

# 視聴覚的なテンポを考慮した テレビCMの広告効果分析

---

早稲田大学社会科学部 応用計量経済学研究ゼミ 上村春佳

## テーマ

TVCMにおいて使用される楽曲やナレーションのテンポがCMを視聴した消費者にどのような影響を与えるか。また、その影響は消費者の属性によってどのように変化するか。

## 分析結果

視聴覚的なテンポを含むCMの特徴データと広告効果の関係を調べるため、正準相関分析を行った。サンプル全体の広告効果と視聴覚的テンポの関連は弱かったが、サンプル属性ごとの広告効果を用いて分析すると、**広告効果と関連のあるテンポ特徴は個人属性によって変化する**ことがわかった。具体的には、**年齢が高いほどスピードの遅い楽曲を使用したCMの方が高い広告効果をもつ**傾向にあるという結果が得られた。

消費者の属性によって広告効果のあるCM特徴が変化するため、CM制作においてはターゲット層を定め、その属性に対して特に効果のあるCM特徴を認識する必要がある。

## 1. はじめに

- 背景
- 目的
- 使用データ
- 分析の流れ

## 2. 基礎分析①

- 基礎集計
- 広告効果の推定

## 3. 基礎分析②

- CM特徴のデータ
- 使用楽曲のテンポ
- ナレーションのテンポ

## 4. 本分析

- 広告効果の分析
- 本分析①
- 本分析②

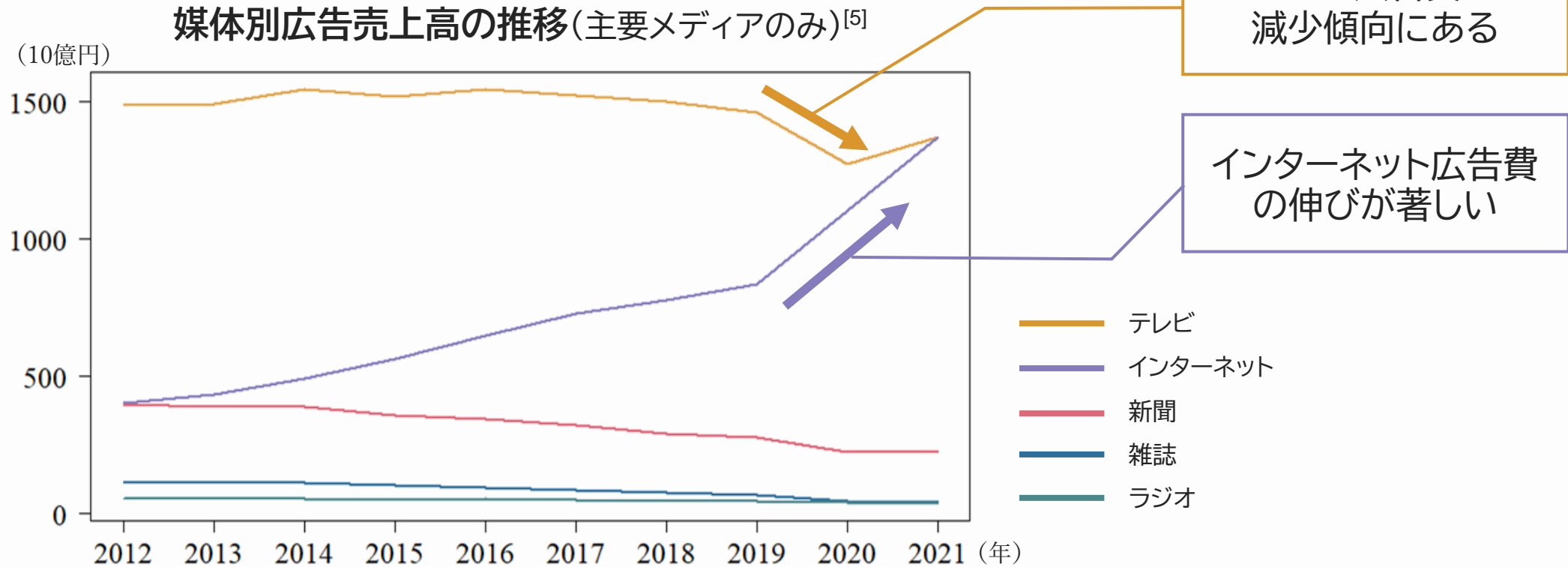
## 5. おわりに

- 示唆
- 本研究の課題

## 付録

- 参考文献

## 広告業界の現状



- テレビ広告が消費者に与える影響は大きいものの、媒体別広告費を見るとインターネット広告費がテレビ広告費を上回り、テレビ広告の市場規模は**縮小傾向**にあるといえる。
- 少ない機会により広告効果の大きいテレビCMの制作が求められる状況にある。

## ■ エモーショナルマーケティング<sup>\*1</sup>の有用性

- エモーショナルマーケティングに基づいたテレビCMを採用することが望まれる<sup>[3]</sup>。
- 広告活動においては**視覚的刺激**と**聴覚的刺激**が重要な要因となる。
- 消費者が受け取る感覚刺激が購買行動にもたらす影響を理解することが求められる。

## ■ 聴者の属性による音声認知の違い

- **発話速度の変化**や**聴者の属性**により、音声もたらす印象が変化することがわかっている<sup>[7]</sup>。
- 消費者が受け取る感覚刺激が広告効果に与える影響は、個人の属性に依存すると考えられる。
- さらに、視覚的なテンポも含めた**統合的な感覚刺激**が消費者に与える影響について考えることができる。

<sup>\*1</sup> 消費者の感情に訴えるマーケティング手法であり、直接ウオンツ(欲求)を喚起することができるとされる。

## 視聴覚的なテンポを考慮した 広告効果分析

視覚的テンポ: カットの切り替わる回数  
聴覚的テンポ: 使用楽曲のテンポ、発話速度

これらの特徴量が広告効果に  
影響するのではないか？

## 視聴者の属性によって異なる 広告効果を想定

サンプルを性別と年齢層によって8ブロックに  
分割し<sup>\*1</sup>、各ブロックごとに広告効果を推定

ブロックによって広告効果のあるCM特徴が  
異なるのではないか？

ターゲット層に適した感覚刺激を与える  
CMの制作につなげる

\*1 簡単のため、(男性, 女性), (~29歳, 30歳~39歳, 40歳~49歳, 50歳~)の組合せで8つのブロックに分割した。

## マーケティング分析コンテスト提供データ

### ■ アンケートデータ

2,500サンプルのシングルソースデータ

個人属性、チャンネル利用、商品別の購入実態・購入意向<sup>\*1</sup>、テレビ番組別視聴状況<sup>\*2</sup>などを含む。

### ■ テレビCM出稿データ

テレビ番組別の出稿されたCMのデータ

## テレビCMの動画データ

- テレビCM出稿データの放送日・商品名から動画を特定し、公式サイトや公式YouTubeチャンネルから動画ファイルをダウンロードした。
- 分析対象の84商品<sup>\*3</sup>のうち、15秒CMは46本、30秒CMは31本収集できた<sup>\*4</sup>。

\*1 調査は2回行われた。

\*2 2022年1月22日から4月2日の間のデータ。

\*3 後述の基礎分析②における分析対象商品の数。分析対象については9ページで解説する。

\*4 1つの商品に対し、同じ秒数のCMが複数ある場合は、代表的なCMを1つ選んだ。

## 基礎集計

アンケートデータで購入実態・購入意向の調査があった商品に対し、調査実施期間における各サンプルのCM合計視聴時間を集計

## 基礎分析① 広告効果の推定

各商品に対し、CMの視聴によって購入実態・購入意向がどのように変化するか推定

## 基礎分析② CMの特徴量の抽出

各商品のCMに対し、使用楽曲やナレーションのテンポを含むCM特徴量を抽出

## 本分析

基礎分析で作成したデータを用いて、CM特徴量が広告効果に与える影響を推定



## サンプルごとの合計CM視聴時間

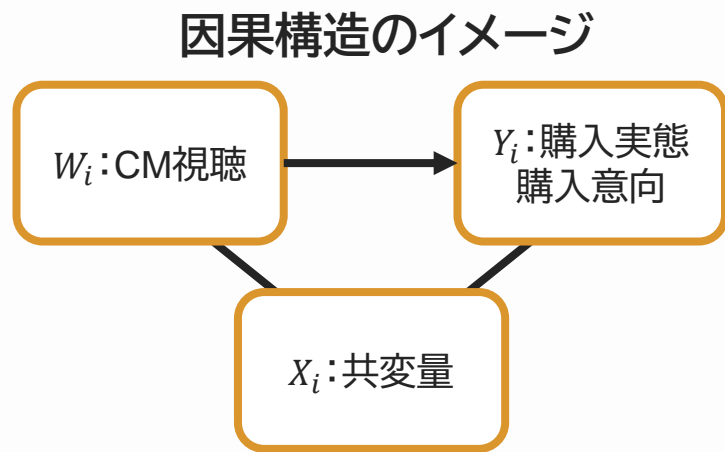
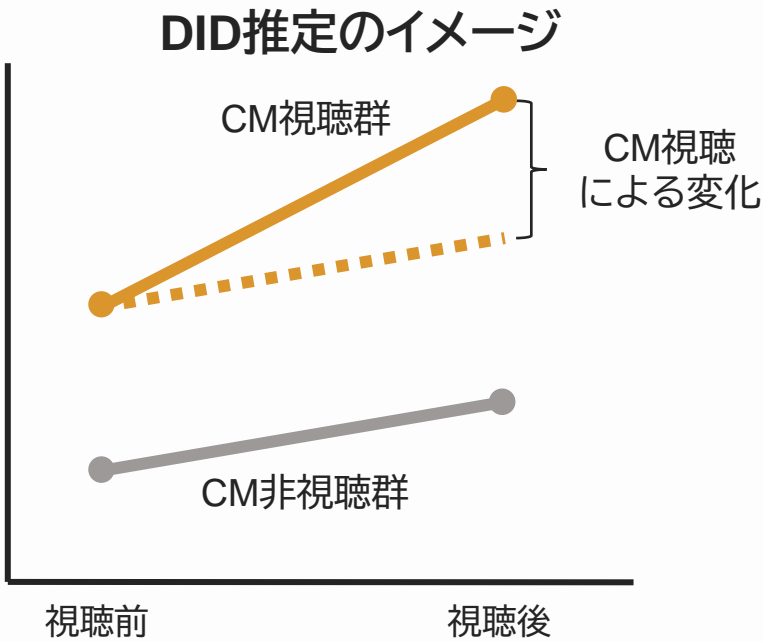
- アンケートデータで購入実態・購入意向の調査があった商品のうち、1回目と2回目の調査日の間でCM出稿のあった商品を調べる\*1。
- テレビCM出稿データから、各商品のCMが出稿された番組を特定する。その番組を視聴したサンプルは番組に出稿されたCMを視聴したとみなし、アンケートデータのテレビ番組視聴状況から各サンプルの合計CM視聴時間を求める。

## 対象商品

- CM視聴による効果の予測精度を保つため、CMを視聴したサンプルが極端に少ない(10%未満)または多い(90%超)CMは分析対象から除く。
- 各CMに対し、サンプルを性別・年齢層によって分割した8つのブロックの全てにおいて、合計CM視聴時間が150秒以上\*2であったサンプルの数が、ブロックに含まれるサンプルの人数の10%未満または90%超であったCMを除くと、98商品のうち60商品が残った。

\*1 該当する商品は98商品であった。

\*2 テレビ番組視聴が必ずしもCMの視聴を意味するとは断定できないため、合計CM視聴時間が0秒超で区切ることは望ましくないと考えた。ただし、(a)150秒で区切るパターンと、(b)0秒で区切るパターンで本分析の結果を比較するため、同様に、各ブロックで合計視聴時間0秒超であったサンプルが10%未満または90%超であったCMを除くと、57商品が残った。このレポートではパターン(a)をベースに話を進めるが、実際はパターン(a)とパターン(b)いずれかで残った合計84商品について分析を行っている。



## 広告効果の定義

CMの視聴が購入実態・購入意向に与える因果効果を推定する。次に述べる手法で得られた推定値が、

正のCMを**広告効果あり**

負のCMを**広告効果なし** とみなす。

## 差分の差(DID)推定<sup>[8]</sup>

CMを視聴したサンプルと視聴していないサンプルの2グループにおける、視聴前後の購入実態・購入意向のデータを利用する。視聴群と非視聴群のそれぞれで視聴前後の差分をとり、さらにその差を取るため、**差分の差推定(Difference-In-Differences)**とよばれる。

本研究では、共変量を加味した傾向スコアを用いることによりDID推定よりも要求される仮定<sup>\*1</sup>を緩くした、**セミパラメトリックなDID推定**を用いる。

\*1 DID推定では、①平行トレンドの仮定と②共通ショックの仮定が要求される。①仮にCM非視聴群がCMを視聴していたとしたら、非視聴群の購入実態・購入意向の変化は視聴群の変化と同じ(平行)だったとする仮定。②CM視聴前後で、CM視聴以外に購入実態・購入意向に影響を与えるイベントがあった場合、視聴群と非視聴群で同じだけの影響があったとする仮定。

## セミパラメトリックなDID推定の算式

$$\widehat{DID} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{Y_i}{P_W} \frac{W_i - e(X_i)}{1 - e(X_i)}$$

$N$  サンプルサイズ

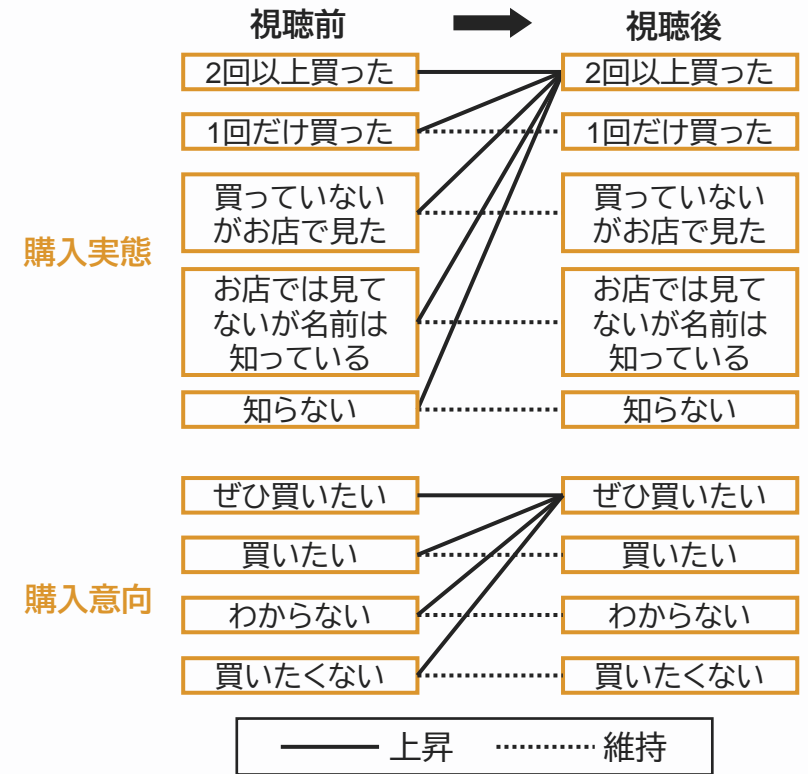
$Y_i$  個人の購入実態・購入意向の変化\*1  
1:上昇、0:維持、-1:低下

$W_i$  CM視聴有無  
1:合計CM視聴時間が150秒以上、0:150秒未満

$e(X_i)$  傾向スコア\*2  
共変量 $X_i$ が所与のもとで、各サンプルがCMを視聴する条件付き確率の推定量

$P_W$  サンプル内のCM視聴割合

\*1  $Y_i$ の定義について



\*2 ロジスティック回帰により推定した。共変量には、性別、年齢層、未既婚、子供有無、消費価値観、チャネル利用頻度を用いた[6]。

## 広告効果の推定結果

- 分析対象の60商品<sup>\*1</sup>に対し、全サンプルを用いた場合と8ブロックに分割した場合のそれぞれで、 $Y_i$ を購入実態とした広告効果と、 $Y_i$ を購入意向とした広告効果を推定した<sup>\*2</sup>。

## 広告効果のあった商品の割合

- 全サンプルを用いた場合

$Y_i$ を購入実態とした広告効果

**31商品で効果あり**

(60商品のうち52%)

$Y_i$ を購入意向とした広告効果

**41商品で効果あり**

(60商品のうち68%)

- 8ブロックに分割した場合

60商品のうち広告効果ありの商品の数

	購入実態		購入意向	
	男性	女性	男性	女性
20代	35	37	37	39
30代	37	31	40	39
40代	39	32	39	31
50代	29	23	33	29

ブロックによって広告効果に違いがみられた。

<sup>\*1</sup> CM視聴群を視聴時間150秒以上で定義した場合の対象商品の数。詳細は9ページ脚注を参照。

<sup>\*2</sup> 傾向スコアの予測精度を保つため、サンプルを分割した場合であっても、全サンプルのデータを用いて推定した傾向スコアを用いた。

## 分析に用いる変数の一覧<sup>\*1</sup>

bgm	BGMの有無	cmpn_m	男性による企業名ナレーション有無
original	オリジナル楽曲の使用有無 <sup>*2</sup>	cmpn_f	女性による企業名ナレーション有無
bpm	BGMのBPM推定値 <sup>*3</sup>	nar_an	外部音声によるナレーション有無
irtime	4/4拍子以外の楽曲の使用有無	nar_cast	出演者によるナレーション有無
vocal	ボーカルのある楽曲の使用有無	nar_m	男性によるナレーション有無
vocal_m	男性ボーカルのある楽曲の使用有無	nar_f	女性によるナレーション有無
vocal_f	女性ボーカルのある楽曲の使用有無	nar_dialg	対話形式のナレーション有無
item_song	商品固有サウンド有無	nar_num	ナレーションの人数
item_nar	商品名ナレーション有無	cast_m	男性のキャスト出演有無
item_m	男性による商品名ナレーション有無	cast_f	女性のキャスト出演有無
item_f	女性による商品名ナレーション有無	cut_num	カットの数
cmpn_song	企業固有サウンド有無	mora	モーラ数の時系列変化のパターン <sup>*3</sup>
cmpn_nar	企業名ナレーション有無		

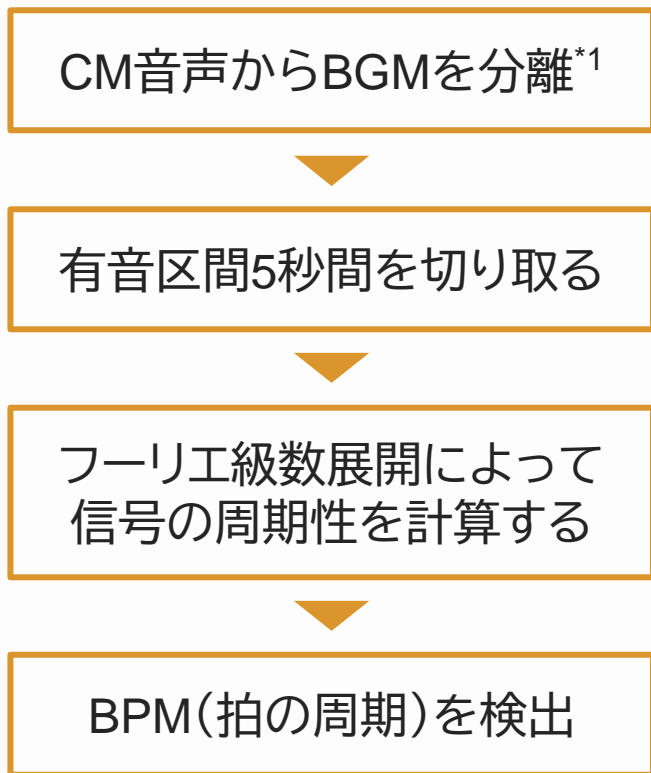
\*1 分析対象の84商品のうち、収集できた15秒CM46本と30秒CM31本について、これらの変数を作成した。

変数の意味が「有無」となっている変数は、1:有、0:無で定義した質的データである。

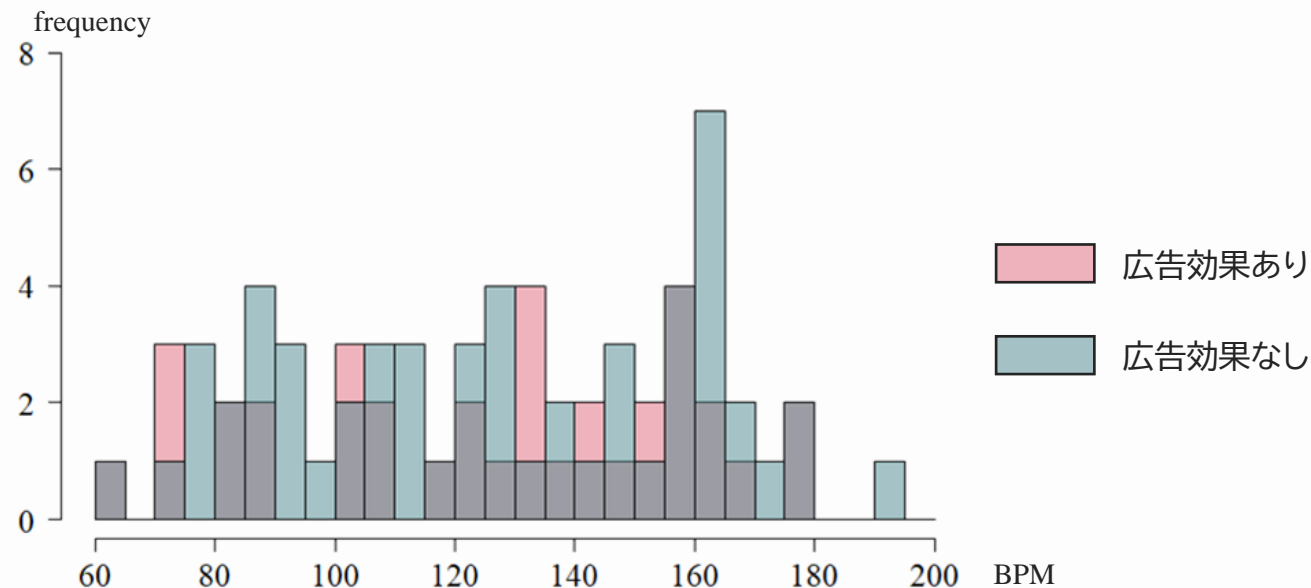
\*2 CM以外で一般に使用されない楽曲が該当する。ただし、Y!mobileのCMで使用された『天才バカボン』のテーマなどの替え歌はオリジナル楽曲に含めない。

\*3 楽曲使用あるいはナレーションのないCMはNA(欠損値)とした。これらの特徴量の具体的な抽出方法は次ページ以降で解説する。

## テンポの推定方法



- 使用楽曲のテンポを定量化するため、BPMを推定した\*2。
- 推定されたBPMのヒストグラム\*3



全サンプルのデータで推定した場合の広告効果とBPMの関連性は低いと考えられる。

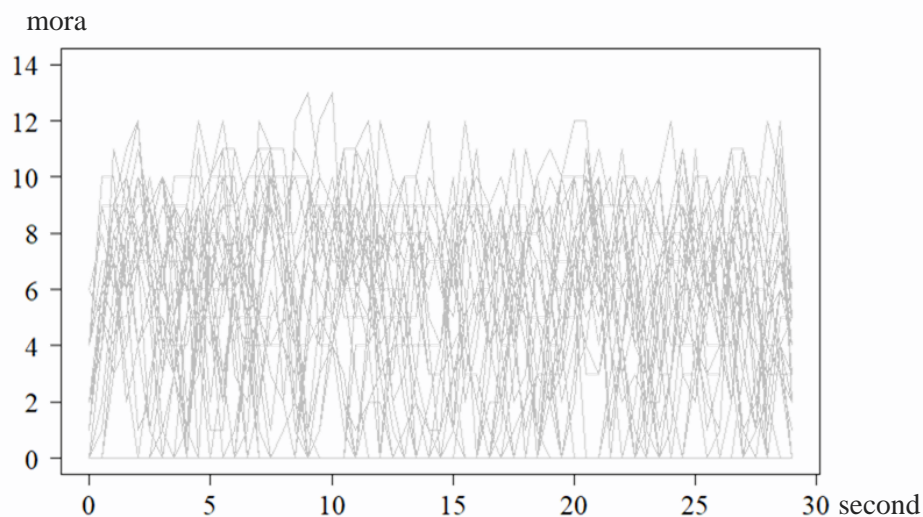
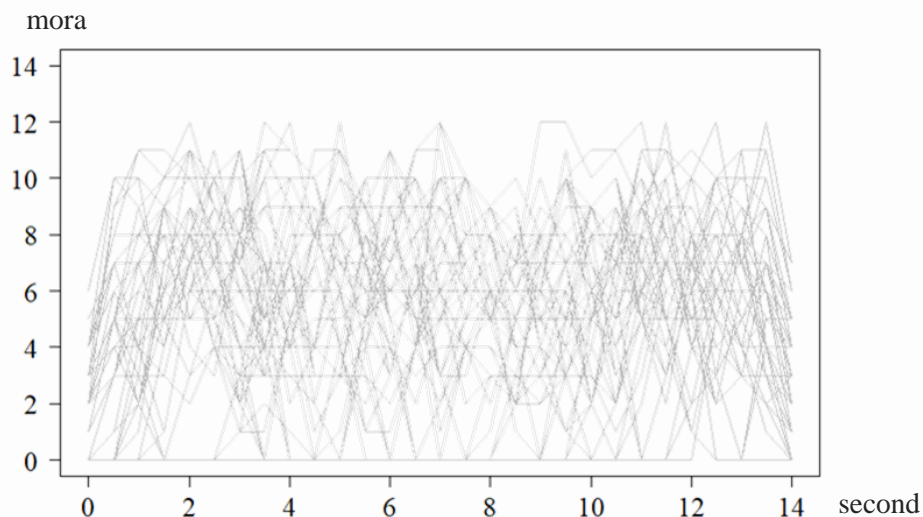
\*1 deezer社によるオープンソースの音源分離エンジン“spleeter”を利用して、CMの音声ファイルをボーカルとそれ以外に分離した。

\*2 BPMはBeat Per Minuteの略。楽曲のテンポを表す指標の一つで、1分間の拍の数を表す。BPMが大きいほどテンポが速いことを意味する。本研究では、1分間に入る四分音符の数をBPMとした。ただし、3/4拍子や6/8拍子の楽曲については、4/4拍子の楽曲におけるテンポ感と合わせるため、BPMの推定値を2/3倍した値を用いた。

\*3 全サンプルのデータで推定された、Yを購入実態とした場合の広告効果の有無でBPMの分布を比較している。

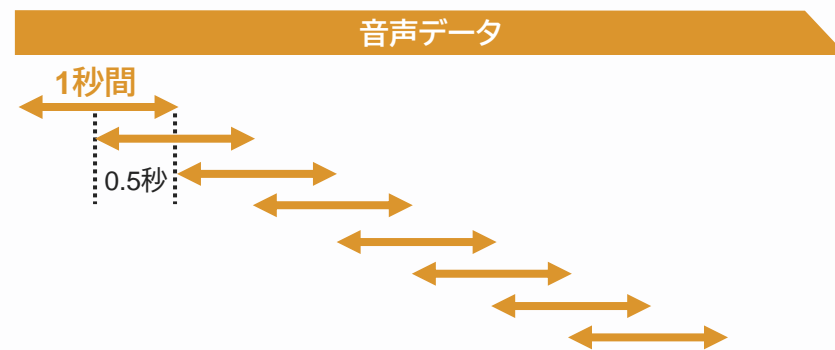


作成したモーラ数の時系列データ  
(上:15秒CM 下:30秒CM)



## モーラ数<sup>\*1</sup>の時系列データ

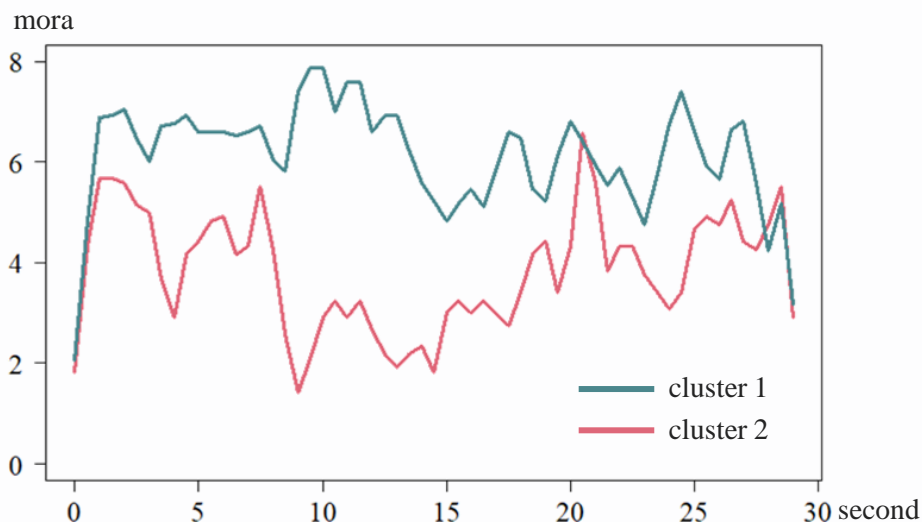
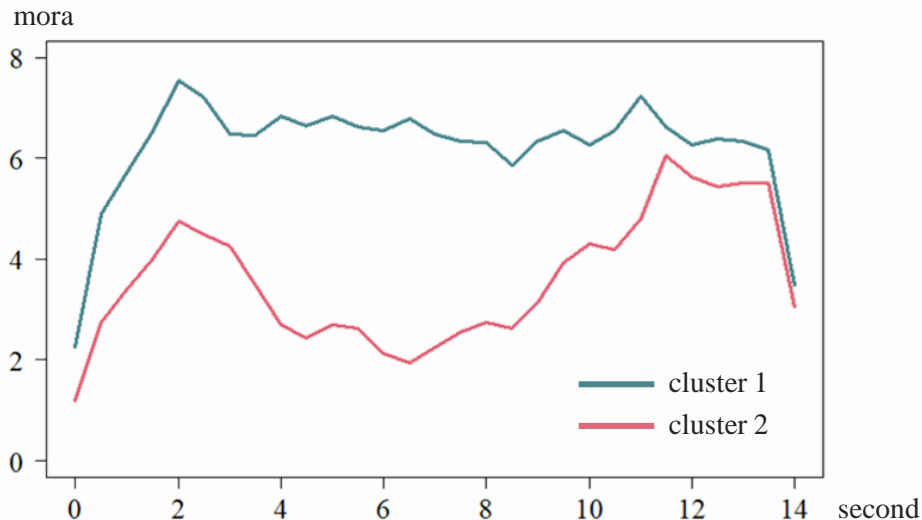
- ナレーションの発話速度の変化を定量化するため、モーラ数の時系列データを作成した。
- CM音声データを、0.5秒オーバーラップさせた1秒間のセグメントに分割し、各セグメント内のモーラを数える。15秒CMでは29サンプル、30秒CMでは59サンプルのデータができる。
- セグメントのイメージ



\*1 モーラ(mora)とは、言葉の長さを測る単位の一つで、発話したときの拍を数える。例えば「チューリップ」は「チュ」「ー」「リ」「ッ」「プ」で5モーラとなる。俳句における5・7・5もモーラを単位として数えている。テンポの時系列変化を考える上では、母音の数を数える音節よりもモーラが適していると考えた[4]。

## モーラ数データのクラスタ重心

(上:15秒CM 下:30秒CM)



## 時系列データのクラスタリング<sup>[2]</sup>

- 時系列データから分析に用いる特徴量を抽出する。
- 使用手法 **x-means**  
k-means<sup>\*1</sup>の拡張で、k-meansの繰り返しとBICにより最適なクラスタ数を求めるアルゴリズム。
- 結果 15秒CM、30秒CMともにクラスタ数は**2個**  
各クラスタの特徴  
**cluster 1** 発話速度の変化が小さい  
**cluster 2** 発話速度の変化があり、中盤で遅くなる
- 各クラスタに分類されたCMの個数<sup>\*2</sup>

	15秒CM	30秒CM
<b>cluster 1</b>	<b>16</b>	<b>12</b>
<b>cluster 2</b>	<b>29</b>	<b>17</b>

\*1 k-meansとは、非階層クラスタリングの一つで、クラスタの個数を指定すると、各クラスタ内で分散が最小になるようにクラスタの重心を求めるアルゴリズム。

\*2 収集したCMのうち、15秒CMでは1CM、30秒CMでは2CMでナレーションがなかった。



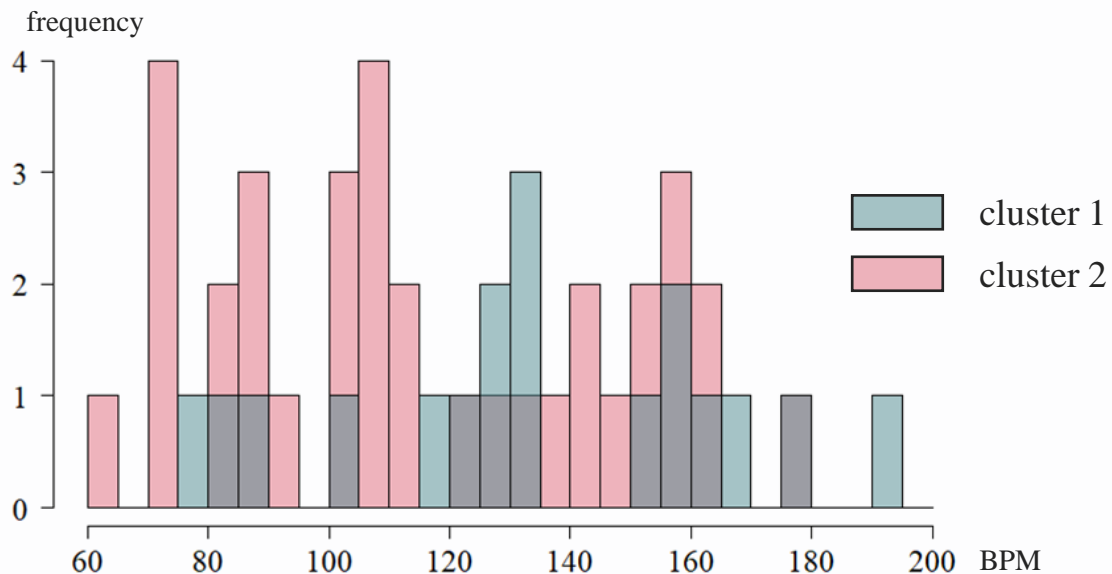
## 時系列データのクラスタリング

- データフレームの作成  
クラスタリングの結果は、発話速度の変化の有無として解釈することができるため、cluster1のCMは0、cluster2のCMは1と定義して特徴データに含めた。
- 発話速度の変化と広告効果\*1の関係

	購入実態		購入意向	
	効果あり	効果なし	効果あり	効果なし
<b>cluster 1</b>	<b>12</b>	<b>7</b>	<b>12</b>	<b>7</b>
<b>cluster 2</b>	<b>25</b>	<b>13</b>	<b>24</b>	<b>14</b>

全サンプルのデータで推定した広告効果と発話速度の変化の関連性は低いと考えられる。

## ■ 発話速度の変化とBPMの関係



中盤で発話速度が遅くなるCMの方がテンポの遅い楽曲を使用している傾向にある。

\*1 全サンプルのデータを用いて推定した広告効果の有無で集計した。

## 本分析の概要

- CM特徴と広告効果の関連を調べるため、基礎分析で得たデータを用いて**正準相関分析**を行う\*<sup>1</sup>。
- 楽曲使用あるいはナレーションのないCMのデータが含まれていると、視聴覚的テンポに関する変数を含めた分析を行うことができない\*<sup>2</sup>ため、本分析は次の2段階に分けて進める。

### 本分析①

全CMのデータを用いて、楽曲使用やナレーションの有無と広告効果の関連を調べる。

#### 本分析①で用いるCM特徴データ

**bgm**\*<sup>3</sup>, original, irtime, vocal, vocal\_m, vocal\_f, item\_song, item\_nar, item\_m, item\_f, cmpn\_song, cmpn\_nar, cmpn\_m, cmpn\_f, nar\_an, nar\_cast, nar\_m, nar\_f, nar\_dialg, nar\_num, cast\_m, cast\_f, cut\_num (計23)

### 本分析②

楽曲使用またはナレーションのないCMのデータを除き、使用楽曲やナレーションのテンポと広告効果の関連を調べる。

#### 本分析②で用いるCM特徴データ

original, **bpm**, irtime, vocal, vocal\_m, vocal\_f, item\_song, item\_nar, item\_m, item\_f, cmpn\_song, cmpn\_nar, cmpn\_m, cmpn\_f, nar\_an, nar\_cast, nar\_m, nar\_f, nar\_dialg, nar\_num, cast\_m, cast\_f, cut\_num, **mora** (計24)

\*1 次ページで解説する。

\*2 CM特徴データの作成の際に、楽曲使用やナレーションのないCMについては、bpmやmoraをNAとしたため。

\*3 bgmは本分析②における分析対象のCM全てで同じ値を取るため、本分析②では含めない。

## 正準相関分析とは<sup>[1]</sup>

- 2つのデータ行列について、どのような関係にあるのか調べるための手法。

CM特徴のデータ行列<sup>\*1</sup>

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1j} & \cdots & x_{1k} \\ \vdots & \ddots & & & \vdots \\ x_{i1} & & x_{ij} & & x_{ik} \\ \vdots & & & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{nj} & \cdots & x_{nk} \end{pmatrix}$$

広告効果のデータ行列<sup>\*2</sup>

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} y_{11} & y_{12} \\ \vdots & \vdots \\ y_{i1} & y_{i2} \\ \vdots & \vdots \\ y_{n1} & y_{n2} \end{pmatrix}$$

Xの標本正準係数

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ \vdots & \vdots \\ a_{j1} & a_{j2} \\ \vdots & \vdots \\ a_{k1} & a_{k2} \end{pmatrix}$$

Yの標本正準係数

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{pmatrix}$$

2つのデータ行列  $\mathbf{X}$ ,  $\mathbf{Y}$  に対し、正準変量  $\mathbf{f} = \mathbf{XA}$ ,  $\mathbf{g} = \mathbf{YB}$  の相関  $\mathbf{r}_{\mathbf{fg}}$  が最大となるように  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}$  を求める<sup>\*3</sup>。

また、相関係数のベクトル  $\mathbf{r}_{\mathbf{fg}}$  を正準相関とよぶ。

\*1 本分析①ではk=23、本分析②ではk=24である。具体的な変数名は前ページを参照。

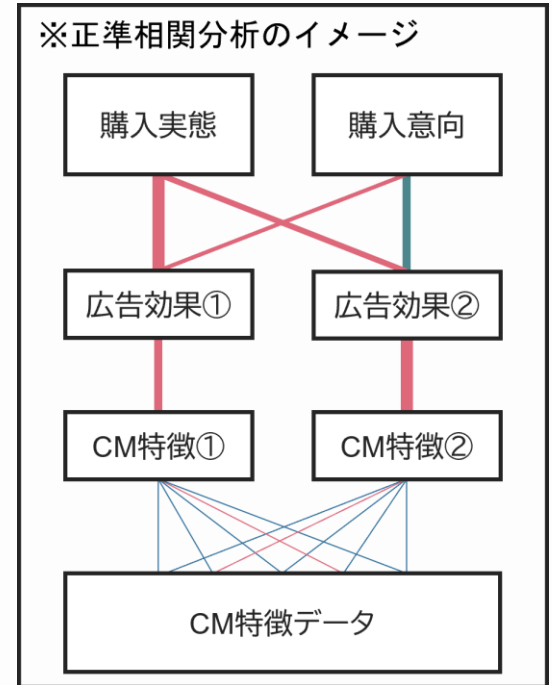
\*2 基礎分析①では購入実態・購入意向の2種類の広告効果を推定したが、正準相関分析では、2種類の広告効果と関連の強いCM特徴を同時に調べることができる。

\*3 正準変量係数で結果を解釈するために、CM特徴のデータ、広告効果のデータともに、平均を0、分散を1に標準化してから分析を行った。

Xの標本正準係数		
	特徴量①	特徴量②
bgm	0.160	-0.050
original	0.059	-0.137
irtime	0.329	-0.134
vocal	0.908	-0.125
vocal_m	-0.173	-0.150
vocal_f	-0.867	-0.550
item_song	0.926	-0.111
item_nar	0.693	-0.260
item_m	-0.434	0.064
item_f	-0.676	0.279
cmpn_song	0.162	0.370
cmpn_nar	-0.612	-0.242
cmpn_m	0.695	-0.072
cmpn_f	0.755	-0.537
nar_an	-0.273	-0.057
nar_cast	-0.684	-0.639
nar_dialg	-0.303	0.793
nar_num	-0.218	-0.105
nar_m	0.670	-0.279
nar_f	1.516	0.218
cast_m	-0.140	0.103
cast_f	-0.480	-0.592
cut_num	-0.074	0.031

Yの標本正準係数		
	広告効果①	広告効果②
購入実態	0.787	0.668
購入意向	0.454	-0.927

正準相関	
相関係数①	相関係数②
0.639	0.842



## サンプル全体の広告効果の分析結果\*1

- CM特徴の行列データXは、特徴量①、特徴量②からなる合成変数にまとめられた。
- 広告効果のデータ行列Yは、広告効果①、広告効果②からなる合成変数にまとめられた。
- Yの標本正準係数より、  
 広告効果①  
**購入実態と購入意向がともに高まるような広告効果**  
 広告効果②  
**購入実態は高まるが購入意向は高まらないような広告効果\*2**  
 と解釈される。
- 正準相関より、相関係数①(広告効果①と特徴量①の相関)、相関係数②(広告効果②と特徴量②の相関)はともに正であった。そのため、特徴量①は購入実態と購入意向をともに高めるCM特徴であり、特徴量②は購入実態は高まるが購入意向は高まらないようなCM特徴であると解釈される。

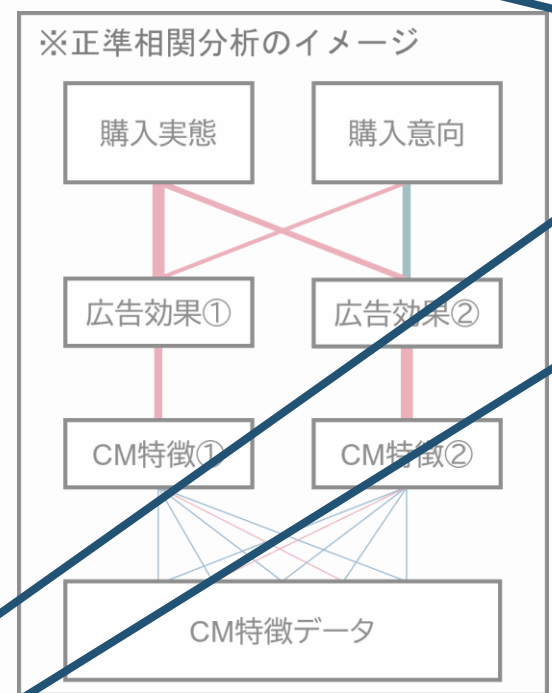
\*1 15秒CM46本と30秒CM31本のデータを全てを用いた。

\*2 購入を迷っている個人に対し、購入を後押しするような広告効果であると解釈することが可能である。

	Xの標本正準係数	
	特徴量①	特徴量②
bgm	0.160	-0.050
original	0.059	-0.137
irtime	0.329	-0.134
vocal	0.908	-0.125
vocal_m	-0.173	-0.150
vocal_f	-0.867	-0.550
item_song	0.926	-0.111
item_nar	0.693	-0.260
item_m	-0.434	0.064
item_f	-0.676	0.279
cmpn_song	0.162	0.370
cmpn_nar	-0.612	-0.242
cmpn_m	0.695	-0.072
cmpn_f	0.755	-0.537
nar_an	-0.273	-0.057
nar_cast	-0.684	-0.639
nar_dialg	-0.303	0.793
nar_num	-0.218	-0.105
nar_m	0.670	-0.279
nar_f	1.516	0.218
cast_m	-0.140	0.103
cast_f	-0.480	-0.592
cut_num	-0.074	0.031

	Yの標本正準係数	
	広告効果①	広告効果②
購入実態	0.787	0.668
購入意向	0.454	-0.927

正準相関	
相関係数①	相関係数②
0.639	0.842



## サンプル全体の広告効果の分析結果

Xの標本正準係数から、サンプル全体への広告効果とCM特徴の関係について、以下のような解釈ができる。

- **BGM**の使用は、購入実態、購入意向をともに高める。
- **ボーカルのある楽曲**の使用は、購入実態、購入意向をともに高める。
- **女性によるナレーション**は購入実態、購入意向をともに高める。
- **女性キャストの出演のあるCM**は、購入実態を高めない。

サンプルの属性によって、CM特徴と広告効果の関係が異なることが考えられるため、次に、属性別の広告効果データを用いて分析を行う。

## 属性別の広告効果と関連のあるCM特徴

正の相関があったCM特徴		男性				女性			
		20代	30代	40代	50代	20代	30代	40代	50代
購入実態	使用楽曲	vocal_m	vocal	vocal	item_song	vocal_m	vocal	vocal_m	vocal_m
	ナレーション	item_f	cmpn_nar	nar_cast	cmpn_f	cmpn_f	item_f	nar_num	cmpn_m
	視覚情報	cast_f	cut_num	cast_f	cut_num	cast_m	cast_m	cast_f	cut_num
購入意向	使用楽曲	vocal	vocal	vocal_m	vocal_f	vocal	vocal	vocal	vocal
	ナレーション	item_nar	item_nar	nar_f	cmpn_nar	cmpn_m	item_f	item_song	item_m
	視覚情報	cast_f	cast_m	cut_num	cut_num	cast_m	cast_f	-	cast_f
負の相関があったCM特徴		男性				女性			
		20代	30代	40代	50代	20代	30代	40代	50代
購入実態	使用楽曲	irtime	vocal_m	irtime	bgm	vocal	original	vocal	vocal_m
	ナレーション	cmpn_nar	cmpn_m	item_song	nar_num	cmpn_nar	cmpn_m	nar_an	cmpn_nar
	視覚情報	cast_m	cast_m	cast_m	cast_m	cast_f	cast_f	cast_m	cast_m
購入意向	使用楽曲	vocal_f	-	vocal	irtime	vocal_f	vocal_m	vocal_f	vocal_m
	ナレーション	nar_dialg	nar_num	item_f	item_song	cmpn_name	item_song	item_m	item_nar
	視覚情報	cast_m	cut_num	cast_m	cast_m	cut_num	cast_m	cast_m	cut_num



## 属性別の広告効果と関連のあるCM特徴(続き)

性別・年齢層別の広告効果のデータ行列のそれぞれに対し、CM特徴のデータ行列との正準相関分析を行い、同様の解釈を行った。

前ページの表では、23個のCM特徴を、使用楽曲に関するもの、ナレーションに関するもの、視覚情報に関するものに分類し<sup>\*1</sup>、各CM特徴の分類ごとに、2種類の広告効果それぞれと関連が強い特徴を報告している。結果から、以下の示唆が得られた。

- **ブロックによって、広告効果との関連が強いCM特徴が異なる。**
- 購入意向を高めるが購入実態を高めないようなCM特徴がある<sup>\*2</sup>。
- ブロック別にみても、**ボーカルのある曲**を使用するCMは広告効果が高かった。
- 広告効果の高いボーカルの性別はブロックによって異なる。
- 男性キャストの出演のあるCMは女性の購入実態を高め、  
また、女性キャストの出演のあるCMは男性の購入実態を高める傾向にある。

\*1 各分類に含まれるCM特徴は次の通り。使用楽曲: bgm, original, irtime, vocal, vocal\_m, vocal\_f、ナレーション: item\_song, item\_nar, item\_m, item\_f, cmpn\_song, cmpn\_nar, cmpn\_m, cmpn\_f, nar\_an, nar\_cast, nar\_m, nar\_f, nar\_dialog, nar\_num、視覚情報: cast\_m, cast\_f, cut\_num

\*2 例えば、cut\_numは30代男性の購入意向とは負の相関関係にあったが、購入実態とは正の相関関係にある。

Xの標本正準係数\*1

	特徴量①	特徴量②
bpm	-0.084	-0.077
original	0.052	-0.090
irtime	0.244	-0.122
vocal	0.712	-0.132
vocal_m	0.050	-0.118
vocal_f	-0.594	-0.554
(省略)		
cast_m	-0.381	0.066
cast_f	-0.304	-0.628
cut_num	-0.051	0.064
mora	0.000	0.071

Yの標本正準係数

	広告効果①	広告効果②
購入実態	0.597	-0.825
購入意向	0.696	0.743

正準相関

	相関係数①	相関係数②
	0.638	0.842

## 広告効果のある視聴覚的テンポ特徴

- 本分析①では、BGMの使用は広告効果を高めること、ナレーションや出演キャストの性別によって広告効果が異なることが示唆された。
- 本分析②では、分析対象をBGMとナレーションがあるCMに絞り、それらのテンポ特徴と広告効果の関係を調べる。
- 左表は、サンプル全体の広告効果データ行列を用いた正準相関分析の標本正準係数である。本分析①と同様の解釈を行うと、**使用楽曲のテンポ、モーラ数の時系列変化パターン、カット数はいずれもサンプル全体の広告効果との関連が弱い**ことが示唆される。
- サンプルの属性によって、視聴覚的テンポと広告効果の関係が異なることが考えられるため、次に、属性別の広告効果データを用いて分析を行う。

\*1 この表では途中の変数は省略されているが、実際は24個のCM特徴に対して標本正準係数が求められている。



## 男性の広告効果と関連のあるテンポ特徴

	20代男性		30代男性		40代男性		50代男性	
	特徴量①	特徴量②	特徴量①	特徴量②	特徴量①	特徴量②	特徴量①	特徴量②
bpm	-0.031	0.355	-0.221	0.050	0.126	0.348	0.627	-0.039
original	-0.010	-0.302	0.042	-0.023	0.389	0.314	-0.040	-0.462
irtime	0.145	-0.740	0.004	0.016	-0.019	0.532	0.786	-0.693
vocal	0.349	-0.586	-0.673	0.856	-1.185	-0.493	0.176	-0.066
vocal_m	0.181	0.681	0.029	-0.875	1.194	0.013	-0.701	0.553
vocal_f	-0.132	0.419	0.107	-0.605	0.412	-0.332	-0.487	0.691
(省略)								
cast_m	-0.522	-0.714	-0.396	-0.276	-0.331	0.692	0.774	-0.872
cast_f	0.392	0.490	-0.153	0.091	0.051	-0.605	-0.542	0.343
cut_num	0.127	0.197	0.112	0.229	0.176	-0.056	-0.212	-0.161
mora	-0.052	0.115	0.108	0.068	0.002	-0.017	-0.012	-0.004
(省略)								
	広告効果①	広告効果②	広告効果①	広告効果②	広告効果①	広告効果②	広告効果①	広告効果②
購入実態	0.803	0.599	-0.794	-0.640	0.892	0.470	-0.988	0.164
購入意向	-0.555	0.834	-0.784	0.653	0.352	-0.945	-0.223	-0.977
(省略)								
	相関係数①	相関係数②	相関係数①	相関係数②	相関係数①	相関係数②	相関係数①	相関係数②
	0.893	0.795	0.883	0.667	0.834	0.733	0.757	0.680

**使用楽曲のテンポ**  
 20代男性と40代男性では、曲のテンポが速い方が広告効果が高いが、50代男性では曲のテンポが遅い方が広告効果が高い。

**モーラ数の時系列変化**  
 20代男性では発話速度の変化がある方が広告効果が高いが、他の年代では広告効果との関連は薄い。

**カット数**  
 全体的に、カット数が多い方が広告効果が高く、特に若い世代でその傾向が強い。

## 女性の広告効果と関連のあるテンポ特徴

	20代女性		30代女性		40代女性		50代女性	
	特徴量①	特徴量②	特徴量①	特徴量②	特徴量①	特徴量②	特徴量①	特徴量②
bpm	-0.162	0.056	-0.193	-0.106	-0.274	0.093	-0.209	-0.460
original	0.131	0.266	0.508	0.342	0.268	0.164	-0.009	0.134
irtime	-0.314	-0.267	0.277	0.093	-0.323	-0.334	-0.465	-0.583
vocal	-0.996	-1.111	0.148	-0.766	-0.394	-1.082	-0.456	-1.286
vocal_m	0.356	0.820	-0.235	0.518	0.204	0.602	0.504	1.325
vocal_f	0.176	0.677	-0.015	0.293	0.385	0.410	-0.021	0.456
(省略)								
cast_m	0.250	-0.277	-0.119	0.518	0.216	-0.234	0.014	-0.839
cast_f	-0.443	0.112	0.564	-0.723	0.208	0.425	-0.453	0.082
cut_num	0.123	0.543	-0.021	-0.119	0.085	0.306	0.074	0.102
mora	0.125	0.543	-0.129	0.045	-0.068	0.254	0.018	0.329
-----								
	広告効果①	広告効果②	広告効果①	広告効果②	広告効果①	広告効果②	広告効果①	広告効果②
購入実態	-0.523	-0.878	0.884	-0.470	-0.607	-0.830	-1.001	-0.022
購入意向	0.968	-0.329	-0.517	-0.858	-0.666	0.784	-0.078	0.999
-----								
	相関係数①	相関係数②	相関係数①	相関係数②	相関係数①	相関係数②	相関係数①	相関係数②
	0.874	0.753	0.815	0.775	0.828	0.658	0.889	0.729

**使用楽曲のテンポ**  
 50代女性では曲のテンポが遅い方が広告効果が高いが、他の年代では広告効果との関連が薄い。

**モーラ数の時系列変化**  
 20代女性では発話速度の変化がない方が広告効果が高いが、50代女性では発話速度の変化がある方が効果が高い。

**カット数**  
 20代女性ではカット数が少ないほど広告効果が高いが、他の年代では広告効果との関連が薄い。

## 視聴覚的なテンポを考慮した 広告効果分析

カットの切り替わる回数、使用楽曲のテンポ、  
発話速度などテンポに関するCM特徴が  
広告効果に影響することが示唆された

## 視聴者の属性によって異なる 広告効果を想定

性別や年齢層などの個人属性によって  
広告効果のあるCM特徴が異なることが  
示唆された

ターゲット層を定め、その属性に対して  
特に効果のあるCM特徴を認識すべき

### ■ サンプルの分割基準

- 簡単のため、サンプルを性別と年齢層で8ブロックに分割したが、ターゲティング広告への実用化を考えた場合、チャンネル利用頻度や消費価値観などによる分割が望ましい。

### ■ モーラ数の時系列変化データの作成

- 分析対象のCMの数が膨大になった場合、音声を区切って人力でモーラ数をカウントする手法は非実用的である。音声認識技術を用いてモーラ数を自動で数えるツールの作成が求められる。

### ■ 視聴覚的特徴のデータの精緻化

- CMの視覚的テンポを定量化した変数としてカット数を含めたが、動画データの色調の時系列変化など、画面の動きをより直接的に定量化する方が望ましい。
- BGMに使用された楽器やコード進行といった聴覚的特徴データを追加することで、より具体的なCM制作につなげることができる。

- [1] 赤穂昭太郎(2013)「正準相関分析入門」『日本神経回路学会誌』20巻、2号、p. 62-72(参照:2022/11/10).
- [2] 石岡恒憲(2000)「クラスター数を自動決定するk-meansアルゴリズムの拡張について」『応用統計学』29巻、3号、p. 141-149.
- [3] 小川遼人・宋賢智・高橋優太郎(2020)『エモーショナルマーケティングによる広告効果の分析』(参照:2022/11/10).
- [4] 窪園晴夫(1998)「モーラと音節の普遍性(<特集>音節とモーラの理論)」『音声研究』2巻、1号、p. 5-15.
- [5] 経済産業省「特定サービス産業動態統計調査」  
<https://www.e-stat.go.jp/stat-search/database?page=1&toukei=00550050>(参照:2022/11/10).
- [6] 永富美里・森達平・中江菜々子(2019)「『音』からみるテレビCMの広告効果の分析」  
<https://www.is.nri.co.jp/contest/2019/download/mac2019saiyushu.pdf>(参照:2022/11/10).
- [7] 橋本和奈実(2017)「音声の発話速度の連続的变化と聴者の性別が印象形成に及ぼす影響」『日本認知心理学会発表論文集』2017巻、日本認知心理学会第15回大会.
- [8] 星野崇宏(2009)『調査観察データの統計科学－因果推論・選択バイアス・データ融合』岩波書店.