

# 酒類に関するテレビCM効果の構造と要因についての分析

東京理科大学工学部

名田 祥平

## 目次

1章	はじめに.....	3
2章	データの概要.....	5
3章	分析.....	6
	3.1 基礎分析.....	6
	3.2 共分散構造分析.....	7
	3.3 クラスタ分析.....	9
	3.4 多母集団同時分析.....	11
	3.5 特徴分析.....	11
	3.6 注目分析.....	15
4章	まとめ.....	17
	参考文献.....	18
	付録.....	19
	付録1 回答件数の上位20商品.....	19
	付録2 クラスタ分析の出力結果.....	20

# 第1章 はじめに

## 1.1 研究背景

多くの商品市場では、1970年代以降、企画化された商品が市場に広まった結果、消費者のニーズが多様化した。また、インターネットの普及により情報が蔓延している。よって、顧客のニーズに合致した製品を開発しても、製品の情報を効果的に顧客に伝えられなければ、製品は売れない[1]。

そのため、企業にとっては消費者に対して、効果的に製品の情報を伝えることが重要である。企業が消費者に対して、製品の情報を伝える手段の中で、最も中心的な役割を果たしているのが広告活動である[1]。

現在、広告媒体の中で、「テレビCM(Commercial Message)」は最も中心的な役割を果たしている[2]。

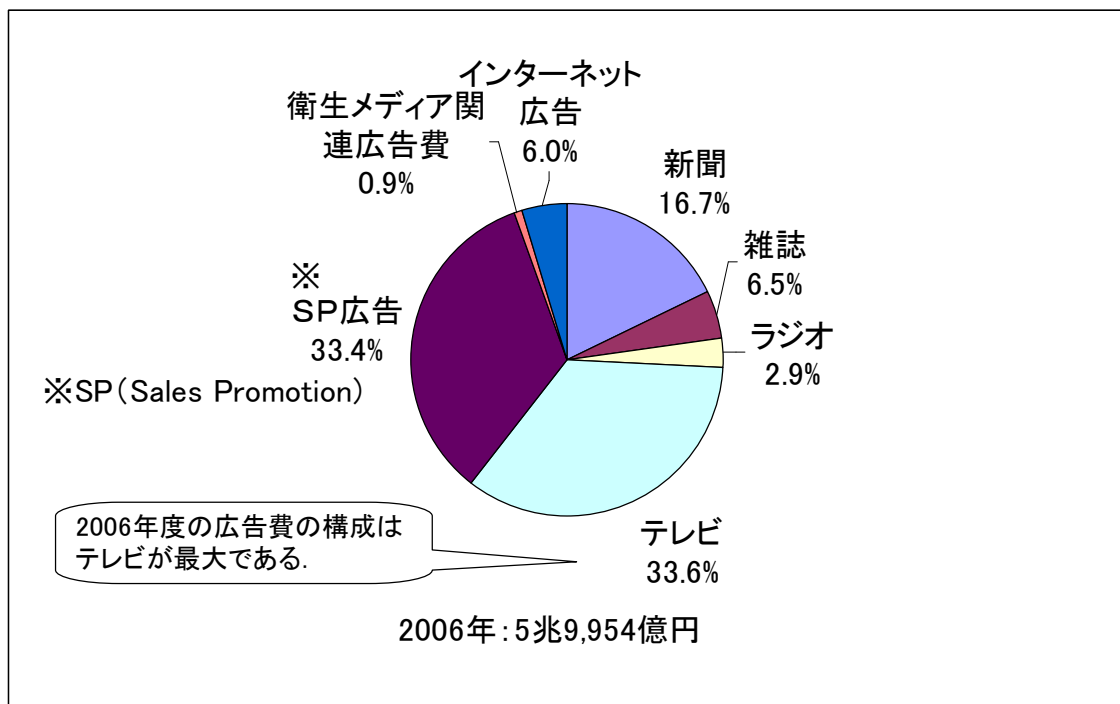


図 1：媒体別広告費[3]

また、テレビ CM の特徴として、市場への急速な認知の拡大やブランドイメージの浸透に威力を発揮できること。また、音声と動画を使い視覚と聴覚へ訴えかけることができることなどから、非常に影響力の強い媒体であることが挙げられる[4]。

しかし、テレビ CM の制作費は非常に高価であり、テレビ CM への露出が多い企業では、関東地方でのテレビ CM だけで年間約 200 億円もの投資を行っている[5]。そのため、企業は視聴者に対して伝えたいメッセージが伝わらなければ、大きな損失を招いてしまう。

したがって、テレビ CM が視聴者にどのように伝わっているかを分析する必要がある。

## 1. 2 研究目的

本研究では、テレビ視聴者に対して採られた、印象に残った CM についてのアンケートデータをもとに、テレビ CM が視聴者にどのように伝わっているかを分析し、CM 効果が高い CM と低い CM について、それぞれ、高くなった原因、低くなった原因を探るために分析し、CM を伝えている企業が今後、視聴者に対して、より効果的に製品情報を伝えるために、役立つ知見を導くことを目的とする。

なお、本研究での「CM 効果」とは「視聴者が CM を見て、関心を持ち、その商品を購入したいと思う度合い」と定義する。

## 2章 データの概要

本研究で使用するデータは株式会社マーケティングセンターより提供された、MC(Marketing Center)-CM インパクト調査アンケートの酒類カテゴリーの回答データである。使用データの詳細について次に示す。

- 調査設計
  - 調査期間：2005年4月1日～2007年3月31日
  - 回収方法：週1回，月～水曜日
  - 調査方法：インターネット調査
  - 調査対象：自社モニターのうち関東1都6県在住の15～69歳の男女
  - 一人あたり印象に残った上位3CMまで回答可能
- 調査項目
  - 個人属性：性別，年齢，職業
  - アンケート項目：広告主名，商品名，想起ワード，感想，好意度(q1)，内容共感度(q2)，表現共感度(q3)，商品関心度(q4)，商品関心変化度(q5)，購入利用経験(q6)，購入利用意向(q7)

- 注意点

評価は，q1～q5は7段階，q6は3段階，q7は4段階であったものを，同一の分析で取り扱うため，q6を7/3倍，q7を7/4倍して，すべての質問の評価を7段階に合わせた。また，数値が高いほど評価が高い。

本研究では，q1～q7に欠損値があるもの，また，q6,q7で「わからない・その他」と回答したデータは厳密な数値化ができないため，分析から外した。

調査データでは，約150商品と多種の商品について解答されていて，各商品間の回答件数には大きなばらつきがある。回答件数の少ない商品については，一人のCM評価が当該商品のCM評価に大きな影響を与えてしまい，評価の信頼性に欠ける。本分析では信頼性を高めるために，回答件数の上位20商品に絞って分析を行う。

以上2点を操作を行った結果，全データの65%にあたる，10,730件のデータを分析対象とする。

### 3章 分析

#### 3.1 基礎分析

まず、分析のはじめにデータについて大まかな情報を得るために、いくつかの集計を行った。

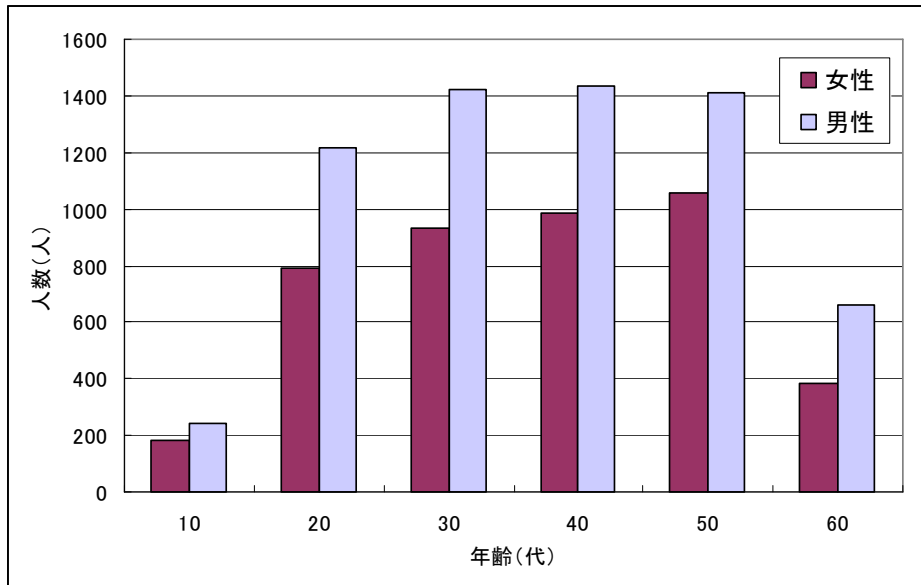


図2：性別年代別人数

表1：商品別の回答件数

商品名	回答件数
ぐびなま。	1216
のどごし 生	1100
ドラフト ワン	974
新生	804
スーパードライ	776
ジョッキ 生	775
ザ・プレミアム・モルツ	705
淡麗 グリーンラベル	690
スリムス	685
麒麟 淡麗	611
一番搾り 生	565
極旨	238
ラガービール・クラシックラガー	228
マグナムドライ	220
氷結	219
北海道 生搾り	196
-196°C	188
本生	187
ウメッシュ	185
マグナムドライ ゴールドドライ	168
合計	10730

図2より、全年代で男性のほうが多く、男女比は各年代でほぼ同様な割合となっている。また、20代～50代の回答件数が多くなっている。表1より、商品別の回答件数は1216件～168件となっている。回答件数の上位20商品に限定したため、極端に回答件数が少ない商品はない。

### 3.2 共分散構造分析

各アンケート項目の関係や、どの項目がどの程度CM効果に影響を与えているかを調べるために、共分散構造分析を行う。

共分散構造分析とは、直接観測できない潜在変数を導入し、その潜在変数と観測変数との間の因果関係を同定することにより、社会現象や自然現象を理解するための統計的アプローチである[6]。ここで、モデルに用いる変数を探るために因子分析を行った。因子のスクリープロットを見て、固有値が安定する3因子について抽出した。抽出された3因子を「フィーリング」、「認知度」、「CM効果」という潜在変数に設定し、図3のようなモデルを作成した。

ここで、「フィーリング」を「CMを見て顧客が当該CMに対してどのくらい良い印象を抱いたかという度合い」、「認知度」を「顧客が、CMを見る前にどのくらい当該商品に注目していたかという度合い」と定義する。

実行結果を表2に示す。

#### モデルと実行結果

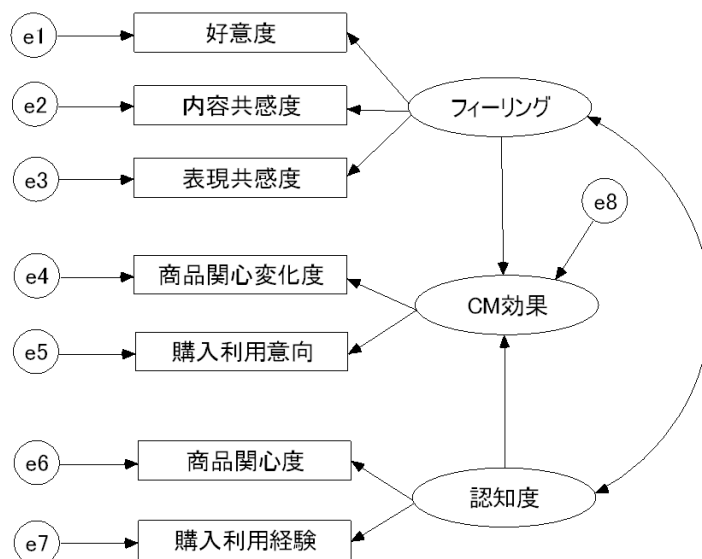


図3：共分散構造分析で使用するモデル

表 2：共分散構造分析のパス係数

パス		パス係数
好意度	<--- フィーリング	0.90
内容共感度	<--- フィーリング	0.94
表現共感度	<--- フィーリング	0.90
商品関心変化度	<--- CM効果	0.87
購入利用意向	<--- CM効果	0.82
商品関心度	<--- 認知度	0.70
購入利用経験	<--- 認知度	0.66
CM効果	<--- フィーリング	0.66
CM効果	<--- 認知度	0.39
フィーリング	<--> 認知度	0.47

GFI=0.965,AGFI=0.910

当てはまりの良さを表す GFI(Goodness of Fit Index), AGFI(Adjusted Goodness of Fit Index)は0~1の値をとり,1に近いほど当てはまりがよい.本分析では,それぞれ0.965,0.910であることから,このモデルの当てはまりは良いと言える.

#### 共分散構造分析の考察

表2を見ると,CM効果へのパス係数は,フィーリングからが0.66,認知度からが0.39と,フィーリングの方がCM効果に大きな影響を与えている.これから,CMを見る前の当該商品への注目度よりも,CMを見て感じた気持ちの方が購買活動につながりやすいと読み取れる.つまり,CMの影響力は強く,顧客がCMを見たときに当該CMに対してどのように感じるかが,CM効果に大きな影響を与えることができる.また,フィーリングからのパス係数はどれも高くなっている.これは,フィーリングは好意度,内容共感度,表現共感度の3変数でほとんど構成されているということである.そのため,好意度,内容共感度,表現共感度を高めることで,フィーリングが高まり,それがCM効果につながると言うことができる.



### 3. 3 クラスタ分析

20 商品をグループ分けして、それぞれのグループの特徴を捉え比較することで、どの要因が CM 効果にどのような影響を及ぼしているかを調べるために、S-plus を用いてクラスタ分析を行う。出力結果は付録 2 に示す。分析方法, 実行結果を次に示す。

#### 分析方法

導入する変数：好意度，表現共感度，内容共感度，商品関心度，商品関心変化度，  
購入利用経験，購入利用意向

手法：k-means 法

クラスタの数：3 つ

#### 実行結果

表 3：クラスタ分析でグループ分け

グループ1	麒麟 淡麗
	本生
	ぐびなま。
	北海道 生搾り
	ドラフト ワン
	のどごし 生
	ウメッシュ
	淡麗 グリーンラベル
	極旨
	ジョッキ 生
	氷結
	−196℃
グループ2	スーパードライ
	一番搾り 生
	ラガービール
	ザ・プレミアム・モルツ
グループ3	新生
	マグナムドライ
	マグナムドライ ゴールドドライ
	スリムス

各グループの特徴をつかむために、各質問項目の平均値をグループ別に算出し、次に示す。

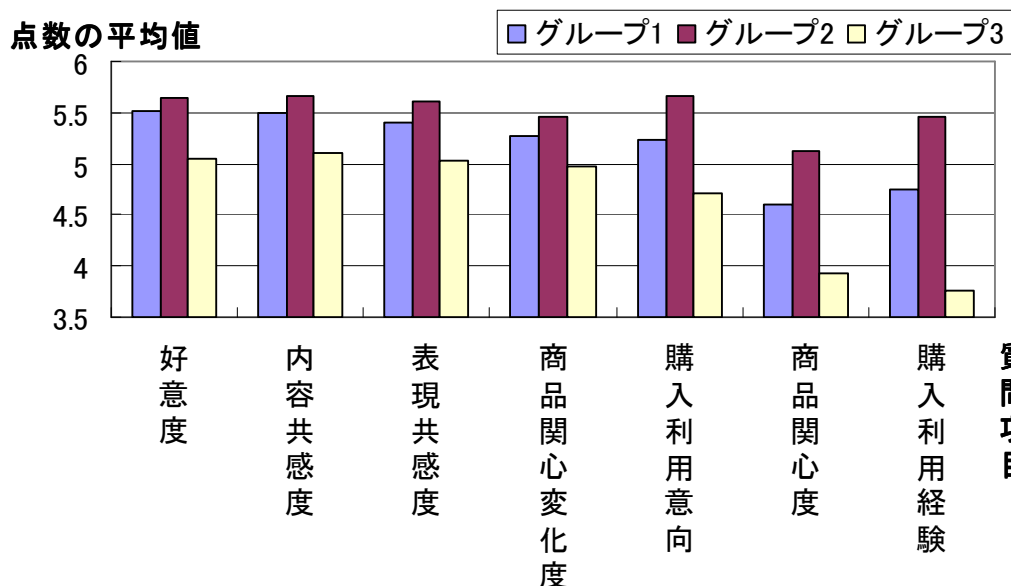


図4：グループ別の各質問項目の平均値

#### クラスター分析の考察

グループ1：発泡酒や缶チューハイなどの商品で構成されている。また、商品数が多い。そして、全ての質問項目において、他のグループに比べて、真ん中の値をとっているため、平均的なグループと言える。

グループ2：ビールのみで構成されている。そして、全ての質問項目において、比較的高い値をとっている。特に、商品関心度や購入利用経験という、顧客がCMを見る前の段階の認知度が高くなっている。また、CM効果も高いといえる。

グループ3：発泡酒のみで構成されている。そして、全ての質問項目において、比較的低い値をとっている。特に、商品関心度や購入利用経験という、顧客がCMを見る前の段階の認知度が低くなっている。また、CM効果も低いといえる。

以上より、グループ1を平均的グループ、グループ2を認知度・CM効果が高いグループ、グループ3を認知度・CM効果が低いグループとする。

### 3. 4 多母集団同時分析

クラスター分析で分けたグループそれぞれにおいて、顧客がCMを見て、購買行動に結びつくまでのプロセスの構造の違いを調べるため共分散構造分析の多母集団同時分析を行う。なお、本研究では、観測変数の因子負荷量が母集団間で等しいと制約した多母集団同時分析を行う。本分析で用いるモデルと実行結果をそれぞれ図5と表4に示す。

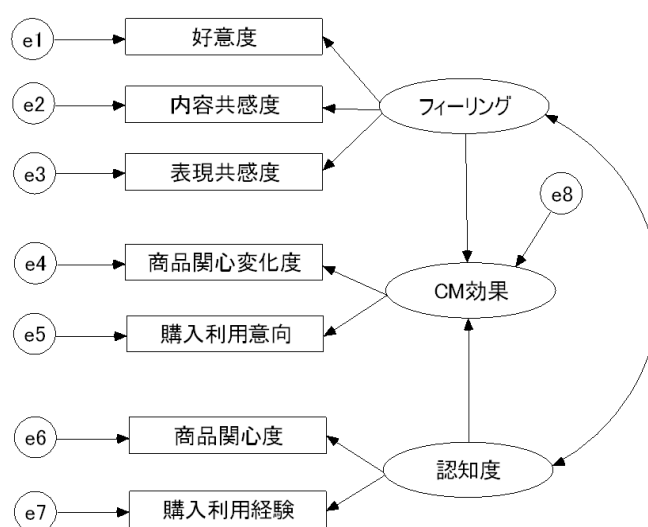


図5：多母集団同時分析で使用するモデル

表4：多母集団同時分析の実行結果

パス		平均的グループ	認知度・CM効果 が高いグループ	認知度・CM効果 が低いグループ
好意度	<--- フィーリング	0.88	0.91	0.91
内容共感度	<--- フィーリング	0.90	0.90	0.91
表現共感度	<--- フィーリング	0.94	0.94	0.95
商品関心変化度	<--- CM効果	0.87	0.86	0.92
購入利用意向	<--- CM効果	0.79	0.81	0.84
商品関心度	<--- 認知度	0.70	0.73	0.58
購入利用経験	<--- 認知度	0.62	0.62	0.64
CM効果	<--- フィーリング	0.64	0.67	0.73
CM効果	<--- 認知度	0.42	0.38	0.32
フィーリング	<--> 認知度	0.47	0.52	0.36

GFI=0.964,AGFI=0.930

### 多母集団同時分析の考察

本分析では、GFIは0.964、AGFIは0.930となり、当てはまりの良いモデルだと言える。表4を見ると、認知度・CM効果が低いグループのフィーリングからCM効果へのパス係数は0.73と他のグループと比べて高い値である。これから、認知度の低い商品は、良くも悪くも顧客がCMを見て感じた気持ちが、購買行動につながりやすいと読み取れる。つまり、認知度の低い商品のCMを制作する際には、インパクトの強さを第一に考えたCMが多く見受けられるが、むしろ、消費者がCMを見た時に、良い気持ちにさせることがCM効果の向上につながると言える。また、認知度・CM効果が高くなるほどフィーリングと認知度の相関関係は高い値になるが、これは、各グループそれぞれの認知度の平均の高さが違うためであると考えられる。

### 3. 5 特徴分析

各グループ間の違いを深く探り、どのような CM を見て、消費者はどのように感じたかを調べるためにテキストマイニングを行う。本研究では、テキストマイニングを行うソフトとして Text Mining Studio を用いる。

各グループの特徴を知るために、特徴分析を行う。特徴分析とは、属性（グループ）毎に特徴的に出現する単語および係り受け表現を抽出する手法である。

#### 分析方法

抽出する言葉：名詞，動詞，形容詞

分析項目：感想

抽出個数：指標度の上位 10 個

抽出指標：補完類似度※

#### ※補完類似度について

補完類似度とは、

属性 $r_j$ に属する行における、単語 $w_i$ の出現頻度 $a$

属性 $r_j$ に属さない行における、単語 $w_i$ の出現頻度 $b$

属性 $r_j$ に属する行における、単語 $w_i$ 以外の語の出現頻度 $c$

属性 $r_j$ に属さない行における、単語 $w_i$ 以外の語の出現頻度 $d$

としたとき、

$$\frac{ad - bc}{\sqrt{(a + c)(b + d)}} \quad \dots (1)$$

(1) 式で表されるものとする。

表 5：特徴分析

認知度・CM効果 が高いグループ	指標値	平均的グループ	指標値	認知度・CM効果 が低いグループ	指標値
おいしい	797.17	楽しい	310.65	やばい	458.83
ビール	741.24	おいしい	230.13	工藤静香	258.89
飲む	162.08	かわいい	219.59	軽い	251.37
矢沢永吉	158.51	小西真奈美	217.24	インパクト	200.21
飲む+したい	153.76	さわやか	215.96	人	171.17
懐かしい	145.06	感じ	209.07	気	169.23
スーパードライ	142.81	飲む+したい	148.52	3	161.49
矢沢	125.27	明るい	135.57	残る	157.89
食べる	108.12	ぐ	132.29	面白い	156.00
食べる+したい	77.41	志村	127.23	観月	146.11

表 5 を見ると、認知度・CM 効果が高いグループは、「おいしい」「飲む」「飲む+したい」などの、直接商品のポジティブなイメージに繋がるワードが指標値の上位を占めている。特に、「おいしい」の指標値は 797.17 と非常に高い値である。また、平均的グループも同じように、「楽しい」「おいしい」「さわやか」「飲む+したい」などのワードが指標値の上位に占めている。これらに対して、認知度・CM 効果が低いグループは、「やばい」「インパクト」「3」など、商品に直接的に関係のないワードが上位を占めていて、直接的に商品のポジティブなイメージに繋がるワードは入っていない。特に、「やばい」の指標値は 458.83 と高い値である。このことから、CM で商品と関係のない言葉を使って商品をアピールするよりも、素直に商品のポジティブなイメージを表現したほうが CM 効果が高くなると考えられる。

### 3. 6 注目分析

次に、CM で出演するタレントが CM 効果にどのような影響があるのかについて、調べるために、注目分析を行う。本実験では、各グループ別に出現頻度が 50 回以上のタレントの名前に注目し、以下のような方法で注目分析を行った。

注目分析とは、注目したある言葉について、どのような表現の中で用いられているかということと、他とどのような単語と同時に出現しているかということを図を用いて表現する分析のことである。

#### 分析方法

注目語： { 矢沢永吉, 佐藤浩市 (認知度・CM 効果が高いグループ)  
工藤静香, 観月ありさ (平均的グループ)  
小西真奈美, 志村けん, 所ジョージ (認知度・CM 効果が低いグループ)  
出現回数：2 回以上出現する組合せを表示

#### 実行結果

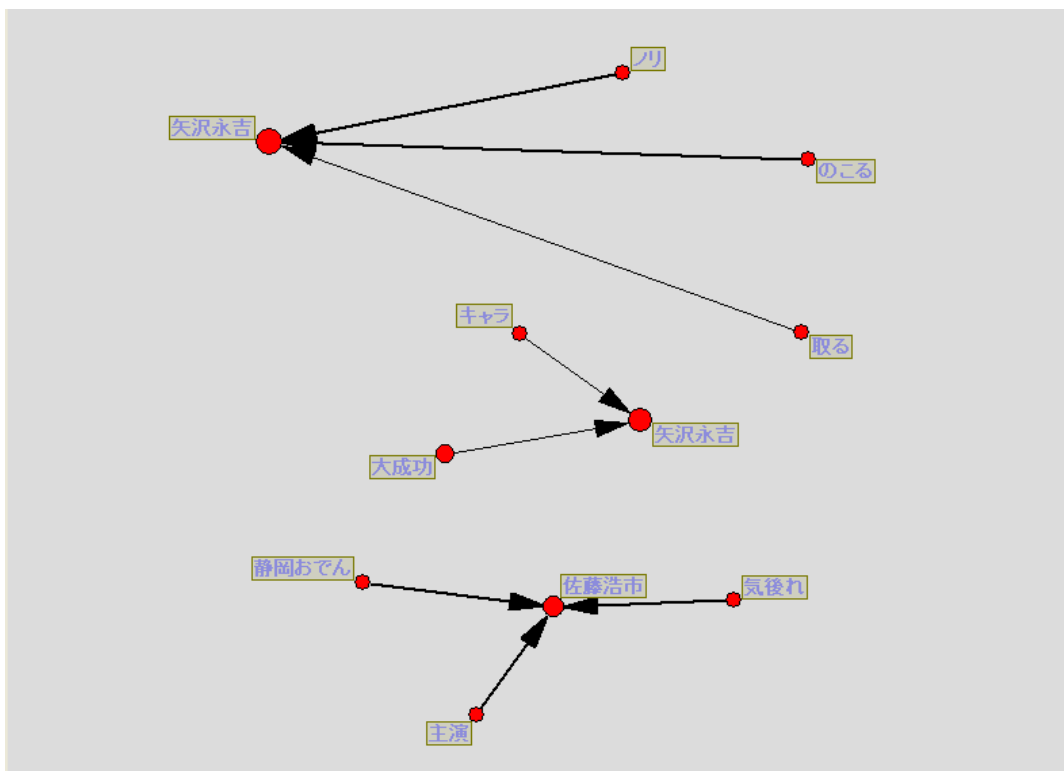


図 6：認知度・CM 効果が高いグループの注目分析

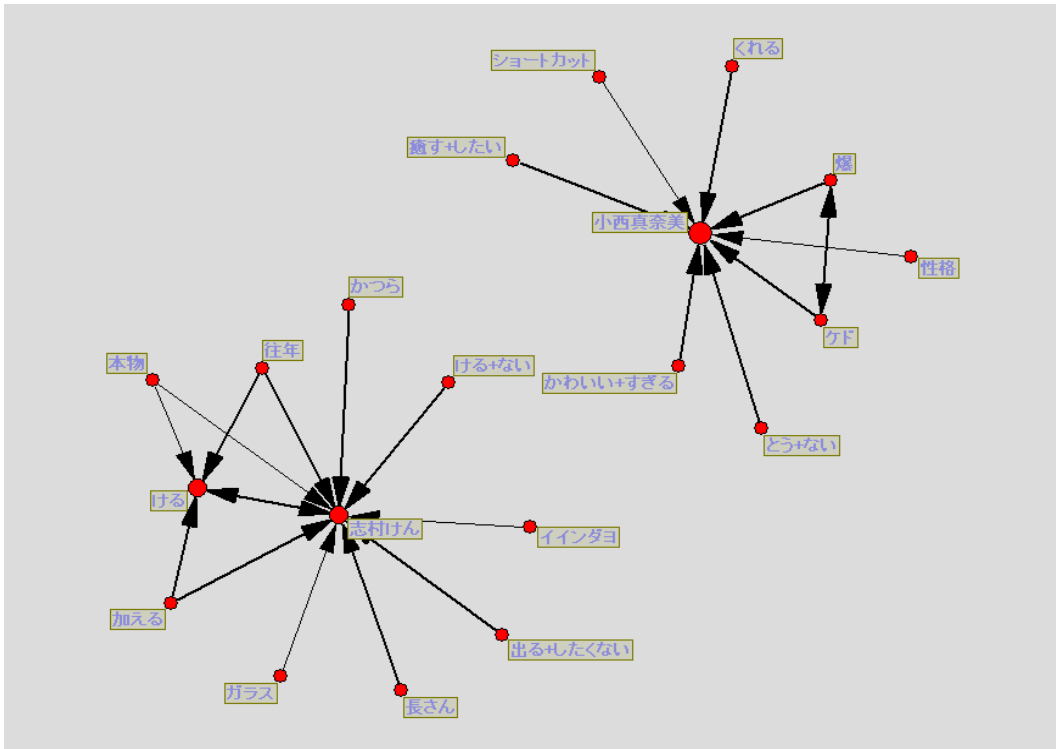


図 7：平均的なグループの注目分析

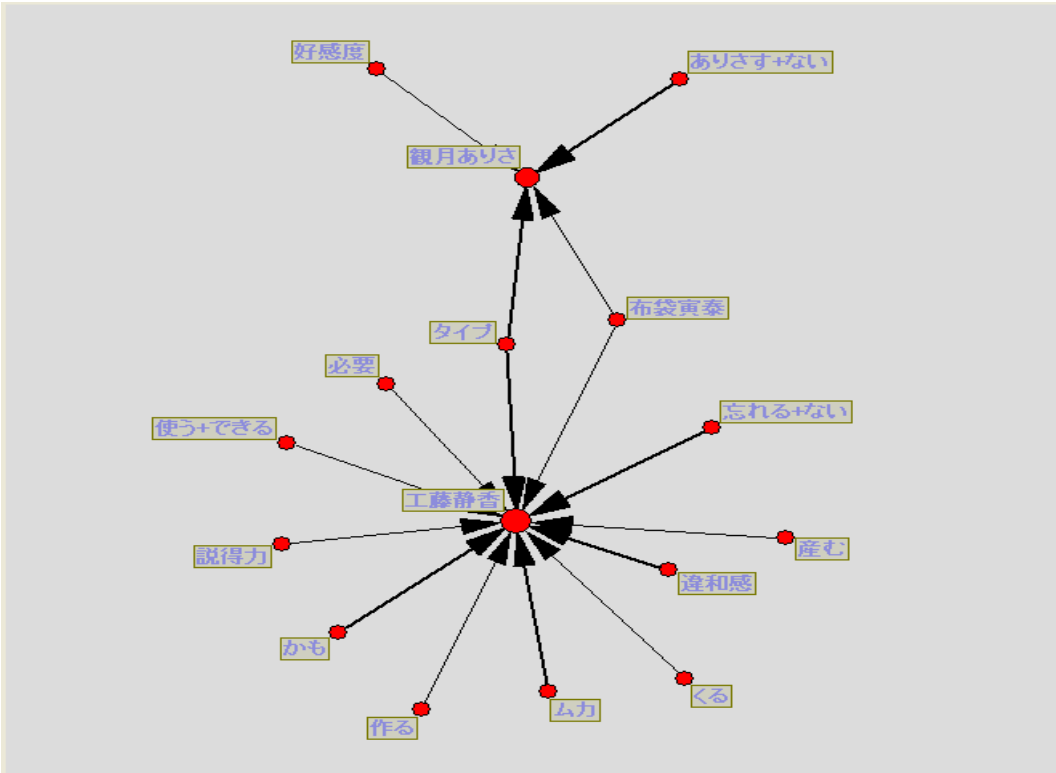


図 8：認知度・CM 効果が低いグループの注目分析



図6から図8を見ると、認知度・CM効果が高いグループと平均的なグループでは、「大成功しているキャラ」、「ノリが良い」、「かわいい」、「癒し」など、出演タレントが元々持っている良いイメージをCMの中でも表現できていることが読み取れる。対して、認知度・CM効果が低いグループでは、「好感度」という良いイメージもあるが、「違和感」、「ムカ」などのタレントのイメージをCMの中ですましく表現できていないために、消費者に悪いイメージを与えている可能性がある。

つまり、CMでタレントを出演させる際には、タレントのイメージと商品イメージ、の組合せに気を配り、タレントのイメージを引き出すような表現のCMが好ましい。

## 4章 まとめ

本研究では、共分散構造分析とクラスター分析及び、テキストマイニングにより、酒類に関するテレビCM効果の構造と要因を分析した。分析の結果より、まず、CM効果は顧客がCMを見てどのように感じたかという点が大きく影響していることがわかった。そして、酒類の中でビールのCM効果が高いということもわかった。また、商品のイメージを素直に高めるような表現を用いたCMの方がCM効果は高いと言え、芸能人を出演させる場合には、「さわやか」など、商品のポジティブなイメージに合う芸能人を出演させることが良いといえる。また、タレントを出演させる際には、タレントのイメージを深く調査した上で、商品とうまく適合するようなイメージのタレントを選択し、元々タレントが持っているイメージをうまく表現するようなCMを作ることが好ましいと言える。特に、認知度の低い商品は顧客がCMを見て感じた気持ちが購買活動に繋がりがやすく、認知度が低い商品のCMを作る際には、上記についても心がけてCMを制作すると良いと考えられる。

今後の課題として、売上高も含めたCM効果を定義し、より売上に繋がるような分析を行うことが挙げられる。

## 参考文献

- [1]グロービス・マネジメント・インスティテュート：「[新版]MBA マーケティング」  
ダイヤモンド社(2005)
- [2]今西鉄之助：「効く広告表現」 マネジメント社(1999)
- [3]株式会社電通ホームページ(<http://www.dentsu.co.jp>) (最終閲覧日 2007/11/05)
- [4]大城勝浩, 高山英男, 波田浩之：「広告ビジネス実務事典」 (2006)
- [5]日経広告研究所：「広告白書2007」 日経広告研究所(2007)
- [6]狩野裕, 三浦麻子：「グラフィカル多変量解析」 現代数学社(2003)
- [7]数理システム：「Text Mining Studio 技術資料」 数理システム(2006)

## 付録

### 付録1：回答件数の上位20商品

<回答件数が多い順>

1. ぐびなま。
2. のどごし 生
3. ドラフト ワン
4. 新生
5. スーパードライ
6. ジョッキ 生
7. ザ・プレミアム・モルツ
8. 淡麗 グリーンラベル
9. スリムス
10. 麒麟 淡麗
11. 一番搾り 生
12. 極旨
13. ラガービール・クラシックラガー
14. マグナムドライ
15. 氷結
16. 北海道 生搾り
17. -196□
18. 本生
19. ウメッシュ
20. マグナムドライ

## 付録 2 : クラスター分析の出力結果

\*\*\* K-Means Clustering \*\*\*

Centers:

	好意度	内容共感度	表現共感度	商品関心度	商品関心変化度
[1,]	5.494286	5.490713	5.397501	4.584909	5.307903
[2,]	5.730211	5.750800	5.652855	5.134559	5.494145
[3,]	5.100596	5.149290	5.027830	3.893019	4.956732

	購入利用経験	購入利用意向
[1,]	4.727337	5.268117
[2,]	5.459416	5.683579
[3,]	3.710313	4.674160

Clustering vector:

```
[1] 1 1 1 1 1 3 1 2 2 3 3 1 1 3 2 1 2 1 1 1
```

Within cluster sum of squares:

```
[1] 2.8982863 0.9515099 1.1254989
```

Cluster sizes:

```
[1] 12 4 4
```

Available arguments:

```
[1] "cluster" "centers" "withinss" "size"
```