

# スーパーマーケットにおける 既存顧客の確保戦略 —顧客別クーポン贈与の提案—

朝日 弓未, 瀬戸 克典, 馬場 崇彦, 山口 俊和

## 1. はじめに

近年、経済環境の悪化により流通業界は停滞しているといわれている。市場が企業主導から消費者主導になり、また不況のあおりを受け、勤労者の所得低下に伴う消費の低迷が続くデフレ・スパイラルという悪循環にある。しかし、この逆風の中にも関わらず業績が向上している企業は存在する。そのため、どのような要素が業績向上につながるのかを分析することが重要となってくる。その主な要素として、既存顧客の確保があげられる[1][2]。

このような背景において顧客のニーズに応えるマーケティング戦略が課題となっている。その代表的なものとしてPOSデータの有効活用があげられる。これは既存顧客の購買履歴等の情報を活用することで売上向上を図るものである。ID付きPOSデータとはID(identification: 身元確認)を付けたPOS(point of sales: 販売時点管理)データのことである。店舗ごとに「誰が」「何時に」「何を」「いくつ」購買したのかを把握することができる。ID付きPOSデータは顧客の購買データ蓄積を可能にし、データベース・マーケティングを急速に広めた。ID付きPOSデータの収集と活用がスーパーマーケットなど多くの小売業で広く普及し行われている[3][7]。

あさひ ゆみ, やまぐち としかず  
東京理科大学 工学部経営工学科  
〒102-0073 千代田区九段北1-14-6  
せと かつのり  
職業能力開発総合大学校 情報工学科  
〒229-1196 相模原市橋本台4-1-1  
ばば たかひこ  
都筑電気㈱  
〒105-8665 港区新橋6-19-15  
受付 06.4.13 採択 07.7.26

スーパーマーケットでは顧客維持のため新聞折り込み広告の発行、休日の安売り、営業時間延長、クーポン発行、ダイレクト・メールなどにコストと手間をかけ実施している。しかし、他店との競争激化による負担は大きくなっている。

特に、セールス・プロモーション活動の1つである新聞折り込み広告の発行は、ほとんどのスーパーマーケットで行われている。新聞折り込み広告を使用する利点は、新聞は毎日配られるので特定の日に顧客に配達するよう計画することができる。不利な点は常に限られた市場にのみ、配布され地理的以外にターゲットを絞れないことである。これは、新聞を読む幅広いターゲット層の中から、ただ特定の地理的境界線内にいる人のみ絞られることを意味する[4]。スーパーマーケット市場は地理的因素が大きな要因であることから、新聞折り込み広告は有効なセールス・プロモーションであり、売上げに大きな影響があるといえる[5]。よって、新聞折り込み広告の発行と広告に掲載しているセール品の値引きにかかるコストに見合った売上げの向上が利益改善に大きく影響してくる。

これまでに、顧客行動を分析することで特定の顧客をターゲットとしたダイレクト・メール発送の提案が既になされている[2]。しかし、スーパーマーケットの場合は購買周期、顧客数、購入品目数など小売店の中でも多い方であり、顧客一人一人をターゲットとした戦略は難しい。

本論文では、スーパーマーケットのID付きPOSデータから顧客の商品買い回り行動を分析することにより、顧客の購買サイクルを把握する。さらに、得られた知見をもとに、顧客が望んでいる商品をタイミングよく折り込み広告に掲載できるよう既存顧客の購買状況を分析する。また同時購買分析により潜在的な顧客マインドを高揚させるような折り込み広告の内容の

表1 各クラスタの上位10位カテゴリ割合平均

順位	クラスタ-1	クラスタ-2	クラスタ-3	クラスタ-4	クラスタ-5	クラスタ-6
1	穀物	0.235	飲料	0.249	酒類	0.376
2	惣菜類	0.094	菓子	0.100	惣菜類	0.107
3	飲料	0.090	惣菜類	0.078	飲料	0.081
4	菓子	0.060	パン・シリアル類	0.052	菓子	0.045
5	調味料	0.051	麵類	0.044	加工肉類	0.033
6	加工水産	0.040	調味料	0.041	調味料	0.032
7	麵類	0.039	デザート・ヨーグルト	0.041	麵類	0.031
8	加工肉類	0.039	衛生用品	0.034	水物	0.030
9	水物	0.036	加工肉類	0.033	穀物	0.027
10	パン・シリアル類	0.036	水物	0.031	水物	0.023
名称	穀物型	インスタント型	酒類型	一般型	冷凍食品型	惣菜類型

提案を試みる。

## 2. ターゲット顧客の決定

本論文で使用するデータ<sup>1</sup>の顧客数は759,163人である。2年間あるデータの内、前半1年分のPOSデータを顧客別に購買金額を集計したところ、1年間に来店(1円以上の購買金額)した人数は5,967人であった。しかし、購買傾向で分類するにあたり、年間購買金額が小さいと正確に分類できない。本データから、スーパーマーケットの商品の価格設定を調べたところ、売上商品1品あたりの平均単価は130.7円、売上商品単価500円以下の商品は年間購買金額全体の96.8%であった。また、顧客の1日当たりの平均購買金額は1,651円であった。購買傾向で分類するには、ある程度の購買履歴が必要である。平均単価や顧客の1日あたりの平均購買金額より、1万円以上の購買履歴があれば十分分析できると判断した。そのため、本論文では年間購買金額1万円未満の顧客(全体の33.4%)を分析対象外とし、残りの3,972人(全体の66.6%、総売上の97.1%)の顧客を分析対象と定義し以降、分析を行う。

## 3. クラスタ分析による顧客の分類

顧客の1年間の買い回りから顧客を分類するためにクラスタ分析を行う。クラスタ分析は、データをクラスタに分割し、クラスタに共通の特徴を見つけ出す目的で行われる手法である。

買い回りは前半1年分のPOSデータからカテゴリ

割合で表現する。このカテゴリ割合は、顧客があるカテゴリの商品を全体のどのくらいの割合で購買しているかを表し、顧客*i*のカテゴリ*c*のカテゴリ割合 $cr_{ic}$ は

$$cr_{ic} = \sum_{d=1}^T x_{icd} / \sum_{k=1}^{C_n} \sum_{d=1}^T x_{ikd} \quad (1)$$

と求められる。ここで $x_{ikd}$ は顧客*i*のカテゴリ*k*の商品の*d*日目の1日当たりの購買金額、*T*は期間、*C<sub>n</sub>*は全カテゴリ数を表す。また、カテゴリをJICFS分類カテゴリに従い、96種類から似たカテゴリを44種類の大分類カテゴリとしてまとめた。この44カテゴリごとに購買金額を集計したところ、売上上位15カテゴリで全体年間購買金額の85%以上となった。クラスタ分けをする際、売上げに貢献していないカテゴリの影響を避けるため、この売上上位15カテゴリを説明変数としてクラスタ分析(K-Means法)<sup>2</sup>を行った。なお、シード数は3個から8個の6パターンを行った。

クラスタ分析の結果、それぞれのクラスタに特徴を見出せ、各クラスタの人数も極端に偏りがないシード数6個の結果を採用し、6つのクラスタを抽出した。クラスタごとのカテゴリ購買割合の特徴から各クラスタに名称を定義する。各クラスタの上位10位のカテゴリ割合平均とクラスタ名称を表1に示す。

すべてのクラスタにおいて、[惣菜類]、[菓子]、[飲料]の3カテゴリが上位となっている。これを踏まえてクラスタ別にみてみると、

「クラスタ-1」は[穀物]が全体の1/4を占め、他のクラスタにない特徴であることから《穀物型》とした。

「クラスタ-2」は上位5位までのカテゴリが[飲料]、[菓子]、[惣菜類]、[パン・シリアル類]、[麵類]と調

<sup>1</sup> 本論文で使用したデータは平成15年度データ解析コンペティション(日本OR学会マーケティング・データ解析研究会など共催)で提供された不特定多数のスーパーマーケットの2001年7月~2003年6月の2年間のID付きPOSデータである。

<sup>2</sup> ソフトウェアはSPSS Clementine 8.1を用いた。

表2 各クラスタのプロファイル

クラスタ名	顧客数	性別割合		年齢		来店数		購買金額合計		購買単価		同時購買カテゴリ数	
		男	女	平均	中央値	平均	中央値	平均	中央値	平均	中央値	平均	中央値
CL1-穀物型	434	0.23	0.77	47.6	44.0	36.5	29.0	68,446	50,710	2,227	2,145	5.1	4.3
CL2-インスタント型	560	0.23	0.78	39.8	36.0	46.8	28.0	66,716	32,718	1,528	1,340	4.3	4.1
CL3-酒類型	333	0.40	0.60	42.3	41.0	47.0	29.0	74,115	40,590	1,895	1,587	3.8	3.5
CL4-一般型	1,488	0.13	0.87	45.9	45.0	46.3	29.0	79,233	46,312	1,927	1,657	5.1	4.9
CL5-冷凍食品型	491	0.14	0.86	42.0	41.0	45.0	26.0	85,292	43,956	2,104	1,854	5.5	5.3
CL6-惣菜類型	666	0.29	0.71	46.2	46.0	38.7	22.0	63,289	35,091	1,907	1,629	4.3	4.1
全体	3,972	0.20	0.80	44.5	43.0	43.9	26.0	73,936	40,518	1,919	1,631	4.8	4.5

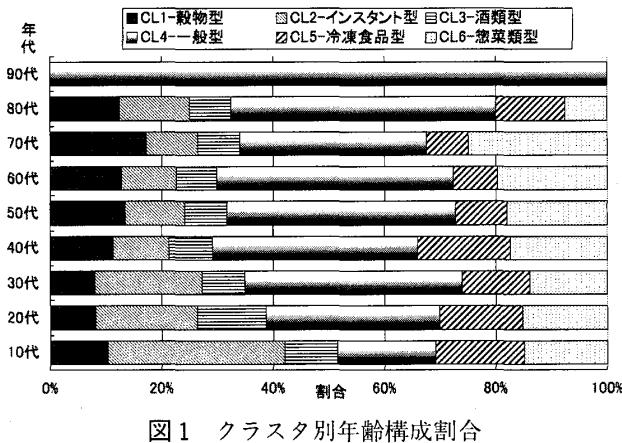


図1 クラスタ別年齢構成割合

理の手間があまりかからないインスタント系の物が全体の1/2以上を占めていることから《インスタント型》とした。

「クラスタ-3」は[酒類]が全体の1/3以上を占め、他のクラスタにない特徴であることから《酒類型》とした。

「クラスタ-4」は[加工水産]、[加工肉類]、[調味料]といった一般的な手作りの食事に利用するカテゴリの割合が高いことから《一般型》とした。

「クラスタ-5」は他のクラスタでは上位10位にランクされていない[冷凍食品]が全体の約1/10である3位に位置し、1位の[惣菜類]とも大差なく重要なカテゴリであるといえることから《冷凍食品型》とした。《穀物型》・《酒類型》・《冷凍食品型》はそれぞれ特徴のカテゴリ以外のカテゴリは《一般型》と似ているため、特徴カテゴリを良く購入する《一般型》だといえる。

「クラスタ-6」は[惣菜類]が全体の1/3以上を占め、他のクラスタにない特徴であることから《惣菜類型》とした。

各クラスタのプロファイルおよび1人当たりの平均の購買行動を表2に示す。表2より、男性・女性割合は全体的に女性の割合が高いが《酒類型》の男性割合は全体の約2倍となっている。同様に《惣菜類型》の

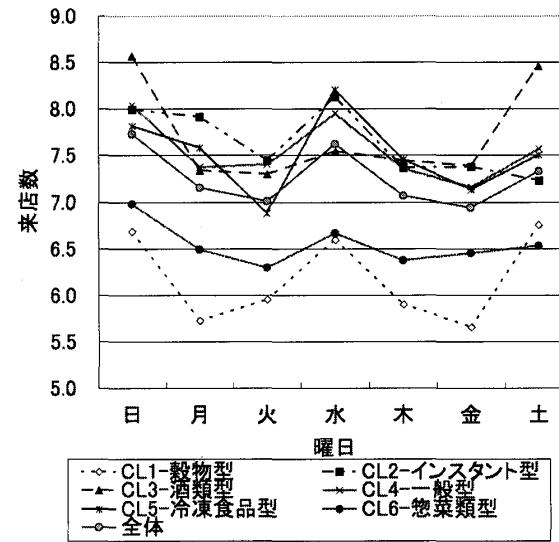


図2 クラスタ別曜日来店数

男性割合は全体の約1.5倍である。また《一般型》と《冷凍食品型》は特に女性割合が高いことが分かる。平均年齢は《インスタント型》、《冷凍食品型》、《酒類型》の年齢が他に比べて低く、若い年代の方がインスタント食品や冷凍食品を多く買う傾向にあることが分かる。また、年間来店数はほぼ毎日来店している人もいるため平均は中央値よりも高くなっている。購買単価(1日当たりの購買金額平均)は《穀物型》が最も高い。これはスーパーマーケットでは単価の高い穀物を購入するためだといえる。次に購買単価の高い《冷凍食品型》は保存期間の長い冷凍食品を購入するため、すぐに消耗しない分の冷凍食品を購入するためだと考えられる。年間の購買金額合計の平均は《冷凍食品型》が最も高く次に《一般型》となっている。冷凍食品にはお弁当の具材なども多くあるため、《冷凍食品型》の顧客は朝・昼・夕・夜食などさまざまな食事で利用するものを購買すると考えられる。

各クラスタの曜日別の一人当たりの平均来店数を図2に、購買単価を図3に示す。図2より、全体的に土日と平日のなか日にあたる水曜日の来店数が多いことが分かる。《惣菜類型》は、曜日による来店数の変動

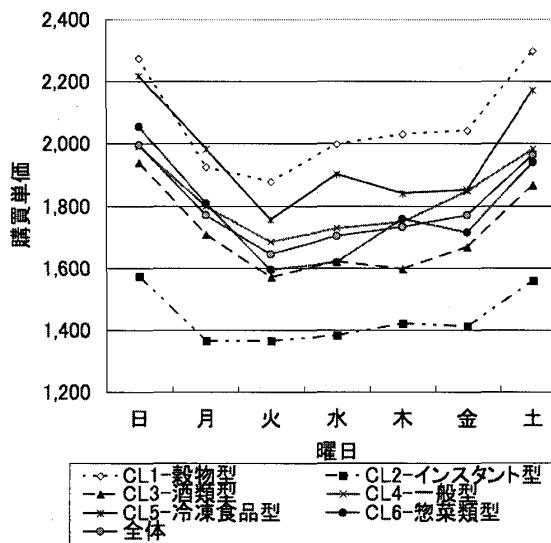


図3 クラスタ別曜日購買単価

は少ない。これは、惣菜類は消費期限が購買当日の場合が多いことから、曜日に左右されないと考えられる。《酒類型》は、平日に比べ土日の来店数が多い。酒類は重量があるため、土日にまとめて購買すると考えられる。また、男性顧客が多いことから、一般的な休日にあたる土日に来店しやすいと考えられる。図3より、全体的に土日の購買単価が高いことが分かる。《インスタント型》は、すべての曜日において購買単価が低く、曜日による変動が少ない。これは、インスタント系の食品（パン類、麺類など）は単価が比較的安く、单品または少ない組合せで食事が成り立ちやすいからだと考えられる。

#### 4. 購買サイクル分析

節3で求めたクラスタは1年間の購買履歴から得られた結果である。しかし購買履歴期間を6ヶ月、3ヶ月、1ヶ月などさまざまな周期で1年間の履歴で抽出したクラスタと同じクラスタに属するか、すなわち同じ買い回りかどうかを調べることで、各クラスタの顧客の購買傾向が安定する期間（購買サイクル）を割り出す。

##### 4.1 クラスタ決定モデル

さまざまな周期での買い回りからどのクラスタに属するかを調べるために、決定木を用いてモデルを構築する。決定木分析は、分類や予測を行う際に広く使われている手法で、誰でも理解できるルールを生成することができる[6]。決定木分析の説明変数には節3のクラスタ分析に用いた1年間のカテゴリ別購買金額合計割合を用いる。また、決定木分析のアルゴリズムは、

表3 クラスター一致率

クラスタ	CHART	C5.0
1	91.9%	100.0%
2	90.9%	100.0%
3	77.5%	100.0%
4	92.0%	99.9%
5	61.3%	99.6%
6	97.3%	100.0%
全体	87.7%	99.9%

C5.0とCHARTを用い<sup>3</sup>、精度の高い方を採用する。

決定木によるモデルを構築し、モデルを用いて顧客を分類した結果とクラスタ分析による分類のクラスタが一致した顧客の割合を表3に示す。表3より、C5.0は、ほぼ100%に近い精度となっている。C5.0は細かいルールセットを設定することが可能なため、本ケースの分類に適しているといえる。本論文では、C5.0で作成したこのモデルを用いて、購買サイクル分析を行う。

##### 4.2 購買サイクル分析

購買サイクル分析では、節3のクラスタ分析に用いた1年間の購買履歴を幾つかの周期に分割し、節4.1で決定したモデルのクラスター一致率から各クラスタの購買サイクル期間を検討する。周期は、1日、3日間、1週間、2週間、1ヶ月間、2ヶ月間、3ヶ月間、4ヶ月間、6ヶ月間の9パターンとする。これらの周期のカテゴリ別購買金額合計割合を決定木モデルに適用した時のクラスタの一一致率を図4に示す。図4より、以下のように考察できる。

《インスタント型》・《酒類型》・《一般型》・《惣菜類型》：1日・3日間といった短い周期でも一致率が0.5前後と比較的高い。これらの顧客は毎日必要な保存期間の短い食材を多く購入しているため、短い周期でも買い回りが特定できる。

《穀物型》・《冷凍食品型》：1ヶ月以下の周期は一致率が0.18から0.44とかなり低い。穀物や冷凍食品は保存期間が長く、一度に多く購入するため、頻繁に購買されない。3ヶ月周期で一致率が最も低い《冷凍食品型》は0.50以上となる。図4からすべてのクラスタにおいて周期が長いほど一致率は高いが、傾きがクラスタによって異なっていることがわかる。そこで、クラスタ $c$ の周期 $t$ の一致率 $R_{ct}$ と1段階短い、周

<sup>3</sup> ソフトウェアはSPSS Clementine 8.1を用いた。

表4 クラスタ移動集計

	クラスタ名称	計	移動後					
			CL1	CL2	CL3	CL4	CL5	CL6
移動前	CL1-穀物型	1,100	427 (38.8%)	119 (10.8%)	41 (3.7%)	303 (27.5%)	97 (8.8%)	113 (10.3%)
	CL2-インスタント型	1,702	121 (7.1%)	732 (43.0%)	85 (5.0%)	476 (28.0%)	122 (7.2%)	166 (9.8%)
	CL3-酒類型	931	39 (4.2%)	79 (8.5%)	521 (56.0%)	170 (18.3%)	38 (4.1%)	84 (9.0%)
	CL4-一般型	3,554	313 (8.8%)	407 (11.5%)	156 (4.4%)	1,919 (54.0%)	303 (8.5%)	456 (12.8%)
	CL5-冷凍食品型	1,101	83 (7.5%)	129 (11.7%)	42 (3.8%)	314 (28.5%)	407 (37.0%)	126 (11.4%)
	CL6-惣菜類型	1,933	112 (5.8%)	170 (8.8%)	78 (4.0%)	446 (23.1%)	122 (6.3%)	1,005 (52.0%)

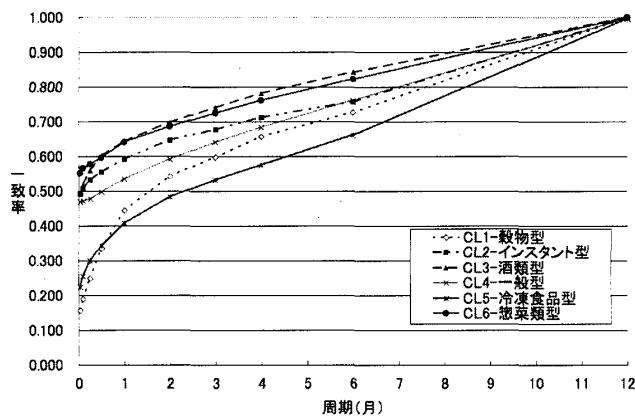


図4 各周期のクラスター一致率

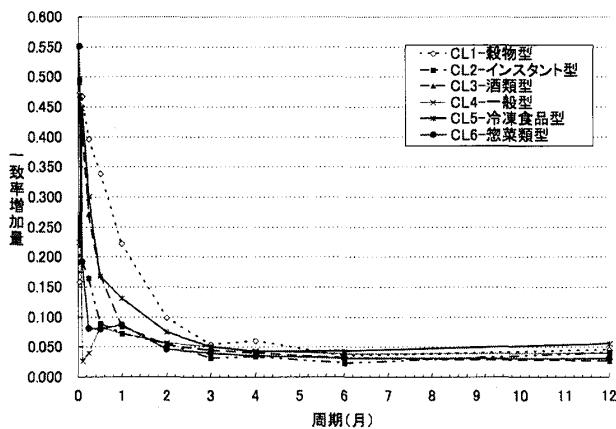


図5 各周期のクラスター一致率増加量

期  $t-1$  とその一致率  $R_{ct(t-1)}$  から一致率の増加量（傾き： $K_{ct}$ ）は

$$K_{ct} = (R_{ct} - R_{ct(t-1)}) / (t - (t-1)) \quad (2)$$

と求められる。

各クラスター、周期の一致率増加量を図5に示す。3ヶ月周期よりも短い周期では、《穀物型》・《冷凍食品型》・《酒類型》が一致率増加量が高く、買い回りが安定していないことが分かる。3ヶ月周期以降はどのクラスターも同じ傾きで安定していることから、全体的に3ヶ月の周期を見ることで、買い回りを把握することができるといえる。これにより、クラスターによって購買サイクルは異なるが、全体で見た時に最大3ヶ月の周期で顧客の購買行動を把握できると考えられる。

表5 クラスター移動の相関係数

クラスター名	CL1	CL2	CL3	CL4	CL5	CL6
CL1-穀物型	1.000					
CL2-インスタント型	0.026	1.000				
CL3-酒類型	-0.425	-0.237	1.000			
CL4-一般型	0.407	0.425	-0.082	1.000		
CL5-冷凍食品型	-0.004	0.084	-0.421	0.457	1.000	
CL6-惣菜類型	-0.084	-0.021	-0.229	0.272	-0.015	1.000

#### 4.3 クラスター移動分析

節4.2より、3ヶ月周期で顧客がどのように買い回りが変化しているかをクラスター移動から把握する。調査は2001年7月から3ヶ月ごとの4期とし、その間の顧客のクラスター移動を計る。ただし、1周期間で購買が一度もない場合は休眠顧客とし、再び購買がある場合は休眠以前のクラスターからの移動とする。クラスター移動の結果を表4に示す。また、クラスター移動の相関係数を表5に示す。表4より、すべてのクラスターで同じクラスターに留まる顧客は37:0%から56:0%が多いことが分かる。表5より、《一般型》は《穀物型》、《インスタント型》、《冷凍食品型》との相関が0.4以上と高いことから、これら3クラスターは《一般型》への移動が起こりやすいといえる。また、《穀物型》、《冷凍食品型》の顧客は3節より購買傾向が特徴カテゴリ以外は《一般型》と同じであり、4節より購買サイクルが長いことから、特徴のカテゴリをたまに購入する《一般型》であると考えられる。

#### 5. 購買サイクルによる予測

節4.2より、3ヶ月にて買い回りが把握できることから、過去3ヶ月の購買データから翌月1ヶ月を合わせた4ヶ月の購買状況を予測し、実際に4ヶ月の購買データを用いた場合と比較し検討する。

2003年7月の買い回りを予測する場合、2002年4月～6月の3ヶ月の購買データを用いて各顧客のクラスターを求める。2003年7月～2004年6月までの12ヶ月をそれぞれ過去3ヶ月で予測し、実際にそれぞれ過去3ヶ月+1ヶ月の4ヶ月の購買データを使用して、予測の一致率を求めたものを図6に示す。図6より、

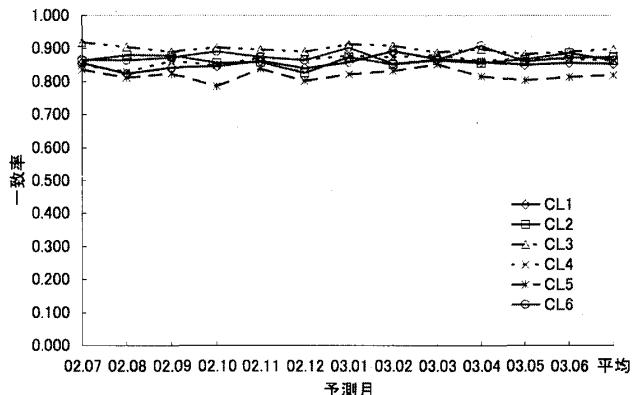


図 6 4ヶ月と3ヶ月の予測差

クラスタ 5 の 2002 年 10 月以外の一致率は 8 割を超え、平均ではすべてのクラスタにおいて 8 割を超えており、つまり、3ヶ月の過去の購買データを用いることにより、過去 3ヶ月 + 翌 1ヶ月の 4ヶ月の顧客の買い回りを把握し、1ヶ月先の買い回り予測をすることができるといえる。

## 6. 同時購買分析

本節では、顧客が 1 回の買い物でどのようなカテゴリ商品を同時に購買するかを調べることで、同時に購買されやすいカテゴリ組合せを抽出する。手法は、マーケットバスケット分析を行う。マーケットバスケット分析は、商品が同時に買われるグループを見つけ出すのに使うクラスタリングの 1 つの手法で、さまざまな商品の同時購買されやすさが得られ、ルールとして表現できる[6]。

分析は、顧客  $i$  が  $d$  日に  $j$  カテゴリの商品を購買した場合は  $cb_j=1$ 、購買が無い場合は  $cb_j=0$  とし、顧客  $i$  の  $d$  日の購買データ  $X_{id}$  を

$$X_{id} = (cb_1 \ cb_2 \ cb_3 \cdots \ cb_{44}) \quad (3)$$

と表現し、対象顧客の 1 年分の購買データを用いて行う。

図 7 は対象顧客 1 年分全体の同時購買カテゴリ相関 WEB 図である。図 7 より惣菜類、飲料、菓子類、水物、パン・シリアル類において同時に購買されていることが分かる。また、家庭用品、衛生用品は同時に購買されるが、食品類とは同時に購買の傾向がみられない。このことから、日々の生活の食品類の購買について家庭・衛生用品が購買されるのではなく、家庭用品、衛生用品の購買目的の来店と食品類の購買目的の来店は独立していると考察される。

この結果より、各クラスタの購買上位のカテゴリと

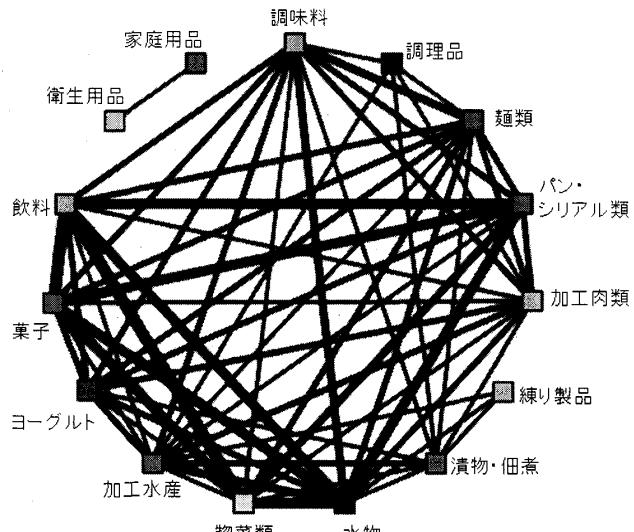


図 7 同時購買カテゴリ相関 WEB 図

相関が高いが購買割合の低いカテゴリを潜在カテゴリとする。この潜在カテゴリの購買を顧客に勧めることにより、新たな購買につながることが期待できる。

## 7. 広告発行およびクーポン贈与の提案

節 3 では、スーパー マーケットの顧客の 1 年間の買い物回りから顧客を分類し、大まかな顧客の買い回りパターンを考察した。また、節 4 の分析結果より、冷凍食品・穀物類を購買する顧客群の購買サイクルは 3ヶ月、その他の保存期間の短い食品をメインで購買する顧客群の購買サイクルは 1 日・3 日間といった毎日の購買にあたることを考察した。次に、節 5 により、過去 3ヶ月の購買データより求めた買い回りが翌 1ヶ月の買いまわりと等しいと仮定してよいことが示せたため、1ヶ月先の顧客の買い回りを推測することが可能となった。

さらに、節 6 で顧客群が同時に購買する商品カテゴリ惣菜類、飲料、菓子類、水物、パン・シリアル類の抽出および、家庭用品、衛生用品の購買目的の来店と食品類の購買目的の来店は独立していることが考察された。以上の結果を踏まえて本節では、新聞折り込み広告の発行に対する示唆を示す。新聞折り込み広告を週に 1 度発行する場合について全体、クラスタ別および曜日別に検討する。

すべてのクラスタにおいて、惣菜類、飲料、菓子の購買割合が高い。そのため、購買サイクルは最短で考え、毎日これら 1 カテゴリ以上をセール品とすることで、顧客の来店意欲が高まると考えられる。

《惣菜類型》は、惣菜類を平均 1/3 以上の割合で購

買する顧客群であることから、日替わりで惣菜類をセール品とするなどが考えられる。

《インスタント型》は、曜日による変動が少ないため、特徴カテゴリであるパン・シリアル類、麺類を平日にセールすることで、平日の来店意欲を高められ、土日にセールがなくても顧客離れを起こしにくいと考えられる。

《酒類型》は、土日の来店が多く、男性割合が高い。男性は平日は仕事で来店しにくいことが推測でき、平日にセールを行うことで、顧客離れを起こしかねない。そこで、特徴カテゴリの酒類を土日にセール品することで、来店意欲が高まると考えられる。

《一般型》は、顧客割合が1/3強と高く、女性割合も一番高い顧客群である。この特徴カテゴリである加工肉類・加工水産は手料理のメイン食材であり、調味料、調理品、練り製品、水物、漬物・佃煮といったカテゴリとの同時購買もある。そこで、特徴カテゴリは毎日セール品とすることが望ましいと考えられる。また、同時購買カテゴリは毎日1カテゴリ以上をセール品とすることで、同時購買を促せると考えられる。

《穀物型》《冷凍食品型》は、特徴カテゴリの購買サイクルは3ヶ月周期であるため、穀物類・冷凍食品類のセールを毎日・毎週実施しても購買にはつながらないと考えられる。そこで、購買サイクル周期とさまざまな顧客の位相のずれを考慮し、2週間または1ヶ月に1度セールを実施する。特徴カテゴリを購買しない場合は《一般型》などと同じ購買傾向なため、特徴カテゴリのセールがない時には、他のセール品で来店意欲が高まると考えられる。

次に、顧客の来店を促すために来店時にクーポン(割引クーポン)の贈与を提案する。折込広告の情報だけでなく、来店することによりクーポンがもらえることで、顧客の足を店に向かせさせることが可能になる。このとき、同時購買されやすい商品カテゴリ惣菜類、飲料、菓子類、水物、パン・シリアル類には、ひとつ商品を購買すると他の商品のクーポンをつけ、顧客

の購買意欲を高める。また家庭用品、衛生用品を購買目的とする顧客と食品類を購買目的とする顧客は独立していることから、家庭用品、衛生用品を購買した顧客には、食品類のクーポンを贈与し食品類の購買を促す。そして食品類を購買した顧客には、家庭用品、衛生用品のクーポンを贈与し相互の購買を促す。

## 8. おわりに

本論文では、スーパー・マーケットのID付きPOSデータから顧客の商品買い回り行動を分析し、顧客の商品買い回りが安定する期間(購買サイクル)について検討した。また、同時購買分析を行うことで顧客が潜在的に購買すると思われる潜在カテゴリを抽出した。また、新聞折り込み広告を想定し、分析結果のマーケティング戦略への適用について論じた。

今後の課題として、今回得られなかったより具体的な顧客属性や店舗情報などのデータを用いて、より適切な折り込み広告発行ができる分析や個々の顧客へのアプローチを考察することがあげられる。

## 参考文献

- [1] 青井倫一：“マーケティング,” 総合法令出版株式会社, 2002.
- [2] 朝日弓未, 児玉香織, 杉原裕美子, 生田目崇, 山口俊和：“百貨店における購買に関する潜在因子の抽出—ダイレクト・メールの発送の提案—,” オペレーションズリサーチ, Vol 49, No. 2, pp. 75-80, 2004.
- [3] 流通経済研究所：“POS c 顧客データの分析と活用,” 同文館, 2003.
- [4] ラリー・パーシー：“実践・IMC 戦略,” 日経広告研究所, 1999.
- [5] 大山秀一：“これだけは知っておきたい「マーケティング」の基礎と常識,” フォレスト出版株式会社, 2003.
- [6]マイケル J・A・ベリー, ゴードン・リノフ：“データマイニング手法,” 海文堂, 1999.
- [7] 北山雅史：“流通,” 産学社, 2001.