

# サッカーユニフォーム注文 Web サイトにおける 感性用語の利用モデル

白田 由香利

学習院大学経済学部 〒171-8588 東京都豊島区目白 1-5-1

E-mail: [yukari.shirota@gakushuin.ac.jp](mailto:yukari.shirota@gakushuin.ac.jp)

**あらまし** 本研究では、データマイニングの手法を用いた、e ショッピングサイトにおける実現可能かつ有効な商品推薦機能について考察する。具体的には、サッカーユニフォームを注文するサイトにおける商品推薦システムの推薦モデルを提案する。本システムモデルの特長は消費者、特に若い消費者が自分の新しい感性用語でフィルタリング可能な点である。例えば、サッカーユニフォームに対して「いけてる」、「強そう」、「歴史がありそう」のような、その商品に特有な「良さ」を表現する正の評価指標となる感性用語を定義可能なことである。消費者はその感性用語を利用して商品を選択可能となる。商品の指標として新たな感性用語を定義するため、客観性のある複数の指標から、影響を与えている指標を判別し回帰式を得る。具体的事例として、サッカーユニフォーム・デザインに対して新しい感性用語「強そう」を指標としてどのように定義するかを示す。さらに結果として得た回帰式から予測を行ない、その予測の正当性を評価する。

**キーワード** e ショッピング, 感性用語, 推薦システム, データマイニング, 回帰分析, 要因選択基準

## Design Selection Modeling by Using Consumer's Kansei for Soccer Uniform Order Web Sites

Yukari SHIROTA

Faculty of Economics, Gakushuin University, 1-5-1 Mejiro, Toshima-ku, Tokyo, 171-8588 Japan

E-mail: [yukari.shirota@gakushuin.ac.jp](mailto:yukari.shirota@gakushuin.ac.jp)

**Abstract** In the paper, we discuss recommendation functions that are practical and effective for Web-based shopping by using data mining methods. By way of example, a design selection model for soccer uniform order Web sites is proposed. The feature of the model is that the consumers, especially, young consumers can select items using their favorite Kansei terms. In the model, Kansei terms such as “look like strong” and “stylish” that express a good image of items can be defined. Then the consumers can select items using the Kansei term. To define the Kansei term as a new index of the standard of selection, how to select primary factors among objective attributes is described. The new index is defined as a regression expression with the selected factors. The paper concretely shows how to define the index “look like strong” for soccer uniforms. In addition, we shall evaluate the precision of the forecast by the regression expression.

**Keyword** Web-based shopping, Kansei terms, recommender systems, data mining, regression analysis, factor selection method

### 1. 始めに

インターネットの普及に伴い, WEB を介しての e ショッピングシステムの数が急激に増加している。こ

うした e ショッピングシステムは品数が豊富であり消費者にとって利便性が高い。しかしデザインが重要となる品物の購入の際には, 購入する品物を選択決定する

作業が煩雑となってしまう、という課題がある。本研究では、洋服のようなデザインが重要となる商品の e ショッピングサイトにおいて、消費者の商品選択決定を支援するシステム機能について論じる。

WEB のようにデータ数が膨大な場合、消費者が希望するデータを多少不完全でもフィルタリングし推薦してくれる機能への要望が高い。こうした推薦機能においては、予め対象商品に対して複数の指標（属性）を定義しておき、他方、消費者（達）の過去の購入履歴情報、予め作成したプロフィール情報、あるいは、万人にほぼ共通なデザイン色彩感覚情報などを利用して情報検索あるいはデータマイニングなどの技術により消費者の嗜好に合う商品を絞り込むという手法が採られる。一般的なデータマイニングにおいては、予め用意された膨大なデータベースを対象とし、データ間の相関を発見していくが、上記のような e ショッピングサイトで有用なデータマイニングを考える場合、一般のデータマイニングとの違いに着目する必要がある。これに関しては次節で考察する。

本研究では、データマイニングの手法を用いた、e ショッピングサイトにおける実現可能かつ有効な商品推薦機能について考察する。具体的には、サッカーユニフォームを注文するサイトにおける商品推薦システムの推薦モデルを提案する。本システムモデルの特長は消費者が感性用語を利用して商品を選択可能なことである。商品の指標として新たな感性用語を定義するため、客観性のある複数の指標から、影響を与えている指標を判別し回帰式を得る。具体的事例として、サッカーユニフォーム・デザインに対して新しい感性用語「強そう」を指標としてどのように定義するかを示す。さらに結果として得た回帰式から予測を行ない、その予測の正当性を評価する。

次節では、e ショッピングの洋服選択における課題と考察を、第 3 節では関連研究について述べる。第 4 節では、サッカーユニフォーム注文サイトを対象とする推薦システムについて論じる。第 5 節では、具体的感性用語を新たに定義する手法と、その結果得られた定義式の評価を行なう。第 6 節はまとめとする。

## 2. 洋服選択の特長

本節では、e ショッピングにおいて洋服を選択する過程の特徴を考察し、一般的な情報検索及びデータマイニングとの差異を明確化し、洋服の選択に適した推薦機能を探る。

一般的な情報検索及びデータマイニングにおいては、予め用意された膨大なデータベースを対象とし、検索条件を満たす商品や、データ間の相関を発見していく [1][2]。本研究で対象とする洋服の e ショッピング

サイトのデータベースを考える場合、一般のデータマイニングと比較して以下のような差異がある。

- (a) 新商品の追加を大量かつ迅速に行なう必要があるため、データ入力コストの面から、新商品の評価情報をメタデータとしてデータベースに付加することが十分に行なえない。
- (b) 顧客の入替りがダイナミックであり、かつ、顧客は煩雑なプロフィール作成作業を嫌うため、顧客の情報採取が困難である。
- (c) デザインに関する嗜好は個人に依存する度合いが高いので、一般的なルールは発見が困難。
- (d) 食品などの他の商品に比較して、洋服の購入目的は購入毎の目的が変動する可能性が高い。購入の際の目的に依存した選択指標選択をしないと分析結果に信頼性を欠く。
- (e) デザインは流行があり、特に洋服に関する顧客の選択基準は大幅に変動するため、過去の購買履歴情報などをそのまま長期間利用したのでは、分析結果に信頼性を欠く。

以下では上記の特徴をもつ洋服の e ショッピングにおけるデータの特徴に対してどのような方針を採るかを考察していく。

まず(a)であるが、e ショッピングサイトでは、検索のためのメタデータの重要度よりも、新商品のデータ登録の、即時性及び入力の低コスト化の方が優先される。よってデータ登録の負荷は小さくするべきである。そのためには、スキーマ設計においては、データ入力を必須とする属性は客観性の高いものに限定することが必要である。

上記(b)に関しては、e ショッピングサイトの実用性を重視し、顧客の購入履歴、プロフィール情報などは無くとも稼動するようにすべきであろう。そのため、感性用語を用いた推薦機能の実現においても、共通感覚をベースとした方がよい。客観性の高い指標をベースにすることにより、システムのフィルタリング結果の精度向上を図る。これは上記(c)と矛盾するが、感性用語の利用も 2 階層として、1 層目で共通感覚、2 層目で個人に特化した感覚によるフィルタリングをすべきである、という主張である。

また上記(d)で述べたように、洋服購入の目的やコンテキストは毎回異なる。よってそのコンテキストの分析が重要であり、顧客の購入履歴をデータマイニングする場合、潜在的指標の有無を無視して、全データを同一目的の元であると仮定して分析することは、有効ではない。我々は e-Stylist という婦人服購入の際の推薦システムを研究しているが [3][4]、婦人服購入の際の潜在的指標は多く、その洋服決定に影響を与えた指標の特定は容易ではない。例えば、ブランドの宣伝の印

象や、有名人が着ていたからなど、洋服自体のもつ特徴以外の指標も関与する。また、黒服を購入した事例があるからといって、常時黒が好きでないと推論はできない。プライベートでは赤が好きでも冠婚葬祭用に黒服を購入した可能性もある。こうしたコンテキスト分析を必要とするデータマイニングは複雑であり、顧客の購買履歴情報も詳細に採取する必要がある。コンテキスト分析を不十分にしたままで、データマイニングを行なっても信頼性のある結果は得られないからである。この課題については次節でも考察する。

上記(e)に対しては、洋服デザインの普遍性といった潜在的指標を別途定義する必要がある。普遍性の高い分類の服であればデータの寿命も長いが、普遍性の無い、流行に左右される服であれば、データの寿命も短いので、データの入れ替えが必要となる。

上記の考察の結果、我々は、将来的には詳細な購買履歴分析を行なう予定であるが、始めとしては履歴情報無しでも有効に分析が行なえる買い物状況をするべきであると考え、サッカーユニフォームを対象商品として選択した。サッカーユニフォームのデザイン選択過程は、購入目的がサッカーをするために着ると一義的であり、購入のコンテキストもシンプルである。男性消費者が着るので、女性特有の買い物過程の複雑さも無い。さらにデザインの自由度も一般の洋服に比較して高くなく、かつデザインは流行に左右されにくいという特徴をもつ。

本研究では、サッカーユニフォームのデザイン選択過程を対象とし、サッカーユニフォームのデザイン選択のため、感性用語を利用したシステムモデルを提案する。本システムモデルの特長は、消費者、特に若い消費者が自分の新しい感性用語でフィルタリング可能な点である。例えば、サッカーユニフォームに対して「いけてる」、「強そう」、「歴史がありそう」のような、その商品に特有な「良さ」を表現する正の評価指標となる感性用語を定義が可能なことである。しかし、消費者個人々々による感性モデル作成作業は不要としたい。そのため個々の消費者に感性モデル作成を行なわせることなく、商品情報提供者側で共通感覚の感性モデル作成を行なう。

### 3. 関連研究

前節の最後で述べたような、感性用語を利用した推薦機能に関連する研究について述べる。インターネット上でのeコマースに関するデータマイニング自体はまだ始まってから時間がたっており[5]、感性用語を用いた研究は少ない。eコマースに対する一般的データマイニングの利点及び今後の課題についてはKohaviが論じている[6]。

感性モデルを用いたシステムである矢野達によるレコメンデーションシステムにおいては、消費者ごとのイメージ語ネットを予め作成するために、消費者に商品を見せて、それに対してシステムが質問をする形で主観的イメージ、及び客観的イメージを消費者に回答してもらおう形を採る[7]。その結果例えば「スマートなのは、クールかつソフトだから」というルールを得る。この例では、クール、ソフトという2つの客観的イメージと、スマートという主観的イメージの対応関係ルールを得ている。このシステムでは、新商品が登録されると、店側がその商品に付加した客観的イメージ語(例:「クール、ソフト、丸い」)をエージェントに渡す。エージェントは、消費者の個々の感性モデルから、「クール、ソフト」を共通してもつネットワークを探し、あれば、この商品に対してこの消費者は興味をもつと推測する。

矢野達のシステム[7]では、消費者が自分で主観的イメージを定義する必要があるが、実際のeショッピングサイトにおいて、主観的イメージをこのような対話形式で定義する作業を消費者が行なってくれる否か、筆者は大いに疑問がある。少なくともルールを定義していると感じさせないインタフェースが必要と考える。また矢野達のシステムにおいては、客観的イメージを用いて、さらに主観性の高いイメージを定義するという手法を採っているが、ベースとなる客観的イメージを選択する段階において、既に主観的評価が含まれてしまうと考える。

また、クール、ソフトの2つの指標は、デザインのイメージを表現する代表的かつ重要な指標であるが、この2つの指標によるイメージ語の分類研究としては小林による研究蓄積があり、カラーマーケティング戦略の分野で広く利用されている[8][9][10][11]。この研究成果の方がルール定義に不慣れな利用者による定義よりも信頼性も高いと考える。

矢野達のアプローチと比較して、我々のアプローチには以下のような特長がある。

- ・ 感性用語の定義に使うベース指標として感性用語は利用せず、客観的な物理的デザイン特徴のみとする。それにより結果の信頼性向上を図る。
- ・ 消費者によるプロファイル作成作業は不要とする。
- ・ 消費者が買い物過程を楽しめるような、流行感覚を取り入れたセンスのよい、かつその商品に適した感性用語をシステム側で定義し、消費者が商品検索に利用可能とする。これにより、他のWEBサイトとの差別化を図る。

次に一般的な推薦システムについて簡単に述べる。推薦システムの実現方法は大きく協調フィルタリングによるものと、コンテキストベースによるものの、2

種類ある[12][13]．最初に提案された推薦システムの Tapestry[14]の他，GroupLens[15]，PHOAKS[16]などが協調フィルタリングを用いている[17][18]．協調フィルタリングにより，多数の利用者間の相関係数を重みとし，新たな商品に対する予測評価などが行なえる．もうひとつはコンテキストベースな手法による推薦機能の実現である[19][20][21]．コンテキストベースなアプローチでは，例えば高い評価点のついた商品の説明文中の，キーワードの TF-IDF[22]を基にユーザプロファイルを作る．また，これらの2つの手法を組み合わせたアプローチもある[23][24]．

しかしながら，我々が対象とする洋服デザインの推薦システムにおいては，既存推薦システムのような単に商品を選択して推薦する機能だけでは不十分である．商品購入がどのような目的であるかによって，そのコンテキストに適した洋服を選択する必要がある．そのためどのようなアプローチをすべきは今後の課題とするが，Adomavicius 達の提案している多次元的アプローチ[25]は有効であると考える．女性の e ショッピングに関する考察としては Slyke 達による研究がある[26]．婦人服の e ショッピングサイトにおける女性購入者のトランザクション調査として有益である．

#### 4. サッカーユニフォームの推薦システム

本節では，サッカーユニフォーム・デザイン推薦システムの概要を説明する．図1にシステム概要を示した．

まずシステム提供者側は予め商品データベースを構築する．その際，商品の属性としては感性指標に関するデータを入力する必要はない．必須入力データは商品の物理的特徴を表す属性のみでよい．

新しい感性指標を定義する必要が生じた場合，図1左側に示す新感性指標の定義の作業をシステム提供者側で行なう．まず，商品データベースから代表的なデータをサンプリングする．そのサンプル商品データに対して新感性指標値を手で評価し入力する．次にそのデータを用いてデザイン最適モデルを作成し，その最適モデルを基に重回帰分析を行い，結果として回帰式を得る．この回帰式が感性指標の定義式となる．この定義プロセスについては次節で詳細に説明する

既にデータベースに登録した商品データにはまだ新感性指標値は入力されていないので，既存商品に対して求めた回帰式を使って新感性指標値を計算し，登録する．その後，新たな商品データ登録の際，物理的属性のみを手で入力．定義済みの感性指標に関しては回帰式を用いて自動的に計算し，付加する．

次に消費者側の説明を行なう．消費者が WEB で買い物を行なう際，システム側は既に定義されている感

性指標の提示を行なう．消費者はその中から希望の感性指標を選択する．システムは指定された感性指標の値の高いものを選択し，買い物候補として消費者に提示する．

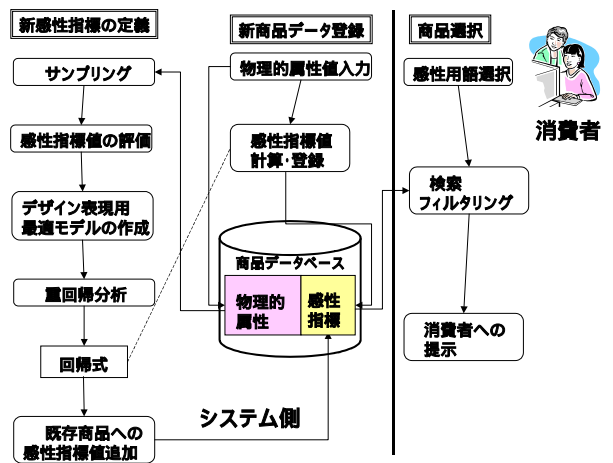


図 1: サッカーユニフォーム・デザイン推薦システム概要

#### 5. 感性用語指標の定義手法と評価

本節では，サッカーユニフォーム・デザインに対して，新しい感性用語指標を定義する過程を説明する．具体的例として「強そう」を定義する手法を示す．その定義後，結果として得られた回帰式の予測精度を評価する．

##### 5.1. デザイン表現の最適モデル

サッカーユニフォームのデザインを表現する物理的指標として，以下の4つを選択した．これらはデータベースに属性として格納してある．

- ・ 色 1: 第 1 番目の色．
- ・ 色 2: 第 2 番目の色．
- ・ 柄: ユニフォームの柄
- ・ 色数プラスアルファ: 使っている色数及び，袖襟に他の色が使っているか否か．

上記の属性の取り得る属性値を表1に示す．

表 1: サッカーユニフォームデザインモデルのため選択した要因(属性)

色 1	色 2	柄	色数 +
白	白	無	単色
青	青	横縞太	2色
赤	赤	縦縞太	袖襟
黄	黄	横縞細	
緑	緑	縦縞細	
黒	黒		

サッカーユニフォームのサンプルとして集めた 39 データに対して、上記の属性値を入力する。これが新しい指標「強そう」を定義するための物理的特徴値である。次に、上記 39 データに対して「強そう」の点数づけする。評価はサービス提供者側の作業者が行なう。本評価では、評価者は一人である。これについては本節最後で考察する。

表 1 に示す複数の属性値を説明変数として、重回帰分析を行なう。重回帰式においては、指標「強そう」に本当に影響を与えている説明変数のみを採用する必要がある。最適な重回帰モデルを求めることは重回帰分析において重要なポイントである。重相関係数 R は重回帰式の良さを表す指標であり、一般に R 値が大きいほどよい回帰モデルと言えるが、説明変数を増やし過ぎては最適なモデルといえなくなる。

最適な回帰モデル判別のためには、説明変数選択の際の選択基準として、重相関係数 R をデータ数と説明変数の個数で調整した基準が各種ある[27][28]。我々は、今回、上田が提案する以下の要因選択基準式を利用した[29][30]。

$$\text{要因選択基準} = 1 - (1 - R^2) \times \frac{(\text{データ数} + k + 1)}{(\text{データ数} - k - 1)}$$

上式において、k はカテゴリ総数、R は回帰分析における重相関係数を表す。すべての説明変数の組合せに対して要因選択基準を計算し、要因選択基準値が最大となる組合せを最適モデルとして採用する。

表 2 において 印は組合せを示している。全組合せ数は 15 通りとなるが、そのうち色 1 が指定されていないで色 2 のみが指定されている場合は、意味がないので、その組合せは省略してある。

表 2 に各説明変数の組合せに対する要因選択基準値の値を示した。R の値だけを見ると、4 つの因子のすべてを含む組合せが最大であるが、要因選択基準値を見ると、(色 1, 色 2, 柄) の 3 属性の組合せが最大値 0.04992 となっていた。よって最適モデルとして、(色 1, 色 2, 柄) の 3 属性の組合せを採用した。

### 5.2. 最適な回帰モデル

このモデルに対して回帰式を計算した結果が以下である。

$$\text{指標強そう} = 5.32 + \begin{matrix} 0(\text{白}) \\ 2.48(\text{青}) \\ 1.93(\text{赤}) \\ 1.06(\text{黄}) \\ 1.34(\text{緑}) \\ 3.41(\text{黒}) \end{matrix} + \begin{matrix} 0(\text{白}) \\ -0.13(\text{青}) \\ -0.60(\text{赤}) \\ 0.61(\text{黄}) \\ 1.69(\text{緑}) \\ 2.05(\text{黒}) \end{matrix} + \begin{matrix} 0(\text{無}) \\ -0.42(\text{横縞太}) \\ 1.32(\text{縦縞太}) \\ 2.81(\text{縦縞細}) \end{matrix}$$

分析において説明変数が多すぎて回帰分析が行えなかったため、かつ、柄が横縞細いであるようなユニフォームデザインは、少なくとも集めたサンプル中には無かったため「柄が横縞細い」という値を外しても問題なしと判断して、変数値から外した。レベル強そうの値域は 0~10 とした。

表 2: 選択した要因と要因選択基準値

色 1	色 2	柄	色数+	k	R*R	要因選択基準値
				15	0.556906	-0.0596
			-	13	0.551521	0.04922
		-		12	0.522814	0.04563
		-	-	10	0.458344	0.03276
	-			10	0.361683	-0.1399
	-		-	8	0.342884	-0.0514
	-	-		7	0.342219	0.00272
	-	-	-	5	0.266932	0.00036

### 5.3. 予測と評価

上記結果の回帰式を用いて指標「強そう」の予測を行なう。例えば、青と白色の配色で、太い縦縞柄のユニフォームの予測値は、 $5.32 + 2.48 + 0 + 1.32 = 9.12$  となり、かなり強そうに見えると予測される。

次にこの回帰式の評価を行なう。レベル強そうの採取データ値と予測値の絶対誤差を全データについて計算する。絶対値の平均は 16.6%であった。感性を用いた印象度の予測は難しいので、この値は満足できる予測精度と言える。

### 5.4. 考察

回帰分析を行なう場合、外れ値の発見など、分析結果の正当性を目視でチェックすることも重要である。そのため散布図にアイコンをレイアウト表示するツールを利用した。本ツールは、商品データベースのデータを用いて、数値属性をもつ任意の 2 つの属性を指標軸として 2 次元散布図を描画する機能をもつ。データベース属性としてアイコンの画像ファイル名を格納しておくことにより、散布図の該当位置にアイコン画像を配置する。また、商品データベースに詳細説明カタログの URL を登録しておき、アイコン画像を散布図上でクリックすることにより、商品の詳細説明カタログ情報が表示されるようになっている。この散布図ツールにより、デザインを重要要素とする商品の回帰分析の結果のチェックが容易になった。

次に、「強そう」の定義で用いたデータ採取の方法について考察する。第1の課題として、表1に示したデザインモデルは適切であったか否かがある。サッカーユニフォーム柄の別の類別方法としては、襟、袖口、サイドなどに挿入されたラインの入り方による違いなどによる詳細な分類方式が考えられる。デザインの分類方式は、今後デザインの専門家の意見を聞き、効果的な分類方法を選択すべきであろう。第2の課題としては、「強そう」の点数評価者が一人であるということである。これは評価者の数を増加し、評価者間の差異について分析を行なうべきである。上記2点は今後の課題としたい。

## 6. まとめ

本稿では、サッカーユニフォームを注文するWEBサイトにおいて、デザインの選択の際、消費者が感性用語を利用できる推薦システムモデルを提案した。そして、具体例として感性用語「強そう(に見える)」に関する指標を定義する手法を論じた。

感性用語に関する新しい指標を定義する作業は、(1)デザインの物理的特徴から最適なモデルを選択、(2)最適モデルに対して重回帰分析を行い、回帰式を計算するという2ステップから構成される。最適モデルの選択に際しては、我々は上田の提案した要因選択基準の手法を採用した。感性用語を用いたWEBベースのショッピングにおける推薦システムを実現するため、我々は新しい感性用語指標を定義するというアプローチを採ったが、我々のアプローチには以下のような特長がある。

- ・ 感性用語の定義に使うベース指標として感性用語は利用せず、客観的な物理的デザイン特徴のみとした。これにより新たに定義される指標の信頼性向上が図れる。
- ・ 消費者に煩雑なプロファイル作成作業はさせない。サービス提供者側で作成した商品評価情報のみで稼動するようにした。
- ・ 消費者が買い物過程を楽しめるような、流行感覚を取り入れたセンスのよい、かつその商品に適した感性用語をシステム側で予め定義しておき、消費者が商品検索にその感性用語を利用可能とする。これにより、そのWEBサイトの魅力を増加させ他のWEBサイトとの差別化を図る。
- ・ 新たな商品をデータベースに追加する場合、その商品の物理的特徴値のみを入力するだけで済む。感性用語に基づく指標値は、物理的特徴値から予測可能となる。

今後は、他の商品群に対してもこの手法が有効であるかテストしていきたい。また、婦人服のデザインに選択にこの手法が適応可能か否かも検討していきたい。

## 文 献

- [1] A. M. Hughes, Strategic Database Marketing (Second Edition), McGraw-Hill, New York, 2000.
- [2] 福田剛志, 森本康彦, 徳山豪, データサイエンス・シリーズ3: データマイニング, 共立出版, 東京, 2001.
- [3] 白田由香利, e ショッピングにおけるファッション・ナビゲーター e-Stylist システム, 第16回日本生産管理学会全国大会講演論集, pp.19-22, 札幌, 2002年8月24~25日.
- [4] 白田由香利, インターネット通販におけるカタログ再構成手法 —洋服購入における評価指標—, 夏のデータベースワークショップ 2001, 函館, 2001-DBS-125-25, pp.185-192, 2001年7月17日~19日.
- [5] Ron Kohavi and Foster J. Provost, Applications of Data Mining to Electronic Commerce, Data Mining and Knowledge Discovery, Kluwer Academic, pp. 5-10, Vol. 5, No. 1/2 (Special Issue), Jan. 2001.
- [6] Ron Kohavi, Mining e-commerce data: the good, the bad, and the ugly, Proc. of KDD 2001(International Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining), pp. 8-13, San Francisco, CA., August 26-29, 2001.
- [7] 矢野絵美, 北野有亮, 末吉恵美, 篠原勲, ピンヤボン シニーマット, 加藤俊一, 消費者の感性モデルを利用したレコメンデーションシステムの構築, Proc. of DBWeb2002, 情報処理学会シンポジウムシリーズ Vol.2002, No.19, pp.283-289, 東京, 2002年12月3-4日.
- [8] 小林重順, カラーマーケティング戦略, 小林重順(編), (社)日本能率協会, 東京, 1988.
- [9] 小林重順, カラーリスト 色彩心理ハンドブック, 講談社, 東京, 1997.
- [10] 小林重順, 配色イメージワーク, 講談社, 東京, 1995.
- [11] 道江義頼, 室田理子, インテリアとカラーコーディネート, 山海堂, 東京, 1992.
- [12] Paul Resnick, Hal R. Varian, Recommender Systems - Introduction to the Special Section, CACM, Vol. 40, No. 3, pp. 56-58, March 1997.
- [13] Gediminas Adomavicius and Alexander Tuzhilin, Using Data Mining Methods to Build Customer Profiles, Computer, Vol.34, No.2, pp.74-82, Feb. 2001.
- [14] David Goldberg, David Nichols, Brian M. Oki, and Douglas B. Terry, Using Collaborative Filtering to Weave an Information Tapestry, CACM, Vol. 35, No. 12, pp.61-70, Dec. 1992.
- [15] Joseph A. Konstan, Bradley N. Miller, David Maltz, Jonathan L. Herlocker, Lee R. Gordon, and John Riedl, GroupLens: Applying Collaborative Filtering to Usenet News, CACM, Vol. 40, No. 3, pp. 77-87, March 1997.
- [16] Loren G. Terveen, William C. Hill, Brian Amento, David McDonald, and Josh Creter, Phoaks: A System for Sharing Recommendations, CACM, Vol. 40, No. 3, pp. 59-62, March 1997.
- [17] William C. Hill, Larry Stead, Mark Rosenstein, and

George W. Furnas, Recommending and Evaluating Choices in a Virtual Community of Use, Proc. of CHI-95, pp. 194-201, Denver, CO., 1995.

- [18] Upendra Shardanand, Pattie Maes, Social Information Filtering: Algorithms for Automating "Word of Mouth", Proc. of CHI-95, pp. 210-217, Denver, CO., 1995.
- [19] Ken Lang, NewsWeeder: learning to filter netnews, Proceedings of the 12th International Conference on Machine Learning, Morgan Kaufmann publishers Inc., San Mateo, CA, USA, pp. 331-339, 1995.
- [20] Michael J. Pazzani, Jack Muramatsu and Daniel Billsus, Syskill & Webert: Identifying Interesting Web Sites, Proceedings of the Thirteenth National Conference on Artificial Intelligence, pp. 54-61, Portland, 1996.
- [21] Raymond J. Mooney and Loriene Roy, Content-based book recommending using learning for text categorization, Proceedings 5th ACM Conference on Digital Libraries, ACM Press, New York, pp. 195-204, San Antonio, US, 2000.
- [22] 徳永健伸, 情報検索と言語処理, 東京大学出版会, 東京, 1999.
- [23] Marko Balabanovic, Yoav Shoham, Fab: Content-Based, Collaborative Recommendation, CACM, Vol. 40, No. 3, pp. 66-72, March 1997.
- [24] Michael J. Pazzani, A Framework for Collaborative, Content-Based and Demographic Filtering, Artificial Intelligence Review, Vol. 13, No. 5-6, pp. 393-408, Dec. 1999.
- [25] Gediminas Adomavicius, Alexander Tuzhilin, Multidimensional Recommender Systems: A Data Warehousing Approach, Proc. of Electronic Commerce, Second International Workshop, WELCOM 2001, LNCS 2232, Springer, pp.180-192, Heidelberg, Germany, November 16-17, 2001.
- [26] Craig Van Slyke, Christie L. Comunale, France Belanger, Gender differences in perceptions of web-based shopping, CACM, Vol. 45, No. 8, pp. 82-86, July 2002.
- [27] 佐和隆光, 計量経済学の基礎, 東洋経済新報社, 東京, 1970.
- [28] 奥野忠一, 芳賀敏郎, 矢島敬二, 奥野千恵子, 橋本茂司, 古河陽子, 多変量解析法, 東京, 日科技連出版社, 1971.
- [29] 上田太一郎, 相関があるかを見つける簡便法, オペレーションズ・リサーチ, pp.493-446, 1997年7月号.
- [30] 上田太一郎, データマイニング事例集, 東京, 共立出版, 1998.