



# テレビCMの視聴覚特徴量がもたらす 消費者の態度変容について

---

同志社大学 文化情報学部 統計科学研究室 4年

深田大登

## 目次

## 1. 研究背景

- ・コモディティ化の進展と対策
- ・感覚マーケティングの関連研究

## 3. 基礎分析①

- ・基礎集計
- ・広告効果量の推定
  - ・セミパラメトリックなDID法
  - ・傾向スコアモデリング
- ・広告効果量の推定結果

## 2. 研究方針

- ・研究目的
- ・使用データ
- ・分析方針

## 4. 基礎分析②

- ・動画データの前処理
- ・特徴量抽出

## 5. 本分析

- ・時系列クラスタリング
- ・正準相関分析
- ・視聴覚変数の前処理
- ・分析結果の解釈

## 6. 提言

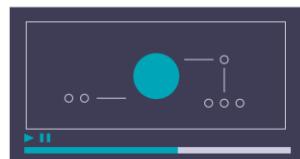
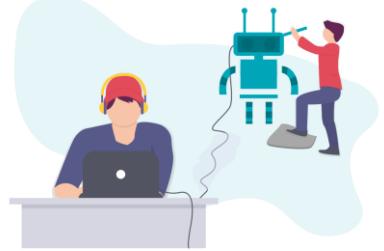
- ・本研究の展望
- ・本研究の課題

## 参考文献

## 研究背景

## コモディティ化の進展とその対策

## 研究方針



1

デジタル化・技術発展に伴い **コモディティ化** が進展している。  
(※**コモディティ化** : 価格競争による、商品の価格低下) [13]  
→ **価格や品質** 以外で商品の差別化が必要

2

**感覚マーケティング** での心理的価値による差別化が有効. [16]  
(※**感覚マーケティング** : 消費者の五感を刺激し、その知覚や行動に影響を与えるマーケティング) [3]

特に広告活動では、消費者が受け取る **感覚刺激** と、それに伴う **広告効果** を理解することが重要 [3]

## 研究背景

## 感覚マーケティングの先行研究と課題

## 研究方針



① Krishnaら(2016) **複数の感覚刺激**の受け取りは考慮されていない。

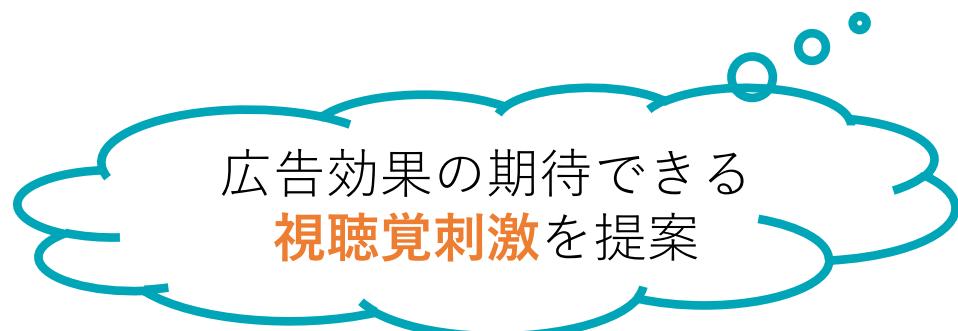
② Taoら(2020) テレビ広告では**視覚刺激**と**聴覚刺激**が広告効果に最も重要な要因である。  
**広告効果間の関係**は考慮していない。  
推定モデルであるため、**解釈性**が低い。  
(→分析結果から広告の**改善点**を捉えにくい。)

# 本研究の目的と期待される成果

## 本研究の目的

広告効果のあるテレビCMが持つ視覚刺激と聴覚刺激の統合的特徴を探る。

## 期待される成果



# 使用データ

## NRI提供データ

### ①アンケートデータ

2500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, 消費価値観,  
商品別の購入実態,  
テレビ番組の視聴有無(2021/1/23~4/3)  
などが分かる

### ②出稿データ

テレビ番組別にどのCMが出稿されたか分かる

## CM動画データ

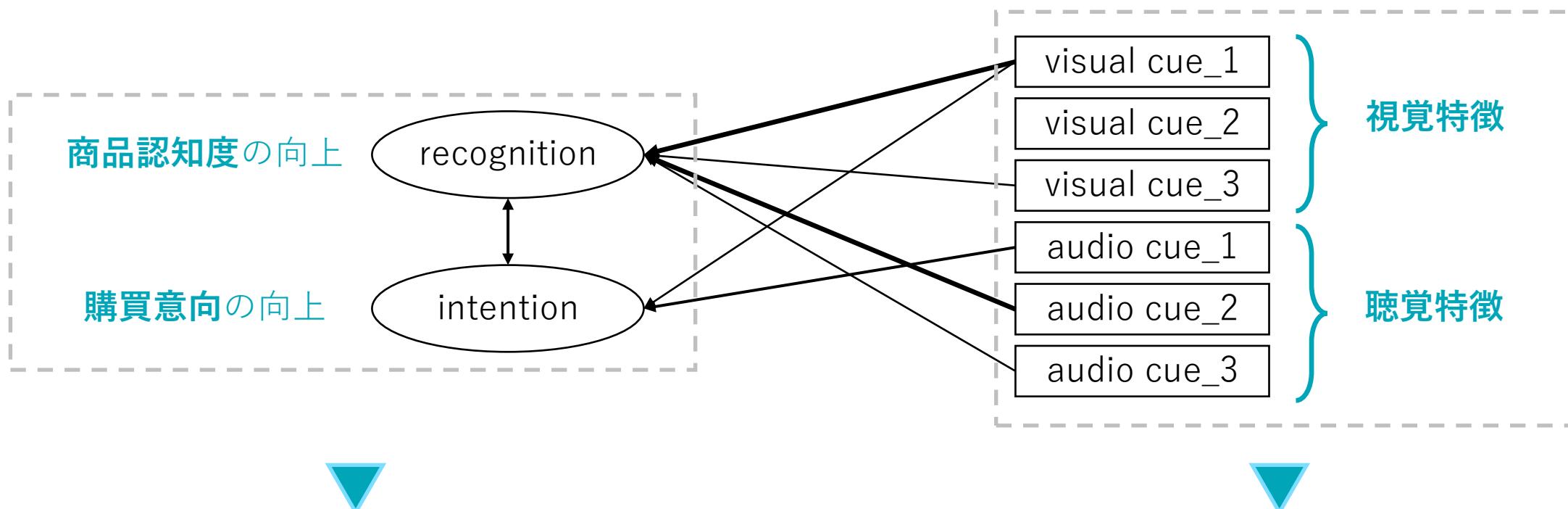
CMの放送時期・商品名・企業名から実際の  
CM動画を特定し, 公式ホームページ・公式  
YouTubeなどから収集.

(※) 分析に使用する動画は,  
アンケートデータの調査期間に出稿されており,  
サンプルの10%(250人)以上が視聴しているものと  
する. (詳細は後述)

## 分析概要

本分析 : CMの広告効果を目的変数, 視聴覚特徴量を説明変数とするモデリング

(アウトプットイメージ)



基礎分析① : 各CMの広告効果量を推定

基礎分析② : CM動画から視聴覚特徴量の抽出

# 調査対象者の各CM視聴有無を集計

Step①

アンケートデータから商品別の調査期間を調べる。



Step②

調査期間に放送されたテレビ番組中に、どのCMが何回出稿されているか調べる。



Step③

調査対象者がそれぞれの商品に関するCMを視聴していたかを調べる。



Step④

視聴のあるCMのうち**15秒**のものを抽出する。 (※CM動画を時系列データとして扱うため)

# 広告効果量の推定

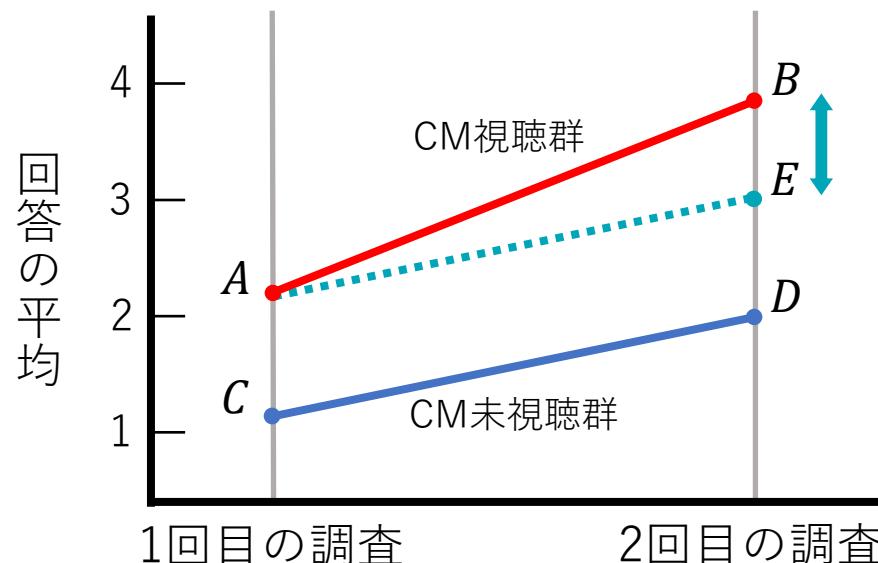
- アンケートデータの購買意向・商品認知の質問を用いて差分の差法にて広告効果を定義する。

質問は一定の調査期間を設けて、同一のサンプルに対し2回行われている。

→調査期間で質問対象商品に関連するCMを視聴したか否かで回答結果がどのように変化したか調べる。

## 差分の差法(以下、DID法と呼ぶ)

… 2群の1回目と2回目の調査の平均の差を比較する手法



$$\text{DID推定量} = (B - D) - (A - C)$$

ただ、2つの仮定が前提になっている。

### ・平均トレンド仮定

CM視聴者がもしCM視聴をしなかったらCM未視聴群の結果と同じになる。

### ・共通ショック仮定

調査期間において対象者は回答について同じ影響を受けている。

## 基礎分析①

## セミパラメトリックなDID法

## 基礎分析②

アンケートデータに存在する調査対象者の属性を共変量として、  
DID法より仮定が緩い、**セミパラメトリックなDID推定量( $\widehat{DID}$ )**[12]を広告効果量とする。

$$\widehat{DID} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{Y_{i1} - Y_{i0}}{P_w} \frac{W_i - e(X_i)}{1 - e(X_i)}$$

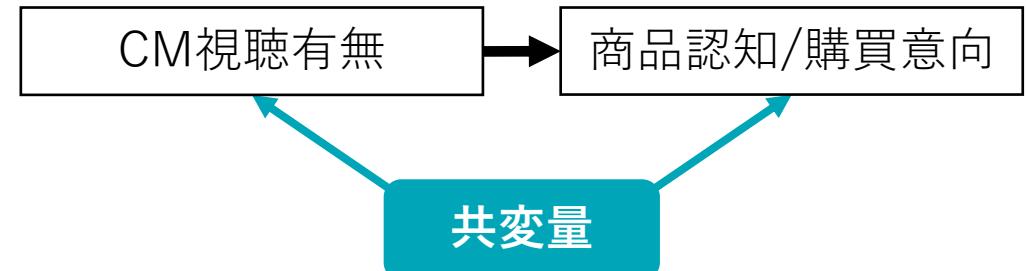
$N$ ：調査対象者数、  $X_i$ ：調査対象者*i*の共変量

$Y_{it}$ ：調査対象者*i*の*t*時点の購入意向(商品認知度)

$P_w = \frac{\sum_{i=1}^N W_i}{N}$ ：視聴割合,  $e(X_i) = Pr(W_i = 1 | X_i)$ ：傾向スコア

$t = \begin{cases} 0 & : 1\text{回目の調査} \\ 1 & : 2\text{回目の調査} \end{cases}$ ,  $W_i = \begin{cases} 0 & : \text{サンプル}i\text{のCM視聴あり} \\ 1 & : \text{サンプル}i\text{のCM視聴なし} \end{cases}$

共変量とは...



傾向スコアとは...

調査対象者が2群のいづれかに所属する確率のこと。

調査対象者の共変量を、所属確率として1つの値にまとめる。

## 基礎分析①

## 傾向スコアモデリング

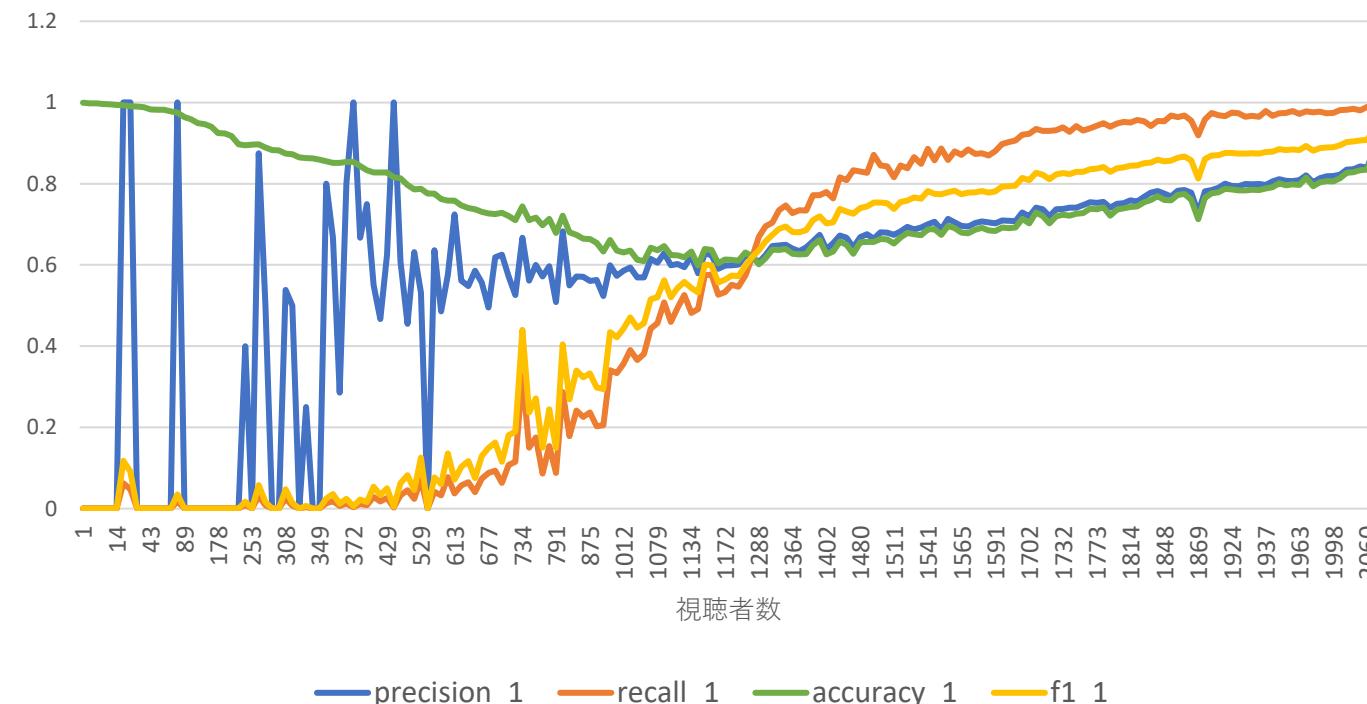
## 基礎分析②

推定手法：ロジスティック回帰分析

目的変数：該当CMを視聴したか(0,1)

説明変数(共変量)：性別，年齢，未既婚，子供の有無，消費価値観，チャネル利用頻度。[11]

傾向スコアモデリングの精度比較（視聴者数別）



## 傾向スコアモデリングでの課題

視聴者が少ないような不均衡データで  
適合率の悪さが目立つ。

→CMによって傾向スコアの信頼度が変わる。

→誤差関数やサンプリングでの工夫が必要。

## 基礎分析①

## 基礎分析②

## 不均衡データのSMOTEによる対処

**SMOTE**：不均衡データのデータ数が少ないカテゴリについて、近傍データを用いたオーバーサンプリング

cm\_code : 1604773の例

不均衡データ) 視聴者 : 272, 非視聴者 : 2118

元データ	0	1
0	1286	832
1	98	174

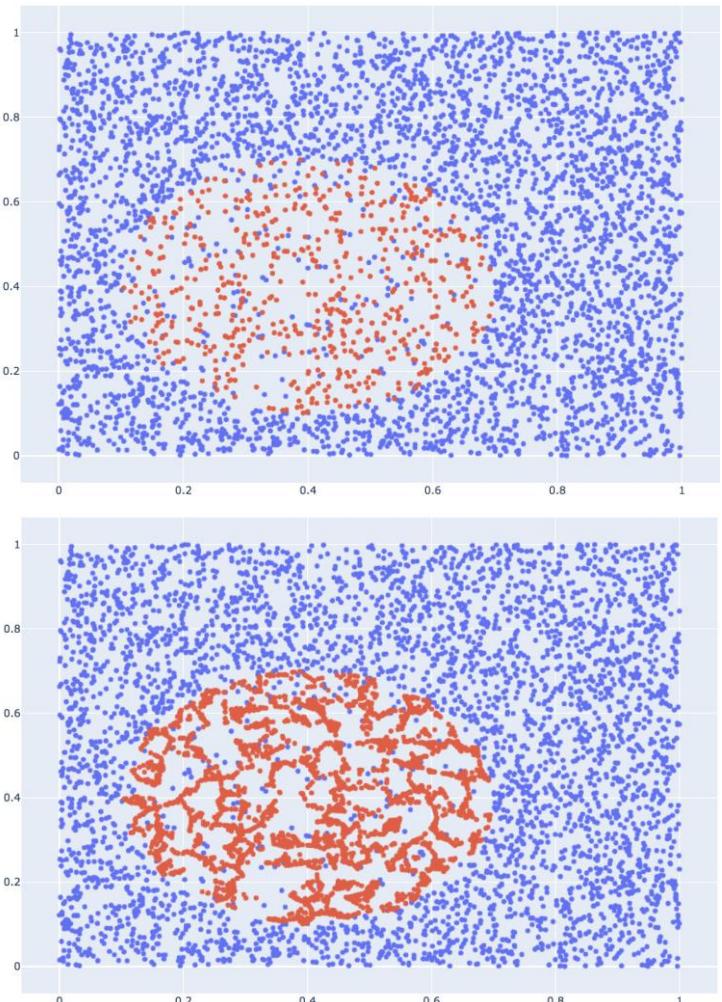
正解率 : 0.61  
適合率 : 0.17  
AUC : 0.67

SMOTE) 視聴者 : 2118, 非視聴者 : 2118

実装後	0	1
0	1499	619
1	648	1470

正解率 : 0.70  
適合率 : 0.70  
AUC : 0.67

## 不均衡データとSMOTE実装のイメージ



## 基礎分析①

## 基礎分析②

## 広告効果量の推定結果

広告効果 : セミパラメトリックなDID推定量  
 対象項目 : 商品認知度, 購買意向  
 傾向スコアの推定 : ロジスティック回帰  
 共変量 : 性別, 年齢, 未既婚, 子供有無, 消費価値観, チャネル利用頻度  
 推定対象 : **視聴者数が全体の10% (250人)以上**のCM  
 不均衡データへの対処 : SMOTEによるオーバーサンプリング

cm_code	watcher	item_name	company	recognition	intention
1592093	988	Amazon	Amazon	-0.16863	-0.13811
1604997	1860	Amazon	Amazon	0.196262	0.191899
1597802	1967	ENEOS	JXTGエネルギー	-0.11939	-0.10488
1601178	1762	au PAY	KDDI	-0.13435	-0.08806
1595547	1912	povo	KDDI	-0.12033	-0.11067
1606142	1952	povo	KDDI	-0.25116	-0.18507
1588651	1814	LIFULL HOME'S	LIFULL HOME'S	-0.168	-0.05345
1581452	1866	LIFULL HOME'S	LIFULL HOME'S	-0.10142	0.001344

CM数 : 168  
 商品数 : 58



■ : 広告効果あり(推定量>0)



(一部抜粋)

# 動画データの収集と前処理



## 動画取得

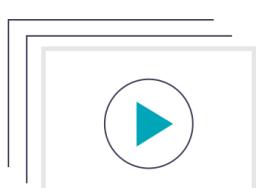
### <CM動画データの処理フロー>



## 前処理

CM出稿データのcm\_code・放送日・商品名から実際の動画を特定し、  
公式サイト/公式Youtubeからダウンロード[\*]

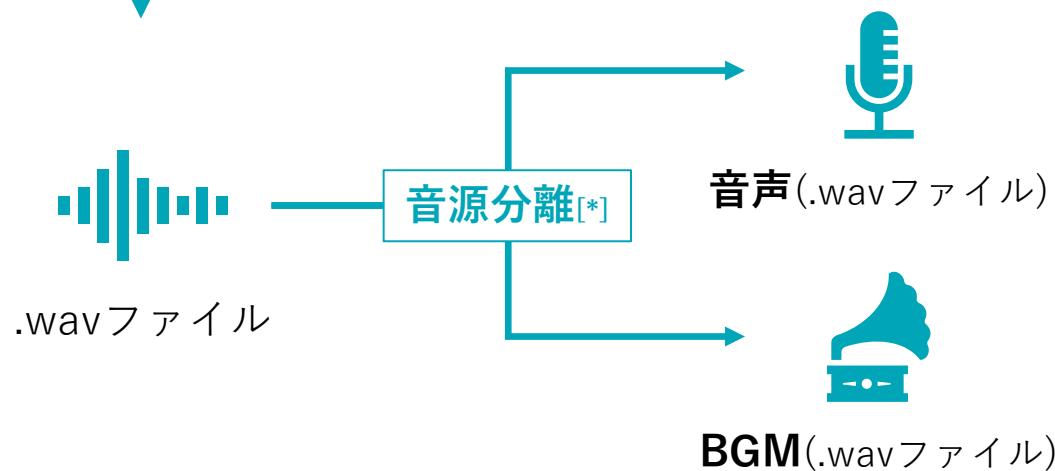
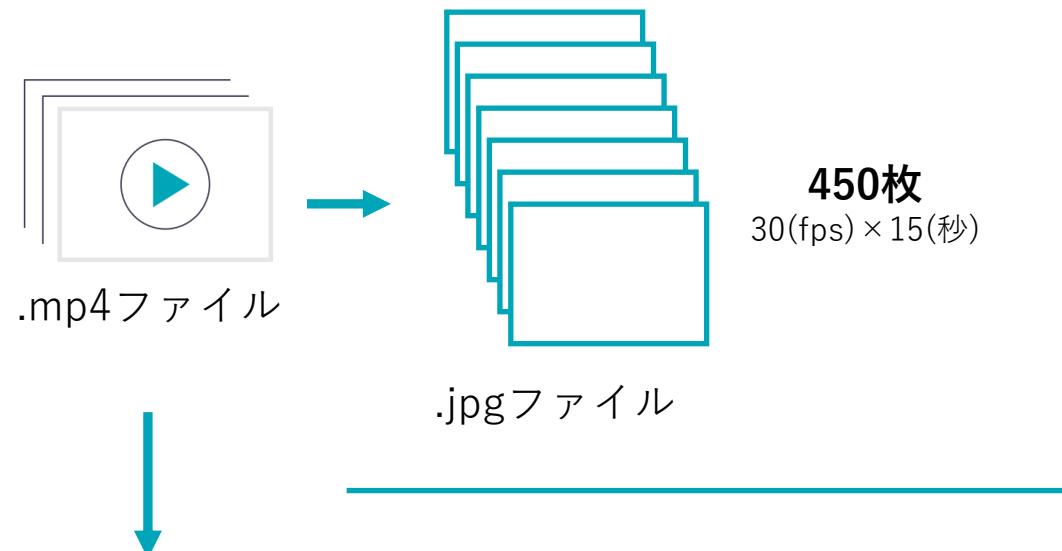
各動画ファイルをmp4形式に変換し、秒数とフレームレートを統一  
秒数：15秒、フレームレート：30fps [\*\*]



[\*] 分析対象の168CM中、**92CMの動画**が収集できた。

[\*\*] フレームレートとは、1秒間の動画が何枚の画像で構成されているかを示す単位。

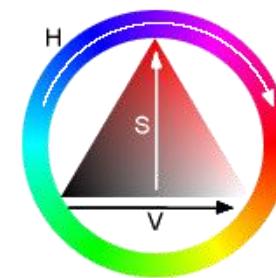
fps : frames per second



## 特徴量の抽出

### HSV

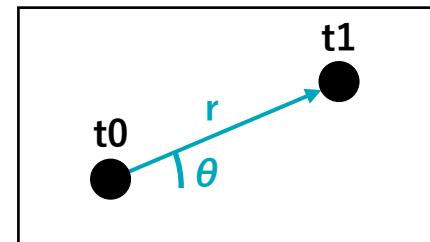
色を色相/彩度/明度で表現したもの。



色相: 180段階  
彩度: 256段階  
明度: 256段階  
(※ OpenCVでの表現)

### Optical Flow

隣接するフレームで同一の画素を検出し、その移動の大きさと角度を算出する。



### F0

F0(基本周波数)とは、音声の周期性を表現した、**ピッチ**を表す音響特徴量。(単位:Hz)

ex)

男性の声: Avg 125Hz, sd 20.5Hz  
女性の声: Avg 250Hz, sd 41Hz [9]

### LUFS

LUFS(Loudness Unit Full Scale)とは、音声の**音圧**を測定する単位。

人間の聴覚特性に合わせて作られた規格で、実際に人が感じる**音量感**を表す。

[\*] Deezer社(フランスの音楽配信サービスを行う)が開発したオープンソース「spleeter」を使用

## 本分析

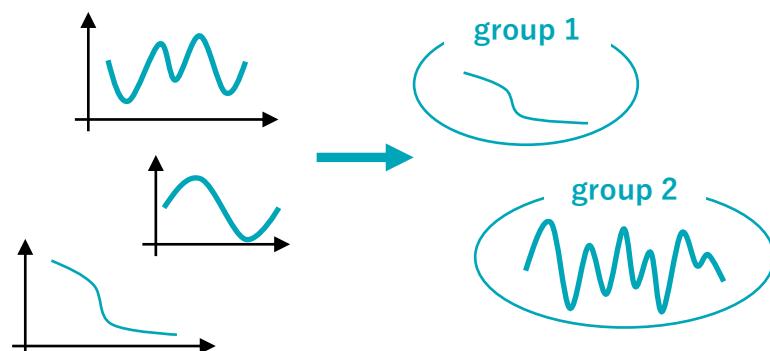
提言

## 本分析の概要

背景

視聴覚特徴量(時系列データ)は高次元データであるため、モーデリングの精度と解釈性を担保するのが難しい。

アイデア



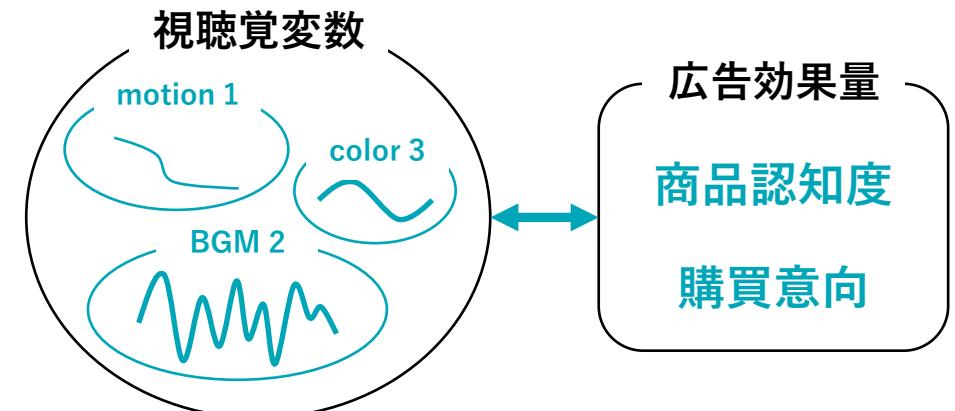
Fuzzy c-shape

クラスタ数：2~3 [\*]

手法

## 本分析② モーデリング

- ・視聴覚変数をもとに広告効果量のモーデリングをしたい。
- ・目的変数間の関係を捉える。



正準相関分析

[\*] クラスタ数は各クラスタに属するデータ数の均衡性と、クラスタ重心の解釈性により決定

## 本分析

## Fuzzy c-shapeとは

提言

## 時系列データのクラスタリング

時系列データは振幅や周期, 位相シフト, 垂直シフト等が変動する.  
→拡大縮小や上下左右シフトに影響されない距離尺度が必要. [1]

## 形状ベース(Shape based)のクラスタリング

距離関数:  $SBD(\vec{x}, \vec{y}) = 1 - \max_w \left( \frac{CC_w(\vec{x}, \vec{y})}{\sqrt{R_0(\vec{x}, \vec{x}) \cdot R_0(\vec{y}, \vec{y})}} \right)$

重心ベクトル: 最小二乗距離



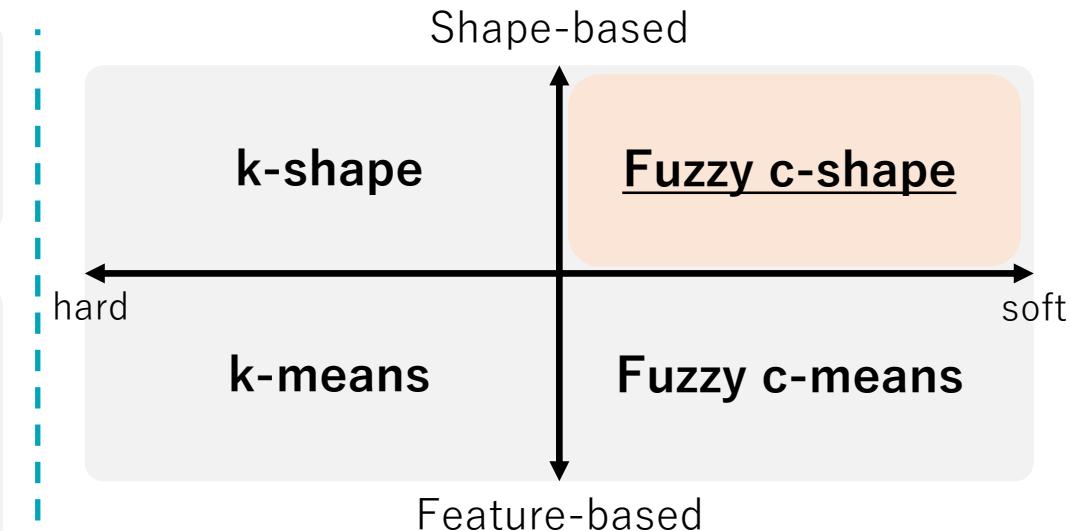
スケール変換やシフト変換によって変化しない距離尺度を用いるため, **時系列データの形状を保ったまま**比較できる. [1]

## ソフトクラスタリング

各データが**所属確率**に基づき, **複数のクラスタ**に属する.  
(※ハードクラスタリング: 各データが1つのクラスタに属する. )

Fahimanら(2016)[2]は, k-shape[5]より

**Fuzzy c-shape**の方が分類精度が優れていることを示した.



$CC_w(\vec{x}, \vec{y})$  : 相互相関

$\sqrt{R_0(\vec{x}, \vec{x})}$  : 自己相関の幾何平均

$\frac{CC_w(\vec{x}, \vec{y})}{\sqrt{R_0(\vec{x}, \vec{x}) \cdot R_0(\vec{y}, \vec{y})}}$  : 正規化された相互相関

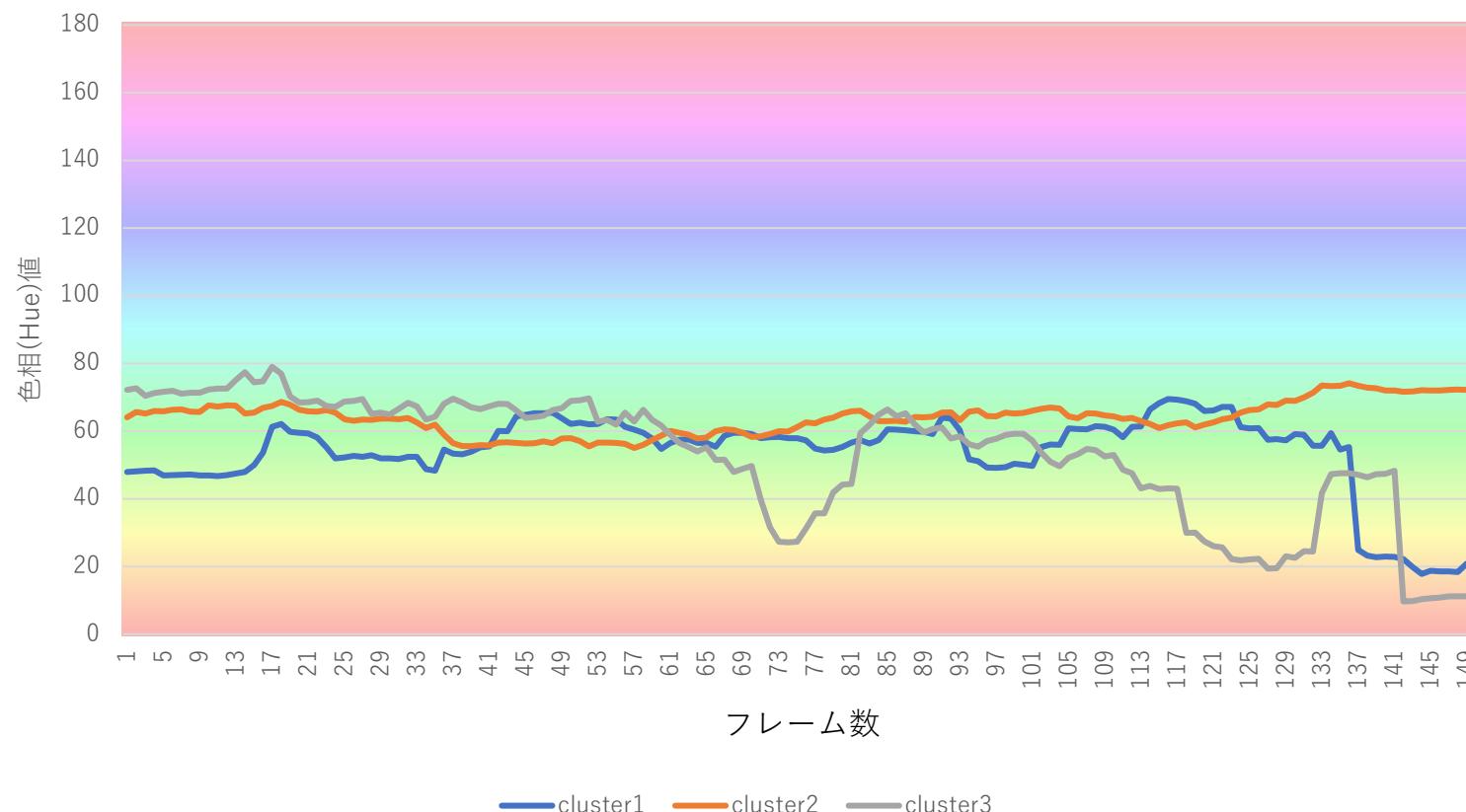
$SBD \in [0, 2]$  : 0に近いほど類似

本分析

提言

## クラスタリング結果①

color\_h(色相)

**cluster1**

緑色を基調とし、動画の終わりで黄色やオレンジ色の表現が入る。

**cluster2**

緑色を基調とし、色の変動が小さい。

**cluster3**

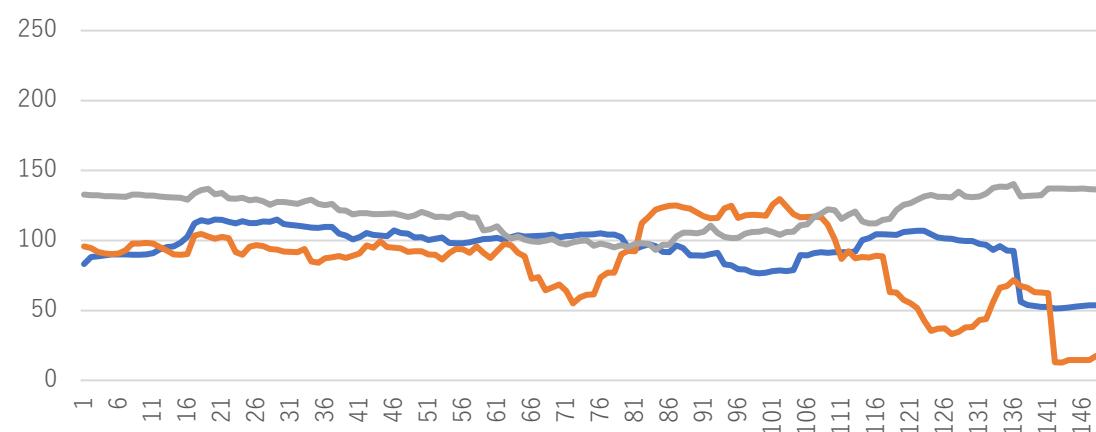
水色や緑色が基調で、中盤と後半で黄色やオレンジ色の表現が入る。

## 本分析

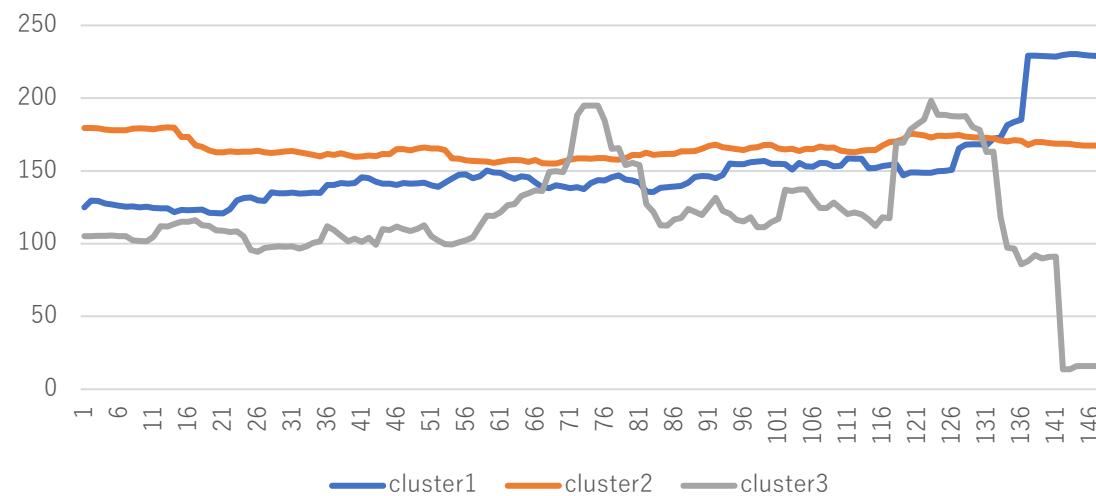
## 提言

## クラスタリング結果②

color\_s(彩度)



color\_v(明度)



## cluster1

彩度の変化が小さく、動画の終わりで彩度が落ちる。

## cluster2

後半で彩度の変化が大きくなり、終盤は彩度が落ちる。

## cluster3

彩度の変化は小さいが、前半は徐々に小さくなり、後半は徐々に大きくなる。

## cluster1

明度が徐々に上がる。

## cluster2

明度が一定で変化が小さい。

## cluster3

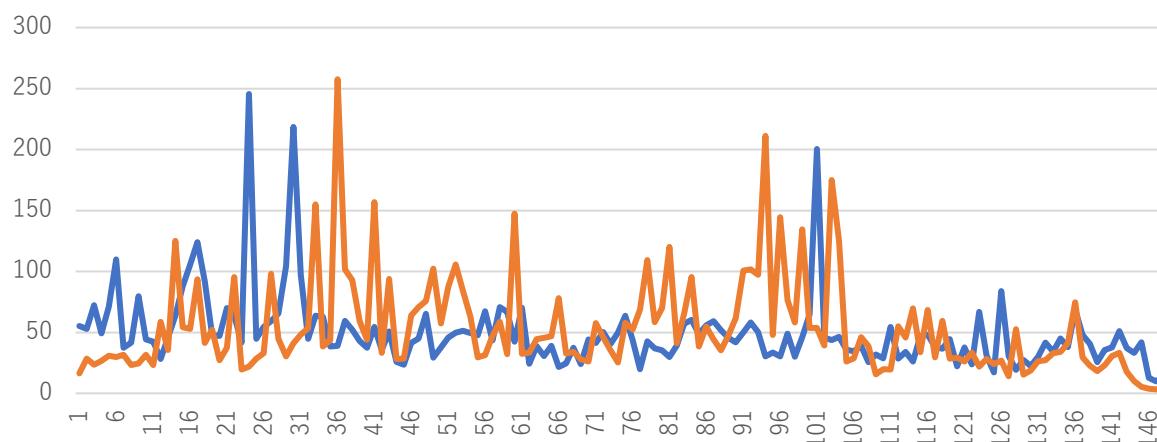
動画中盤で明度が大きくなり、動画の終わりでは急激に小さくなる。

## 本分析

## 提言

## クラスタリング結果③

motion\_vel\_var(動きの大きさ(分散))



動きの大きさのばらつきが大きくなる。  
解釈：ある動きを強調する表現。

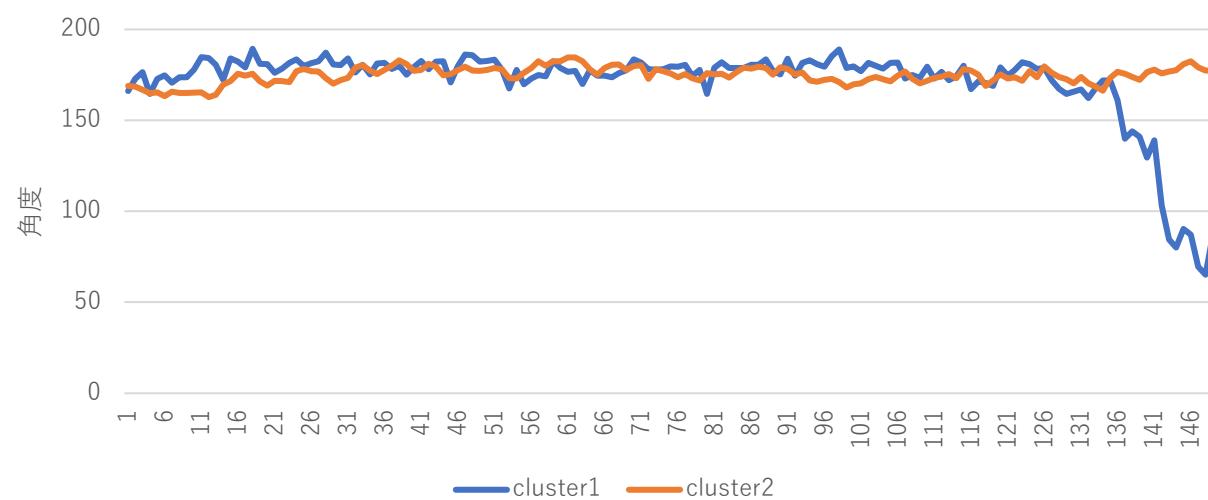
## cluster1

比較的動きを強調する回数が少ない。

## cluster2

動画中盤で特定の動きを強調する表現が増える。

motion\_ang\_mean(動きの角度(平均))



## cluster1

基本的には左向きの動きが中心。

## cluster2

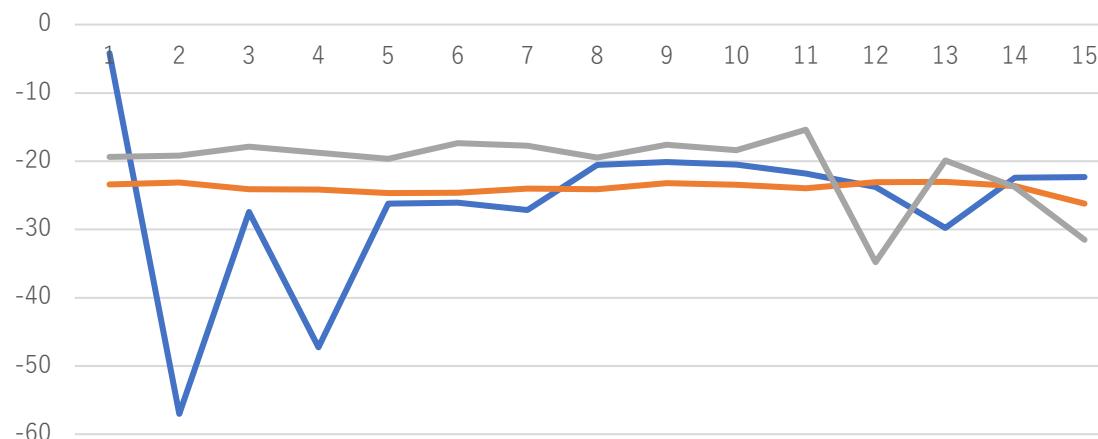
基本的には左向きの動きが中心で、動画終盤で左上～上方向の動きが増える。

## 本分析

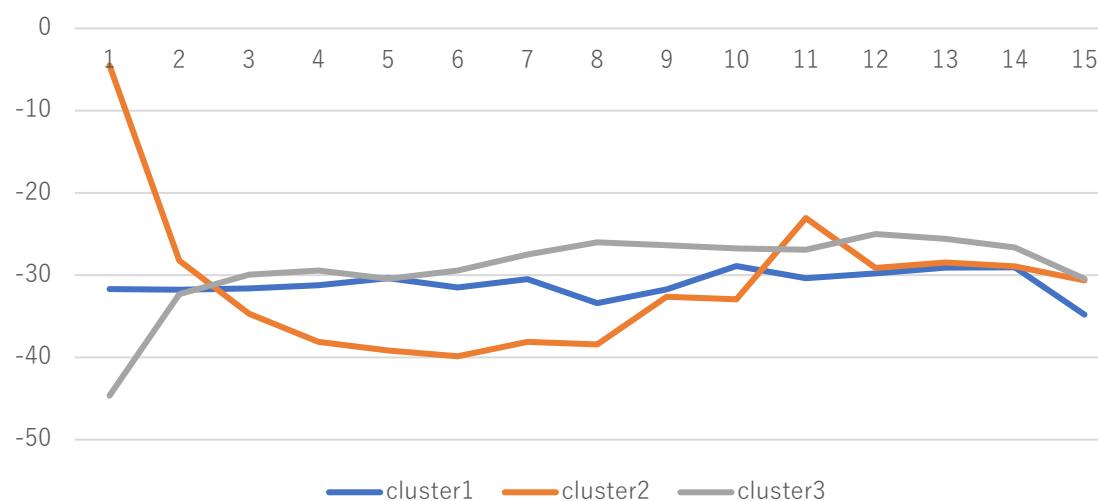
## 提言

## クラスタリング結果④

vocal\_lufs(有声音の音量)



BGM\_lufs(BGMの音量)



## cluster1

動画始まりが最大音量で、前半に音量の変化が大きい。

## cluster2

音量の変化が小さい。

## cluster3

動画終盤で二段階に分けて音量が小さくなる。

## cluster1

動画始まりの最大音量から徐々に音量は小さくなり、後半で再度音量が大きくなる。

## cluster2

音量の変化が小さい。

## cluster3

動画の始まりは音量を抑えて、徐々に音量を大きくしていく。

## 本分析

## 提言

## 正準相関分析に用いる視聴覚変数群

変数名	内容	パラメータ
color_h_(i)	フレーム毎の <b>色相平均</b> 値(各クラスタへの所属確率)	i=1, 2, 3 (クラスタ名)
color_s_(i)	フレーム毎の <b>彩度平均</b> 値(各クラスタへの所属確率)	i=1, 2, 3 (クラスタ名)
color_v_(i)	フレーム毎の <b>明度平均</b> 値(各クラスタへの所属確率)	i=1, 2, 3 (クラスタ名)
motion_vel_mean_(i)	フレーム毎の <b>動きの大きさ平均</b> (各クラスタへの所属確率)	i=1, 2 (クラスタ名)
motion_vel_var_(i)	フレーム毎の <b>動きの大きさ分散</b> (各クラスタへの所属確率)	i=1, 2 (クラスタ名)
motion_ang_mean_(i)	フレーム毎の <b>動きの角度平均</b> (各クラスタへの所属確率)	i=1, 2 (クラスタ名)
motion_ang_var_(i)	フレーム毎の <b>動きの角度分散</b> (各クラスタへの所属確率)	i=1, 2 (クラスタ名)
vocal_f0_(j)	<b>有声音の周波数</b>	j=[“mean”, “min”, “max”]
BGM_f0_(j)	<b>BGMの周波数</b>	j=[“mean”, “min”, “max”]
vocal_lufs_(i)	1秒ごとの <b>有声音ラウドネス</b> 値(各クラスタへの所属確率)	i=1, 2, 3 (クラスタ名)
BGM_lufs_(i)	1秒ごとの <b>BGMラウドネス</b> 値(各クラスタへの所属確率)	i=1, 2, 3 (クラスタ名)

## 本分析

提言

## 正準相関分析とは

正準相関分析は、2つの多次元連続値確率変数について線形射影を行うことで、高い相関を持つ線形部分空間の対<sup>[\*]</sup>を見出す手法である。[10]

$x_i$  : 視聴覚特徴量に関する変数( $i = 1, 2, \dots, 25$ )

$y_1, y_2$  : 広告効果量に関する2変数(商品認知と購買意向)

としたとき、

$$X = \alpha_1 * x_1 + \alpha_2 * x_2 + \dots + \alpha_{25} * x_{25}$$

$$Y = \beta_1 * y_1 + \beta_2 * y_2$$

$X, Y$ の相関係数を最大化するような、 $\alpha, \beta$ を求める。

この $X, Y$ を正準変量、 $\alpha, \beta$ を正準変量係数という。

## 本研究への適用

得られた視聴覚変数群の前処理。(後述)

## 正準相関分析

正準相関と正準変量係数をもとに広告効果と視聴覚変数の関係を可視化する。

[\*]正準変量が少ない方の数量分(今回の場合は2個)の結果が出る。

## 本分析

## 提言

## 視聴覚変数群の前処理

## 変数選択

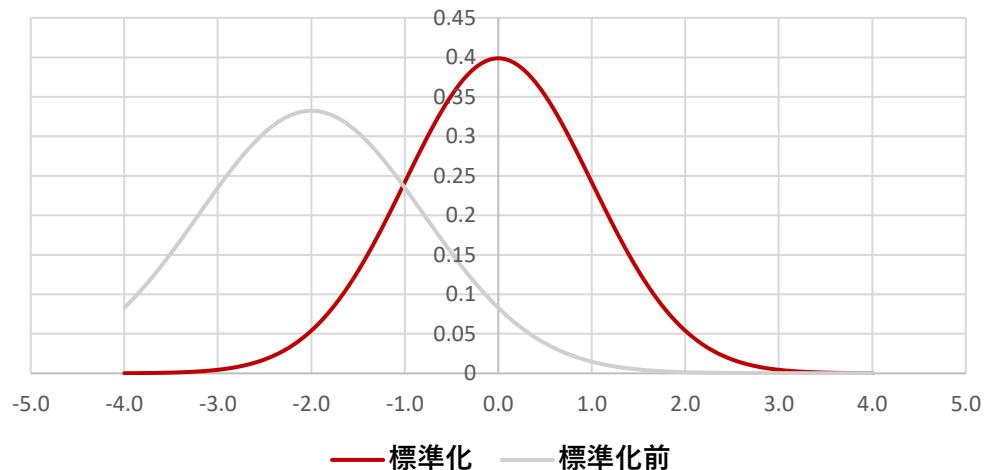
視聴覚変数間で相関の高いものを正準変量から除外. (目安:  $|p| > 0.7$ )

color_h_1	1.0	-0.6 -0.2	0.2 -0.0 -0.1	0.7 0.4 -0.3	0.0 -0.0 0.4	-0.4 -0.0 0.1	-0.1 0.1 0.0	0.2 -0.2 0.3	-0.2 -0.0 -0.2 0.2	
color_h_2	-0.6 1.0	-0.6 0.2	0.6 0.5 -0.3	0.6 0.4 -0.1	0.1 -0.1 -0.7	0.7 0.2 -0.0	0.2 -0.2 0.1	0.2 0.1 -0.3	0.2 0.1 -0.3 0.1	0.3 -0.3
color_h_3	-0.2 -0.6 1.0	-0.5 0.8	0.5 -0.3 -0.4	0.8 -0.1 0.1	0.5 -0.5 -0.2	-0.0 -0.0 0.1	0.2 -0.2 0.1	-0.1 -0.4	0.6 -0.0	-0.2 0.2
color_s_1	0.2 0.2 -0.5 1.0	0.5 -0.3 0.2	0.2 0.1 -0.4	0.1 -0.1 -0.1	0.1 0.2 0.2	-0.2 -0.2 0.0	0.3 -0.2 0.0	0.0 0.3	-0.4 -0.2	0.3 0.0
color_s_2	-0.0 -0.6 0.8 -0.5 1.0	0.7 0.0 -0.6	0.8 -0.1 0.1	0.7 -0.7 -0.3	-0.0 -0.0 0.3	0.4 -0.0 0.4	-0.1 -0.5	0.7 -0.0	-0.2 0.2	0.2
color_s_3	-0.1 0.5 -0.5 -0.3 0.7 1.0	-0.2 0.6 0.5	0.1 -0.1 -0.6	0.6 0.2 -0.1	0.5 -0.3 -0.2	-0.3 0.0 0.3	0.1 0.3	-0.4 0.2	-0.0 0.2	0.2
color_v_1	0.7 -0.3 -0.3 0.2 0.0 0.2 1.0	0.6 -0.2 0.1	0.1 0.4 -0.4	-0.0 0.0 0.1	-0.2 0.1	-0.1 0.1 0.2	-0.1 0.2	-0.2 -0.0	-0.2 0.2	0.2
color_v_2	-0.4 0.6 -0.4 0.1 -0.6 0.6 0.6 1.0	0.6 -0.2 0.2 -0.7	0.7 0.2 -0.1 0.4	-0.3 0.2 -0.3 0.2	0.2 0.0 0.2	-0.4 0.1 0.3	-0.3	-0.4 0.1	0.3 -0.3	0.3
color_v_3	-0.3 -0.4 0.8 -0.4 0.8 0.5 -0.2 0.6 1.0	-0.1 0.1 0.5 -0.5	-0.2 0.0 0.0	-0.2 0.3 -0.1	0.2 0.1 -0.1	-0.1 0.5	0.7 -0.1	-0.1 0.1	0.2	0.2
motion_vel_var_1	0.0 0.1 -0.1 0.1 -0.1 0.1 0.2 0.1 1.0 -1.0	-0.1 0.1 0.1 -0.1	0.0 0.0 0.0 0.0	0.0 0.1 -0.0	-0.1 0.1 0.1	-0.1 0.1 0.1	-0.1 0.1	0.1 0.1	-0.2 0.2	0.2
motion_vel_var_2	-0.0 -0.4 0.1 0.1 -0.1 0.1 -0.1 0.2 0.1 -1.0	0.10 0.10 0.10 0.10	-0.1 0.1 0.1 0.1	0.0 0.0 0.0 0.0	-0.1 0.0 0.0 0.0	0.1 0.1 0.1 0.1	-0.1 0.1	-0.1 0.1	0.1 0.2	0.2
motion_ang_mean_1	0.4 -0.7 0.5 -0.1 0.7 0.6 0.4 0.7 0.5 -0.1	0.1 1.0 -0.1 0.1	0.0 -0.2 0.1 0.3	0.3 0.3 -0.0	0.3 0.0 0.3	-0.0 -0.3	0.4 0.4	-0.1 0.2	0.2	0.2
motion_ang_mean_2	-0.4 0.7 -0.5 0.1 -0.7 0.6 0.4 0.7 0.5 -0.1	0.1 0.1 -0.1 0.1	0.0 0.2 0.1 0.3	-0.3 0.0 0.0	0.0 0.3 0.0	-0.4 0.4	0.1 0.2	-0.2 0.2	0.2	0.2
vocal_avg	-0.0 0.2 -0.2 0.2 -0.3 0.2 0.0 0.0 0.2 -0.2	0.1 0.1 0.2 0.1	0.0 0.2 0.2 0.2	0.10 0.7 0.4	-0.1 0.1 -0.1 0.2	0.1 0.2 0.1	-0.2 -0.2	0.1 0.1	0.0 0.1	0.1
vocal_max	0.1 -0.0 0.0 0.2 0.0 -0.1 0.1 0.0 0.1 0.1	0.0 0.0 0.0 0.0	0.1 0.1 0.1 0.1	0.7 10 0.0	-0.1 0.1 0.2 0.1	0.0 0.0 0.1	-0.1 0.1 0.2	-0.1 0.1	0.3	0.3
vocal_min	-0.1 0.2 -0.1 0.2 0.3 0.5 0.2 0.4 0.2 0.0	0.0 0.0 0.0 0.3	0.3 0.4 0.0 0.0	10 0.1	-0.1 0.1 0.0 0.0	0.0 0.1	-0.1 0.1	-0.0 0.1	-0.1 0.1	0.1
BGM_avg	0.1 -0.2 0.2 -0.2 0.4 0.3 0.1 0.3 0.0 0.0	0.3 -0.3	-0.1 -0.1 -0.1	0.1 0.5 0.8	-0.1 -0.1 0.2	0.0 0.0	-0.0 -0.3	0.3 0.0	0.0 0.0	0.0 0.0
BGM_max	0.0 0.1 -0.2 0.3 -0.0 0.0 -0.2 0.1 0.2 -0.1	0.0 0.0 0.0 0.0	0.0 0.1 0.1 0.1	0.1 0.5 1.0	0.3 0.0 0.0	0.0 0.1	-0.0 -0.3	0.3 0.0	0.0 0.0	0.0 0.0
BGM_min	0.2 -0.3 0.1 -0.2 0.4 0.3 0.2 0.3 0.2 0.0	0.0 0.0 0.0 0.3	-0.3 -0.1 -0.2 0.0	0.8 0.3 1.0	-0.1 -0.0 0.0	0.1 0.2	-0.1 0.1	-0.1 0.1	-0.1 0.1	0.1
vocal_lufs_1	-0.2 0.2 -0.1 0.0 -0.1 0.1 0.1 0.2 -0.1 0.1	0.0 0.0 0.0 0.0	0.2 0.1 0.0	-0.1 0.0 -0.1	1.0 -0.6	-0.0 0.0	0.0 0.0	0.2 0.1	-0.1 0.1	-0.1 0.1
vocal_lufs_2	0.3 0.1 -0.4 0.3 -0.5 0.3 0.2 0.2 -0.5 0.1	-0.1 -0.1 -0.3 0.3	0.1 0.0 0.1	-0.1 0.1 0.0	-0.6 1.0	-0.8 0.1	-0.0 0.0	-0.1 0.1	-0.0 0.1	-0.1 0.1
vocal_lufs_3	-0.2 -0.3 0.6 -0.4 0.7 0.4 -0.2 -0.4 0.7 -0.1	0.1 0.1 0.4	-0.4 -0.2 -0.1	0.1 0.2 0.0	-0.0 0.0 0.0	-0.8 1.0	-0.1 0.1	-0.1 0.1	0.2 0.1	0.2
BGM_lufs_1	-0.0 0.1 -0.0 -0.2 0.0 0.2 0.0 0.1 -0.1 0.1	-0.1 -0.1 -0.1	0.1 0.2 -0.2	0.1 0.0 0.0	0.0 -0.3 0.2	0.0 0.1	-0.1 0.1	-0.1 0.1	-0.4 -0.7	-0.7
BGM_lufs_2	-0.2 0.3 -0.2 0.3 -0.2 0.0 -0.2 0.3 -0.1 0.1	-0.1 -0.1 -0.2	0.2 0.1 -0.1	0.0 -0.0 0.0	0.0 0.3 -0.1	0.2 0.0	-0.1 -0.4	1.0 -0.3	-0.3	-0.3
BGM_lufs_3	0.2 -0.3 0.2 0.0 0.2 -0.2 0.2 -0.3 0.2 0.1	-0.2 -0.2 0.2	0.0 -0.2 0.2	-0.2 0.1 0.3	0.1 -0.1 0.0	0.0 0.0 0.0	-0.1 -0.1 0.1	0.2 0.2	-0.7 -0.3	1.0

## 標準化

分析結果を正準変量係数で解釈するため、分布を統一する。

## 標準化イメージ

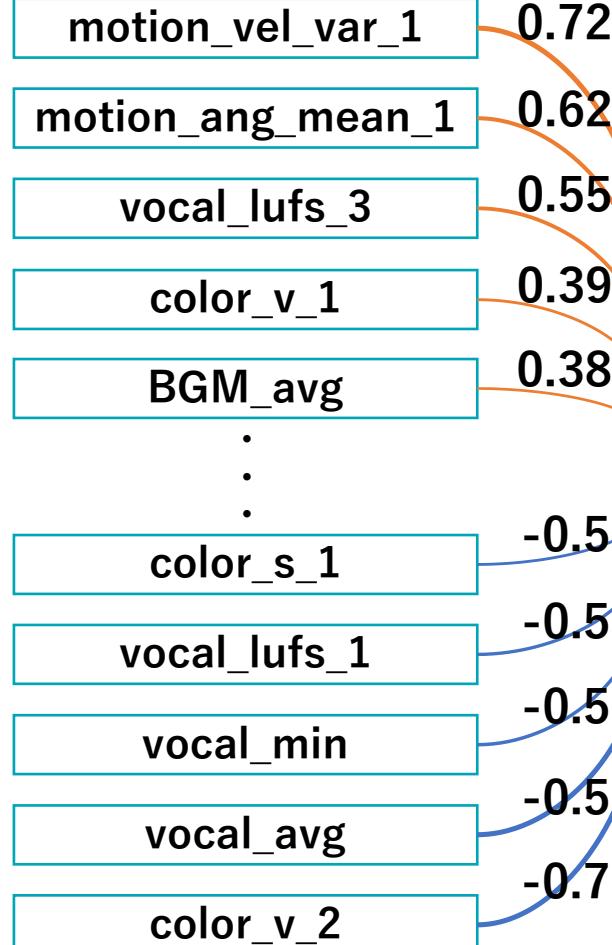


## 本分析

提言

## 正準相関分析の結果

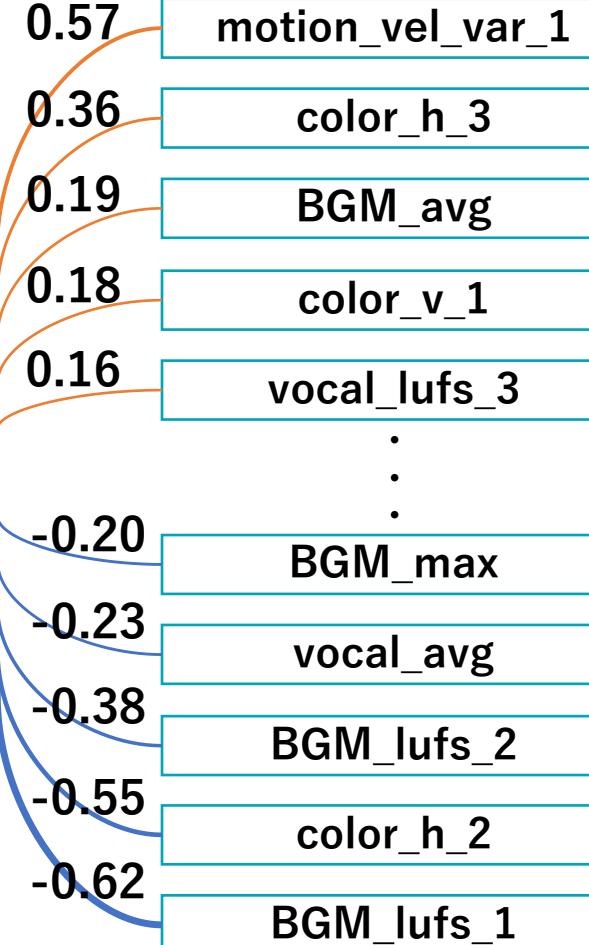
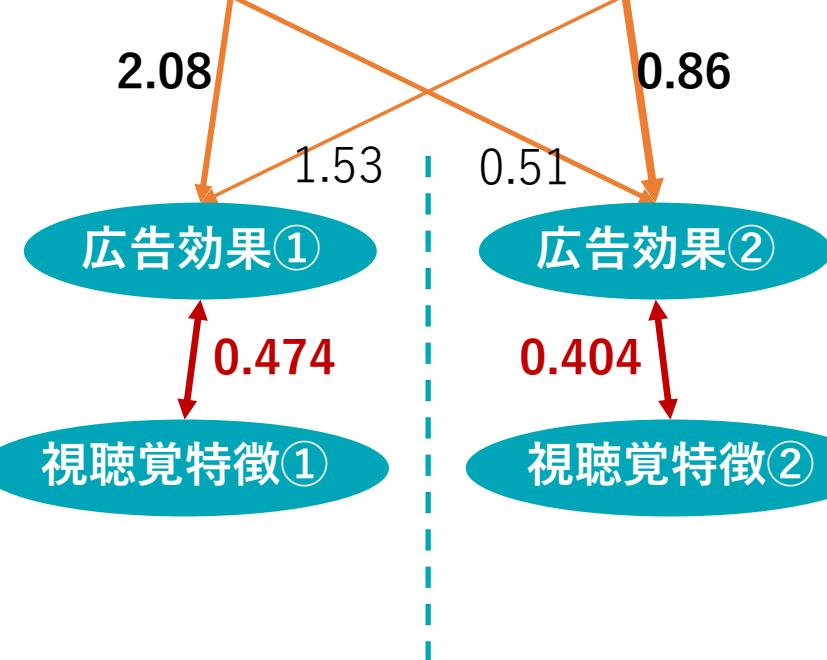
## 結果①



## 商品認知

## 購買意向

## 結果②



正準変量係数が上位5件・下位5件の変数を記載

## 本分析

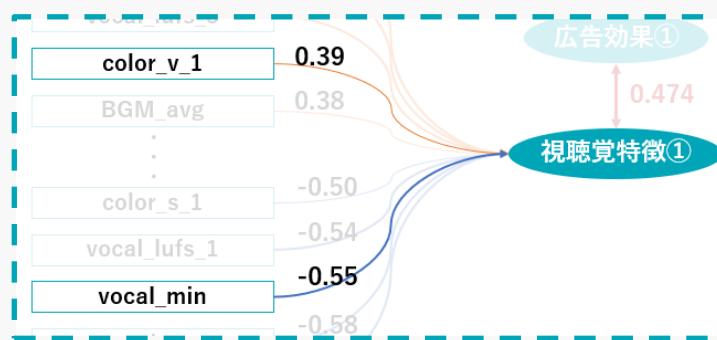
## 提言

## 正準相関分析の解釈例



## ex1) 正準変量係数による正準変量 Y の解釈

商品認知度と購買意向がともに高まるような広告効果.  
特に、商品認知度の効果が高くなる。



## ex2) 正準変量係数による正準変量 X の解釈

色の明度クラスター1への所属確率を表す係数が正である。  
→明度特徴：中盤で大きくなり、終盤で急激に小さくなる。

有声音の周波数最小値を表す係数が負である。

→音程特徴：比較的**男性音声**が使われている特徴<sup>[\*]</sup>



## ex3) 正準変量 X, Y の正準相関の解釈

視聴覚特徴と広告効果に正の相関がある。

→視聴覚特徴が大きいと広告効果も大きい傾向がある

[\*]一般的に男性の方が女性より、音声の周波数が低いため。

## 本分析

## 提言

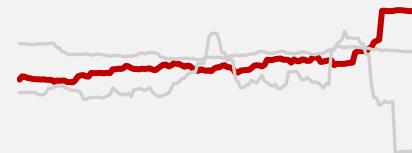
## 結果の解釈

色

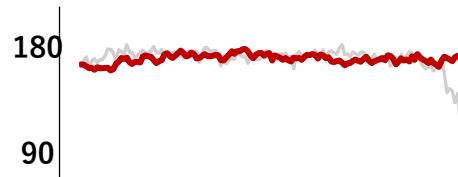
彩度 中盤での彩度に変化を加える。



明度 徐々に大きくなる。

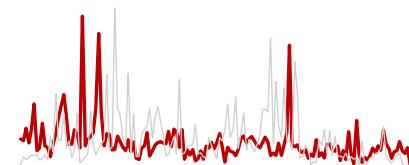


動き



角度(平均) 一貫して左向きが中心。

大きさ(分散) [\*]と同様



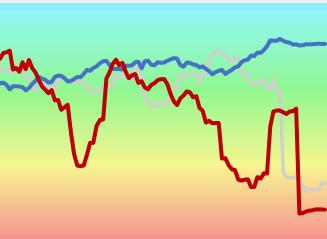
音量

vocal 比較的大きく、動画終盤で二段階で小さくなる。 [\*\*]

比較的BGMの音が高い。

男性音声が多めに含まれる。

<特に商品認知度と関連が強い特徴>

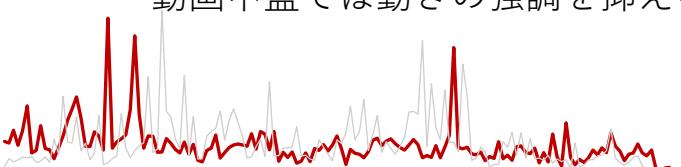


色相

水～緑色が基調。  
中盤と終わりで黄～赤色の表現が入る。  
色相に変化をつける。

大きさ(分散) 特定の動きを強調しない。

動画中盤では動きの強調を抑える。 [\*]



音程

vocal [\*\*]と同様

BGM 始まりは抑えて、徐々に大きくなる。

比較的BGMの音が高い。

男性音声が多めに含まれる。

## 提言

## 本研究の展望

・広告クリエイティブ戦略への寄与

## 認知度の拡充に重点を置く場合



状況例：新商品のプロモーション

本分析の結果①に基づく  
クリエイティブ案の考察

## 購買意向の拡充に重点を置く場合



状況例：既存広告の見直し

本分析の結果②に基づく  
クリエイティブ案の考察

・データ拡充への対応

本研究で用いた視聴覚特徴は全てCMの動画データから**機械的に抽出できる物理量**である。  
そのため、CMデータの追加やその量に関わらず特徴量を抽出し、広告効果の検証に使用することができる。



新規動画データ

Get Visual/Audio Cue

本研究で作成した  
特徴量抽出パイプライン

**応用例**

動画の視聴覚特徴を可視化  
推定モデルへの発展

## 提言

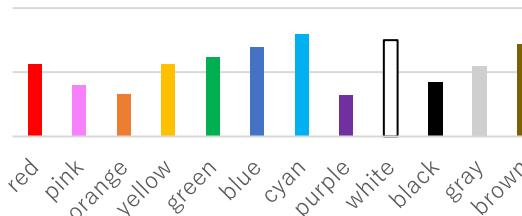
## 本研究の課題

## ・特徴量抽出の精緻化

本研究での視聴覚特徴量は画像全体の色相平均値など、大まかな統計量として扱った。

下記のような抽出処理の改善で、視聴覚特徴の情報損失が小さくなり、**解釈性の向上**を期待できる。

## 色特徴



色彩心理に基づく解釈

## 動き特徴



<ツール例>  
OpenCV  
Cloud Vision API

人の**出演/動作**を  
特徴量化

## 有聲音特徴



<ツール例>  
inaSpeechSegmenter

音声特徴を**性別**で分割

## テキスト情報の取得



「あいうえお」

<ツール例>  
inaSpeechSegmenter  
Speech Recognition  
Cloud Vision API

## ・購買意向の先の消費行動まで捉えた分析

本研究では、広告効果として商品認知度と購買意向の2種類を用いた。

これらの指標に加えて**購買行動**の情報を追加することで、**広告の視聴覚特徴**と**視聴者の購買プロセス**の関係を探ることができる。

購買プロセスの参考) AIDA[6] **Attention** → **Interest** → **Desire** → **Action**

## 参考文献

[1] Ankur, A. P. (2019). Hands-On Unsupervised Learning Using Python: How to Build Applied Machine Learning Solutions from Unlabeled Data. O'reilly & Associates INC. (Ankur, A. P. 中田秀基 (訳). (2020). Pythonではじめる教師なし学習 機械学習の可能性を広げるラベルなしデータの利用. オライリージャパン)

[2] Fahiman, F., Bezdek, J. C., Erfani, S. M., Palaniswami, M., & Leckie, C. (2017). Fuzzy c-Shape: A new algorithm for clustering finite time series waveforms. In 2017 IEEE International Conference on Fuzzy System(FUZZ-IEEE) (pp. 1-8). IEEE.

[3] Krishna, A. (2012). An integrative review of sensory marketing: Engaging the senses to affect perception, judgment and behavior. Journal of consumer psychology, 22(3), 332-351.

[4] Krishna, A., Cian, L. & Sokolova, T. (2016). The power of sensory marketing in advertising. Current Opinion in Psychology, 10, 142-147.

[5] Paparrizzos, J. & Gravano, L. (2015). k-shape: Efficient and accurate clustering of time series. In Proceedings of the 2015 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data(pp. 1855-1870)

[6] Strong Jr, E. K. (1925). Theories of selling. Journal of applied psychology, 9(1), 75.

[7] Tao, L., Wang, X., Kawahara, T. & Yamasaki, T. (2020). Television Advertisement Analysis Using Attention-based Multimodal Network. In 人工知能学会全国大会論文集 第34回全国大会, 1H4OS12b01-1H4OS12b01.

[8] 赤井良行, 李昇姫(2014). 音色からイメージされる色彩の歓談と音色構造の関係. 日本感性工学学会論文誌, 13(1), 221-228

[9] 一般社団法人日本音響学会. “音のなんでもコーナー 050”, <https://acoustics.jp/qanda/answer/50.html>. (2021/10/20 アクセス)

[10] 岩瀬智亮, 中山英樹(2016). 深層一般化正準相関分析. 第 78 回全国大会講演論文集, 2016(1), 183-184.

[11] 永富美里, 森達平, 中江菜々子(2019). 『「音」から見るテレビCMの広告効果の分析』. <https://www.is.nri.co.jp/contest/2019/download/mac2019saiyushu.pdf>. (2021/07/13 アクセス)

[12] 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.

[13] 延岡健太郎(2010). オープン・イノベーションの陥穰: 価値づくりにおける問題点(特集「オープン・イノベーション」の再検討). 研究技術計画, 25(1), 68-77.

[14] 延岡健太郎, 伊藤宗彦, 森田弘一(2006). コモディティ化による価値獲得の失敗: デジタル家電の事例. イノベーションと競争優位-コモディティ化するデジタル機器-』 NTT 出版, 14-48.

[15] 清水柚里奈, 菅野沙也, 伊藤貴之, 嶋峨山茂樹, 高塚正浩(2016) 動画特徴量からの印象推定に基づく動画 BGMの自動生成. 情報処理学会第 78 回全国大会, 2Q-01.

[16] 白石弘幸(2013). コモディティ化と製品の心理的価値. 金沢大学経済論集, 34(1), 113-154.