

商品属性の重視度を把握することによる 嗜好推定及び商品推薦手法の開発

四方絢子[†] 加藤俊一[†] 数藤恭子^{††} 森本正志^{††}

本研究では、商品推薦のパーソナライズを図るための商品への嗜好の把握を目的とし、嗜好決定プロセスに着目した分析を提案する。コンジョイント分析によって商品属性の重視度を抽出することで、ユーザの嗜好に合うだけでなく、幅広い商品提案が可能になる。商品推薦システムを試作し被験者実験を行った結果、ユーザの嗜好に合った効率のよい商品提示と、潜在ニーズを引き出す幅広い商品提示が両立する可能性が示唆された。

Estimation of Important Attributes of Items in Purchase Process for Personalized Recommendation Service

Ayako Yomo[†] Toshikazu Kato[†]
Kyoko Sudo^{††} Masashi Morimoto^{††}

We propose an analysis method of decision-making process on personal preferences, to provide personalized recommendation service on items suited to individual customers' preferences. Our method enables adaptation to one's preferences as well as recommendation of items in a wide range, modeling subjective weight factors on their attributes applying by conjoint analysis. We have examined our method in a prototype system. Our method showed rather better performance in effective as well as wide range recommendation suited to preferences being aware or unaware, respectively.

1. はじめに

1.1 概要

近年の商品販売は、均一商品を大規模な広告宣伝を行って大量販売する時代と異なり、消費者が商品情報を検索して自分の嗜好・個性に合った商品を選択するのが一般的となっている。そのため、市場調査も一般的な世代別・職種アンケート調査といった統計的なマスマーケティング手法だけでなく、顧客ひとりひとりのニーズに対応するマーケティング手法が普及してきている。その効果的な手法として、ユーザ情報（検索履歴、アンケート情報、購買履歴、獲得ポイント情報、ユーザの登録したプロフィール情報など）からユーザの嗜好を把握し、把握した嗜好に合わせて商品販売する方法がある。この手法の利点はユーザが主体となって自分に向けた商品を検索するインターフェースであり、ユーザにとって快適な商品提案ができることである。そのためユーザ情報からユーザの嗜好を把握する技術の研究及び実用化が盛んになっている。

ユーザ個人の嗜好を把握する技術は、ユーザ情報として「どんな商品を選んだか」「どんな商品が好きか」といった結果的な嗜好を表す情報を扱うことでユーザの嗜好を把握する事例が一般的である。「なぜこのような商品を選ぶのか」「選ばれた商品とどんな特徴が共通していれば他の商品でも選ばれるのか」といった好ましさを感じるまでのプロセスについて扱われる事例はあまり報告されていない。

またその場合には、「ユーザの残した情報」と「商品やサービス」とで共通するべき特徴をユーザごとに明確にせずに嗜好を把握しなければならない。その結果、「商品やサービス」の持つカテゴリ（「色」や「ブランド」など）の内容の大半、もしくは全てを「ユーザの残した情報」と一致させることでユーザの嗜好とする手法や、商品・サービス提供者が任意で設定した特定のカテゴリ（全てのユーザに共通）に注目し、その内容が「ユーザの残した情報」と共通するような「商品やサービス」を選び出す手法が一般的となっている。これらの手法を用いると、前者の場合にはユーザにとって選択肢の狭い商品・サービス提供となり、後者の場合にはユーザの嗜好に適合しない商品・サービス提供となる可能性がある。

そこで著者らは、ユーザが商品やサービスを好ましいと感じるまでのプロセスを把握する手法を確立し、「ユーザの残した情報」と「商品やサービス」とで共通するべき特徴のパーソナライズを図る研究を行なっている[1][2]。著者らはこの研究により、ユーザにとって自らが主体となって選択できる快適な商品・サービスの提供が実現することを目指している。

本論文では EC サイトなどで近年頻繁に用いられる商品レコメンドエンジンをテーマとし、好ましいと感じるまでのプロセスの把握及びその結果を用いたレコメンドシステムの試作を行った。また試作システムの評価実験を行い、効果の検証を行った。

[†]中央大学大学院理工学研究科経営システム工学専攻

Department of Industrial and Systems Engineering, Chuo University 1-13-27, Kasuga, Bunkyo-ku, Tokyo 112-8551, Japan.

^{††}NTT サイバースペース研究所, 横須賀市

NTT Cyber Space Laboratories, 1-1 Hikarinooka, Yokosukashi, 239-0847 Japan

1.2 本論文の構成

本論文では、まず2章にて著者らの定義する「好ましいと感じるまでのプロセス」について説明する。

3章からは、実際に著者が取り組んだ研究内容とその成果を述べる。3章ではレコメンドサービスの役割に触れ、これまでのレコメンド技術がどの程度その役割を達成してきたかについての説明を行う。4章ではレコメンドサービスの役割を満たす嗜好把握の具体的な手法、及びその手法を用いた試作システムのアルゴリズム概要について述べる。5章では試作システムで扱う商品情報及びシステム操作方法について、6章では試作システムの評価実験について述べ、7章ではまとめと展望について述べる。

2. 嗜好決定プロセスの把握による快適な商品・サービス提供の実現

ここで、著者らが定義する「好ましいと感じるまでのプロセス」、及びそれを論じるために必要な各概念の表現方法について述べる。また、本章より「好ましいと感じるまでのプロセス」を「嗜好決定プロセス」と表現する。

2.1 表現方法

- 商品などの対象物がもつ特徴を、【属性】及び【属性値】で表現する。【属性値】とは、対象物が実際に取る特徴値のことである（赤、花柄、1000円など）。また【属性】は属性値（特徴値）の分類名（特徴名）である（色、柄、値段など）。
- 【嗜好結果】を、「最終的に好ましいと判断された対象物や商品、もしくは好ましいと判断された対象物のとる属性値の構成パターン」とする。
- 【嗜好結果を決める基準軸】（もしくは【基準軸】）を、「嗜好結果を一定以上の影響力で左右する属性」とする。

2.2 嗜好決定プロセスの概念説明

2.1章で述べた各表現方法を用いて、著者らが定義する嗜好決定プロセスを図1に表す。

著者らの定義する【嗜好決定プロセスの把握】とは「嗜好結果を決める基準軸の強さを把握すること」である。また、【嗜好形成プロセスを考慮した嗜好把握】を「嗜好結果を決める基準軸の影響力のバランスを考慮し、状況に応じて嗜好把握に必要な基準軸の取捨選択を行うこと」及び「嗜好把握に必要な基準軸を用いて、対象物が嗜好に沿うかどうかを判断するための手順・ルールを定義すること」とする。以下、その説明を述べる。

ある対象物に対し、それが自分の嗜好に沿っているかどうかを認識する際には、まずその対象物が持つ属性の中から、自分にとって嗜好結果を決める基準軸となるものに注目する（ここで、嗜好結果を決める基準軸は一つとは限らないが、一つで

あると仮定する）。さらに注目した属性について、対象物が取る属性値が自分の嗜好に沿うものかどうかを判断する。判断の結果、自分の嗜好に沿う属性値と認識された場合には、対象物が自分の嗜好に沿っているとされ、嗜好結果となる。逆に嗜好結果を決める基準軸（属性）が嗜好に沿わない場合には、最終的にその対象物は嗜好に沿わないと判断される。

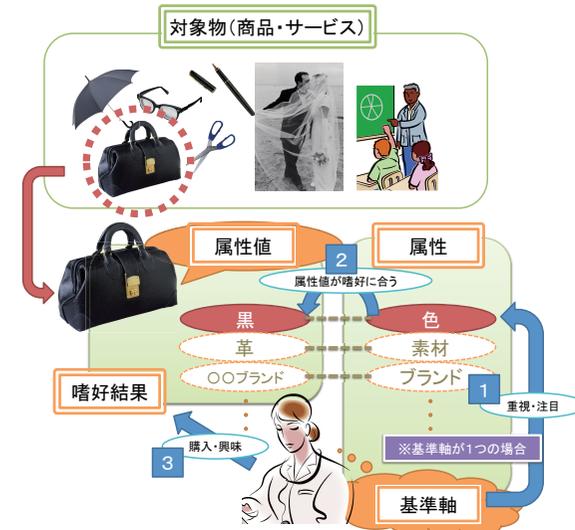


図1 嗜好決定プロセス

嗜好結果を決める基準軸（属性）が複数ある場合には、それぞれの基準軸の強さがあり、より強い基準軸ほど嗜好に沿うかどうかの決定に大きく影響する。影響力は弱い嗜好に沿うかどうかの決定要因になりうる基準軸がある場合、より強い影響力を持つ基準軸の嗜好一致結果によっては基準軸として意味を持たないこともある。また、どんな場合にも嗜好に沿うかどうかの決定に影響を及ぼさないような基準軸もある。

また、ここで注意すべきは、嗜好結果はあくまでその属性値の構成パターンを「総合的に判断して」好ましいとされたものであるという点である。対象物が嗜好に沿うか否かの決定打は必ずしも「好ましいと判断される属性値の構成パターンと一致すること」とは限らない。

そのため、仮に“「好ましいと判断される、属性値の構成パターンと一致すること」が嗜好に沿うかどうかの決定打である“場合には、本論文では“対象物のもつ全て（もしくはほぼ全て）の属性が嗜好結果を決める基準軸として強い影響力を持っている”と表現する。

2.3 嗜好結果を決める基準軸の把握における留意点

嗜好結果を決める基準軸の強さを把握するための十分意味のある情報を得るには、後述するコンジョイント分析を用いたサンプル評価実験のように、ユーザに調査側の狙いを意識させないような手法を取ることが必至である。ユーザ本人に直接、アンケートなどから調査することは望ましい方法ではない。あくまで回答者の自覚している範囲での回答は得られるが、回答者自身が無意識に持っている基準軸が存在する場合、回答者の回答結果は意味を成さない。

2.4 実際問題への適用で期待できること

ここまでは嗜好決定プロセスを考慮することによる嗜好把握の概念について述べた。この概念を用いることにより「商品やサービス」と「ユーザの残した情報」とで共通すべき特徴のパーソナライズが可能となる。また、前章で述べたような「選択肢の狭い商品・サービス提供」や「嗜好に適合しない商品・サービス提供」の回避が期待でき、結果としてユーザは商品やサービスの被提供者となりながらも自らが主体となって自分に向けた商品を選ぶことのできる快適な商品提案を受けることが出来る。著者はその一例として、レコメンドシステムにおける嗜好把握の精度と幅広い推薦の両立を目的とした研究を行った。この研究では、「嗜好結果を決める基準軸」として「商品に対する属性重視度」を嗜好把握に用い、上述の目的達成を試みている。3章以下では、その実施背景及び概要、結果報告について述べる。

3. レコメンド技術の現状

3.1 これまでのレコメンド技術とその役割

レコメンド技術は、ユーザがより多くの商品を閲覧し、興味を持つ仕組みを提供する技術として注目されてきた。1990年代後半から2000年前半にネットマーケティング業界で話題となった。レコメンド技術のトレンドはその後いったん収まるが、レコメンドソリューションの低価格化などにより2005年頃から再度話題となっている。

また、レコメンド技術を用いたレコメンドサービスの基本的な流れは以下のようになっている。

- ①レコメンドするために必要な情報を収集する
- ②収集した情報をルールに基づきモデル化する
- ③特定の条件によりマッチングしたアイテムを表示する

さらにレコメンドサービスに求められる役割は以下の通りである[3]。
 (役割 A) ユーザの行動履歴を蓄積・分析しユーザの嗜好に合わせた商品を表示する
 (役割 B) ユーザに思いもよらない「気付き」を与え、潜在的ニーズを引き出す

3.2 レコメンド技術の課題

こういったレコメンドの役割を実現するために、現在までに様々なアルゴリズム技術が開発されている。現在 EC サイトなどで実際に使われている代表的なものとしては、ルールベース、コンテンツベース、協調フィルタリングなどがある(表 1)。前述のレコメンドの役割のうち、(役割 A)『ユーザの行動履歴を蓄積・分析し、そのユーザの嗜好に合わせた商品を表示する』ことを実現するのが比較的容易なのはコンテンツベースである。

表 1 レコメンドの役割と各レコメンドアルゴリズムの特徴

	A ユーザの行動履歴を蓄積・分析し、そのユーザの嗜好に合わせた商品を表示する	B ユーザに思いもよらない「気付き」を与え、潜在的ニーズを引き出す機能
ルールベース	×	×
	運営者がマーケティングデータなどに基づいて任意にルールを設定するので、ユーザの嗜好は反映されにくく、潜在的ニーズを引き出す工夫もされていない	
コンテンツベース	○	×
	ユーザの好みを学習すれば、それと類似した商品を推薦することでユーザの嗜好を反映できる	推薦アイテムの固定化が起きやすく、既にユーザ自身が自ら探しているようなアイテムばかりが推薦される
協調フィルタリング	△	○
	他ユーザとの嗜好類似度を上手く計算できれば可能しかし、そのための理想的なデータ収集が困難	他ユーザの購買履歴から推薦アイテムを選ぶため、ユーザが自ら探しに行かなかったようなアイテムを推薦できる

コンテンツベースはユーザの選択したアイテムとの関連性を用いて推薦を行うことで、その内容をユーザの嗜好に合わせることができる。しかし、コンテンツベースでは一度ユーザの嗜好を学習すると推薦されるアイテムの内容が固定化してしまい、同じようなアイテムばかりレコメンドされるという欠点があるため、現状のままでは(役割 B)を果たすことができない。一方、(役割 B)『ユーザに思いもよらない「気付き」を与え、潜在的ニーズを引き出す機能』を実現させているのは協調フィルタリングである。しかし、協調フィルタリングは予測のために多くの嗜好データを必要とするため、嗜好データが十分蓄積されていない状態では精度が低い。このため、多くの場合は行動ターゲティングやコンテンツフィルタベースなどの別の手法によって補完し、精度の高い予測を実現しているのが現状である[4][5][6]。協調フィルタリング

でレコメンドの（役割A）（役割B）をすべて果たす場合には、こういったデータ蓄積における問題を解決する必要がある。

4. 重視属性を用いた感性把握法及び試作システムの概要

本研究では、3章にて述べたレコメンドの（役割A）および（役割B）をすべて果たすことのできるレコメンドシステムの実現を目的とする。そこで、以下3.1章に述べる重視属性を用いた感性把握の手法を、既存のコンテンツベースアルゴリズムに適用した試作レコメンドシステムを開発した。

コンテンツベースを原型としたことについては、商品属性の重視度に基づき被推薦者本人の商品選択プロセスを細かく追う必要があるため、商品属性を用いて推薦を行うコンテンツベースを用いたアルゴリズム開発が妥当だと判断したことによる。

コンテンツベースアルゴリズムを原型としているため、2.2章で述べているように（役割A）「ユーザの行動履歴を蓄積・分析し、ユーザの嗜好に合わせた商品を表示する」ことは、基本的に満たされているものとする。

以下で、コンテンツベースアルゴリズムの（役割A）を果たせる状態を維持したまま、推薦アイテムの内容が固定化する」という欠点を補い（役割B）「ユーザに思いもよらない「気付き」を与え、潜在的ニーズを引き出す」を果たす手法について論じる。

4.1 商品属性の重視度を用いた嗜好把握・概要

レコメンドシステムにおいて、購買履歴などを用いてユーザと商品に関連付ける際には、商品名単位・もしくは商品属性値（赤、丸、チェック、ブランド名など）を用いたカテゴリ単位で記録されるのが一般的である。

本研究の試作システムでは、商品単位や商品属性値のみでのユーザの行動履歴を取得・分析を行うことはせず、商品の属性（色、形、柄、ブランドなど）及び属性値を同時に扱う。また、その上でユーザの重視する属性を把握し、その結果によりどの属性の属性値情報にウェイトを置いてユーザの嗜好把握を行うべきかを判断する。また、ユーザの重視しない属性についてはユーザの嗜好に影響しにくい属性と捉え、行動データ取得による嗜好把握をあえて行わない。これにより、ユーザにとって商品に興味を持つために必要最低限の条件を満たしながら行動データに囚われすぎない幅広いレコメンド推薦と、それによる推薦内容の固定化の緩和を試みる。推薦内容の固定化を緩和することにより、推薦内容にユーザの選択余地（＝気付き）を残すことができる（＝役割Bの達成）。

重視属性を考慮した試作レコメンドシステムにおける、商品推薦方法の概要は図2の通りであり、おおまかな順序を以下に述べる（番号は図2に対応している）。

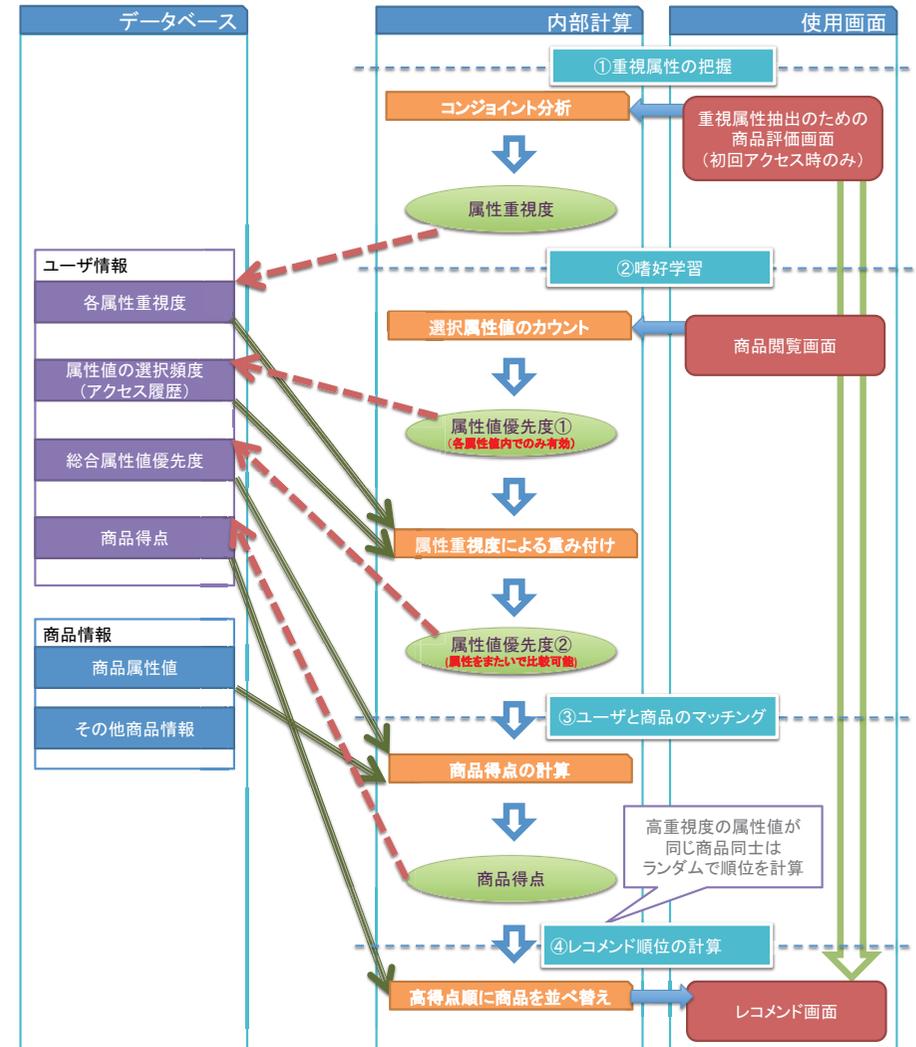


図2 試作システム内の嗜好把握と商品レコメンドの流れ

- まず以下の分析を、ユーザごとに行う。
 - ①ユーザが商品選択の際に重視する商品属性を把握する
 - ②ユーザの重視する商品属性をキーとして、ユーザの行動や購買の履歴から嗜好を把握する
- また、ユーザの嗜好に基づき、データベース内の商品評価を行う際には、以下のようにする。
 - ③ユーザの重視する（キーとなる）商品属性について、行動や購買の履歴において選択回数が多かった属性値をとる商品を推薦対象にする
 - ④ユーザの重視しなかった商品属性について、行動や購買の履歴における選択回数は考慮せず、ランダムもしくはその他の手段で選ばれた属性値をとる商品を推薦対象にする。

4.2 コンジョイント分析を用いた重視属性の把握方法

4.2.1 コンジョイント分析

試作システムにおける重視属性の把握についてはコンジョイント分析を用いる。コンジョイント分析とは、商品を直接的に対象者に評価させるのではなく、考える商品属性値の組み合わせを実験的に作成し、各々について評価させる実験計画法である。また評価時に提示する商品の具体的属性値にトレードオフが発生するようになっている。そのため、評価結果に対し重回帰分析や数量化理論 I 類などの統計処理を行うと、各対象者が潜在的に考えている「本当に重視する商品属性」を明らかにすることが可能となる。

コンジョイント分析のもう一つの利点的な特徴は、分析に必要な最低限の評価用サンプルを用いる点である。例えば 4 属性 3 水準の商品評価を行う時、通常では全ての組み合わせを再現するために 81 のサンプル評価が必要となるが、コンジョイント分析では 9 つのサンプルパターンに対して評価を行えばよい(サンプルパターンの作成には、直交配列表などを用いる)。コンジョイント分析に必要なサンプルパターンの少なさを利用することで、重視属性把握時におけるユーザからの情報抽出時のユーザへの負担軽減が期待できる[7]。

4.2.2 コンジョイント分析による重視属性の把握方法

コンジョイント分析による重視属性把握の方法は以下のとおりとした[8][9][10]。

- あらかじめコンジョイント分析用の商品サンプルパターン（予め直交配列表により作成しておく）に対し、ユーザが商品評価を行う。
- サンプル用商品の各属性値をダミー変数として扱い（属性値ごとに『xred,xblue,xgreen,...,xsolid,xflower,...』のような変数を用意し、各アイテムが各属性値に該当すれば 1、該当しなければ 0 として扱う。）、評価結果を数量化理論 I

類により分析する。

- 算出された各属性値の t 値 (>0) から、同属性の中で最も大きい値を取る t 値を、その属性の重視度とする。
- 属性を分けてサンプル評価を複数回行う場合は、基準となる属性を決めた上で、全てのサンプル評価で基準属性が必ず評価対象となるようにする。その後、それぞれのサンプル評価ごとに数量化理論 I 類の計算を行い、重視度については基準属性の重視度を元に、全ての属性を同比率で計算できるように変換する。
試作システムでは、以上の手順（重視属性の把握）を、初めてレコメンドシステムを使用するユーザに対しレコメンドを行う前の段階で行う。

4.3 重視属性を用いたユーザと商品のマッチング評価方法

試作システムでは、3.2 章で述べた手順にてユーザの重視する属性を把握後、ユーザの行動傾向（行動履歴）と各属性の重視度からデータベース内の商品得点（＝ユーザ嗜好とのマッチングの高さ）を計算する。その詳細を以下に示す。

- 該当属性内での属性値の嗜好度を、全ての属性値について計算する。
(該当属性内での属性値の嗜好度)
$$= \frac{(\text{該当属性内の属性値種類数}) \times (\text{該当属性値の選択回数})}{(\text{累計商品選択回数}) \times (\text{該当属性値の存在数})}$$
- 該当属性内での属性値の嗜好度と各属性の重視度を用いて総合的な属性値の嗜好度を計算する。
(属性値の嗜好度) = (該当属性内での属性値の嗜好度) × (属性重視度)
- 各商品が該当する全ての属性値について総合属性値優先度の和を取り、商品得点とする。

なお、今回構築した試作システムでは最も重視度の大きい属性以外の属性重視度を全て 0 として商品得点を計算する。

5. 試作システムで扱った属性と試作システムの使用方法

この章では、実際に構築したシステムで具体的に扱ったアイテムとその属性・属性値やシステム操作方法について触れる。

5.1 使用した推薦アイテムと属性の設定

試作システムでは、ZOZOTOWN (<http://zozo.jp/>) にて 2011 年 9 月時点で取り扱われていた婦人用の洋服から、「ワンピース」のみを対象として計 227 種類の画像及び商品情報を引用し、レコメンドアイテムとして実験的に用いた。

5.1.1 属性設定の基準

本研究では、以下の基準を設け、試作システム内で用いる属性及び属性値の設定を行

った。

- コンジョイント分析における数量化理論 1 類の計算過程において多重共線性が出ないようにすること
- 想定ユーザ層の大半が軽視する属性は省くこと
- 想定ユーザ層内で、商品評価への影響がユーザ次第で大きく変わりやすい属性を積極的に採用すること

5.1.2 試作システム内で扱う属性の設定

4.1.1 章の基準を元に、試作システム用に 3 種類の属性及び、3~11 種類の属性値を設定した。設定した属性及び属性値を以下の表に示す (表 2)。

なお、コンジョイント分析を用いた重視属性把握 (サンプル評価) では、表 2 にて 1~9 の番号がついている属性値のみを用いた。

表 2. 属性・及び属性値一覧表

5.2 システム画面及び使用方法

以下に試作システムの使用画面及び使用方法を示す。

- 初回アクセス画面 (サンプル評価画面)



図 3 サンプル評価画面

重視属性判定用のサンプル評価を行う。一画面に 18 のサンプル画像が表示される。欲しいと思う洋服、更に欲しいと思う洋服、いらないと思う洋服、更にいらないと思う洋服、の順にしばらく選ぶように画像を選択させる。システム内部では、選択内容をもとに、全サンプル画像に対し(-2)~(+2)の五段階評価値を付与する。

試作システムではこの作業を二回行わせ、それぞれで属性「色」と属性「丈」の重視度バランス、及び属性「柄」と属性「丈」の重視度バランスを計算する。

- 初回レコメンド画面 (兼行動データ取得画面)



図 4 初回レコメンド画面

初回レコメンド画面では、商品データベースからランダムで 36 の商品を選択、表示する。表示された商品画像の中から欲しい商品を選びレコメンドボタンを押すと、3.3 章で述べた商品マッチング評価計算がシステム内部で行われる。

- レコメンド画面 (兼行動データ取得画面)
初回レコメンド画面と同様の画面内容を表示させる。ただし、レコメンド内容は、商品データベースから、商品マッチング評価点の最も高い 36 商品が、降順で表示される。この画面でも初回レコメンド画面と同様の手順を踏むことで、行動データ及びレコメンド評価点の更新を行う事ができる。(行動データについては、基本的に初回アクセスからのデータが蓄積される。)

6. 評価実験

試作システムの評価実験を行った。評価のポイントは、(a)行動データ取得による嗜好把握の精度、(b)推薦内容の固定化をどれだけ防げたか、の 2 つとする。それぞれ、3 章で述べたレコメンドの (役割 A) (役割 B) に対応している。

6.1 実験方法

被験者は 20 代の OL 4 名であり、試作システムで引用した購買サイト(ZOZOTOWN)のユーザ層として想定し、協力を仰いだ。以下に実験手順を示す。

- 5.2 章に示す使用手順に従い、被験者に試作システムを使用させ、重視属性の判定を行う。
- 初期レコメンド画面から被験者の行動データを取得する。評価実験ではレコメンド一回につき選択できるアイテムは全員一つまでとし、これを行動データとした。
- システム内で、3.3 章に示す商品マッチング評価計算による計算方法 (重視属性ありレコメンド計算) と、同計算方法で全属性の重視度を 1 に統一した計算方法 (重視属性なしレコメンド計算) を同時に行う。
- 評価実験用に作成したレコメンド画面を表示させる。計算された二通りの商品マ

- ツチング評価の点数が最も高かった 10 個の商品画像を、ランダムに並べ換えてそれぞれ表示させ、10 個中いくつかのアイテムが欲しいと思えるかを回答してもらう。
- 以上の手順を 5 回行う。なお 2 回目以降では、初期レコメンド画面の内容ではなく、商品マッチング評価計算に基づいたレコメンド画面 (36 商品) から行動データを取得する。
 - 重視属性ありのレコメンドと重視属性なしのレコメンドで評価のポイント(a)(b)を比較する。

6.2 実験結果・考察

6.2.1 行動データ取得による嗜好把握の精度

まず嗜好学習の精度が属性重視度を考慮した場合と考慮していない場合とで、推薦精度にどの程度の差が出たかを検証する。表 3 は、実験で計 50 件提示されたアイテムのうち「興味がある」と評価されたアイテムの割合 (推薦の適合率) を示す表である。また表 3 では、重視属性を考慮した場合の推薦の適合率が、重視属性を考慮しない場合の推薦の適合率の何倍であるか (属性重視度の考慮効果) も同時に示している。

さらに計 50 件のアイテム推薦を通して全く同じアイテムが複数回推薦された場合の計算処理を二通り行った。重複アイテムが提示された場合も推薦精度の計算に含める場合 (重複推薦含) と既に一回提示されたアイテムは推薦されなかったとみなし、その分推薦回数を 50 回より減らして計算を行う場合 (重複推薦除外) とでそれぞれ推薦の適合率を算出した。

表 3. 推薦の適合率の比較

	(重視属性ありの適合率)		属性重視度の考慮効果	(重視属性なしの適合率)		属性重視度の考慮効果
	重複推薦込	重複推薦除外		重複推薦込	重複推薦除外	
被験者 1	12.0%	16.0%	75.0%	14.3%	25.0%	57.1%
被験者 2	18.0%	22.0%	81.8%	29.0%	39.3%	73.9%
被験者 3	26.0%	22.0%	118.2%	38.2%	47.8%	79.9%
被験者 4	26.0%	16.0%	162.5%	48.1%	53.3%	90.3%

表 3 の結果をグラフに示す (図 5, 図 6)。表 3, および図 5, 図 6 の結果よりわかるように、基本的に重視属性考慮すること (幅広い推薦を行うこと) で推薦の適合率が

著しく下がることはなかった。また、全体的に重複アイテムを省いた適合率に対し、重複アイテムの推薦を含めた適合率は重視属性考慮の有無に関わらず低い。これは被験者にとって好ましくないアイテムが繰り返し表示されたということであり、行動データ取得による嗜好把握がそもそも上手くいっていないことが窺える (一部の被験者で属性重視度の考慮効果が著しく低いのも、このことが原因であると推測できる)。

重視属性考慮の有無に関わらず全体的に推薦の適合率が低いことも踏まえると、属性設定が適切でない (考慮すべき属性が定義されていない) ことが推測される。

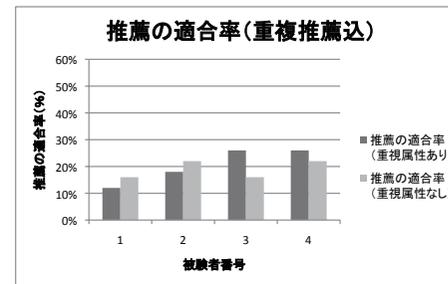


図 5 推薦の適合率の比較 (重複推薦込)

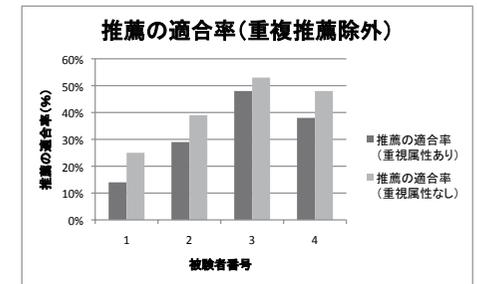


図 6 推薦の適合率の比較 (重複推薦除外)

6.2.2 推薦内容の固定化をどれだけ防げたか

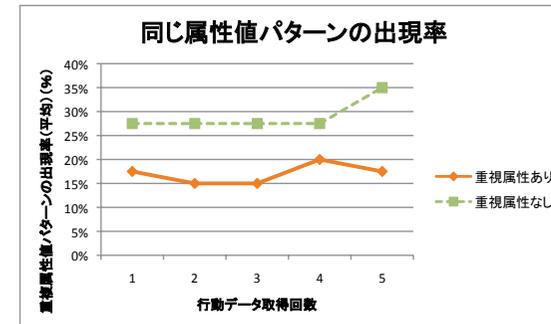


図 7. 同じ属性値パターンの出現率

図 7 は、計 5 回のレコメンドでそれぞれ一回 10 アイテム提示されたうち、全三属性

の属性値パターンが完全に重複しているアイテムが既に上位に表示されていたアイテムの存在比率を示す図である。全被験者の結果の平均を示している。

図7から分かるように、重視属性を考慮した方が考慮しない場合に比べて属性値パターンの重複が少ない結果となった。重視属性を考慮することによる幅広い推薦が成功していることが分かる。

7. まとめと今後の展望

本論文では、ユーザが個々にもつ商品属性の重視度合いを考慮した嗜好把握の手法を提案した。

また、コンテンツベースアルゴリズムを原型とした、属性重視度を考慮する商品推薦システムの試作を行った。これによりレコメンドシステムにおける2つの役割『(役割A) ユーザの行動履歴を蓄積・分析し、ユーザの嗜好に合わせた商品を表示する』及び『(役割B) ユーザに思いもよらない「気付き」を与え、潜在的ニーズを引き出す』の両立を目指した。その結果、コンテンツベースアルゴリズムの欠点である推薦内容の固定化を緩和し、(役割B)の達成に成功した。しかし、コンテンツベースアルゴリズムを原型とすることで既に満たされているとしていた(役割A)については属性重視度考慮の有無に関わらず達成できていなかった。その原因として、属性の定義に問題があることが推測された。

今後の課題として、まず試作システムで扱う属性の再吟味を行い、理想的な属性定義を行った上での推薦の適合率の再検証を行うことと、属性重視度の把握を行う推薦システムの汎用性を高めるため、理想的な属性設定をさまざまな商品テーマに対して行える手法の確立を挙げる。

また、本研究では各商品への属性、属性値の付与を全て手作業によるタグ付けで行なっている。これは付与の手間がかかる点、及びタグ付け時の属性値の判断がダグの付与者による主観に依存するという点で実用的な方法ではない。試作システムをより実用的なものにするために、今後は商品画像に対する画像処理を用いて、このタグ付けを機械的に(=統一されたルールで)行う技術の開発を併せて行う必要がある。

さらに、本研究ではユーザの【嗜好結果を決める基準軸】をユーザにとって明示的な手法(コンジョイント分析)で得ているが、著者らの最終目標は「ユーザにとって快適な商品・サービスの提供」である。そのためユーザにとって負担の少ない暗黙的な情報取得方法の研究の必要性についても今後の長期的な課題として挙げる。

謝辞

本研究は、一部、科学研究費補助金・基盤研究(S)「実空間における複合感性と状況理解の多様性のロボティクスのモデル化とその応用」、挑戦的萌芽研究「感性的等価性に基づくQOS概念の拡張に関する研究」、中央大学理工学研究所・共同研究「感性ロボティクス環境による共生的生活空間の構築と感性サービスへの応用」などの支援を受けて実施した。

参考文献

- 1)西村 夏紀：消費者の重視する属性に基づいた商品選択に関する感性のモデル化，中央大学理工学部経営システム工学科卒業論文，2010年2月。
- 2)仁科 美里：消費者の重視する商品属性を考慮したインテリアのレコメンド，中央大学理工学部経営システム工学科卒業論文，2011年2月。
- 3)高島理貴：「レコメンド技術」が今再び注目される理由--ECサイトのレコメンド技術を考える，ZDNet Japan，(http://japan.zdnet.com/web/sp_08ec/20372238/)，(参照 2012-02-05)
- 4)IT用語時点 BINARY：協調フィルタリングとは，(<http://www.sophia-it.com/>)，(参照 2012-02-05)
- 5)市川 裕介：協調フィルタリングを用いたレコメンドサービスの導入事例と課題(ネットワーク上のユーザ行動に着目した嗜好抽出・情報推薦，<特集>利用者の好みをとらえ活かす嗜好抽出技術の最前線-)，情報処理学会誌，Vol. 48, No. 9, pp. 972-978, 2007年9月。
- 6)東京大学情報学環 ベネッセ先端教育技術学講座：あなたに「ぴったり」な学びをかなえる技術-教育における協調フィルタリングの可能性を考える-(2008年度 第1回公開研究会レポート)，(<http://www.beatiii.jp/seminar/034.html>)，(参照 2012-02-05)
- 7)上田太一郎，近藤宏：Excelでできるデータ解析入門-すぐに応用できる13事例-，同友館，2006年12月
- 8)朝野照彦：入門 多変量解析の実際，講談社，2010年10月。
- 9)井上勝雄：エクセルによる調査分析入門，海文堂，2010年5月
- 10)青木繁伸：数量化I類と重回帰分析の関連についての解説 『数量化I類はダミー変数を用いた重回帰分析である』，群馬大学 情報科学部ホームページ内の著者個人ページより，(<http://aoki2.si.gunma-u.ac.jp/LaTeX/LaTeX.html>)，(参照 2012-02-05)