

## 「コト」消費ハマリズムによる消費者分類とその特性分析

～潜在クラスモデルとベイジアンネットワークによる分析～

電気通信大学情報システム学研究所 芳賀麻誉美

### 1. はじめに

消費者は、音楽やマンガ、頭脳トレーニングゲーム、スポーツジム参加など、「コト」消費に“はまる”ことがある。

ここでいう、「はまる」とは、ある特定の商品やサービスに熱中し、継続的に購買したり使用したりすることである。

“はまる”という言葉自体は、一般的にもよく使われる言葉となってきた。ただし、全ての人がある程度「はまる」わけでは無さそうである。人によって「はまりやすさ」や「はまるサービスや対象物」に違いがあると考えるのは自然である。

マーケティング的視点から見れば、ある種の商品やサービスに「はまりやすい人」は、ヘビーユーザー予備軍として格好のターゲットであり、この層に絞ったマーケティングが望まれる。そういった意味からも、この層が消費者全体のうちの何%を占めるのかをまずは知る必要があり、さらに、この層を具体的に抽出し、その特徴を記述できれば有意義である。

だが、消費者のクラスの数はいくつであるのかは不明であり、そもそもそういった「はまりやすい人」というクラスがあるのかすらも、わからない。まして、それぞれのクラスの特徴などは漠然と仮説こそは立てられるものの、明確ではない。

こういった場合に利用できる手法として、「潜在クラスモデル (Latent Class Model)」がある。潜在クラスモデルを使うと、いくつのクラスを想定するのが妥当で、また、それぞれのクラスは全体の何%を占めるか、さらに、各クラスの特徴は何か、を記述することができる。

潜在クラスモデル (Latent Class Model) とは Lazarsfeld & Henry によって、今から約 40 年前の 1968 年に提唱された統計的方法論であるが、

離散変数<sup>(注1)</sup>を手軽に扱うことが難しく、モデル識別の制約も厳しいといった理由で、あまり日本では用いられてこなかった。しかし、ここ数年は構造方程式モデルとの融合と、「Mplus」など離散変数を容易に使えるソフトの出現によって、急速に実務での使用が増加しつつある兆しがある。

この潜在クラスモデルを利用して「今、ハマっているコト」で消費者を目に見えないグループに分類することが、本研究の第一目的である。

また、さらにここでの所属クラスを基にして、このクラスの特徴をベイジアンネット等で分析すれば、性年齢といった対象者属性のみならず、価値観や各商品の評価、広告反応などで、各クラスの特徴を記述できる上に、その豊富な確率計算シミュレーション機能を使って、マーケティング戦略を立案することも可能である。

本研究の第二目的はベイジアンネットワークを使って、潜在クラス (グループ) の特徴を記述、マーケティング戦略に役立つ知見を抽出することである。

### 2. 調査概要

首都圏 600 名 20 歳～69 歳男女を対象として 2007 年 2 月に日経産業地域研究所が行った「ハマリズム」をテーマにした月例モニター調査 (回収数 417 名 回収率 69.5% : 郵送法) をデータとして使用した。

### 3. 分析方法および結果

#### (1) 潜在クラスモデルによる対象者の分類

潜在クラスモデル (Latent Class Model) を使って分析を行い、何にはまっていると答えているか、で対象者を目に見えないいくつかのクラスに分けた。

分析対象としたのは 15 ジャンルのサービス等に対して、今も熱中している (はまっている) と答えているかどうか、である。モデル図を図 1 に示す。

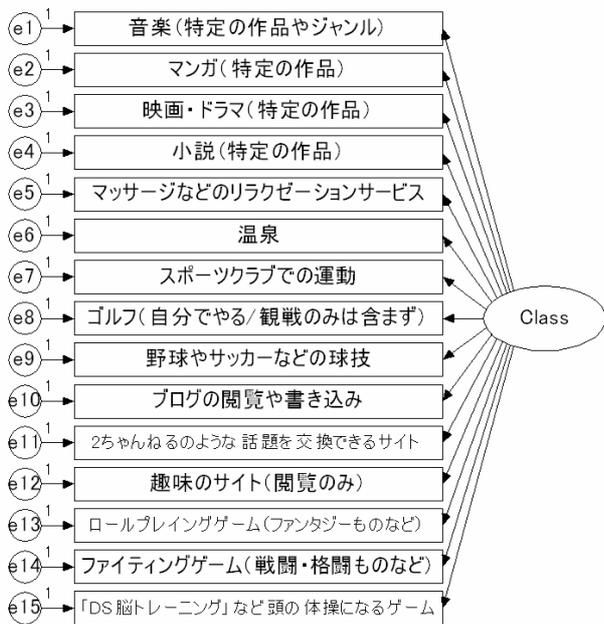


図 1. 潜在クラスモデル模式図

表 1. 適合度判定表

	クラス数1	クラス数2	クラス数3	クラス数4
自由パラメーター数	15	31	47	63
AIC	3900.514	3605.487	3570.222	3558.616
BIC	3961.01	<b>3730.51</b>	3759.777	3812.7
Sample-Size Adjusted BIC	3913.411	3632.142	<b>3610.63</b>	3612.784

まず表 1 に示した情報量基準で、妥当なクラス数を決定する。BIC はクラス数 2、サンプルサイズ調整 BIC はクラス数 3 の値が小さく適合が良い。AIC はさらに多くのクラスに分けたほうが良いことを示唆している。一般的には、クラスを細分化すればするほど、現実の個人単位に近づくため、真実には近づくが、事象の単純化という意味では好ましくない。

そこで、今回はクラス数を 2 とした場合と 3 とした場合の 2 つについて内容を詳細に検討することとした。

クラス数を 2 とした場合の結果を表 2 に、クラス数を 3 とした場合の結果を表 3 に示した。

クラス数を 2 とした場合、クラスの 1 が 15 ジャンルのすべてにおいて「はまりやすい人」であり、約 4 人に 1 人、全体の 26% の人がこの層である。「はまり」をキーワードとしたマーケティング戦略を立てるのあれば、この層に推定された対象者に対して、

再度の調査等を行うと良い。

一方クラス 2 は「はまらない人」= 一般層であり、全体の 74% である。ただし、この層においても、「温泉」にはまっていると答えた人は 10.6% と推定できる。逆に「2 ちゃんねるのような話題を交換できる特定のサイト」にはまっていると答えた人は 0% と推定された他、ロールプレイングゲーム、ファイティングゲームの推定値も非常に低い。

次にクラス数を 3 とした場合を示す。クラス数を 3 にすると、クラス数を 2 にした場合の「はまりやすい人」に当たるクラスが 2 つ推定される。ここでは、このクラスを A と B と呼ぶことにする。

新たに 1% の構成比率で推定されるクラス A の特徴は、小説、マンガ、ブログ、2 チャンネルのような話題交換サイト、「DS 脳トレーニング」など頭の体操になるゲームに「はまっている」人々であり、頭脳系ハマリクラスとも呼べそうな層である。ゴルフや野球・サッカーへの「はまり率」は 25% とそれほど高くはないが、同じ運動系でも、スポーツクラブでの運動への「はまり率」は、75% と高いところが興味深い。

クラス B は、ほぼすべてのジャンルにおいて「はまりやすい人」であり、全体の 29.4% の人がこの層である。

クラス C は「はまらない人」であり、全体の 69.6% である。ただし、この層においても、「温泉」にはまっていると答えた人は 10.6% と推定できる。また、この層でさえ、比較的「DS 脳トレーニング」など頭の体操になるゲームの「はまり率」が映画やゴルフ並みに高く、この一般層の取り込みに成功していることが読み取れ面白い結果であると言える。

本手法を使うと、このほかに、調査対象者各人がどのクラスに所属するかを求めることができる。そのため、一度スクリーニング調査をした後に、追って再調査を行い、詳細を検討することが可能だ。

このように、潜在クラスモデルを使えば目に見えない消費者クラスを求めていくことが手軽にできる。特に漠然とした仮説しかない場合に、情報量基準という統計的な基準を元に消費者をクラス分けできる価値は大きいといえる。

表 2. クラス数 2 結果

		潜在クラス1	潜在クラス2
人数		108.5	308.5
人数%		26.0%	74.0%
標本の分類人数		105	312
標本の分類人数%		25.2%	74.8%
今も熱中している (ハマっている)	音楽(特定の作品やジャンル)	60.2%	8.0%
	マンガ(特定の作品)	42.5%	5.2%
	映画・ドラマ(特定の作品)	38.4%	5.0%
	小説(特定の作品)	37.2%	4.4%
	マッサージなどのリラクゼーションサービス	16.6%	5.2%
	温泉	27.9%	10.6%
	スポーツクラブでの運動	17.5%	4.9%
	ゴルフ(自分でやる(観戦のみは含まず))	5.7%	4.5%
	野球やサッカーなどの球技	18.4%	6.5%
	ブログの閲覧や書き込み	31.8%	1.5%
	2ちゃんねるのような話題を交換できる特定のサイト	14.7%	0.0%
	趣味のサイト(閲覧のみ)	41.0%	2.1%
	ロールプレイングゲーム(ファンタジーものなど)	14.9%	0.3%
	ファイティングゲーム(戦闘・格闘ものなど)	4.7%	0.6%
「DS脳トレーニング」など頭の体操になるゲーム	23.1%	4.8%	

表 3. クラス数 3 結果

		潜在クラス1	潜在クラス2	潜在クラス3
人数		4.0	122.7	290.4
人数%		1.0%	29.4%	69.6%
標本の分類人数		4	110	303
標本の分類人数%		1.0%	26.4%	72.7%
今も熱中している (ハマっている)	音楽(特定の作品やジャンル)	74.8%	55.5%	6.5%
	マンガ(特定の作品)	100.0%	37.7%	4.0%
	映画・ドラマ(特定の作品)	74.8%	33.9%	4.3%
	小説(特定の作品)	100.0%	32.1%	3.7%
	マッサージなどのリラクゼーションサービス	75.6%	13.3%	5.1%
	温泉	75.6%	24.6%	10.3%
	スポーツクラブでの運動	75.6%	14.3%	4.6%
	ゴルフ(自分でやる(観戦のみは含まず))	25.2%	4.8%	4.5%
	野球やサッカーなどの球技	25.2%	17.8%	5.9%
	ブログの閲覧や書き込み	100.0%	26.4%	0.9%
	2ちゃんねるのような話題を交換できる特定のサイト	100.0%	9.8%	0.0%
	趣味のサイト(閲覧のみ)	100.0%	35.2%	1.3%
	ロールプレイングゲーム(ファンタジーものなど)	74.8%	10.9%	0.2%
	ファイティングゲーム(戦闘・格闘ものなど)	50.4%	2.5%	0.7%
「DS脳トレーニング」など頭の体操になるゲーム	100.0%	19.0%	4.4%	

(2) ベイジアンネットワークによる潜在クラスの記述とシミュレーション

(1) の潜在クラスモデル分析で得られた「はまりクラス」の特徴を記述するために、対象者の属性と態度行動に関する回答との関連性をベイジアンネットワークで分析した。(\*注2)

ここでは、クラス数を 3 にした場合の結果を示す。

具体的には、性、年齢、未婚の属性を示す 3 変数、態度・行動特性を示す質問 10 変数、潜

在クラス 3 とした場合の判別結果、の全部で 14 変数を用いて、モデル探索アルゴリズムに Greedy Search、モデルの評価基準に ML (対数尤度) を指定して、調査対象者の属性変数間の探索に階層性を持ち込むことで探索範囲を限定して分析を行った。

得られたモデルには双方向リンクがあったため、情報量基準に基づいて方向判定を行い、再構築し、その後に確率推論を実行した。

結果、得られたネットワークモデルが図 1 であり、確率推論表が表 4 である。

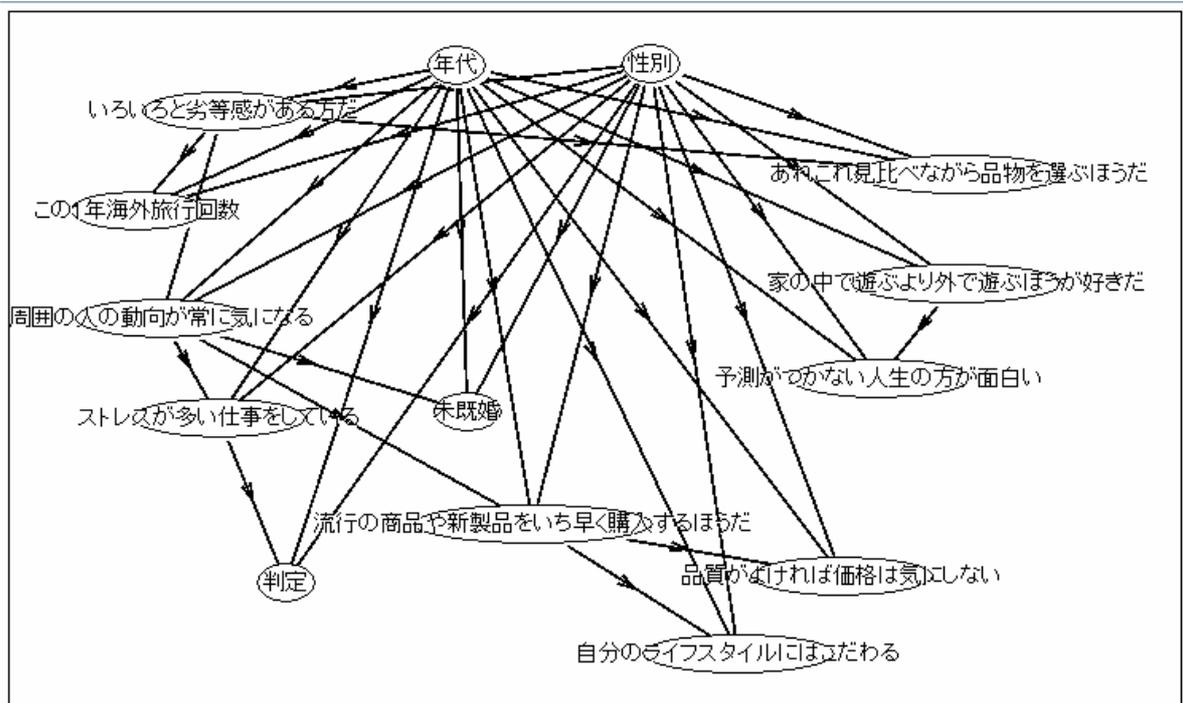


図1. ベイジアンネットワーク図

図1をみてわかるとおり、性別・年齢は多くの対象者の態度・行動の回答と大きな関連があることが読み取れる。

クラス判定に直接または間接的に影響している変数は、「性別」「年代」「いろいろと劣等感がある方だ」「周囲の人の動向が常に気になる」「ストレスが多い仕事をしている」の5変数である。解釈では、積極的にこの変数群を解釈する。

他方、未既婚等、いくつかの変数はクロス集計表等で確認すると一見、はまりクラスの判別と関係性がありそうな変数も、ネットワーク図から共変動しているだけであることがわかるので、解釈の必要がなくなるのがベイジアンネットワーク利用の利点である。

順に、前述の5変数の解釈を行うと、年代では、クラスAとクラスBは20代、30代の確率が高く、クラスCでは50代、60代の確率が高いことが読み取れる。

同様に性別では、クラスAとクラスBは若干、男性の確率が高い、クラスCは女性の比率が高い。

クラスAとクラスBは、「いろいろと劣等感がある

方だ」であてはまる、まああてはまると答える確率が高いが、クラスCはあてはまらない、あまりあてはまらないが高い。

「周囲の人の動向が常に気になる」では、クラスBであてはまると答える確率が高く、クラスCでは、あてはまらないと答える確率が高い。

「ストレスが多い仕事をしている」では、クラスBであてはまると答える確率が高く、クラスCでは、まああてはまると答える確率が高い。

おもしろいのはクラスAの「周囲の人の動向が常に気になる」「ストレスが多い仕事をしている」の2つの変数の関係であり、回答は2局化し、周囲の人の動向が気になる - 気にならない、ストレスの多い仕事をしている - していない、のどちらかに分極しているのである。

今回の結果は調査人数が必ずしも十分ではなく、特にクラスAなどは、構成人数が非常に少ないために、推定値が正確であるとは言い切れないものの、こういった分析を通してマーケティング戦略上の仮説等を立てられる意義は非常に大きいといえる。

表 4. ベイジアンネットワーク確率推論値

変数名(項目名)	選択肢	事前確率	クラスA	クラスB	クラスC
判定	クラスA	11.0%	100.0%	-	-
	クラスB	29.1%	-	100.0%	-
	クラスC	59.9%	-	-	100.0%
年代	20代	18.5%	22.3%	29.3%	12.5%
	30代	19.9%	21.9%	23.5%	17.8%
	40代	20.4%	18.6%	18.7%	21.5%
	50代	20.4%	18.4%	15.2%	23.3%
	60代	20.9%	18.8%	13.4%	24.8%
性別	男性	49.2%	49.7%	50.2%	48.3%
	女性	50.8%	50.3%	49.8%	51.7%
未既婚	既婚	53.9%	50.9%	48.1%	57.3%
	未婚	25.0%	27.4%	31.4%	21.4%
	離死別	11.6%	11.8%	11.1%	11.8%
	無回答	9.5%	9.9%	9.3%	9.5%
この1年海外旅行回数	0回	62.0%	61.4%	61.4%	62.5%
	1回	17.5%	17.7%	18.0%	17.1%
	2回以上	12.1%	12.2%	12.2%	11.9%
	無回答	8.5%	8.6%	8.5%	8.5%
いろいろと劣等感がある方だ	1当てはまる	7.7%	8.2%	8.4%	7.3%
	2まあ当てはまる	30.0%	30.9%	32.9%	28.3%
	3あまり当てはまらない	40.9%	39.6%	39.7%	41.8%
	4当てはまらない	17.4%	17.0%	15.4%	18.4%
	無回答	4.1%	4.3%	3.6%	4.2%
周囲の人の動向が常に気になる	1当てはまる	11.8%	13.1%	12.8%	11.0%
	2まあ当てはまる	25.1%	24.9%	27.4%	24.0%
	3あまり当てはまらない	35.4%	32.4%	34.2%	36.6%
	4当てはまらない	20.0%	19.4%	18.2%	21.1%
ストレスが多い仕事をしている	1当てはまる	7.7%	7.7%	7.4%	7.4%
	2まあ当てはまる	20.3%	21.2%	24.0%	18.3%
	3あまり当てはまらない	27.3%	16.6%	22.0%	31.9%
	4当てはまらない	22.8%	20.5%	26.2%	21.6%
	無回答	19.9%	21.1%	19.3%	19.9%
自分のライフスタイルにはこだわる	1当てはまる	9.7%	20.6%	8.5%	8.2%
	2まあ当てはまる	16.5%	16.5%	16.5%	16.5%
	3あまり当てはまらない	32.5%	32.5%	33.1%	32.2%
	4当てはまらない	28.3%	28.0%	28.0%	28.5%
	無回答	13.3%	13.4%	13.2%	13.3%
流行の商品や新製品をいち早く購入するほうだ	1当てはまる	9.4%	9.6%	9.2%	9.4%
	2まあ当てはまる	9.9%	10.4%	10.2%	9.6%
	3あまり当てはまらない	15.3%	15.6%	15.9%	15.0%
	4当てはまらない	33.1%	32.4%	33.7%	32.9%
	無回答	32.2%	31.3%	30.9%	33.1%
品質がよければ価格は気にしない	1当てはまる	9.4%	10.3%	9.3%	9.3%
	2まあ当てはまる	17.4%	17.5%	17.2%	17.6%
	3あまり当てはまらない	28.5%	28.6%	29.2%	28.2%
	4当てはまらない	31.3%	31.1%	31.3%	31.4%
	無回答	13.0%	13.0%	12.8%	13.1%
家の中で遊ぶより外で遊ぶほうが好きだ	1当てはまる	9.7%	9.9%	9.4%	9.8%
	2まあ当てはまる	17.7%	17.7%	17.9%	17.6%
	3あまり当てはまらない	34.6%	34.8%	35.1%	34.3%
	4当てはまらない	36.0%	35.7%	35.5%	36.4%
	無回答	8.6%	8.7%	8.8%	8.4%
予測がつかない人生の方が面白い	1当てはまる	3.1%	3.0%	2.8%	3.3%
	2まあ当てはまる	9.7%	9.9%	10.3%	9.4%
	3あまり当てはまらない	21.3%	21.6%	22.1%	20.8%
	4当てはまらない	40.4%	40.2%	40.2%	40.6%
	無回答	21.1%	20.8%	20.0%	21.7%
あれこれ見比べながら品物を選ぶほうだ	1当てはまる	7.4%	7.4%	7.3%	7.5%
	2まあ当てはまる	26.3%	26.7%	27.3%	25.8%
	3あまり当てはまらない	37.6%	37.2%	37.2%	37.9%
	4当てはまらない	16.7%	16.7%	16.8%	16.6%
	無回答	11.1%	11.1%	10.8%	11.3%
	1当てはまる	8.2%	8.3%	7.9%	8.4%
	2まあ当てはまる				
	3あまり当てはまらない				
	4当てはまらない				
	無回答				

#### 4. まとめ

本研究では、首都圏 600 名 20 歳～69 歳男女を対象として 2007 年 2 月に行った郵送調査(回収数 417 名回収率 69.5%) データを使用し、潜在クラスモデルで「今、ハマっているコト」で消費者を目に見えないグループに分類、さらにベイジアンネットワークと組み合わせることで、潜在クラス(グループ)の特徴を記述、マーケティング戦略に役立つ知見として、ターゲットの抽出を効率よく行った。

扱っている調査データそのものは、非常に単純で従来からあるものでしかなくとも、背後にある対象者のクラスを探索し、想定ターゲットの規模を推定できることから、潜在クラスモデルのマーケティング応用の可能性が高いことが、この事例からわかる。

さらに、潜在クラスモデルとベイジアンネットワークを併用することで、各クラスの特徴を記述できるだけでなく、より細かなシミュレーション等が可能となり、有効性がさらに増すことが、示されたといえる。

#### 本文注

注 1) 離散変数:

当てはまる—当てはまらないといった 0 - 1 で表される 2 値の回答などがこれにあたる

注 2) 分析方法:

利用したソフトは、数理システムで発売している BayoNet である。このソフトは日本語であるため利用しやすい。また、世界的に使われているソフトとして HUGIN がある。その他、マイクロソフト社からは MSBNx というフリーのソフトも提供されている。

#### 謝辞

本原稿は、日本経済新聞社東京本社編集局産業地域研究所で公刊している日経消費マイニング 2007 年 10 月号での分析記事に基づき作成いたしました。分析結果の再掲をご許可いただきましたこと、心よりお礼申し上げます。またデータ分析に際してご協力いただきました永家一孝氏にも感謝いたします。

芳賀麻誉美

女子栄養大学 フードマーケティング研究室 助教  
慶応義塾大学 総合政策学部 非常勤講師  
立教大学 現代心理学部 非常勤講師  
ヤフーバリューインサイト株式会社 マーケティング顧問  
株式会社 Albert 顧問

< 著者連絡先 >

女子栄養大学 フードマーケティング研究室  
〒350-0288 埼玉県坂戸市千代田 3-9-21  
e-mail : [haga@eiyo.ac.jp](mailto:haga@eiyo.ac.jp)  
<http://www.mayomi.org>