

## 購買履歴を利用した情報フィルタリング方式の研究

向井 景洋                      日高 東潮  
池田 哲夫                      佐藤 哲司

日本電信電話株式会社 NTT サイバースペース研究所  
〒239-0847 神奈川県横須賀市光の丘1 - 1  
TEL:0468-59-2625 FAX:0468-55-1152  
E-mail: mukai@dq.isl.ntt.co.jp

携帯端末における利用者の位置と嗜好に基づく情報配信では、携帯端末という特性から、任意の場所での情報受信が可能である為、“~の場所での~という行動に役に立つ”という利用者の行動あるいは行動傾向に即した情報を提供するフィルタリングが重要となる。本稿では、人間の行動の一つである購買行動に焦点をあて、利用者の場所と購買傾向との相関関係を考慮にいれたフィルタリング手法を提案する。本手法は、利用者の場所に依存した購買傾向を表現可能な利用者モデルを用いている点を特徴とする。また、購買履歴として実際のレシート情報を用いることにより、本手法の有用性の評価を行う。

### 1. はじめに

携帯端末の普及、及び近距離無線技術の進歩により、駅や喫茶店、ショッピングモール等、様々な場所に設置された情報配信用アンテナから、その付近にいるサービス利用者を対象とした、個人の携帯端末への情報配信が可能となり、実際にいくつかの実証実験が行われている。[1],[2] 携帯端末へ提供される情報は、固定端末で提供されるものをベースとしているが、実証実験ではそれに加え、情報取得位置近辺のイベント情報といった利用者の位置に基づくコンテンツが提供されている。位置情報に基づく情報提供は、前述のイベント情報だけでなく、近辺の店舗の特売情報などの広告、クーポン券の配信など広範な利用用途が考えられる為、今後ますます重要となる。

携帯端末における情報提供サービスでは、従来の固定端末の場合と比較して、操作性、画面サイズ等の物理的制約が強い為、情報全集合の中から利用者にとって不必要な情報をいかにフィルタリングすることで、必要な情報を浮かび上がらせるかという点がより重要となる。さらに、今後、携帯端末において提供され得るコンテンツの数は増加の一途を辿ると予想される点から、フィルタリングの重要性はますます高まると考えられる。

また、利用面から考えた場合、携帯端末は利用者が常に持ち歩くといった特性から、いかに利用者の

行動あるいは行動傾向により即した情報を、個人の状況に応じて提供出来るかという点も重要である。

現状の携帯端末におけるフィルタリング技術に目を向けてみると、固定端末であるパソコンで従来利用されてきた抽出手法を用いた利用者の嗜好の条件と、位置情報の条件を単純に重ね合わせたフィルタリングを行っているのみで、前述の利用者の行動あるいは行動傾向に即した情報を、その人の状況に応じて、嗜好の条件と位置情報の条件の相関を考慮した形でフィルタリングし、提供するということが行われていない。

本稿では、人間の行動の一つであり、かつ広告配信など、マーケット的に応用範囲が広い購買行動に焦点を絞り、購買履歴の分析から導き出された場所と購買傾向との相関関係を考慮に入れた、情報フィルタリング手法を提案する。本手法は、利用者の場所に依存した購買傾向を表現可能な利用者モデルを用いている点を特徴とする。

上記、利用者モデルを構築する為に必要な履歴としては、今回、購買履歴であるレシートに着目し、実データを収集、使用することにより、フィルタリング手法の有用性の検証を行った。

本稿では、以下、2章で既存手法の問題点を明らかにし、3章でその問題に対するアプローチ方法及び解決方法を記述する。また、4章で評価について説明を行い、5章以降で考察等について述べる。

## 2. 携帯端末における情報フィルタリング

### 2.1. 現状分析

現在の携帯端末における利用者の位置情報と嗜好に基づく情報提供システムでは、利用者には有用な情報を提供する機能を実現する為に、店舗情報等のような位置情報を含む情報の集合を、利用者の位置によるフィルタと嗜好によるフィルタの単純な重ね合わせによるフィルタリングを行い、情報を提示している。(図1)

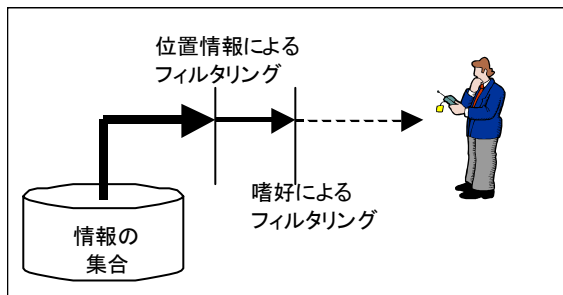


図1 .携帯端末における従来の情報フィルタリング

また、個々のフィルタについて見た場合、位置情報に関するフィルタは、

- 利用者は現在位置から近い場所の情報が欲しい

という観点から、利用者の現在位置からの距離を基にフィルタリングを行っている。

また、嗜好に関するフィルタとしては、

- 利用者は興味のある分野の情報が欲しい
- という観点から、様々な手法を用いて利用者の嗜好を抽出及び推測し、それを基にフィルタリングを行っている。利用者の嗜好の抽出及び推測方法としては複数の手法が考案され利用されているが、基本的には以下の3手法に大別される。
- 利用者の属性を元にシステムが決定する手法
  - 利用者の入力キーワードに基づく手法
  - Webの参照履歴から抽出する手法 [4]

上記3手法は、固定端末であるパソコンを対象としたフィルタリングシステムにおいて利用されてきた手法と同じ手法である。

### 2.2. 既存手法の問題点

携帯端末における情報提供システムでは、パソコンの場合と比較して利用面や物理面において、以下

に挙げる2点の顕著な差異があり、それらを考慮した情報提供を行う必要がある。

特徴 : 可搬性に富んでおり、利用者は常に携帯している

行動の状況に即した情報が必要

特徴 : 画面サイズが小さく、表示スペースが限られる

出力データ量が制限される

上記2点の特徴から、携帯端末における情報提供システムでは、情報が個人の状況に応じて、十分な絞込みをされた形で提供されることが要求される。

ここで、現状の携帯端末の情報提供システムに目を向けてみると、現在の携帯端末における位置情報と嗜好に基づくフィルタリングでは、位置情報と嗜好の2つの独立な条件の単純な組合せによりフィルタリングを行っており、利用者の嗜好は、固定端末であるパソコンを対象としたフィルタリングシステムにおいて利用されてきた手法を用いている。

携帯端末の場合、利用者は一定の場所で情報を取得するのではなく、様々な場所でその場に応じた情報を希望する。利用者の行動の傾向は場所によって異なり、その為、望む情報も異なる。特売情報を例に取ると、“家の近くでは、ブティックよりスーパーに関連する特売情報が欲しい。逆に、市街地ではブティックの特売情報の方が欲しい。”といったように、利用者の興味分野の中でも場所毎に必要なとする情報の優先順序が入れ替わる。

しかし、上記について、現在の携帯端末での情報提供で用いられている嗜好には、地理的な位置という概念がないため、場所依存性の情報を持っておらず、状況に応じた情報提供に向いていないという問題点がある。

筆者等は、この問題点を解決する為には、利用者の状況とその状況における行動傾向に応じたフィルタリング手法が必要であると考え、その検討を行った。次節以降で、そのフィルタリング手法について述べる。

## 3. 行動の傾向に基づく情報フィルタリング

本章では、利用者の状況とその状況における行動傾向に応じたフィルタリング手法の検討に対するアプローチ方法について記述する。

### 3.1 本研究でのアプローチ

人間の行動は多種多様であり様々な側面を持つ

が、今回は、購買行動に着目し、利用者の現在位置において購買傾向から利用者が好む購買ジャンルを推測し、フィルタリングに用いる手法について検討を行う。

購買行動に着目した理由としては、下記の4点が挙げられる。

- 購買行動は利用者の嗜好が明確に反映されている
- レシートという購買行動の証跡が残る為、分析、検証が可能である
- 携帯端末における位置志向型の情報配信において、利用者が望む情報として、購買に関連するものが多い
- 広告配信等、マーケット的に応用範囲が広い

また、購買ジャンルに基づくフィルタリングを行う理由は、広告等の情報提供サービスにおいては、配信の基本単位は店舗であり、利用者は一般的にジャンルに基づく店舗検索を行っている為である。

今回は、上述した通り、購買履歴としてレシートを用いるが、インフラ面の点からも、現状、携帯端末を用いた電子決済実証実験が行われており、今後、レシートデータを携帯端末内に自動蓄積可能になることが想定され、近い将来の業務適用の点からも現実的な構成であると考えられる。

利用者の購買の傾向に即したフィルタリングという点で、購買の利用者モデルとしてどのような要件を満たすべきか明確にする為に、人間の購買行動について実レシートデータを基に分析を行った。その結果、以下の傾向が抽出された。

- 場所に基いた購買の傾向がある  
(購買傾向の場所依存性)
- 人間は同じ場所で同じ行動を繰り返す傾向がある  
(購買行動の再起性)

上記より、場所毎の購買の傾向を記述可能であり、かつ購買の頻度を表現可能であることが利用者モデルの要件となる。本稿では、購買履歴であるレシートを用い、購買した店舗の属するジャンルを購買の傾向とし、ジャンルに対する購買回数を購買の頻度として、利用者モデルを構築する。なお、店舗のジャンル及び位置情報はレシートと共に取得可能であると仮定している。

上記モデルを基に、利用者の購買行動の傾向に即したフィルタリングによる情報提供を行うという流れを前提に、具体的な方式を検討する。

### 3.2 フィルタリング方式の概要

本節では、提案するフィルタリングシステムの目的、及びフィルタリングの流れなどのフィルタリング方式の概要について説明する。

#### 3.2.1 フィルタリングの目的

本稿で提案するフィルタリング方式は、購買行動の再起性、購買傾向の場所依存性に着目し、購買頻度の高いジャンルに対して、的確な広告等の情報を提供する、ジャンル単位のフィルタリングを行うことを目的とする。なお、本稿では各個人の情報のみに基づいたフィルタリングを検討する。他人の知識を用いた協調フィルタリングについては、今後の課題とする。

最終的に推薦される店舗情報は、基本的に利用者の現在位置から近く、かつその場所近辺で利用者の購買頻度の高いジャンルに所属するという条件を満たすものである。(図2参照)

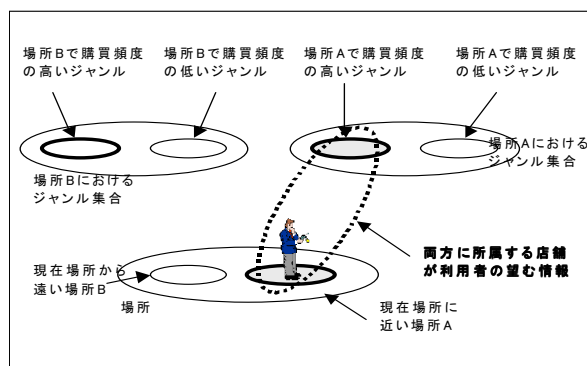


図2 . 提案方式におけるフィルタリングイメージ

上記のイメージで、本フィルタリング手法を広告配信システムに利用した場合、利用者はその場所における自分の過去の購買傾向に基づき絞られたジャンルの広告情報が取得でき、一方、広告提供者側は、広告配信場所付近にいるサービス利用者で、かつその近辺において広告の対象分野に対する購買傾向が強い個人を特定して広告を提供することが可能となる。

### 3.2.2 フィルタリング方式の流れ

本稿で提案するフィルタリング方式は以下の手順で行う。(図3参照)

- 1) 端末内に蓄積されたレシートデータから、利用者モデルを構築する。
- 2) 利用者モデルと利用者の現在情報(現在位置、現在時間)、評価関数を用いて、ユーザの現在位置近辺における各ジャンルの評価値の算出を行う。
- 3) 各ジャンルを評価値に基づいた順序で提示、あるいは、各ジャンルに属するその場所近辺の店舗の情報を提示する。

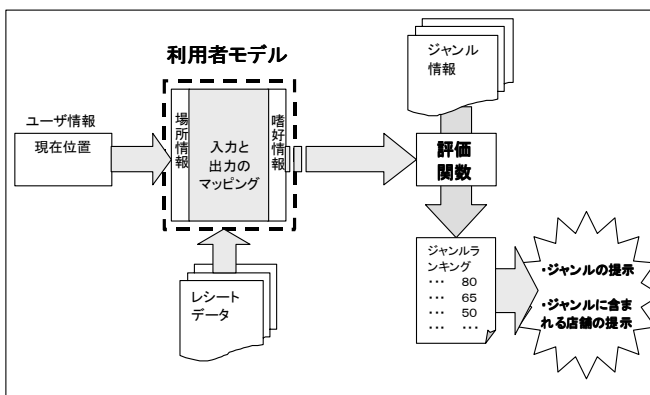


図3. 提案するフィルタリング方式

次節以降で、図3中の利用者モデル、及び評価関数について詳しく説明を行う。

### 3.3 利用者モデル

本節では、利用者モデルについて詳しく説明する。

#### 3.3.1 利用者モデルの構成要素

利用者モデルとは、“ユーザとのインタラクションを通してそのユーザに関する情報を獲得、総合した結果得られたそのユーザに関する知識”[3]と定義され、本稿では利用者モデルを“利用者の購買行動により生じるレシートデータを基に得られた利用者の状況(位置、時間)に関連付けられる購買(ジャンル)の傾向を表した利用者に関する知識”と考えることにする。この定義に基づき、購買の頻度という観点から考えた場合、利用者モデルの基本要素としては、以下のものが考えられる。

要素 : 位置的要素

対象場所付近における購買頻度

要素 : 時間的要素

対象時間における購買頻度

要素 : 嗜好(ジャンル)的要素

対象ジャンルの店舗における購買頻度

また、利用者の状況(位置、時間)に関連付けられる購買の傾向という点から、以下のものも要素として考えられる。

要素 : 要素 と要素 の関連性を示す要素

対象場所付近で、対象ジャンルに対する購買頻度

要素 : 要素 と要素 の関連性を示す要素

対象時間での対象ジャンルの購買頻度

本稿では、上記要素のうち、特に場所に基づく購買傾向について検証する。その為、時間に関連する要素である要素 と要素 を除き、要素 、 の3つを基本要素とする利用者モデルを構成する。

### 3.3.2 利用者モデルの構造

前節で記述した3つの要素を用いた利用者モデルの構築方法について述べる。

#### 3.3.2.1 利用者モデルの概要

利用者モデルを、フィルタリング手法のフローの観点から述べた場合、“利用者の位置情報の入力に対し、評価値付きのジャンルを提示する機能であり、利用者の行動範囲を示す場所情報と購買傾向を示す嗜好情報を結びつける機構”と考えることが出来る。従い、入力である場所の層と出力である嗜好の層を考え、その間の関連性を表す機構を本稿の利用者モデルと考えることが出来る。

#### 3.3.2.2 各層の粒度及び構成について(要素、要素)

##### (1) 嗜好層について

利用者の嗜好は、購買商品、店舗、ジャンル等様々な粒度で扱うことが可能であるが、広告の配信などを考えた場合、広告の単位としては店舗を用いることが一般的であり、利用者はこの店舗をジャンルという体系に基づき取捨選択する。従い、ジャンルを嗜好の層の構成単位として扱うこととする。各ジャンルには、利用者のジャンルに対する購買の度合いを示す値として、そのジャンルでの購買回数を保持する。

また、ジャンルの性質を考えた場合、“料理店”、“レストラン”のように連続して購買を行わないジャンルと、“居酒屋”のように再起性のある購買を行うジャンルに分類出来る。このような性質を利用者モデルとして保持しておくことにより、料理店のレシートが発生した場合、“料理店”や“レストラン”のジャンルに関する評価値を一時的に下げる等の処理を行うことにより利用者の行動に即した情報提示が可能になる。この情報を嗜好層のジャンルのリンクとして情報を保持する。

## (2) 場所層について

広告などの配信を考えた場合、場所に関しては購買に結びつく利用者を限定するという観点から商圈によるセグメント化を行うことが望ましい。しかし、商圈は、人口密度、商業規模など様々な要素を基に決定されるものであり、システムで扱い易い一般化された形に整理することが困難である。そこで、本稿では代わりに平均的な商圈と同一面積で場所をセグメント化する方法として、扱いが簡単である緯度経度に基づき分割した正方形領域を一セグメントと扱う方法を取り、それを場所層の最小構成単位として扱うこととする。ただし、セグメントの一辺の距離は、一般的な商圈を意識し、数百 m から数 km の範囲の値を一つ設定することとする。

### 3.3.2.3 場所 - 嗜好の関連性について (要素)

利用者のその場所のセグメントと嗜好の関連性を表現する為に、場所層の対象セグメントと嗜好層の対象ジャンルの間にリンクを形成し、2層間の関連度として、対象セグメントでの対象ジャンルの購買回数を保持する。

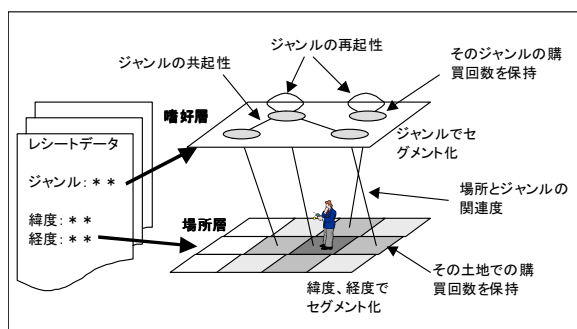


図4 . 利用者モデル

## 3.4 評価関数

情報の対象集合からフィルタリングを行う為には、特定の手法を用い、フィルタリング対象に対し、評価値を付与する必要がある。本節では、フィルタリング対象の評価値を算出する評価関数について記述する。

本稿では、特に利用者モデルの場所に依存した嗜好に関連する部分に注目して評価を行う。従い、本稿では、ジャンル間のリンクの部分については扱わないこととする。

### 3.4.1 評価関数としての要求条件

利用者の位置情報に対して、その場所周辺における各ジャンルの評価値がいかにあるべきかを整理し、評価関数に対する要求条件を導いた。下記に、要求条件を列挙する。

- 1) 現在位置のセグメントにおける購買傾向の高いジャンルの評価値は高い方がよい
- 2) 現在位置から距離が近いセグメントに関する情報は、評価値が高い方がよい

これらの要求条件を満たす式は多々考えられるが、簡単かつ全ての条件を満たすという観点から、場所に関する評価値、場所とジャンルの関連性、ジャンルに関する評価値を評価関数の要素とし、評価関数を導いた。次節で、評価関数について説明を行う。

### 3.4.2 評価関数

前記した要求条件に基づいた評価関数を本節で検討する。

場所セグメント  $P_0$  とジャンル  $G_0$  の間に結ばれるリンクの値  $L_{P_0G_0}$  は、初期値を 0 とし、場所  $P_0$  かつジャンル  $G_0$  であるという条件で、購買を行った場合に、値を 1 ずつ増加させる。

場所セグメント  $P_0$  のみを考えた場合のジャンル  $G_0$  に対する評価値  $h(P_0, G_0)$  は、その場所における対象ジャンル  $G_0$  への購買の興味の度合いを示す値である  $L_{P_0G_0} / P_0$  と、対象ジャンルのその場所に対する重要度を示す値である  $L_{P_0G_0} / G_0$  を掛け合わせた下記の式とした。

$$h(P_0, G_0) = \frac{\left( L_{P_0G_0} \right)^2}{P_0 G_0} \quad (1)$$

要求条件 1)から、式(1)に距離による減衰を示す変数  $\alpha$  を導入し、対象場所セグメントの周辺の隣接する 8 セグメントの情報を考慮にいれたものを今回使用する評価値とする。従って、場所セグメント  $P_0$  におけるジャンル  $G_0$  に対する評価値  $H_{P_0G_0}$  は、場所セグメント  $P_0$  を取り巻く 8 つのセグメントを図 5 に示す通りに  $P_1$  から  $P_8$  とした場合、下記に示す関数とした。(図 5 参照)

$$H_{P_0G_0} = \sum_{n=0}^8 (\alpha_n h_{(P_n, G_0)}) = \sum_{n=0}^8 \left\{ \alpha_n \frac{(L_{P_n, G_0})^2}{P_n G_0} \right\} \quad (2)$$

$\alpha$  : 現在位置からの対象場所セグメントまでの距離による減衰値

$P_n$  : 対象場所セグメントにおける購買回数

$G_n$  : 対象ジャンルにおける購買回数

$L_n$  : 対象場所セグメントにおける対象ジャンルの購買回数

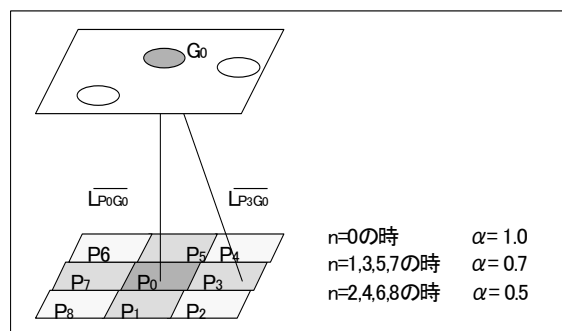


図 5 . 評価関数

#### 4. 評価実験

提案手法の有効性を検証する為の評価実験について説明を行う。評価は、本手法によって評価付けしたジャンルが、どの程度利用者の望む情報のジャンルに即しているのかという観点から行う。

##### 4.1. 提案モデルの有効性の評価

提案手法に基づき提示されるジャンルが、利用者の本来望むジャンルにどの程度即しているかを評価する為、本システムと被験者によって順位付けされたジャンルとを比較検証する。具体的には、下記の 3 種の順位付けされたジャンルを用意し、3 種類のデータの距離を、文書検索の分野においてフィルタリング手法の評価を行う際に一般的に利用され

ている距離測定関数 : ndpm(Normalized Performance Measure)[11] を用いて測定し、比較する。

データ : 提案手法により算出されたジャンルの順位

データ : ユーザが場所毎に与えたジャンルの順位 (正解)

データ : ユーザが場所に関係なく固定的に与えたジャンルの順位 (従来手法)

具体的な実験の手順を以下に示す。

- (1). 各被験者に対し、それぞれの購買行動範囲の中から購買頻度の高い場所 (駅) を 2 ~ 3 箇所選び出し、それぞれの場所の近辺において特売情報などの広告の配信を望むジャンルの順位付けを実施してもらう。順位付けの対象ジャンルはその被験者が一度でも購買歴のあるジャンル (実験のレシートとして存在している店舗のジャンル) とする。この各被験者の各場所における順位付けをデータ とし、これを各被験者の各場所での正解として扱う。
- (2). 各被験者に場所を考慮せずに、必要とするジャンルの順位付けを実施してもらう。この順位をデータ とし、従来手法とする。
- (3). 被験者に収集してもらったレシートを基に、提案モデルと評価関数を用い、各被験者の各場所における順位付けされたジャンルの一覧を算出する。これをデータ とする。
- (4). データ とデータ、データ とデータの距離を、距離測定関数 ndpm を用いて測定し、従来手法と本手法の比較を行う。

上記手順で、被験者 6 名を対象に、実験を行った。本稿で提案するフィルタリング手法は、利用者が購買種類の少ない場所の場合、推薦されるジャンルの種類が十分でないケースが発生する。そのような場合については、利用者の各ジャンルに対する順位付け (データ) を基に補完を行う。

##### 4.2. 評価データ

評価実験で使用するデータとして、被験者 6 名に 3 ~ 4 ヶ月間のレシートの収集を実施してもらった。

各人のレシート枚数は、一番少ない人が 107 枚、一番多い人が 235 枚、一人あたり平均 152 枚であ



った。

また、ジャンルに関しては、被験者全員の購買を行った店舗は、タウンページのジャンルを基に分類した結果、述べ 41 ジャンルの中に含まれ、各被験者の購買したジャンル数の平均は 16 であった。

### 4.3. 実験結果

4.1 節において記述した評価実験の結果を記述する。

#### 4.3.1 提案モデルの有効性の評価について

場所に関係のない嗜好情報を基にフィルタリングを行う従来手法と比較して、提案手法が有効であることを示す為に、4.1 節の手順で検証を行い、被験者毎の従来手法と本手法における距離の平均値を算出した。結果を図 6 に示す。また、場所毎の従来手法と本手法の比較を図 7 に示す。なお、モデルのパラメータとしては、場所は一辺 1km でセグメント化し、距離の減衰パラメータである  $\alpha$  は 1.0, 0.7, 0.5 とした。

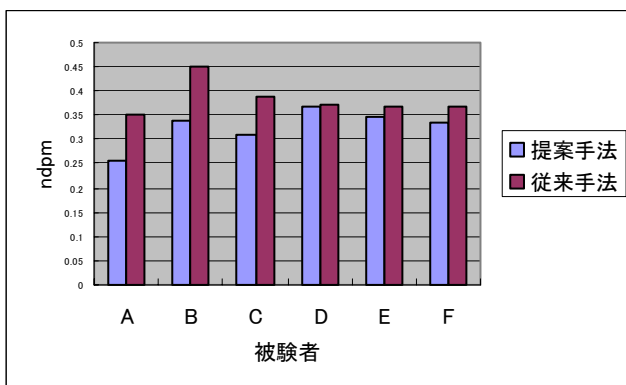
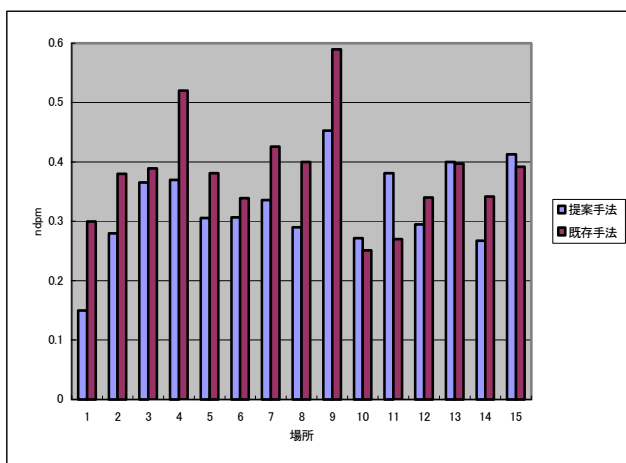


図 6 . 被験者毎の従来手法と本手法の比較



### 図 7 . 場所毎の従来手法と本手法の比較

図 6 から、各被験者単位で集計した場合、被験者 6 名に対し、被験者 5 名において、ndpm 値が低く、本提案手法が従来手法と比べ正解との距離が近く、利用者の望むジャンルの順序をより正確に推測できている事が分かる。残りの被験者 1 名は、ほぼ同じ ndpm 値を示した。次に、場所単位で集計した場合は、図 7 に示す通り、被験者 6 名の場所の総和である 15 箇所中 11 箇所、提案手法の評価値が従来手法より良い値を示した。残りの 4 箇所に関しては、1 箇所がほぼ同じ ndpm 値を示し、3 箇所では従来手法の方の ndpm 値が良い値を示した。

## 5. 考察と今後の課題

評価実験で得られた結果を基に考察を行う。また、今後の課題について述べる。

### 5.1. 考察

4.3.1 節の実験結果において、被験者単位で 6 名中 5 名、場所単位では 15 箇所中 11 箇所提案手法が従来手法より良い評価値が得られ、大部分の場合において本提案手法が有用であることが示された。

提案手法が従来手法より悪い評価であった 3 例について原因を分析すると、4.1 節に記述の利用者に行ってもらった各場所において正解となるデータの順位付けの観点の偏りが原因に挙げられる。具体的には、データ と、評価を行った複数の場所の一つのデータ が非常に近い観点を順位付けが行われており、その場所における従来手法の評価値が極めて良くなる為、相対的に提案手法が劣っていると考えられる。被験者単位で見た場合、複数の地点における ndpm 値を平均することにより、この偏りが軽減され、総合的には提案手法が、従来手法より良い評価を示している。上記評価観点の問題点については、本評価手法が、利用者の主観に基づく採点を使用している為に生じるものであり、今後、より客観的な評価方法の検討が必要である。

### 5.2. 今後の課題

今後の課題としては、以下のような点が挙げられる。

1. 今後、本稿で得た結論をより確かなものにしていく為に、被験者数、サンプル数を増やしたさらなる実験が必要である。

2. 各場所により、購買傾向が均一である範囲が異なり、一定の距離でセグメント化している部分を、クラスタリング手法等を用い可変にするなどの検討が今後、必要である。
3. 本稿では、モデル内に時間に関する要素を含めていないが、本来、購買を行う時間帯により購買する傾向が異なる場合もあると考えられる。従い、どのような形で時間の要素を含めていくべきであるかも含め、検討を行っていく必要がある。
4. 購買回数、購買種類が少ない場合に、順位付けが可能なジャンル数が限られることも今後の課題と考えられる。これについては、協調フィルタリング等の手法との組合せ方法について、今後、検討を行う必要がある。

## 6. まとめ

本稿では、人間の行動の一つである購買行動に焦点を当て、利用者の場所と購買傾向との相関関係を考慮にいたした情報フィルタリングを可能とするフィルタリング手法の提案を行った。本提案手法では、利用者の場所に依存した購買傾向を表現可能な利用者モデルを用いている点が特徴として挙げられる。また、実世界の購買履歴であるレシート情報を用い本手法の有用性の評価を行った。その結果、大部分の場合において、提案手法が従来手法より適切なフィルタリングを行うことを示した。

## 参考文献

[1]. Biportable, <http://www.ntt-east.co.jp/biportable/>

[2]. Goopas, <http://goopas.jp/index1.html>

[3]. 杉本雅則, “情報収集システムにおけるユーザモデリングと適応的インタラクション”, 人工知能学会誌 14(1), pp25-32, 1999

[4]. 茶園他, “モバイル情報配信プラットフォーム TPOCast - 松江市における観光 GIS 実験への適応”, 第 62 回情報処理全国大会

[5]. Badrul Sarwar, George Karypis, Joseph Konstan, and John Riedl, “Item-Based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms”, WWW10, May 1-5, 2001, Hong Kong

[6]. George Karypis, “Evaluation of Item-Based Top-N Recommendation Algorithms”, Technical Report CS-TR00046, Computer Science Dept., University of Minnesota, 2000

[7]. Marko Balabanovic, Yoav Shoham, “Content-Based, Collaborative Recommendation”, Vol.40, No.3, COMMUNICATIONS OF THE ACM, March 1997

[8]. 三浦信幸, 高橋克巳, 島健一, “個人適応型 WWW におけるユーザモデル構築法”, 情報処理学会論文誌 Vol.39 No.5, May 1998

[9]. John S. Breese, David Heckerman, Carl Kadie, “Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering”, Proceedings of the Fourteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, Madison, WI, July, 1998. Morgan Kaufmann Publisher

[10]. 木村陽一, “ニューラルネットにより条件付確率を学するベイジアンネット”, Workshop on Information-Based Induction Sciences (IBIS'98), 1998

[11]. Y.Y. Yao, “Measuring Retrieval Effectiveness Based on User Preference of Documents”, 46(2):133-145, JOURNAL OF THE AMERICAN SOCIETY FOR INFORMATION SCIENCE, 1995

[12]. 坂上秀和, 早坂里奈, 神場知成, “ActiveTrace: 位置および行動依存情報配信と解析のためのモバイルマーケティングプラットフォーム”, DICOMO 2001 シンポジウム