

小売業態における消費者と マーケティング戦略に関する研究

発表構成

1. 研究の背景
 2. 研究目的
 3. データ概要
 4. セグメント手法
 5. 消費者属性分析
 6. まとめと今後の課題
- 主要参考文献

東京理科大学 工学研究科 経営工学専攻
修士2年 黒須 章喜

はじめに

〈小売業界の現状〉

➤ 小売業全体

店舗数，販売額の減少

✓ 事業所数は昭和57年をピークに毎年減少を続ける

✓ 平成11年の年間商品販売額は，調査開始以来初めての減少

✓ 平成14年の販売額は，平成11年と比較してさらに6.1%減少

原因

- バブル崩壊後の長期の景気低迷
- 消費者の低価格志向
- 業態間での激しい競争 etc...

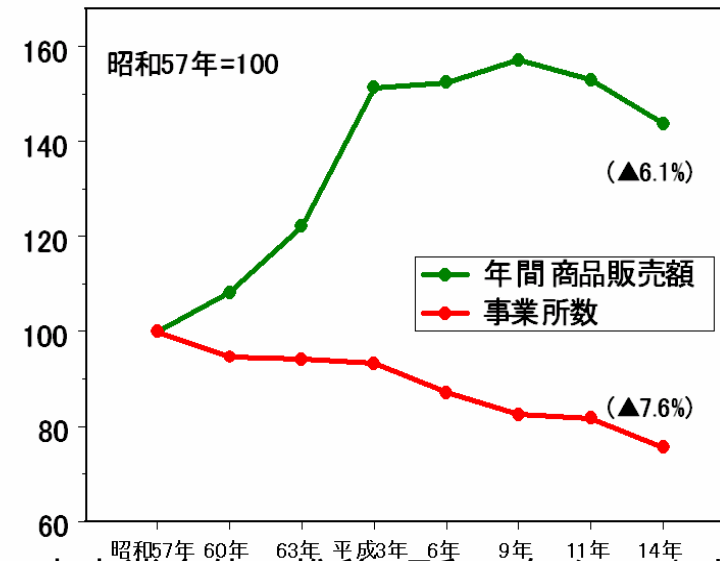


図1 小売業全体の推移(昭和57年を100とする)

(経済産業省 商業統計より)

各業態の現状

表1 各業態の販売額と事業所数の変化 () は減少を表す)

	CVS				GMS				DS			
	年間商品販売額 (百万円)		事業所数		年間商品販売額 (百万円)		事業所数		年間商品販売額 (百万円)		事業所数	
平成11年	6,126,986	前回は	39,561	前回は	8,849,658	前回は	42,749	前回は	1,495,041	前回は	10,917	前回は
14年	6,713,687	9.6%	41,770	5.6%	8,515,119	▲3.8%	1,670	▲0.1%	2,494,944	66.9%	14,664	34.3%
16年	6,925,104	3.1%	42,749	2.3%	8,392,279	▲1.4%	1,668	0.1%	2,588,207	3.7%	13,097	▲10.7%

➤ コンビニエンスストア(CVS)

- ✓ 事業所数, 販売額ともに伸びているが, その増加率は年々減少しつつある (オーバーストアの兆候?)
- ✓ 生き残りをかけた戦略が活発化(2001年7月 サークルKとサンクスが経営統合)

➤ 総合スーパー(GMS)

- ✓ 事業所数の変化は少ないものの, 販売額は年々減少 (カテゴリーキラーと呼ばれる専門店への顧客離反)
- ✓ 総合スーパー各社(イオン, イトーヨーカ堂)における単体の営業利益率の低下

➤ ドラッグストア(DS)

- ✓ 一時の急激な成長は落ち着き, 市場が飽和化しつつある
- ✓ 平成16年の事業所数が減少していることから, 既にオーバーストアの兆候あり

研究目的

〈小売業界における消費者〉

- ✓ 低価格志向から、自らのライフスタイルに合わせた商品を求め、かつ堅実でまとめ買いをしない傾向
- ✓ 個人消費に歯止めがかかり、小売業界全体の売上の減少につながっている
- ✓ インターネットの利用などによって、大量の情報を得る機会が増加
(ニーズの多様化)



**多様化する消費者ニーズに対応したマーケティング・アクション、
店舗構築が求められる**

研究目的

多様な消費者ニーズに応えかつ各業態別にそれぞれの問題点を改善するための戦略の提案

一般の消費者を対象とした調査から得られた、小売業態全般における購買データの分析により提案

研究対象データ

概要

2004年10月～2005年7月までの小売業態を介して行った購買に関する調査データ(株式会社インテージ personal eye academic版)

- 調査対象者 : 15～49歳男女1002人(表2参照)
 - 調査地域 : 東京都, 神奈川県, 千葉県, 埼玉県
 - 調査方法 : 専用端末(personal eye)による
バーコードスキャニング
 - 対象者属性 : 性別, 年齢, 未既婚, 職業, 個人収入,
インターネット利用, プレispott,
勤務地, 家族人数, 家屋形態, 子供人数,
末子年齢, 家族構成, 車所有, 生協加入
 - 購買データ : モニターコード, 購買日・時間, JANコード・商品名称, 数量,
品目, メーカー, 購入ルート, 使用者
- (今回分析に用いたのは主食系と飲料系の商品に関するデータのみ
小売業態はCVS,GMS,DSの3業態に絞る)

表2 モニターの性齢別人数
(2004年10月時点)

	女性	男性	計
10代	68	52	120
20代	147	147	294
30代	147	147	294
40代	147	147	294
計	509	493	1002

消費者のセグメント化

- **CRM (Customer Relationship Management)**
 - ✓ 小売店を始めとした企業側が、消費者との信頼関係を構築を目指して行う経営手法
 - ✓ 消費者の購買データを分析し、利益向上を目指す上で非常に重要

CRMの消費者中心という考えにおいて、

生存確率を把握することは重要である

(生存確率:消費者が業態を利用し続ける確率)

本研究では、生存確率によって消費者のセグメントを行う

《生存確率によるセグメンテーションのメリット》

- 例えば、生存確率がやや低く、離反過程にあるセグメント
に対する離脱未然防止アプローチが可能

セグメント手法例

実務家の間でよく使われる手法としてRFM分析がある

RFM分析

- R(最新購買日), F(購買頻度), M(購買金額)の要素から顧客を分類
- 企業独自の経験則などに基づいて, Recency=3ヶ月のように決定

表3 RFM分析のランク設定の例

ランク	R:最新購買日	F:購買回数	M:購買金額
5	1ヶ月以内	30回以上	売上上位50%
4	3ヶ月以内	15~29回	67%
3	半年以内	7~14回	80%
2	1年前以内	3~6回	95%
1	1年前以上	1,2回	残り5%

RFM分析の問題点

1. R=3ヶ月などのような設定が主観的
2. セグメントの中の顧客(図2の四角の部分)を全て同質と見なしていること

		F	
		頻繁	稀
R	最近	優良顧客	優良顧客になる可能性あり
	以前	離反傾向にある顧客	離反顧客

図2 小売業態にとっての顧客の魅力度
 同じRでも購買頻度が頻繁であった顧客の方が,購買サイクルが途切れて離反している可能性が高いのだが,それを考慮できていない

消費者行動理論に基づいたセグメント手法^[1]

〈顧客の購買頻度を考慮した生存確率の算出〉

- ✓ RFM分析で使われるRFの部分のデータを用いる
- ✓ 一般的な消費者行動の仮定に基づいて、ある時点での顧客の生存確率を推定することによりセグメントする

[仮定1] 顧客の生存時間は指数分布に従う

- 顧客の離反が過去の生存時間に関係なくランダムに起きることを仮定

$$f(t) = \mu e^{-\mu t} \quad \dots (1)$$

[仮定2] 購買はポアソン・プロセスに従う

- 過去に発生した購買に関係なく、購買がランダムに発生することを仮定

$$P[x | \lambda, \tau > T] = \frac{(\lambda T)^x}{x!} e^{-\lambda T} \quad \dots (2)$$

τ, T	: 期間
x	: 購買回数
μ	: 指数分布パラメータ
λ	: ポアソンパラメータ

μ は $E[\tau] = 1 / \mu$ より

「顧客の離脱率」

は $E[x] = \lambda T$ より

「単位期間あたりの購買頻度」

生存確率の算出

[仮定3] 生存時間の分布と購買頻度の分布を表すパラメータ μ とは顧客ごとに異なる

3つの仮定より, データ観測期間の最終日における顧客の生存確率(生存時間が T より大きくなる確率)は(3)式の関数で表せる

$$P[\tau > T | \lambda, \mu, T, t] = \frac{1}{1 + \frac{\mu}{\lambda + \mu} [e^{(\lambda + \mu)(T-t)} - 1]} \quad \dots (3)$$

t : 初回から最終の購買までの期間
 T : 初回の購買から観測最終日までの期間
 x : 観測期間中の購買回数

- ✓ 最終購買が, 観測期間の最終日に発生していれば生存確率は1
- ✓ 最終購買がそれ以前の場合は, μ と を顧客別に最尤推定法により推定し, 生存確率を推定

生存時間の分布

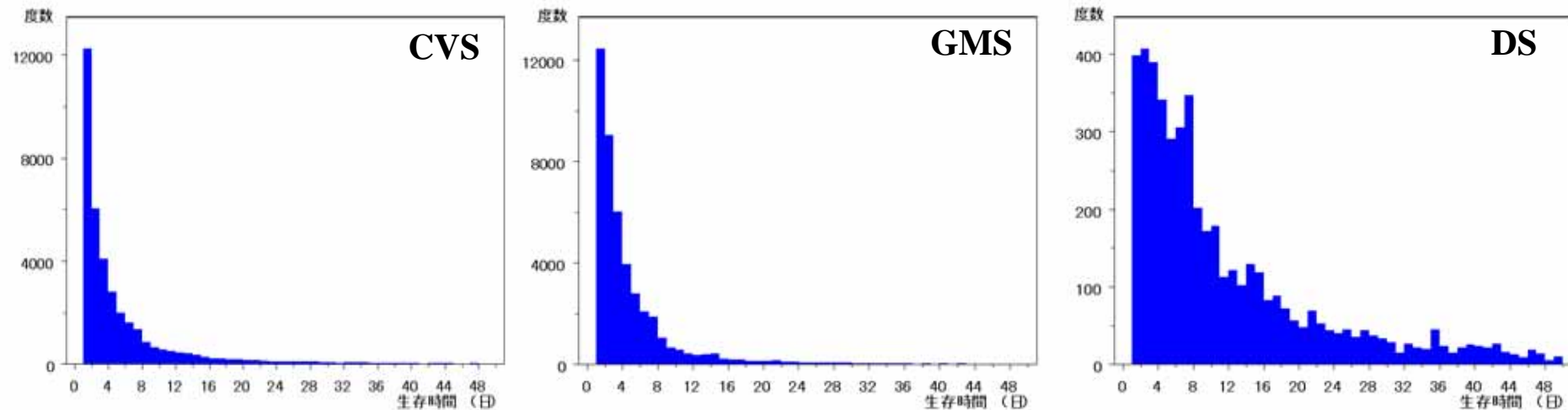


図3 各業態における生存時間分布

➤ CVS,GMS

- ✓ 消費者の生存時間(次回購買までの間隔)の分布は, 全体的に見て概ね[仮定1]の指数分布に従っているといえる
- ✓ 消費者一人一人についても分析したが, 指数分布の傾向から大きく外れたデータは存在しなかった

➤ DS

- ✓ CVS,GMSの分布と比較して, パラメータ μ の小さい, ならかな分布になっている (CVS,GMSと比較してデータ数が少ないことが影響?)

パラメータの推定

〈 μ と λ の推定〉

仮定1,2より, 購買履歴データ (x, t, T) が観測される確率は(4)式の尤度関数で表される

$$L(x, t, T | \lambda, \mu) = \lambda^x \left\{ \frac{\lambda}{\lambda + \mu} e^{-(\lambda + \mu)T} + \frac{\mu}{\lambda + \mu} e^{-(\lambda + \mu)t} \right\} \dots (4)$$

- **NUOPTを用いた目的関数の最大化**
 - ✓ (4)式の尤度関数を目的変数として, 尤度を最大にするパラメータ μ と λ を消費者一人一人について推定
 - ✓ 本研究では, NUOPTのプログラムを用いて, 各消費者の購買履歴データ (x, t, T) を固定して, パラメータ (μ, λ) を変化させることによって, 尤度の最大化を図る

表4 分析に用いた購買履歴データ

モニターコード	x	t	T
1	60	292	297
2	8	287	301
3	24	273	275
4	25	300	302
5	2	206	288
6	129	287	289
7	13	267	280
8	1	0	198
9	102	297	299
10	4	97	302

生存確率による消費者のセグメント結果

表5 平均記述統計

	CVS	GMS	DS
平均購買間隔	18.7052	16.1877	37.79002
平均生存確率	0.80688	0.804773	0.822612

(セグメント方法)

- ✓ 最尤推定法により推定された μ と σ を (3)式に代入することによって2005年7月31日時点での生存確率を算出
- ✓ まず生存確率が1の消費者と、そうでない消費者にセグメント
- 平均購買間隔(日数)を比較すると、一般的に消費者が頻繁に利用するイメージが強いCVSよりも、GMSの方を利用していることが分かる
- DSでは購買間隔が長く購買頻度が小さいため、CVS、GMSよりもやや生存確率が高いという結果となった
- CVS、GMSでは約8割、またDSではその半分の約4割の消費者の生存確率が1という結果が得られた

表6 生存確率によるセグメント

セグメント	CVS	GMS	DS
1	786	789	416
2	124	103	108
0	92	110	478
計	1002	1002	1002

セグメント1: 生存確率1の消費者
 セグメント2: 生存確率1でない消費者
 セグメント0: 購買回数の少ない、
 または購買歴のない消費者

本研究で用いた手法は、通常の購買サイクルがしばらく途切れた場合に消費者が業態を利用しなくなった可能性が高いと判断する手法である
 そのため購買回数の少ない消費者および購買歴のない消費者をセグメント0とした

決定木分析

決定木分析を用いて、各セグメントの消費者属性の特徴を探る

手順

1. 性別, 年齢, 未婚, 職業, 個人収入などの消費者の属性を説明変数とする
2. 各業態ごと, かつ各セグメントごとの消費者数を集計し, 目的変数とする
3. 決定木分析により, 目的とするセグメントの割合が最も多くなるような消費者属性を見つける

消費者属性分析(CVS)

➤ CSV分析結果

✓ セグメントに関して**職業属性が最も強い関連を持つ**

✓ **セグメント別の特徴**

セグメント1:職業が会社員,学生など;

年齢が10代,20代;

プレイスポットが渋谷,池袋,新橋,横浜etc…;

家族人数が1,2人

セグメント2:職業が専業主婦;

末子年齢が0~3歳,10~12歳

セグメント0:セグメント2と同じ特徴の消費者

✓ **セグメント1の特徴として,若い世代で利用割合が多い(一方でパート・アルバイト職の消費者割合は少ない)**

✓ **生存確率が低い消費者や購買歴のない消費者は,専業主婦でかつ**

末子年齢が低め(乳幼児製品をCVS以外の業態を利用して購入することが多い?)

消費者属性分析(GMS,DS)

➤ GMS分析結果

- セグメント1:職業が自営手伝い,専業主婦;
- セグメント2:職業が会社員(管理職以外),学生(大学生,短大・専門学校生)
会社役員,経営者;
家族構成が2世代同居家庭
- セグメント0:職業が会社員(管理職);

➤ DS分析結果

- セグメント1:職業が専業主婦;
 - セグメント2:職業が派遣社員,契約社員,会社の役員;
 - セグメント0:職業が会社員,自営業,学生,公務員,無職;
家族構成が3世代同居;
- ✓ 全ての業態で消費者の職業がセグメントに大きな影響を及ぼしている
- ✓ セグメント2の消費者の特徴として見られる属性を把握することで,特に利用を勧めるアプローチを行うべき消費者が分かる

まとめと今後の課題

➤ まとめ

- ✓ RFM分析の問題点である主観的なランクの設定と、購買頻度の差による消費者の異質性を考慮していないことを改善した手法によって、消費者のセグメントを行った
- ✓ ある生存確率の値を下回った消費者に対して、あらかじめマーケティング・アクションを行うことが可能となる
- ✓ セグメント別の消費者属性について、決定木分析を行った

➤ 今後の課題

- ✓ セグメント別の消費者の購買行動の特徴について、主に共分散構造分析を用いて調べることで消費者のニーズに応えるような改善案を考える必要がある
- ✓ 消費者の業態の使い分けなどについて分析の必要がある

主要参考文献

- [1]阿部誠：“CRMのデータ分析に理論とモデルを組み込む - 消費者行動理論にもとづいたRF分析 - ”，流通情報，Vol.426，pp.10-17(2004)清水聰：「消費者視点の小売戦略」，千倉書房(2004)
- [2]黒須章喜，朝日弓未，山口俊和：“百貨店における優良顧客の離反防止策の提案”，オペレーションズ・リサーチ，Vol.50，No.5，pp341-348(2005)
- [3]清水聰：「消費者視点の小売戦略」，千倉書房(2004)
- [4]飯塚久哲，米村大介，豊田秀樹：“顧客ランクによる行動分析”，オペレーションズ・リサーチ，Vol48，No.2，pp.94-99(2003)
- [5]今野勤，伊藤文隆，加藤二郎：「成功事例に学ぶCRM実践手法」，日科技連(2003)
- [6]経済産業省ホームページ(<http://www.meti.go.jp/>)

付録(S-PLUSのコマンド)

➤ 図1の書き方

```
guiPlot( PlotType = "線付き散布図", DataSet = "transit", Columns = "年度,年間商品.販売額,事業所数")
guiModify( "LinePlot", Name = "GS1$1$1",
  LineColor = "Green",LineWeight = "3",
  SymbolStyle = "Circle, Solid",
  SymbolColor = "Green",SymbolHeight = "0.15",
  SymbolLineWeight = "3")
guiModify( "LinePlot", Name = "GS1$1$2",
  LineColor = "Lt Red",LineWeight = "3",
  SymbolStyle = "Circle, Solid",
  SymbolColor = "Lt Red",SymbolHeight = "0.15",
  SymbolLineWeight = "3")
guiModify( "Axis2DLabelY", Name = "GS1$1$Axis2dY1$Axis2DLabelY",
  Font = "Times New Roman",
  FontSize = "22",Bold = T)
guiModify( "Axis2DLabelX", Name = "GS1$1$Axis2dX1$Axis2DLabelX",
  Font = "Times New Roman",
  FontSize = "22",Bold = T)
```

付録(S-PLUSのコマンド)

➤ 最尤推定プログラム

```
likely = function(tmp1,tmp2,tmp3){
```

```
  set.xyz <- Set()
```

```
  set.para <- Set(1:2)
```

```
  i <- Element(set = set.xyz)
```

```
  j <- Element(set = set.para)
```

```
  x <- Parameter(list(1:1,tmp1),index=i)
```

```
  y <- Parameter(list(1:1,tmp2),index=i)
```

```
  z <- Parameter(list(1:1,tmp3),index=i)
```

```
  lam <- Variable(index = j)
```

```
  obj = Objective(type = "maximize")
```

```
  lam[1] >= 0
```

```
  lam[2] >= 0
```

```
  obj ~ log(lam[1]^x[1] * ((lam[1]/(lam[1]+lam[2])) *
```

```
  exp(-(lam[1]+lam[2])*z[1]) +
```

```
  (lam[2]/(lam[1]+lam[2]))
```

```
  * exp(-(lam[1]+lam[2])*y[1]))
```

```
}
```

```
tmp = get("cvs")
```

```
tmp1 = tmp[,2]
```

```
tmp2 = tmp[,3]
```

```
tmp3 = tmp[,4]
```

```
lambda = mu = vector(mode="double",length(tmp1))
```

```
for(i in seq(along=tmp1)){
```

```
  nuopt.options(method="bfgs",maxitn=200,scaling="on")
```

```
  rslt.problem = System(model = likely,tmp1[i],tmp2[i],tmp3[i])
```

```
  rslt.solution = solve(rslt.problem)
```

```
  lambda[i] = rslt.solution$variable$lam$current[1]
```

```
  mu[i] = rslt.solution$variable$lam$current[2]
```

```
  rm(rslt.problem)
```

```
  rm(rslt.solution)
```

```
}
```

```
rslt = data.frame(lambda,mu)
```