

顧客の嗜好に合った商品推奨方法の提案

石野正彦[†] 八巻直一[†] 市川照久[†] 水野忠則[†]

概要

現在、顧客の嗜好にあった商品を推奨するリコメンデーション技術の研究や実用化が進められている。多くの先行研究において、協調フィルタリングやコンテンツ分析による方法が有力である。本研究では、これらに新たな方法を加えて、顧客の属性に対する商品の嗜好と商品の属性の両方からコンジョイント分析と協調フィルタリングにより、嗜好評価値を推定する推奨方法について提案する。

The proposal about the recommendation system of the goods by a customer's attribute

M.Ishino[†] N.Yamaki[†] T.Ichikawa[†] T.Mizuno[†]

Abstract

Now, the research and utilization of recommendation technology which recommend the goods suitable for a customer's taste are advanced. In many precedence researches, the method by collaborative filtering or contents analysis is leading. In this research, a new method is added and the recommendation method of presuming the taste evaluation value is proposed by conjoint analysis and collaborative filtering from both a taste of goods to a customer's attribute, and the attribute of goods.

1. はじめに

最近の様々な消費者向けマーケットでは、多くの商品が溢れ、顧客の嗜好にマッチした商品を適確に提供することが顧客と販売側にとってより、一層、求められてきた。同時に、インターネットによるポータル情報やメールマガジンによってネットコマースや小売店、問屋の販売においても、顧客の嗜好に合わせて多くの商品を推奨することで、需要を喚起できるという効果が期待できる。従来から、商品を推奨するリコメンデーション技術として協調フィルタリング手法やコンテンツ分析手法などが挙げられる。[1], [2], [3], [4] 両手法における長所と短所は次の通りである。

(1) 協調フィルタリング手法

協調フィルタリングのアルゴリズムは、情報処理学会第90回IS研報告(2004-IS-90) [5]にて詳細を示したが、様々な分野への応用研究が進んでいる。協調フィルタリングは、過去の購買履歴データから顧客毎の好みを推測し、多種の商品から顧客の嗜好に合った商品を推奨する手法である。この手法の長所は、各商品のコンテンツデータを必要とせず、他の顧客の評価情報を用いることにより、対象顧客が過去の評価が高い商品のみならず、未購入商品も推奨できることである。一方、短所は多くの購買実績データ量を必要とし、データ内の全ての顧客が購入していない新商品は推奨できないことや商品コンテンツ間の類似性については、商品の推奨に活用できないという点にある。

(2) コンテンツ分析手法

コンテンツ分析は、多くの商品のコンテンツデータを分析して顧客に合った商品を推奨する手法である。商品の特徴的データと顧客プロフィールデータから顧客が高い評価をした商品と類似したコンテンツデータの商品を推奨する。長所としては、多くの購買実績データ量を必要としないことである。一方、短所は、既に高い評価をした商品と類似の商品を中心に推奨される傾向がある。

(3) 新規の商品推奨方法

情報処理学会第90回IS研報告[5]と第67回全国大会[6]においては、商品の属性を用いて、コンジョイント分析による嗜好順位の重み付けにより協調フィルタリング手法を応用した商品推奨方法を提案し、次の利点を示した。

①コンジョイント分析手法によってブランド、性能レベルや各種機能、価格、デザイン等の商品を構成する様々な要素(商品属性)が、顧客の購買行動で、どのように商品の魅力度合いが働くか、または、購入の意思決定にどのように寄与するか(貢献度)を推定し、商品の各種機能や性能、価格等が商品の魅力にどのように影響しているかが把握できた。

②推定されたそれぞれの顧客への貢献度(顧客が好む属性の評価値)による協調フィルタリングを行えば、未購入品や新製品であっても嗜好にあった商品をユーザに推奨できるようにした。

③商品のどの属性に着目して新製品を開発すれば、多くのユーザの嗜好に合った商品が、提供でき、実際の商品の開発担当者と、マーケティング担当者により、商品別属性ベクトルを選択し、その各属性の嗜好の重み付け(パートワース値)を求めた。

[†]静岡大学大学院理工学研究科

[†]Graduate School of Science and Engineering,
Shizuoka University

今回の研究報告では、商品と顧客の両方の属性を用いて商品を推奨する方式を提案する。特定の顧客へどのような商品を推奨すべきか、また、特定の商品をどのような顧客へ推奨すべきかについての推奨方法について提案する。すなわち、顧客毎の特長や商品の特長をベクトルで表してそれぞれの視点から嗜好を推定し、新たな顧客へ嗜好に合った商品の推奨や新たな商品を嗜好に合った顧客へ推奨方法を提案する。

2. 顧客や商品の属性ベクトルの考え方

前回の発表における提案手法は、特定顧客が好む商品が属性（ブランドイメージや品種など）によって説明可能であるという仮定に基づいており、全ての商品は幾つかの属性と属性内の幾つかの水準によって決定付けた。同様に特定商品を好む顧客は特徴的な属性（地域、性別、年齢層など）を有することを仮定し、推奨ターゲット顧客を幾つかの属性と属性内の幾つかの水準によって決定付けを行った。

(1) 商品の属性ベクトル

一般的には多くの商品には、ブランドや品種、機能、性能、デザイン、カラー、価格帯などがある。様々な工業製品には、仕様の諸元表として属性情報を入手でき、次の属性ベクトルで表せる。

$$G_i, \quad i = 1 \sim m \in B^m \quad (1)$$

ここで、 m は属性と水準の個数であり、属性ベクトルの要素は1または0である。顧客 c_i が購入した商品集合 I_{c_i} に属する商品 g_j の属性ベクトルを G_{ij} とする。例えば、表1のように商品の特長を表す属性に該当する要素に「1」の値を入れて商品の属性ベクトルを生成する。

表1. 商品属性ベクトル [例]

商品名	ブランド 1	ブランド 2	ブランド 3	品種 1	品種 2	品種 3
g_1	1			1		
g_2		1			1	
g_3			1			1
\vdots						
g_j	1					1

この商品属性ベクトルは、商品の仕様を表すもので多くの場合に、入手可能であり、属性の種類は商品点数(数千~数万点)と比較して数十~数百種類になる為、データの分析としては扱い易くなる。

(2) 顧客の属性ベクトル

顧客情報や購買実績から顧客毎の特有な属性が分かる。例えば、居住地域、性別、年齢層、嗜好商品分類、嗜好ブランドや購買価格帯などが挙げられる。顧客毎の購買実績やアンケートから、属性情報が入手でき、次の属性ベクトルで表せる。

$$C_i, \quad i = 1 \sim n \in B^n \quad (2)$$

ここで、 n は属性と水準の個数であり、属性ベクトルの要素は1または0である。商品 g_j を購入した顧客集合 I_{g_j} に属する顧客 c_i の属性ベクトルを C_{ij} とする。例えば、表1のように顧客の特長を表す属性に該当する要素に「1」の値を入れて顧客の属性ベクトルを生成する。

表2. 顧客属性ベクトル [例]

顧客名	地域 1	地域 2	地域 3	年代 1	年代 2	ジャンル 1	ジャンル 2
c_1	1			1		1	
c_2		1			1		1
c_3			1		1	1	
\vdots							
c_i	1			1		1	

この顧客属性ベクトルは、顧客のプロフィールを表すもので、アンケート調査で入手可能であり、属性の種類は顧客数(数万人)と比較して数十種類になる為、データの分析としては扱い易くなる。

3. コンジョイント分析による嗜好度合ベクトル

特定顧客が好む商品属性の優先順位の重み付けを表す嗜好度合ベクトルと特定商品を好む顧客属性の優先順位の重み付けのそれぞれを以下の通り、コンジョイント分析でパートワース値を求める。

(1) 顧客が好む商品属性の嗜好度合

ターゲット顧客 c_i に対する商品属性の嗜好度合いベクトル（パートワース）を

$$U \in R^{n \times m} \quad (3)$$

とすると、顧客 c_i に対する商品パートワース行列は

$$U = (u_{j1}, u_{j2}, \dots, u_{jm}) \quad (4)$$

となる。顧客 c_i に対する商品 g_j の嗜好評価値は、

$$E_{c_i} = UG_i \quad (5)$$

と表される。

顧客 c_i による各商品の購買実績順位を、嗜好評価値の降順によって、できるだけ再現するようにパートワースを推定するのが、コンジョイント分析であり、パートワースは、以下の数理計画問題の解として与えられる。

$$\text{目的関数} \quad \min \sum_{i=1}^n s_{c_i} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \text{制約条件} \quad E_{C_i} + s_{c_i} &\geq E_{C_{i+1}} + 1 \\ s_{c_i} &\geq 0, \quad E_{c_i} \geq 1 \end{aligned} \quad (7)$$

$$\text{嗜好評価値} \quad E_{C_i} = UG_i \quad (8)$$

ここで、商品は購買実績の降順に並べられているものとする。 s_{c_i} は、商品 g_{j+1} の嗜好評価値 $E_{C_{i+1}}$ が、商品の嗜好評価値 E_{C_i} より小さいとき、正の値をとる。従って、購買実績の順位を正確に再現する E_{C_i} に対して s_{c_i} は、0になり、数理計画問題の目的関数(6)の最適値は0となる。この場合、購買実績のない商品属性に対するパートワースが決まらない。未知のパートワース値に対しては、類似属性の商品の購買実績を用いて、協調フィルタリングによって推定を行い、顧客毎の嗜好度合いベクトル U は、パートワース推定値を加えることで完成する。完成した嗜好度合いベクトルを用いて、商品 g_j の嗜好評価値 E_{C_i} を求め、商品集合の中から嗜好評価値の高い商品を推奨する。実績のない商品も推奨できる。商品を属性ベクトルで表現していることから、新商品についての推奨も可能である。

(2) 特定商品の推奨ターゲット顧客の嗜好度合同様にターゲットの商品 g_j に対する顧客属性の嗜好度合いベクトル(パートワース)は、

$$V \in R^{m \times n} \quad (9)$$

で、商品 g_j に対する顧客パートワース行列は

$$V = (v_{11}, v_{12}, \dots, v_{1m}) \quad (8)$$

となる。商品 g_j に対する顧客 c_i の嗜好評価値は、

$$E_{g_j} = VC_i \quad (10)$$

と表される。商品 g_j の顧客毎の購買実績順位を、嗜好評価値の降順によって、できるだけ再現するようにパートワース推定値 E_{g_j} も同様に数理計画問題の解として求められる。

この場合も購買実績のない顧客属性に対するパートワースが決まらない未知のパートワース値に対しても同様に類似属性の顧客の購買実績を用いて、協調フィルタリングによって推定を行い、ユーザ毎の嗜好度合いベクトル V は、パートワース推定値を加える。完成した嗜好度合いベクトルを用いて、顧客 c_i の嗜好評価値 E_{g_j} を求め、顧客集合の中から嗜好評価値の高い顧客へ推奨する。顧客の特長を属性ベクトルで表現しているので、新規の顧客についての推奨も可能である。

4. パートワースによる嗜好評価値の適用事例

日用品を扱う店の購買実績データ(30万件)から、推奨ターゲットとする顧客や商品を絞り込んで下記条件により抽出したデータを対象とした。

- ① 首都圏店と地方店の顧客
- ② 購買トップ層の20顧客
- ③ ヤング層10~30代、ミドル層30~50代
- ④ ブランド、品種各々5種類
- ⑤ 嗜好商品ジャンル

特定顧客の商品嗜好評価値と特定商品に対する顧客の嗜好評価値以下のStepで手法を適用し、考察した。

(1) 特定顧客の商品嗜好評価値

Step1. 対象商品 g_j を購入した顧客集合 I_{c_i} に属する顧客 c_i の商品属性ベクトルを G_{ij} とする。商品毎にブランド、品種の商品属性ベクトル G_{ij} を生成する。

Step2. 顧客 c_i の商品購買実績の多いものから、商品の順位付けをする。このようにして対象顧客が購入した全ての商品の順位付けをおこなう。

Step3. 前述に解説したコンジョイント分析により、ユーザ全ての商品属性パートワース値 U を求める。ユーザ毎のブランドと品種のパートワース値を求める。未購入の商品属性は、嗜好評価値が未定なのでブランクとなる。

Step4. 顧客毎の商品別属性に対するパートワース値において、未定の値は、類似属性の顧客の購買実績を用いて、協調フィルタリング手法によって求め、ユーザ毎の嗜好度合いベクトル U は、パートワース推定値を加えることで完成する。

Step5. 完成した嗜好度合いベクトル U を用いて、商品 g_j の嗜好評価値($E_{C_i} = UG_j$)を求め、商品集合の中から嗜好評価値の高い商品を推奨する。パートワースにより、ターゲットとする特定顧客の商品嗜好評価値は表3のように顧客 c_i へ評価推定値の大きい値の商品

$g_1 \geq g_2 \geq g_3 \geq \dots \geq g_m$ から推奨する。

表3. 特定顧客 c_i の商品嗜好評価値 [例]

商品名	ブランド1	ブランド2	ブランド3	ブランド4	品種1	品種2	品種3	品種4	評価値 E_{c_i}
g_1	0	0	5	0	0	2	0	0	7
g_2	0	0	5	0	0	0	1	0	6
g_3	0	0	0	3	0	2	0	0	5
\vdots	0	2	0	0	0	2	0	0	4
g_m	1	0	0	0	2	0	0	0	3

この推奨商品は商品属性の内、ブランド、品種、機能、デザイン、カラー、価格帯等についてのユーザの嗜好に合ったものでまだ、購入したことのない商品やこれから発売される新商品も推奨商品に含まれる。

(2) 特定商品に対する顧客の嗜好評価値

Step1. 次に対象顧客 c_i が購入した商品集合 I_{g_i} に属する商品 g_j の顧客属性ベクトルを C_{ij} とする。顧客毎に地域、年代、嗜好ジャンルの顧客属性ベクトル C_{ij} を生成する。

Step2. 商品 g_j の購買実績の多い顧客から、順位付けをする。このようにして対象商品が購入した顧客の順位付けをおこなう。

Step3. コンジョイント分析により、ユーザ全ての顧客属性パートワース値 V を求める。ユーザ毎のブランドと品種のパートワース値を求める。

Step4. 商品毎の顧客属性に対するパートワース値において、未定の値を類似属性の商品の購買実績を用いて、協調フィルタリング手法によって求め、商品毎の嗜好度合いベクトル V は、パートワース推定値を加えることで完成する。

Step5. ターゲットとする特定商品に対する顧客の商品嗜好評価値は、表4のように商品 g_j は、評価推定値 E_{g_j} が大きい値の顧客

$c_1 \geq c_2 \geq c_3 \geq \dots \geq c_n$ から推奨する。

表4. 特定商品 g_j に対する顧客の嗜好評価値 [例]

顧客名	地域1	地域2	地域3	年代1	年代2	ジャンル1	ジャンル2	評価値 E_{g_j}
c_1	0	0	4	0	1	2	0	7
c_2	1	2	0	1	0	0	1	5
c_3	0	0	2	1	0	0	1	4
\vdots	0	1	0	0	0	2	0	3
c_n	0	1	0	0	1	0	1	3

この特定商品が推奨すべき顧客は顧客属性の内、居住地域、性別、年齢層、嗜好、商品分類、嗜好ブランドや購買価格帯などについての特定商品の嗜好に合った顧客で、まだ、一度もこの商品を購入したことのない顧客やこれから新規の顧客も含まれる。

(3) 目的に応じた商品推奨

上記の特定顧客をターゲットとした最適商品の推奨は、顧客への商品キャンペーンに利用され、特定商品をターゲットとした最適顧客への推奨は、戦略商品の顧客への販促などに適用できる。

5. 顧客と商品属性による嗜好パートワース行列

表3においては顧客からみた推奨すべき商品の嗜好評価値による優先順位やパートワース値(重み付け)が識別でき、表4においては商品からみた推奨すべき顧客の嗜好評価値による優先順位やパートワース値(重み付け)が識別できた。

これらの表のパートワース値をもとに顧客属性を行に商品属性を列にした次の行列を定義する。

$$W \in R^{m \times n} \quad (11)$$

そうすると、顧客 c_i から見たターゲット商品の評価推定値は、

$$p_i = WC_i \quad (12)$$

となる。すなわち、

$$(u_{j1}, u_{j2}, \dots, u_{jm})^T = U^T = WC_i \quad (13)$$

同様にして、商品 g_j に対するターゲット顧客の評価推定値は、

$$q_j = W^T G_j \quad (14)$$

となる。すなわち、

$$(v_{j1}, v_{j2}, \dots, v_{jm}) = V^T = W^T G_j \quad (15)$$

式(15)から両辺を転置して、

$$V = G_j^T W \quad (16)$$

ここで、両辺に C_i を掛けると

$$V C_i = G_j^T W C_i = G_j^T U^T \quad (17)$$

となる。しかし、一般的には(17)式から W は、解けない為、次式の最小化問題の解から行列 W を得る。

$$\|U^T - WC_i\|^2 + \|V^T - WG_j\|^2 \rightarrow \min(18)$$

$$st. \quad W \geq 0$$

この行列 W は、

$$W = \begin{bmatrix} w_{11}, w_{12}, w_{13}, \dots, w_{1m} \\ w_{21}, w_{22}, w_{23}, \dots, w_{2m} \\ \vdots \\ w_{n1}, w_{n2}, w_{n3}, \dots, w_{nm} \end{bmatrix} \quad (19)$$

で表され、顧客属性が列ベクトルで商品属性が行ベクトルとなるが、行列 W である。

表5は、パートワース行列の例を示す。この行列でパートワースが大きい値となっている顧客と商品属性が、推奨度合いが高いことを意味する。

表5. 顧客・商品属性行列のパートワース値 [例]

	ブランド1	ブランド2	ブランド3	ブランド4	品種1	品種2	品種3	品種4
地域1	5	3	4	2	1	2	1	1
地域2	1	2	5	1	4	3	1	1
地域3	2	1	2	1	1	2	1	3
年代1	2	1	3	1	5	2	4	1
年代2	4	1	4	3	1	6	1	1
ジャンル1	1	5	2	2	3	4	2	1
ジャンル2	2	2	3	5	1	2	4	1

例えば、ターゲット顧客 c_i の属性ベクトルが $C_i^T = (1, 0, 0, 1, 0, 10)$ であると、顧客 c_i から見たターゲット商品の評価推定値は、 $p_i = U^T = WC_i = (6, 8, 9, 5, 9, 8, 7, 3)$ となって、「ブランド3、品種2」の商品属性の嗜好評価値が高いことが分かる。
また、特定商品 g_j の属性ベクトルが $G_j^T = (0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0)$ であると、商品 g_j に対する顧客の評価推定値は、 $q_j = V^T = W^T G_j = (6, 8, 4, 8, 10, 6, 5)$ となって、「地域2、年代2」の顧客属性の嗜好評価値が高いことが分かる。
このように W を用いれば、顧客 c_i から見たターゲット商品の評価推定値は、 $p_i = WC_i$ として、また、商品 g_j に対するターゲット顧客の評価推定値は、 $q_j = WG_j$ として求められる。以上のように W によれば、顧客 c_i が好むターゲット商品 g_j の嗜好度合いが求められ、どの顧客に対して、どのような商品を推奨すれば良いかというような重み付けの値となる。また、戦略商品 g_j をどのようなターゲット顧客 c_i へ推奨すれば良いかというような重み付けの値となる。

6. 推奨候補商品の事前評価方法について

今回、ターゲット顧客の商品購買履歴から類似の購買パターンである異なる地域の顧客の中から嗜好評価値の高い商品属性を求めて新たな商品を推奨した。新商品の投入に際してターゲット顧客の絞込みに活用する。また、推奨評価の高い商品属性の中から組合せた商品を推奨候補としてマーケティング担当者から事前評価を得た。次に事前評価の方法について概要を説明する。

(1) AHP による事前評価

今回、AHP手法により、推奨商品の事前評価を実施した。AHP (Analytic Hierarchy Process : 階層化意思決定法) とは、米国ピッツバーグ大学のサーティ教授によって提唱され、急速に普及した意思決定手法である。いくつかの代替案から、いずれかを選択する場合の事前評価手法の一種であり、政策決定や経営意思決定に広く用いられ、多くの分野で、その実用性が認められている。

① 推奨候補のセット商品

図1のようにターゲット顧客への推奨商品の候補を示し、店の評価者(1名)による一対比較を行った。マーケティング担当者による目標設定、評価項目を行い、目標を販売拡大、評価項目を顧客キープ、新規性、収益性とした。

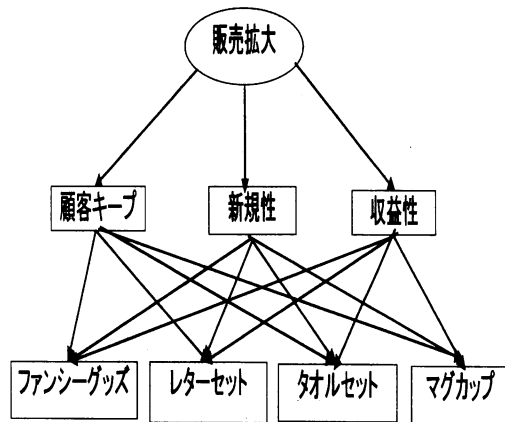


図1. 評価対象の推奨セット商品の階層図 [例]

② 評価方法と結果例

八巻・高井らが、2005年3月に製作したAHP入門用ソフト「どうする」[7]を用いて、評価者による推奨商品の代替案に対して、各評価基準の一対比較を行った。評価基準の重要度値を計算した結果、図2のように評価基準として顧客キープにウエイト値が高く、次いで、新規性、収益性となった。これは、店にとって顧客の嗜好に合った商品を推奨することで、顧客をキープしたいという意味が表れている。

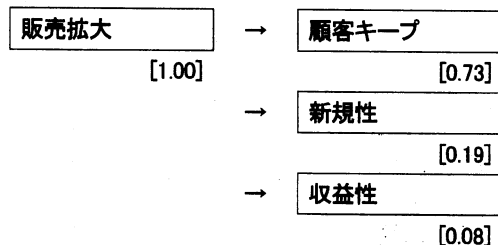


図2. 推奨商品の評価基準重要度値 [例]

次に各代替案の推奨セット商品の一対比較を行い、表6の通りのウエイト値を求めた。この結果、ターゲット顧客に対する代替案の推奨商品の中では、ファンシーグッズのウエイト値が最も高い結果であった。

表6. 推奨商品の代替案ウエイト値[例]

推奨商品の代替案	ウエイト
ファンシーグッズ	0.58
レターセット	0.13
タオルセット	0.05
マグカップ	0.24

③新商品の推奨対象顧客の評価事例
インテリアの新製品を推奨対象顧客についての評価を行った。図3に示すように新製品の普及を目標とした場合の評価項目を店のシェア拡大と新規顧客の開拓とした。推奨ターゲット顧客は、地域と年代分類の二つの属性から推奨対象顧客の候補を挙げて評価を行った。図4の評価基準では、新規顧客開拓の重要度が高く、表7で都心・若年層顧客のウエイトが最も高い結果であった。

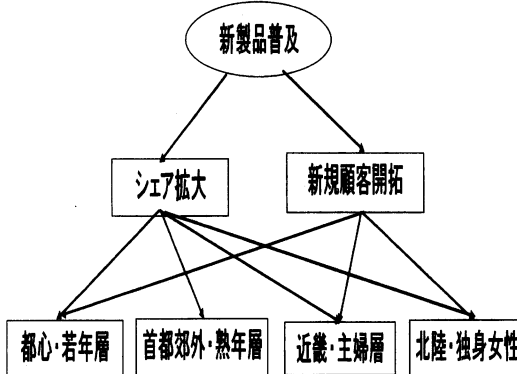


図3. 新製品の推奨候補顧客の階層図[例]

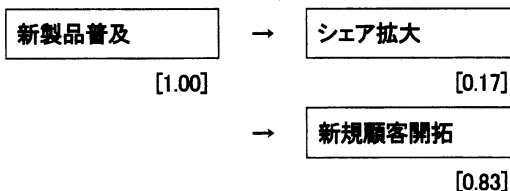


図4. 推奨顧客の評価基準重要度値[例]

表7. 推奨顧客の代替案ウエイト値[例]

推奨顧客の代替案	ウエイト
都心・若年層	0.64
首都圏外・熟年層	0.21
近畿・主婦層	0.10
北陸・独身女性	0.05

7. 本研究のまとめと今後の課題について

今回の研究報告においては、次の通り、幾つかの商品推奨方法について研究成果を得た。

(1)嗜好要因属性を顧客と商品の両面からの推奨顧客が求める商品の特徴、好みを商品の属性で分析することで、より幅広い商品の推奨ができ、新商品の推奨も可能である。さらに、顧客の属性も商品開発へ取り込むことで推奨ターゲットとする客層の特徴が明確になる。また、特定の顧客と商品に絞り、両面の嗜好評価値を活用することで、特定顧客へどのような商品を奨めたら良いのか、特定商品をどのような顧客へ奨めたら良いのかということが分かる。より一層、顧客の購買意欲を向上させ、新規の商品開発や販促に活用できる。

(2) 推奨候補商品の評価方法の提案

今回、AHPによる手法でターゲット顧客への推奨商品代替案や新製品の推奨顧客層についての事前評価方法を提案した。また、実際の店で、マーケティング担当者から推奨商品について、事前評価が得られた。

(3) 今後の課題

今後、提案手法による推奨商品や推奨顧客への推奨実施後の結果データを事後評価方法について、さらに研究を進める。また、従来からの推奨技術や現実の店での推奨方法との比較を行う計画である。

[参考文献]

- [1] D. Goldberg, D. Nichols, B. M. Oki, and D. Terry. "Using Collaborative Filtering to Weave an Information Tapestry." Communications of the ACM, Vol. 35, No. 12, pp. 61-70, 1992
- [2] John S. Breese, David Heckerman, and Carl Kadie. "Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering." Proceedings of the Fourteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, pp. 43-52, 1998
- [3] 寺野隆雄, 他, 「e ビジネスの理論と応用」第3章 情報推薦システム 東京電機大学出版局, pp. 59-87, 2003
- [4] 廣岡康雄, 寺野隆雄, 大塚雄吉, 「意外性の高い情報を提供するリコメンダーシステム」人工知能学会知識ベース研究会(第47回) SIG-KBS-9904-11, (3/28), pp. 61-66, 2000
- [5] 石野正彦, 八巻直, 市川照久, 「商品の属性を用いたリコメンデーションシステムの提案」情報処理学会 研究報告 2004-IS-90(6), pp. 41-46, 2004.
- [6] 石野正彦, 八巻直一, 市川照久, 「顧客の嗜好に合わせた商品のリコメンデーションシステムの提案」情報処理学会第67回全国大会 6TT2-1, pp. 619-622, 2005
- [7] 八巻直一, 高井英造, 「問題解決のためのAHP入門」Excelの活用と実務的例題, 日本評論社, pp. 65-76, 2005