合には、購入意向に対する人気タレントの起用効果は低い」、「CM認知率に対するダンスCMの効果は女性タレントや子供タレントがダンスする場合には高いが、大人の男性タレントがダンスする場合には低い」というように、広告表現要素の効果はその組み合わせ方によって変化する。つまり、広告表現要素の持つポテンシャルを引き出す組み合わせを探索することが重要になる。

各広告表現要素の「最小有効配分量」や「最大有効配分量」を特定するためには、各広告表現要素の非線形効果を柔軟に表現することが必要になる。また、広告表現要素の効果的な組み合わせを探索するためには、広告表現要素間の交互作用効果を表現できなければな

らない。本研究では効果の非線形性と交互作用を表現できるモデルを構築し、各広告表現要素に割り当てる適切な情報スペース配分量と広告表現要素の効果的な組み合わせを探索する。

③ 各広告表現要素はなぜ消費者反応に影響するのか？

広告表現の企画・開発には広告クリエイターのアイデア発想が大きなウェイトを占める。そのため、広告表現に関するデータには、広告クリエイターが新たな仮説を発想する際のサポートデータとしての役割が求められる。

既存研究では広告表現要素と消費者反応の関係を明らかにする研究と広告印象と消費者反応の関係を明らかにする研究が別々に行われている。しかし、広告表現要素と消費者反応の関係を明らかにできたとしても、その理由を解明できなければ広告表現に関する新たな仮説を構築することは難しい。また、広告印象と消費者反応の関係を明らかにしただけでは、広告表現に関する具体的な手段を発想することは困難である。

本研究では広告表現要素と消費者反応の中間指標として広告印象を位置づけることで、既存研究の二つの視点を統合する。広告印象は広告表現要素の消費者反応に対する影響理由を理解する役割を持つことになる。

3. 実証分析の概要

3.1. 分析対象データ

分析には株式会社ビデオリサーチの『TV-CM Karte』を利用した¹⁾。この調査は1982年に開始され、現在では毎月100以上のCMに対する評価を測定している。今回は2008年6月～2010年5月に調査を実施したCMから823CMを抽出し分析対象とした。対象CMのカテゴリー内訳は表2の通りである。

3.2. 分析指標

3.2.1. 広告印象データと消費者反応データ

広告印象のデータとしては表3の19項目を用いている。広告印象には認知的イメージと情緒的イメージが含まれているが、既存研究にあるような心理反応の階層性は設定していない²⁾。消費者反応の指標として

表2. 対象CMのカテゴリー内訳

カテゴリー	CM数	カテゴリー	CM数
医薬品	219	アルコール飲料	82
加工食品	185	トイレタリー製品	47
ノンアルコール飲料	171	流通サービス	36
菓子・アイス	83	合計	823

表3. 広告印象項目一覧

1. 新鮮な	8. 情緒のある	15. 面白い
2. 印象的な	9. 親しみがない	16. あきがこない
3. 心に残る	10. つまらない	17. しつこい
4. 平凡な	11. わかりやすい	18. あきる
5. 心に残らない	12. 説得力のある	19. 品のない
6. 親しみのある	13. 信頼感のある	
7. 共感できる	14. 説得力がない	

はCM認知率と商品購入喚起度の2指標を用いている。CM認知率はCMの静止画による再認型の指標である³⁾。また商品購入喚起度は、そのCMを見たことによって商品・サービスの購入・利用が喚起されたかを聴取したデータである。

3.2.2. 広告表現要素のデータ化

広告表現要素のデータ化は複数のスタッフと1人の管理者で行った。管理者は各スタッフにデータ化してもらう広告表現要素を割り当てた後、各広告表現要素の定義を説明した。各スタッフには担当の広告表現要素については全CM(823CM)のデータ化をしてもらった。各スタッフがデータ化した広告表現要素は管理者が統合し、全体の整合性を確認している。

表4が本研究で採用した広告表現要素の一覧である。キャスト、エディット、サウンド、その他の4分類で構成される。

〈キャスト〉

キャストのタイプと出演有名タレント人数で構成される。キャストについてはCMオンエア時期の人気度が分かるものは「人気度A」と「人気度B」に分類し

証されていないと結論づけている。

³⁾ 広告に関する記憶の測定方法には「再生」と「再認」があり、どちらの指標を使うべきかという議論は古くから存在する(例えば、Singh and Rothschild, 1983; Singh, Rothschild, and Churchill, Jr., 1988)。また、記憶の測定内容にも「広告そのもの」、「ブランド名」、「メッセージ内容」などがある。実務では調査課題によって測定方法・測定指標を使い分けている。

¹⁾ 東京30km圏に居住する満13歳～満59歳の男女を対象に訪問留置法で調査を実施。サンプルサイズは約600人。エリア・ランダム・サンプリング。

²⁾ Vakratsas and Ambler (1999)は250以上の既存研究をレビューし、広告に対する心理反応の階層性は実

表 4. 分析に用いる広告表現要素

変数分類	変数	変数タイプ	説明
キャスト	日本人 人気度 A	カテゴリー	テレビタレントイメージ調査で人気度（「非常に好き」＋「やや好き」の合計）が30%以上の日本人タレント（男女調査タレント各500人の約1割）をメインに起用したCM
	日本人 人気度 B	カテゴリー	テレビタレントイメージ調査で人気度（「非常に好き」＋「やや好き」の合計）が30%未満の日本人タレントをメインに起用したCM
	日本人 其他有名人	カテゴリー	テレビタレントイメージ調査で調査対象外となっている日本人有名人（芸能人・文化人など）をメインに起用したCM
	日本人 非有名人	カテゴリー	モデルや一般人など広く知られていない日本人をメインに起用したCM
	有名外国人	カテゴリー	有名外国人をメインに起用したCM（スポーツ選手を除く）
	スポーツ選手	カテゴリー	現役の有名スポーツ選手（現役監督・コーチを含む）をメインに起用したCM
	お笑い芸人	カテゴリー	お笑い芸人として活躍している日本人をメインに起用したCM
	子供	カテゴリー	日本人・外国人を問わず、子供（小学生以下程度）を起用したCM（メインに限らない）
	動物	カテゴリー	動物を起用したCM（メインに限らない）
	有名アニメキャラ	カテゴリー	名前が広く認知されているアニメ・キャラクターを起用したCM（メインに限らない）
エディット	アニメ・CG・人形	カテゴリー	無名なアニメ・CG・人形などのキャラクターを起用したCM（メインに限らない）
	出演有名タレント人数	数量	「日本人 人気度 A」、「日本人 人気度 B」、「日本人 其他有名人」、「有名外国人」に該当する出演者の人数をカウント
	タレント出演秒数	数量	タレントが判別可能なレベルで出演している秒数をカウント
	タレントアップ秒数	数量	タレントの胸部～顔の部位が画面縦幅の1/2程度以上のショットの秒数をカウント
	商品表示秒数	数量	商品が判別可能なレベルで出演している秒数をカウント（商品名のテキスト表示は対象外）
	商品アップ秒数	数量	商品が画面縦幅の1/2程度以上のショットの秒数をカウント
	商品効果・利用シーン秒数	数量	商品が表示され、利用された（効果が現れた）秒数をカウント
	キャッチコピー（音声含む）	カテゴリー	キャッチコピーがテキスト/ロゴ/音声のいずれかの形で表現されたCM
	カット数	数量	カット数をカウント
	ダンス	カテゴリー	メインキャストが踊っているCM
サウンド	テロップ文字数	数量	画面に表示された文字数をカウント
	音楽タイプ	カテゴリー	以下の4タイプに分類 ①曲のみ ②歌あり（出演者は歌っていない） ③歌あり（出演者が歌っている） ④音楽なし
			商品サウンドロゴ/商品ソング
			企業サウンドロゴ
			ナレーション文字数
その他	シリーズ性タイプ	カテゴリー	ナレーションの文字数をカウント（歌は対象外） 「同一タレント＝過去（または同時期）に放送された自ブランドのCMと同じタレントが出演」、「シリーズ性あり＝過去（または同時期）に放送された自ブランドのCMと同じような雰囲気・トーン」と定義し以下の4タイプに分類 ①同一タレント・シリーズ性あり ②同一タレント・シリーズ性なし ③非同タレント・シリーズ性あり ④非同タレント・シリーズ性なし
			ブランドタイプ
			個人GRP

た⁴⁾。人気度データがないキャストについては分析者の判断で「有名人」と「非有名人」に分類している。「日本人 人気度 A」でかつ「お笑い芸人」というような場合にはマルチカウント形式でデータ化している。

〈エディット〉

タレントや商品が画面に映っている秒数、カット数、テロップの文字数などで構成される。タレントと商品の秒数は、アップにすることの効果を検証するために「アップ秒数」もデータ化している。「タレント出演秒数」や「商品表示秒数」は「アップ秒数」も含めてカウントしたものである。「ダンス CM」は昨今増えてい

⁴⁾ 株式会社ビデオリサーチの『テレビタレントイメージ調査』を用いた。

る演出であり、併せて検証することにした。

〈サウンド〉

サウンドは音楽のタイプ、商品名や企業名のサウンドロゴ、ナレーションの文字数で構成される。商品サウンドロゴには商品ソング（商品名が含まれている歌）も含まれている。

〈その他〉

キャスト、エディット、サウンドに含まれない広告表現要素は、シリーズ性タイプ、ブランドタイプ、個人 GRP の三つである。個人 GRP は TVCM の出稿量を表す指標だが、最適出稿量の探索は広告実務上の重要課題である。

3.3. ランダムフォレスト法の利用

分析には Breiman (2001) のランダムフォレスト法を用いた。ランダムフォレスト法は多くの説明変数を扱える、学習速度が速い、予測精度が高いなどの利点があり、応用が拡大している。本研究でランダムフォレスト法を採用する理由は以下の通りである。

●多くの説明変数の重要度を算出できる

もし本研究のデータに線形モデルをあてはめるとすれば 32 個の説明変数が必要になる。それほど多くの説明変数がある状況で線形モデルを構築しようとするれば、多重共線性を防ぐために変数選択を行う必要があり、カットされた変数の重要度は評価できないという問題がある。ランダムフォレスト法では多くの説明変数がある状況でも変数選択を行う必要はなく、多重共線性の問題にも線形モデルほどセンシティブになる必要はない。

●非線形の関係をシミュレーションで表現できる

広告表現要素に割り当てる情報スペースの「最小有効配分量」や「最大有効配分量」を検討するためには、各広告表現要素の非線形効果を柔軟に表現できなければならない。ランダムフォレスト法は線形モデルのように事前に関数型を指定する必要はなく、非線形の関係をシミュレーションで表現できる。

●任意の説明変数間の交互作用をシミュレーションで表現できる

広告表現要素間の効果的な組み合わせを探索するためには、広告表現要素間の交互作用をモデル化するためには、本研究のデータのように説明変数が多い状況では、線形モデルで交互作用をモデル化することは非常に困難である。ランダムフォレスト法では高次の交互作用を含めた任意の説明変数間の交互作用をシミュ

レーションで表現できる。

●過学習を起こしにくい

多くの説明変数の非線形効果や交互作用効果を取り入れた複雑なモデルでは過学習の問題が生じることが一般的だが、ランダムフォレスト法は過学習を起こしにくいという特長がある。

ランダムフォレスト法は CART (Breiman, Friedman, Olshen, and Stone, 1984) による二進分岐の決定木を多数生成し、各決定木の結果を組み合わせる集団 (アンサンブル) 学習の一手法である。CART では、基準変数がカテゴリ変数の場合のノード分割基準としてジニ係数やエントロピーが用いられている。 p_j をカテゴリ j の比率とすると、

$$\text{ジニ係数: } GI = \sum_{j=1}^J p_j (1 - p_j) = 1 - \sum_{j=1}^J p_j^2$$

$$\text{エントロピー: } entropy = - \sum_{j=1}^J p_j \log p_j$$

と表される。ノード S におけるこれらの指標を不純度 $I(S)$ とすると、ノード S における分割は子ノード S_L , S_R の重みづけ不純度、

$$P(S_L)I(S_L) + P(S_R)I(S_R)$$

を最小化するように行われる。但し $P(\cdot)$ は各子ノードへの分岐割合である。また、基準変数が数量データの場合には、分岐後の偏差平方和の和、

$$\sum_{i \in S_L}^{n_L} (y_i - \bar{y}_L)^2 + \sum_{i \in S_R}^{n_R} (y_i - \bar{y}_R)^2$$

を最小にするように分岐が行われる。但し、 n_L と n_R は各子ノードのサンプル数、 $\bar{y}_L$ と $\bar{y}_R$ は各子ノードの基準変数の平均値である。

ランダムフォレスト法におけるノードの分岐はすべての説明変数を候補とするのではなく、すべての説明変数の中からランダムに選んだ説明変数を候補として行われる。ランダムフォレスト法のアルゴリズムは以下の通り (Hastie, Tibshirani, and Friedman, 2009)。

〈ランダムフォレスト法のアルゴリズム〉

1. データセットから K 組のブートストラップサンプル $B_1, B_2, \dots, B_k, \dots, B_K$ を生成する。
2. 各ブートストラップサンプル B_k を用いて未剪定の決定木 T_k を生成する。決定木 T_k の生成で

は、ノードのサイズが予め定めた最小値に到達するまで以下の処理を繰り返す。

2-1. p 個の説明変数の中から m 個をランダムに抽出する

2-2. m 個の説明変数の中から最良の変数と分割点を探索する

2-3. ノードを二つの子ノードに分割する

3. データ $\mathbf{x}$ に対する予測値を求める場合には、以下の計算を行う。

【分類（基準変数がカテゴリー）の場合】

各決定木の予測カテゴリーの多数決

$$\hat{C}(\mathbf{x}) = \text{majority vote} \left\{ \hat{C}_i(\mathbf{x}) \right\}_1^K$$

【回帰（基準変数が数量）の場合】

各決定木の予測値の平均値

$$\hat{f}(\mathbf{x}) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \hat{T}_k(\mathbf{x})$$

ランダムフォレスト法のアルゴリズムで予測精度の向上に貢献しているのは、

- 未剪定の決定木の生成
- ブートストラップ法による多数の決定木の生成
- ノード分岐時の説明変数のサンプリング

の三つである。期待損失のバイアス—バランス分解に対応させて言えば、未剪定の決定木の生成は個々の決定木のバイアスを小さくすることに貢献し、ブートストラップ法による多数の決定木の生成とノード分岐時の説明変数のサンプリングはバランスを小さくすることに貢献している。これらのアルゴリズム上の特徴は、予測精度の向上に貢献するだけでなく、非常に多くの説明変数の重要度を表現できる、多くの説明変数間の交互作用を表現できるというメリットも生み出している。

3.4. ランダムフォレスト法のパラメータの設定

ランダムフォレスト法で分析者が指定するパラメータは分岐の際にサンプリングする説明変数の数 m 、決定木の数 K 、ターミナルノードの最小サンプル数の三つである。このうち決定木の数 K は予測誤差が一定の値に収束するのに十分な数を設定すればよい。また、ターミナルノードの最小サンプル数は各決定木のバイアスが小さくならないように小さい値を設定しておく。

分岐の際にサンプリングする説明変数の数 m につ

いては、予測誤差が最も小さくなる最適値を探索する必要がある。 m を増加させることは個々の決定木のバイアスを小さくする一方、決定木間の相関を増加させ、アンサンブルの効果を低減するという問題がある (Breiman, 2001)⁵⁾。つまり、ランダムフォレスト全体の予測精度を上げるには、個々の決定木のバイアスがあまり大きくならない範囲で決定木間の相関をなるべく小さくする m を探索することが必要である。Breiman (2002) は基準変数がカテゴリーの場合には $\sqrt{p}/2$, $\sqrt{p}$, $2\sqrt{p}$ の三つの m で予測精度を比較することを推奨している。また、Hastie et al. (2009) によれば、基準変数が数量の場合には $p/3$ 、カテゴリーの場合には $\sqrt{p}$ が推奨されている。

3.5. 変数重要度の算出

ランダムフォレスト法では説明変数の影響度を表す指標として変数重要度が算出される。変数重要度の算出方法にはいくつかのバリエーションがあるが、本研究では以下の方法で算出される変数重要度を用いた。

〈変数重要度の算出〉

1. ブートストラップサンプリングで選ばれなかったサンプル (Out of Bag = OOB) を用いて決定木 k の MSE を計算。

$$OOBMSE_k = \frac{1}{n_{OOB_k}} \sum_{i \in (OOB_k)=1}^{n_{OOB_k}} (y_i - \hat{y}_{i,k})^2$$

但し、 n_{OOB_k} は決定木 k の OOB サンプル数、 $\hat{y}_{i,k}$ はサンプル i の決定木 k における予測値である

2. 説明変数 x_j をランダムに並べ替えたうえで決定木 k の MSE を再計算する。

$$OOBMSE_k(x_j \text{ permuted}) = \frac{1}{n_{OOB_k}} \sum_{i \in (OOB_k)=1}^{n_{OOB_k}} (y_i - \hat{y}_{i,k}(x_j \text{ permuted}))^2$$

⁵⁾ 仮に説明変数 $\mathbf{x}$ に対する各決定木の予測値が分散 $\sigma^2(\mathbf{x})$ の独立同一分布に従うとすれば、決定木 K 個の予測値の平均の分散は $\frac{1}{K}\sigma^2(\mathbf{x})$ となる。各決定木の予測値が独立でなく相関 $\rho(\mathbf{x})$ を持つ同一分布に従うとすれば、 K 個の予測値の平均の分散は $\rho(\mathbf{x})\sigma^2(\mathbf{x}) + \frac{1-\rho(\mathbf{x})}{K}\sigma^2(\mathbf{x})$ である (Hastie et al., 2009)。決定木の数 K を大きくすれば第 2 項は消えるので、説明変数 $\mathbf{x}$ に対するランダムフォレストの予測値の分散は $\rho(\mathbf{x})\sigma^2(\mathbf{x})$ になる。つまり、決定木間の相関 $\rho(\mathbf{x})$ が小さくなれば予測値の分散 (バランス) は小さくなる。

3. 各決定木における $OOBMSE_k$ の差を算出し、決定木あたりの平均を算出する。

$$importance_j = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (OOBMSE_k(x_j \text{ permuted}) - OOBMSE_k)$$

3.6. 予測誤差の評価

ランダムフォレスト法の予測誤差の評価にはブートストラップサンプリングで選ばれなかったサンプル (Out of Bag = OOB) が用いられる。そのため、クロスバリデーションや検証用データで予測誤差を推定する必要はない⁶⁾。基準変数が数量データの場合の MSE は以下のように算出できる。

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_{i,OOB})^2$$

但し、 $\bar{y}_{i,OOB}$ はサンプル i が OOB データになっている各決定木での予測値の平均である。また、回帰分析の R^2 に相当する指標である擬似 R^2 は以下のように計算できる。

$$pseudo R^2 = 1 - \left(\frac{MSE}{\sigma_y^2} \right)$$

但し、 σ_y^2 は基準変数 y の分散である。

4. 分析結果

4.1. 広告表現要素の消費者反応に対する影響

4.1.1. 最適パラメータの探索

ランダムフォレスト法の最適パラメータを以下のステップで探索していく。

- Step1: 決定木の数 K を十分大きな値 (= 1000)、ターミナルノードの最小サンプル数を十分小さな値 (= 5) に設定したうえで、分岐の際にサンプリングする説明変数の数 m の最適値を探索する。
- Step2: MSE が一定の値に収束しているかを確認することで決定木の数 K が十分かを確かめる。
- Step3: ターミナルノードの最小サンプル数の変化に対する MSE の変化を確認することで、ターミナルノードの最小サンプル数の設定に問題がないかを確認する。

⁶⁾ OOB データによる予測誤差の推定値は、クロスバリデーションや検証用データによる予測誤差の推定値に近い値になる (Breiman, 1996; Hastie et al., 2009)。

<基準変数：CM認知率>

<基準変数：商品購入喚起度>

図 2. サンプリングする説明変数の数と MSE

決定木の数 1000、ターミナルノードの最小サンプル数を 5 とし、分岐の際にサンプリングする説明変数の数 m に対する MSE を算出したのが図 2 である。MSE が最小となるのは、基準変数が CM 認知率の場合には $m = 7$ 、基準変数が商品購入喚起度の場合には $m = 9$ である。基準変数が数量の場合の推奨値 $p/3$ に近い値となっている。次に予測誤差が一定の値に収束していることを確認する (図 3)。どちらのモデルも決定木の数 200 を超えたあたりで MSE の水準が一定になっている。最後にターミナルノードの最小サンプル数の設定を変えることによる影響を確認する (表 5)。最小サンプル数が 1 と 5 では MSE はほとんど同一である一方、最小サンプル数が 10 になると MSE は増加することが分かる。

以上より、サンプリングする説明変数の数 m の最適値は、説明変数が CM 認知率の場合は 7、商品購入喚起度の場合は 9 であり、決定木の数 K (= 1000) とターミナルノードの最小サンプル数 (= 5) の設定に

<基準変数：CM認知率>

<基準変数：商品購入喚起度>

図 3. 決定木の数と MSE

も問題がないことが確認できた。

4.1.2. ランダムフォレスト法と重回帰分析の予測精度の比較

ランダムフォレスト法と重回帰分析の予測精度を比較する。823 CM から 206 CM をランダムに抽出し、617 CM を学習用データ、206 CM を検証用データとして用いた⁷⁾。基準変数が CM 認知率の場合と商品購入喚起度の場合の 2 パターンで比較を行っている。

説明変数は基準変数が CM 認知率の場合には広告表現要素 31 変数と個人 GRP で 32 変数、基準変数が商品購入喚起度の場合には広告表現要素の 31 変数である。重回帰分析では F 値を用いた変数増減法による変数選択を行って最終モデルを決定した。変数選択の終了基準は変数を投入する際の危険率を 0.05、変数を除去する際の危険率を 0.10 と設定した。

表 5. ターミナルノードの最小サンプル数と MSE

最小 サンプル数	CM認知率	商品購入喚起度
1	151.5	104.4
5	150.6	104.3
10	153.9	106.3

表 6. MSE の比較

	重回帰分析	ランダム フォレスト法
CM認知率	171.2	163.7
商品購入喚起度	131.3	124.3

検証用データで算出した MSE を表 6 に示す。基準変数がどちらの場合もランダムフォレスト法の MSE の方が小さくなっており、重回帰分析の予測精度を上回っていることが確認できる。

4.1.3. 変数重要度とシミュレーション

ここから広告表現要素と消費者反応の関係を検討していく。823 CM のデータを分析して算出された変数重要度を表 7 に示す。CM 認知率に対する変数重要度をみると、「個人 GRP」の重要度が最も高くなっている。次いで高いのが「出演有名タレント人数」で、有名タレントの起用に関する判断が CM 認知率に大きな影響を及ぼすことが分かる。また、「シリーズ性タイプ」は「出演有名タレント人数」と同等の重要度を持っており、エディットやサウンドよりもシリーズ性に関する意思決定が重要であることが分かる。それ以外の変数では「タレント出演秒数」の重要度が比較的高くなっている。このことから CM 内のタレント占有度の検討も重要であることが示唆されるが、「タレントアップ秒数」の変数重要度は高くなく、アップかどうかはそれほど大きな問題ではない。

商品購入喚起度に対する変数重要度をみると、「テロップ文字数」の重要度が最も高くなっている。「テロップ文字数」は CM 認知率に対する変数重要度も比較的高くなっており、CM の成否に対する影響が大きい重要な要素であることが分かる。次いで高いのが「商品・効果利用シーン秒数」である。コモディティ化の現代においても商品訴求の「買いたい、利用したい」という気持ちに対する影響が強いことが分かる。

続いて広告表現変数と消費者反応の関係をシミュレーションで確認する。シミュレーションの目的は「影響

⁷⁾ ランダムフォレスト法では検証用データで予測誤差を推定する必要はないが、重回帰分析と比較するために検証用データを用いている。

表 7. 消費者反応に対する広告表現要素の変数重要度

変数分類	変数	変数重要度	
		CM認知率	商品購入喚起度
キャスト	日本人 人気度 A	11.6	4.9
	日本人 人気度 B	7.1	2.0
	日本人 其他有名人	1.1	0.3
	日本人 非有名人	15.8	3.8
	有名外国人	-0.4	-0.1
	スポーツ選手	0.5	0.4
	お笑い芸人	0.5	1.4
	子供	1.0	5.2
	動物	0.0	-0.2
	有名アニメキャラ	0.0	0.0
	アニメ・CG・人形	0.6	0.7
	出演有名タレント人数	50.9	4.2
エディット	タレント出演秒数	18.5	5.0
	タレントアップ秒数	3.6	4.2
	商品表示秒数	4.0	11.2
	商品アップ秒数	2.4	3.9
	商品効果・利用シーン秒数	2.5	21.4
	キャッチコピー（音声含む）	1.8	1.3
	カット数	3.9	4.6
	ダンス	0.2	0.1
	テロップ文字数	17.8	29.9
サウンド	音楽タイプ	7.2	4.7
	商品サウンドロゴ/商品ソング	1.1	1.1
	企業サウンドロゴ	3.1	1.2
	ナレーション文字数	4.9	5.9
その他	シリーズ性タイプ	49.3	4.9
	ブランドタイプ	0.7	1.8
	個人GRP	76.2	
pseudo R ²		0.51	0.29

* 「個人GRP」はCM認知率に対する説明変数としてのみ利用

表 8. 基準CMの設定値

変数分類	変数	設定値	変数分類	変数	設定値
キャスト	日本人 人気度 A	出演なし	エディット	タレント出演秒数	11秒
	日本人 人気度 B	出演なし		タレントアップ秒数	2秒
	日本人 其他有名人	出演なし		商品表示秒数	5秒
	日本人 非有名人	出演なし		商品アップ秒数	2秒
	有名外国人	出演なし		商品効果・利用シーン秒数	2秒
	スポーツ選手	出演なし		キャッチコピー（音声含む）	あり
	お笑い芸人	出演なし		カット数	4
	子供	出演なし		ダンス	なし
	動物	出演なし		テロップ文字数	90文字
	有名アニメキャラ	出演なし	サウンド	音楽タイプ	曲のみ
	アニメ・CG・人形	出演なし		商品サウンドロゴ/商品ソング	なし
	出演有名タレント人数	1人		企業サウンドロゴ	なし
				ナレーション文字数	75文字
その他			その他	シリーズ性タイプ	同一タレント・シリーズ性あり
				ブランドタイプ	既存ブランド
				個人GRP	564GRP

【キャストタイプ】

【出演有名タレント人数】

【タレント出演秒数】

【商品効果・利用シーン秒数】

【テロップ文字数】

【シリーズ性タイプ】

【個人GRP】

図 4. 広告表現要素の変化に対する消費者反応シミュレーション

の正負の方向」と「影響の非線型性」を確認することである。シミュレーションのベースとなる説明変数の値は、カテゴリ変数は最頻値、連続変数は中央値に

設定した(表 8)。出演有名タレント人数が「1 人」でキャストの「日本人人気度 A」,「日本人人気度 B」,「日本人その他有名」,「有名外国人」がすべて「出演な

し」という矛盾があるが、広告表現要素と消費者反応の関係を確認することが目的のため、この設定をそのまま採用することにした。シミュレーションの結果を図 4 に示す。図示する広告表現要素は CM 認知率と商品購入喚起度のいずれかまたは両方で変数重要度が 15 以上のものとする。但し、キャストのタイプについては、キャスト間の比較を行うために一つの図で表わすことにする。

●キャストタイプ

「日本人非有名人」の CM 認知率が他のキャストタイプに比べて低くなっている。なお、「日本人人気度 A」と「日本人人気度 B」の間にはスコア差がほとんどなく、人気度による消費者反応の違いはみられない。

●出演有名タレント人数

CM 認知率のスコアが 0～4 人の部分で上昇している。しかしスコアの上昇幅が大きいのは 1 人までで、2 人以上に増やしても CM 認知率はそれほど変化しない。商品購入喚起度に対するプラスの効果もなく、有名タレント出演人数は 1 人で十分であろう。

●タレント出演秒数

6 秒から CM 認知率が上昇し、出演秒数が長いほど CM 認知率が高くなる。商品購入喚起度に対するマイナスの影響はなく、「タレント出演秒数」は長いほどよい。

●商品効果・利用シーン秒数

0 秒を起点として商品購入喚起度が上昇していき、5～6 秒の部分で上昇幅が大きくなっている。7 秒を超えると頭打ちになることから、「商品・効果利用シーン」はそれほど長くする必要はないことが分かる。

●テロップ文字数

CM 認知率と商品購入喚起度の両方にマイナスに影響している。どちらも 0 文字を起点としてスコアが下降しており、テロップ文字数はできるだけ少ない方がよい。

●シリーズ性タイプ

CM 認知率のスコアをみると「同一タレント・シリーズ性あり」のスコアが最も高く、「非同タレント・シリーズ性あり」が続いている。「同一タレント・シリーズ性なし」のスコアは低くなっており、タレントを継続起用するのであればトーン&マナーも揃えて「同一タレント・シリーズ性あり」にすべきであることが分かる。

●個人 GRP

800 GRP あたりまでの CM 認知率の上昇幅が大き

図 5. 個人 2000 GRP を出稿したときの CM 認知率の上昇幅

い。800 GRP を超えると上昇幅が減少し、1800 GRP あたりで頭打ちになっている。1 GRP あたりの効率を判断基準とするならば、個人 800 GRP あたりが出稿量の目処になる。

以上の結果は広告表現要素の「最頻値」と「中央値」を仮定した“標準的な CM”を基準にしたものである。ランダムフォレスト法では説明変数間の交互作用が表現されるため、基準 CM の設定が異なればシミュレーションの結果も変わる可能性がある。個別の状況に対応した柔軟なシミュレーションを行えることがランダムフォレスト法の強みである。

4.1.4. 広告表現要素の交互作用の探索

次に広告表現要素間の交互作用をシミュレーションで探索する。探索の対象としたのは変数重要度が 15 以上の変数間の 2 次の交互作用で、CM 認知率については「日本人非有名人」、「出演有名タレント人数」、「タレント出演秒数」、「テロップ文字数」、「シリーズ性タイプ」、「個人 GRP」の 6 変数 15 組、商品購入喚起度については「商品効果・利用シーン秒数」、「テロップ文字数」の 2 変数 1 組である。なお、シミュレーションのベースとなる説明変数の値は、カテゴリ変数は最頻値、連続変数は中央値に固定している（表 8）。

シミュレーションを行った結果、明確な交互作用が確認できたのは CM 認知率に対する「タレント出演秒数 × 個人 GRP」の 1 組のみであった。図 5 が「タレント出演秒数 × 個人 GRP」の交互作用をシミュレートした結果で、2000 GRP 出稿したときの CM 認知率の上昇幅をタレント出演秒数別に算出したものである。タレント出演秒数が 6 秒以上になると CM 認知率の

上昇幅が大きくなることが確認できる。タレント出演秒数は CM 認知率に対するプラスの効果があるだけでなく、個人 GRP の CM 認知率に対する効果を増幅させる効果があるということである。広告の量的効果に関する理論としては Krugman (1972) の Three Hit Theory が有名だが、今回のシミュレーションはタレント出演秒数によって有効フリークエンシーが異なることを示唆する結果である⁸⁾。

4.2. 広告表現要素の影響理由の解釈

ここからは各広告表現要素が消費者反応に影響する理由を広告印象データで解釈していく。広告印象の 19 項目をそのまま用いて「広告表現要素と広告印象の関係」、「広告印象と消費者反応の関係」をランダムフォレスト法で分析することも考えられるが、広告印象の項目数が多いため解釈が煩雑になる。そこで広告印象の 19 項目を因子分析にかけ、共通因子を抽出した。因子負荷量の推定には最尤法、因子の回転にはプロマックス法、因子得点の推定には Anderson-Rubin 法を用いた。因子数は相関行列の固有値が 1 以上の数である 5 を選択した。推定された因子負荷量を表 9 に示す。因子負荷量を解釈した結果、因子 1 は「インパクト」、因子 2 は「親近感」、因子 3 は「過剰感」、因子 4 は「説得力」、因子 5 は「娯楽性」と名付けることにした。

次に広告印象の 5 因子と消費者反応の関係をランダムフォレスト法で確認する。CM 認知率に対する説明変数には「個人 GRP」も加えている。算出された変数重要度を表 11 に、因子得点による消費者反応のシミュレーション結果を図 6 に示す⁹⁾。なおシミュレーションの基準 CM は、「個人 GRP」を 564GRP (中央値)、各因子の因子スコアを 0 と設定した。

CM 認知率に対する変数重要度は「親近感」が圧倒的に高くなっており、「個人 GRP」の変数重要度を上

表 9. 広告印象の因子負荷量 (最尤法・プロマックス回転)

因子	因子				
	1 インパクト	2 親近感	3 過剰感	4 説得力	5 娯楽性
印象的な	0.92	-0.25	0.01	0.03	-0.06
心に残る	0.76	0.34	0.06	0.00	-0.12
新鮮な	0.73	-0.12	-0.30	-0.28	0.03
親しみのある	-0.24	0.93	-0.03	-0.34	0.01
あきがこない	0.07	0.75	0.15	-0.08	-0.01
共感できる	-0.14	0.40	-0.19	0.22	-0.12
あきる	-0.12	0.04	0.84	-0.11	-0.16
しつこい	-0.01	0.13	0.82	0.06	0.04
説得力のある	0.00	-0.32	-0.01	1.01	-0.09
わかりやすい	-0.29	0.12	-0.20	0.46	0.01
面白い	0.07	0.18	-0.07	-0.14	0.89
品のない	0.01	-0.04	0.38	-0.04	0.31
つまらない	-0.13	-0.41	0.38	-0.23	0.07
説得力がない	0.13	-0.34	0.18	-0.02	0.03
親しみがない	-0.01	-0.10	0.17	-0.18	-0.05
心に残らない	-0.14	-0.63	-0.08	-0.23	-0.29
平凡な	-0.54	-0.12	-0.13	-0.17	-0.39
情緒のある	0.33	0.32	0.02	-0.19	-0.46
信頼感のある	0.04	0.24	0.07	0.36	-0.52

表 10. 因子間の相関係数

因子	1 インパクト	2 親近感	3 過剰感	4 説得力
1 インパクト				
2 親近感	0.07			
3 過剰感	0.29	-0.33		
4 説得力	-0.13	0.24	-0.24	
5 娯楽性	0.44	-0.19	0.59	-0.19

表 11. 消費者反応に対する広告印象の変数重要度

変数重要度	CM認知率		商品購入喚起度	
	インパクト	親近感	過剰感	娯楽性
インパクト	39.0			15.4
親近感	112.2			87.8
過剰感	19.9			29.5
説得力	11.4			10.8
娯楽性	27.9			6.0
個人GRP	77.5			
pseudo R ²	0.51			0.46

回っている。CM 認知率に対するシミュレーション結果をみると、「インパクト」、「親近感」、「過剰感」、「娯楽性」のプラスの影響を確認できる。

商品購入喚起度についても「親近感」の変数重要度

⁸⁾ 有効フリークエンシーの水準に影響する要因には広告表現要素以外にも様々なものが考えられる。例えば Campbell and Keller (2003) は、なじみがあるブランドとなじみがないブランドで広告の繰り返し効果を比較し、なじみがないブランドの方がウェアアウト(広告効果の摩耗)は早い、つまり有効フリークエンシーが小さいことを示唆している。

⁹⁾ ランダムフォレスト法のパラメータは 4.1.1 項と同様のプロセスで以下に設定した。

【サンプリングする説明変数の数】

CM 認知率モデル = 2, 商品購入喚起度モデル = 2

【決定木の数 K】1000

【ターミナルノードの最小サンプル数】5

図 6. 広告印象の変化に対する消費者反応シミュレーション

が圧倒的に高くなっている。シミュレーション結果を見ると「親近感」がプラスに影響しているのに加えて、「インパクト」もプラスに影響していることが分かる。一方、「過剰感」はマイナスの影響を持っていることが確認できる。あきるぐらいしつこいCMはCM認知率にはプラスだが、商品購入喚起にはマイナスだということである。

続いて広告表現要素と広告印象の関係をランダムフォ

レスト法で確認する¹⁰⁾。各広告表現要素の変数重要度を表12に、広告表現要素による因子スコアのシミュレー

¹⁰⁾ ランダムフォレスト法のパラメータは4.1.1項と同様のプロセスで以下に設定した。

【サンプリングする説明変数の数】

インパクトモデル = 6, 親近感モデル = 8, 過剰感モデル = 9, 説得力モデル = 11, 娯楽性モデル = 8

【決定木の数 K】1000

【ターミナルノードの最小サンプル数】5

表 12. 広告印象に対する広告表現要素の変数重要度

変数分類	変数	変数重要度				
		インパクト	親近感	過剰感	説得力	娯楽性
キャスト	日本人 人気度 A	0.007	0.072	0.004	0.008	0.002
	日本人 人気度 B	0.017	0.022	0.011	0.012	0.004
	日本人その他有名人	0.004	0.004	0.001	0.004	0.001
	日本人 非有名人	0.010	0.037	0.000	0.006	0.003
	有名外国人	0.002	-0.001	0.000	-0.001	0.000
	スポーツ選手	0.002	0.006	0.000	0.002	0.005
	お笑い芸人	0.000	0.001	0.060	0.000	0.057
	子供	0.017	0.154	0.005	0.008	0.005
	動物	0.000	0.005	0.000	0.000	0.000
	有名アニメキャラ	0.010	0.003	0.000	0.001	-0.001
	アニメ・CG・人形	0.000	0.007	0.013	0.008	0.035
	出演有名タレント人数	0.062	0.152	0.013	0.016	0.046
エディット	タレント出演秒数	0.057	0.053	0.042	0.071	0.173
	タレントアップ秒数	0.031	0.018	0.033	0.012	0.008
	商品表示秒数	0.035	0.055	0.025	0.049	0.008
	商品アップ秒数	0.015	0.019	0.055	0.018	0.014
	商品効果・利用シーン秒数	0.033	0.044	0.062	0.040	0.029
	キャッチコピー (音声含む)	0.005	0.008	0.008	0.006	0.016
	カット数	0.035	0.016	0.056	0.023	0.011
	ダンス	0.009	0.000	0.010	0.002	0.007
サウンド	テロップ文字数	0.049	0.086	0.057	0.176	0.074
	音楽タイプ	0.024	0.122	0.077	0.157	0.076
	商品サウンドロゴ/商品ソング	0.005	0.017	0.019	0.003	0.012
	企業サウンドロゴ	0.004	0.011	0.013	0.011	0.005
	ナレーション文字数	0.128	0.052	0.031	0.110	0.147
その他	シリーズ性タイプ	0.033	0.150	0.100	0.045	0.010
	ブランドタイプ	0.012	0.019	0.006	0.003	-0.001
pseudo R2		0.19	0.43	0.19	0.24	0.31

ション結果を図 7 に示す。シミュレーションのベースとなる説明変数の値はこれまでと同様である (表 8)。

●キャストタイプ

CM 認知率に対するキャストタイプのシミュレーション (図 4) でスコアの低かった「日本人非有名人」の変数重要度をみると、「親近感」のスコアが相対的に高くなっている。各因子スコアに対するシミュレーション結果をみると、「日本人非有名人」の「親近感」が他のキャストタイプに比べて低くなっていることが分かる。「日本人非有名人」は CM 認知率にプラスの影響がある「インパクト」や「娯楽性」も高くなく、結果として CM 認知率が低くなっている。

●出演有名タレント人数

変数重要度をみると「親近感」のスコアが高くなっているのに加え、「インパクト」と「娯楽性」に対する影響も確認できる。シミュレーション結果をみると、「親

近感」に対しては 0~2 人、「インパクト」に対しては 2~5 人、「娯楽性」に対しては 1~2 人の部分でプラスに影響していることが分かる。CM 認知率に対する出演有名タレント人数のシミュレーション (図 4) では 0~1 人の部分の CM 認知率の上昇幅が大きかったが、これには「親近感」の上昇が大きく寄与していると考えられる。

●タレント出演秒数

変数重要度をみるとすべての因子に対する影響を確認できるが、特に「娯楽性」に対する影響が大きくなっている。シミュレーション結果をみると「説得力」が 7 秒あたりから下降する一方、「親近感」は 6~9 秒の部分でやや上昇、「娯楽性」は 9 秒あたりから大きく上昇している。CM 認知率に対するタレント出演秒数のシミュレーション (図 4) では 6 秒から CM 認知率が上昇し、出演秒数が長いほど CM 認知率が高くなると

図 7. 広告表現要素の変化に対する広告印象のシミュレーション

いう結果だったが、これは「親近感」の上昇による効果が大きいのに加えて、「娯楽性」の上昇も寄与していると考えられる。

●商品効果・利用シーン秒数

変数重要度をみると「過剰感」に対する影響が他の因子への影響に比べてやや大きくなっていることが確認できる。シミュレーション結果をみると 0~1 秒の部分で「過剰感」が減少している。「過剰感」は商品購入喚起度に対するマイナスの影響を持っており、0~1 秒での「過剰感」の減少は商品購入喚起度にプラスに影響している。また、3~11 秒の部分で「親近感」が上昇しており、このことも商品購入喚起度の上昇に寄与していると考えられる。なお、「説得力」については 0~1 秒の部分でスコアがやや減少しており、商品購入喚起度の動きと逆になっている。このことは「商品効果・利用シーン」の商品購入喚起度に対する効果が機能・特徴のデモンストレーションによる説得効果ではないことを示唆している。

●テロップ文字数

変数重要度をみるとすべての因子に対する影響が確認できるが、特に「説得力」への影響が大きいことが分かる。シミュレーション結果をみると「娯楽性」が 0~20 文字の部分で大幅に減少し、その後も減少し続けている。また、CM 認知率や商品購入喚起度に対する影響が大きい「親近感」も 10 文字を起点として減少し続けている。CM 認知率と商品購入喚起度に対するテロップ文字数のシミュレーション (図 4) ではどちらのスコアも 0 文字を起点として減少していたが、これは「親近感」の減少による影響が大きいと考えられる。なお、60 文字~130 文字にかけて「説得力」が大幅に上昇しているが、「親近感」や「娯楽性」の減少に相殺され、CM 認知率や商品購入喚起度に対するプラスの影響をもたらしていない。

●シリーズ性タイプ

変数重要度をみると「親近感」と「過剰感」のスコアが大きくなっている。シミュレーション結果をみると、「同一タレント・シリーズ性あり」の「親近感」と「過剰感」、「非同一天タレント・シリーズ性あり」の「過剰感」がやや大きくなっている。シリーズ性タイプの CM 認知率に対するシミュレーション (図 4) では「同一タレント・シリーズ性あり」と「非同一天タレント・シリーズ性あり」の CM 認知率が他のタイプに比べて高かったが、これには「親近感」と「過剰感」の上昇が寄与していると考えられる。但し、シリーズ性タイプ

の CM 認知率に対する効果は、このような心理反応の影響よりも、同じトーン&マナーの CM に繰り返し接することで生じる記憶の蓄積効果の方が大きいと予想される。

5. 討 論

流通情報量の爆発的増大とコモディティ化の進展で、TVCM の投資リスクは増している。広告主としては莫大な費用がかかる TVCM の投資リスクを軽減したいのは当然であろう。実務では TVCM の投資リスクを軽減するための調査として、ストーリーボードや完成動画などによるオンエア前の消費者反応チェックが行われている。しかし、これらはいずれも「既に制作されたもの」に対する消費者反応の確認が目的であって、TVCM の制作に直接的に貢献するような知見の抽出を目的としていない。

そこで本研究では広告表現要素の消費者反応に対する効果を実証することで、TVCM の制作に役立つ知見の抽出を試みた。2.3 節の問題意識に沿って本研究の貢献を整理すると以下の通りである。

① 消費者反応に対する影響が大きい重要な広告表現要素は何か？

ランダムフォレスト法の変数重要度を用いて、多様な広告表現要素の消費者反応に対する影響度を比較した。その結果、CM 認知率では「出演有名タレント人数」や「シリーズ性タイプ」、「タレント出演秒数」、「日本人非有名人」の出演有無、「テロップ文字数」が重要であることが明らかになった。また、商品購入喚起度では、「テロップ文字数」と「商品効果・利用シーン秒数」が重要であることが明らかになった。

② 各広告表現要素はどのように消費者反応に影響するのか？

ランダムフォレスト法によるシミュレーションを行って、各広告表現要素の消費者反応に対する効果の非線形性を探索した。その結果、「出演有名タレント人数」、「タレント出演秒数」、「個人 GRP」は CM 認知率に対する非線形の効果があること、「商品効果・利用シーン秒数」は商品購入喚起度に対する非線形の効果があることが明らかになった。

また、ランダムフォレスト法によるシミュレーションで変数重要度が高い広告表現要素間の交互作用を探索した。キャスト、エディット、サウンドに関する広告表現要素間には明確な交互作用を確認できなかった

が、「タレント出演秒数 × 個人 GRP」の交互作用が検出された。シミュレーション結果を検討した結果、「タレント出演秒数」は CM 認知率を高めるだけでなく、個人 GRP の CM 認知率に対する効果を増幅させることを確認できた。

③ 各広告表現要素はなぜ消費者反応に影響するのか？

広告表現要素と消費者反応の中間指標として広告印象を位置づけることで、広告表現要素の消費者反応に対する影響理由の解明を試みた。広告表現要素と広告印象の関係、広告印象と消費者反応の関係を併せて検証した結果、多くの広告表現要素は「親近感」を介して消費者反応に影響していることが明らかになった。

本研究と類似したデータを扱っている竹内・西尾(1996)の研究では、CM 認知率に対しては「面白&親しみ」イメージ、購入意図に対しては「親しみ」イメージと「説得力」イメージが重要であると結論づけられている。しかし、本研究の結果からは「娯楽性」や「説得力」の重要性は検証されなかった。このことは、本研究の分析対象 CM のほとんどを占める最寄品では、商品特徴による「説得型コミュニケーション」よりも「親近感」を生み出す「共感型コミュニケーション」の方が有効であることを示唆している。なお、Stewart and Koslow (1989) の研究では「ブランド差別化メッセージ」が重要とされているが、「ブランド差別化メッセージ」は「説得力」イメージを介して購入意図に貢献する「説得型コミュニケーション」の手段であると想定される。つまり、「親近感」が圧倒的に重要であるという本研究の分析結果は、最寄品では「ブランド差別化メッセージ」が機能しづらい可能性を示唆している。

本研究から得られた実務的インプリケーションを以下に示す。

有名タレントの起用は CM 認知率の獲得に有効である。但し、「出演有名タレント人数」を 2 人以上に増やしても CM 認知率は大きく上昇しないため、コスト効率を考慮すれば有名タレントの起用人数は 1 人で良いだろう。なお、有名タレントの起用を意味あるものにするためには「タレント出演秒数」は最低 6 秒以上必要で、できるだけ長くした方が良い。「タレント出演秒数」を長くしても商品購入喚起度に対するマイナスの効果はない。

タレント以外のエディットの要素では「商品効果・利用シーン秒数」と「テロップ文字数」の判断が重要である。「商品効果・利用シーン秒数」は商品購入喚起度

の獲得に有効であるが、その効果が表われるには 6～7 秒の秒数が必要である。但し、それ以上の秒数を割り当てても商品購入喚起度は上昇しないため、「商品効果・利用シーン秒数」はそれほど長くする必要はない。「テロップ文字数」については CM 認知率と商品購入喚起度の両方にマイナスの影響があり、できるだけ少ない文字数にすべきである。

その他の要素では「シリーズ性タイプ」と「個人 GRP」の判断が重要である。「シリーズ性タイプ」は CM 認知率に大きな影響を及ぼす要素であり、高い CM 認知率を獲得するためにはシリーズ CM を展開すべきである。なお、「同一タレント・シリーズ性なし」のスコアは低くなっており、トーン&マナーを変更する場合にはタレント継続の効果は得られない。個人 GRP については 800 GRP を超えたあたりで CM 認知率の上昇幅が小さくなっている。1 GRP コスト効率を判断基準とするならば、個人 800 GRP あたりが出稿量の目処になるだろう。

続いて今後の研究課題を整理する。まず、広告表現データを充実させ、データによる広告クリエイティブの解像度を上げることがあげられる。広告表現要素としての有名人の測定指標については既に多くの研究が蓄積されている (Erdogan, 1999)。例えば、Ohanian (1990) は有名人の起用効果に影響する指標として、有名人の魅力度、信頼性、専門性の 3 因子 15 項目を提案している。このような有名人のイメージだけでなく、他の CM や CM 以外のメディア露出状況も起用効果に影響するだろう。音楽に関しても、音楽要素—テンポ、音階、和音、ボリュームなど—の感情や行動に対する影響の研究が蓄積されている (Bruner, 1990)。商品の表現特性についてもデモンストレーションの有無や使用前後比較の有無など、より細かくデータ化する必要があるだろう。

第二に商品特性や消費者特性を考慮した分析の必要性があげられる。MacInnis and Jaworski (1989) は駆動されるニーズのタイプ (実用的ニーズ/表現的ニーズ) によってブランド態度の形成に利用される広告表現要素が異なることを指摘している。また、Petty, Cacioppo, and Schumann (1983) は関与の高低、有名人の起用有無、議論の具体性の 3 要素をコントロールした実験を行って、関与と他の要素に関する以下の交互作用を検出した。

- ブランド好意度に対する有名人の広告起用効果は関

与が低いときにはみられるが、関与が高いときにはみられない

- 訴求内容を具体的にすることのブランド好意度に対する効果は関与が高いときの方が大きい
- ブランド再認に対する有名人の広告起用効果は関与が低いときにはマイナスだが、関与が高いときにはプラスである

MacInnis and Jaworski (1989), Petty et al. (1983)の研究は、ターゲットとする市場や消費者によって効果的な広告表現戦略が異なることを示唆している。

第三に広告表現の類似度を説明変数として取り込むことがあげられる。今回の分析ではシリーズCMを「同じような雰囲気・トーン」と定義してシリーズCMの重要性を指摘したが、シリーズ化戦略を機能させるにはシリーズ化の要件を具体的に特定しなければならない。そのためにはSchweidel, Bradlow, and Williams (2006)が行っているように、広告クリエイティブの類似度を調査対象者に判断させ、広告表現要素と類似度の関係を定式化するのが一つの方法である。類似度を指標化することができれば、消費者を飽きさせない適度な類似度を解明できる可能性がある。

最後に分析手法に関する課題を指摘する。本研究では消費者反応に対する広告表現要素の影響度を測る指標としてランダムフォレスト法の変数重要度を用いたが、ランダムフォレスト法の変数重要度の性質に関する研究が不足している。ランダムフォレスト法の変数重要度には複数の指標が提案されており、それぞれ異なる性質を持っている。また、Strobl, Boulesteix, Zeileis, and Hothorn (2007)は分類問題における変数重要度のバイアスの存在を指摘し、条件付き推論ツリー (conditional inference tree) をランダムフォレスト法に適用した改良手法を用いて変数重要度を算出することを推奨している。ランダムフォレスト法の変数重要度からロバストな一般化経験法則を導くためには、提案されている変数重要度の性質を詳しく検討する必要がある。

それに加えて交互作用の変数重要度を評価することも今後の研究課題である。本研究では変数重要度が高い説明変数間の交互作用をシミュレーションで探索したが、変数重要度が高い説明変数が多かったり高次の交互作用を検討したりする場合には、交互作用を網羅的に探索することは困難である。交互作用の変数重要度を算出することができれば、基準変数と説明変数の関係をより精緻に検討することができるだろう。

謝 辞

本論文をまとめるにあたり、担当編集委員と査読者から貴重なコメントをいただいた。また、中央大学大学院の朝野熙彦先生から論文の構成についてアドバイスをいただいた。この場を借りて感謝の意を表したい。

参 考 文 献

- Aaker, D. A. & Stayman, D. M. (1990). Measuring audience perceptions of commercials and relating them to ad impact. *Journal of Advertising Research*, **30**(4), 7-17.
- 鮑戸弘 (2006). 「新しい広告効果」の理論—経過と基本図式. 日経広告研究所報, **226**, 2-9.
- 浅川雅美 (2009). テレビCMの「視聴印象」の多次元的特性の分析. 行動計量学, **36**(1), 47-61.
- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A. & Stone, C. J. (1984). *Classification and regression trees*. Wadsworth.
- Breiman, L. (1996). Out-of-bag estimation. <http://www.stat.berkeley.edu/~breiman/OOBestimation.pdf>.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, **45**(1), 5-32.
- Breiman, L. (2002). Manual on setting up, using, and understanding random forests V3.1. http://www.stat.berkeley.edu/~breiman/Using_random_forests_v4.0.pdf.
- Bruner II, G. C. (1990). Music, mood, and marketing. *Journal of Marketing*, **54**(4), 94-104.
- Campbell, M. C. & Keller, K. L. (2003). Brand familiarity and ad repetition effects. *Journal of Consumer Research*, **30**(2), 292-304.
- Erdogan, B. Z. (1999). Celebrity endorsement: A literature review. *Journal of Marketing Management*, **15**(4), 291-314.
- Hastie, T., Tibshirani, R. & Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction* (2nd ed.). Springer. <http://www-stat.stanford.edu/~tibs/ElemStatLearn/>
- Hovland, C. I. & Weiss, W. (1951). The influence of source credibility on communication effectiveness. *Public Opinion Quarterly*, **15**(4), 635-650.
- 岸志津江 (1993). テレビコマーシャルの表現特性と消費者情報処理. 消費者行動研究, **1**(1), 47-63.
- Krugman, H. E. (1972). Why three exposures may be enough. *Journal of Advertising Research*, **12**(6), 11-14.
- MacInnis, D. J. & Jaworski, B. J. (1989). Information processing from advertisements: Toward an integrative framework. *Journal of Marketing*, **53**(4), 1-23.
- Ohanian, R. (1990). Construction and validation

- of a scale to measure celebrity endorsers' perceived expertise, trustworthiness, and attractiveness. *Journal of Advertising*, **19**(3), 39–52.
- 恩蔵直人 (2007). コモディティ化市場のマーケティング論理. 有斐閣.
- Petty, R. E., Cacioppo, J. T. & Schumann, D. (1983). Central and peripheral routes to advertising effectiveness: The moderating role of involvement. *Journal of Consumer Research*, **10**(2), 135–46.
- Pieters, R. & Wedel, M. (2004). Attention capture and transfer in advertising: Brand, pictorial, and text-size effects. *Journal of Marketing*, **68**(2), 36–50.
- Pieters, R., Wedel, M. & Zhang, J. (2007). Optimal feature advertising design under competitive clutter. *Management Science*, **53**(11), 1815–1828.
- Pieters, R., Wedel, M. & Batra, R. (2010). The stopping power of advertising: Measures and effects of visual complexity. *Journal of Marketing*, **74**(5), 48–60.
- Rossiter, J. R. & Percy, L. (1997). *Advertising communications & promotion management* (2nd ed.). McGraw Hill Higher Education.
- Schweidel, D. A., Bradlow, E. T. & Williams, P. (2006). A feature-based approach to assessing advertisement similarity. *Journal of Marketing Research*, **43**(2), 237–243.
- Singh, S. N. & Rothschild, M. L. (1983). Recognition as a measure of learning from television commercials. *Journal of Marketing Research*, **20**(3), 235–248.
- Singh, S. N., Rothschild, M. L. & Churchill Jr, G. A. (1988). Recognition versus recall as measures of television commercial forgetting. *Journal of Marketing Research*, **25**(1), 72–80.
- Smith, R. E., MacKenzie, S. B., Yang, X., Buchholz, L. M. & Darley, W. K. (2007). Modeling the determinants and effects of creativity in advertising. *Marketing Science*, **26**(6), 819–833.
- Stewart, D. W. & Furse, D. H. (1986). *Effective television advertising: A study of 1000 commercials*. Lexington Books.
- Stewart, D. W. & Koslow, S. (1989). Executional factors and advertising effectiveness: A replication. *Journal of Advertising*, **18**(3), 21–32.
- Strobl, C., Boulesteix, A. L., Zeileis, A., & Hothorn, T. (2007). Bias in random forest variable importance measures: Illustrations, sources and a solution. *BMC Bioinformatics*, 8:25.
- 竹内淑恵・西尾チヅル (1996). テレビ広告の質的内容の短期効果と累積効果. 消費者行動研究, **4**(1), 61–75.
- Vakratsas, D. & Ambler, T. (1999). How advertising works: What do we really know? *Journal of Marketing*, **63**(1), 26–43.
- Wells, W. D., Leavitt, C. & McConville, M. (1971). A reaction profile for TV commercials. *Journal of Advertising Research*, **11**(6), 11–17.
- Zhang, Z., Wedel, M. & Pieters, R. (2009). Sales effects of attention to feature advertisement: A bayesian mediation analysis. *Journal of Marketing Research*, **46**(5), 669–681.

(2015 年 7 月 24 日受理, 2015 年 12 月 21 日採択)

(この間審査 2 回・審査期間合計 77 日)