

## 評判情報の個人化によるサイト推薦システム

若林 正樹<sup>†</sup> 山田 篤<sup>††</sup> 星野 寛<sup>††</sup> 大瀬戸豪志<sup>†††</sup> 上林 弥彦<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 京都大学大学院情報学研究科社会情報学専攻 〒606-8501 京都市左京区吉田本町

<sup>††</sup> 財団法人京都高度技術研究所 〒600-8813 京都市下京区中堂寺南町 134

<sup>†††</sup> 立命館大学大学院法学研究科 〒603-8577 京都市北区等持院北町 56-1

E-mail: <sup>†</sup>{waka,yahiko}@db.soc.i.kyoto-u.ac.jp, <sup>††</sup>{yamada,hoshino}@astem.or.jp,

<sup>†††</sup>tot00359@askic.kic.ritsume.ac.jp

あらまし 購入予定者にとって購入経験者による評判情報は有益なものである。しかし購入経験者毎に重要視する評価基準が異なるため、単に統合された評判情報は購入予定者に適さない可能性がある。すべての購入予定者の評判情報に対する要求を満たそうとすると、評価基準に対する評価データが膨大になる。それゆえ、評判情報の入力負担が増加し、データの欠落も生じる危険性がある。本稿では、購入経験者と購入予定者の取引に関する総合的な選好の類似性を計算し、評判情報を個人化することにより、購入予定者に適した評判情報の統合を支援するシステムを提案する。このシステムの手法では、購入経験者の選好の偏りを考慮することにより、増加した評価基準に対する評判の入力負担を軽減できるという利点がある。

キーワード 評判, パーソナライゼーション, 選好の類似度, 推薦システム

## Recommendation System for Sites by personalizing online reputation

Masaki WAKABAYASHI<sup>†</sup>, Atsushi YAMADA<sup>††</sup>, Hiroshi HOSHINO<sup>††</sup>, Takashi OSETO<sup>†††</sup>, and Yahiko KAMBAYASHI<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Department of Social Informatics, Graduate School of Informatics, Kyoto University Yoshida-Hommachi, Sakyo-ku, Kyoto, 606-8501 Japan

<sup>††</sup> ASTEM RI Chudouzi-minamimachi 134, Shimogyo-ku, Kyoto, 600-8813 Japan

<sup>†††</sup> Graduate School of Law, Ritsumeikan University Tojiin-kitamachi, Kita-ku, Kyoto, 603-8577 Japan

E-mail: <sup>†</sup>{waka,yahiko}@db.soc.i.kyoto-u.ac.jp, <sup>††</sup>{yamada,hoshino}@astem.or.jp,

<sup>†††</sup>tot00359@askic.kic.ritsume.ac.jp

**Abstract** Reputation provided by people having experience in trading is beneficial information for prospective buyers. However, every prospective buyer attaches great importance to different criteria, so it is probable that simply unified reputation is unsuitable for him. If reputation meets a demand by all prospective buyers, the number of the evaluation data inputted about all criteria will become huge. Therefore, since the burden of which a person should input reputation increases in, the evaluation data may also be missing. In this paper, we propose a system which support assembling reputation suitable for a prospective buyer by personalizing reputation, namely, estimating the proximity of an overall preference about trading between a prospective buyer and persons who bought. The proposed method can reduce the burden of inputting reputation to increased criteria by taking the partial preference into consideration.

**Key words** reputation, personalization, proximity of preference, recommendation system

### 1. はじめに

インターネット接続環境の普及により、BtoC (Business to Consumer) 電子商取引が広く行われるようになった。このような取引の上で重要な点は、相手の本人確認による信用形成である。

現行の取引が十分に成り立っているのは、取引当事者が満足するような本人認証とともに、取引相手に対する信用や評判という心理的な要因が考えられる。

このような信用や評判に関する情報を数値や文章による形で蓄積し、オンラインにおける新しい信用の形成を支援するシス

テムが評判システムである。評判システムには複数の購入経験者からの評判情報が蓄積されているため、購入予定者はそれらを客観的な意見として参考にすることができる。このようにして新しい信用の形成を支援する。

しかし、複数の販売店に関する評判情報を蓄積する評判システムは、取引に関する評価基準数が不足していると考えられる。それゆえ、購入予定者が販売者選択プロセスにおいて評判情報を利用するとき、購入予定者の取引に関する総合的な選好に適した評判情報を統合することは困難であった。また、単に評価基準を増加させた場合、購入経験者が評判を提供する際に入力負担が増加する問題も生じる。

本稿では、購入経験者から提供された評判情報をベースに購入者に適した販売者のサイトを推薦するシステムを提案する。このシステムでは、入力負担を軽減するための改良を行った AHP(Analytic Hierarchy Process, 階層意思決定法)による選好モデリング手法を用いる。本稿の構成は次のとおりである。2章では、関連研究の紹介と現状の分析を行い、これらの欠点と考察を述べる。また、取引に関する複数の評価基準を現行の評判システムから抽出した結果を述べる。3章では、購入予定者と購入経験者の選好の類似度を計算することにより、評判情報を個人化する手法を述べる。4章では、本システムの設計の説明を行い、その評価実験の結果を5章で述べる。6章でまとめと今後の課題を述べる。

## 2. 関連研究と現状分析

本章では、関連研究の紹介と現状の分析を行う。評判システムがもつ課題と EC サイト決定支援研究の失敗を例に挙げ、取引に関する複数の評価基準の必要性を述べる。次いで、現行の評判システムの評判情報の表示方法について調査した結果と、評判情報から抽出した取引に関する複数の評価基準を具体的に挙げる。

### 2.1 基本的事項

本節では、本稿で使用する言葉を定義する。まず、ある商品をオンライン上で売る者を販売者と呼ぶ。ある販売者から商品を買入れる者を購入者と呼び、購入者は以下の購入予定者と購入経験者に分けられる。ある販売者から商品を買入れる前の段階のある者を購入予定者と呼び、特定の販売者から商品を買入れた経験のある者を購入経験者と呼ぶ。特定の販売者のサービスに関する経験や知識に対する、購入経験者による主観的な評価を評判と呼ぶ。また、数的表現と文章表現により構成され、オンラインの評判システムに格納された評判を評判情報と呼ぶ。取引に関する1つの評価基準に対する購入者がもつ重みを重要度と呼ぶ。複数の重要度を総合的に考慮した、購入者がもつ好みを選好と呼ぶ。

### 2.2 評判システムに関する研究

#### 2.2.1 評判システムとその課題

評判システムとは、取引相手に関する経験や評判をオンラインのデータベースに蓄積するシステムである。例えば、eBay の

フィードバックフォーラム<sup>(注1)</sup>、Yahoo! Auction<sup>(注2)</sup>の評価システムなどによって、購入予定者は取引相手の能力や性格の傾向、信用性に関する知識や情報の不足が補われる。その結果、取引相手の選択という意味決定過程において、購入予定者が取引相手の信用性について区別を行う際の支援をすることができる。特に、取引相手の顔を見て確認することが容易ではないオンライン上において、形成されにくいとされる新しい信用の形成を支援するという点でも重要なシステムである。

評判システムが直面している課題は6つ挙げられている[1]。しかしほとんどの内容が人間の心理に関わる内容であるため、工学的な研究はあまりなされていない[3]。本稿では、それらのうち評判情報を流通させる際の課題の一つである評判情報の表示方法について着目する。その問題点とは、購入予定者に対して評判情報をわかりやすく伝達するための数的表現は、オンラインのインタラクションで重要な細かい点を伝えるができないことである。また評判情報として文章表現を多量に用いても、全て読むことは反対に面倒になるという欠点がある。

#### 2.2.2 考察

この課題については[6]に議論がなされており、文章表現による評判情報はたいていパターン化していることが示されている。例えば、「価格が安い、対応も丁寧だったので良かった」、「すぐ発送してくれて、かつ値段も安くて満足している」などである。そこで、購入経験者が満足または不満に感じたサービスを評価基準として分類し、それぞれについて評判を提供することを考える。こうすると、購入予定者が重要視する評価基準について評判情報を調べることが容易になり、購入予定者に適した評判情報を抽出することも容易になると考えられる。この評価基準の詳細に関しては2.5節で述べる。

### 2.3 評判検索、電子商取引分野の推薦システムに関する研究

#### 2.3.1 現行研究

立石ら[15]は、インターネットに分散した評判情報を一括して検索するシステムを提案している。また、電子商取引のプロセスのうち、電子商取引支援の研究がなされているエージェントの支援対象プロセスを表1に示した。このうち、推薦システムは購入予定商品の選択を支援するものと、販売者の選択を支援するものの2つに区分される[14]。本稿では、購入予定者が購入予定商品を既に決定しており、どの販売者から購入するかという販売者選択プロセスを支援することを目的とする。

本稿が目的とする EC サイト推薦エージェントに関する研究として、Shoptbots [9],[16]、MORPHEUS [10]、Jango [17]、Bargain Finder [11]などが挙げられる。Shoptbots やその改良である MORPHEUS、Jango は、あらかじめ登録しておいた複数の EC サイトの HTML 構造をそのサイトに実装されている検索機能を用いて学習する。その結果、商品の価格やスペックに関する情報を抽出し、比較表を作成するエージェントである。

Bargain Finder はオンライン CD ストアのカatalogを学習し、最安値で提供している CD ストアを推薦するエージェントであ

(注1): eBay, <http://www.ebay.com/>

(注2): Yahoo! Auctions, <http://auctions.yahoo.com/>

表1 エージェントが支援対象とする電子商取引のプロセス  
Table 1 Target processes supported by agents in electronic commerce

	Persona Logic	Firefly	Bargain Finder	Jango	Kasbah	Auction Bot	T@T
ニーズ把握							
商品選択							
販売者選択							
交渉							

る。しかし、比較対象となった CD ストアの 3 分の 1 が価格のみで比較されることを拒否したため、現在は利用不可能となっている [12]。

### 2.3.2 考 察

立石らの研究では、あらかじめ用意した辞書に適正值判定ルールを正規表現として登録しておく必要があり、そのパターン以外のもは対応できないという欠点がある。これに対して、評判情報を作成した人の意図を正確に反映するためには、評判情報を登録する際、例えば 5 段階評価のような数的表現と、それだけでは足りない情報を文章表現として構成する組み合わせが良いと考えられる。また、評判情報の個人化はこの研究に含まれていない。

Shopbots や MORPHEUS, Jango エージェントが抽出対象とするものは価格やスペックのような定型的な情報であり、同じ手法を意見のような非定型的な情報に適用することはできない。また、消費者がある商品を購入するときに考慮する評価基準は価格とスペックだけではないと考えられる。オンラインのブックストアにおいて、Shopbot などが比較対象とする価格の重要性は、サイト選択において 6% から 10% しか占めない、という報告もなされている [13]。このことは、BargainFinder の研究においても同様であると考えられる。

考察の結論として、価格やスペックのみでサイト選択の意思決定を支援する試みは不完全であると言える。これらの他に必要であると考えられる詳細な評価基準を具備することによって、購入者の選好に適した EC サイトの推薦結果に正確性をもたせることができると考えられる。その評価基準の詳細は 2.5 節で述べる。

### 2.4 評判システムの現状分析

現在稼働している評判システムを対象に、販売者に関する評価の表示方法として備えている機能を調査した。その結果を表 2 に示す。調査項目は、Likert 法による販売者に対する評価のスケール、評価基準の数とその内容、評判情報に対する時間軸の区分数である。文章表現による評判情報の有無は、調査したすべての評判システムにおいて実装が確認できた。

どの評判システムにおいても、文章表現が評価基準ごとに記述できる箇所はなかった。また、表 2 からわかるように、評価基準数の不足が目立った。販売者選択プロセスに必要な評価基準の詳細については 2.5 節で述べる。

### 2.5 評価基準の具体化

#### 2.5.1 評価基準の調査

これまでに述べてきたように、現行の研究や評判システムには購入予定者が販売者を決定する上で評価基準が不足している。

表2 現行の評判システムにおける販売者に関する評価方法

Table 2 The evaluation methods about a seller in the existing reputation systems

	スケール	基準数	区分数	表示方法
eBay	3	1	1	Net
Yahoo! (2002)	3	1	3	Net
Yahoo! (2000)	5	3	1	Average
Amazon.com	5	3	1	Average
Bidders 系列	3	3	3	Net
楽天フリーマーケット	3	1	1	Net
アイオークションネット	3	1	1	Net
BOOKBANK	2	1	1	Net
なんじゃもんじゃ市場	5	1	1	Net

本節では、販売者が提供するサービスについて詳細な文章表現による評判情報が提供されている ippin.com<sup>(注3)</sup>において、2001 年末時点で購入経験者が重要視した評価基準を調査した結果を示す。

調査対象は、ippin.com に所属していた 14 の販売者に対する 370 件の公開評判情報である。調査方法は、その文章表現にあるサービスに関する記述がなされていたとき、そのサービスを重要視した評価基準として捉え、その総計を計算した。一人の購入経験者による文章表現において、複数のサービスに関する記述がなされていた場合は、それぞれ別に加算した。例えば「価格も安く、梱包も対応も丁寧で満足しています」という文章表現の場合は、価格、梱包の丁寧さ、対応の丁寧さ、という 3 つそれぞれの評価基準に対して加算した。この調査の結果を表 3 に示す。

#### 2.5.2 考 察

表 3 に示した評価基準は、サービスの質を評価できる時期によって、商品購入の契約以前に判断できる内容、実際に販売者とインタラクションをした結果判明する内容、取引後に判明する内容の 3 つに区分できる。購入予定者が販売者とインタラクションをする以前に評判情報として特に必要とするのは、評判情報によってのみ得られる取引中もしくは取引後に質が判明する評価基準である、と考えられる。これらの評価基準が調査結果の上位に位置づけられていることから、これらの評判情報としての必要性がわかる。

しかし表 2 のように、現行の評判システムはこれらすべての評価基準を採り入れてはいない。現行の評判システムにおいて評価基準数を限定している原因は、入力負担を軽減することに

(注3): 逸品.com, <http://www.ippin.com/>

表3 抽出された評価基準と購入者がその質を判断可能な時期

評価基準の内容	比率 (%)	取引前	取引中	取引後
対応の丁寧さ, 親切さ	25			
商品の質の良さ	20			
対応の迅速さ	12			
発送の迅速さ	8			
現状の通知	6			
本体価格の安さ	5			
送料の安さ	5			
アフターサービス	4			
決済方法	3			
見易さ, 探しやすさ	3			
商品の画像表示	3			
梱包の丁寧さ	3			
返品	1			
品揃えの良さ	1			
おまけ	1			
注文のしやすさ	0.3			
コミュニケーション手段	0.3			
ポイント制による割引	0.2			

よって評判情報を登録しやすくしているためであると考えられる。これによって、購入予定者と選好の類似した購入経験者が多く評判を提供している場合は適切な評判情報を提示できるが、すべての購入予定者に対して適しているとは限らない。すなわち、購入予定者毎に重要視する評価基準が異なるため、単に集約された評判情報は購入予定者に適さない可能性がある。したがって、すべての購入予定者に対して適切な評判情報を提示する場合、現行の評判システムにおける評価基準は不足していると考えられる。

しかし、これらのすべての評価基準について評判情報を登録させ、すべての購入予定者の評判情報に対する要求を満たそうとすると、膨大な評価基準に対する評価データが必要になる。それゆえ、購入経験者の入力負担が増加するため、評判情報に欠落が生じる危険性がある。3章では、評価基準が増加した場合においても、購入経験者による入力負担が少なくなる手法を提案する。

### 3. 類似度計算による評判情報の個人化

本章では、購入予定者と購入経験者の選好の類似度を計算することによって、購入予定者に適した評判情報に個人化する手法を述べる。これにより、購入経験者による入力負担が軽減され、評判情報が欠落する危険性も回避できる。まず選好をモデリングする従来の手法を紹介した後、提案手法を述べる。

#### 3.1 従来の選好モデリング

従来の商品推薦システムで用いられてきた購入者の選好モデリング方法は、協調フィルタリング[7],[8],[22]~[24]、チェックボックス式、ルールベース式[2]が主力である。以降で述べる推薦アイテムとは、商品やサイトを指す。

協調フィルタリング(Collaborative Filtering)は、サイト上に

表4 従来の選好モデリング手法と本手法の差異

Table 4 The difference between the existing methods on modeling preference and the proposed method

	CF	Checkbox	Rule-based	proposed method
個人化レベル		×		
導入の容易さ				
自動化				
入力負担				
適合分野				
選好の明示	×			

おける購入者の行動(購買履歴データベースやクリックストリーム[4])をベースに購入者をグルーピングし、そのグループ内で共通して受容されると予測される推薦アイテムを統計的に算出する。行動のみからモデリングできない選好がある場合、この手法のみでは正しい推薦ができない。また、チェックボックス式は、購入者が推薦システムを利用するときに基本属性(性別、年齢など)や嗜好などの情報を登録し、それをベースに推薦アイテムを絞り込む方式である。この方式は単純なパーソナライズしかできない。さらにルールベース式は、あらかじめサイトが決定したビジネスルールをベースに推薦を行う方式である。購入者の基本属性や嗜好を手動で作成したIF-THEN形式にあてはめて推薦アイテムを決定する。これらの手法は、購入予定者が基本属性を登録する際にある程度選好を明示できるが、複数の評価基準ごとの重要度を明示しにくい。明示された選好から各基準の重要度を計算する分析法として、コンジョイント分析がある。しかし、コンジョイント分析では用いることができる評価基準数が限定されるため、正確な重要度を算出できない可能性がある。

これらに対して、AHPを選好モデリングに利用することを考える。AHPは複数の評価基準に対して、各評価基準同士について相対的な重要度を与えることにより、選好を確実に明示できる。以上のような3方式と本手法の差異を表4に示す。AHP(Analytic Hierarchy Process)は、Saaty[18]によって開発された意思決定法の一つである。AHPがもつ他のモデルと異なる主な特徴は、

- 人間の持っている主観的判断や勘が反映されるモデルであること
- 定量化できない評価対象も採り入れることができること
- 多くの目的を同時に総合的に考慮できるモデルであること

の3つである[5]。

#### 3.2 提案手法

本来のAHPでは購入予定者と購入経験者による入力負担が大きくなるため、それを回避する手法を以下に提案する。また、選好の類似度計算と評判情報の個人化手法について述べる。

AHPでは解決したい問題を、上位から目的(最終目標)G(Goal)、評価基準C(Criteria)、代替案A(Alternatives)の階層構造として分解する。ここで、購入予定者に適したECサイトを選択することを目的とすると、評価基準は価格や送料、対応の

表5 一対比較値の例

Table 5 The example of a one-pair comparison value

一対比較値	意味
9	前の要素の方が絶対的に重要
7	前の要素の方がかなり重要
5	前の要素の方が重要
3	前の要素の方が少し重要
1	同程度重要
2, 4, 6, 8	補完的に用いる

迅速さなどが対応し、代替案は具体的な EC サイトが対応する。

### 3.2.1 第1一対比較行列の2層化

最終目標  $G$  からみた各評価基準  $C$  に対して一対比較を行う。ここに購入予定者の主観が反映されることになる。評価方法は、評価者にとって一方の評価基準が他方のそれに対する相対的な重要度を表5で示す一対比較値で表現する。最終目標からみた評価基準  $n$  個について行った一対比較をまとめたものを第1一対比較行列  $F = [f_{ij}] (1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq n)$  と呼ぶ。すなわち  $F$  は、

$$F = \begin{pmatrix} f_{11} & f_{12} & \cdots & f_{1n} \\ f_{21} & f_{22} & \cdots & f_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{n1} & f_{n2} & \cdots & f_{nn} \end{pmatrix}, f_{ij} = 1/f_{ji}, f_{ii} = 1 \quad (1)$$

となる。評価基準が1階層、評価基準が  $n$  個である場合、評価者は式(1)の第1一対比較行列に  $n(n-1)/2$  個の入力を必要とする。表3に挙げた評価基準数は  $n = 18$  個である。その場合の入力数は153となり、購入予定者による入力負担が大きい。

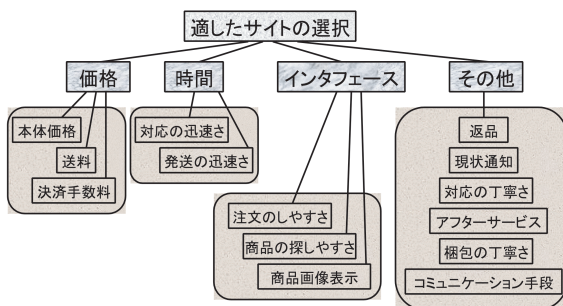
これに対して、第1一対比較行列については、表3に挙げた評価基準を関連のあるもの同士でまとめ、14次とした。この場合の入力数は91である。さらにAHPでは、評価基準や代替案は多くとも7から9個が限界であるといわれている[5],[19]ため、図1のように評価基準の層を上位層と下位層の二つに分割する。このとき合計入力数は28となり、評価基準の2層化によって入力負担は、ほぼ7割軽減することができる。

### 3.2.2 2層化による重要度計算の修正

従来の計算法では上位層に割り当てられた重要度が、そのまま下位層に分割されるという前提があるため、評価基準を2層化したことによって、AHPの従来の方法では評価基準の下位層

図1 評価基準の2層化

Fig. 1 The criteria divided into two layers



に対する重要度が正しく計算できなくなる。それゆえ、重要度計算に対して補正が必要になる。

まず階層構造の2層化による変数の定義を行う。上位の評価基準数を  $n_0 (= 4)$  とし、その評価基準を  $C_d (1 \leq d \leq n_0)$  とする。また、 $C_d$  に属する下位の評価基準数をそれぞれ  $n_d$  とし、その評価基準をそれぞれ  $C_{de} (1 \leq e \leq n_d)$  とする。このとき、各評価基準  $C_d$  を評価した行列を  $F_0$ 、 $C_d$  の観点から各評価基準  $C_{de}$  を評価した行列をそれぞれ  $F_d$  とする。 $F_0, F_d$  から計算された重要度ベクトルを  $u_0 = [u_{0i}], u_d = [u_{di}]$  とする。このとき、下位層の評価基準に対する各重要度を成分にもつ重要度ベクトル  $\hat{u}$  は、従来の重要度計算法では評価基準  $C_{de}$  が属する同一レベルの評価基準の数  $n_d$  に依存して変化してしまう。

したがって、AHPの評価者は常に下位に属する評価基準の数を考慮しないと正確な選好モデリングができなくなる。下位に属する評価基準の数を考慮することなく理想的な重要度が計算されるためには、まず、上位層の評価基準  $C_d$  の重要度  $u_{0d}$  に対し、その下位層に属する評価基準の数  $n_d$  を乗じることによって、上位層の評価基準  $C_d$  に割り当てられた重要度の合計を求める。これを全上位層について行い、それらの和を求める。この和に対して、ある下位層に属する評価基準の数  $n_d$  の比  $a_d$  が、その評価基準が属する上位層の重要度の和になる。

この比をAHPの従来法による重要度ベクトル  $\hat{u} = [\hat{u}_j] (1 \leq j \leq \sum_{i=1}^d n_i, j = \sum_{i=1}^{d-1} n_i + e)$  に乗じて修正を行い、式(2)のように修正された重要度ベクトル  $\dot{u} = [\dot{u}_j]$  を求める。

$$\dot{u}_j = \hat{u}_j \times a_d = u_{0d} u_{de} \times \frac{n_d}{\sum_{i=1}^d n_i u_{0i}} \quad (2)$$

すなわち、式(2)の第2項を乗じることによって修正を行う。

したがって、このように修正することにより、評価者が下位層の評価基準数  $n_d$  を考慮する必要がなくなるため、従来の重要度計算法による問題点を解決できる。

### 3.2.3 第1重要度ベクトルの類似度計算

2層化した評価基準に対して、統合された重要度ベクトルを第1重要度ベクトルと呼ぶ。これが下位の評価基準に対する総合的な重要度となり、購入予定者の選好を表す。

ここで購入予定者の第1重要度ベクトルと、既に登録されている購入経験者の第1重要度ベクトルの類似度を相関係数法によって計算する。類似度を計算することにより、全体的に選好の相関が高い購入経験者を抽出できる。これは購入予定者と全体的な選好の相関が高い購入経験者の評判情報ほど、その購入予定者に適した意見であると考えられるからである。

### 3.2.4 入力負担を考慮した第2一対比較行列の改良

AHPで用いられる、各評価基準から各代替案を評価した一対比較の結果を、行列の形で表したものを第2一対比較行列と呼ぶ。この行列を購入経験者に評判情報として入力してもらうことにより、購入予定者の第1重要度ベクトルによる評判情報の重み付けが可能になる。

しかし、代替案が  $m$  個ある場合、第2一対比較行列に  $nm(m-1)/2$  個の入力を必要とする。この入力負担の増加

は、評判情報の欠落を生じる危険性がある。それは、他のサイトと比較しなかった結果、購入しなかったサイトに関しては評判情報が得られないからである。また、すべてのサイトと比較しても、購入経験者がすべての比較結果を覚えていることを期待するのは困難であり、覚えていたとしてもすべて入力する場合は前述のように  $nm(m-1)/2$  となり、明らかに入力負担が大きいのである。このように、すべての第2一対比較行列を入力させる方法は現実的ではない。さらに、代替案は新たに増加することが考えられる。これでは第2一対比較行列に対する評価者の入力負担は増える一方であり、そのために一対比較行列の要素の欠落が生じる。要素の欠落があっても AHP として整合性のある結果が導出できるように、一対比較値が与えられない場合に一対比較行列の固有値を推定する方法が提案されている [20], [21]。これらは、一対比較行列の全要素数に対する欠落数の割合が小さい場合に適用することができる。

しかし、評価基準や代替案の数が増えることによって、行列要素の欠落数も増加した場合、これらの手法では一対比較値を精度よく推定することができない。そのため、購入予定者は評判情報が提供されていないサイトは参考にできなくなり、さらにそのサイトで購入しないため評判を提供できない、という悪循環に陥る。これを避けるために、選好の偏りを考慮することによって入力負担を軽減し、欠落の抑制を考える。

第2一対比較行列を用いない場合、購入経験者の入力負担の軽減する点を考慮すれば、最も良いと考えられる方法が単純な Likert 法による評価である。すなわち、第2一対比較行列のようにそれぞれのサイトの相対的な比較をするのではなく、購入した店1つについて、各評価基準の満足度を表す数的表現と文章表現によって評判情報を構成することを考える。以降、第2一対比較行列は用いず、評判情報の数的表現を行列の形で表現したものを評価値行列と呼び、これを用いる。

また、購入経験者が特に重要視した評価基準の上位数個のみに対して評判情報を提供してもらうことを考える。なぜなら、購入経験者が特に重要視していない評価基準については、他の評価基準に比べて重要度が小さいため、総合的な推薦結果に影響する度合いが低いからである。すると、評価値行列に対する入力負担を軽減することができる。

### 3.2.5 評判情報の個人化

評価値行列は購入経験者ごとに作成され、前述の相関係数による類似度を乗じることにより評判情報の重み付けを行う。それは、購入予定者と購入経験者の選好の類似度を購入経験者による評判情報に重み付けるためである。さらに、重み付けられた評判情報に対して、購入予定者の第1重要度ベクトルを乗じることによって重み付けを行う。なぜなら、購入予定者の各評価基準に対する重要度を評判情報に反映させるためである。このようにして、評判情報の個人化を行う。それは、選好の類似度が高い購入経験者ほど、その購入経験者から提供された評判情報は購入予定者に適していると考えられるからである。

AHP に対して以上のような改良を行った提案システムを次章で述べる。

## 4. サイト推薦システム機能設計

本章では、評判情報を個人化するために購入予定者の選好を AHP によってモデリングする手法、そして購入予定者に適した EC サイトを推薦するシステムを設計する。このシステムが従来のシステムと異なる点は、以下のとおりである。

まず、これまでの評判システムでは、購入予定者ごとに重要視する評価基準が異なるため、単に統合された評判情報は購入予定者に適さない可能性があった。そして、すべての購入予定者が評判情報に対して満足するように評価基準を増加させた場合、購入経験者が行う評判の入力負担が増加するため、評判情報に欠落が生じる欠点があった。

これに対し、評価基準を2層化することによって増加した評価基準に対する購入予定者の入力負担を軽減しながら購入予定者の選好を総合的にモデリングする手法を提案した。さらに、購入予定者と購入経験者の選好の類似度を計算することによって、購入予定者に適した評判情報を抽出することができ、購入経験者の評判情報に対する入力負担を軽減できた。それゆえ、その購入予定者に適した EC サイトを推薦することができ、販売者選択プロセスを支援することができるようになった。以下にこの手法を実装するためのシステム設計を述べる。

### 4.1 本システムの機能設計

本システムの機能設計を図2に示す。詳細は次節より述べる。準備として、階層構造の2層化による変数の再定義を行う。上位の評価基準数を  $n_0 (= 4)$  とし、その評価基準を  $C_d$  ( $1 \leq d \leq n_0$ ) とする。

また、 $C_d$  に属する下位の評価基準数をそれぞれ  $n_d$  とし、その評価基準をそれぞれ  $C_{de}$  ( $1 \leq e \leq n_d$ ) とする。このとき、各評価基準  $C_d$  を評価した行列を  $F_0$ 、 $C_d$  の観点から各評価基準  $C_{de}$  を評価した行列をそれぞれ  $F_d$  とする。

#### 4.1.1 購入予定者による選好の入力と整合度計算

購入予定者  $y$  は、3.2.1 節に示したように選好を一対比較行列  $F_0$ 、 $F_d$  として表現し、システムにこれらを入力する。これらの行列内で選好に矛盾がないか整合度判定がなされ、整合性が悪い場合は、購入予定者に選好の入力を再度行うよう促される。

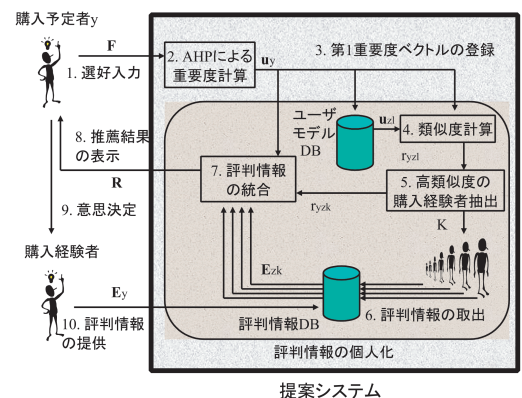


図2 提案システムの機能設計

Fig. 2 A functional design of the proposed system

#### 4.1.2 第1重要度ベクトルの算出

システムが第1重要度ベクトルの計算を行う手順は、まず  $\mathbf{F}_0, \mathbf{F}_d$  の主固有ベクトル  $\mathbf{u}_0 = [u_{0i}]$ ,  $\mathbf{u}_d = [u_{di}]$  を計算する。次に2層化された評価基準全体の重要度を計算するため、 $\mathbf{u}_0, \mathbf{u}_d$  の値を統合する。

ここで、図1に示したように下位に6つの評価基準を含むものがあるため、6次の行列の固有値を求める。固有値を近似する手法の1つとして、べき乗法 (power method) を用いる。これによって求められた固有値  $\lambda_i$  のうち、最大の固有値を  $\lambda_{max}$  とするとき、 $\lambda_{max}$  に属する固有ベクトルを主固有ベクトルという。主固有ベクトル  $\mathbf{x}_{\lambda_{max}} = [x_i]$  の成分の和が1になるように、式(3)のように標準化する。

$$\mathbf{u} = \frac{1}{\sum_{i=1}^n x_i} \mathbf{x}_i, \quad \sum_{i=1}^n u_i = 1 \quad (3)$$

このように  $\mathbf{u}_0, \mathbf{u}_d$  を求める。さらに第1重要度ベクトル  $\mathbf{u} = [u_i]$  を求めるために、式(2)のように統合する。この成分  $u_i$  が各評価基準  $C_i$  に対する重要度となる。

#### 4.1.3 評判情報の個人化

購入予定者  $y$  に適した評判情報を抽出するために、以下のよう手順で評判情報の個人化を行う。

- (1) 第1一対比較行列の類似度計算
- (2) 高類似度の購入経験者が提供した評判情報の抽出
- (3) 類似度と重要度ベクトルを考慮した評判情報の統合

まず第1一対比較行列の類似度を計算する。評判を提供した購入経験者の集合を  $Z$  とする。式(2)で求めた購入予定者  $y$  の第1重要度ベクトル  $\mathbf{u}_y$  と、購入経験者  $z_l$  ( $z_l \in Z, 1 \leq l \leq |Z|$ ) が既に入力した、第1一対比較行列から計算された第1重要度ベクトル  $\mathbf{u}_{z_l}$  とを相関係数法によって類似度を計算する。ここで、 $l$  は評判データベース内のID番号である。これによって  $y$  と  $z_l$  の選好の相関が計算できる。 $\mathbf{u}_y = [u_{yi}]$  と  $\mathbf{u}_{z_l} = [u_{z_li}]$  の相関係数を  $r_{yz_l}$  としたとき、相関係数は以下のような式で表される。

$$r_{yz_l} = \frac{Cov(\mathbf{u}_y, \mathbf{u}_{z_l})}{\sigma_{\mathbf{u}_y} \sigma_{\mathbf{u}_{z_l}}} \quad (4)$$

相関係数は  $-1 \leq r_{yz_l} \leq 1$ , ( $r_{yz_l} \in \mathbb{R}$ ) の値をとる。この値が1に近ければ二つの重要度ベクトルに正の相関があるとされ、-1に近ければ負の相関があるとされる。また、0の場合は無相関と見なされる。この結果は、選好類似度行列としてユーザモデルデータベースに保存される。

次に、式(4)から第1重要度ベクトルの相関が高い購入経験者を抽出し、その集合を  $K$  ( $K \subseteq Z$ ) とする。その購入経験者を  $z_k$  ( $z_k \in K, 1 \leq k \leq |Z|$ ) とし、評判情報データベース内のID番号  $k$  で表す。 $z_k$  のそれぞれの評価値行列  $\mathbf{E}_k$  ( $\mathbf{E}_k \in E$ ) を評判情報データベースから抽出する。これらは  $m \times n$  の行列である。評価値行列については次節で述べる。

そして、抽出された評価値行列で表された評判情報を以下のように統合する。まず、 $k$  による評価値行列  $\mathbf{E}_k$  と式(4)から求めた  $k$  との類似度を乗じた和を求め、意見を統合する。これ

は、購入予定者  $y$  と全体的な選好の相関が高い購入経験者  $k$  の意見ほど、購入予定者  $y$  に適した意見であると考えられるからである。次に、その結果に式(2)の購入予定者の重要度ベクトル  $\mathbf{u}_y$  を乗じる。なぜなら、購入予定者がもつ複数の評価基準に対する個別の重要度をその統合意見に反映させるためである。すなわち、評価値行列  $\mathbf{E}_k$  と類似度  $r_{yz_l}$ 、購入予定者の重要度ベクトル  $\mathbf{u}_y$  を用いて、

$$\mathbf{R} = \left( \sum_{t=1}^k (r_{yz_t} \times \mathbf{E}_{z_t}) \right) \mathbf{u}_y \quad (5)$$

を計算する。この  $\mathbf{R} = [r_p]$  が、購入予定者  $y$  の選好が反映された評判情報の統合ベクトルである。 $\mathbf{R}$  の成分のうち、最大値  $\max(r_p)$  となる代替案  $A_p$  が購入予定者  $y$  に最も適したECサイトとなり、上位から順に購入予定者に表示される。また、 $r_p$  の値から購入予定者にとって不適合のサイト、判断不可能なサイトも表示することが可能になる。

#### 4.1.4 意思決定と評判情報の登録

購入予定者  $y$  はこの結果に基づいて、販売者選択の意思決定を行う。購入予定者が商品を購入した場合、評価値行列  $\mathbf{E}_y$  を評判情報として登録する。評価値行列  $\mathbf{E}_y$  は  $m \times n$  の行列であり、初期値は零行列である。購入予定者  $y$  は実際に購入した代替案  $A_p$  について、 $u_i$  が大きい順に評価基準  $C_i$  に対する5段階のLikert法による評価を入力し、 $\mathbf{E}_y$  を更新する。これを評判情報データベースに登録することによって、 $E = E \cup \{\mathbf{E}_y\}$  として評価値行列の集合  $E$  に追加される。以降、 $E$  は評判情報として将来の購入予定者に利用される。このとき、重要視した評価基準に関する実際のサービスに対する評価を文章表現として並行して入力する。これは数値だけでは伝えられない内容を表現するためであり、数値と同時に表示される。商品を購入しなかった場合は、購入しなかった理由も重要である。しかし、不公平な格付けを阻止するために評判情報を登録できるのは購入経験者のみとする。

## 5. 評価実験

本システムをperl言語により実装し、学生15人を被験者とする評価実験を行った。主な検証項目は、選好が類似した購入経験者による評判情報の有益度、個人化された評判情報による推薦サイトの正確度、選好モデリングに必要な時間である。

実験方法は以下のとおりである。想定状況はオンラインで新書を購入する際の販売者選択プロセスとし、その場合の選好を入力してもらった。商品を新書と限定したのは、本体価格を重視する選好に偏ることを回避し、選好の類似する購入経験者による評判情報の有益度を正しく計測するためである。被験者自身によって被験者の選好に適した販売者を抽出した後に、本システムによる推薦結果を表示することによって、推薦結果の正確性を測定した。これには実験後にアンケートを用いた。また、5段階評価で格付けされた評判情報の平均値による表示法と本手法による推薦順位の結果の比較を行った。

実験結果としては、評判情報を有益とする被験者は66%、選好が類似する購入経験者による評判情報を有益とする被験者は

80%であった。購入予定者の大半は評判情報を有益であると感じていることが確認できた。また、図3、図4に示すように、従来法による推薦順位は分散しているが、個人化された評判情報を用いる本手法では、推薦順位は上位3位までに90%以上が入っており、販売者選択プロセスの意思決定を支援することができたと考えられる。そして、選好モデリングに必要なであった平均時間は17分24秒であり、この時間が自力でサイト比較をする時間より少なければ、このシステムによる支援は有益であると考えられる。

最後にアンケート調査結果から、販売者選択プロセスの選好として地理的制約、会員制サービス、ブランド、商品説明の有無といった評価基準の不足が考えられることがわかった。しかし評価基準を増加に伴って入力負担も増加するため、慎重な検討が必要である。また、例えば本体価格と送料の合計によって販売者を選択するという選好を明確に入力する方法、まったく重視しない評価基準に対して一対比較候補から除外することによる入力負担の軽減法、一対比較法に対する整合度支援や入力インタフェースの改良を今後検討する予定である。

今回の実験では期間が短かったことによって、準備した評判情報と実験期間内に登録された評判情報の数が少なかった。そのため、評判情報を評価基準毎に整理する利点や、多量の評判情報の数による客観性をもたせた場合の影響、選好類似度を計算する際のスケラビリティに関しては検証できなかったため、これらは今後の課題とする。

## 6. おわりに

本稿では、評判情報を個人化して、購入予定者の選好に適した販売者のサイトを推薦するシステムを提案した。個人化されない評判情報と比較すると、選好が類似した購入予定者の評判情報による評判情報は購入予定者にとって有益であり、それを用いることによって販売者選択プロセスの意思決定を支援できることが示された。また、本手法による推薦の正確性も示すこ

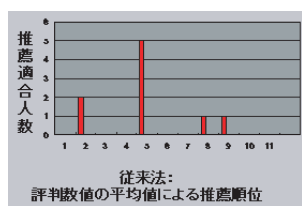


図3 従来法による推薦順位と推薦適合人数

Fig. 3 Recommended grade and the number of persons who accepted the suitable recommendation by the usual method

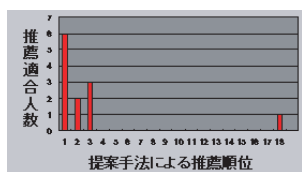


図4 本手法による推薦順位と推薦適合人数

Fig. 4 Recommended grade and the number of persons who accepted the suitable recommendation by the proposed method

とができた。このシステムは販売者選択プロセスに限らず、評価基準として商品属性を用いることにより商品選択プロセスも支援することができ、汎用性が高いと思われる。今後の課題としては、評価基準の検討、一対比較法に対する入力支援、多量の評判情報蓄積のための長期的実験が挙げられる。

## 文献

- [1] Resnick, P., "Reputation Systems," Communications of the ACM, Vol.43, No.12, pp.45-48 (2000).
- [2] RuleBOX, <http://www.topica.ne.jp/rulebox/>
- [3] Freidman, B., "Trust Online," Communication of the ACM, Vol.43, No.12, pp.34-40 (2000).
- [4] Debra VanderMeer, "Enabling Scalable Online Personalization on the Web," Proceedings of the 2nd ACM Conference on Electronic Commerce (EC'00), pp.185-196, (2000).
- [5] 木下栄蔵, "AHPの理論と実際," 日科技連, (2000).
- [6] Kollock, P., "The Production of Trust in Online Markets," in Advances in Group Process (Vol.16), E. J. Lawler, M. Macy, S. Thyne and H. A. Walker(eds.) Greenwich, CT: JAI Press (1999).
- [7] Budrul Sarwar, "Analysis of Recommendation Algorithms for E-Commerce," Proceedings of the 2nd ACM Conference on Electronic Commerce (EC'00), pp.158-167, (2000).
- [8] J. Ben Schafer, "Recommender Systems in E-Commerce," Proceedings of the 1st ACM Conference on Electronic Commerce (E-COMMERCE99), pp.158-166, (1999).
- [9] Robert B. Doorenbos, "A Scalable Comparison-Shopping Agent for the World-Wide Web," Agents97, pp.39-48, (1997).
- [10] Jaeyoung Yaug, "MORPHEUS: A More Scalable Comparison Shopping Agent," Proceedings of the 5th International Conference on Autonomous Agents, pp.63-64, (2001).
- [11] Andersen Consulting, <http://bf.cstar.ac.com/bf/>
- [12] Filippo Menczer, "IntelliShopper: A Proactive, Personal, Private Shopping Assistant," proceedings of the first joint conference on Autonomous Agents and multiagent systems (ICAA-AAMAS02), pp.1001-1008, (2002).
- [13] Panos M. Markopoulos, "How valuable are Shopbots?," proceedings of the first joint conference on Autonomous Agents and multiagent systems (ICAA-AAMAS02), pp.1009-1016, (2002).
- [14] Pattie Maes, "Agents that Buy and Sell," Communications of the ACM No.42, Vol.3, pp.81-91, (1999).
- [15] 立石, "インターネットからの評判情報検索," 情報処理学会研究報告, NL-144-11, pp.75-82, (2001).
- [16] David Clark, "Shopbots Become Agents for Business Change," IEEE Computer, (Feb.2000).
- [17] Oren Etzioni, "Moving up the information food chain: Deploying softbots on the World wide web," AI Magazine, Vol.18, No.2, pp.11-18, (1997).
- [18] Saaty, T.L., "The Analytic Hierarchy Process," McGraw-Hill, (1980).
- [19] 八巻, "複数の評価者を想定した大規模な AHP の提案と人事評価への適用," Journal of the Operations Research Society of Japan, 42, pp.405-421, (1999).
- [20] Takahashi, I., "Comparisons of AHP with other methods in binary paired comparisons," Proceedings of the Second Conference of the Association of Asian-Pacific Operational Research Societies with in IFORS, pp.325-331, (1991).
- [21] Harker, P.T., "Alternative modes of questioning in the analytic hierarchy process," Mathematical Modeling, Vol.9, pp.353-360, (1987).
- [22] Konstan, J., "GroupLens: Applying Collaborative Filtering to Usenet News," Communication of the ACM, Vol.40, No.3, pp.77-87, (1997).
- [23] Giorgos Zacharia, "Collaborative Reputation Mechanisms in Electronic Marketplaces," Proceedings of the 32nd Hawaii International Conference on System Sciences, Maui, Hawaii, (Jan.1999).
- [24] Upendra Shardanand, "Social Information Filtering: Algorithms for Automating 'Word of Mouth'," Proceedings of the CHI-95 Conference, Denver, CO, ACM Press, (May.1995).