

TVCM出稿に適さない消費者グループの分析

～TV無視聴者と態度非変容者の解明～

一橋大学大学院 経営管理研究科

大熊 佑翠

一橋大学 商学部

畝川 隆宏

本レポートの内容

01 研究背景・目的

- 問題意識
- 先行研究
- 本研究の目的

02 分析・提言

- 検証①（TV無視聴層）
- 検証②（態度非変容層）

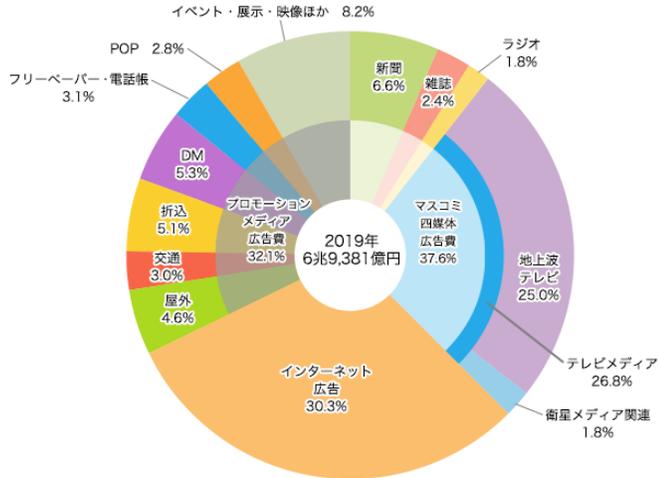
03 まとめ・課題

- 本研究のまとめ
- 本研究の課題

問題意識

- 広告出稿先としてのメディアが多様化しており、状況に応じてどのメディアを使用するかに関して意思決定を下すことが重要になっている。
- 製品・サービスにはターゲット像（ペルソナ）が想定されている。

多様な出稿媒体



出典：2019年 日本の広告費 | プロモーションメディア | 電通HP

動き出す企業

資生堂は2020年第2四半期の業績発表において、2023年までに現在は50%程度である媒体費に占めるデジタル比率を90%~100%に近づける目標を掲げている。

ペルソナ設定の事例



【基本属性】

- ・ 秋野つゆ（37歳）
- ・ 都内在住
- ・ キャリアウーマン

【特徴】

- ・ 社交的な性格
- ・ 個性的でこだわり強め
- ・ フォアグラよりレバ焼きを頼む

スープ専門店の「Soup Stock Tokyo」はペルソナマーケティングの代表的な事例である。スープの味や店内の内装は設定されたペルソナの属性をもとにして作られている。

出典：https://www.is-assoc.co.jp/brandinglab/persona-soupstocktokyo

自社製品のペルソナを踏まえ、適切な広告出稿媒体を選ぶ必要性が求められる

問題意識に対する現状の課題

- 製品・サービスが想定している消費者の内面的な要素までを加味した出稿戦略ができていない。
- 現状では「TVCMから他のメディアへと切り替える」という意思決定にはつながりにくい。

従来の研究

企業の現状・意思決定

TV視聴に
関して

主に性別・年代にのみ焦点を当て、生活者のテレビ視聴について論じ、示唆を出している。

ギャップ

製品・サービスには企業が設定しているターゲット像があり、それはデモグラフィックな属性だけではなく、細やかな内面までを想定している。

態度変容に
関して

TVCM出稿を行うことを前提に置き、どうすれば広告効果が上がるのかについて議論を述べている。その結果、高い広告効果ばかりに焦点が当たり、低い広告効果については言及が少ない。

ギャップ

メディアが多様化している現代においてはテレビは支配的なメディアではない。そのため広告出稿をする前にどのメディアが効果があるか選定を行うところから始まる。

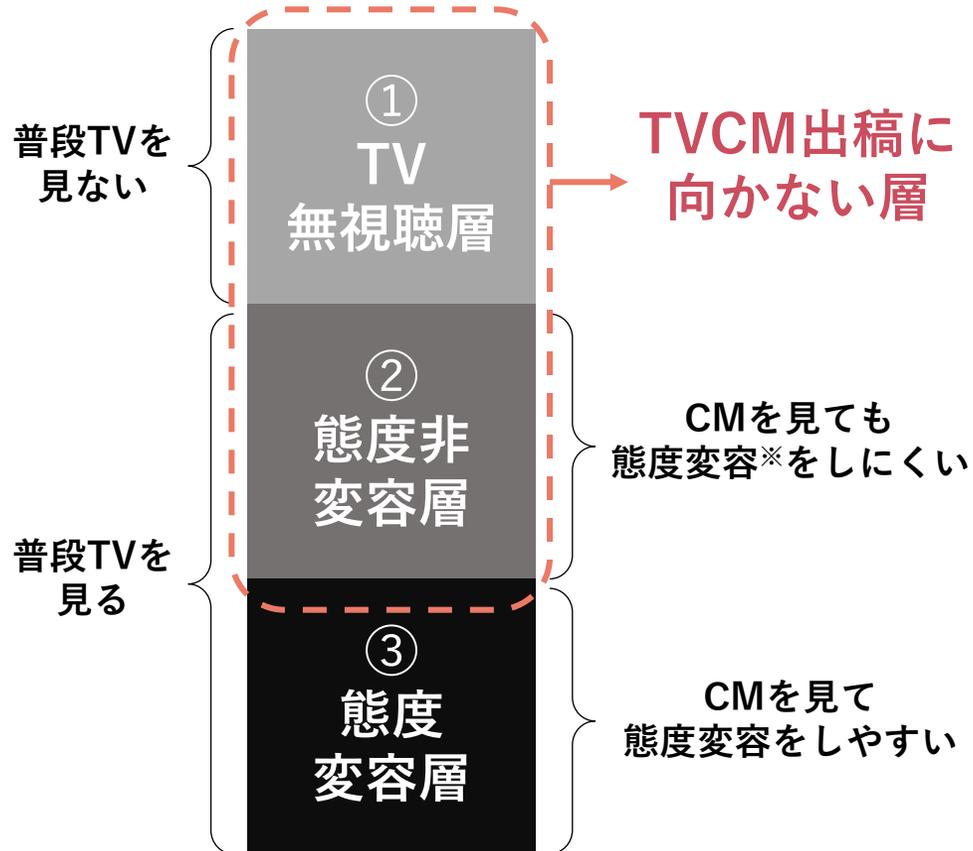
本研究の源泉

現段階では、「TVCM出稿を行うべきか否か」という問いに対して、内面で含めた具体的な消費者像をもとに評価できず、「**TVCM出稿を行わない**」という意思決定にを行うには説得的な主張に乏しいと考えられる。

研究目的

- 「TVCM出稿に向かない層」の消費者像を明らかにし、彼らに適した広告出稿を考える。

消費者セグメントの定義



研究目的・意義

検証①

「①TV無視聴層」の消費者像を明らかにし、彼らに適した出稿戦略を提示する。

検証②

「②態度非変容層」の消費者像を明らかにし、彼らに適した出稿戦略を提示する。

対象商品がTV出稿に向いているかどうかを、商品が想定するペルソナベースで評価し、企業が適切な広告出稿戦略を立てられるようにする。

※態度変容：本研究では「購買意向」の状態が正の方向に変化することを指す

利用データ

■ NRIマーケティング分析コンテストの提供データより、以下のカテゴリに該当するデータを利用する。



アンケートデータ

年代 性別 配偶者有無 子ども有無

世帯収入 趣味 認知欲求 制御焦点

消費価値観 消費先進性 購買意向変化

※2381サンプル（1都6県、欠損値含むサンプル除く）



番組出稿・視聴データ

番組コード 番組放送日時 番組視聴有無

※期間：2020/01～2020/04



CM出稿データ

商品名 出稿番組コード



WEB利用データ

各メディアの利用頻度

各メディアの利用時間帯

メディアを利用するときのデバイス

使用変数とデータの加工①

■ 分析に用いる一部の変数を、以下のように加工し定義した。

	変数種類 (変数名)	説明
年代	20代 (y20) 30代 (y30) 40代 (y40) 50代 (y50)	各ダミー変数に関して1.Yes, 0.Noとした。 なお以下の検証で回帰分析に用いる際には、多重共線性を考慮してy40を削除している。
性別	性別 (WOMAN)	1.女性, 0.男性。
配偶者有無	配偶者有無 (MARRIAGE)	1.配偶者あり (既婚), 0.配偶者なし (独身)。
子ども有無	子ども有無 (CHILD)	1.子ども有り, 0.子ども無し。
世帯収入	収入レベル (INCOME)	1.平均以上の世帯収入, 0.平均以上の世帯収入とした。「平成30年国民生活基礎調査の概況 厚生労働省」を参照すると平均世帯年収は551.6万円であることから、アンケートデータのINCOM_SAにおいて600万円以上の項目を回答したサンプルを1、その他を0と割り振った。
趣味	スポーツ (HS) 自然 (HN) 音楽 (HM) 動画作品 (HV) 芸術・創作 (HA) 造形 (HC) デジタル (HD) 美容・グルメ (HBG) ギャンブル (HG) 旅行 (HT) 乗り物 (HR) その他 (HO) 趣味無し (HNO)	松尾 (2017) を参考に、以下の趣味を一つでも「ある」と回答していれば1, そうでなければ0とした[1]。 スポーツ: 「スポーツ・フィットネス」「ゴルフ」「スキー・スノーボード」「スポーツ観戦」 自然: 「釣り」「アウトドア・キャンプ」 音楽: 「音楽鑑賞」「音楽演奏・合唱」「カラオケ」 動画作品: 「映画・演劇・美術鑑賞」「ビデオ・DVD鑑賞」「写真・ビデオ撮影」 芸術・創作: 「書道・茶道・華道・絵画・俳句」「読書」「編み物・料理」 造形: 「日曜大工・機械・模型いじり」「園芸・庭いじり」 デジタル: 「パソコン」「テレビゲーム」 美容・グルメ: 「マッサージ・エステ」「外食・グルメ・食べ歩き」 ギャンブル: 「囲碁・将棋・麻雀」「競馬」「パチンコ」「宝くじ」 旅行: 「国内旅行」「海外旅行」 乗り物: 「ドライブ」「遊園地・テーマパーク」 その他: 「ボランティア活動」「その他」 趣味無し: 「特にない」

[1] 松尾(2017)「「コト消費とテレビ離れの増加」の中でCMの果たす意味(役割)を「動画配信サービス」と「ハーゲンダッツ」から探る」<https://www.is.nri.co.jp/contest/2017/report.html>

使用変数とデータの加工②

	変数種類 (変数名)	説明
認知欲求	認知欲求尺度 (NC)	アンケートデータの認知欲求に関わる項目 (NC_Scaleから始まる項目) 1, 2, 3, 5, 12, 13, 14の回答を高認知欲求、4, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 15を低認知欲求の要素と捉え、それぞれの質問項目の和を取り、前者の回答の和から後者の和の合計を引いたものにマイナスをかけた値を使用した。(マイナスを加えるのは、「NCが大きいほど認知欲求が高い」と表現するためである。) -41~49の値をとる。
制御焦点	促進焦点(PROMOTION) 防止焦点(PREVENTION)	アンケートデータの2, 3, 4, 5, 10の回答を促進、1, 6, 7, 8, 9を防止の要素と捉え、それぞれの質問項目の和の符号を負としたものをそれぞれの値とした。なお、Higgings(1997, 1998)によると促進焦点と防止焦点は独立して個人の中に存在するとされる[2]。そのため今回はそれぞれの変数を作成した。それぞれ1~5の値をとり、値が高いほど各焦点による影響が強いことを表す。
消費価値観	価格非重視 (NP) 品質比較検討 (QC) デザイン・個性重視(DP) 準拠集団重視 (RG) メーカー・ブランド重視 (MB) 安心安全性重視 (SS) 経済性重視 (EC)	連続変数。消費価値観に関する33つの質問項目を用いて探索的因子分析を行い、消費価値観を構成する次元の抽出した。各変数の値は該当する質問項目の回答の和としている。 NPおよびDPは0~5、QCおよびRGは0~4、MBおよびSSは0~2、ECは0か1の値をそれぞれとり、値が高いほど重視することを表す。 NP : SEN_03, SEN_09, SEN_03, SEN_13, SEN_25, SEN_28 QC : SEN_02, SEN_16, SEN_24, SEN_29 DP : SEN_06, SEN_07, SEN_11, SEN_14, SEN_15 RG : SEN_10, SEN_12, SEN_30, SEN_31 MB : SEN_04, SEN_08 SS : SEN_17, SEN_18 EC : SEN_01
消費先進性	消費先進度(SENS)	新しい商品やサービスに対する態度のこと。1~4を取り、値が大きいほど先進度が高いことを表す。
購買意向変化	態度変容フラグ (PI)	回答の「ぜひ買いたい」「買いたい」を1、「わからない」「買いたくない」を0として、1回目の調査と2回目の調査の結果を比較し、購買意向 (PI) において正の変化があれば1、そうでなければ0を置いた。つまり、0→1の変化が見られたものを態度変容として捉えた。

■ TV無視聴層の特定および消費者属性の特定は、以下の3ステップで行う。



①TV無視聴層の特定

各サンプルに関して、アンケート集計期間内の番組視聴数を「曜日×時間帯」の粒度で集計し、それを変数にしてx-means法によって消費者をクラスタリングする。

他のグループよりも平均視聴番組数が極端に少ないグループを「無視聴クラス」とラベリングする。



②変数の絞り込み

各消費者属性に関して、どの程度の割合が無視聴クラスに属しているかを調べる。

無視聴クラスに所属してる人の多い消費者属性を回帰モデルに使用する変数の候補として抽出する。



③回帰モデルの作成

サンプルが無視聴クラスに割り振られる確率を推定する二項ロジットモデルを作成する。

回帰モデルで得られた有意な変数に着目し、「TVを見ない消費者の特徴」として考察する。

- x-means法により「無視聴クラス」を特定する。
- 各属性における「無視聴クラス」の存在割合を見ることで変数を選択する。

①消費者のクラスタリング



全体的に視聴のない
グループを無視聴クラスに

使用データ

曜日×時間帯の粒度における期間内の番組視聴数。

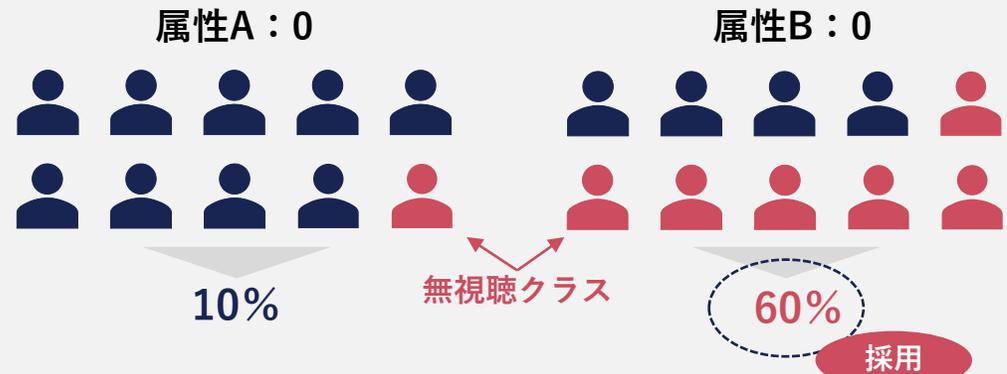
分析手法

x-means法によるクラスタリング。
k-means法では最初にクラス数を決める必要があるが、x-means法ではBICを基準に最適なクラスター数を決定する。

クラス特定

各クラスの番組視聴状況をヒートマップで描画し、テレビを見ていないクラスを特定する。

②変数の選定



注目指標

「属性に該当するサンプルのうち無視聴クラスに属している割合」を参照する。
割合の多い属性を回帰分析の変数に用いる。

目的

ここでは無視聴クラスに割り振られる因果だけではなく、そうした特徴を持つ消費者のボリュームも考慮する必要がある。ボリュームが多いかつ特徴的な属性を見つける目的で変数を選定した。



■ 不均衡データの扱いに配慮して二項ロジットモデルを作成する。

分析手法	二項ロジットモデル
目的変数	TV視聴クラス (1.無視聴クラス, 0.その他クラス)
説明変数	P.7, P.8に記載した32つの変数の中から、手順②で選定された変数を用いる。それぞれの変数に関して（当該変数）+（当該変数とその他変数の交互作用）からなるモデルを作成する。 また交互作用項は、標準化された変数の積を置いている。
変数選択	ステップワイズ法 有意水準は5%
その他留意点	TV視聴クラスに関するデータは、「1.無視聴クラス」の人数が相対的に少ない 不均衡データ である。 (1 : 520人, 0 : 1861) この時全体のデータを使用して分析を行うと、少数派のデータに対しても多数派のラベルを予測し、全体としての正解率は高くなるものの、少数派に対する精度が悪くなることが知られている。 そのため本研究では、「0. その他クラス」のサンプルを「1.無視聴クラス」のサンプル数になるように ランダムサンプリングしたものを分析に用いる 。ランダムサンプリングおよびモデルの作成は5回行い、5回の実行結果を総合して変数の解釈を行う。

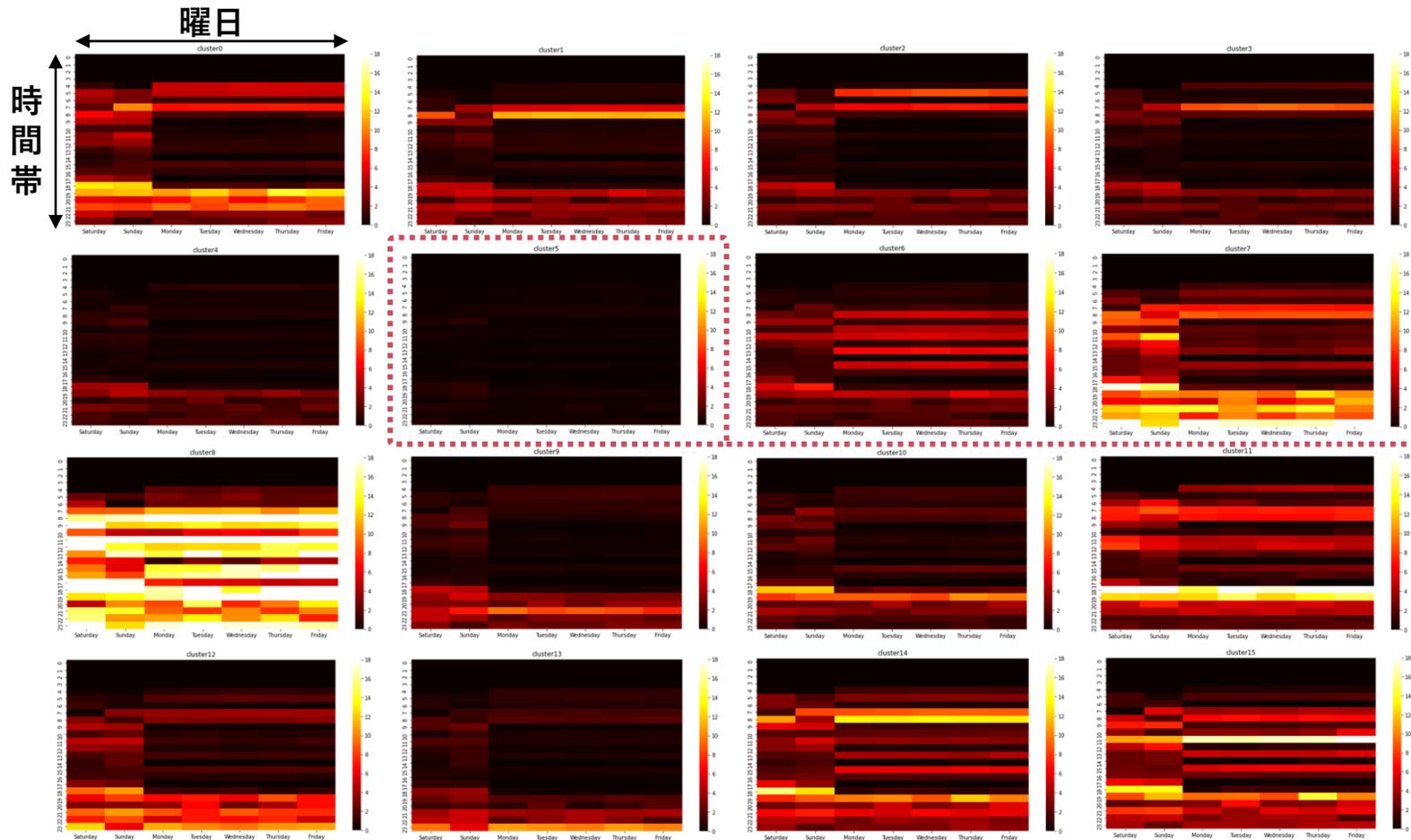
二項ロジットモデル

$$Pr(y_i) = \frac{\exp(x_i'\beta)}{1 + \exp(x_i'\beta)}$$

$y_i = \begin{cases} 1 : \text{サンプル}i\text{が無視聴クラス} & (\text{目的変数}) \\ 0 : \text{サンプル}i\text{がその他クラス} \end{cases}$
 $x_i = \text{サンプル}i\text{の変数ベクトル} \quad (\text{説明変数})$
 $\beta_i = \text{パラメータベクトル}$

■ 16のグループに分割がされ、うち一つのクラスと無視聴クラスとラベリングできた。

グルーピング結果



ヒートマップの解釈

- ✓ ヒートマップは各クラス内の1人あたりの曜日×時間帯の番組視聴数を表す。
- ✓ 色が明るいほど番組視聴数が多いとわかる。

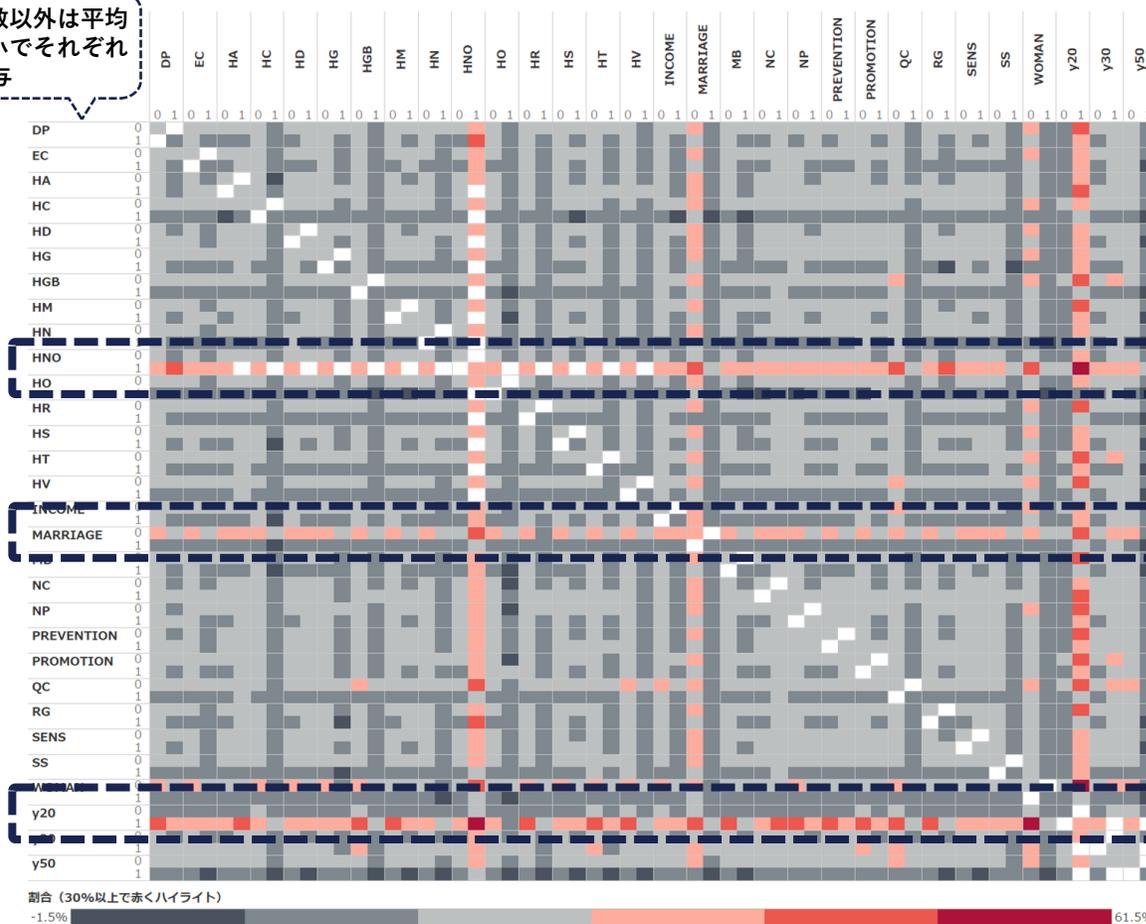
色の全く明るくないグループ (cluster5、n=520) は
 ▶ テレビを見ないクラス = 無視聴クラスとラベリングできた。
 (他に該当するグループは見当たらなかった)



■ 20代、独身、無趣味の3つの変数が、ボリュームがある & 無視聴クラスを特徴づける変数であると推察される。

以下のヒートマップは各属性の組み合わせに含まれる無視聴層クラスの割合を表しており、30%以上で赤くハイライトされている。

ダミー変数以外は平均値との大小でそれぞれ1と0を付与



全体平均
全体における無視聴クラスの割合：21.8%

無趣味
無趣味における無視聴クラスの割合：36.5%
最も高い割合の組み：無趣味×20代（61.5%）

独身
独身における無視聴クラスの割合：30.9%
最も高い割合の組み：独身×20代（47.4%）

20代
20代における無視聴クラスの割合：38.7%
最も高い割合の組み：無趣味×20代（61.5%）



- 「TV無視聴層」に特徴的な消費者属性は、「20代」「独身」「無趣味」である。
- 「20代」は「防止焦点」の高低に、「独身」は「デザインや個性の重視度」の等の高低によって、より一層TV無視聴層になりうる。

5回モデルを作成し、3つ以上のモデルで選択された変数を「TV無視聴層」に特徴的な消費者属性として解釈した。
その結果、以下の変数が選択された。

20代

変数名	1回目	2回目	3回目	4回目	5回目
y20	0.25	0.24	0.24	0.30	0.26
y20:DP	-	-	-	-0.11	-
y20:HA	0.12	-	-	-	-
y20:HC	-	-	-	-	0.16
y20*MARRIAGE	-	-	-	0.09	-
y20:NC	-	-	-	0.08	-
y20:PROMOTION	-	-	0.09	-	0.12
y20:PREVENTION	-0.10	-0.11	-0.12	-0.08	-0.17
y20:QC	-0.07	-	-	-	-0.08
y20:WOMAN	-	-	-0.09	-	-0.09

独身

変数名	1回目	2回目	3回目	4回目	5回目
MARRIAGE	-0.25	-0.25	-0.25	-0.27	-0.24
MARRIAGE:DP	0.07	0.06	0.05	0.07	0.06
MARRIAGE:HG	-	0.05	-	0.05	-
MARRIAGE:HR	0.10	0.07	0.08	0.08	0.08
MARRIAGE:NC_value	-0.05	-	-	-	-0.05
MARRIAGE:y20	-0.06	-	-0.06	-	-

無趣味

変数名	1回目	2回目	3回目	4回目	5回目
HNO	0.17	0.19	0.15	0.14	0.17
HNO:PROMOTION	-	0.08	-	-	0.09
HNO:RG	0.09	0.07	0.08	-	-
HNO:y20	-	-	-	0.05	-
HNO:y30	-0.07	-0.07	-0.10	-	-
HNO:y50	-	-	-	0.08	-
NHO:INCOME	-	0.05	-	-	-



解釈①：20代

- ✓ 20代であるとTV無視聴層に割り振られる確率が高まる。
- ✓ 20代かつ防止焦点が低い（損失回避的でない人）はTV無視聴層である確率がさらに高まる。



解釈②：独身

- ✓ 独身であるとTV無視聴層に割り振られる確率が高まる。
- ✓ 独身かつデザインや個性を重要視しない人、または乗り物系の趣味を持たない人はTV無視聴層である確率がさらに高まる。



解釈③：無趣味

- ✓ 無趣味であるとTV無視聴層に割り振られる確率が高まる。
- ✓ 無趣味かつ準拠集団の意見を参照しやすい人はTV無視聴層である確率がさらに高まる。

検証① TV無視聴層に対する出稿媒体の提案①



STEP1:それぞれの属性について、利用割合上位3つのメインメディアと、利用割合が非属性者の2倍以上である**特異的メディア**を選出
 STEP2:選出したメディアについて各属性のユーザの利用割合が50%を超えるメイン時間と、非対象者の2倍以上ある**特異的時間**を選出



20代

STEP1: 利用メディア

メディア名	全体数	利用者数	割合
LINE	465	350	75%
YouTube		336	72%
Twitter		281	60%

【メインメディア】
LINE・YouTube・Twitter

メディア名	20代利用割合	その他利用割合
Netflix	14%	7%

【特異的メディア】
Netflix

STEP2: 利用時間帯

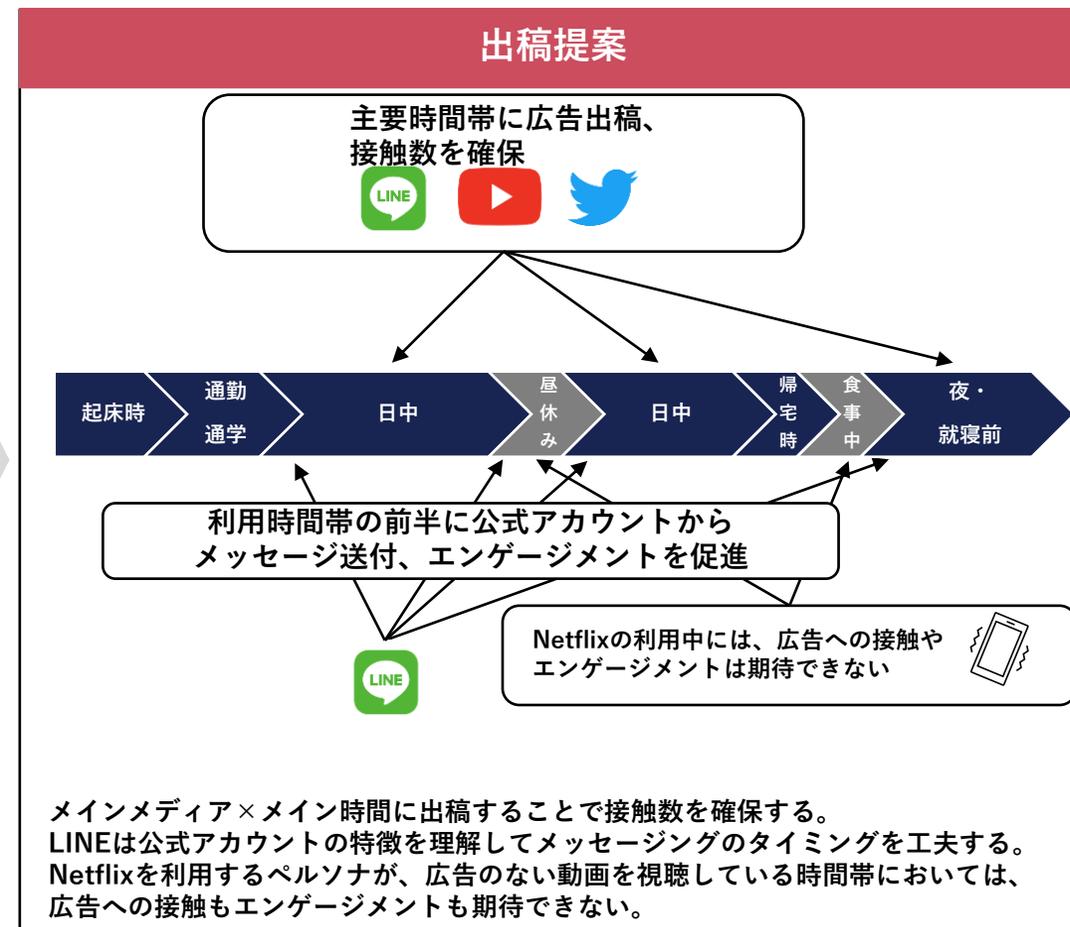
時間帯	LINE	YouTube	Twitter
起床時	35%	13%	34%
通勤通学	45%	13%	43%
昼休み	57%	21%	55%
日中	59%	62%	65%
帰宅時	44%	21%	41%
食事中	15%	17%	17%
夜・就寝前	53%	56%	57%

※母数は各メディアにおける20代のユーザ数

メディア	時間帯	20代	その他
Netflix	起床時	9%	5%
	通勤通学	12%	10%
	昼休み	21%	11%
	日中	46%	38%
	帰宅時	16%	14%
	食事中	21%	9%
	夜	28%	40%

※母数は各属性におけるNetflixのユーザ数

出稿提案





独身

STEP1：利用メディア

メディア名	全体数	利用者数	割合
LINE	1076	825	77%
YouTube		712	66%
Twitter		572	53%

メディア名	独身利用割合	その他利用割合
ニコニコ動画	21%	9%
AbemaTV	16%	8%

【メインメディア】
LINE・YouTube・Twitter

【特異的メディア】
ニコニコ動画、AbemaTV

STEP2：利用時間帯

時間帯	LI	Yo	Tw
起床時	29%	10%	28%
通勤通学	42%	9%	38%
昼休み	56%	19%	53%
日中	62%	58%	63%
帰宅時	43%	43%	37%
食事中	16%	16%	15%
夜・就寝前	58%	52%	56%

	時	独身	他		時	独身	他
	起	5%	3%	Abe maT V	起	6%	3%
	通	4%	7%		通	3%	3%
	昼	12%	10%		昼	7%	14%
ニコ ニコ 動画	日	55%	28%	日	39%	30%	
	帰	10%	10%	帰	12%	9%	
	食	10%	5%	食	8%	7%	
	夜	54%	36%	夜	40%	34%	

出稿提案

昼休み、日中、夜～就寝前においてメインメディアで出稿し接触数を確保
独身層向け広告はAbemaTVとニコニコ動画にて展開。
Twitterや動画プラットフォームにおいては、「ながら」消費に
向けて広告を設計・出稿（音声重視クリエイティブなど）。



無趣味

STEP1：利用メディア

メディア名	全体数	利用者数	割合
LINE	178	105	59%
YouTube		88	49%
Twitter		54	30%

【メインメディア】
LINE・YouTube・Twitter

【特異的メディア】
特に無し

STEP2：利用時間帯

時間帯	LI	Yo	Tw
起床時	20%	13%	19%
通勤通学	30%	9%	20%
日中	50%	42%	46%
帰宅時	26%	10%	33%
食事中	19%	14%	13%
夜・就寝前	40%	57%	52%

【メイン時間帯】
日中:LINE
昼休み・休み時間:LINE
夜～就寝前:YouTube・Twitter

【特異的時間】
特に無し

出稿提案

無趣味層に特化したメディアや時間帯は存在しないため、割合は低いが
LINEを日中、YouTube・Twitterを夜・就寝前に出稿しインプレッション
を確保。



- 態度非変容層およびその消費者属性の特定は以下の3ステップで行う。



①変数の作成

2種類の変数を新たに作成する。
まず、消費者の各製品・サービスのCM視聴有無のデータに対し潜在クラス分析を用いて、CM視聴履歴に基づいて消費者をグループ分けする。これは回帰モデルの変量効果として用いる。

2つ目は、態度変容の要因にCMが関係あるかどうかを考慮した消費者の態度変容指標（ACI）を定義する。



②回帰モデルの作成

ACIを目的変数、アンケートデータの変数を固定効果、視聴履歴によるグループを変量効果とした一般化線形混合モデル（GLMM）を作成する。

1回目で有意に抽出された変数に関して、交互作用の検討も行い、「態度非変容層」に特徴的な変数を選択する。



③再検証

②で抽出された消費者属性に関して、属性に該当するか否かで広告効果量に差があるのかどうかを検証する。

各平均処置効果はDID法により推定する。



- 各消費者が所属するCM視聴グループは、潜在クラス分析を用いて決定する。
- 態度変容におけるCMの影響度を表す態度変容指標（ACI=Attitude Change Index）は態度変容率（ACR=Attitude Change Rate）と広告影響率（AER=Ads Effect Rate）の調和平均によって定義する。

①CM視聴グループの作成

使用データ

各製品に関するCMの視聴ダミー

分析手法

潜在クラス分析を行う。以下の手順で所属クラスを決定する。

1. 情報量基準としてBICを用いて最適なクラス数cを決定する。
2. クラス数cにおける各サンプルの所属確率を算出し、各サンプルにクラスを割り当てる。

作成目的

次頁にて記載。

②ACIの作成

$$ACI = 1.25 \frac{ACR \times AER}{0.25ACR + AER}$$

ATR = CM視聴のあった商品のうち、実際に態度変容のあった商品数の割合

AER = 態度変容のあった商品のうち、実際にその商品のCMを見ていた割合

特徴①

ACIが高いほどCMによって態度変容しやすく、ACI低いほど態度変容しにくいと判断できる。

特徴②

ACRだけでなくAERを加味することにより、CMが態度変容の主要因である場合にフォーカスを当てることができる。
 （例えば3つCMを見てそのうち2つで態度変容をしていた場合、約67%の確率で態度変容するよう感じられる。しかし未視聴のCMは他に100種類のあり、それら未視聴CMに関する100つの商品すべてに態度変容が見られていたとする。この場合、3つのCMに対する態度変容はCMによるものではないと考えられる。）



■ ACIを目的変数、アンケートデータの変数を固定効果、視聴履歴によるグループを変数効果とした一般化線形混合モデル (GLMM) を作成する。

分析手法

一般化線形混合モデル
(分布はガンマ分布/リンク関数は対数)

目的変数

態度変容指標 (ACI)

説明変数

【固定効果】

P.7, P.8に記載した32つの変数を用いる。

【変数効果】

手順①で作成したCM視聴グループを用いる。

その他留意点

- ✓ 変数効果としてCM視聴グループを用いる理由は、ACIの値が見たCMによって影響されてしまうからである。例えばあるサンプルのACIが高かったとしても、その要因が「その人がCMを見ると態度変容しやすいから」ではなく、「高品質なCMばかり見ていたから」と考えられうる。この階層性を考慮してCM視聴グループを変数効果に用いた。
- ✓ 説明変数は標準化している。
- ✓ 有意水準は5%。

一般化線形混合モデル (GLMM)

$$y_{ij} = b_0 + \beta x_i + u_j + e_{ij}$$

y_i = ACIの値 (目的変数)

x_i = サンプル*i*の変数ベクトル (説明変数)

β_i = パラメータベクトル (固定効果)

u_i = CM視聴グループ間での変動 (変数効果)

e_{ij} = 残差の変数効果



■ 広告効果量を傾向スコアを用いたセミパラメトリックな差分の差法（DID法）によって広告効果量を測定し、属性の妥当性を確認する。

1 広告効果量の算出

商品×属性の有無ごとに、その商品のCM視聴有無を処置、購買意向変化を結果として、傾向スコアを用いたDID法によりATT（処置群における平均処置効果）を算出し、これを当該商品×当該属性を有する（もしくは有さない）人における広告効果量とする。算出は右のとおりである。

2 広告効果量の差分を確認

手順②で抽出された変数Xが態度非変容層に特徴的な変数ならば、以下の関係性が成り立つはずである。
（Xに属さないサンプル群における広告効果量） > （Xに属するサンプル群における広告効果量）
 （例：男性サンプル群における広告効果量 > 女性サンプル群における広告効果量）
 分析対象商品の中でどのくらいの割合でこの関係性が成り立っているかを検証する。

3 例外的なCMについて考察

上の検討で関係性が逆転していた商品・CMは、「態度非変容層に効果があったCM」と解釈できる。そのため、関係性が逆転したCM・商品に関して考察し、態度非変容層への広告出稿提案へとつなげる。

DID法によるATTの算出

$$ATT = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{PI}{P(z=1)} \frac{z_i - e(x_i)}{1 - e(x_i)}$$

N個のサンプルのうち1~Jまでのサンプルに処置があった場合、以下のように変数を定義する

$$z_i = \begin{cases} 1 & z = j \ (j = 1, \dots, J) \\ 0 & z \neq j \end{cases} \quad PI: \text{態度変容フラグ}$$

$P(z=1)$: サンプル全体における処置のあったサンプルの比率

x_i = サンプルiの変数ベクトル $e(x_i)$: 傾向スコア

不均衡データであるため、傾向スコアの算出時にはSMOTEという手法でデータのバランスを調整している。



- CM視聴グループは6つに分かれた。
- ACIは0付近のサンプルが多いものの、高いACIを持つサンプルも一定数存在した。

①CM視聴グループ

分割数の検討

クラス数	4	5	6	7	8
BIC	59378	59352	59236	59372	59480

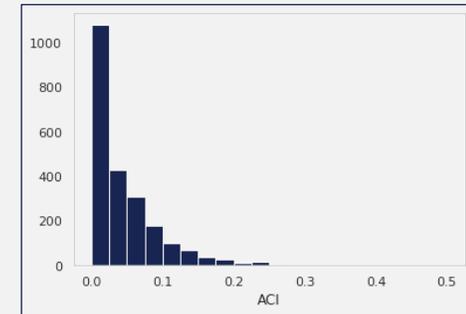
クラス数を**6**とする

潜在クラス分析の結果

クラス	1	2	3	4	5	6
サイズ	3.7%	5.9%	57.3%	4.5%	20.8%	7.9%

②ACIの分布

平均値	0.045
中央値	0.026
最小値	0.0
最大値	0.413



- ✓ 態度変容を起こしていないサンプルはAERが0になる結果、ACIも0になる割合が多くなった。
- ✓ 全体の15%は0より大きい値を示していることから、態度変容のしやすさに個人差があることがわかる。



■ 7つの変数が有意となり、そこから意思決定上有用な「態度非変容層の特徴的な消費者属性」として4つの属性を抽出した。

変数名	β	p-value
NP	-0.017	0.56
QC	-0.073	0.01
DP	0.021	0.44
RG	0.047	0.07
MB	0.010	0.70
SS	0.022	0.39
EC	-0.041	0.09
NC	-0.012	0.66
PROMOTION	0.072	0.01
PREVENTION	0.067	0.01
y20	-0.010	0.72
y30	-0.013	0.65
y50	-0.077	0.01
MARRIAGE	0.041	0.13
INCOME	0.008	0.74
HS	-0.003	0.91
HN	0.047	0.05
HM	-0.006	0.81
HV	0.054	0.04
HA	-0.038	0.13
HC	0.019	0.44
HD	0.017	0.51
HGB	0.022	0.41
HG	0.015	0.55
HT	0.033	0.21
HR	0.034	0.18
HO	-0.026	0.26
HNO	0.008	0.77
WOMAN	0.059	0.03
SENS	0.131	0.00

Conditional R2 : 0.82



係数が正の変数

- ✓ 各制御焦点・趣味（乗り物）・性別・消費先進性が有意となった。
- ✓ つまり以下の属性を持つ消費者は態度変容しにくいと示唆される。
 - ・ 「動機付けの強い原則を持たない人」
 - ・ 「乗り物を趣味としていない人」
 - ・ 「男性」
 - ・ 「消費先進度が低い人」（←最も影響あり）



係数が負の変数

- ✓ 品質検討・50代が有意となった。
- ✓ つまり以下の属性を持つ消費者は態度変容しにくいと示唆される。
 - ・ 「商品購入の際には他製品との比較検討をよく行う人」
 - ・ 「50代の人」

実務上の意思決定の場面を考慮すれば、以下の消費者属性を製品のペルソナに想定する場合、CMを見ても態度変容が起きにくいことがわかる。

- ・ 男性の人
- ・ 消費先進度の低い人
- ・ 他製品との比較検討をする人
- ・ 50代の人



■ 前頁で有意となった7つの属性の全てにおいて、高い割合で妥当な広告効果量の大小関係を確認できた。

アンケート実施期間内に広告出稿があり、2期間で購買意向のデータを取れた53商品すべてを対象に、DID法を実施した。前頁の回帰係数の符号から、望ましい大小関係は属性ごとで異なる。結果は以下である。

※括弧内は回帰係数の符号を表す。



有意となった全ての属性において、高い割合で妥当な関係性になっていることが確認された。

検証② 態度非変容層に対する広告出稿の提案の検討



■ 態度非変容層のほうが広告効果量が大きくなった商品に関して、属性別に傾向がみられた。

以下は大小関係が逆転した（広告効果量が小さくならなかった）CMである。
特に差分が大きかったCM（広告効果の差が0.01以上）に着目し、特徴的な部分をハイライトした。



男性

商品名	効果量の差
ワダ X-BITTER	0.033
ノート	0.031
eKクロス	0.026
NBOX	0.024
リーフ	0.019
アリナミンEXプラス	0.016
ハーゲンダッツミニカップ ストロベリー	0.016
インプレッサ	0.015
ツール	0.014
ポリテント	0.012
フィット	0.011
ラブライブ!	0.008
ケイトシークレットスキンメイカーゼロ	0.005
ヴェゼル	0.004
auPAY	0.002
ポルボ60シリーズ	0.002
メルカリ	0.001
ハスター	0.001

✓ 車関連のCMが上位に多い。



低消費先進性

商品名	効果量の差
ハーゲンダッツミニカップ ストロベリー	0.038
三ツ矢サイダー	0.021
ワダ X-BITTER	0.020
金麦	0.015
ANASUPERVALUE	0.015
リーフ	0.013
スカパー!	0.012
ポルボ60シリーズ	0.009
ヴェゼル	0.004
アリー	0.004
インプレッサ	0.003

✓ 食品・飲料関連のCMが上位を占める。



品質比較検討

商品名	効果量の差
進研ゼミ	0.038
アリナミンEXプラス	0.030
一番搾り	0.021
d払い	0.018
こどもちゃれんじ	0.017
SoftBank学割	0.016
家庭教師のトライ	0.014
クラリチンEX	0.012
ポリテント	0.011
auPAY	0.010
インプレッサ	0.008
ワイモバ学割	0.004
金麦	0.004
ポルボ60シリーズ	0.004
スーパードライ	0.003
ラクマ	0.003
ムーヴ	0.002
アレグラFX	0.001

✓ サービス関連のCMが上位に多い。



50代

商品名	効果量の差
脳を鍛える大人のNintendoSwitchトレーニング	0.076
三ツ矢サイダー	0.068
ANASUPERVALUE	0.025
ワダ X-BITTER	0.021
アリー	0.021
ハーベールハウス	0.017
金麦	0.012
ポリテント	0.011
ポルボ60シリーズ	0.010
ハーゲンダッツミニカップ ストロベリー	0.010
eKクロス	0.008
メルカリ	0.008
アネッサ	0.006
d払い	0.004
ラブライブ!	0.003
ヴェゼル	0.002

開き

✓ 演者が同年代、または演者に50代ファンが多いCMがTop2。



男性・低消費先進性・品質比較検討

- ・ 属性と製品カテゴリーの組み合わせによっては一定量の効果が期待されるものもある。今回の検証では、男性は車、低消費先進性の方は食品飲料製品、品質比較検討の方はサービスに関するCMについては高い効果量を確認できた。そのため、当該属性を消費者が有していても上記組み合わせに該当する場合、CM出稿をすることが考えられる。
- ・ その一方で、各CMを確認したところ、クリエイティブによる共通項は特に見られなかった。そのため上記の属性と製品カテゴリーに当てはまらない場合は、①「平均的に想定される効果よりも低く見積もって広告を出稿する」、②「他メディアへの出稿を考える」、の2種類の選択肢が妥当であると考えられる。
- ・ なお、他メディアへの出稿については、他メディアの利用による効果量を提供データからでは測定できないため、本研究の範囲外となる。

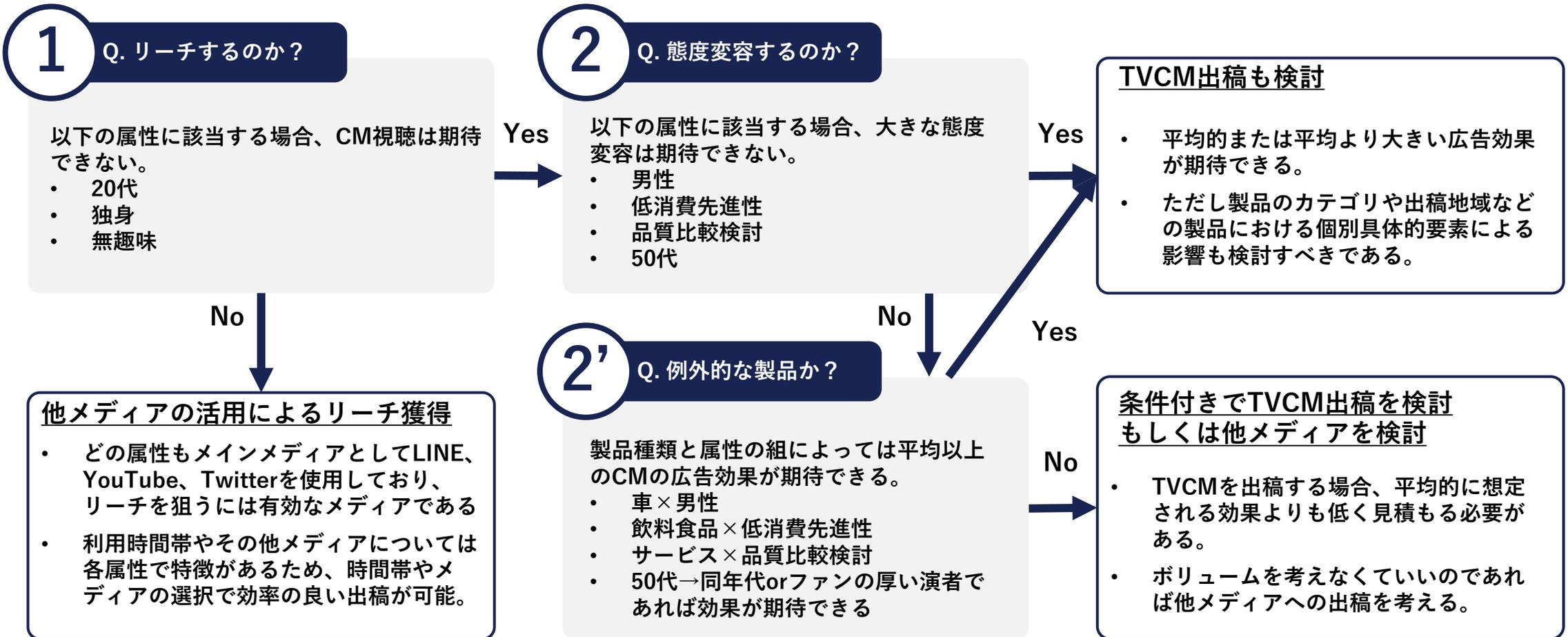


50代

- ・ 上記3つの属性とは異なり、広告効果が大きく見られたCM群に関して特徴的なカテゴリーは見られなかった。
- ・ しかし効果量が大きく出た2つのCMに関して、任天堂のCMの演者は吉田鋼太郎(61歳)であり、三ツ矢サイダーの演者は嵐である。吉田鋼太郎は50代の消費者から見ればほぼ同年代であり、嵐のファンの4割近くは50歳以上である。そのため「演者が同年代」or「消費者が演者のファン」の場合、効果が出ると推察される。
- ・ すなわち、50代の消費者については、平均的には他の年代よりも態度変容は小さく出てしまうものの、クリエイティブの要素を工夫することで態度変容の大きさを変化させることができると考えられる。

実務面での活用方法

■ 本研究の結果から、以下のフローチャートに沿うことで広告出稿に関して効果的な意思決定を行うことができる。



① 態度非変容層における提言の精緻化

本研究では「TV無視聴層」および「態度非変容層」に特徴的な消費者属性を明らかにし、前者に関しては広告のリーチを主眼に置いて効果的な他メディアとその出稿時間帯について提示できた。しかし本研究ではデータが得られなかったがゆえに、特に「態度非変容層」における出稿提言について定量的な分析の余地が残されている。各属性において有効なCMのクリエイティブ要素の選定や、得られる広告効果量の面で最適なメディアの選定を外部データから検討することが考えられる。

② 費用対効果を加味したメディアの選択

デジタルはピンポイントでターゲットにアプローチできるが、アプローチできる消費者の量でいえばTVCMのほうがはるかに多い。そのため、たとえテレビを見ている割合が少なくとも、目標とする消費者の量によってはTVCMよりデジタル広告のほうが費用対効果が悪くなる場合がある。本研究からはTV以外のメディアを検討すべき属性が抽出されたため、今後は他メディアの閲覧と出稿のデータを収集することで、他メディアへのシフトした際の効果と費用のそれぞれの差分を算出でき、TVCMでは購買意向が促進されない消費者に対する最適なメディア戦略を検討できると考えられる。