エントロピーを利用した推薦システムの提案 ～協調フィルタリングの新たな展開～

- ①——問題意識の所在
- ②——顧客との関係性の変化
- ③——協調フィルタリング
- ④——シャノンのエントロピーを用いた協調フィルタリングの提案
- ⑤——エントロピーを用いた協調フィルタリングの実験
- ⑥——さらなる協調フィルタリングに向けて

新井 範子

● 専修大学 経営学部 教授

——問題意識の所在

ECの広がりやITの進展により、個々の顧客に対して個別の対応をすることが可能となってきた。その個別に嗜好を分析し、個別に嗜好にあったものを推薦するシステム(Recommender System)は、EC市場の拡大によって、その重要性を増している(Schaferら 2001)。Resnickら(1994)の提案している協調フィルタリングが、推薦システムの代表的なシステムとして広く使われているが、Grouplenzの方式は、消費者の行動の分析にフォーカスしたものであり、商品特性を加味していない。より推薦の精度を上げるためには、商品の特性を取り入れたシステムとして、今回は、シャノンのエントロピーを用いて、協調フィルタリングの改良を試みた。

——顧客との関係性の変化

1. 推薦システムの必要性

インターネットの浸透により、マーケティ

ング環境が大きく変化してきている。

まず第1に、顧客との関係性の変わってきたことである。インターネットの登場により、積極的な情報探索がしやすくなり、消費者がコミュニティを形成し情報交換の場を築くなど自発的に情報を発信しはじめ、企業と消費者の情報格差は解消されてきた。そして、さらに消費者がプロシューマー化し、自分の生活の自己組織化を強めていき、企業が情報化に対応し、商品開発の多様化が進むと、消費者との「協働型」のマーケティングが必要となると上原(1998)は述べている。そして、その消費者が発信した情報、そして、購入情報や行動履歴など、企業が消費者の個別に情報を蓄積できるようになり、個別対応の関係性を築ける環境になり、個別対応のマーケティングが展開できるようになってきたのである。

そのような状況で、顧客との協働関係を促進するために、顧客に働きかけ、その顧客の嗜好を把握して顧客への働きかけのシステム、パーソナライゼーション&リコメンデーション(以下P&Rとする)が効果的であろう。ことにECサイトにおいては、実際の店頭のように、その顧客の嗜好を把握して推薦することができないので、P&Rのシステムが自

動的に動くようにしなくてはならない。

Hagel III and Singer (1999) は、デジタルネットワークの中の新たなビジネスとして「インフォメディアリ」(informediary) という情報を仲介するビジネスを提案している。インフォメディアリは、顧客がインターネット上で自分の必要な情報を最大限に得ることができるように、サポートするものである。EC サイト上で P & R のシステムをもつことは、EC サイトの今後のマーケティングツールとして必要となっていくであろうことは容易に想像できる。

2. カスタマイゼーションとパーソナライゼーション

個別の顧客対応として、パーソナライゼーションとは別に、カスタマイゼーションという概念がある。カスタマイゼーションは、ワン・トゥ・ワン・マーケティングの主軸となる概念であり、顧客を個別の存在として識別し、顧客とのコミュニケーションを通じてその顧客にふさわしい商品やサービスを提供することをさす。現在、パーソナライゼーションとカスタマイゼーションは混同して使用されている場合が多い。カスタマイゼーションも、パーソナライゼーションも「個別対応」という点においては同じである。この区別については、Nunes and Kambil (2001) は、「カスタマイゼーションは、サイトを訪れた人が自分自身の好みを指定する。一方、パーソナライゼーションは、消費者自身が明らかにした好みには頼らない」と分類している。消費者が明示的に自分の好みを登録し、また、選択肢の中から自分の好みのものを選び、好みにつくりあげていくという消費者主体によ

るものを「カスタマイゼーション」、一方、消費者自身が自分の嗜好を明確に登録したとしても、そのデータや行動や購買の履歴によって、プロファイルしていく、つまり、消費者自身の能動的な働きかけではなく、消費者にとって暗黙のうちに行為されるものを「パーソナライゼーション」とここでは区別することにする。

Gilmore and Pine (1997) は、顧客自身がどの程度、手を加えていくのかによって、カスタマイゼーションのレベルを4つ設定している。その中のひとつの手法として、顧客がまるで手を加えることなく、企業側が顧客一人ひとりの行動を観察して、カスタマイズしたことがわからないようにアプローチする方法を「深層型カスタマイゼーション」といっているが、この「深層型カスタマイゼーション」それこそが、パーソナライゼーションであると考えられる。このことから、パーソナライゼーションはカスタマイゼーションのひとつの形式という捉え方もできる。

—— 協調フィルタリング

1. 協調フィルタリングのシステム

それでは、顧客に対してパーソナライゼーションし、適切なものを推薦するためには顧客の行動をどのように分析し、顧客にあったモノを探しだせばいいのであろうか？

現在使われている P & R の手法としては、あらかじめ消費者の好みを登録しておいて、そのカテゴリーにあったものを推薦する「プロファイル・マッチング (静的マッチング)」や、あらかじめ決めておいたルールによって、

推薦する「ルールベース」によるもの、それから、インターネット上のショッピングサイト『amazon』に代表される「協調フィルタリング (collaborative filtering)」等がある (新井ら 2002)。「協調フィルタリング」は個別対応できることや属性の登録などの手間がかからないために消費者の負担が少ない点からみると、協調フィルタリングは P & R に適した手法である。

協調フィルタリングは、他者の情報を使って、推奨する情報を探っていこうとするシステムである。これは「口コミ」の原理を使って、ある消費者が未購入のものに際して、他の消費者の行動や意見といったデータを使用して、推薦するかどうかを決めるものであり、顧客の集団的な動きがルールになる仕組みである。具体的には、個々の顧客の過去の履歴やモノや情報に対する評価の蓄積されたデータを分析し、その顧客と似ているデータの構造となっている顧客を探し出す。そして、その似ている顧客のデータから、当該顧客の嗜好を分析し、推測し、情報を提供していく。

つまり、「過去の履歴が似ている人は、似たものが好きである」という前提にしたがっている。

協調フィルタリングの概念をはじめて用いたのは、アメリカのゼロックス社の PARC (Palo Alto Research Center) の Goldberg らが 1992 年に発表した「Tapestry」のシステムである (Goldberg et al. 1992)。Tapestry はネット上のニュースに対する評価を蓄積し、その評価が似ている人を探し出すものである。その後、ミネソタ大学に「GroupLens」(Resnick et. al. 1994) と呼ばれるプロジェクトが生まれた。GroupLens では、配信されたニュースに対して、SD 法によって、5 段階の評価をし、その評価によって類似している顧客を探すシステムである。このシステムは、その後、EC サイト上で広く使われ、(Resnick and Varian, 1997.)、現在でも協調フィルタリングのスタンダードとなっている。Resnick ら (1994) の GroupLens による方法は、図-2 に示すように、それぞれの消費者の選択したものの評価の相関によって嗜好をよ

■図——1

協調フィルタリングの流れ (EC サイト)

Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J. and Riedl, J. (2000) を参考にして、筆者作成

■図—— 2

GroupLens 式協調フィルタリングの類似性の手法
(Resnick et al.,1994)

	アイテム 1	アイテム 2	アイテム 3	アイテム 4
顧客A	1	3		5
顧客B	2		5	3
顧客C		3		3
顧客D		5	5	xを予想

AとDの相関
BとDの相関
CとDの相関

A, B, Cの嗜好の
類似度を反映
させて、Xを予想

みとくものである¹⁾。つまり、あの消費者の嗜好を他人の嗜好の線形和で予測する。そして、消費者間の相関係数を線形結合のウエイト付けとして用いるのである。つまり、最も似ている人の嗜好を最も強く反映させながら、当該消費者の嗜好を予測するのである。

利用者 X による評価 x と利用者の評価 y の類似度 c は以下のように求める。

$$c = \frac{\sum (x - \bar{x})(y - \bar{y})}{n * stdev(x)stdev(y)}$$

さらに、 x の予測スコアを求める式は以下である。

$$S = \bar{x} + \frac{\sum (y - \bar{y})c}{\sum |c|}$$

その他、類似性を図る手法は、パターン認識のアルゴリズムであるサポートベクターマシン (SVMs) を用いているもの (Vapnik, V. 1998) など、最近いろいろな手法が提案されている。日本では、コンピュータサイエンスの分野でいろいろな協調フィルタリングの方法は提案されている。たとえば、Kamishima

(2003) は、SD 法を用いての評価を元にする方法は、消費者の嗜好の強さが一定ではないので、好き嫌いの評価ではなく、何番目に好きか、という順位による協調フィルタリングを提案している。また逐次的 2 項関係学習法を用いた Abe and Nakamura (1998) などがある。

協調フィルタリングを実際に使用している EC サイトは、アメリカでは多くみられる。たとえば、書籍ではアマゾンやバーンズ アンド ノーブル、映画では、Cinemax, MovieLens など、おもちゃではトイザらス、レストランでは Entree や Bostondine、そして、ネット上の新聞配信では Los Angeles Time などがある。

2. GroupLens 方式の限界

前述したように、Resnick ら (1994) の GroupLens が提案している協調フィルタリングの手法が現在、最も広く使われ、基本となっている方式である。しかし、この方式の協調フィルタリングには以下の欠点がある。それは、得点の予想が正確になるまでに多くのデータの蓄積が必要となることである。データが少ない段階では正確な予想ができない。さらに、新しく加わったデータの差分だけでの処理ができない。協調フィルタリングの研究では、どのように消費者間の類似性を測るかといったことが、コンピュータ・サイエンスの領域では多く取り上げられてきた。しかし、マーケティングの分野においては、協調フィルタリングが取り上げられた研究は、最近、少しずつみられてきたものの、数はまだ少ない。しかし、今後の個別対応型マーケティングの発展のためのリコメンデーションの

必要性から考えると、マーケティング的な視点を取り入れた、協調フィルタリングの方法について考えなくてはならないだろう。

市場の視点を取り入れると Resnick ら (1994) の Grouplenz 方式の協調フィルタリングには大きな欠点がある。それは、すべての商品を同様に扱うという点である。実際の市場を考えてみると、同一カテゴリ内のモノであっても、ベストセラー商品的なものとニッチ商品とがある。たとえば、誰もが知っている商品と、「知る人ぞ知る」というような商品である。もちろん、購入経験は、マス商品のほうが圧倒的に多いであろう。それを、そのまま協調フィルタリングに利用すると、多くの人に選択されているものの類似と、少数にしか選ばれなかった類似が同じ強さで扱われてしまうのである。

わかりやすく例をあげてみよう。たとえば、フルーツの購入履歴データがあったとしよう。一般的に購入されることが多い「みかん」や「りんご」と、たとえば「ドラゴンフルーツ」や「スターフルーツ」といった一般的に食卓に上ると思われないフルーツも同様に扱う。しかし、「みかん」を買っている同士の類似よりも、「スターフルーツ」を買っている消費者同士の類似のほうが高いと考えるのが普通であろう。この商品の特性の違いを組み入れることができないために、嗜好の強弱を組み入れたフィルタリングができないのである。

—— シャノンのエントロピーを用いた 協調フィルタリングの提案

1. エントロピーを用いて嗜好を把握する

以上のような点をふまえ、本研究では、以下のような仮説に基づいて進める。大勢の人を選択されたものよりも、少ない人を選択されたもののほうが、その消費者の嗜好を反映する可能性が高い、というものである。

この前提に基づく、すべてのアイテムを同様に扱うのはおかしい。多くの人に好まれているマス商品の類似よりも、ニッチ商品の類似を高くするべきであろう。

その場合、考えられる手段とするとアイテムのデータにその情報を付加するということが考えられるが、区分をどのようにつけるのかという客観的な基準をつくるのも難しい。

そのため、本研究で提案する方法は、購入者の少ないアイテムの嗜好の類似性が購入者の特徴をより良く表すようにするために、多くの購入者が購入しているものの類似性の重みを下げ、購入している人が少ないものの重みをあげるモデルを作成する必要がある。

そのために、本研究では、シャノン (Shannon) のエントロピーを重み付けに利用した。シャノンのエントロピー (情報量) はもはや説明する必要もないほど有名な概念であるが、簡単に説明しておくと、エントロピーとは情報を発信するモノを観測したときに得られる情報量である。つまり、ある事象が起こったときの得られる情報量平均を確率で表現したものであり、事象 A が起こったときのエントロピーは次の式で求められる。

$$I(A) = -\log_2 P(A)^{2)}$$

あらかじめわかっていることが起こったときには、得られるエントロピー平均は 0 となる。つまり、事象が起こる確率が高ければ、

エントロピーが小さく、低ければエントロピーが大きくなるようにしたのである。エントロピーを用いることで、嗜好の重み付けを自動で行うことができるのである。先ほどの例でたとえるなら、あるストアで「りんご」がよく買われるなら、「りんご」購入のエントロピーは小さくなり、よく変わらない「スターフルーツ」のエントロピーは大きくなるのである。

以上のような理由から、今回提案するモデルは、データにあらかじめ、エントロピーによって重み付けをするのである。個々のアイテムのエントロピーを全てのエントロピーの総和で割ったものを利用した。

2. エントロピーを使ったマーケティングモデル

いままでマーケティングの方法論の中でも、いくつかエントロピーを使用したものが見受けられる。代表的なのは、ハーニタモデル(Herniter:1973)があげられるであろう。ハーニタ・モデルは市場におけるマーケットシェアの分析のためにシャノンのエントロピーを用いたものである。エントロピーを最大にする概念が、ブランドの選択、スイッチの比率、連続した購入の分析に利用されている。簡単にその考え方を述べると、たとえば2ブランドで考えてみると、ブランドA、ブランドBがあったとする。それぞれのブランドの固定層と二つのブランドをスイッチする非固定層が存在する。この非固定層でブランドAを選択する確率を α とすれば、ブランドBが選択される確率は $1 - \alpha$ である。しかし、その非固定層は α の値が一意に決めることができない。その確率はそれぞれである。その確

率分布もその非固定層の分布もわからない。これを市場構造のエントロピーを計算し、それぞれのシェアからエントロピーを最大にするモデルを導き出すものである。

他にも、Van Herpen and Pieters (2002)は、消費者は、属性を基準として商品を選択する際には、比較する商品間の機能の差や心理的な距離など属性を比較していくボトムアップ型のアプローチの際には、比較商品間のエントロピーを用いているとしている。またYong and Wasserman (2001)は、人は判断を正当化するときエントロピーを用いているとしている。

また、Pavlovら(2004)は、デジタルライブラリーを持つサーチエンジン上でのナビゲーションを行うために、ログファイルを利用している。リコメンデーションのアルゴリズムとして、ある検索語が入力された場合、次に続く検索語の確率をベースとし、その期待値、つまり、エントロピーを最大にするというモデルを提案している。この研究では、エントロピーを最大にするモデルは、消費者の嗜好を把握することができていることが検証されている。

—— エントロピーを用いた 協調フィルタリングの実験

1. 実験方法および実験データ

Resnickら(1994)のGrouplenzのオリジナル方式(以下、オリジナル方式)とシャノンのエントロピーを用いてデータに重みづけをした協調フィルタリング(以下、エントロピー方式)は結果がどのように異なるのかを

比較した。

データはweb上でのGrouplenzのリコメンデーションシステムを使って登録ユーザーに映画推薦を行うサイト「MovieLens」³⁾のデータを使用した。「MovieLens」は自分でみた映画の評価を登録することによって、新たな映画を推薦してくれる映画の推薦サイトである。今回使用したデータは943名の被験者が自分がみた映画について、1（酷い映画）から5（絶対みるべき映画）⁴⁾の評価をしている。映画の総本数は1682本であり、被験者は最低20本以上の映画の評価スコアを提供している。回答総数はちょうど100000である。最も多く回答された映画は583人からの回答があり、平均では60回答であった。

エントロピー方式では、それぞれのデータをエントロピーに変換してオリジナル方式の協調フィルタリングを行った。

オリジナル式とエントロピー方式の二つの方法の精度を比較するために、データに予め与えられているアイテムの評価スコアを未定値とした。つまり、その値がなかったものとして、それぞれの方法を用いて、そのアイテムの値を予測し、そのアイテムがその被験者に何番目に推薦されるのかを予測した。推薦される順位によって検証した理由は、それぞれの方式によって算出される予測スコアの範囲は、実際のレーティングの範囲とは異なるために、そのまま比較することができないためである。また、実データより導き出した順序とは、5の評価をつけた作品の中で、最も回答者が少なかった作品が、その被験者の嗜好を最も強くあらわすものであるというこの実験の仮定や、前述したPavlovら（2004）の

実験結果に従って、エントロピーが最も大きく、評価が高いものが上位に来るように順位づけしたものである。

この方法をすべてのデータに映画、被験者に対して行った。つまり、あるアイテムの評価データが欠如した状態にして、そのデータのスコアを予測したので、同様の作業が回繰り返した。

繰り返しとなるが、実験の手順を簡単にまとめて示す。

- ① 被験者Aがみた映画Xの評価をブラインドとする。
- ② その状況で、オリジナル式の協調フィルタリングで被験者Aの映画Xに対する予測スコアと、AへのXの推薦順位を求める。
- ③ すべての映画のエントロピーを求める。
- ④ 求められたエントロピーの値をもちいて、AへのXの推薦順位と予測スコアを協調フィルタリングを用いて求める。
- ⑤ すべてのスコア（10万スコア）に関して、同様に予測スコアを求める。
- ⑥ 求められた予測スコアから、AへのXの推薦順位を求める。
- ⑦ 各映画のエントロピーと被験者の映画に対する評価から、その被験者の映画の嗜好を表していると思われる順位づけを行う。
- ⑧ ⑦で得られた順序と、オリジナル式、エントロピー基準方式を比較。さらに、推薦された映画の実際の評価を比較する。

2. 実験結果

まず、実験の結果得られたオリジナル方式

とエントロピー方式の順序を、エントロピーで補正したその被験者の嗜好の特徴を現すと思われる順序との相関をみた。スピアマンの順位相関係数は、オリジナル方式との相関は0.745で、エントロピー方式との順序の相関は0.892であり、エントロピーを使った方式のほうが、若干、相関が高かった。

次に、推薦される内容を検証した。その作品に対する評価をブラインドとして、その作品の予測スコアを計算し、それによって導き出した推薦順位と、実際の評価を比較した。実際の評価は5段階で評価されており、1、「酷い映画」と2、「まあ酷い映画」の評価がついた作品を推薦してしまった場合は、その予測が外れていることとなる。推薦があっているかどうかを、各被験者に向けて推薦作品上位10作品（全体では述べ9430作品ずつ）がどのように評価されているのかを調べた。

その結果、オリジナル方式の協調フィルタリングでは、約16%も、1、2の作品を推薦してしまったのに対して、エントロピー基準方式では、10%であった。さらに、5の最高評価の映画の割合が、オリジナル方式では37%であるが、エントロピー方式では、47.5%と大きく差がついている（表-1）。

つまり、エントロピーを利用したほうが、

■表-1

推薦作品上位10作品の評価

映画の評価	1	2	3	4	5
オリジナル方式	5.2	10.5	19	29.5	37.3
エントロピー方式	3	6.6	13.6	29.3	47.5(%)

消費者の嗜好をより正確に言い当てることができるのである。

——さらなる協調フィルタリングに向けて

今回の実験で、データをそのまま利用するより、エントロピーに変換したデータを使う方法のほうが、より消費者の嗜好を把握することが明らかになった。これは、商品特性を考慮した協調フィルタリングのほうが精度が高くなることの一端を表している。今までの協調フィルタリングは、消費者の選択の類似性に焦点をあてるものが多かったが、消費者を商品の両方の情報を組み合わせて分析することが、精度の高い推薦システムを構築するために必要であることがわかった。

商品の特性を利用するという点に関しては、商品にあらかじめその商品の特性を表すデータ、メタデータを付加しておくという方法も考えられ、売れ筋商品間の共通性の把握などにおいて便利である。しかし、メタデータをつけることは以下の点において困難である。まず、どんなメタデータをつければいいのか、たとえば、映画の場合は、単純に考えれば、ジャンルのメタデータが考えられるが、ミステリー、ラブストーリーというような既存のカテゴリーが有用なのか、そうでないのならば、どのようなカテゴリーができるのか、ということを考えなくてはならない。ジャンルが映画の嗜好に有効なデータなのか、他にはどのようなメタデータが必要なのか、なども、解明していかななくてはならない。さらに、メタデータをつける手間をどこで誰が負担する

のかという問題もある。ウェブ上の書誌や文書の情報を、さらに有益に使えるように文書につけるメタデータの基準として「ダブリン・コア」(Dublin Core)の15の基本要素がある。メタ・データをつける際には、このダブリン・コアの統一要素のように、映画なら映画のすべてに適用可能な統一したメタデータを定め、業界に統一規格として採用するべきであるので、メタ・データに関しては、業界全体での取り組みが必要となってくるであろう。

また、協調フィルタリングの弱点として、Vezinaら(2004)が指摘しているように、協調フィルタリングは、なぜそれを推薦するのか、という消費者の嗜好には何も分析することなく、推薦するだけである。さらにすべて自動化されているというITの利点も、逆にマイナスとなることもあるだろう。この顧客は、「この顧客とのこの点において類似性が高いので、この作品を推薦する」という理由と流れが、その都度わかるようになれば、協調フィルタリングは、いまのようなP&Rのためだけのエンジンだけでなく、リサーチの道具としても有用となり、ワン・トゥ・ワン・マーケティングの道具として、有効となることが見込まれる。

また、協調フィルタリングに残されている大きな問題はその精度の評価である。今回は、あらかじめ評価がわかっているものを、わからないものとして、予測し、実際とあっているかという方法で評価をみたが、実際には出来ない方法である。推薦されたものを消費者はどう評価しているのか、推薦は、消費者の行動にどのように影響を及ぼしたのか、予測

したものは消費者の嗜好をあっっていたのか、についての評価の方法も、今後は考えていかななくてはならない大きな点であろう。さらに、POSデータなどに代表される「買った・買わない」という2値データによる予測でも、SD法をベースとしているいままでの方式の協調フィルタリングでいいのか、ということも研究しなければならない。

今後、さまざまな局面でリコメンデーションは重要となってくるであろう。協調フィルタリングをはじめとして、さまざまなリコメンデーションの手法の展開が急務である。

注

- 1) 協調フィルタリングには、このように相関によって係数を求める相関係数法が主流であるが、NakamuraとAbe(1998)のユーザの相関だけではなく、商品の相関も考慮した逐次的2項関係学習法の提案もある。
- 2) 情報理論におけるエントロピーの場合、一般に対数の底に2をとることが多いので、今回も底は2とした。
- 3) MovieLens <http://movielens.umn.edu/>
- 4) 評価は1, Awful 2, Fairly Bad 3, It's OK 4, Will Enjoy 5, Must Seeである。

引用文献

- 新井範子, 北川和裕(2002) インターネットにおけるリコメンデーションの有効性について, 吉田秀雄記念事業財団助成論文
- Gilmore, J. H, Pine, Joseph II (1997) The Four Faces of Mass Customization, Harvard Business Review, Jan-Feb;75 (1) :91-101. (訳 DIAMOND ハーバードビジネスレビュー編集部 「カスタマイゼーションの戦略的導入法」『ITマーケティング』2001年)
- Goldberg, D, Nichols, D, Oki M.B. Terry, D. (1992) : Using collaborative filtering to weave an information tapestry Communications of the ACM Volume 35, Issue 12 Special issue on information filtering, Pages: 61 - 70
- Herniter, J.J. D. (1973) An Entropy Model of Brand

- purchase behavior, Journal of Marketing Research Vol.X pp361-375
- Kamishima, T. (2003) Nantonac Collaborative Filtering: Recommendation based on order responses. In Proc. of The 9th Intl Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining, pp. 583-588.
- Breese, S. Heckerman, D. and Kadie C.. Emprical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering. In Uncertainty in Artificial Intelligence 14, pp. 43-52, 1998
- Nakamura and Abe (1998) Collaborative Filtering Using weighted majority prediction algorithms. In proc of 15th Int.Conf. on Machine leaninng (ICML98) pp 395-403
- Nunes, Paul F.; Kambil, Ajit (2001) "Personalization? No Thanks." Harvard Business Review, Apr2001, Vol. 79 Issue 4, p32.
- Pavlov,Manavglu,Giles,Pennock (2004) Collaborative Filtering with Maximum Entoropy, IEEE intelligent systems Nov/Dec 2004 Vol. 19 No. 6 pp40-48
- Young, M. E., E. A. Wasserman.(2001) Entropy and Variability discrimination, Jounal of Experimental Psychology :Learning, Memory,Conition27 (1) 278-293
- Resnick P., N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom, and J. Riedl. GroupLens (1994) An open architecture for collaborative filtering of Netnews. In Proc. of The Conf. on Computer Supported Cooperative Work, pp. 175-186.
- Resnick P., and Varian. H. R. (1997) Recommender systems. Communications of The ACM, Vol. 40, No. 3, pp. 56-58, 1997.
- Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J. and Riedl, J. (2000) 'Analysis of recommendation algorithms for ecommerce', EC '00, October 17_20, ACM, Minneapolis, Minnesota.
- Schafer, J. B. , Konstan J. A., and Riedl, J. (2001) Ecommerce recommendation applications. Data Mining and Knowledge Discovery, Vol. 5, pp. 115-153.
- 上原征彦 (1999) 協働型マーケティングの展開に向けて『マーケティング戦略論』有斐閣 p248
- Van Herpen, E, and Pieters, R (2002) "The Variety of An Assortment, An Extension to the Attribute-Based Approach", Marketing Science, 21 (3) , 331-341.

Vapnik, V. (1998) Statistical Learning Theory, John Wiley, New York, NY, p.732.

新井 範子 (あらい のりこ)

専修大学経営学部教授。

慶應義塾大学大学院社会学研究科後期博士課程単位取得。

2005年4月より現職。