

# 「耐久経験消費財としてのキャラクタ商品に対する消費行動の分析」研究報告書

2002.9.24 (2004.7.9 修正)

大阪府立大学経済学部 荒木長照

## 1. 研究目的

映画やテレビで観たり、友人が持っていたり、店頭で売られていたり、いろいろな状況で私たちはキャラクタに接触する。キャラクタという名が示すように、それは何らかの人格をもつ可能性が強いものである。実際、キャラクタは人格や性格付けがなされやすいように、あるいはそれらが製作者の意図に沿うような形にデザインされるだろう。しかし、何らかの人格を付与するのは、開発者やデザイナーではなくキャラクタを消費する消費者自身である。ここでキャラクタを消費するというのは、キャラクタに物理的に接触したり、回想したりすることで（心地よい）感情的経験を得ることを意味している。

もちろん、幼児は人格を付与することはできないだろうが、次節で述べる本研究の調査対象にとってそれはたやすいことである。そして、人格が付与された時点から、消費者にとってキャラクタは何らかの価値をもつと考えられる。人格の付与のされ方には当然個人差が存在する。キャラクタを自分と同一視する人にとっては、実在の人間のような具体的な人格や性格が与えられるだろう。キャラクタをデザイン等の外見で選好し、自己表現として用いる人は、たとえば連想されるライフスタイルに適合的な人格など、かなり漠然としたものをそれに付与するかもしれない。また、映画の主人公のキャラクタではその物語での役回りが決定的に影響するだろう。具体性や抽象性、強度などの違いはあっても、何らかの人格や性格を消費者はキャラクタに付与するものと考えることができる。

消費者によって異なる性格や人格の付与の傾向や違いを考察することで、キャラクタの特質や消費者の好みなどを分析することが可能になるであろう。これが本報告書の6節で論じられる、「キャラクタのパーソナリティ分析」である。好みのキャラクタを人間にたとえてもらって、その性格を自由回答形式で問うものである。長期記憶から活性化された連想内容をテキストマイニングの手法で分析するものである。これは当初の研究計画には含まれてはいなかったが、SPSS社のご厚意により、テキストマイニングの処理環境を整えることができたので、新しい分析手法の一つの紹介という意味で報告書に含めることにした。

さて、このようにキャラクタに人格や性格が付与されると - 当然それは消費者にとって好ましいものであるのだが - 、同一のキャラクタへの感情的な関与が高まり、キャラクタへの接触経験が増加する可能性があると考えられる。キャラクタ接触経験の量的かつあるいは質的増大によって、キャラクタが持つ価値がますます大きなものとなるのが容易に想像できる。この過去から現在までの接触経験によって得られる価値を測定することが本研究の目的である。この価値のことを経験価値<sup>1</sup>と呼ぶことにする。キャラクタ商品に対す

---

<sup>1</sup> Schmitt, B.H.のとなえる経験価値（島村和恵ほか訳『経験価値マーケティング』ダイヤモンド社、2000年）は、マーケティングコントロール変数であって、本研究の定義とは異なる

る関与の強さの要因を、デザインや形状などの「外形的要素」、思い出や接触時の文脈などの「情緒的要素」、映画やテレビなどからの「ストーリー要素」等の要因で説明することができる。本研究では、キャラクタ商品への関与や関心の程度を、いくつかの要素に分解するというよりも、より全体的（ホリスティック）な捕らえ方を出発点としている。その出発点がキャラクタへの接触経験から生まれる経験価値であるということができるだろう。

いま、キャラクタ消費は、キャラクタへの接触による好ましい感情経験であり、その積み重ねがキャラクタの経験価値であると定義した。価値あるものは当然消費の対象になるので、経験価値の増加は、キャラクタ消費を促進することになる。キャラクタ消費と経験価値は互いに相手を説明しあう循環を形成しているので、これを経験循環と呼ぶことにする。もちろん、この論法はその名のとおり循環論であるから、正確にいうとキャラクタ消費行動の源泉を説明するには無用である。しかし、所与のキャラクタ消費の特徴を捕らえるには有効であろう。

極端ではあるが、キャラクタ・マニアはその好例である。消費すること自身が（次の）消費を説明するわけであるから、経験価値はキャラクタ消費の加速器となることもあるかも知れない。この加速的な経験循環が特定の種類やカテゴリーのキャラクタ商品に非常に強く働き、しかもキャラクタ商品の購買行動に結びつくと、コレクタあるいはマニアと呼ばれる消費行動ないしは消費態度となると考えられる。また、特定の一つのキャラクタ商品への執着となって表れると、幼児がいつまでも手放さないぬいぐるみなどの例となる。これはいわゆる「移行対象」と呼ばれるものの典型であるが、経験価値という観点からも特徴付けることができるだろう。

もちろん、すべてのキャラクタ消費者がこういった加速的で強度な経験循環を持つものではない。通常はそれぞれの個人差や環境の違い、あるいは、忘却や嗜好の変化、他のものへの興味の移転、成長など循環の強度を弱める要素が多く存在する。これら抗循環的な諸要素が適度に作用し、極端な収集活動に陥ることなく、あるいは、白日夢のような現実遊離的な状況に陥らず、マイルドな経験循環を形成していると考えることができる。経験価値の大きさだけではキャラクタ消費の源泉は説明できないが、個々の消費者がもつであろう、キャラクタ消費量と正の関係がある経験価値の存在とその大きさを数値的に明らかにすることができれば、キャラクタ消費やその消費行動を特徴付けることは可能である。

ここまで単にキャラクタという言葉を使ってきたが、マーケティング、広告さらにブランディングという視点から考えると、キャラクタを可視化したキャラクタ商品という物理的な存在をとおして、キャラクタ消費を考えることが望ましい。キャラクタがキャラクタ商品という物理的な形で存在することで、キャラクタへの接触が容易になる。物理的な接

---

ることに注意されたい。

触が容易になれば、視覚的なきっかけを得ることができるので、過去の接触経験で得られた感情記憶を呼び起こす事が容易になる。つまり、キャラクタ商品は、物理的な接触が引き金となって、過去の心地よい感情経験を回想させ感情移入や空想世界に引き込んでくれたり、あるいは心地よい感情を運んできてくれたりする一種のメディアであるということができる。このメディアは、それ自身の物理的廃棄や所有者の経験循環上の忘却が訪れるまで存続する耐久消費財であると考えることができる。消費の目的がキャラクタ消費であり、その内容が接触による感情経験であるので、キャラクタ商品は耐久経験消費財ということができるだろう。

さて、経験価値を測定するためにはキャラクタ消費の内容を言葉として把握する必要がある。キャラクタ商品への接触や回想によって呼び起こされる感情とはいったいどのようなものだろうか。それらは当然消費者にとって心地よく好意的なものである。そのような好意的な感情は、それ自身がキャラクタに対する好意的な態度を意味する。その感情として、例えば次のようなものを想定することができる。

自分のことをわかっていてくれる存在。

幼いころの思い出。

郷愁。

何かの出来事にまつわる思い出。

大切な人との心をつなぐ。

力や勇気を与えてくれる。

やさしさに包まれる。

すでに述べたように、これらは一種のキャラクタ商品に対する好意的な態度であるが、一般に、心理学でいう態度には次の三つがその構成に深くかかわっているとされる。すなわち、認知的傾向、行動的傾向、感情的傾向である。このうち感情的な傾向が態度本体を構成する。

ところで、個人が対象に対して好意的態度を形成するには、それに対して何らかの価値意識を保持していることが前提である。社会心理学では、対象への好意的な態度（評価）を矛盾なく裏から支える個人内の信念や持続的な傾向を価値意識ないし価値と定義している（大山（1990）<sup>2</sup>）。本論でもこの定義に従って、キャラクタに対する好意的な態度を裏から矛盾なくささえる、過去の接触経験で得られた価値すなわち経験価値を考えることにする。

前述のように、態度を構成するものには認知、感情、行動三つの側面がある。本調査は、キャラクタ商品への接触を通して獲得される感情経験が主たる分析対象である。これら三つの側面のうち、キャラクタに対する認知的な側面、例えば、「このキャラクタの色は明る

---

<sup>2</sup> 大坊郁夫ほか編『社会心理学パースペクティブ3』pp.237-262,第11節「価値と規範」

い、「この（キャラクタの絵柄の入った）鏡は持ちやすい」といった好意的な態度は、デザインや色、形のよさが原因である。こういった項目はクリエイティブ調査で分析すべきであり、本研究での分析とはあまり縁がないだろう。そこで、好意的な態度のうち、もっぱら感情的あるいは行動的な側面に焦点を当てて、分析をすすめることにする。行動的な側面は、キャラクタ商品の購入を含む接触経験である。これは経験循環の存在を前提にしていることはいうまでもないが、さらに、マーケティングやブランドコミュニケーションを考える場合にはかかせないものであるので、これを含めることにした。したがって、キャラクタ商品を通して、感情的あるいは行動的な傾向として現れるすべての態度に共通に含まれる潜在的な傾向を、キャラクタ商品の接触経験によってえられる経験価値と考え、これを測定する。

経験価値の測定法にはいくつかの種類が考えられる。たとえば、価値意識を探る深層面接法であるラダリング法もその一つである。ここでは、より広く統計的な処理に耐えうるような方法でデータを集め、それによって経験価値のスケールを定めたい。したがって、伝統的な質問紙法によって、経験価値を構成するキャラクタに関する好意的な態度を探ることにする。本研究の調査方法は、経験価値測定の一つの試みに過ぎないことは言うまでもない。

尚、当初の研究計画では「コーピング」や「センセーションシーキング」等も考慮する計画であったが、質問紙法によるこれらのスケールの内容が高度であるため、小学生を多く含む本調査のサンプルにはなじまないと判断し、これらは調査項目から除外した。

## 2. データ収集

データ収集は調査会社<sup>3</sup>に依頼した。調査日や得られたサンプルの構成（表 1）は以下のとおりである。

調査日：2002年8月3・4日

サンプル数：2090

調査方法：インターネット

尚、バンダイキャラクタ研究所の先行調査のデータを分析した結果、以下で述べるモデルの50歳・60歳代へのフィットネスが極めて悪かった。本調査ではこの世代のサンプルを対象からはずし、他の階層のデータを豊富にすることに努めた。

---

<sup>3</sup> Interscope 社に調査を依頼した。同社の技術と適切な助言によってスムーズにデータの収集を行うことができた。記して感謝するものである。

	男	女	小計
小学生 4・5・6 年	285	285	570
中学生	95	95	190
高校生	95	95	190
大学生その他学生	190	190	380
社会人 29 歳以下	190	190	380
社会人 30 代	107	104	211
社会人 40 代	83	86	169
小計	1045	1045	2090

表 1 サンプル構成

### 3 経験価値の推定

経験価値を構成する好意的な態度を質問紙法で探り当てる。バンダイキャラクタ研究所の先行調査データを分析した予備分析の結果、先行調査の質問項目が分析に有効であることが判明した。そのことを考慮して本調査での質問項目を決定した。

質問項目は、以下の質問 1 の 24 の項目と保有量を問う質問 2 である。質問 1 の 24 項目のうち 1 から 21 までの質問は感情的な側面を、22 から 24 までは購入傾向などを聞いた行動的側面に関する質問となっている。また、質問 2 はキャラクタ商品の保有総量を聞いており、これも購入という好意的な行動を測定するための質問項目の一つである。

**質問 1**：以下のそれぞれの項目についておたずねいたします。あなたご自身は「キャラクタ商品」を持ったり、つかったり、ながめたり、想像したりするとき、どんな気持ちになりますか。それぞれの項目についてお答えください。（五件法）

- 1.自分をほめてもらえる
- 2.安らげる
- 3.ユーモアのある人になれる
- 4.やさしくなれる
- 5.強くなれる
- 6.大らかな気持ちになれる
- 7.いまの自分とは違う自分になれる
- 8.自分らしさを表現できる
- 9.前向きに生きてゆける
- 10.さみしさがまぎれる
- 11.変化のある毎日が過ごせる

- 12.イヤなことが忘れられる
- 13.自分のことを見守ってもらえる
- 14.勇気づけられる
- 15.自分の存在が確認できる
- 16.気分をリフレッシュできる
- 17.自分をわかってもらえる
- 18.幼かったころの自分に戻れる
- 19.おだやかな毎日が過ごせる
- 20.自分に自信が持てる
- 21.現実の世界を離れて夢の世界に入ってゆける
- 22.好きな「キャラクタ」の商品はいろいろ集めたいくなる
- 23.好きな「キャラクタ」の商品を見るとつい買いたくなる
- 24.同じ商品なら「キャラクタ」が使われているものを選びたいくなる

**質問2**：あなたご自身は「キャラクタ商品」を、全部で何個くらいお持ちですか。同じ「キャラクタ」をつかった商品でも、一つ一つを別のものとして数えてください。(14件法)

これらの変数に共通に存在する、いくつかの態度変数を、潜在的な変数のクラスで仮定する。さらに、それら態度変数を説明する単一の潜在変数を仮定し、これを経験価値とする。このような二次の因子分析モデルを導くことになる。そこで、まず、データの因子構造を調べておく。このために通常の探索的な因子分析をおこなう。

質問1の24の項目と質問2(Quant)との合計25の質問に対する回答データを、因子分析にかけた。分析の結果得られた因子負荷量が表2である。ただし、表中の「変数名」は以下で用いるモデル(図1)に対応する変数名である。また、「Quant\_保有数」は質問2を意味している。分析にはSPSS Baseを利用した。

因子抽出法は主成分分析法を、回転にはKaiserの正規化を伴うプロマックス法を用いた。固有値1以上の基準で三つの因子を抽出している<sup>4</sup>。対応する質問項目の内容から、それぞれの因子に次のような名前を付ける。ただしそれぞれの名前の後の括弧の中は以下のモデル(図1)で用いる変数名である。

---

<sup>4</sup> キャラクタ研究所の先行調査の質問項目と、本調査の質問1の項目1から21は同じである。本調査のこれら21の項目データだけを利用した因子分析結果は、表2の因子負荷量にある第3因子を取り除いた二つの因子を持つものにほぼ等しい。一方、キャラクタ研究所の21項目の回答データに関する因子分析結果は四つの因子を抽出することができている。抽出した因子数も、その構成も両データでかなり異なっていることが確認できた。その原因は、40歳代・50歳代のキャラクタにあまりホットでないサンプルが含まれているかどうかの違いではないかと考えられる。

第1因子：励まし因子（LE1）

第2因子：癒し因子（LE2）

第3因子：接触因子（LE3）

質問内容	変数名	第1因子1	第2因子	第3因子
15.自分の存在が確認できる	PQ_15	<b>0.96732</b>	-0.16088	-0.01798
20.自分に自信が持てる	PQ_20	<b>0.92204</b>	-0.10921	0.02994
17.自分をわかってもらえる	PQ_17	<b>0.90173</b>	-0.08987	-0.01734
1.自分をほめてもらえる	PQ_1	<b>0.81090</b>	-0.12406	-0.05457
7.いまの自分とは違う自分になれる	PQ_7	<b>0.79228</b>	0.04028	-0.05187
11.変化のある毎日が過ごせる	PQ_11	<b>0.73234</b>	0.05556	0.01984
5.強くなれる	PQ_5	<b>0.64561</b>	0.14280	0.00621
13.自分のことを見守ってもらえる	PQ_13	<b>0.61111</b>	0.20997	0.02740
8.自分らしさを表現できる	PQ_8	<b>0.55942</b>	0.08567	0.15305
9.前向きに生きてゆける	PQ_9	<b>0.53702</b>	0.33941	-0.01304
14.勇気づけられる	PQ_14	<b>0.50050</b>	0.34786	0.06743
21.現実の世界を離れて夢の世界に入ってゆける	PQ_21	<b>0.42561</b>	0.21184	0.11683
4.やさしくなれる	PQ_4	-0.08967	<b>0.91575</b>	-0.05043
2.安らげる	PQ_2	-0.30517	<b>0.90869</b>	0.15724
6.大らかな気持ちになれる	PQ_6	-0.08063	<b>0.90773</b>	-0.05462
19.おだやかな毎日が過ごせる	PQ_19	0.18153	<b>0.65283</b>	0.00533
10.さみしさがまぎれる	PQ_10	0.13271	<b>0.62836</b>	0.06567
16.気分をリフレッシュできる	PQ_16	0.04804	<b>0.60797</b>	0.15921
18.幼かったころの自分に戻る	PQ_18	0.16757	<b>0.58287</b>	-0.26314
3.ユーモアのある人になれる	PQ_3	0.31057	<b>0.48410</b>	-0.15441
12.イヤなことが忘れられる	PQ_12	0.35626	<b>0.44289</b>	0.08189
23.好きな「キャラクター」の商品を見るとつい買いたくなる	PQ_23	0.02906	-0.05119	<b>0.93739</b>
22.好きな「キャラクター」の商品はいろいろ集めたいくなる	PQ_22	0.03327	-0.03600	<b>0.91839</b>
Quant. 保有数	QUANT	-0.12248	-0.03981	<b>0.83370</b>
24.同じ商品なら「キャラクター」が使われているものを選びたいくなる	PQ_24	0.12881	0.03739	<b>0.73941</b>
説明された分散		48.74%	7.69%	5.91%

表2 因子負荷量

これら事前の因子分析で、キャラクタ接触によって獲得される好意的な態度が、「励ましてくれる」「癒してくれる」「接触する」の三つから構成されることがわかった。これら三つの好意的な態度と正の関係をもち、これらを裏からささえる潜在変数が経験価値である。この経験価値を推定するには、上で得られた三つの好意的態度に対応する因子得点を、再度因子分析にかけるということでも得ることはできるが、それでは大切な情報が誤差として落ちてしまう。そこで、25 項目に対する因子構造から、経験価値の値まで一気に推定することができる、共分散構造分析モデルによって推定を試みる。

三つの態度変数とそれらに対応する変数をそのままモデルに持ち込んだものが以下の図 1 である。図 1 の共分散構造モデルの「EV」が経験価値変数である。さらにモデルの適合度を示す統計指標が次の表 3 である。AGFI が 0.9 を超えており、RMSEA も十分小さい値であり、モデルの適合度は十分な水準にあると評価できる。尚、推定には SPSS 社の Amos を利用した。

モデルの推定結果を評価する。パス係数の推定結果は表 4 にまとめてある。経験価値 EV から、励まし因子 LE1、癒し因子 LE2、接触因子 LE3 それぞれへのパスは正の係数を持たなければ経験価値としての意味がない。幸い推定結果に示されているようにすべての係数は正で極めて有意な値を持っている。この事実から、得られた経験価値は十分に意味のあるものということができるだろう。

自由度	252
パラメータ数	73
残差平方平均平方根(RMR)	0.064
GFI	0.923
修正済み GFI(AGFI)	0.9
平均二乗誤差平方根(RMSEA)	0.06

表 3 適合度指数

さらに、他のパス係数の統計量も極めて高い有意性を示している。係数の値もすべて正の値である。標準化係数の値はそれぞれのパスの重みを表しているが、特に興味のあるものは、経験価値 EV から、励まし因子 LE1、癒し因子 LE2、接触因子 LE3 それぞれへの経路であろう。これら三経路のうち、接触因子 LE3 への係数が 0.609 と、若干小さい値を示している。この因子は行動的な傾向を測定するものであるが、経験価値の構成要素としては、心理的な評価傾向は強いものの、キャラクタ商品を実際に手に入れようという行動までは結びつきにくい人も存在することが想像できる。

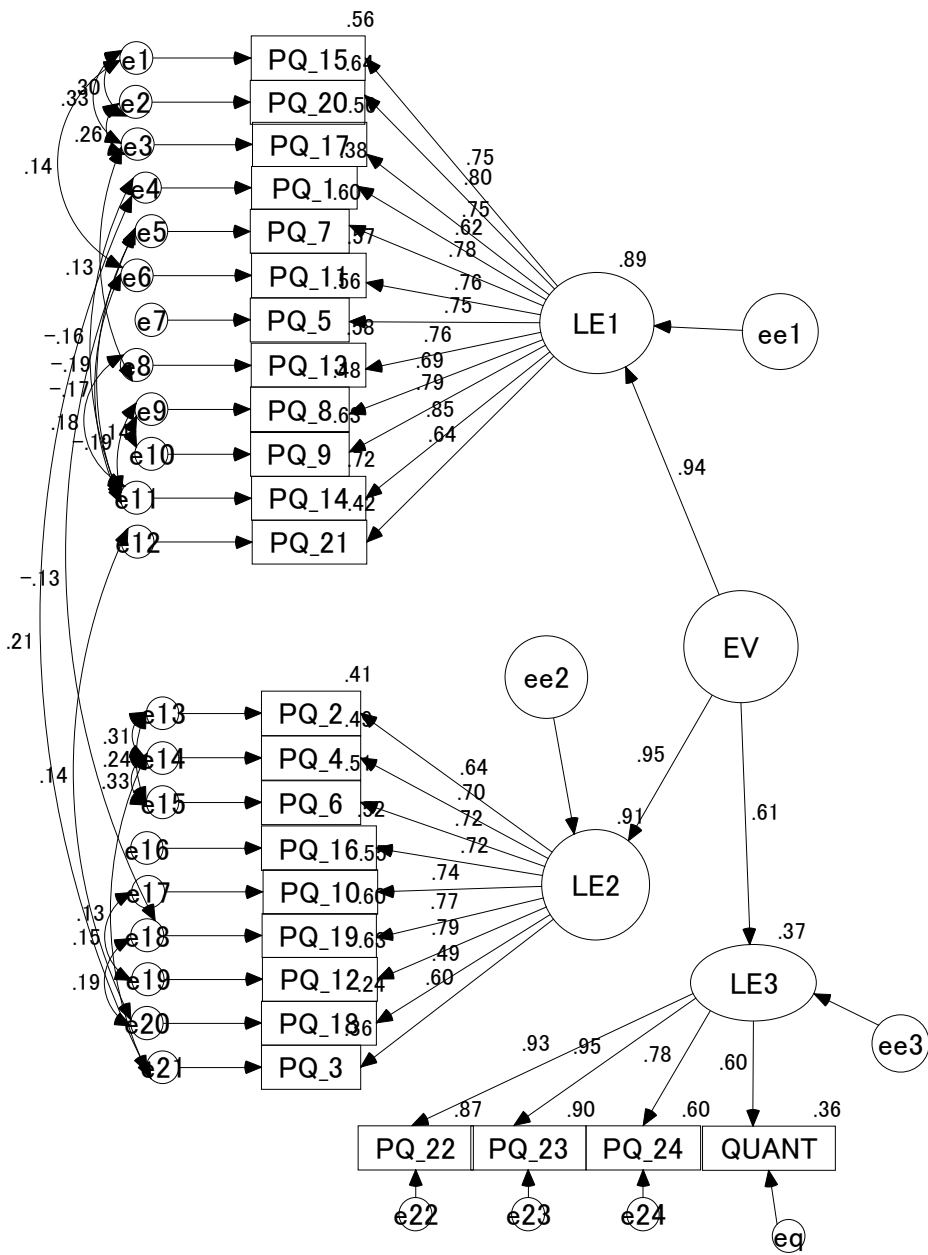


図1 経験価値モデル

EV : 経験価値 EL 1 : 励まし因子 EL 2 : 癒し因子 EL 3 : 接触因子

パス名	推定値	標準誤差	検定統計量	確率	標準化係数
LE1 <-- EV	1				0.944
LE2 <-- EV	0.821	0.033	24.539	0	0.952
LE3 <-- EV	0.928	0.038	24.569	0	0.609
PQ_15 <-- LE1	1				0.748
PQ_20 <-- LE1	1.028	0.023	45.25	0	0.797
PQ_17 <-- LE1	0.973	0.023	43.238	0	0.747
PQ_1 <-- LE1	0.776	0.027	28.451	0	0.618
PQ_7 <-- LE1	1.053	0.029	36.497	0	0.776
PQ_11 <-- LE1	1.004	0.026	38.348	0	0.757
PQ_5 <-- LE1	1.019	0.029	35.475	0	0.751
PQ_13 <-- LE1	1.069	0.03	35.895	0	0.764
PQ_8 <-- LE1	0.958	0.03	32.019	0	0.691
PQ_9 <-- LE1	1.04	0.028	37.642	0	0.792
PQ_14 <-- LE1	1.202	0.03	40.193	0	0.849
PQ_21 <-- LE1	0.965	0.032	30.014	0	0.645
PQ_2 <-- LE2	1				0.644
PQ_4 <-- LE2	1.141	0.034	33.241	0	0.703
PQ_6 <-- LE2	1.153	0.036	32.262	0	0.717
PQ_16 <-- LE2	1.176	0.042	28.181	0	0.718
PQ_10 <-- LE2	1.288	0.045	28.807	0	0.742
PQ_19 <-- LE2	1.258	0.042	29.853	0	0.773
PQ_12 <-- LE2	1.383	0.046	30.366	0	0.792
PQ_18 <-- LE2	0.851	0.042	20.075	0	0.486
PQ_3 <-- LE2	0.992	0.041	24.299	0	0.6
PQ_24 <-- LE3	0.816	0.017	48.651	0	0.776
PQ_22 <-- LE3	1				0.932
PQ_23 <-- LE3	1.019	0.013	76.452	0	0.951
QUANT <-- LE3	1.475	0.047	31.646	0	0.597

表4 パス係数の推定値

さて、表 5 はモデル中の被説明変数（図 1 で矢印を受けている側の変数）の説明力を示す重相関係数の平方の推定値をまとめたものである。接触因子（LE3）の説明力が低いことがわかる。つまり、キャラクタ商品を購入する傾向を説明する変数として、ここでは経験価値（EV）のみを想定しているが、やはりそれだけでは説明しきれないことがわかる。このことが、このモデルの価値を低めるものではない。キャラクタ商品の購入動機は本調査で仮定したモデルのように、接触経験から獲得された心理的な思い入ればかりによるものではないことは明らかであるからである。購入そのものを説明するのであれば、他の動機変数を考慮する必要があるが、本研究の範囲を超えたものであろう。

変数名	推定値	変数名	推定値
LE3	0.371	PQ_4	0.494
LE2	0.906	PQ_2	0.414
LE1	0.892	PQ_21	0.416
PQ_23	0.903	PQ_14	0.721
PQ_22	0.869	PQ_9	0.628
PQ_24	0.602	PQ_8	0.478
QUANT	0.357	PQ_13	0.583
PQ_3	0.36	PQ_5	0.564
PQ_18	0.236	PQ_11	0.573
PQ_12	0.628	PQ_7	0.602
PQ_19	0.598	PQ_1	0.382
PQ_10	0.55	PQ_17	0.559
PQ_16	0.515	PQ_20	0.636
PQ_6	0.514	PQ_15	0.56

表 5 重相関係数の平方

#### 4 経験価値によるセグメンテーション

経験価値の推定が可能となったので、これを利用してキャラクタ消費者市場を分析する。サンプルの中には、まったくキャラクタに興味がない人もいれば、いわゆる“オタク”と呼ばれ、おそらく経験価値がきわめて高い値を示す人も存在するはずである。これを個人差と呼ぶ。個人差を数値で表現するには経験価値（EV）の（因子得点の）推定値と、その下位概念である励まし因子（LE1）、癒し因子（LE2）、接触因子（LE3）それぞれの因子得点を推定すればよい。Amos でこれらの推定値を求めるには、表 6 にまとめてある因子得点係数と回答の得点との内積を計算すればよい。

ここでは、セグメント化をスムーズに行うため因子得点そのものを用いるのではなく、回答得点を標準化したうえで因子得点を計算してこれを以下の分析で用いる。まず、変数 PQ\_1~PQ\_24 および QUANT の値が、平均がゼロで分散が 1 になるようにサンプルごとに標準化する。次に、標準化したそれぞれの値に、表 6 の対応する因子得点係数をそれぞれ掛け合わせ、加えたものがここでの意味の因子得点となる。たとえば、経験価値 EV を求めるには、標準化した PQ\_23 の値に表 6 の 0.027 を掛ける。同じサンプルの標準化した PQ\_22 の値に 0.02 を掛ける。以下同様にこの計算を行い、その結果得られた値をすべて加えればよい。

	PQ_23	PQ_22	PQ_24	QUANT	PQ_3	PQ_18	PQ_12	PQ_19	PQ_10	PQ_16	PQ_6	PQ_4	PQ_2
EV	0.027	0.02	0.006	0.001	0.025	0.009	0.065	0.077	0.048	0.054	0.039	0.027	0.025
LE3	0.469	0.339	0.095	0.019	0.002	0.001	0.005	0.006	0.004	0.004	0.003	0.002	0.002
LE2	0.013	0.01	0.003	0.001	0.042	0.017	0.091	0.1	0.067	0.076	0.056	0.036	0.036
LE1	0.01	0.007	0.002	0	-0.001	-0.002	0.023	0.039	0.017	0.019	0.013	0.011	0.008
	PQ_21	PQ_14	PQ_9	PQ_8	PQ_13	PQ_5	PQ_11	PQ_7	PQ_1	PQ_17	PQ_20	PQ_15	
EV	0.02	0.098	0.04	0.037	0.02	0.037	0.051	0.068	0.029	0.021	0.038	0.013	
LE3	0.001	0.007	0.003	0.003	0.002	0.003	0.004	0.005	0.002	0.002	0.003	0.001	
LE2	0.008	0.048	0.019	0.018	0.01	0.017	0.025	0.041	0.007	0.01	0.018	0.006	
LE1	0.036	0.164	0.068	0.063	0.034	0.061	0.085	0.102	0.058	0.036	0.064	0.021	

表 6 因子得点係数の推定値

以上の方法で計算した 2090 人分の EV、EL1、EL2、EL3 の値を散布図で示すことで、各変数の関係を視覚的に理解することができる。まず、図 2 が EV と EL1 の散布図である。表 5 より、両者の重相関の平方は 0.892 であり、図 2 の散布図もほぼ右上がりの直線となり強い正の相関を表している。図 3 は EV と EL2 の散布図である。これにも図 2 と同様に強い正の相関を発見することができる。他方、図 4 は EV と EL3 の散布図である。これにも正の相関が見られるが、あいまいな分布状況である。表 5 から両者の重相関係数が 0.371 であるという事情を反映している。

個々人の経験価値を考えてきたが、市場を理解するにはある程度の消費者の塊として理解する必要もある。そこで、今度は個々人の経験価値の値をもとに、マーケットを同質的な消費者のいくつかのグループに分けてみる。すなわち経験価値によるマーケット・セグメンテーションである。セグメンテーションを行う基準変数としては、経験価値それ自身よりも下位変数である、LE1、LE2、LE3 を選んだほうが組み合わせのバリエーションがあって興味深い。そこで、これら三つの変数を基準変数としてクラスタ分析法によってセ

グメンテーションを行った結果を散布図で表現したものが、図 5 である。セグメントの数は試行錯誤の結果、4 とした。計算には SPSS Base を用いている。クラスタリングのアルゴリズムは K-means 法を用いた。

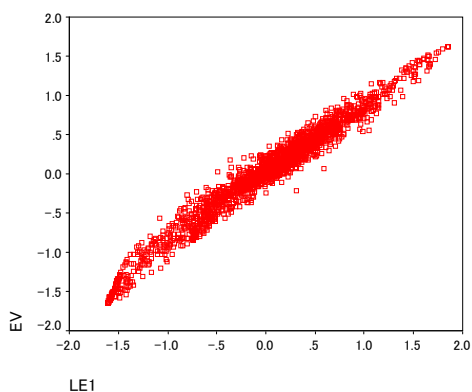


図 2 EV と LE1 の散布図

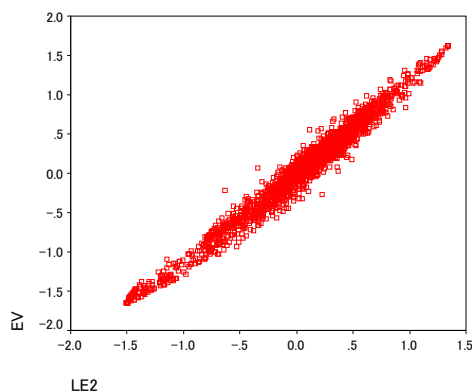


図 3 EV と LE2 の散布図

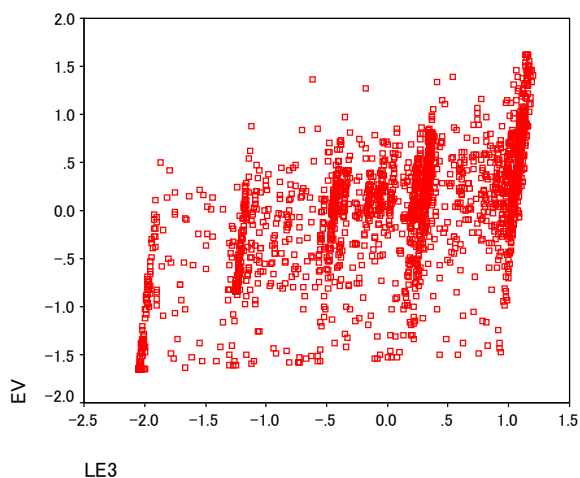


図 4 EV と LE3 との散布図

ところで、図 2 と図 3 からわかるように、経験価値 EV と LE 1 あるいは LE 2 とは強い相関を持っていた。このことは、EV さえわかれば、LE1 も LE2 も必要ないということの意味する。他方、LE3 は EV と弱い相関関係にあった。つまり、散布状況は、EV と LE3 との 2 変数で記述すれば十分であるということの意味する。そこで、これら二つの変数の散布図上に四つのセグメントをオーバーレイしたものが次の図 6 である。

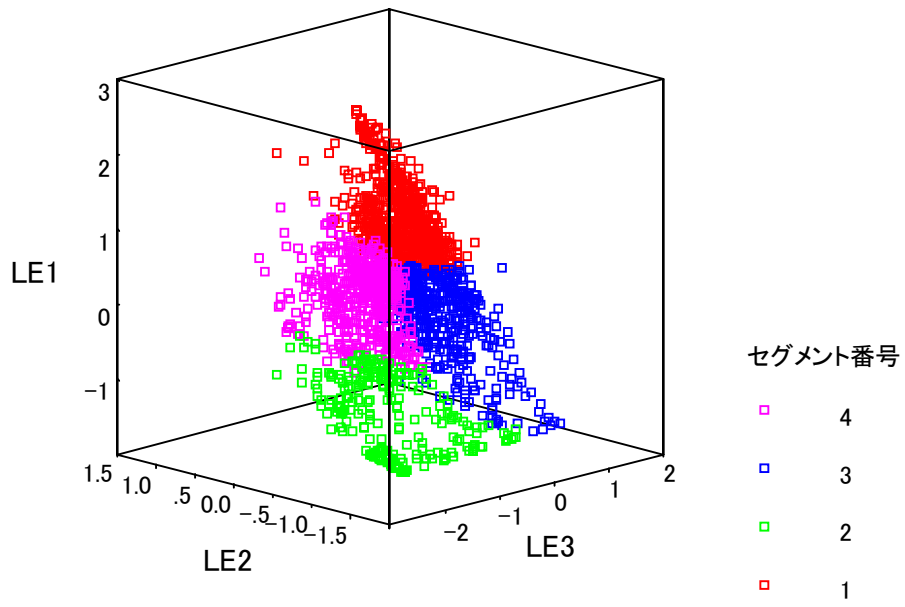


図5 セグメンテーション

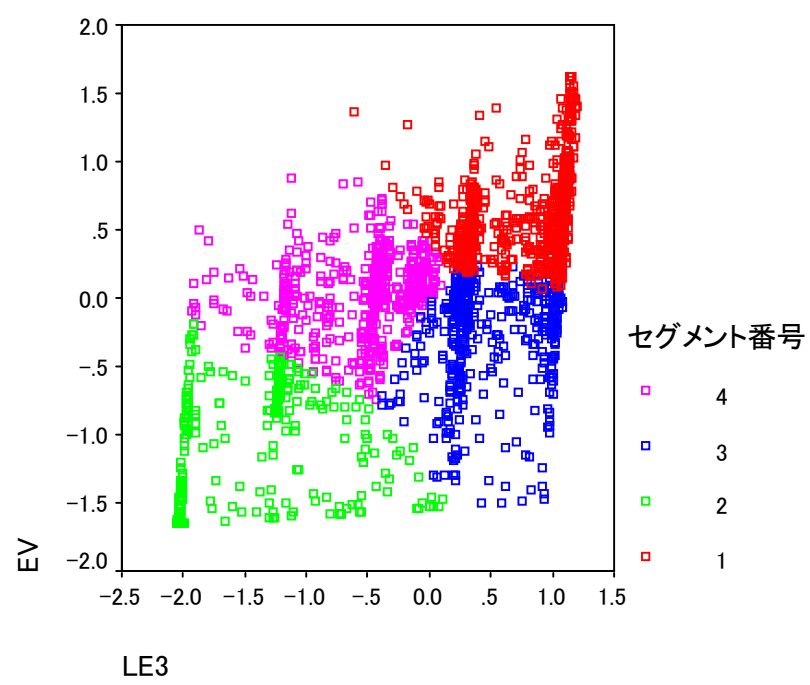


図6 EV - EL3 平面上でのセグメンテーション

それぞれのセグメントの特徴を考慮して、セグメントに名前を付けると次のようになるだろう。

セグメント1 ( ): 接触も経験価値も非常に高い ロイヤルセグメント

セグメント2 ( ): 接触も経験価値も低い 無関心セグメント

セグメント3 ( ): 接触は大きいが経験価値が若干低い クールセグメント

セグメント4 ( ): 経験価値はそこそこだが接触が低い 未活性化セグメント

以下では、それぞれのセグメントの特徴を明らかにしてゆく。まず、表7はセグメントのデモグラフィック特性を知るためのクロス集計表である。セグメント番号1のロイヤルセグメントは、小学生中学生高校生の若年齢層が、それぞれの職業の一位を占めている。また、セグメント内でもこれら三階層が一位二位三位となっており、若年齢層が圧倒的なセグメントであることがわかる。このセグメントは、経験価値で最もホットな人たちで、それとともに、キャラクタ商品の購入やマニア的な傾向も旺盛な人たちである。

		職業							合計	
		小学生	中学生	高校生	大学生 ほか	社会人 29歳以下	社会人 30代	社会人 40代		
セグメント番号	1	度数	321	88	65	103	97	41	27	742
	セグメント番号の%	43.261	11.860	8.760	13.881	13.073	5.526	3.639	100.000	
	職業の%	56.316	46.316	34.211	27.105	25.526	19.431	15.976	35.502	
	2	度数	22	23	31	70	66	42	49	303
	セグメント番号の%	7.261	7.591	10.231	23.102	21.782	13.861	16.172	100.000	
	職業の%	3.860	12.105	16.316	18.421	17.368	19.905	28.994	14.498	
	3	度数	133	35	48	84	89	45	33	467
	セグメント番号の%	28.480	7.495	10.278	17.987	19.058	9.636	7.066	100.000	
	職業の%	23.333	18.421	25.263	22.105	23.421	21.327	19.527	22.344	
	4	度数	94	44	46	123	128	83	60	578
	セグメント番号の%	16.263	7.612	7.958	21.280	22.145	14.360	10.381	100.000	
	職業の%	16.491	23.158	24.211	32.368	33.684	39.336	35.503	27.656	
	合計	度数	570	190	190	380	380	211	169	2090
	セグメント番号の%	27.273	9.091	9.091	18.182	18.182	10.096	8.086	100.000	
	職業の%	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	

表7 セグメントのデモグラフィック特性

一方、セグメント番号4の未活性化セグメントは、ロイヤルセグメントと対照的に、大学生以上の大人が圧倒的に大きなウエイトを占めている。経験価値の観点からは十分ホットでありながら、キャラクタ商品の購買などの接触にまで十分到達していない人たちである。このセグメントはその名のとおり、心理的には十分なポテンシャルを有しているながら、購買行動に結びついていないセグメントであり、今後開拓の可能生の高いセグメントであると思われる。

セグメント番号3のクールセグメントは、各階層の特徴があまりないセグメントである。後ほど、サンプルの階層ごとのばらつきを調整した数値で議論するが、このセグメントはほぼ階層ごとのサンプルが一定の割合を示すセグメントである。このセグメントの特徴は、経験価値はきわめて低いが、キャラクタ商品の購入は少なくない人たちである。つまり、感情的なこだわりはそれほどなく、キャラクタ商品を購入している。クールな人たちである。このセグメントに属する人は、各階層にほぼ満遍なく存在していることになる。

最後がセグメント番号2の無関心セグメントである。このセグメントには若年層が非常に少ないという特徴がある。これはロイヤルセグメントのちょうど反対の関係にあるグループである。このセグメントは感情的にも、また購買行動的にもまったく反応のレベルの低いセグメントであり、おそらく活性化のための投資は考慮に値しないセグメントではないかと思われる。

図7は職業階層ごとにそれぞれのセグメントの構成比率をプロットしたもので、これまでのことを視覚的に捕らえやすくしたものである。

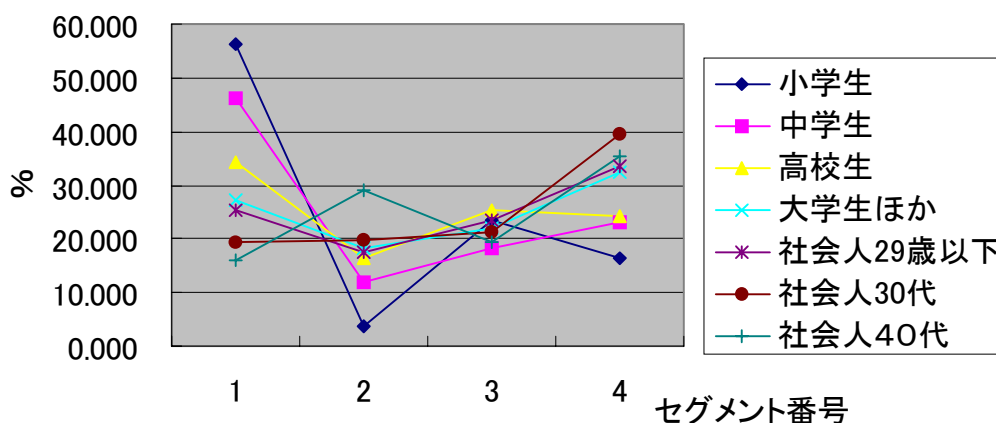


図7 職業階層内のセグメント構成比率

表8は20歳代の社会人を特に取り上げて、男女でクロスした表である。20歳代OLという階層が消費ターゲットとしてよく言及されるので、特に取り上げている。この表によると、男女の比率でみて特に目立つセグメントは、セグメント番号3のクールセグメントである。しかし女性の中だけで見ると、ロイヤルセグメントとクールセグメントとはほぼ同

じような比率である。20 歳代の女性社会人は、やはりよくキャラクタ商品を購入したり接触したりしていることがわかる。感情的にはホットなグループとクールなグループがほぼ同じような比率であることもわかる。

		社会人29歳以下		合計
		男性	女性	
セグメント番号	度数	43	54	97
	1セグメント番号の%	44.330	55.670	100.000
	社会人29の%	22.632	28.421	25.526
	度数	43	23	66
	2セグメント番号の%	65.152	34.848	100.000
	社会人29の%	22.632	12.105	17.368
	度数	29	60	89
	3セグメント番号の%	32.584	67.416	100.000
	社会人29の%	15.263	31.579	23.421
	度数	75	53	128
	4セグメント番号の%	58.594	41.406	100.000
	社会人29の%	39.474	27.895	33.684
合計	度数	190	190	380
	セグメント番号の%	50	50	100
	社会人29の%	100	100	100

表 8 20代社会人の男女差

図 8 は先の図 7 と対照的に、セグメントごとの職業構成をプロットしたものである。すでに表 1 で明らかのように、階層によってサンプル数に大小が存在する。したがって、単純に職業構成をプロットしては正確さに欠ける。そこで、サンプルのアンバランスを単純に比率で調整した数値をプロットしたものが図 8 である。ロイヤルセグメントときれいな対称形をなすものが、無関心セグメントである。クールセグメントはほぼ水平、どの階層にも一定量のサンプルが存在することがわかる。未活性化セグメントはこれらの中間的な形態である。

このグラフを次のように解釈してみよう。あくまで今回の調査は一時点での調査であるが、サンプルが小学生 中学生 …… 社会人 40 歳代とライフステージが高度化してゆく軌跡を表していると解釈してみる。たとえば、セグメント 1 (ロイヤルセグメント) の右下がりのグラフを左端から追ってゆく。ロイヤルセグメントの 25% が小学生であるが、彼らのライフステージが進むにしたがって、徐々にロイヤルから別のセグメントに移動し

てゆく。彼らのうち、そのままロイヤルに所属しつづけるのは、40歳代では約7%に過ぎないと解釈する。ロイヤルから移動した人たちはどこへ行ってしまったのだろうか。ロイヤルと対称的な軌跡を描くものが無関心セグメントである。また、それに近いのが未活性化セグメントである。これらのセグメントに移動したものと考えるのが自然であろう。クールセグメントはほぼ一定の形状であり、出入りが均衡している。

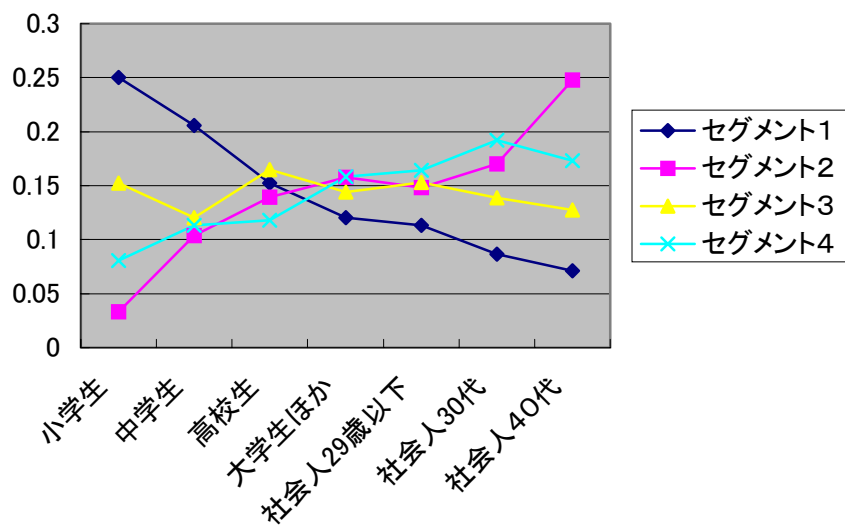


図8 サンプル数のばらつき調整後のセグメントごとの職業構成

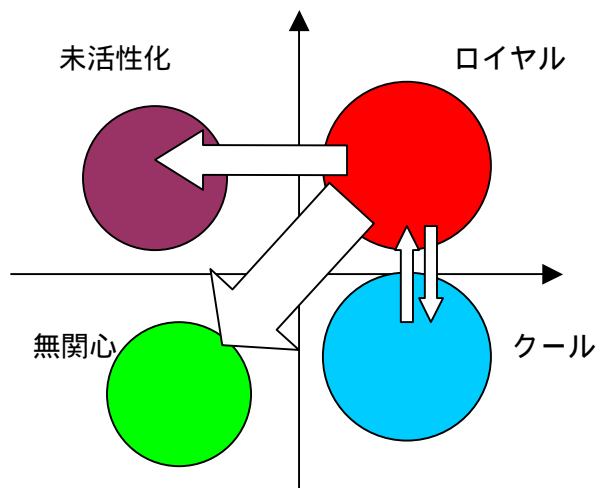


図9 ライフステージの変化による、ロイヤルセグメントからの移動

以上のセグメントの移動シナリオを模式的に表したのが図 9 である。矢印が移動方向をその太さがボリュームを表現している。現存する世代ごとに社会的背景も違えば、当然世代として経験する内容も異なり、定点観測をそのまま時系列的な推測に応用したここでの解釈には無理がある。しかし、医学的な臨床調査の一部のように、何十年にもわたり同じサンプルを観測することは事実上不可能であるので、このような解釈もまったく無意味であるとはいえないだろう。一定の示唆を与えることは可能ではないかと考えている。

## 5 キャラクタの選好

経験価値に関する調査項目に続いて、好きなキャラクタを選好順に三つまで答えてもらう項目を設定した。回答項目は以下の 37 種類である。

1. ミッキーマウス
2. くまのプーさん
3. ピンゲー
4. スヌーピー
5. ハローキティ
6. たればんだ
7. となりのトトロ
8. ドラえもん
9. ポケットモンスター
10. ミッフィー（うさこちゃん）
11. ポストペットモモ
12. セサミストリート
13. ピーターラビット
14. クレヨンしんちゃん
15. 名探偵コナン
16. 遊戯王
17. アイボ
18. プリモブエル
19. ファービー
20. おじゃる丸
21. ガンダム
22. ゴジラ
23. 仮面ライダー
24. ウルトラマン
25. 鉄腕アトム

- 26.ピックリマン
- 27.アフロ犬
- 28.モンスターズインク
- 29.ドナルドダック
- 30.スターウォーズ
- 31.ウォレス&グルミット
- 32.デジモン
- 33.ムーミン
- 34.ハリー・ポッター
- 35.スーパーマリオブラザーズ
- 36.その他 : (         )
- 37.特に好きな「キャラクタ」はない

回答に際しては、三つの回答で重複しないようなロジカルな措置や、「36 その他」を選んだ場合には必ずキャラクタ名を記入せざるを得ないといった措置を講じてもらった。「36 その他」を選んだサンプルの回答で、記入が多かったキャラクタには、Qoo、こげぱん、アンパンマン、トロ、シャーマンキング、テニスの王様、ハム太郎、ルパン、ワンピース、犬夜叉などがあつた。ベスト 10 入りするほどの記入量ではなかつた。もちろんこれらが選択項目に明示的に入っていれば投票数が増加したかもしれない。

ここでの分析は「選好回帰」<sup>5</sup>という考え方を応用したものである。説明変数としては、前節でセグメントの説明に用いた、経験価値 EV と接触因子の LE3 である。被説明変数はそれぞれのキャラクタへの選好程度で、たとえば、ガンダムが一番好きと答えたときにはガンダムに 3 点、二番目の選好の時にはガンダムに 2 点、三番目の選好の時にはガンダムに 1 点、まったく選好に入らなかつたときには 0 点をそれぞれ割り当てる。この割り当て作業を、一番好きなキャラクタの回答のベスト 10 に入った 10 種類のキャラクタすべてについて計算する。これらの得点に対して、説明変数が二個の回帰分析を行うことになる。この分析によって、EV と LE3 の組み合わせ、したがってセグメントがどのようにそれぞれのキャラクタへの選好に影響しているかを発見することができる。

形式的には次のような回帰方程式を仮定することになる。

$$(1) \quad p_c = \beta_0 + \beta_1 EV + \beta_2 LE3$$

(1) 式で  $p_c$  が、上で説明したキャラクタ  $c$  に対する選好の程度である。(1) 式で得られる、それぞれのキャラクタについての回帰係数  $\beta_1$  および  $\beta_2$  を要素とするベクトルは、アイ

---

<sup>5</sup> 片平秀貴『マーケティング・サイエンス』東京大学出版会、1987 年参照。

デアル・ベクトルと呼ばれ、当該キャラクタに対する効用を一定に保つ EV と LE3 の組み合わせである等効用直線と垂直に交わる。したがって、アイデアル・ベクトルの方向上の EV と LE3 の組み合わせのサンプルは、当該キャラクタ消費による効用（選好）が、理想的に拡大する方向にあるということになる。

	プーさん	ドラえもん	トトロ	ガンダム	スヌーピー	スターウォーズ	ミッフィー	ミッキーマウス	キティ	コナン
EV	0.0079	0.0464*	0.089**	-0.0022	-0.0350	0.0121	-0.0267	0.0343	0.0396	0.0696**
EL3	0.112**	-0.152**	-0.140**	-0.0381	0.0615**	-0.0489*	0.0468*	-0.0349	0.0971**	-0.0226

表9 ベストテンキャラクタの選好回帰分析による回帰係数  
(標準化係数表示、\*10%有意、\*\*5%有意)

EV と LE3 の回帰係数の推定結果をまとめたものが表9である。推定には SPSS Base を用いている。表中のキャラクタ名は左から第一選好で人気の高かったもの順に並べてある。表9の結果を、アイデアル・ベクトルとして、(EV-LE3) 平面上のセグメント図に描き重ねたものが次の図10である。

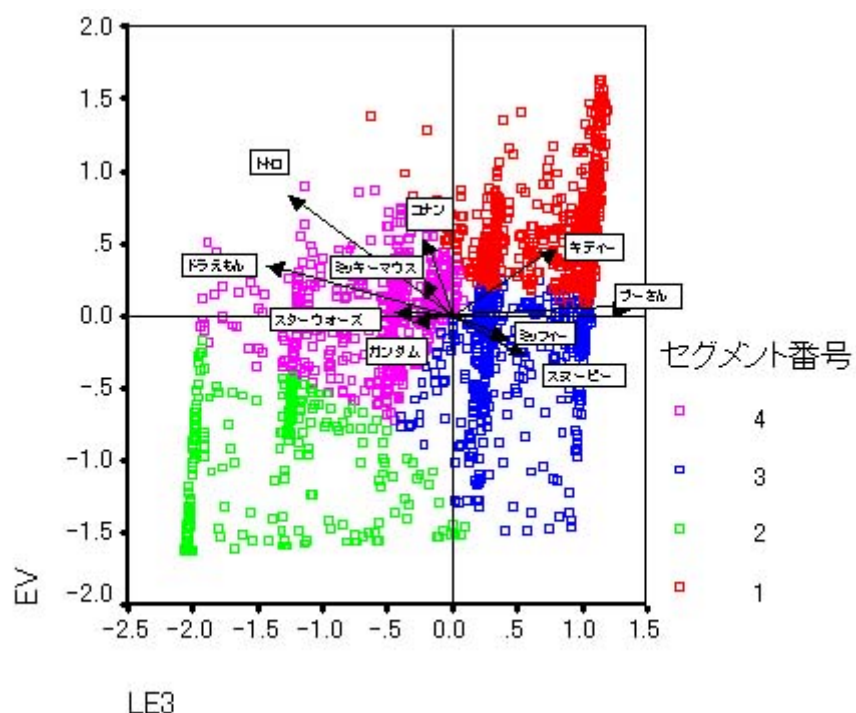


図10 アイデアル・ベクトルとセグメント

アイデアル・ベクトルは方向が重要であるので、作図の都合上元データを10倍して描いてある。

キティやプーさんがクールセグメントの上部からロイヤルセグメントにかけて理想的なキャラクタになっていることがわかる。ミッフィーやスヌーピーはクールセグメントで評価が高そうである。その他は未活性化セグメントのサンプルで好まれる傾向が強いことがわかる。

以上は経験価値とキャラクタ選好の全体的な傾向を探る分析である。次に見方を変えて、個々のキャラクタがどのように選好されているかを明らかにすることで、キャラクタの特徴を分析する。選好回帰分析の被説明変数を構成するときに用いた、第一選好から第三選好のキャラクタは、選好順序は存在するものの、同時に選ばれた好みの近いものたちであると考えることができる。そこで、小売店舗のPOSデータの分析等でよく利用されるアソシエーション分析（マーケットバスケット分析）、つまり同時購買分析の手法を用いて、どのようなキャラクタ同士が選好されやすいかを分析する。これによって、消費者の好みから、キャラクタの心理的な距離が相対的にわかるだろう。

分析には、SPSS社のClementineのMultiWebグラフを用いて、結果を可視化する。得られたグラフは、図11である。この図で、第一選好はCHA1で表わされている。もし、第一選好がミッキーマウスであれば、前述のキャラクタ番号を後尾に付けて、CHA1\_1で表わされている。したがって、CHA2\_7は第二選好がトトロであることを意味している。このグラフではわかりづらいので、特に強い相関を持つペアを表10に、若干強い相関のペアを表11に示している。

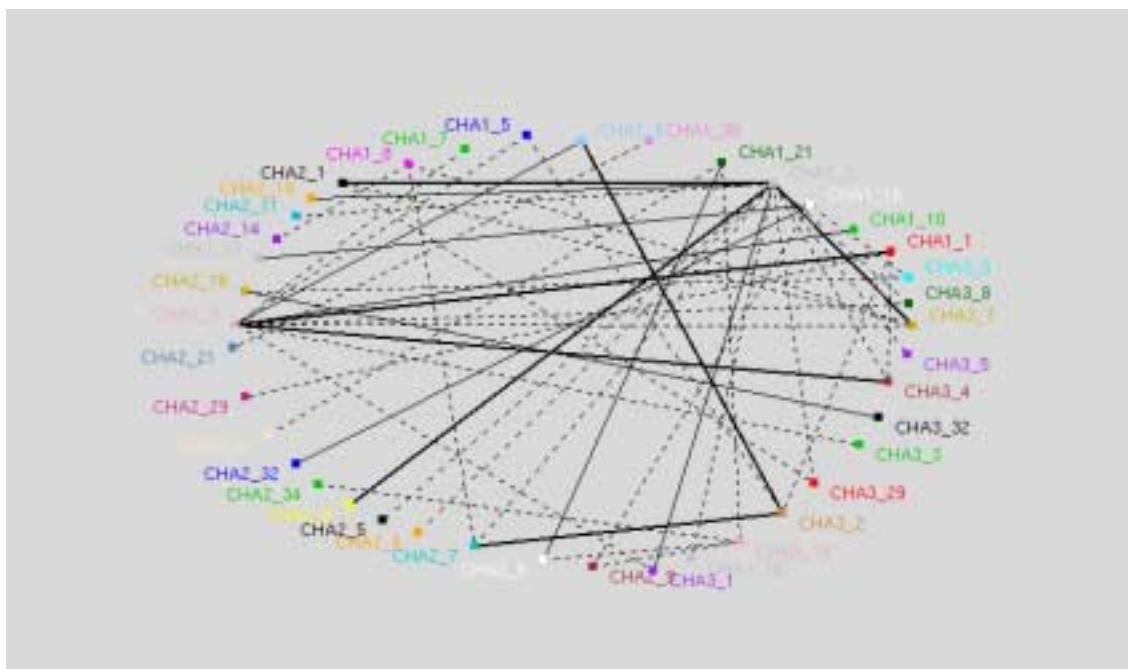


図11 アソシエーション分析

ノードをつなぐ線分の太さで相関の強さを表す。

	第一選好	第二選好	第三選好
1	プーさん	ミッキーマウス	
2	ミッキーマウス	トトロ	
3		トトロ	プーさん
4	プーさん	スヌーピー	
5		プーさん	スヌーピー
6	ミッキーマウス	プーさん	
7	スヌーピー		プーさん

表 10 相関の非常に強い組み合わせ

	選好 1	選好 2	選好 3
1	スヌーピー	プーさん	
2		遊戯王	デジモン
3	遊戯王	コナン	
4	遊戯王	デジモン	
5	プーさん		ミッキーマウス
6	ガンダム	ドラえもん	

表 11 相関が若干強い組み合わせ

表 10 からわかることは、同時によく好まれるキャラクターは、プーさん、ミッキーマウス、トトロ、スヌーピーなどで、いずれも「ぼっちゃんり」した癒し系の「かわいい」キャラクターである。特にプーさんは、一番人気の高かったキャラクターであったこともあり、非常に多くのペアに含まれている。

若干相関が高い組み合わせの表 11 によると、遊戯王とデジモンのモンスター系で対戦するシチュエーションのキャラクターが同時に選ばれている。対戦や挑戦という意味で、遊戯王とコナンが選ばれているのも理解できよう。ガンダムとドラえもんは少し変わった組み合わせのように思えるが、冒険ものというくりができるかもしれない。

選好バスケットの内容の違いによって、消費者をセグメント化することも可能である。実際、次の第 6 節では、テキストマイニングデータによるそのような分析を行っている。正確にいうと、ここでの分析は同時選好データではない。選好順序がつけられたデータであるので、それぞれが同じようにバスケットに収まっているというわけではない。したがって、セグメント化にこのデータを活用するのは若干無理があるだろう。

## 6 キャラクタのパーソナリティ分析

この節は、被験者にとって一番好きなキャラクタがもし人間だとすると、どのような性格（パーソナリティ）の人であるかということに関して、被験者にオープンアンサーで質問した結果の分析である。すでに調査目的の節で述べた様に、本節は研究目的である耐久経験消費と直接の関係はない。

上記の質問に対して回答された文章を、近年分析手法の発展が目覚しい、テキストマイニングの手法とニューラルネットワークの手法を用いて分析する。以下の三つの観点で分析する。

1. 性格に関する文章表現とキャラクタとの相関関係を調べる。
2. 性格の近いキャラクタ同士を集めるとどのようなグループができるか。
3. 文章表現に基づいたニューラルネットワーク分析で、サンプルをセグメント化し、その特徴を分析する。

テキストマイニングには、奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科自然言語処理学講座(松本研究室)が開発した文章の形態素分析ツールである「茶筌(ちゃせん)」（無償配布）を、SPSS社のClementineに組み込んで、サンプル+好みのキャラクタ名+回答文章(単語レベル)の組のレコードを作製し、これを統計的な分析にかける。たとえば、あるサンプルはガンダムが一番好きなキャラクタで、「勇気と正義感がある性格である。」と回答したとすると、このサンプルでガンダムについては、「勇気」、「正義」、「感」、「性格」のどれか一つの単語を含む四つのレコードが生成される。

対象となるキャラクタは前節同様トップ10キャラクタで、サンプル数は、これらのキャラクタのうちどれかを第一選好とした1093サンプルである。まず、文章表現(単語)とキャラクタとの相関関係を調べたものが、図12である。これもアソシエーション分析の手法を用いたClementineのMultiWebのグラフである。

図12の強い相関を表す太い線分の関係と、若干強い相関を表す細い線分の関係をまとめたものが表12である。それぞれのキャラクタに対応する単語を表にしてある。いわゆる癒し系キャラクタといわれるものについては、「やさしい」性格を連想しているが、さらに細かく見ると、それぞれで少しずつ性格が異なることがわかる。例えば、ミッフィーとキティーとミッキーマウスを比べると、どれもやさしい性格であるが、元気で明るいミッキーマウス、おとなしいミッフィー、ちょうど中間ぐらいのキティーと解釈できる。

一方、スターウォーズとガンダムはともに「強い」性格であるが、前者には「勇気」が、後者には「正義」感が感じられていて、ここでも微妙な違いが明らかになっている。こういった違いはキャラクタがその背景に持つ物語の違いによって生まれてくるものと思われる。

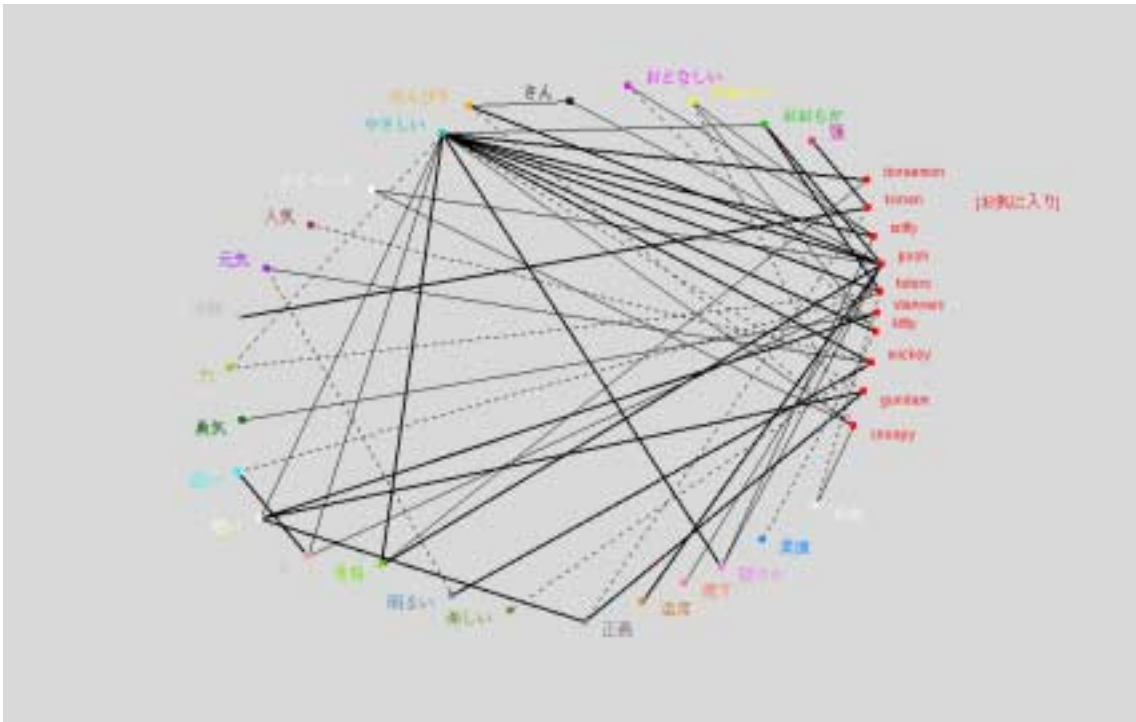


図 12 キャラクタと単語の相関関係

doraemon	やさしい				
gundam	強い	正義			
kitty	やさしい	かわいい			
konan	冷静	頭(脳)			
mickey	やさしい	明るい	元気		
miffy	やさしい	かわいい	おとなしい		
pooh	やさしい	マイペース	おおらか	温厚	癒す
snoopy	やさしい	マイペース	自由		
starwars	勇気	強い			
totoro	やさしい	おおらか			

表 12 単語とキャラクタの相関が強いものの関係

次に、作製したレコードをコレスポネンス分析によって、キャラクタ同志の関係を考  
えてみる。二次元の距離空間上に、キャラクタをマッピングしたものが次の図 13 である。  
分析には SPSS Categories を用いている。

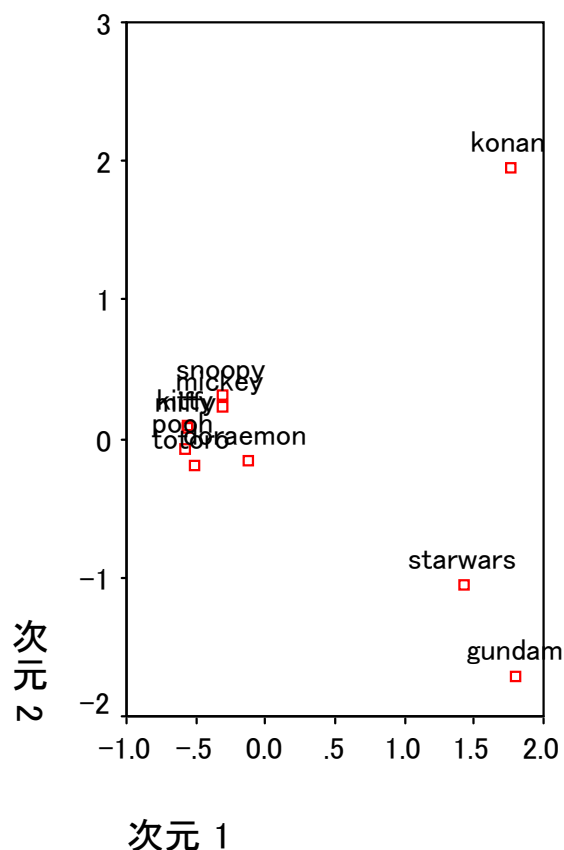


図 13 コレスポネンス分析によるキャラクタのパーソナリティの類似度

表 12 では直感的に理解できたキャラクタ間のパーソナリティの類似度が、このグラフで  
は距離として明確に理解することができる。癒し系キャラがほぼ一箇所にまとまっている。  
よく似た性格を連想していることがわかる。これに対してガンダムとスターウォーズが一  
つのクラスをなし、コナンが単独で距離をおいている。それぞれのキャラクタの位置か  
ら次元を解釈すると、一次元方向（横軸方向）が「癒し 冒険」、二次元方向が「頭腦的  
情熱的」となるのではなかろうか。尚、ドラえもんは、癒し系キャラの塊の中では、わず  
かに右方向に位置していることがわかる。かわいいキャラクタではあるが冒険やいろいろ  
なツールを利用するところが、このことの原因ではないかと考えられる。いずれにしても、  
被験者はかなり鮮明にパーソナリティの違いを認識していることが見て取れよう。

念のために、図13の二次元数値データを、階層型クラスタ分析にかけて、デンドログラ  
ムを作成したのが次の図14である。前述の三つのクラスが確認できる。

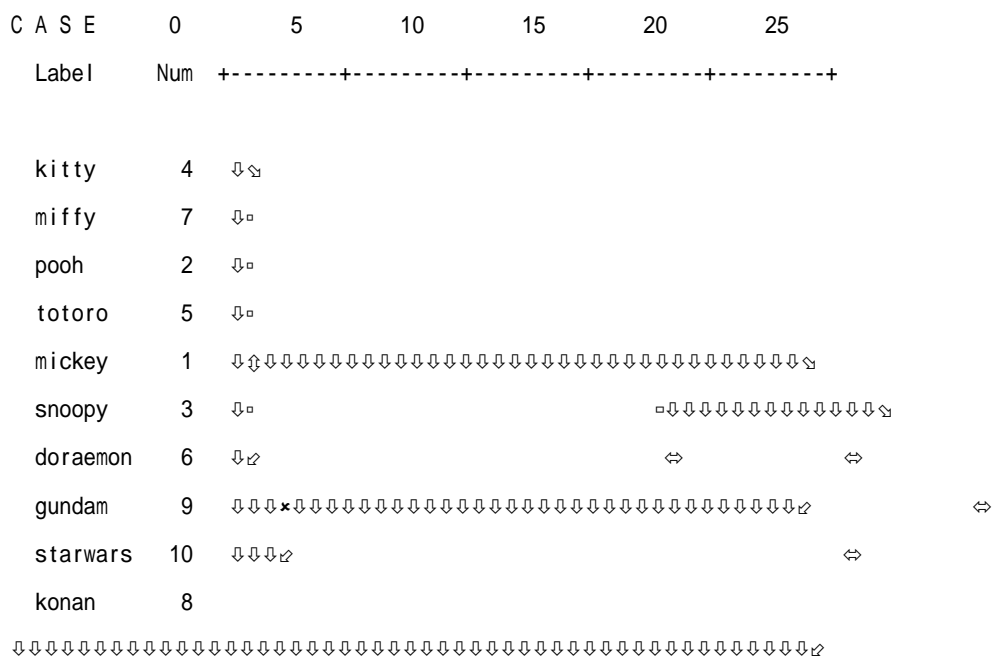


図 14 デンドログラム

最後に、サンプルのセグメント化を考えてみる。セグメント化する基準変数はキャラクターの性格に関する単語である。つまり、よく似た単語を使ったサンプル同士でグループを形成することを意味している。言い換えると、どのような性格を持ったキャラクターを愛好する傾向のある消費者のセグメントが、市場に存在するのかということ进行分析する。

まず、セグメント化を行い、それぞれのグループの消費者がどのようなキャラクターを愛好しているかを見してみる。セグメント化には前述の Clementine に含まれる、ニューラルネットワーク系の Kohonen ネットワークを利用する。分析結果のグラフは図 15 にある。図 15 の表側で「値」と記されている列の、例えば、00、01 等はセグメント番号である。全部で七つのセグメントが存在することがわかる。ニューラルネットワークであるから、セグメント数も内生的に決定されている。

七つのセグメントのうち比較的大きなセグメント四つを取りだす。図 15 のセグメント番号 00 を新たにセグメント 1 に、セグメント番号 02 を新たにセグメント 2 に、セグメント番号 20 を新たにセグメント 3 に、セグメント番号 22 を新たにセグメント 4 にそれぞれ変更する。

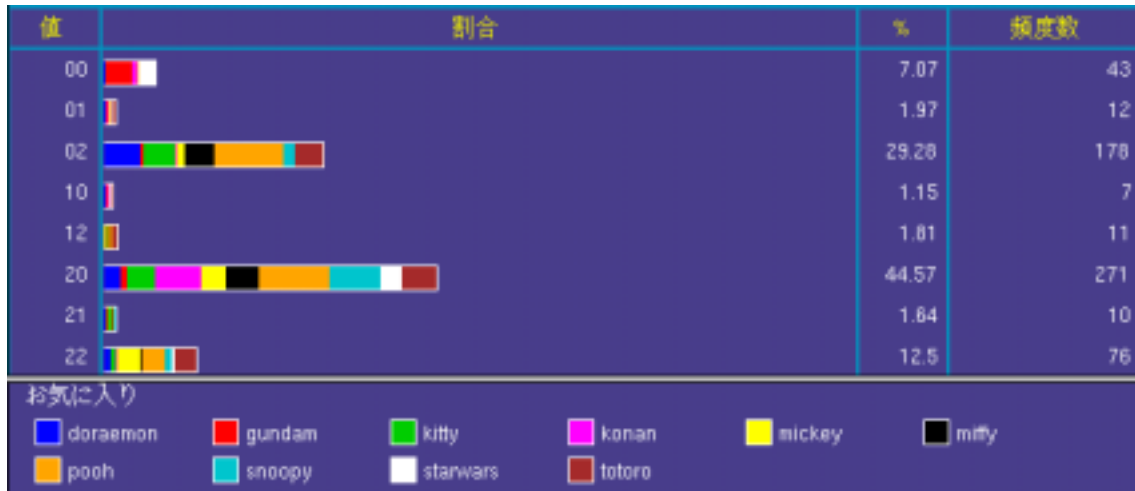


図 15 kohonen ネットワークによるセグメント

セグメント名変更後の主要四セグメントと、好みのキャラクターとのクロス集計が表 13 である。この表には、それぞれのセグメントのクロスセルに属するサンプル数と、セグメント内での比率が示されている。まず、セグメント 1 はガンダムやスターウォーズの比率が非常に高く、SF 冒険系とっていいだろう。これら二つのキャラクターは他のセグメントでは大きなウエイトを持っていないという特徴があり、他の 8 種類のキャラクターとはほぼ独立のグループを形成していると見て取れる。

		セグメント								合計
		1		2		3		4		
お気に入り	doraemon	1	0.023	30	0.169	14	0.052	5	0.066	50
	gundam	22	0.512	3	0.017	5	0.018	0	0.000	30
	kitty	0	0.000	25	0.140	23	0.085	4	0.053	52
	konan	4	0.093	1	0.006	38	0.140	1	0.013	44
	mickey	0	0.000	7	0.039	20	0.074	19	0.250	46
	miffy	0	0.000	24	0.135	27	0.100	2	0.026	53
	pooh	2	0.047	56	0.315	57	0.210	19	0.250	134
	snoopy	0	0.000	9	0.051	41	0.151	5	0.066	55
	starwars	14	0.326	0	0.000	18	0.066	3	0.039	35
	totoo	0	0.000	23	0.129	28	0.103	18	0.237	69
合計		43	1.000	178	1.000	271	1.000	76	1.000	568

表 13 主要四セグメントの好きなキャラクターの構成

他の三つのセグメントは人気の高いプーさんを中心にしたセグメントである。サンプル数は多くないが、セグメント4は、プーさん、ミッキーマウス、トトロの比率が高いセグメントで、ディズニーや宮崎のアニメ、あるいはいずれもテーマパークの主演を主に選好している。セグメント2は、プーさん、ミッフィー、キティー、ドラえもんでキャラクターに「やさしさ」を求める癒し系の王道を行くセグメントであろう。セグメント3は、プーさん、スヌーピー、コナンで、「やさしさ」に若干自立心のようなものを求めるセグメントである。

セグメント名	ルール	該当レコード数	該当レコードの全レコードに対する割合	ルールが真であるケースの割合
セグメント1	やさしい & 強い	1	0.176%	1.0
セグメント1	やさしい & 感	1	0.176%	1.0
セグメント1	やさしい & 正義	1	0.176%	1.0
セグメント1	力 & 強い	2	0.352%	1.0
セグメント1	勇気 & 感	2	0.352%	1.0
セグメント1	勇気 & 正義	2	0.352%	1.0
セグメント1	強い	32	5.63%	1.0
セグメント2	おとなしい & やさしい	2	0.352%	1.0
セグメント2	かわいい & みんな	1	0.176%	1.0
セグメント2	かわいい & やさしい	1	0.176%	1.0
セグメント2	かわいい & 人気	1	0.176%	1.0
セグメント2	かわいい & 者	1	0.176%	1.0
セグメント2	さん & やさしい	1	0.176%	1.0
セグメント2	さん & 自由	1	0.176%	1.0
セグメント2	のんびり & やさしい	1	0.176%	1.0
セグメント2	みんな & やさしい	2	0.35%	1.0
セグメント2	やさしい	179	31.51%	0.99
セグメント3	おとなしい	12	2.11%	0.83
セグメント3	かわいい	22	3.87%	0.95
セグメント3	のんびり	28	4.93%	0.96
セグメント3	頭	28	4.93%	1.00
セグメント4	おおらか	43	7.57%	1.0

表 14 GRI によるルール

セグメントの特徴をより明確にするために、どのような単語を使うサンプルはどのセグメントに属する傾向が強いのかという「ルール」を発見してみよう。このために、Clementine に用意されている GRI (Generalized Rule Induction) と呼ばれるアソシエーションルールの発見ルーチンを用いる。結果は表 14 にまとめてある。この表の見方は次のとおりである。例えば 1 行目は、“やさしい” という言葉と “強い” という言葉が同時に使われていると、その人はセグメント 1 に属する、というルールを表現していて、そのようなサンプルは 1 個 (該当レコード数) で、該当レコードの全レコードに対する割合は 0.176% に過ぎない。このルールが正しい割合は 1.0、つまり 100% である、ということの意味している。

表 14 からそれぞれのセグメントの傾向を解釈すると、ガンダムやスターウォーズを選好するセグメント 1 は “強い” キャラクタを求めている消費者セグメントであるといえるだろう。プーさん、ミッフィー、キティー、ドラえもんを選好するセグメント 2 は “やさしい” 性格のキャラクタを求めているセグメントである。アニメやテーマパークの主人公を選好するセグメント 4 は “おおらかな” 性格のキャラクタを求める傾向が強いセグメントである。プーさん、スヌーピー、コナンを選好するセグメント 3 は一番大きなセグメントで、“頭 (脳)”、“のんびり”、“かわいい” と、さすがに大きなグループだけにさまざまな性格が現れる。

## 7 終わりに

キャラクタ消費を定義し、キャラクタ商品が心地よい感情経験を提供しつづけてくれる耐久消費財 (メディア) であると位置付けた。そのうえで、キャラクタが提供してくれる経験価値を測定することで、消費者個人のキャラクタ消費の違いや市場の特徴を分析することを試みた。

経験価値を構成する要素として、「励まし」、「癒し」、「接触」の三変数が確認でき、経験価値スケールとしてモデルが有効であることが確認できた。さらに、個々人の、経験価値変数と「接触」変数の二変数の値を算出し、消費者を四つのセグメントに分割することが有効であることがわかった。特に、四つのセグメントのうち感情的に最もホットでしかもよくキャラクタに接触する「ロイヤルセグメント」に関しては、ライフステージ分析を行い、加齢とともに、他のセグメントに移行してゆく様子を明らかにした。

次に、キャラクタの選好傾向をセグメントに対応させる、選好回帰分析を行った。取り上げたキャラクタが 10 個と少なかったが、それぞれのキャラクタの選好傾向と経験価値や接触傾向との関係がビジュアルに把握できる結果となった。

最後に付録として、キャラクタのパーソナリティ分析を行った。被験者はかなり微妙な性格の違いを連想できることが明らかとなった。今後この分析を積み重ねることで、キャラクタ商品の開発やブランドコミュニケーションのためのブランドパーソナリティと対応したキャラクタ選定などに利用できるかもしれない。