Sales Records Based Recommender System for TPO-Goods

Ryosuke Saga Student Member (Osaka Prefecture University, saga@cs.osakafu-u.ac.jp)

Hiroshi Tsuji Member (Osaka Prefecture University, tsuji@cs.osakafu-u.ac.jp)

Keywords : e-Commerce, Recommender System, Information filtering, Memory-based Reasoning

There are TPO (Time, Place, and Occasion)-goods which change the own value by external factors such as time, place and occasion as the name indicates. Each of the goods commonly has three features: many attributes, multiformity, and high-frequency update.

To recommend the goods, we design the system based on the following policies: (a) the system should attach importance to individual preference than the preference of the third persons, (b) the system should make recommendation by using user's preference implied in the past sales records.

Thus, we propose an alternative recommender system as shown in Fig 1. The proposed system recommends more preferable goods than user's selected goods by using his past sales records. Additionally, for metrizing the preference not from the thirds person's information but from his sales record database, this system can make recommendation for individual without third person's preference.

Our system consists of two main components: preference metrization component and recommendation component. The former component metrizes the user's preference by using the static methods such as the goodness of test and generates preference distribution. Using the distribution, we gain the following merits: (i) comprehending the user's preferableness for goods, (ii) identifying the direction for the user to compensate the deviance, and (iii) finding the preferable goods. The latter component makes recommendation by using the selected goods and the feature of the preference distribution. The component has three recommendation methods: High-Angle Search, Low-Angle Search, and Neighbor Search. High-Angle Search makes recommendation by looking down from the apex of the preference

distribution. On the other hand, Low-Angle Search makes recommendation by gazing up from the point of the selected goods to the apex of the preference goods. Neighbor Search makes recommendation by looking around the point of selected goods. In the case of the latter two recommendation methods, when a user selects the goods which are far from his past choice, the recommendation methods fail to recommend desirable goods. To prevent from recommending such failure, we attempt the improvement the latter two methods by MBR with preference distribution as shown Fig. 3.

Carrying out the numerical simulation about above recommendation methods for 10,000 user's data and 400,000 sales records, we have confirmed their accuracy.

Fig. 2. Recommendation Methods

Fig. 1. Recommender System for TPO-Goods

Fig. 3. Improvement of retrieve marker by MBR

販売履歴を用いた TPO 商品向け推薦システム

学生員 佐賀 亮介* 正員 辻 洋*

Sales Records Based Recommender System for TPO- Goods

Ryosuke Saga*, Student Member, Hiroshi Tsuji*, Member

This paper presents a recommender system for TPO (Time, Place, and Occasion)-dependent goods. The TPO-dependent goods have three features: many attributes, multiformity, and high-frequency update. In order to recommend alternatives of the goods, our system (a) abstracts and metrizes the user's preference implied in sales records, and (b) filters massive alternatives by three kinds of methods: High-Angle Search, Low-Angle Search and Neighbor Search. Additionally, this paper describes the improvement method of the recommendation accuracy by memory-based reasoning with user's preference to latter two kinds of search. The numerical simulation for 10,000 user's data and 400,000 sales records has shown their accuracy.

キーワード：電子商取引，推薦システム，情報フィルタリング，Memory-based Reasoning

Keywords : e-Commerce, Recommender System, Information filtering, Memory-based Reasoning

1. はじめに

情報化が一段と進むことにより，個人が扱うことのできる情報は増加の一途をたどっている。特に Web においては，その発展に伴って個人の手作業では処理できないほど急激に情報が増加し，大きな問題となっている⁽¹⁷⁾。この問題を解決するために，協調フィルタリングに代表される情報フィルタリング技術が開発されてきた。そのフィルタリング技術を実装したシステムは，情報検索におけるユーザの負荷を軽減し，情報選択や情報利用に関して考察するための有意義な時間を提供することを可能にした。

電子商取引においては，それらのシステムは商品検索の負荷を軽減させるだけでなく，ユーザへの商品推薦もまた一つの機能として望まれており，その機能を持つシステムは Recommender System⁽¹¹⁾と呼ばれている。そしてそのシステムは，現在 Amazon.com⁽¹⁸⁾に代表される CD ストア，電子書店といったオンラインショップにおいて利用されている。

本論文では，CD や書籍とは違う商品分類にあたる TPO (Time, Place, and Occasion) 商品⁽¹⁴⁾⁽¹⁵⁾を対象とした推薦システムについて述べる。CD や本などはコンテンツに変化がなく常に同じ価値を持つ一方，TPO 商品は時と場合によりその価値が変動するという特徴を持つ。本論文の構成と

して，まず第 2 章で TPO 商品の特性について述べ，そして既存のフィルタリング技術を紹介しつつ TPO 商品への適用性を分析する。第 3 章では，2 章の分析を基にシステムを設計し，そのシステムの構成要素である嗜好の計量化と商品推薦について述べる。第 4 章では，TPO 商品であるビジネスホテルのデータを使って，商品推薦手法を数値シミュレーションにより定量的に評価し考察する。最後に 5 章で今後の研究課題を述べ本論を閉じる。

2. TPO 商品とフィルタリング技術の分析

本章では，TPO 商品の特徴について述べ，続いて電子商取引でよく使用されるデモグラフィックフィルタリング，コンテンツベースフィルタリング，協調フィルタリングについて分析する。

〈2・1〉 TPO 商品の特徵 TPO 商品⁽¹⁴⁾⁽¹⁵⁾は，時間，地域・場所，場合など外部要因によって商品の価値が変わるものである。代表例として，ビジネスホテルや飛行機チケットがある。その飛行機チケットはフライト日時が近づくにつれ価格は高くなり，ホテルなどの宿泊施設は場所や時期，イベントの有無などによって，その価値が変動する。また，TPO 商品は次に挙げる特徴を共通して持つ。

(1) 多属性 TPO 商品は商品固有の情報のみならず，変動する情報を複数持つ。以下，前者を固定情報，後者を可変情報と呼ぶ。ビジネスホテルを例に挙げれば，ホテル名，住所，ホテルまでの距離などが固定情報にあたり，価格，サービス内容などが可変情報にあたる。

(2) 多様性 TPO 商品は，各属性の組み合わせによっ

* 大阪府立大学大学院工学研究科
〒599-8531 大阪府堺市学園町 1-1
Graduate School of Engineering, Osaka Prefecture
University,
1-1 Gakuen-cho Sakai-shi, Osaka, 591-8531

て様々な商品が生成できる。実際、ビジネスホテルにおいては、各ホテルの持つ部屋の種類は平均 5 種類ほど存在し、それと価格や様々なサービスなどといった可変情報との組み合わせを考えることにより、平均 20 パターンもの商品が生成されている。

(3) 高頻度更新 TPO 商品は、TPO によって商品の価値が変わるため、CD や本などほぼ固定情報のみで構成されている商品と違い更新頻度が極めて高い。そのため、まるで新商品のように生成・更新され、また時期が過ぎれば提供されなくなる。

(2・2) 関連研究と要件分析 最初の Recommender System である Tapestry⁽⁵⁾が登場した 1992 年以降、幅広いアプリケーションにおいて、さまざまな技法が提案されてきた。その中で、デモグラフィックフィルタリング、コンテンツベース（内容に基づく）フィルタリング、協調フィルタリングが各アプリケーションにおいてしばしば使われている。

デモグラフィックフィルタリング⁽⁷⁾⁽¹⁰⁾は、ユーザの年齢、性別、住所、学歴、収入、社会的地位など、個人情報によってユーザを関連付けフィルタリングを行う。そのフィルタリングを実装しているシステム例として LifeStyle Finder⁽¹¹⁾がある。LifeStyle Finder は、ユーザをデモグラフィック情報によって 62 のクラスに分け、そのクラスに属するユーザの情報を元に推薦情報を生成するシステムである。しかしながら、このフィルタリングは、個人情報が必要となるためにユーザの心理的抵抗に遭い、その結果精度上昇を妨げる要因になる可能性がある⁽⁹⁾。また、個人情報を変更することが難しいために、嗜好が変化したとしても対応できない。それ故に、この手法では十分な精度を得ることが困難である。

一方、コンテンツベースフィルタリング⁽¹⁾⁽⁴⁾⁽⁶⁾⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾は、商品に関してのユーザの評価や商品紹介などのテキストデータで記述された内容に基づいて、嗜好を予測しフィルタリングする手法である。その嗜好の予測方法は、さまざまな手法が提案されており、Fab⁽¹⁾においてはユーザが好む Web ページから得た TF-IDF(Term Frequency -Inverse Document Frequency) ウェイトによって、ページの内容にウェイトをつけることで嗜好を予測し、また Syskill & Webert⁽⁹⁾ではベイジアンネットワークを利用して単語の確率値を求め、それを元に嗜好を予測しフィルタリングを行っている。しかしながら、この手法はキーワードを分析対象として扱うが、価格や距離などの数値情報を扱わない。その結果、価格や公共交通機関からの距離といった意思決定において、重要な意味を持つ数値データを扱うことができない。仮にその数値情報をも分析対象としたとしても、TPO 商品は TPO によって価値が変化・更新されるため、その数値パターンが非常に多くなり、その結果各パターンに対して、嗜好予測に十分な情報を集めることが難しい。実際、ビジネスホテルにおいては価格を始め、部屋の広さ、公共交通機関からの距離といった数値データを含んだ情報

からなり、また飛行機のチケットなどでは、価格やサービスの質などが TPO により頻繁に変化する。

また協調フィルタリング⁽⁴⁾⁽⁵⁾⁽⁶⁾⁽¹⁰⁾⁽¹²⁾⁽¹⁶⁾は、似通ったユーザ同士は互いに同じ商品を好むという前提からユーザ同士を関連づけ、似通った第三者の嗜好情報を提供することによって商品を推薦する手法である。それを実装したシステムとして、Tapestry⁽⁵⁾、GroupLens⁽¹²⁾などがある。Tapestry は電子メールを、GroupLens は Usenet ニュースや映画などを対象にしており、それらシステムはコンテンツの中身や添付されたメッセージを分析し、その分析を元にフィルタリングを行っている。しかしながら、TPO 商品は高頻度で更新されることから、更新された情報に対しての十分な評価が集まらないといった問題がある。また、データとして表現しにくい目に見えないサービス要素（例えば、従業員のサービス向上）により商品価値が変化するため、評価にばらつきが生じる可能性がある。前者の問題は、Cold-start 問題⁽¹⁶⁾、後者は Gray sheep 問題⁽⁴⁾と呼ばれ、協調フィルタリングが効果的に動作しない原因として Claypool ら⁽⁴⁾によって提言されている。このことから協調フィルタリングもまた、TPO 商品に適用することが難しいといえる。

3. TPO 商品向け推薦システム

(3・1) システム概要 TPO 商品は商品の価値が高頻度で更新され、新たに生成されるといった特徴を持つために、現在の商品をベースに推薦することは難しい。また、協調フィルタリングが適用できない問題を 2 つ挙げたが、これは第 3 者の商品に対する評価に頼った推薦手法がこの原因であると考えられることができる。

そこで、これらの理由から、我々は TPO 商品向け推薦システムを以下のポリシーに基づいて設計した。

- 嗜好が潜在しているトランザクションデータからユーザの嗜好を抽出する。特に本論文では、トランザクションデータとして販売履歴データベースを用い、嗜好を抽出する。
- 第三者・商品の評価による関連付けでのフィルタリングではなく、個人の嗜好に特化した Recommender System を形成する。

そして、これらのポリシーに基づいて設計した Recommender System を図 1 に示す。このシステムは、ユーザが商品情報を選択したとき、ユーザの嗜好に基づいてよりふさわしい商品を推薦することを目的としており、このシステムでは第 3 者の情報を用いるのではなく個人の販売履歴から嗜好を予測する。それ故に、第 3 者の評価の影響を受けない個人の嗜好に特化した推薦システムになっている。また、提供商品の情報を推薦の際にのみ利用することでシステムと提供商品の依存度を下げ、外部要因により変化する商品の影響度を小さくしている。

このシステムを構成する要素として、次に挙げるコンポーネントとデータベースを設けた。

- コンポーネント
 - ー 商品認識コンポーネント
 - ー 推薦コンポーネント
 - ー 嗜好計量化コンポーネント
- データベース
 - ー 販売履歴データベース
 - ー 商品情報データベース
 - ー 顧客プロフィールデータベース

また、これらのコンポーネントとデータベースを組み合わせた独立に稼動する系として、推薦ユニット、計量化ユニットを作成する。前者は推薦コンポーネントと商品認識コンポーネントによって構成され、選択商品をユーザの嗜好に基づいて認識し、新たに商品を推薦する。後者は嗜好計量化コンポーネントと顧客プロフィールデータベースにより構成され、統計手法を用いて販売履歴から嗜好を抽出し計量化する。これらのユニットは顧客プロフィールデータベースにおいて結びついており、その顧客プロフィールデータベースはユーザが購入するたびに後者により更新される。以降、これらのコンポーネントの動作についてより詳細に述べる。

〈3・2〉 嗜好の計量化 提案システムでは、販売履歴データベースに統計手法を用いることにより嗜好の計量化を行う。販売履歴情報は過去に販売された商品データと関連づいており、これを分析することでユーザがどのような

商品を好むかを知ることができる。

そこで我々は、図 2 によって示される一連の流れによって嗜好の計量化を行う。この計量化では、まず属性ごとに値を集計する。その属性が数値データの場合には連続型ヒストグラム、名義データにおいては項目ごとに集計する。そして数値データに関しては適応度検定⁽¹³⁾によって最もふさわしい確率分布に置換し、また名義データにおいては項目ごとに確率値を求め、確率表を作成する。こうして求められた確率分布・確率表において、最もよく利用されている属性値が 1 となるように、式(1)を用いることにより値を 0 から 1 の間に正規化する。

$$P_j(x) = \frac{f_j(x)}{\max f_j} \dots\dots\dots (1)$$

ここで、 f_j は属性 j における確率分布の確率密度関数を表し、 $f_j(x)$ は商品 x における属性 j の確率値を表す。また、 $\max f_j$ は、確率密度関数値の最大値を示す。これにより与えられた値を $P_j(x)$ を嗜好度と呼び、 $P_j(x)$ からなる分布を嗜好分布と呼ぶ。

以上の過程により求めた嗜好分布を使用することによって、次に挙げる利点が得られる。

- (1) ユーザの商品に対する嗜好を認識することができる。
- (2) 選んだ商品が、ユーザが最も好むものからどれほどずれているかを知ることができる。
- (3) 最も商品を好む状態からのずれを補正するような商品を探し出すことができる。

特に(1)に関して、以下の式(2)を用いることにより定量的に商品 x に対する嗜好の認識を行う。

$$Ev(x) = \sum_j w_j P_j(x) \dots\dots\dots (2)$$

ここで、 $w = \{w_0, w_1, \dots, w_j\}$ は各要素が最大値 1 の商品属性間の重み比率、 $P_j(x)$ は商品 x の属性 j の嗜好度を表し、これにより求めた EV を商品適応度と呼ぶ。また、後に行う数値シミュレーションにおいて w は全て 1 とする（つまり、属性間の重みの差はないとみなす）。

〈3・3〉 商品推薦技法 本節では嗜好分布とその利点を活用した、俯瞰型推薦、仰瞰型推薦、近傍推薦による商品推薦手法を述べる（図 3）。

図 1 TPO 商品向け推薦システム

Fig. 1. Recommender system for TPO-goods.

図 2 嗜好の計量化

Fig. 2. Preference metrization.

図 3 推薦手法

Fig. 3. Recommendation methods.

俯瞰型推薦は、嗜好分布を利用した推薦手法であり、ユーザの各属性における嗜好分布の値が最大になる点（嗜好分布の頂点）から見下ろした形で商品を探し出す手法である。この手法は、ユーザにとってふさわしいと思われる商品が得られるが、選択商品の情報、つまりユーザが今興味を持っている商品情報が反映されないというデメリットがある(図 3 (a))。

一方、仰瞰型推薦は嗜好分布と選択商品を利用し、選択商品を推薦起点としてそこから嗜好分布の頂点を見上げるように商品を推薦する。この手法は、選択商品を用いるため推薦結果にその商品の情報が反映され、またその特徴によって、必ず選択商品よりもユーザにとって好ましい商品を推薦することが可能である(図 3 (b))。

また、近傍推薦は選択商品のみを利用し、俯瞰型推薦と同様にその商品を推薦起点とし、その付近を見渡すように商品を探し出し推薦する手法である。この手法は、嗜好分布を利用せず選択商品のみを用いるため、他の推薦手法よりも選択商品の情報が推薦結果に反映されやすく、選択商品が嗜好分布のどの位置にあるかによって推薦商品の質がきまる(図 3 (c))。

これら 3 手法を組み合わせることで様々な手法が提案可能である。例えば、近傍推薦と俯瞰型推薦の探索範囲を和結合させた場合、選択商品の情報を重視しつつ、選択商品より好ましい商品が推薦できる。しかしながら、後者 2 つの推薦手法は推薦商品がユーザの選択商品に依存するために、選択商品自体が嗜好分布の頂点より離れているとき、ふさわしい商品が推薦されない可能性が高い。

そこで、選択商品を用いる仰瞰型推薦、近傍推薦において、販売履歴を記憶とした Memory-based Reasoning (以下、MBR と略す) と嗜好分布を組み合わせることにより、新たな推薦起点を頂点付近に作成し、推薦商品の質を向上させることを試みる。

〈3・4〉 MBR を利用した推薦起点の改善 MBR⁽⁸⁾ は、データマイニング手法の一つであり、対象データに関する情報を過去の記憶データとの近傍度によって推論し、推論したものに過去の記憶を反映する。本論文では、この手法を推薦起点変更利用する。ただし、対象データは選択商品、記憶データは販売履歴に含まれる商品データをさす。MBR において近傍度を測る尺度として、MBR は商品

属性間の距離を用いる。その際、各データの属性値はそれぞれの尺度が異なるために正規化をする必要がある。そこで今回、式(3)によって各値を 0 から 1 に正規化し、式(4)によって距離を求める。

$$Z_{ij} = \frac{x_{ij} - \min_n x_{nj}}{\max_n x_{nj} - \min_n x_{nj}} \dots\dots\dots (3)$$

$$d_i = \sqrt{\sum_j \text{difference}_j(z_{ij}, z_{oj})} \dots\dots\dots (4)$$

ただし、 x_{ij} はデータ i における属性 j の値を表し、特に x_{oj} は対象データの値、 z_{oj} は正規化された対象データの値を表す。そして d_i は対象データとデータ i の距離の合計を表す。また、式(4)における $\text{difference}_j(A_f, B_f)$ は次の式(5)によって与えられる。

$$\text{difference}_f(A_f, B_f) = \begin{cases} (A_f - B_f)^2 & (\text{property } f \text{ is numerical}) \\ 1 & (\text{property } f \text{ is nominal and } A_f \neq B_f) \\ 0 & (\text{property } f \text{ is nominal and } A_f = B_f) \end{cases} \dots\dots\dots (5)$$

MBR には、 $0 \leq d_i \leq D$ (D は閾値を表し、以下、この範囲を近傍範囲と呼ぶ) を満たすデータから推論する RangeQuery 法⁽²⁾と、 d_i の下位 k 個のデータを用いて推論する k -Nearest Neighbor 法⁽²⁾⁽³⁾⁽⁸⁾がある。本研究では、RangeQuery 法を用い、式(4)によって全てのデータの距離を求めた後、次の式(6)によって新たなデータ y を推論する。

$$y_j = \frac{1}{k} \sum_{n=1}^k X_{nj} \quad X = \{x_{ij} | 0 \leq d_i \leq D\} \dots\dots\dots (6)$$

ただし、 y_j は新たに推論されたデータ y の属性 j の値、 k は集合 X の個数を表す。

以上の過程により求めた推薦起点は、MBR の近傍探索という性質上、対象データと似たものになる。また、ユーザの嗜好が組み込まれていないために、対象データが嗜好分布の頂点から離れている際、推薦起点もまた同様の結果となる可能性がある。そこで、ユーザの嗜好を反映するために、式(4)に嗜好度と商品属性間の重みを掛け合わせた式(7)を用いて推論にバイアスをかける。

$$d_i = \sqrt{\sum_j w_j P_j(x_j) \text{difference}_j(z_{ij}, z_{oj})} \dots\dots\dots (7)$$

これにより、たとえユーザが商品適応度の低い商品を選

図 4 MBR による推薦起点の改善

Fig. 4. Improvement of retrieve marker by MBR.

んだとしても、嗜好度が低い属性軸（図 4 における横軸）に関して近傍範囲を相対的に拡大することにより、嗜好分布の頂点に近いデータを近傍範囲に含めることが可能になる。つまり、ユーザの嗜好を考慮した推薦起点の変更が可能になる。

4. シミュレーション

〈4・1〉 シミュレーション概要 本シミュレーションでは、TPO 商品のひとつであるビジネスホテルに関して、実データを用いて 3 章で述べた各推薦手法の数値検証を行う。ビジネスホテルは、2 章で述べた TPO 商品の特徴を全て満たしており、そのデータはシミュレーションとして用いるのにふさわしい。そこでこのデータを用いて、まず(a)俯瞰型推薦、仰瞰型推薦、近傍推薦の各推薦手法についてシミュレーションを行い、続いて、後者 2 つの推薦手法に関して(b)MBR を利用した場合におけるシミュレーション、(c)MBR での嗜好分布を付加した場合におけるシミュレーションを行う。ただし、MBR における RangeQuery 法の閾値は 0.05 とする。

このシミュレーションで使用するデータとして、ユーザ約 10,000 人分の 2000 年 7 月から 2004 年 4 月までに購入した販売履歴 400,000 件のデータを用いた。これらのユーザの販売またパラメータとして、商品属性は、価格、部屋の広さ、公共交通機関からの距離、朝食サービスの有無を用いた。ここで、そのパラメータに属した嗜好分布を作成する際、初期の購買と最新の購買を独自に分析した結果、ユーザの嗜好が変化していることがわかった。そこで、嗜好分布は各ユーザの最新購買データ 20 件分を用いることで作成した（ただし、20 件は著者らが分析した結果、全てのユーザが嗜好分布を確実に作成できる最小の件数である）。また、ユーザの販売履歴データから擬似商品データを作成し、それを評価データとして用いた。

本シミュレーションにおける評価指標として、商品適応度と推薦精度を用いる。推薦精度は、各手法がその評価データの評価値よりもよいものをもつ商品を、推薦した全商品の何割推薦できたかを評価することで行う。

図 5 シミュレーション結果

Fig. 5. Simulation results.

〈4・2〉 結果と考察 シミュレーションした結果を図 5 に示す。図 5 において横軸には販売履歴をとり、縦軸には商品適応度もしくは推薦精度をとる。ただし、Extended MBR は本論において提案した MBR 手法を示す。

最初のシミュレーション結果である図 5(a)において、俯瞰型推薦、仰瞰型推薦、近傍推薦を比較したとき、前者 2 つの手法は共に、推薦精度、商品適応度において高い評価値を指していることが確認できた。しかしながら、近傍推薦はそれに及ばず、仰瞰型推薦、俯瞰型推薦の 5 割ほどの値にとどまっている。これらの大きな違いは、嗜好分布を用いているかどうかであり、嗜好分布を用いたことが評価値に大きく影響を与えていると推測できる。

続いて嗜好分布を付加していない MBR を使用した場合、図 5(b)に示されるように仰瞰型推薦、近傍推薦ともに、商品適応度、推薦精度の上昇が確認できた。特に近傍推薦において、推薦精度は 2 割ほどの向上が見られた。

最後に嗜好分布を付加した MBR を用いたシミュレーションでは、図 5(c)に示されているように先のシミュレーションよりも評価値が向上していることが確認できた。仰瞰型推薦においては商品適応度においてほとんどの場合において最も高い値を示しており、近傍推薦においては商品適応度、推薦精度ともに嗜好分布を付加する前より高い評価値を示している。また近傍推薦において、販売履歴が増加す

るに従って僅かながら推薦精度が増加する傾向が確認できた。これは、嗜好を考慮した MBR による推薦起点の改善が、履歴データが多くなるにつれてより効果的に働いており、推薦精度が推薦起点の影響を受ける近傍推薦に表れていることを示していると我々は考察した。

5. おわりに

本論文では、販売履歴を用いた TPO 商品向け推薦システムについて述べた。まず TPO 商品の特徴である多属性、多様性、高頻度更新について述べ、従来のフィルタリング技術を適用した時に考えられる問題点を明確にした。そして、(1)販売履歴を元に嗜好を予測する、(2)第三者との関連よりも、個人の嗜好に特化した推薦を行う、という2つのポリシーに基づいてシステムを設計した。そのシステムは、統計手法による嗜好の計量化手法と嗜好分布を用いた俯瞰型推薦、仰瞰型推薦、近傍推薦の3通りの推薦手法を基盤に成り立っている。特に、推薦手法における後者2つの推薦手法においては、MBR に嗜好分布を付加させることにより推薦精度を改善させる手法を提案した。提案手法の数値検証シミュレーションでは、各推薦手法の特徴が確認でき、また MBR による改善も確認できた。

本論文において、嗜好分布を用いることによって TPO 商品の推薦を行った。しかしながら、十分な量の販売履歴データがない時に嗜好分布が作成できない、商品属性間の重み抽出についてまだ対処しきれていないといった問題が残る。ここで、ユーザの意思決定は購買時における参照している Web ページや商品情報を元に行っていることを考慮すると、その行動履歴にはユーザの嗜好が何らか含まれていることがわかる。そこで次なる研究の発展として、販売履歴だけでなくユーザの行動を収集することにより、嗜好分布作成に必要なデータを補い、商品属性間の重み抽出機能をつけたいと考えている。

謝 辞

本論文のために、個人情報保護すべく匿名に加工した上で販売履歴に関するデータを利用する機会を頂いた、(株) ベストリザーブ CEO の小野田純氏に感謝する。

(平成 17 年 4 月 4 日受付, 平成 17 年 8 月 12 日再受付)

文 献

- (1) M. Balabanovic and Y. Shoham : "Fab: Content-Based, Collaborative Recommendation", *Commun. of the ACM*, Vol.40, No.3, pp.66-72 (1997)
- (2) B. Braunmueller, M. Ester, H.-P. Kriegel, and J. Sander : "Multiple Similarity Queries: A Basic DBMS Operation for Mining in Metric Databases", *IEEE Trans. on Knowledge and Data Eng.*, Vol.13, No.1 (2001)
- (3) S. Cost and S. Salzberg : "A weighted nearest neighbor algorithm for learning with symbolic features", *Machine Learning*, Vol.10, pp.57-78 (1993)
- (4) M. Claypool, A. Gokhale, T. Miranda, P. Murnikov, D. Netes, and M. Sartin : "Combining content-based and collaborative filters in an online newspaper", *Proc. of the ACM SIGIR '99 Workshop on Recommender Systems: Algorithms and Evaluation*, Berkeley, California (1999)

- (5) D. Goldberg, D. Nichols, D. Gupta, and C. Perkins : "Using collaborative filtering to weave an information Tapestry", *Commun. of the ACM*, Vol.35, No.12, pp.61-70 (1992)
- (6) Z. Huang, W. Chung, and H. Chen : "A Graph Model for E-Commerce Recommender Systems", *J. of The American Society for Information Science and Technology*, Vol.55, No.3, pp.259-274 (2004)
- (7) B. Krulwich : "LIFESYLE FINDER: Intelligent User Profiling Using Large-Scale Demographic Data", *Artificial Intelligence Magazine*, Vol.18, No.2, pp.37-45 (1997)
- (8) K. Maeda and Y. Yaginuma : "A Memory-based Reasoning Applicable to Business Problems", *The Japanese Society for Artificial Intelligence*, Vol.19, No.1, pp.20-27 (2004)
- (9) M. J. Pazzani and D. Billsus : "Learning and revising user profiles: The identification of interesting Web sites", *Machine Learning*, Vol.27, pp.313-331 (1997)
- (10) M. J. Pazzani : "A Framework for Collaborative, Content-Based and Demographic Filtering", *Artificial Intelligence Review*, Vol.13, No.5, pp.393-408 (1999)
- (11) P. Resnick and H. Varian : "Recommender System", *Commun. of the ACM*, Vol.40, No.3, pp.56-58 (1997)
- (12) P. Resnick, N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom, and J. Riedl : "GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews", *Proc. of Conference on Comput. Supported Cooperative Work (CSCW'94)*, Chapel Hill, NC, ACM Press, pp.175-186 (1994)
- (13) J. L. Romeu : "Anderson-Darling: A Goodness of Fit Test for Small Samples Assumptions", *RAC/START*, Vol.10, No.5 (2003)
- (14) R. Saga and H. Tsuji : "Alternative Goods Recommender by Customer's Context -Example for Business Hotel Room Reservation-", *Proc. of The Third International Conference on Active Media Technology*, pp.331-334 (2005)
- (15) R. Saga, H. Tsuji, and J. Onoda : "Agent System for Notifying Hotel Room Reservation Alternatives", *Proc. of 11th International Conference on Human-Computer Interaction, USA (2005)* (in CD-ROM)
- (16) A. I. Schein, A. Popescul, and H. Lyle : "Methods and Metrics for Cold-Start Recommendations", *Proc. of the 25th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval(SIGIR2002)*, pp.253-260, Tampere, Finland (2002)
- (17) C. Shapiro and H. Varian : *Information Rules*, Harvard Business School Press (1998)
- (18) R. Spector : *Amazon.com, get big fast*, Harpercollins (2000)

佐 賀 亮 介

(学生員) 1980 年生。2003 年 3 月大阪府立大学卒業。2005 年同大学院工学研究科電気・情報系専攻博士前期課程修了。同年同博士後期課程入学。2005 年電子・情報・システム部門研究会優秀論文発表賞受賞。現在、サブライチェーンマネジメント、エージェントシステム、ナレッジマネジメントなどの研究に従事。

辻 洋

(正員) 1953 年生。1976 年京都大学工学部数理工学科卒業。1978 年同工学研究科数理工学専攻修士課程修了。同年(株)日立製作所入社。1987~1988 年、米国 Carnegie-Mellon University 客員研究員。現在、大阪府立大学大学院工学研究科電気・情報系専攻教授。博士(工学)、技術士(情報工学)。現在経営情報システム、電子商取引、知識管理、意思決定支援システムなどの研究に従事。IEEE, ACM, 情報処理学会、システム制御情報学会等会員。