

# 商品属性を用いたリコメンデーションシステムの提案

石野正彦<sup>1)</sup>、八巻直一<sup>1)</sup>、市川照久<sup>1)</sup>

## 概要

データマイニング分野において、近年、顧客ニーズに応じた商品を推奨する「リコメンデーションシステム」の実用化が進められている。中でも、有力な手法として、協調フィルタリングが挙げられる。本研究では、商品の属性に対する顧客の嗜好をコンジョイント分析で順位付け評価をして、その評価値をもとに協調フィルタリングを行う手法を提案する。

The proposal of the Recommendation System using the goods attribute

M. Ishino<sup>1)</sup>, N. Yamaki<sup>1)</sup>, T. Ichikawa<sup>1)</sup>

## Abstract

In the data-mining field, utilization of a "Recommendation system" which recommends the goods according to customer needs is advanced in recent years. Especially, collaborative filtering is mentioned as a leading technique. In this research, ranking attachment evaluation is carried out for a customer's taste to the attribute of goods by a conjoint analysis, and the technique of performing collaborative filtering based on the evaluation is proposed.

## 1. はじめに

昨今では、顧客一人一人の嗜好トレンドの多様化に伴い、商品の画一化からの独自のスペックや特徴を持った多種多様な商品を提供することが、必要となってきた。さらに、多種多様な商品の中から顧客のそれぞれの嗜好にあった特定商品の推奨ができれば、より一層、顧客の購買動機が高められる。

本研究では、顧客に対して商品を推奨する為の新しいリコメンデーション手法について提案する。インターネット・ショッピング等で顧客毎の嗜好に合った商品を推奨する際に用いられる協調フィルタリング手法では、発売開始直後で実績が計れないか、もしくは、企画段階で発売前の新商品は、推奨できないという問題がある。本研究では、商品のブランドや品種、機能、性能、デザイン、価格帯等の属性に対する顧客の嗜好に着目することで、既存商品や新商品の全ての商品の推奨が可能な協調フィルタリング手法を提案する。

従来から、多くのショップでは顧客毎の購買実績の類似性を基に商品推奨を行なっている。

本提案手法は、様々な商品とその特性を表す属性ベクトルで表現し、属性に対する重みの値をコンジョイント分析（3章参照）により求め、それらの値を基に協調フィルタリング（2章参照）を行う。本提案手法に寄れば、購買実績のない新商品であっても、嗜好にあった商品を顧客に推奨できるようになる為、顧客の嗜好トレンドにあった新商品の開発にも応用ができる。

## 2. 協調フィルタリング

協調フィルタリングは、Resnickら[1]によって、提案され、ニュース記事を推奨するシステムである GroupLens として実現されている。協調フィルタリングのアルゴリズムは、様々な分野への多くの応用研究が進んでいる。[2], [3], [4] また、協調フィルタリング手法は、各々の顧客（以下、ユーザと呼ぶ）にとって、欲しい商品を推奨するリコメンデーション（推奨）システムの応用例が提案されている。[5], [6], [7]

以下に、この手法についての概要を示す。

---

(1) 静岡大学 Shizuoka University

ユーザ数を  $m$  とし、全ユーザを表す集合を  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$  とする。また、全商品数を  $n$  とし、全商品を表す集合を  $I = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$  とする。ユーザ  $u_i$  が評価を行った商品の集合を  $I_{u_i} \in I$  とし、ユーザ  $u_i$  の商品  $j$  に対する評価値を  $r_{i,j}$  とする。この評価値とは、ユーザが購入した全商品についてのアンケートによる採点や、順位付け、または、購買実績の履歴等を解析して得られた、ユーザの商品に対する評価の値のことを表す。ユーザ  $u_a \in U$  に対して推奨を行う場合、協調フィルタリングを行うことによって、 $u_a \in U$  が評価していない商品（未購入）の評価値  $r_{a,j}$  の推定値  $p_{a,j}$  を求める。具体的な協調フィルタリング手法について、以下に述べる。ユーザ  $u_a$  に商品  $k$  を推奨するケースを例とする。ユーザ  $u_i$  の評価値の平均値  $\bar{r}_i$  を

$$\bar{r}_i = \frac{1}{|I_i|} \sum_{j \in I_i} r_{i,j} \quad (1)$$

と定義する。ここで、ユーザ  $u_a$  に対するユーザ  $u_i$  の類似度  $c_{a,i}$  を、(2)式のように定義する。

$$c_{a,j} = \frac{\sum_{j \in I_{u_a} \cap I_{u_i}} (r_{a,j} - \bar{r}_a)(r_{i,j} - \bar{r}_i)}{\sqrt{\sum_{j \in I_{u_a} \cap I_{u_i}} (r_{a,j} - \bar{r}_a)^2 \sum_{j \in I_{u_a} \cap I_{u_i}} (r_{i,j} - \bar{r}_i)^2}} \quad (2)$$

(2)式より、 $u_a \in U$  が評価していない商品  $k$  の評価値  $r_{a,k}$  の推定値  $p_{a,k}$  は(3)式で定義される。

$$p_{a,k} = \bar{r}_a + \sum_{u_i \in U} c_{a,i} (r_{i,k} - \bar{r}_i) \quad (3)$$

これにより、ユーザの評価嗜好の類似度が高いユーザの商品  $k$  に対する評価に影響する為、ユーザ  $u_a$  と嗜好が類似のユーザが高く評価している商品の推奨度が高くなる。

### 3. 新しいリコメンデーション手法の提案

従来の協調フィルタリング手法では、全商品集合に含まれる個別商品に対して、各ユーザが評価する嗜好度合いを数量化するとき、例えば、過去の購買額の実績値等を用いている。このとき、特定ユーザは、通常、商品の集合の一部の購買実績しかないので、実績のない商品に対する評価値を推定することになる。しかし、この手法が効果を発揮するためには、多くのユーザにおける大量データを入手することが前提となる。他方、ショップ等が各商品の販売戦略を考える場合、重点ユーザと主力商品に的を絞ることが多々、行われている。この場合は、特定期間での実績データ量は比較的少量となり、従来型の協調フィルタリング手法のみを適用すると、推定評価値に格差が少なくなり、未購入商品の全てを満遍なく推奨する結果となるケースが多く現れる。この欠点を補うのが、本研究で提案する手法であり、ユーザによる商品の嗜好は、商品属性（ブランドイメージ、品種、デザイン、等）によって重み付けが可能であるという仮定に基づいている。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され、次のような属性ベクトルで表されるものとする。

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_l) \quad (4)$$

ここで、 $l$  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。ユーザ  $u_i$  が購入した商品集合  $I_i$  に属する商品  $j$  の属性ベクトルを  $X_{ij}$  とする。ユーザ  $u_i$  の属性に対する嗜好度合いベクトル（パートワースの値と呼ぶ）を

$$W_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{il}) \quad (5)$$

とすると、ユーザ  $u_i$  による商品  $j$  の嗜好の評価値は、

$$V_{ij} = X_{ij}^T W_i \quad (6)$$

と表される。ユーザ  $u_i$  による各商品の購買実績の順位が、高いもの、すなわち、嗜好の評価値  $V_{i,j}$  の高い(評価値の降順)によって、できるだけ、再現できるパートワースの値  $W_i$  を推定するのが、コンジョイント分析手法である。

前述のパートワース値  $W_i$  は、以下の数理計画問題の解として与えられる。

$$\text{目的関数} \quad \min \sum_{i=1}^n s_i \quad (7)$$

$$\text{制約条件} \quad V_{ij} + s_i \geq V_{i,j+1} + 1 \quad (8)$$

$$s_i \geq 0, w_{ij} \geq 1$$

$$\text{嗜好評価値} \quad V_{ij} = X_{ij}^T W_i \quad (9)$$

ここで、商品は、表1のように嗜好評価値(購買実績が高い)の降順に並べられているものとする。 $s_i$ は、商品  $G_{j+1}$  の嗜好評価値  $V_{i,j+1}$  が、商品  $G_j$  の嗜好評価値  $V_{i,j}$  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  $W_i$  に対して  $s_i$  は、0 になり、数理計画問題の目的関数(7)の最適値は0となる。

表1. ユーザ  $u_i$  のコンジョイント分析表(例)

商品	$V_{ij}$	$s_i$	$V_{ij} + s_i$	$V_{i,j+1} + 1$
$G_1$	10	0	10	10
$G_2$	9	0	9	9
$G_3$	8	0	8	8
$G_4$	7	1	8	8
$G_5$	7	0	7	6
$G_6$	5	0	5	5
$G_7$	4	1	5	5
$G_8$	4	0	4	3
$G_9$	2	0	2	2
$G_{10}$	1	0		

$$\min \sum_{i=1}^n s_i = 2$$

このようにしてユーザ  $u_i$  について商品の属性毎のパートワース値が求められる。この場合、購買実績のない属性に対するパートワース値が決まらない。未知のパートワース値に対して協調フィルタリングによって推定を行うのが、提案手法である。ユーザ毎の嗜好度合いベクトル  $W_i$  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

$$V_{ij} = X_{ij}^T W_i \quad (10)$$

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。購買実績のない商品も推奨できる。本手法の特徴として、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ことが挙げられる。

#### 4. 適用事例

日用品を扱う実在のショップ  $\alpha$  社の購買実績データから、下記条件により抽出したデータを対象とした。

- ① 全データ
  - 全国の2年間の購買実績データ : 86万件
- ② 分析用抽出データ
  - ・ 東京地区 1年分のデータ : 26万件
  - ・ 婦人向け商品購買のユーザ層
  - ・ ユーザ100名の中から購買実績 トップ10のユーザを抽出
  - ・ 24商品
- ③ 商品属性
  - ・ 17ブランド
  - ・ 12品種
- ④ 以下に、実データ例で具体的に手順を示す。

**手順1.** 分析用データの抽出を行う。①, ②及び③の条件で抽出した。

**手順2.** ユーザ  $u_i$  が購入した商品  $G_j$  の属性ベクトル  $X_{i,G_j}$  を生成する。商品毎にブランドと品種の属性ベクトルを生成し、下記の表2.を作成する。

表2. 商品別属性ベクトル表(縮小部分表示)

商品	ブランド			品種		
	$B_1$	$B_2$	$B_3$	$K_1$	$K_2$	$K_3$
$G_1$	1			1		
$G_2$		1			1	
$G_3$			1			1
$G_4$		1		1		
$G_5$	1					1

手順3. ユーザ  $u_i$  の商品購買実績の多いものから、商品の順位付けをする。

$$G_1 > G_2 > G_3 > G_4 > G_5 \dots\dots$$

このようにして対象ユーザ全ての商品の順位付けをおこなう。

手順4. 前述に示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を求める。表3にユーザ毎のブランドと品種のパートワース値の一覧表を示す。ここで、未購入の商品属性は未決定(blank)となる。

表3. ユーザ別パートワース表(縮小部分表示)

ユーザ	ブランド $B_1$	ブランド $B_2$	ブランド $B_3$	品種 $K_1$	品種 $K_2$	品種 $K_3$
$u_1$			5	2	1	1
$u_2$	2		4	4	3	1
$u_3$			5	3	4	1
$u_4$	2		4	4	3	1
$u_5$					2	3

手順5. ユーザ毎の商品別属性に対するパートワース値において、未決定の値を協調フィルタリング手法によって求め、表4のようにユーザ毎の嗜好度合いベクトル  $W_i$  は、パートワース推定値を加えることで完成する。

手順6. 完成した嗜好度合いベクトル  $W_i$  を用いて、商品  $G_j$  の嗜好評価値

$$V_{i,G_j} = X_{i,G_j}^T W_i \quad (11)$$

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。購買実績のない商品も推奨できる。表5は、任意ユーザ  $u_i$  ( $i=1$ ) の推奨商品  $G_{r_j}$  の嗜好評価値(推定評価値を含む)

$$V_{i,G_{r_j}} = X_{i,G_{r_j}}^T W_i \quad (12)$$

を示し、 $V_{i,G_j}$  の高い商品 ( $G_{r_1}, G_{r_2}, G_{r_3}, \dots$ ) から推奨する。

ここでの推奨商品は商品属性の内、ブランドと品種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含まれる。

## 5. 本研究の有用性について

今回の提案手法は、実際のショップにおける商品の推奨について次の有用性が考えられる。

- 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、ユーザの購買行動で、どのように商品の魅力が働き、購入決定にどのように寄与するか(貢献度)を推定することで、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る。
- ②推定されたユーザ毎の貢献度(ユーザが、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なる。
- ③新製品や仕様変更、価格変更等の商品が、市場においてどの程度受け入れられるかを事前(市場投入前)に推定することも可能である。
- ④少量のユーザデータ件数、商品データ件数でも商品の属性による嗜好評価値を求める為、商品の推奨が可能である。従来の購買実績データによる協調フィルタリングの推定では、大量のデータが必要となる場合や商品推奨の理由が明確でない場合がある。
- ⑤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、提供できる。実際の商品の開発担当者、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、商品の属性について、パートワース値を求めることができる。
- ⑥実在のショップでは、多くの商品の中から特定ユーザの嗜好に合った商品を選び出すには、そのユーザの購買実績が高い商品と類似した商品や類似のユーザが購入した商品を推奨する方法を経験的に採用しているが、ユーザ毎の商品属性に対する嗜好評価値を推定することで、各々の属性に対する嗜好度について、嗜好要因や貢献度の詳細な分析ができる。

表4. ユーザ毎のパートワース値 (縮小部分表示)

属性/ ユーザ	ブランド $B_1$	ブランド $B_1$	ブランド $B_1$	ブランド $B_1$	品種 $K_1$	品種 $K_2$	品種 $K_3$	品種 $K_4$
$u_1$	2.1	2.2	5.0	2.8	2.0	2.0	1.0	1.0
$u_2$	2.0	2.9	4.0	2.0	4.0	4.0	3.0	1.0
$u_3$	2.8	3.2	5.0	3.0	2.0	3.0	4.0	1.0
$u_4$	3.1	3.3	4.0	3.1	4.0	4.0	3.0	1.0
$u_5$	2.0	2.2	1.1	2.0	2.2	1.9	2.0	3.0
$u_6$	2.0	4.0	3.0	3.0	2.4	3.0	4.0	2.0
$u_7$	2.5	2.4	1.0	2.3	4.0	3.0	2.0	2.0
$u_8$	3.3	3.1	3.0	3.1	5.0	3.0	2.0	3.0
$u_9$	2.7	2.9	4.0	2.7	3.0	4.0	2.0	1.0
$u_{10}$	3.0	3.2	5.0	3.1	4.0	4.0	2.0	1.0

解説：表4は、ユーザ毎の商品別属性に対するパートワース値である。

網掛部分は未決定の値を協調フィルタリングによって求めたパートワースの推定値である。

表5. 特定ユーザ $u_1$ の商品毎の推定評価値 (縮小部分表示)

ユーザ	$u_1$								
パート ワース	2.1	2.2	5.0	2.8	2.0	2.0	1.0	1.0	嗜好 評価値
属性/ 推奨商品	ブランド $B_1$	ブランド $B_1$	ブランド $B_1$	ブランド $B_1$	品種 $K_1$	品種 $K_2$	品種 $K_3$	品種 $K_4$	$V_{i,G_{rj}}$
$G_{r_1}$	0	0	5.0	0	0	2.0	0	0	7.0
$G_{r_2}$	0	0	5.0	0	0	0	1.0	0	6.0
$G_{r_3}$	0	0	0	2.8	0	2.0	0	0	4.8
$G_{r_4}$	0	2.2	0	0	0	2.0	0	0	4.2
$G_{r_5}$	0	2.2	0	0	2.0		0	0	4.2
$G_{r_6}$	2.1	0	0	0	2.0	0	0	0	4.1
$G_{r_7}$	0	0	0	2.8	0	0	0	1.0	3.8
$G_{r_8}$	0	2.2	0	0	0	0	1.0	0	3.2
$G_{r_9}$	0	2.2	0	0	0	0	1.0	0	3.2
$G_{r_{10}}$	2.1	0	0	0	0	0	1.0	0	3.1

解説：表5は、特定ユーザ $u_1$ の属性パートワース値と商品別属性ベクトルの内積をとり、商品毎の推定評価値を計算したものを示す。嗜好評価値の高い商品( $G_{r_1}, G_{r_2}, G_{r_3}, \dots$ )から推奨する。

網掛部分は商品属性ベクトル (ブランド, 品種) に対応したパートワース値である。

## 6. 今後の研究課題について

今後、本研究の商品属性を用いたリコメンデーションシステムの理論をショップα社において実際に、特定ユーザへ商品の推奨を試行する。今後の研究課題について以下に挙げる。

### ①リコメンデーションシステムの効果測定

特定ユーザへの商品推奨とその結果による購買実績を把握し、推奨前の実績と比較して効果を測定する。

### ②商品の組合せ、購入順序の取り込み

ユーザの購入行動パターンについて属性ベクトルを生成する。例えば、商品の組合せ、購入順序（時系列シーケンス）を分類する。これによって、単品からセット商品の推奨や商品推奨の順序を取り入れられる。

### ③商品ライフサイクルに対応した推奨方法

今回対象のショップでは新商品の販売ライフサイクルは2～3ヶ月であり、新商品の発売から初期段階、中間段階、最終段階の3段階に分けてユーザの嗜好属性を評価する。これから、新商品発売開始後、どのタイミングで推奨すればよいかを見つける。

### ④商品推奨における価格設定の方法

商品販売において価格設定は、ユーザの購買動機への影響度が高い。商品属性ベクトルに価格帯の値を入れ、ユーザの購買行動に対する嗜好評価への影響度を測定する。価格設定も含めた商品の推奨ができる。

### ⑤ユーザ嗜好評価値によるクラスタリング

ユーザの嗜好評価推定値をベースにしたユーザのクラスタリングを行い、各々のユーザグループに対して新商品計画手法[8]や販促プロモーションに適用し、販売効果を測定する。

### ⑥感性を考慮した商品推奨

やすらぎ、心地良さ、豊かさ、爽やか、等の人の感性に対応した商品嗜好を取り入れる。趣味嗜好に関する商品やギフト商品の推奨に利用できる。[9],[10]

## [参考文献]

- [1][Resnick 1994] P. Resnick, N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom, and J. Riedl. GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews. In Proc. of The Conf. on Computer Supported Cooperative Work (CSCW) (1994)
- [2][亀井剛次, 船越要, 赤埴 淳一, 佐藤哲司 2004] “個人の推薦に基づく個人間情報共有モデル” 人工知能学会論文誌 Vol. 19, No. 6 pp. 540-547 (2004)
- [3][濱崎雅弘, 武田英明, 大向一輝, 市瀬龍太郎 2004] “パーソナルネットワークを利用したコミュニティシステムの提案と分析” 人工知能学会論文誌 Vol. 19 (2004), No. 5 pp. 389-398 (2004)
- [4][峯恒憲, 松野大輔, 雨宮真人 2004] “エージェントコミュニティを利用した P2P 型情報検索” 人工知能学会論文誌 Vol. 19 (2004), No. 5 pp. 421-428
- [5][二方厚志 2003] “商品の特徴を用いたユーザ指向の商品推奨システムの提案—新商品を推奨可能な協調フィルタリング手法の開発” 電力中央研究所報告情報通信 R02011 (2003)
- [6][大杉直樹, 門田暁人, 森崎修司, 松本健一] “協調フィルタリングに基づくソフトウェア機能推奨システム”, 情報処理学会論文誌 (2004)
- [7][神寫敏弘] “なんとなく協調フィルタリング—順序応答に基づく推奨”, 人工知能学会研究会資料, SIG-KBS-A304-37 (2004)
- [8][山崎大暢, 八巻直一, 杉山学] “ネットワーク型AHPを用いた新製品計画手法” 経営情報学会 全国研究発表大会 要旨集, Vol. 2002f (2002)
- [9][黒瀬崇弘, 梶川嘉延, 野村康雄] “感性情報を用いた楽曲推奨システム”, 第14回電子情報通信学会 データ工学ワークショップ (DEWS2003) (2003)
- [10][矢野, 北野, 末吉, 篠原, ピンヤボン, 加藤] “消費者の感性モデルを利用したレコメンデーションシステムの構築”, 情報処理学会 DBWeb2002, pp. 283-289, (2002)